

JAMIT Annual Meeting 2017 第36回日本医用画像工学会大会

会期:2017年7月27日(木)~7月29日(土)
会場:じゅうろくプラザ
大会長:藤田広志(岐阜大学)



È	催	日本医用画像工学会	
		(The Japanese Society of Medical I	maging Technology)
共	催	岐阜大学工業倶楽部	
		岐阜大学知能科学研究センター	
後	援	一般社団法人 日本画像医療システム	工業会
		(JIRA: Japan Medical Imaging and F	adiological Systems Industries Association
		一般社団法人 保健医療福祉情報シン	マテム工業会
		(JAHIS: Japanese Association of Hea	Ithcare Information Systems Industry)
		一般社団法人 雷子情報技術産業協会	중
		(JEITA: Japan Electronics and Informatio	n Technology Industries Association)
協	替	医用画像情報学会	医用画像認知研究会
		応用物理学会	可視化情報学会
		画像雷子学会	看護理工学会
		三次元画像コンファレンス実行委員会	文部科学省科研費補助全·新学術領域研究
			「多一計算解剖学」
		雷子情報通信学会	日本医学物理学会
		日本医学放射線学会	日本医疗惯理学会
		日本核医学会	日本國際情報子公
		日本限医学会	
		日本西家区于五日本磁気土喧医学会	日本写直学会
		日本區又只隔四十五	日本与吴宁云
			口本西自放区于云口本故针组织为今
			ロキルスオリッポス12191チェークション (エー・シェーク)
			(五十百順)

学会長ご挨拶

第36回日本医用画像工学会大会は岐阜大学教授藤田広志大会長の運営のもとで、2017年7月27日(木)から29日(土)の3日間、 岐阜市じゅうろくプラザにて開催されることになりました。一年以上前から準備をされてきた大会関係者や事務局の皆様、そして企業 の業務委員会の皆様のご尽力に厚く御礼申し上げます。

昨年度の医用画像工学会大会でも、チュートリアル講演に取り上げられましたディープラーニング(深層学習)は人工知能(Artificial Intelligence: AI)の技術に基づいたものですが、この AI 技術は基や将棋の世界で一躍有名となり、さまざまな分野での応用が試みられています。医用画像の認識において画像データをそのまま入力し、パターン分類まで直結することができるディープラーニング技術は今後の発展が非常に期待できますが、今大会ではチュートリアル講演の他にもセッションを設けており、ディープラーニングが学会員の中でも本格的に研究されつつあることが推察されます。また、現在、膨大な数の様々な医療情報・画像がインターネット上に蓄積されてビッグデータを形成していますが、これらの情報をどのように医療に役立てることができるかというのも、我々が取り組まなければならない問題です。この際、画像の質や情報の正確さ、またプライバシーの問題もあり、しっかりとした枠組みの中で自由にビッグデータを用いた研究ができる環境作りも今後不可欠となるでしょう。さらに、本大会ではハンズオンのセッションを初めて設け、学会の場で実際に体験して理解を深めるような斬新な企画も予定されています。

今大会の中では上記のさまざまな企画が用意されているので、会員の皆様には実りの大きい大会となると思っております.この大会 における皆様の活発な意見交換により、医用画像工学の研究が大きく進展することを期待しています.

> 日本医用画像工学会 会長 **尾川 浩一**(法政大学)

大会長ご挨拶

この度, JAMIT2017(第36回大会)大会の大会長の重責を仰せつかり、大会初の岐阜の地での開催の運びとなりました。

皆様も感じられておりますように,いま第3次人工知能(AI) ブームの大波が,ついに医用画像領域にも次第に到来しつつあります. ディープラーニング(深層学習)技術を筆頭に,昨年の大会でもその波は強く感じられましたが,いま,ますます大波となって怒濤の 如く押し寄せて来ようとしています.そこで,今大会では,「AIをより深く極める」ことをメインテーマにして,種々の企画を鋭意進 めて参りました.

特別講演1として、日本 IBM Watson ヘルスケア事業開発部の溝上敏文氏に、また、特別講演2として、米国 Google Research の Dr. Martin Stumpe 氏をお招きいたしました。両氏には、いま AI をリードする両社の AI 開発、とりわけ医用画像への取り組みの最先 端について、ご講演いただきます。

初日の教育委員会企画の恒例のチュートリアルでは、AIの基礎から応用まで学べる構成となっています.ここでは、AI、機械学習、 ディープラーニング(深層学習)の基礎と実践、医療への応用について3名の講師による解説講演があり、さらには先端企業講演と題 して IoT 時代の医療機器について、最新の知識が習得いただけると思います.また、教育委員会の初の試みとして、ハンズオンセミナー を企画しました.ここでは、ディープラーニング技術を持ち込みのノート PC により習得できるように少人数制で、会期中に5回の講 座を開催いたします.なお、本セミナー企画には、公益財団法人コニカミノルタ科学技術振興財団様より、若手の育成を目指すことの 趣旨に対して、ご支援をいただいております.

今年は一般社団法人日本画像医療システム工業会(JIRA)の創立 50 周年という記念すべき年でもありますので,JIRA・JAMIT大 会共同企画シンポジウムを,特別企画1として開催します.「AIの画像診断への応用:産官学の視点から」と題して,著名な3名の講 師による講演と討論が行われます.医療行政の動向,産業界の取組,国内外の動向などについて情報提供をしていただくとともに,AI の研究開発から実用化への道筋を強化するための活発な意見交換,討論が期待されます.また,Googleの特別講演とも連携し,特別企 画2として,病理・細胞画像解析のセッションがあります.

オーガナイズドセッションとして、3つをご提案いただきました.これらは、放射線治療分野、画像データベース分野、多元計算解 割学分野(若手セッション)になります.それぞれの分野の最先端の情報交換や議論が、活発に行われると確信しています.

3日目の7月29日(土)は、同じ会場で医用画像認知研究会との併催になります.また、同日のランチョンセミナーと特別講演2 は共同開催となりますので、より活気の増すセッションになるものと期待しています.

7月29日(土)には、「全国選抜長良川中日花火大会」が開催されます(3万発,30万人が鑑賞).お時間が許せば、大会終了後に、 是非、この花火大会をお楽しみください.

末筆ながら、本学会長の尾川浩一先生、大会運営に終始ご尽力いただきましたプログラム委員長の原 武史先生(岐阜大学)はじめ プログラム委員の諸先生方、各種のご協力・ご支援を賜りました業務委員の皆様、常任幹事の皆様、ランチョンセミナーや広告など大 会運営支援でご協力・ご協賛いただきました各種企業・団体の皆様、学会事務局のメイプロジェクトの皆様に、こころから感謝申し上 げます.

岐阜は猛暑で蒸し暑い時期となります(クールビズでご参集ください)!

第36回日本医用画像工学会大会 大会長 藤田 広志(岐阜大学) 交通案内





じゆうろくプラザ (岐阜市橋本町1丁目10番地11)

【交通のご案内】

- JR 岐阜駅隣接 徒歩約2分
- ■名鉄岐阜駅より 徒歩約7分
- 岐阜各務原 I.C より 車約 15分
- 岐阜羽島 I.C より 車約 20 分
- JR 名古屋駅から岐阜駅まで
- 中部国際空港から名鉄岐阜駅まで (新幹線は名古屋駅のご利用をお勧めします)

約20分 (JR 東海・快速) 約60分 (名鉄・特急) 会場案内図



5F



参加者へのご案内

1. 会 期:2017年7月27日(木)~7月29日(土)

2. 会場:じゅうろくプラザ(岐阜市・JR岐阜駅直結) 〒 500-8856 岐阜市橋本町1丁目10番地11 TEL:058-262-0150(代)

1500-8850 或半時病來過111日10留速11 11EL.038-202-0150 (代, http://plaza-gifu.jp/

 講演会場:2階ホール(第1会場),5階大会議室(第2会場),5階小会議室1(第3会場), 5階和会議室(ハンズオンセミナー,委員会) ご参加いただくには参加証の提示が必要です. 会場ではインターネットへ接続できます.パスワードは受付にて配布いたします. 充電は5階にて可能です.
 休 憩 室:5階小会議室2
 喫 煙 室:2階ホール入口横,喫煙室以外での喫煙はご遠慮ください.

3. 参加登録

- 1) 登録:当日 会場受付 (2 階) 7月27日(木)12:30~18:00 7月28日(金)8:00~17:00 7月29日(土)8:00~15:00
- 2)参加費 正会員(賛助会員含む):13,000円 学生会員:5,000円 非会員(一般):20,000円 (会場での受付のみ/事前登録はありません)

4. 総 会

日時:7月28日(金)13:10~13:55 会場:第1会場(2階)

5. 予稿集について

印刷物としての「予稿集」は作成しません.ダウンロード(PDF)形式で当日,参加者に配布します. 会場で予稿集をご覧になるにはノート PC などを各自ご持参下さい.

6. 発表者へのご案内

- 1) 一般演題の発表時間は、1 演題:口演8分、討論4分(計12分)です。
- 2) 発表使用機材は PC に限ります. (ノート PC は各自で持参して下さい.)
- 3) ノート PC の動作不良に備え, バックアップデータを USB メモリでもご持参下さい.
- 4)ご持参のノート PC の RGB 出力端子が「D-SUB15pin」であることをご確認下さい.
 「D-SUB15pin」の端子がない場合は、変換器を必ずご持参下さい.また、専用 AC アダプターも必ずご持参下さい.
- 5) 会場2階受付横に試写用のプロジェクターを用意します.

7. 座長へのご案内

担当セッションが始まる10分前までに、次座長席にお着き下さい.

8. 発表者資格

一般演題の筆頭発表者は、日本医用画像工学会の会員に限ります。非会員の方は必ず大会前に入会手続きを完 了して下さい。

9. 入会手続き及びお問い合わせ

日本医用画像工学会事務局(http://www.jamit.jp/) 〒103-0025 東京都中央区日本橋茅場町1-6-17 5階 (株) メイプロジェクト内 TEL:03-6264-9071 FAX:03-6264-8344 E-mail:jamit @ may-pro.net

10. 利益相反(COI) について

筆頭発表者が,日本医用画像工学会における「利益相反の取扱いに関する規程」において,開示の対象となる場合, この規定に基づいて,発表者の申告した利益相反の状態が予稿集に開示されます.また,発表の際には,発表者 本人が開示します.

11. 各種役員会

1)	広報委員会	7月27日	(k) 18:00 ~ 18:30	会場:第3会場(5階)
2)	幹事会	7月28日	$(\textcircled{a}) 10:40 \sim 11:40$	会場:第3会場(5階)
3)	編集委員会	7月29日	(\pm) 14:40 ~ 15:40	会場:5階和会議室

12. 特別講演

特別講演1:7月28日(金)14:00~15:00
会場:第1会場(2階)
IBM Watson Health - Cognitive Computing と医療の世界
溝上 敏文(日本 IBM Watson ヘルスケア事業開発部)
座 長:尾川 浩一(法政大学/日本医用画像工学会 学会長)
特別講演2:7月29日(土)13:10~14:10
会場:第1会場(2階)
Deep Learning for Medical Imaging
Martin Stumpe (Google Research)
座 長:藤田 広志(岐阜大学/JAMIT2017大会長)
(第19回 医用画像認知研究会と合同開催)

13. 第7回 JAMIT チュートリアル講演会 ~深層学習の基礎,応用,実装,期待~

(コニカミノルタ科学技術振興財団 JAMIT ハンズオンセミナー 連携企画) 第36回日本医用画像工学会大会のプログラムの一環として「第7回日本医用画像工学会(JAMIT)

チュートリアル講演会」を第1日目の午後に開催いたします.

チュートリアルでは、医用画像工学に携わる若手研究者や最新の動向を得たい第一線の研究者を対象として、 現在の研究に役立つテーマを専門の研究者が講演します。

日 時:7月27日(木)13:10~15:30

会 場: 第1会場 (2階)

講演1:人工知能,機械学習と深層学習の基礎と応用 田村 哲嗣(岐阜大学)

講演2:深層学習のためのGPUシステム構築と研究・開発における運用 山崎 和博(NVIDIA)

講演3:人工知能システムの医学応用とその期待 木戸 尚治(山口大学)

座 長:小尾 高史(東京工業大学)/花岡 昇平(東京大学)

14. コニカミノルタ科学技術振興財団 JAMIT ハンズオンセミナー ~深層学習体験~

教育委員会初めての企画として,技術的な内容を若手研究者や学生の皆様に提供し,今後の研究活動のきっか けとなる内容を予定します.参加者の皆様は,ご自身のコンピュータを持参いただき,具体的な操作を通じて学 んでいただきます.そして,チュートリアル講演とも連携して,人工知能の基本,深層学習の実装,医学応用に 関しても,一度に学んでいただく計画としました.

7月27日木曜日のチュートリアル講演の受講後は、90分のハンズオンセミナーに参加していただきます. セミナーは、学会期間中5回開催されます。5回の中でご都合のよい時間に1回受講してください。ここでは、 深層学習の基礎的な利用方法の習得を目的として、胸部単純X線画像の方向を認識する課題に取り組んでいただ きます。GPUなしでも操作できる程度の画像と学習枚数を使い、スクリプトの書き方、評価方法などを学んでい ただきます(なお、実験対象の画像や課題は、変更の可能性があります).

詳細は、7月1日から公開の「コニカミノルタ科学技術振興財団 JAMIT ハンズオンセミナー」のウェブページをご覧ください. 講義は以下のスケジュールで5回開催します(ウェブ上での予約制). それぞれの講義において、当日予約枠も各回2席程度用意します.

開催スケジュール: 7月1日 ウェブページ公開(予定)

ソフトウェアのインストール,および,データのダウンロードなど.

事前セットアップのマニュアルを公開. 予約受付開始.

受講スケジュール: チュートリアル講演の受講とセミナー(1回)

7月27日(木)チュートリアル講演の受講をお願いします.

- 7月28日(金)10:20/15:10/16:50
- 7月29日(土)8:40/10:20(各回90分の入れ替え制,内容は同じです。)
- 会 場:5階和会議室

運 営 ス タ ッ フ: 原 武史(岐阜大学/大会プログラム委員長/ JAMIT 教育委員会)/

小田 昌宏(名古屋大学)/周 向栄(岐阜大学)/福岡 大輔(岐阜大学)/

村松千左子(岐阜大学)/篠原 範充(岐阜医療科学大学)/

李 鎔範(新潟大学)/松原 友子(名古屋文理大学)

(本セミナーは、コニカミノルタ科学技術振興財団からご支援を賜りました。)

15. 先端企業講演

7月27日(木)15:40~16:10 会場:第1会場(2階)
IoT時代の医療機器
宇利知也(ウインドリバー株式会社)
座長:羽石秀昭(千葉大学)
講演の前後に第1会場前においてコーヒー/スイーツを用意します(数量限定).
(提供:ウインドリバー株式会社)

16. 特別企画セッション

特別企画1:7月28日(金)15:10~16:40 会場:第1会場(2階) JIRA・JAMIT 大会共同企画シンポジウム AIの画像診断への応用:産官学の視点から 座 長:中田 典生 (東京慈恵会医科大学) / 土居 篤博 (IIRA) 医療行政の動向:厚労省「保健医療分野における AI 活用推進懇談会」について 中田 典生 (東京慈恵会医科大学) 産業界の取組:医療情報利活用と AI 実用化への課題 土居 篤博 (IIRA システム部会) 国内外の動向: AI に関するトピックスと議論 佐久間一郎 (東京大学) 総合討論 特別企画2:7月29日(土)10:10~11:30 会場:第2会場(5階) 病理·細胞画像解析 座 長:塚本 徹哉 (藤田保健衛生大学) / 寺本 篤司 (藤田保健衛生大学) キーノート:デジタル病理画像の自動解析技術:現状と課題 山口 雅浩(東京工業大学) キーノートの後、一般演題(4演題)があります。

17. ランチョンセミナー

 7月28日(金)12:00~13:00 会場:第1会場(2階) NVIDIA 深層学習環境のご紹介と臨床応用に向けた展望 山崎 和博(エヌビディア合同会社 ディープラーニング ソリューション アーキテクト) 山田 泰永(エヌビディア合同会社 NVIDIA エンタープライズ事業部 メディカル・ライフサイエンスビジネス担当マネージャー) 座 長:長谷川純一(中京大学 工学部メディア工学科 教授)

2)7月29日(土)12:00~13:00
 会場:第1会場(2階)
 医用画像診断装置・システム高度化のためのデータ解析技術の研究開発
 尾藤 良孝(株式会社日立製作所 ヘルスケアビジネスユニット)
 座 長:松尾 政之(岐阜大学 大学院医学系研究科腫瘍制御学講座放射線医学分野 主任教授)
 参加者の皆様に軽食をご用意いたします.数に限りがありますので、早めに会場へお越しください(先着順).

18. 参加者情報交換会

参加者相互の情報交換のため,参加者情報交換会を企画いたしました. ぜひご参加ください. 日時:7月28日(金)18:30~19:30 会場:1階レストラン「ラ・ローゼ・プロバンス」 参加費:無料(大会参加費に含まれます.参加は大会参加者に限ります.)

ご協力団体

本大会は下記企業及び団体にご協力いただきました. 心より感謝申し上げます.

- 共催:岐阜大学工業倶楽部 岐阜大学知能科学研究センター
- 後援:一般社団法人 日本画像医療システム工業会 JIRA: Japan Medical Imaging and Radiological Systems Industries Association 一般社団法人 保健医療福祉情報システム工業会 JAHIS: Japanese Association of Healthcare Information Systems Industry 一般社団法人 電子情報技術産業協会 JEITA: Japan Electronics and Information Technology Industries Association
- 助 成 : 公益財団法人 岐阜観光コンベンション協会 公益財団法人 コニカミノルタ科学技術振興財団 一般財団法人 誠仁会 (五十音順)
- 企 業 展 示 :株式会社 GDEP アドバンス

広告掲載:アイテック株式会社

- 株式会社インナービジョン ウインドリバー株式会社 エヌビディア合同会社 株式会社オーム社 株式会社京都科学 株式会社クライムメディカルシステムズ コニカミノルタ株式会社 コニカミノルタメディカルソリューションズ株式会社 GE ヘルスケア・ジャパン株式会社 正晃テック株式会社 東芝メディカルシステムズ株式会社 日本メジフィジックス株式会社 株式会社ネットカムシステムズ バルコ株式会社 株式会社 日立製作所 富士フイルムメディカル株式会社 (五十音順)
- 協 賛 : 医用画像情報学会

医用画像認知研究会 公益社団法人 応用物理学会 一般社団法人 可視化情報学会 一般社団法人 画像電子学会 看護理工学会 三次元画像コンファレンス実行委員会 文部科学省科研費補助金・新学術領域研究「多元計算解剖学| 一般社団法人 電子情報通信学会 一般社団法人 日本医学物理学会 公益社団法人 日本医字放射線学会 一般社団法人 日本医療情報学会 一般社団法人 日本核医学会 特定非営利活動法人 日本核医学技術学会 日本画像医学会 一般社団法人 日本コンピュータ外科学会 一般社団法人 日本磁気共鳴医学会 一般社団法人 日本写真学会 一般社団法人 日本生体医工学会 公益社団法人 日本超音波医学会 日本脳神経 CI 学会 公益社団法人 日本放射線技術学会 (五十音順)

	第1日目 /7 月 27 日 (木)						
	第1会場(2階)	第2会場(5階)	第3会場(5階)	5 階和会議室			
13:00	13:00 - 13:10 開会式						
13:10	During and the second sec						
14:10							
15:00	第7回JAMITテュートリアル講演会(TET~TE3) 13:10 - 14:00						
	TL1「人工知能,機械学習と深層学習の基礎と応用」						
	14:10 – 15:00 TL2 [深層学習のための GPU システム構築と研究・開発における						
	運用」						
	山崎 和博						
	TL3「人工知能システムの医学応用とその期待」						
	木戸 尚治						
	座長:小尾 高史/花岡 昇平						
15:40	15:40 - 16:10 佐雄企業講演 SP [InT 時代の医療機器]						
	宇利知也						
	座長:羽石 秀昭						
16:20	16:20 - 18:00 	16:20 - 18:10	16:20 - 17:50 				
	座長:庄野 逸/湯浅 哲也	0P2「手術支援(手術支援・腹腔鏡・内視鏡)」	OP3「画像解析技術(人工画像・ファントム)」				
		座長:森 健策/中口 俊哉	座長:根本 充貴/滝沢 穂高	1			
	Я						
	第1会場(2階)	第2会場(5階)	第3会場(5階)	5 階和会議室			
8:30	8:30 - 9:50	8:30 - 9:50	8:30 - 10:00				
		0P5「画像評価 (画像管理)	□				
		座長:石田 隆行/山谷 泰賀	その他)」				
10.00	10.10 11.40	1000 1140	▲ 座長:杉本 直三/上村 幸司	10.00 11.50			
10:00	10:10 - 11:40 オーガナイズドセッション 1	- 一般演題 7(OP7-1 ~ 8)		10:20 - 11:50 ハンズオンセミナー1			
	OS1「治療:画像ベース放射線治療における独創的研究展開」	OP7「CAD /定量解析(筋・骨格)」		HS1「深層学習体験」			
	山本 誠一/角谷 倫之/芳賀 昭弘/有村 秀孝/内山 良一	座長:野崎 太希/橘 理恵					
12:00	12:00 - 13:00						
	ランチョンセミナー 1						
	LS1 「NVIDIA 深層学習環境のご紹介と臨床応用に向けた展望」						
	山崎 和博/山田 黎水 座長:長谷川純一						
13:00	13:10 - 13:55 総会						
14:00	14:00 - 15:00						
	特別講演 SI 1 「IBM Watson Health - Cognitive Computing と医療の世界						
	満上 敏文						
	座長:尾川 浩一			1.5.10.10.10			
15:00	15:10 - 16:40 特別企画 1 SS1 JIBA・JAMIT 大会共同企画シンポジウム「ALの	15:10 - 16:40 一般演題 8(0P8-1 ~ 7)		15:10 - 16:40 ハンズオンヤミナー2			
	画像診断への応用:産官学の視点から」	OP8「CAD/定量解析(脳)」		HS2「深層学習体験」			
	中田典生/土居篤博/佐久間一郎	座長:木村 裕一/武田 徹					
16:50	住区・丁山 柴工/ 工店 馬序 16:50 - 18:20	16:50 – 18:10	16:50 – 17:50	16:50 - 18:20			
	オーガナイズドセッション2	一般演題9(OP9-1~6)	一般演題10 (OP10-1~5)	ハンズオンセミナー3			
	OS2「医用画像データベース構築」 浩水 昭仲ノ照村 行むノノト 今むノ軍田 知中		OP10「画像再構成(CT/MR/SPECT)」	HS3「深層学習体験」			
	/ /月// ····/··· 1// 1/2/// 二 主元/ 杰田 74/26 座長:八上 全弘/目加田慶人						
18:30	18:30 - 19:30	参加者情報交換会(会場1階レストラン「ラ	- ーーゼ・プロバンス」)				
	/						
		月3日日/7月29日(土)					
	第1会場(2階)	第2会場(5階)	第3会場(5階)	5 階和会議室			
		i	i				

8:30 - 10:00 -般演題11 (OP11-1 ~ 7) OP11 [深層学習3] 座長:本谷 秀堅/菅 幹生 10:00 10:10 - 11:40 オーガナイズドセッション3 OS3 [多元計算解削学若手セッシ 出口 大輔/花岡 昇平/植村 大西 峻 座長:北坂 孝幸 12:00 12:00 - 13:00 ランチョンセミナー2 LS2 [医用画像診断装置・システ 研究開発」 尾藤 良孝 四長 : 地皮 野女				し、日本の日本
10:00 10:10 - 11:40 オーガナイズドセッション3 OS3「多元計算解創学若手セッション3 OS3「多元計算解創学若手セッション3 山口 大輔/花岡 昇平/植村 大西 峻 座長:北坂 孝幸 12:00 12:00 - 13:00 ランチョンセミナー2 LS2「医用画像診断装置・システ 研究開発」 尾藤 良孝 座長・地々 歌ウ		8:50 - 9:50 一般演題12(0P12-1~5) 0P12[CAD/定量解析(肺)] 座長:金 亨燮/田中 利恵	8:30 - 9:50 一般演題 13 (OP13-1 ~ 6) OP13 「画像解析技術 (画像検索・超解像)」 座長:陳 延偉/神谷 直希	8:40 – 10:10 ハンズオンセミナー 4 HS4「深層学習体験」
12:00 12:00 - 13:00 ランチョンセミナー2 LS2 [医用画像診断装置・システ 研究開発] R藤 良孝 尾藤 良孝 原本 -	/ション] 宗則/根本 充貴/平野 靖/	10:10 - 11:30 特別な面2 SS2「デジタル病理画像の自動 解析技術:現状と課題」 山口 雅浩 座長:塚本 徹哉/寺本 篤司 一般演題14 (OP14-1~4) OP14 (新理:細胞画像解析]	第19回 医用画像認知研究会 医用画像認知研究会を 第3会場で開催します。 JAMIT参加者は、 か別部 1000 定かりますす	10:20 - 11:50 ハンズオンセミナ- 5 HS5「深層学習体験」
	、テム高度化のためのデータ解析技術の (医用画像認知研究会と合同)		参加資1,000円で参加できます。 10:15 - 10:20 開会式 10:20 - 11:20 一般演題 11:20 - 11:50 世話人会 14:20 - 16:00 一般演題	
13:00 13:10 - 14:10 特別講演 2 SL2 [Deep Learning for Medi Martin Stumpe 座長:藤田 広志	:dical Imaging」 (医用画像認知研究会と合同)		16:00 閉会式	
14:20 14:20 - 16:00 一般演題15 (0P15-1~8) 0P15 [CAD / 定量解析 (腹部・B 座長: 佐藤 嘉伸/平野 靖 16:00 16:05 開会式	肝臓/腹部・リンバ/他)」	14:20 - 15:20 一般源題 16 (OP16・1 ~ 5) OP16 「画像解析技術 (臓器分割/乳房・歯科)」 座長:増谷 佳孝/小田 昌宏		

特別講演

7月28日(金)14:00~15:00 第1会場 SL1 [IBM Watson Health - Cognitive Computing と医療の世界] 座長:尾川 浩一 (法政大学/日本医用画像工学会 学会長) SL1 IBM Watson Health - Cognitive Computing と医療の世界 溝上 敏文(日本IBM) 7月29日(土)13:10~14:10 第1会場 SL2 [Deep Learning for Medical Imaging] 座長: 藤田 広志(岐阜大学/JAMIT2017 大会長) SL2 Deep Learning for Medical Imaging Martin Stumpe (Google Research) 第7回 JAMIT チュートリアル講演会 (コニカミノルタ科学技術振興財団 JAMIT ハンズオンセミナー 連携企画) 7月27日(木)13:10~15:30 第1会場 TL「深層学習の基礎,応用,実装,期待」 座長:小尾 高史(東京工業大学) 花岡 昇平 (東京大学) TL1 人工知能、機械学習と深層学習の基礎と応用 田村 哲嗣(岐阜大学) TL2 深層学習のための GPU システム構築と研究・開発における運用 山崎 和博 (エヌビディア合同会社 ディープラーニング ソリューション アーキテクト) 人工知能システムの医学応用とその期待 TL3 木戸 尚治(山口大学)

先端企業講演

7月27日(木)15:40~16:10 第1会場

SP「IoT 時代の医療機器」

座長: 羽石 秀昭 (千葉大学)

 SP
 IoT 時代の医療機器

 宇利
 知也(ウインドリバー株式会社)

特別企画セッション

7月28日(金)15:10~16:40 第1会場

SS1JIRA・JAMIT 大会共同企画シンポジウム [AI の画像診断への応用:産官学の視点から]

座長:中田 典生 (東京慈恵会医科大学)

土居 篤博(JIRA / 富士フイルム)

- SS1-1 医療行政の動向:厚労省「保健医療分野における AI 活用推進懇談会」について 中田 典生(東京慈恵会医科大学)
- SS1-2
 産業界の取組:医療情報利活用とAI実用化への課題

 土居 篤博 (JIRA システム部会)
- SS1-3
 国内外の動向:AIに関するトピックスと議論

 佐久間一郎(東京大学)
 (東京大学)
- SS1-4 総合討論

|7月29日(土)10:10~11:30| 第2会場

SS2「病理・細胞画像解析」

座長: 塚本 徹哉 (藤田保健衛生大学)

寺本 篤司 (藤田保健衛生大学)

 SS2
 デジタル病理画像の自動解析技術:現状と課題(キーノート)

 山口 雅浩(東京工業大学)

オーガナイズドセッション

|7月 28 日(金)10:10 ~ 11:40| **第1 会場**

OS1「治療:画像ベース放射線治療における独創的研究展開」

座長: 有村 秀孝 (九州大学)

- OS1-1
 粒子線治療におけるイメージング

 山本
 誠一(名古屋大学)
- OS1-2
 肺機能を用いた治療計画法

 角谷 倫之 (東北大学病院放射線治療科)
- OS1-3 画像誘導放射線治療の先端技術:治療中に撮像されたコーンビーム CT の利用 芳賀 昭弘(東京大学医学部附属病院)
- OS1-4
 レディオミクスベース放射線治療

 有村 秀孝(九州大学大学院医学研究院保健学部門医用量子線科学分野)
- OS1-5 脳腫瘍におけるレディオゲノミクス 内山 良一(熊本大学大学院生命科学研究部先端生命医療科学部門)

|7月 28 日(金)16:50 ~ 18:20| 第**1 会場**

OS2「医用画像データベース構築」

座長:八上 全弘 (京都大学)

目加田慶人(中京大学)

- OS2-1
 計算解剖学プロジェクトデータベース 清水 昭伸(東京農工大学大学院工学研究院)
- OS2-2
 CIRCUS プロジェクトにおける継続的データ収集・活用

 野村
 行弘(東京大学医学部附属病院 22 世紀医療センター)
- OS2-3 肺結節データベースの紹介 ~京都大学キヤノン協働研究プロジェクトにて構築~ 八上 全弘(京都大学医学部附属病院 先制医療・生活習慣病センター)
- OS2-4 医用画像データベースを取り巻く法制 次世代医療基盤法などについて-黒田 知宏(京都大学医学部附属病院 医療情報企画部)
- OS2-5 パネルディスカッション 演者全員,座長

│7月29日(土)10:10~11:40│ **第1会場**

OS3「多元計算解剖学若手セッション」

座長:北坂 孝幸 (愛知工業大学)

- OS3-1 医用画像処理からの巣立ち ~新しい研究分野に挑戦して~(キーノート) 出口 大輔(名古屋大学)
- OS3-2
 パネルディスカッション

 花岡 昇平(東京大学), 植村 宗則(AMED /九州大学), 根本 充貴(近畿大学), 平野 靖(山口大学),

 大西 峻(千葉大学), 出口 大輔(名古屋大学), (世話人) 北坂 孝幸(愛知工業大学)

コニカミノルタ科学技術振興財団 JAMITハンズオンセミナー ~深層学習体験~

(運営スタッフ)

 原
 武史(岐阜大学/大会プログラム委員長/JAMIT 教育委員会)

 小田
 昌宏(名古屋大学)

 周
 向栄(岐阜大学)

 福岡
 大輔(岐阜大学)

 村松千左子(岐阜大学)

 篠原
 範充(岐阜医療科学大学)

 李
 鎔範(新潟大学)

 松原
 友子(名古屋文理大学)

内容の詳細は大会ウェブページをご覧ください.

|7月28日(金)10:20~11:50| 5階和会議室

HS1「深層学習体験」

|7月28日(金)15:10~16:40| **5階和会議室**

HS2「深層学習体験」

7月28日(金)16:50~18:20 5階和会議室

HS3「深層学習体験」

7月29日(土)8:40~10:10 5階和会議室

HS4「深層学習体験」

7月29日(土)10:20~11:50 5階和会議室

HS5「深層学習体験」

(HS1 から HS5 は同じ内容の繰り返しです)

ランチョンセミナー

|7月 28 日(金)12:00 ~ 13:00| 第**1 会場**

LS1「NVIDIA 深層学習環境のご紹介と臨床応用に向けた展望」

座長:長谷川純一

(中京大学 工学部メディア工学科 教授)

LS1 NVIDIA 深層学習環境のご紹介と臨床応用に向けた展望 山崎 和博(エヌビディア合同会社 ディープラーニング ソリューション アーキテクト) 山田 泰永(エヌビディア合同会社 NVIDIA エンタープライズ事業部 メディカル・ライフサイエンスビジネス担当マネージャー)

|7月29日(土)12:00~13:00| 第1会場

LS2 [医用画像診断装置・システム高度化のためのデータ解析技術の研究開発]

座長:松尾 政之

(岐阜大学 大学院医学系研究科腫瘍 制御学講座放射線医学分野 主任教授)

LS2 医用画像診断装置・システム高度化のためのデータ解析技術の研究開発 尾藤 良孝(株式会社日立製作所)

> 参加者の皆様に軽食を用意しますが数に限りがあります. 早めに会場へお越しください(先着順).

プログラム

第1日 7月27日(木)

13:00 ~ 13:10 開会式 TL「深層学習の基礎、応用、実装、期待」 13:10 ~ 15:30 座長:小尾 高史(東京工業大学) 花岡 昇平 (東京大学) $(13:10 \sim 14:00)$ TL1 人工知能、機械学習と深層学習の基礎と応用 田村 哲嗣(岐阜大学) $(14:10 \sim 15:00)$ TL2 深層学習のための GPU システム構築と研究・開発における運用 山崎 和博(エヌビディア合同会社 ディープラーニング ソリューション アーキテクト) $(15:00 \sim 15:30)$ 人工知能システムの医学応用とその期待 TL3 木戸 尚治(山口大学) SP [IoT 時代の医療機器] 15:40 ~ 16:10 座長: 羽石 秀昭(千葉大学) IoT 時代の医療機器 宇利 知也 (ウインドリバー株式会社)

16:20 ~ 18:00

SP

座長: 庄野 逸(電気通信大学) 湯浅 哲也(山形大学)

OP1-1 深層学習を用いた CT 画像からの椎体位置の自動検出と椎体骨折の分類 小島 拓也(岐阜大学大学院自然科学技術研究科知能理工学専攻知能情報学)

OP1「深層学習1|

- deep CNN に基づく体幹部 CT 画像上の第12 胸椎断面における脊柱起立筋領域の自動認識 OP1-2 久米 正矩 (岐阜大学大学院自然科学技術研究科知能理工学専攻)
- OP1-3 畳み込みニューラルネットワークを用いた眼底画像における毛細血管瘤の自動検出 宮下 充浩(滋賀県立大学大学院工学研究科電子システム工学専攻)
- OP1-4 深層畳み込みニューラルネットワークを用いた眼底の血管抽出 井川 響(滋賀県立大学大学院 工学研究科 電子システム工学専攻)
- DCNN による胸部 CT 画像からの経時的差分画像上の異常候補陰影の検出 OP1-5 長尾 充朗(九州工業大学)
- OP1-6 3D U-Net による 3 次元胸部 CT 像からのリンパ節検出 小田 紘久 (名古屋大学大学院情報科学研究科)

第1会場

 OP1-7
 3 D-DeepCNN を用いた CT 画像からの多臓器の自動抽出と性能評価

周 向栄(岐阜大学大学院医学系研究科再生医科学専攻知能イメージ情報分野)

OP1-8 Torso organ segmentation in CT using fine-tuned 3D fully convolutional networks Roth Holger (Graduate School of Information Science, Nagoya University)

第1日 7月27日(木)

第2会場

16:20 ~	~ 18:10 OP2「手術支援 手術支援・腹腔鏡・内視鏡」
	中口 俊哉(千葉大学)
OP2-1	Oculus Rift を用いた仮想操作における頭部位置を考慮した視点変更のもたらす操作性への影響の基礎的検討
	西田 佳司(近畿大学大学院 生物理工学研究科 生体システム工学専攻)
OP2-2	肝胆膵領域における外科手術のためのタブレット PC 型ナビゲーションシステム 服部 麻木 (東京慈恵会医科大学高次元医用画像工学研究所)
OP2-3	Kinect-Based Gesture Recognition for Touchless Visualization of Medical Images LIU JIAQING (Ritsumeikan University)
OP2-4	多視点腹腔内映像からの最適画像選択による形状復元精度改善 鈴木 敏之(千葉大学大学院工学研究科人工システム科学専攻)
OP2-5	投影型医療支援システムのマーカ検出能改善と姿勢推定安定化 福元 友美(千葉大学大学院工学研究科人工システム科学専攻)
OP2-6	Improvement on robustness of ORB-SLAM based surgical navigation system by building submap 王 成(名古屋大学大学院情報科学研究科)
OP2-7	スーパーピクセルと畳み込みニューラルネットワークを用いた腹腔鏡下手術における術具領域セ グメンテーション 日朝 祐太 (奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科)
OP2-8	ステレオ内視鏡画像からの臓器形状復元手法における複数フレームの利用に関する初期的検討 柴田 睦実(名古屋大学大学院情報科学研究科)
OP2-9	カメラ付きトロカールのためのトラッキングを融合したモザイキング手法

高田 知里(千葉大学工学部メディカルシステム工学科)

16:20	~ 17:50 OP3「画像解析技術 人工画像・ファントム」
	座長:根本 充貴(近畿大学)
	滝沢 穂高(筑波大学)
OP3-1	人工的な学習画像を用いた転移性肝がん検出のための病変埋め込み法の検討 小西 孝明(中京大学 大学院情報科学研究科)
OP3-2	乳がんを対象とした新しい人工石灰化陰影の作成法と実症例を全く用いない CAD 開発手法の有 効性検証 安倍 和弥(神奈川工科大学)
OP3-3	マルチピンホール蛍光 X 線 CT によるマウス脳 in vivo イメージングのための物理ファントムを 用いた基礎実験 大内 剛(山形大学大学院理工学研究科)
OP3-4	MRI における異なる非線形フィルタ処理後の NPS の比較 会田 健人 (東北大学大学院医学系研究科 画像情報学分野)
OP3-5	数値ファントムを用いた圧縮センシング MR アンギオグラフィにおける k 空間中心部フルサンプ リング領域と血管形状に関する検討 三浦 洋亮 (東北大学大学院医学系研究科保健学専攻画像情報学分野)

- OP3-6 小型ファントムを用いた乳房超音波装置の管理ツールの開発 篠原 範充(岐阜医療科学大学保健科学部放射線技術学科)
- OP3-7
 EPID と DRR 画像間におけるレディオミックス特徴量の相関

 スーフィー マーゼン (九州大学医学系学府保健学科専攻)

8:30 ⁄	~ 9:50 OP4「深層学習 2」
	座長:野村 行弘(東京大学) 周 向栄(岐阜大学)
OP4-1	深層学習を用いた歯科的個人識別のための歯科用 cone-beam CT における歯列の認識手法 沓名 将太(岐阜大学工学部電気電子情報工学科情報コース)
OP4-2	歯科パノラマ X 線画像における深層学習を用いた身元確認用データの自動収集 柳下 侑大(岐阜大学大学院自然科学技術研究科知能理工学専攻知能情報学)
OP4-3	3D-DCNN を用いた EOB-MR 画像における肝結節病変自動検出法の開発 竹永 智美(東京大学医学部附属病院 22 世紀医療センターコンピュータ画像診断学 / 予防医学講座)
OP4-4	 畳み込みニューラルネットワーク (CNN) を用いた超低線量 CT(Computed Tomography) 画像の高画質化 櫻井 基成 (立命館大学 理工学部 電子情報工学科)
OP4-5	DCNN を用いた指骨 CR 画像からの骨粗しょう症の自動識別 晶野 和裕(九州工業大学)
OP4-6	CNN を用いた Gleason score の算出システム 藤本 祐基 (三重大学大学院工学研究科情報工学専攻)
10:10	~ 11:40 OS1 「治療:画像ベース放射線治療における独創的研究展開」 _{座長:有村 秀孝 (九州大学)}
OS1-1	粒子線治療におけるイメージング 山本 誠一(名古屋大学)
OS1-2	肺機能を用いた治療計画法 角谷 倫之 (東北大学病院放射線治療科)
OS1-3	画像誘導放射線治療の先端技術:治療中に撮像されたコーンビーム CT の利用 芳賀 昭弘(東京大学医学部附属病院)
OS1-4	レディオミクスベース放射線治療 有村 秀孝(九州大学大学院医学研究院保健学部門医用量子線科学分野)
OS1-5	脳腫瘍におけるレディオゲノミクス 内山 良一 (熊本大学大学院生命科学研究部先端生命医療科学部門)
12:00 /	~ 13:00 LS1「NVIDIA 深層学習環境のご紹介と臨床応用に向けた展望」 _{座長:長谷川純一(中京大学)}
LS1	NVIDIA 深層学習環境のご紹介と臨床応用に向けた展望 山崎 和博(エヌビディア合同会社 ディープラーニング ソリューション アーキテクト) 山田 泰永(エヌビディア合同会社 NVIDIA エンタープライズ事業部

メディカル・ライフサイエンスビジネス担当マネージャー)

13:10 ~ 13:55

14:00 ~ 15:00 SL1 [IBM Watson Health - Cognitive Computing と医療の世界]

座長:尾川 浩一

(法政大学/日本医用画像工学会 学会長)

SL1 IBM Watson Health - Cognitive Computing と医療の世界 溝上 敏文(日本IBM)

総会

15:10 ~ 16:40

SS1 JIRA・JAMIT 大会共同企画シンポジウム [AI の画像診断への応用: 産官学の視点から]

座長:中田 典生 (東京慈恵会医科大学)

土居 篤博(JIRA / 富士フイルム)

- SS1-1
 医療行政の動向:厚労省「保健医療分野における AI 活用推進懇談会」について

 中田
 典生(東京慈恵会医科大学)
- SS1-2
 産業界の取組:医療情報利活用とAI実用化への課題

 土居 篤博 (JIRA システム部会)
- SS1-3
 国内外の動向:AIに関するトピックスと議論

 佐久間一郎(東京大学)
 (東京大学)
- SS1-4 総合討論

16:50~18:20 **OS2「医用画像データベース構築」**

座長:八上 全弘(京都大学)

目加田慶人(中京大学)

- OS2-1
 計算解剖学プロジェクトデータベース 清水 昭伸(東京農工大学大学院工学研究院)
- OS2-2 CIRCUS プロジェクトにおける継続的データ収集・活用 野村 行弘(東京大学医学部附属病院 22 世紀医療センター)
- OS2-3 肺結節データベースの紹介 ~京都大学キヤノン協働研究プロジェクトにて構築~ 八上 全弘(京都大学医学部附属病院 先制医療・生活習慣病センター)
- OS2-4 医用画像データベースを取り巻く法制 -次世代医療基盤法などについて-黒田 知宏(京都大学医学部附属病院 医療情報企画部)
- OS2-5
 パネルディスカッション 演者全員,座長

8:30 ~	~ 9:50 OP5「画像評価 画像管理」
	座長:石田 隆行(大阪大学)山谷 奉賀(放射線医学総合研究所)
OP5 1	Y 幼 CT 画体におけて 姚立 公野の 並 C 体の 位置 佐 友 州 に 閉 オ て 絵封
019-1	A線CI画家における雑音力取り被争体の位置低存住に関する便耐 西尾 俊貴(名古屋大学大学院医学系研究科)
OP5-2	逐次近似再構成による CT 画像を用いた人間観察者と理想観察者の低コントラスト検出能比較 長谷川 晃 (新潟大学医学部保健学科)
OP5-3	一般 X 線撮影技術開発のための保管 CT 画像の活用法 鶴岡 礼奈 (熊本大学大学院保健学教育部)
OP5-4	改良型ヘルメット PET 装置の試作と健常者ボランティア試験 田島 英朗(量子科学技術研究開発機構放射線医学総合研究所)
OP5-5	X 線画像用ダブルスリットコリメータの試作 草
OP5-6	Development of a Collaborative and Mobile Platform for 3D Medical Image Analysis Wang Yi (Ritsumeikan University)
10:00 ~	 - 11:40 OP7「CAD / 定量解析 筋・骨格」 座長:野崎 太希(聖路加国際大学) 橋 理恵(大島商船高等専門学校)
OP7-1	低線量胸部3次元CT 画像を用いた骨粗鬆症診断支援システム 辻 大輔(徳島大学大学院先端技術科学教育部)
OP7-2	
OP7-3	股関節鏡シミュレータにおける視認性に基づくポータル位置の評価:15症例による検証 川上申之介(奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科)
	 股関節鏡シミュレータにおける視認性に基づくポータル位置の評価:15症例による検証 川上申之介(奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科) 全身 CT 画像における上肢・下肢のテクスチャ特徴に基づく筋萎縮疾患の画像特徴解析 浅野瑛里香(岐阜大学工学部電気電子・情報工学科情報コース)
OP7-4	 股関節鏡シミュレータにおける視認性に基づくポータル位置の評価:15症例による検証 川上申之介(奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科) 全身 CT 画像における上肢・下肢のテクスチャ特徴に基づく筋萎縮疾患の画像特徴解析 浅野瑛里香(岐阜大学工学部電気電子・情報工学科情報コース) 体幹部 CT 画像における棘下筋の自動認識のための棘下窩の特徴認識 潟渕 達也(岐阜大学大学院医学系研究科再生医科学専攻知能イメージ情報分野)
OP7-4 OP7-5	 股関節鏡シミュレータにおける視認性に基づくポータル位置の評価:15症例による検証 川上申之介(奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科) 全身 CT 画像における上肢・下肢のテクスチャ特徴に基づく筋萎縮疾患の画像特徴解析 淺野瑛里香(岐阜大学工学部電気電子・情報工学科情報コース) 体幹部 CT 画像における棘下筋の自動認識のための棘下窩の特徴認識 潟渕 達也(岐阜大学大学院医学系研究科再生医科学専攻知能イメージ情報分野) SRF を用いた経時 CT 画像からの脊椎領域の位置合わせ 佐藤 駿(九州工業大学)
OP7-4 OP7-5 OP7-6	 股関節鏡シミュレータにおける視認性に基づくポータル位置の評価:15症例による検証 川上申之介(奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科) 全身 CT 画像における上肢・下肢のテクスチャ特徴に基づく筋萎縮疾患の画像特徴解析 淺野瑛里香(岐阜大学工学部電気電子・情報工学科情報コース) 体幹部 CT 画像における棘下筋の自動認識のための棘下窩の特徴認識 潟渕 達也(岐阜大学大学院医学系研究科再生医科学専攻知能イメージ情報分野) SRF を用いた経時 CT 画像からの脊椎領域の位置合わせ 佐藤 駿(九州工業大学) MR 画像を用いた肩腱板断裂3次元形状の半自動再構築法 井城 一輝(兵庫県立大学)
OP7-4 OP7-5 OP7-6	 股関節鏡シミュレータにおける視認性に基づくポータル位置の評価:15症例による検証 川上申之介(奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科) 全身 CT 画像における上肢・下肢のテクスチャ特徴に基づく筋萎縮疾患の画像特徴解析 淺野瑛里香(岐阜大学工学部電気電子・情報工学科情報コース) 体幹部 CT 画像における棘下筋の自動認識のための棘下窩の特徴認識 渴渕 達也(岐阜大学大学院医学系研究科再生医科学専攻知能イメージ情報分野) SRF を用いた経時 CT 画像からの脊椎領域の位置合わせ 佐藤 駿(九州工業大学) MR 画像を用いた肩腱板断裂3次元形状の半自動再構築法 井城 一輝(兵庫県立大学) MRI による骨格筋動態の計測法の開発と筋変形の四次元表示 鈴木 直樹(東京慈恵会医科大学高次元医用画像工学研究所)

齋藤 祐季(筑波大学大学院システム情報工学研究科)

15:10 ~ 16:40

OP8「CAD / 定量解析 脳」

座長:木村 裕一(近畿大学)武田 徹(北里大学)

- OP8-1 レベルセット法における速度関数制御による頚動脈低信号領域の抽出 中川 史登(三重大学大学院工学研究科情報工学専攻)
- OP8-2 アルツハイマー病のための脳局所特徴量を用いた MR 画像解析に関する検討 藤本 竜一(東北大学大学院情報科学研究科)
- OP8-3 遺伝子型と画像特徴を用いたコンピュータ支援診断:軽度認知障害とアルツハイマー型認知症の 脳萎縮の定量評価 甲斐 千遥(熊本大学大学院保健学教育部)
- OP8-4 ドパミントランスポーターイメージングにおける CT 像と MR 像の位置合わせを利用した定量解 析システム 竹田 優太(岐阜大学大学院 医学系研究科 知能イメージ情報)
- OP8-5 脳 CT 像の類似画像探索に基づくドパミントランスポーターイメージングにおける定量解析手法 横井 翔伍(岐阜大学大学院自然科学技術研究科知能理工学専攻知能情報学)
- OP8-6
 123I-IMP ダイナミックシンチグラムを用いた Graph Plot 法における関心領域の自動決定法 広瀬 香澄(岐阜大学大学院医学系研究科)
- OP8-7
 脳血流シンチグラフィ検査における Patlak plot 法に基づく平均脳血流量の自動測定システムの 開発

 初内 政哉(岐阜大学 工学部 電気電子・情報工学科 情報コース)

16:50~18:10 **OP9「CAD** / 定量解析 頭頸部」

座長:内山良一(熊本大学)

畑中(裕司(滋賀県立大学)

- OP9-1 嚥下時VFにおける頸椎の運動解析に関する基礎的検討 目片幸二郎(筑波大学大学院システム情報工学研究科コンピュータサイエンス専攻)
- OP9-2 CT 画像を用いた頭部線状骨折の自動検出手法の改良~表面選択型ブラックハット変換を用いた 骨折線強調~

山田あゆみ(藤田保健衛生大学大学院保健学研究科)

- OP9-3
 4D-CT における脳虚血領域の自動検出

 李 鎔範(新潟大学大学院保健学研究科)
- OP9-4 テクスチャと色特徴を用いた機械学習による舌苔抽出 太田 雄大(千葉大学大学院工学研究科)
- OP9-5
 ウェーブレット変換を使用した OCT 画像のスペックルノイズ除去

 村上
 毅(法政大学 大学院 理工学研究科 応用情報工学専攻)
- OP9-6 眼科用光干渉断層 (OCT) 画像からの多方向分離度とスプライン曲線を用いた自動境界抽出法 花井 良輔 (三重大学大学院工学研究科)

8:30 ~ 10:00

OP6「CAD / 定量解析 血管・心臓・全身・その他」

座長: 杉本 直三 (京都大学)

上村 幸司(国立循環器病研究センター)

- OP6-1 機械学習を用いた腹部動脈血管名自動命名における肝動脈分岐情報利用方法に関する一考察 鉄村 悠介(名古屋大学大学院情報学研究科)
- OP6-2 先験情報付加によるロバスト主成分分析に基づく造影領域強調手法の改良 小倉 優理(千葉大学大学院工学研究科)
- OP6-3 冠動脈造影像を用いた心筋血流分布の三次元可視化 片迫 悠(千葉大学大学院工学研究科)
- OP6-4
 機械学習を用いた冠動脈 DSA 法の開発

 山本めぐみ(広島国際大学 診療放射線学科)
- OP6-5 正常モデルに基づく胴体領域における FDG-PET 画像の統計学的画像解析法の検証 武田賢志郎(岐阜大学大学院医学系研究科再生医科学専攻知能イメージ情報分野)
- OP6-6
 18F-FDG PET を用いた悪性腫瘍の治療効果予測における Standardized uptake value および Total lesion glycolysisの評価 羽賀 愛美(岐阜大学 工学部 電気電子・情報工学科 情報コース)
- OP6-7
 SVR を用いた X 線画像における手関節リウマチ mTS スコアの推定

 田下 徳起(兵庫県立大学 工学研究科)

16:50 ~ 17:50 **OP10 OP10 OP10**

座長:工藤 博幸(筑波大学)福岡 大輔(岐阜大学)

- OP10-1 位相拡散フーリエ変換を利用した等間隔間引き信号による MR 画像再構成 伊藤 聡志 (宇都宮大学 大学院工学研究科 情報システム科学専攻)
- OP10-2 オブリークスキャン法を利用した MR 圧縮センシングの画質改善 佐々木裕也(宇都宮大学大学院工学研究科情報システム科学専攻)
- OP10-3 TOF-PET における多重散乱を考慮した散乱推定法の開発 山川 善之((株)島津製作所 基盤技術研究所)
- OP10-4
 対向データを利用した補間法による SPECT 再構成法の開発

 山口
 雄貴(広島国際大学大学院 医療・福祉科学研究科 医療工学専攻)
- OP10-5 信号の等間隔間引き収集を基本とする MR 圧縮センシングの検討 風間 椋 (宇都宮大学 大学院工学研究科 情報システム科学専攻)



8:30 ~	· 10:00 OP11「深層学習3」
	菅 幹生(千葉大学)
OP11-1	Automatic Vessel Segmentation Using A combined Deep Network Kitrungrotsakul Titinunt (Graduate School of Information Sci. and Eng., Ritsumeikan Univ.)
OP11-2	A Study on Fine Blood Vessel Segmentation Using Fully-connected Conditional Random Field 王 成龍(名古屋大学院情報科学研究科)
OP11-3	眼底画像における視神経乳頭周辺画像を用いた Deep Learning による緑内障診断 後藤 拓真(岐阜大学工学部電気電子情報工学科情報コース)
OP11-4	深層学習を利用した全乳房超音波画像における腫瘤検出手法の検討 平松 祐哉(岐阜大学大学院医学系研究科知能イメージ情報分野)
OP11-5	Deep Learning による腫瘤の類似度決定法の検討 樋口 峻市(岐阜大学大学院自然科学技術研究科知能理工学専攻知能情報学分野)
OP11-6	畳み込み深層ニューラルネットワークを画像診断に用いるために有用な前処置ソフトウェアの開 発
	立花 泰彦(量子科学技術研究開発機構 放射線医学総合研究所 分子イメージング診断治療研究部)
OP11-7	CT 像から抽出した腹部動脈領域における CNN を用いた過検出削減でのパッチ画像生成手法の 検討
	小田 昌宏(名古屋大学情報学研究科)
10:10 ~	~ 11:40 OS3「多元計算解剖学若手セッション」 座長:北坂 孝幸(愛知工業大学)
OS3-1	医用画像処理からの巣立ち ~新しい研究分野に挑戦して~(キーノート) 出口 大輔(名古屋大学)
OS3-2	パネルディスカッション
	花岡 昇平 (東京大学)
	植村 宗則(AMED/九州大学)
	根本 充貴 (近畿大学)

平野 靖(山口大学)

- 大西 峻(千葉大学)
- 出口 大輔 (名古屋大学)

23

LS2「医用画像診断装置・システム高度化のためのデータ解析技術の研究開発」

座長:松尾 政之(岐阜大学)

LS2 医用画像診断装置・システム高度化のためのデータ解析技術の研究開発 尾藤 良孝(株式会社日立製作所)

 13:10 ~ 14:10
 SL2 [Deep Learning for Medical Imaging]

座長:藤田 広志(岐阜大学/JAMIT2017大会長)

SL2 Deep Learning for Medical Imaging Martin Stumpe (Google Research)

14:20~16:00 OP15 CAD / 定量解析 腹部・肝臓 腹部・リンパ/他」

座長: 佐藤 嘉伸(奈良先端科学技術大学院大学) 平野 靖(山口大学)

- OP15-1
 4時相 CT 画像を用いた LI-RADS に基づく肝癌のコンピュータ支援診断

 山本 颯斗(山口大学大学院創成科学研究科電気電子情報系専攻)
- OP15-2
 MRI 肝臓造影検査における 2D フルオロ画像の自動位置決めに関する検討

 後藤 隆男(GE ヘルスケアジャパン株式会社)
- OP15-3 形状特徴を用いた肝線維化の状態進行度推定 森口 和也(奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科)
- OP15-4 血管情報を用いた経時リンパ節の自動対応付け手法に関する研究 館 高基(名古屋大学大学院情報学研究科)
- OP15-5 多発性嚢胞腎における嚢胞発育様式の3次元データを用いた解析手法の構築 松永 佳久(千葉大学大学院工学研究科)
- OP15-6
 周波数解析に基づく Cine MR 画像を用いた子宮ぜん動定量化法

 和田 春奈(兵庫県立大学)
- OP15-7 ダイナミック造影 MRI における濃度変化パターンに基づいた参照領域抽出法の検討 生駒 洋子(量研機構 放射線医学総合研究所 分子イメージング診断治療研究部)
- OP15-8 前立腺癌放射線治療における臨床標的体積の自動抽出法 二宮 健太 (九州大学大学院 医学系学府保健学専攻)

16:00 ~ 16:05 閉会式

8:50 ~	~9:50 OP12「CAD / 定量解析 肺	i				
		座長	: 金 田中	亨燮 利恵	(九州工業大学) (金沢大学)	
OP12-1	胸部3次元CT 画像を用いたじん肺の粒状影解 日野 公貴(徳島大学大学院先端技術科学教育部)	斤				
OP12-2	肺がん CT 検診コンピュータ診断支援システムの 守本 達郎 (徳島大学 大学院先端技術科学教育部	の読影ワ-	ークフ	ロー解	析	
OP12-3	逐次選択法を用いた特徴量の決定に基づく肺結 青山 正人 (広島市立大学大学院情報科学研究科)	節自動検出	Ц			
OP12-4	胸部 CT 像における線状解剖構造の統計的濃度 久保 貴寛 (東京農工大学 工学部)	モデル				
OP12-5	放射光 CT 画像による肺二次小葉の気管支系・1 斉藤くるみ(徳島大学大学院先端技術科学教育部)	血管系の:	3 次元	形態解	析	
10:10 -	~ 10:40 SS2「病理・細胞画像解析」	rite E	• 15 +	体北	(藤田児健衛生士)	5)
		座女	·	110 〔 〔 〔 〔 〕	(藤田保健衛生大学	=) =)
SS2	デジタル病理画像の自動解析技術:現状と課題 山口 雅浩(東京工業大学)					
10:40 -	~11:30 OP14「病理・細胞画像解析」					
		座長	: 塚本 寺本	徹哉 篤司	(藤田保健衛生大学 (藤田保健衛生大学	<u>*)</u>
OP14-1	マイクロ CT 画像情報を利用した特徴点対応付け 長柄 快(名古屋大学大学院情報科学研究科)	ナに基づく	く顕微領	鏡画像	その3次元再構築	
OP14-2	Branch and Bound Algorithm と論理積を用い	た蛍光顕	激鏡画	像から	の血中循環がん	細胞の自動
	(九州工業大学)					
OP14-3	スペクトル情報と色補正を用いた肝病理標本画(橋本 江美(字都宮大学大学院工学研究科)	象の組織会	分類			
OP14-4	スパース自己符号化器を用いて HEp-2 細胞画像 韓 先花(山口大学大学院創成科学研究科)	認識シス	テム			

14:20	~ 15:20 OP16「画像解析技術 臓器分割 乳房・歯科」
	座長: 増谷 佳孝 (広島市立大学)
	小田 昌宏(名古屋大学)
OP16-1	乳房専用 PET 画像を用いた乳腺腫瘍の自動検出手法の開発と初期的評価 箕浦 菜月 (藤田保健衛生大学大学院 保健学研究科)
OP16-2	KINECT とパノラマ X 線装置を用いたデンタルフュージョン画像の生成 川合 晃平(法政大学大学院 理工学研究科 応用情報工学専攻)
OP16-3	死亡時 CT 像からの複数臓器認識処理 宮川 和也(東京農工大学 工学部)
OP16-4	条件付き確率場による医用画像からの多臓器抽出における Higher Order Potential とボクセル連 結構造の影響に関する考察 楊 瀛 (名古屋大学大学院情報科学研究科)
OP16-5	K-means 法と Joint Unsupervised Learning による3次元医用画像の教師なしセグメンテーション

守谷 享泰(名古屋大学大学院情報学研究科)

第3日 7月29日(土)

第3会場

8:30 ~ 9:50	OP13	「画像解析技術	画像検索	・超解像」
-------------	------	---------	------	-------

座長:陳 延偉(立命館大学)神谷 直希(愛知県立大学)

OP13-1 Learning an overcomplete codebook of tensor local structures for multi-phase medical image retrieval

Wang Jian (Ritsumeikan University, Japan)

- OP13-2 スパースコーディング超解像処理の医用画像に対する特性 鈴木 崇師(大阪大学大学院医学系研究科)
- OP13-3 MR 超画像のための大域事前情報に基づく正則化凸射影法 河村 直輝(名古屋工業大学)
- OP13-4 MRI 画像に対するスパースコーディング超解像処理の有用性 石丸 直樹 (大阪大学大学院医学系研究科)
- OP13-5
 シックスライス CT 画像における経時差分画像のアーチファクト低減手法

 田中
 亨(キヤノン株式会社)
- OP13-6 学習型超解像技術を応用した超低線量 CT(Computed Tomography) 画像の高画質化 浅尾 充彦(立命館大学 理工学部 電子情報工学科)

第19回 医用画像認知研究会を第3会場で開催します.

JAMIT 参加者は,参加費 1,000 円で参加できます. ランチョンセミナー (LS2),特別講演 2 (SL2) は JAMIT 大会と合同で行います.

第3日第3会場

第19回 医用画像認知研究会 世話人:藤田 広志(岐阜大学)

 10:15 - 10:20
 開会式

 10:20 - 11:20
 一般演題

 11:20 - 11:50
 世話人会

 (12:00 - 14:10
 JAMIT と合同企画)

 14:20 - 16:00
 一般演題

 16:00
 閉会式

第3日 7月29日(土)

5 階和会議室

 8:40 ~ 10:10
 HS4「深層学習体験」

 10:20 ~ 11:50
 HS5「深層学習体験」

抄 録

(著者から提出された内容をそのまま掲載します)

第1日 7月27日(木)

第1会場

13:00) ~ 13:10	開会式			
13:10) ~ 14:00	TL1「人工知能,機械学習と深層学習の基礎と応用」			
			座長: 小尾 花岡	高史 昇平	(東京工業大学) (東京大学)
T I 1	1	撇扑坐车1.200员坐车。	5. 世7進1. 古田		

TL1 人工知能,機械学習と深層学習の基礎と応用

○田村 哲嗣

岐阜大学

近年, 医工連携の一環として, 医療機器の研究開発において人工知能やその関連技術を適用する試みがすすんでいる. 特に, 最近話題となっている機械学習の一手法である「深層学習」を用いた取り組みが注目されている. 深層学習は, 音声認識や画 像処理などのパターン認識で革新的な進歩をもたらし, 他の情報工学領域をはじめさまざまな分野での活用が期待されている 技術である.本講演では, これら人工知能, 機械学習と深層学習について触れる. はじめに, 人工知能および機械学習につい て概説する. 次に, 深層学習の学術的・理論的な基礎について概説する. 続いて, これらを用いた工学分野での最前線での取 り組みを紹介する. 最後に, 医療分野での適用可能性について述べる.

TL2「深層学習のための GPU システム構築と研究・開発における運用 14:10 ~ 15:00

座長:小尾 高史(東京工業大学)

花岡 昇平 (東京大学)

TL2 深層学習のための GPU システム構築と研究・開発における運用

○山崎 和博

エヌビディア合同会社 ディープラーニング ソリューション アーキテクト

近年,深層学習は画像認識や音声認識など,多くの問題において有効な手法であることが示されている. 医用画像の診断支援をはじめとする医療系アプリケーションにおける深層学習の有効性についても,大きな期待が寄せられている. 深層学習では大量のデータを用いて学習を行うが,演算量が非常に多く,実施に時間を要する. そのため,多くの深層学習向けフレームワークは,高い演算性能を持つ GPU を活用し,学習を高速化している. 加えて,深層学習における研究の展開は非常に速く,新しい手法や機能が提案され続けている. 同様に,新しい GPU や深層学習向けソフトウェアも発表されており,より多くの手法で,より高速に学習できるよう,継続した努力が行われている. 本講演では,深層学習に用いる GPU の選定方法や利用可能なソフトウェアについて,最近の状況を紹介する. また,研究・開発用途でのシステム構築から運用方法についても紹介する.

15:00 ~ 15:30

TL3「人工知能システムの医学応用とその期待」

 座長:小尾
 高史(東京工業大学)

 花岡
 昇平(東京大学)

TL3 人工知能システムの医学応用とその期待

○木戸 尚治

山口大学

近年,コンピュータ支援診断(CAD)などの医学応用分野においても人工知能(AI)が大きな話題を集めているが,その中 核となる技術は機械学習の一分野である深層学習(Deep Learning:DL)である。DLの可能性を見せつけられた最近の事件と しては,2016年にGoogle Deep Mindの囲碁プログラム AlphaGoが韓国の囲碁チャンピオンのイ・セドルに圧勝したことが有 名である。しかしながら,この事件は1996年にIBMのチェスコンピュータ Deep Blueがチェスチャンピオンのカスパロフに 勝利したことを想起させる。当時は第2次 AI ブームの終焉の時期にあたり,医療診断の分野で期待された MYCIN などのエキ スパートシステムが表舞台から消えていった時期に当たる。現在のDLを中核とする AI の隆盛は第3次 AI ブームといわれて いるが,3度目の正直で今回は本物となるかどうか興味の尽きないところである。

15:40~16:10 SP [IoT 時代の医療機器]

座長: 羽石 秀昭(千葉大学)

SP

○字利 知也

ウインドリバー株式会社

IoT 時代の医療機器

すべてのモノがつながる IoT 時代の到来とともに、今までに無かった製品やサービスが求められている現在、企業はどのような形で対応しようとしているのか?また、つながることによって医療機器にもサイバーセキュリティ対策が必要になってくるのか?

このセッションでは、IoT の企業活用事例やサイバーセキュリティ対策の現状と今後についてご紹介します.

16:20 ~ 18:00 **OP1「深層学習1**」

座長: 庄野 逸 (電気通信大学)

湯浅 哲也(山形大学)

OP1-1 深層学習を用いた CT 画像からの椎体位置の自動検出と椎体骨折の分類

○小島 拓也¹, 周 向栄², 東 華岳³, 横山龍二郎², 原 武史², 松尾 政之⁴, 藤田 広志² ¹岐阜大学大学院自然科学技術研究科知能理工学専攻知能情報学,²岐阜大学大学院医学系研究科再生医科学専攻知能 イメージ情報分野,³産業医科大学医学部第1解剖学講座,⁴岐阜大学医学部附属病院放射線科

高齢化社会の進行において骨粗鬆症の患者数が年々増加し、社会的に重要な問題となっている。骨粗鬆症の診断基準の1つ に骨粗鬆症性骨折の有無があり、最も高頻度に発生する部位は椎体となる。臨床現場では半定量的評価法 (Semi-Quantitative Method: SQ法)が用いられ、画像から椎体を4つにグレード分類する。本研究では、Deep Learningを用いて精密検査の目的 で撮影される CT 画像から椎体位置の自動検出と椎体のグレード分類を全自動で行う手法を提案し、その性能を評価する。椎 体位置の自動検出は、71 症例を用いて第1 胸椎から第5 腰椎の17 個の椎体に対して行った。その結果、検出対象 17 個のうち 平均 15.4 個で成功した。椎体のグレード分類は、82 症例の 17 個の椎体画像を用いて実験を行った。分類結果は平均 85% の識 別率であった。これらにより、Deep Learning に基づく提案法の有効性が示された。 OP1-2 deep CNN に基づく体幹部 CT 画像上の第 12 胸椎断面における脊柱起立筋領域の自動認識

○久米 正矩¹,神谷 直希²,周 向栄³,加藤 博基⁴,東 華岳⁵,村松千左子³,原 武史³, 三好 利治⁶,松尾 政之⁷,藤田 広志³

¹岐阜大学大学院自然科学技術研究科知能理工学専攻,²愛知県立大学情報科学部情報科学科,³岐阜大学大学院医学系 研究科再生医科学専攻知能イメージ情報分野,⁴岐阜大学附属病院放射線科,⁵産業医科大学医学部第1解剖学講座, ⁶岐阜大学医学部附属病院放射線部,⁷岐阜大学大学院医学系研究科放射線医学分野

慢性閉塞性肺疾患 (COPD) における,第12 胸椎断面上の脊柱起立筋の横断面積は,優れた予後予測因子である.我々は既に, 骨格筋の形状モデルを用い,体幹部 CT 画像における骨格筋の自動認識を実現した.また,deep CNN に基づく複数臓器の自 動認識を実現したが,骨格筋の認識は実現していない.本研究では,体幹部 CT 画像上の第12 胸椎断面における脊柱起立筋を 対象とし,deep CNN に基づく脊柱起立筋の自動認識を行う.ここでは,体幹部 CT 画像40 症例における原画像と,目視によ り決定した第12 胸椎断面を含む,連続25 断面を手動で抽出した正解画像を用い,ネットワークの学習を行う.体幹部 CT 画 像29 症例に対し,deep CNN に基づく脊柱起立筋の自動認識を行った結果,入力画像の腹側 50% を削除し,学習したネットワー クにおいて平均一致率 82.4% を得た.以上から,deep CNN は第12 胸椎断面上の脊柱起立筋の自動認識に有効であると考えら れる.今後は、3 次元における脊柱起立筋の自動認識を行う.

OP1-3 畳み込みニューラルネットワークを用いた眼底画像における毛細血管瘤の自動検出

○宮下 充浩¹, 畑中 裕司², 小郷原一智², 村松千左子³, 砂山 渡², 藤田 広志³

¹滋賀県立大学大学院工学研究科電子システム工学専攻,²滋賀県立大学工学部電子システム工学科,³岐阜大学大学院 医学系研究科再生医科学専攻知能イメージ情報分野

眼底検査で発見可能な病気に糖尿病網膜症があり、その初期所見の1つが毛細血管瘤である. 毛細血管瘤は、眼底画像上で 非常に小さく、コントラストが低いため、経験に基づいた目視では医師であっても発見が困難である. このことから、本研究 では、眼底画像における毛細血管瘤の自動検出を行うアルゴリズムの開発を目的とした. 最初に、ヘッセ行列を用いた固有値 解析 (Shape Index)、2重リングフィルタ、ガボールフィルタによって得られる画像から作成した毛細血管瘤が強調された画像 を用いて畳み込みニューラルネットワークで毛細血管瘤の候補領域の検出を行った. その後、もう一度畳み込みニューラルネッ トワークを用いて偽陽性候補を削除し、さらに48種類の特徴量とニューラルネットワークにより、毛細血管瘤と偽陽性候補を 分類した. その結果、眼底画像のデータベースである DIARETDB1 で性能評価したところ、毛細血管瘤の候補領域検出で良好 な結果を得られた.

OP1-4 深層畳み込みニューラルネットワークを用いた眼底の血管抽出

〇井川 響¹,畑中 裕司²,砂山 渡²,小郷原一智²,村松千左子³,藤田 広志³

¹滋賀県立大学大学院 工学研究科 電子システム工学専攻,²滋賀県立大学 工学部 電子システム工学科,³岐阜大 学大学院医学系研究科 再生医科学専攻 知能イメージ情報分野

人間ドックや健診において、網膜の病気以外にも高血圧や動脈硬化など、生活習慣病の早期発見ができる眼底検査が行われている。そこで、これまでにフィルタの出力値を機械学習によって血管を抽出する手法が国内外の研究グループから報告されていた。しかし、性能向上のために多くのフィルタ処理を組み合わせることが行われると、複雑なパラメータ設定が強いられる問題点があった。本研究では、Black-top-hat 変換で血管を強調して、畳み込みニューラルネットワークを用いて血管を抽出する手法を提案する。血管抽出の評価のために公開されている DRIVE データベースを用いて実験した結果、Receiver Operating Characteristic 解析における特性曲線の曲線下面積は 0.962 となった。従来手法よりも少ないパラメータ設定であるにもかかわらず、高い血管抽出精度が得られた。

OP1-5 DCNN による胸部 CT 画像からの経時的差分画像上の異常候補陰影の検出

 ○長尾 充明¹, 陸 慧敏¹, タン ジュークイ¹, 金 亭燮¹, 村上 誠一², 青木 隆敏², 平野 靖³, 木戸 尚治³

¹九州工業大学, ²産業医科大学, ³山口大学

近年, 医師の画像診断は CT などの技術の進歩に伴い, 診断性能が格段と向上しているが, 被験者一人あたりの画像枚数も 増している.このことから医師の負担軽減等を目的とした CAD システムの開発が進んでいる.一方, 日本の平成 27 年がんの 部位別死亡者数において, 肺がんは男女計で第1位を示しており, 早期発見・早期治療が必要であると考えられる.また近年, 機械学習の分野において注目を浴びているものに, 深層学習がある.この手法は, 多量の学習データを入力として与え, 未知デー タからのパターン識別が可能で, 人手の介在が少ないという利点がある.

そこで本論文では、胸部 CT 画像からの異常候補陰影の自動検出法を提案する.主な処理の流れとしては、経時的差分像技術による不変構造の除去を行い、残った領域に対する DCNN による学習・識別を行う.提案法を 26 症例の同一被験者で構成される過去・現在画像に適用した結果,TP:92.56[%],FP:13.03[/case]の異常候補陰影の識別性能を得た.

OP1-6 3D U-Net による 3 次元胸部 CT 像からのリンパ節検出

○小田 紘久¹, K. Bhatia Kanwal², R. Roth Holger³, 北坂 孝幸⁴, 小田 昌宏¹, 岩野 信吾⁵, 本間 裕敏⁶, 高畠 博嗣⁷, 森 雅樹⁶, 名取 博⁸, A. Schnabel Julia², 森 健策^{3,1}

¹名古屋大学大学院情報科学研究科,² Division of Imaging Sciences and Biomedical Engineering, King's College London,³名古屋大学情報連携統括本部,⁴愛知工業大学情報科学部,⁵名古屋大学医学系研究科,⁶札幌康生病院, ⁷札幌南三条病院,⁸恵和会西岡病院

3D U-Net を用いた3次元胸部 CT 像からのリンパ節検出手法を提案する.リンパ節検出手法において深層学習の利用が進ん でいない原因のひとつに、学習データの不足が挙げられる.3D U-net は3次元画像に対する深層学習アルゴリズムのひとつで あり、学習データが少ない場合にも領域の分割を良好に行うことが可能である.本手法では、予め肺および気管支を抽出して 処理対象領域を削減した上で、3D U-Net によるリンパ節の検出を行う.動脈相造影胸部 CT 像47 例による実験により、本手 法の有用性を示す.

OP1-7 3 D-DeepCNN を用いた CT 画像からの多臓器の自動抽出と性能評価

○周 向栄¹,山田 一馬²,飯盛 広規²,周 欣欣³,原 武史¹,藤田 宏志¹ ¹岐阜大学大学院医学系研究科再生医科学専攻知能イメージ情報分野,²岐阜大学大学院自然科学技術研究科知能理工 学専攻知能情報学,³名古屋文理大学情報メディア学科

本研究は3次元畳み込みニューラルネットワーク(3D-DeepCNN)に基づく深層学習のアプローチで、CT 画像から広範囲・多 種類の解剖学的構造の自動認識・抽出問題を解決することを目的とする.提案法を大量のCT 画像に適用し、従来法の性能と 比較する.提案手法は人間の経験ではなく深層学習によって構成する.複数のCT 画像と手動で決めた臓器の正解領域を教師 信号として計算機に学習させて、臓器抽出に適する画像特徴と識別ルールを自動的に探索する.具体的に、3D-DeepCNN に基 づいて画素単位で臓器・背景への分類を教師信号から学習し、未知の画像に適用する.提案手法を17 臓器の自動抽出に適用し た.学習とテストには、臓器ごとに、造影・非造影画像が混在した計算解剖学共通データベースの240 症例を用いた.その結果、 3D-DeepCNN は従来法より、全体的に精度が上回る結果が示された.よって、提案法は CT 画像から広範囲・多種類の解剖学 的構造の自動認識・抽出問題の解決に寄与できると考える.

OP1-8 Torso organ segmentation in CT using fine-tuned 3D fully convolutional networks

○ Roth Holger¹, Yang Ying¹, Oda Masahiro¹, Oda Hirohisa¹, Hayashi Yuichiro¹, Shimizu Natsuki¹, Kitasaka Takayuki², Fujiwara Michitaka³, Misawa Kazunari⁴, Mori Kensaku¹⁵

¹Graduate School of Information Science, Nagoya University, ²Faculty of Information Science, Aichi Institute of Technology, ³Nagoya University Graduate School of Medicine, ⁴Department of Gastroenterological Surgery, Aichi Cancer Center Hospital, ⁵Information & Communications, Nagoya University

3D fully convolutional networks (FCN) allow dense predictions in volumetric images. FCNs avoid handcrafting features or training organ-specific models, and features can be transfered across datasets. We trained a general model on a large set of CT scans with the major organs labeled and then fine-tuned to different classification tasks. Separate training, fine-tuning, and testing sets were used, including 331 CT scans with 7 abdominal labels for general training, a smaller set of only 20 CT scans but with substantially more labels (20 in total) for fine-tuning, and a completely unseen set of 10 torso CT scans for testing. We achieve state-of-the-art performance across these data sets, illustrating the generalizability and robustness of our models.

16:20~18:10 OP2「手術支援 手術支援・腹腔鏡・内視鏡」

座長:森 健策(名古屋大学)

中口 俊哉(千葉大学)

OP2-1 Oculus Rift を用いた仮想操作における頭部位置を考慮した視点変更のもたらす操作性への影響の基礎的検討

○西田 佳司¹, 篠原 寿広¹, 中迫 昇¹, 小倉 光博²

¹近畿大学大学院 生物理工学研究科 生体システム工学専攻, ²和歌山県立医科大学 脳神経外科

我々は、脳血管疾患診断支援として、これまでにヘッドマウントディスプレイを用いて、観察者の頭部位置を考慮すること により、あたかも目の前に血管があるかのように血管を観察でき、血管同士の重なりによる死角を無くすために血管を仮想的 に操作できるシステムの開発を行っている.これまで、視覚効果や視点変更効果の操作性への影響を検証してきた.しかし、 安価な Web カメラとマーカを用いて頭部位置推定を行ったため、マーカ認識による遅延やマーカの誤検出等も操作性へ影響を 与えていた可能性がある.そこで、本研究では、より高性能な Oculus Rift を用いることで、さらに視点変更効果の操作性への 影響を検証する.実際に 20 代男女 8 人の被験者を対象に、本システムを用いた簡単な作業に要する時間を計測することにより 頭部位置推定を用いた視点変更が操作性にもたらす影響を、これまでに得られた結果と比較しながら検討する.

OP2-2 肝胆膵領域における外科手術のためのタブレット PC 型ナビゲーションシステム

○服部 麻木¹, 安田 淳吾², 岡本 友好², 藤原 佑樹², 二川 康郎², 恩田 真二³, 矢永 勝彦³, 鈴木 直樹¹

¹東京慈恵会医科大学高次元医用画像工学研究所,²東京慈恵会医科大学附属第三病院外科,³東京慈恵会医科大学消化 器外科

われわれは肝胆膵領域の開腹手術におけるナビゲーションシステムの開発と臨床応用を行なっており,過去の本大会でも報告を行なってきた.これまでのシステムは、立体硬性鏡で術野を撮影し、その術野画像上に術前のX線CTデータから三次元 再構築した臓器モデルを重畳表示し、術者に立体画像としてナビゲーション画像を呈示するシステムであった.本システムは 術野の内部構造の理解には有用であったが、実際の術野とナビゲーション画像が表示されたモニタの間で視線を往復させる必要があり、実際の術野における内部構造のオリエンテーションの理解は直感的とはいえなかった.そこでわれわれはタブレット型PCを用い,PCの背面カメラで術野を撮影してPCのモニタ上にナビゲーション画像を表示するシステムの開発を行なった. 開発にあたってはタブレット型PCのタッチパネルを用いたインターフェイスの開発を行なうなどして臨床応用を行なったので報告する.

OP2-3 Kinect-Based Gesture Recognition for Touchless Visualization of Medical Images OLIU JIAQING¹, Ryoma Fujii¹, Tomoko Tateyama², Yutaro Iwamoto¹, Yen-Wei Chen¹ ¹Ritsumeikan University, ²Hiroshima Institute of Technology

This paper presents a new touchless visualization system for surgical assistance, allowing images to be viewed, controlled and manipulated without contact through the use of Kinect- based gesture recognition technology. Real-time imaging review is important in surgery, particularly during procedures. But traditional input devices are reliant physical contact, which are ill-suited for non-sterile condition. A Histogram of Oriented Gradients (HOG) feature extraction and Principal Component Analysis(PCA), are used to recognize hand gestures. We develop a new system, which can visualize 3D medical image with L form screen and 9 kinds of simple touchless single-handed interactions. For overall evaluation, experiments show that the proposed system is able to achieve high accuracy and fast recognition.

OP2-4 多視点腹腔内映像からの最適画像選択による形状復元精度改善

〇鈴木 敏之¹, 中口 俊哉², Afifi Ahmed³, 林 秀樹²

¹千葉大学大学院工学研究科人工システム科学専攻, ²千葉大学フロンティア医工学センター, ³Faculty of Computers and Information, Menofia University

腹腔鏡下手術において低侵襲性を維持したまま新たに複数視点の腹腔内映像を取得できるカメラ付きトロカールが提案され ている.本研究はカメラ付きトロカールを活用した腹腔内臓器の多眼ベース3次元形状復元を目指す.初期検討として豚の腹 腔内映像からStructure from Motion(SfM)を用いた形状復元を行った結果,奥行方向に大きな誤差が生じた.この復元誤差を 抑制するため連続した画像シーケンスから形状復元に対して最適な画像を選択する手法を検討した.選択の基準として2画像 間のSfMによって得られるカメラ姿勢と復元された3次元点により算出されるカメラの視差角と再投影誤差から定量的な指標 を作成し、算出した指標を形状復元に対する貢献度として画像選択を行った.複数の腹腔内映像データセットを用いて形状復 元精度評価を行った結果,すべてのデータセットで誤差改善が確認された.

OP2-5 投影型医療支援システムのマーカ検出能改善と姿勢推定安定化

○福元 友美¹, 中口 俊哉², 川田 将也³, 林 秀樹²

¹千葉大学大学院工学研究科人工システム科学専攻,²千葉大学フロンティア医工学センター,³KKR 斗南病院 呼吸器・ 乳腺外科

近年,拡張現実感(AR)技術を用いた医療支援が盛んに研究されている.そのひとつに,CTやMRIで取得した患者の体内情 報を、プロジェクタを用いて体表に重畳表示するシステムが挙げられる.先行研究ではARマーカを貼付したトラッキングオ ブジェクトを用いて位置合わせ作業を自動化することで簡便に投影可能となるシステムを構築したが、このシステムは位置合 わせ精度や投影の安定性が不十分であった.そこで本研究では、マーカ検出能改善と姿勢推定安定化を行った.マーカ検出能 改善においては、トラッキングオブジェクトの形状を変更することで改善を行った.投影誤差評価実験において25~40%の 改善が見られた.姿勢推定安定化においては、矩形マーカを正面付近から観測したときに姿勢推定精度が不安定になるという 問題に着目し、過去フレームを参照して加重平均を用い、姿勢推定値の平滑化を行った.評価実験の結果から約50%の動きブ レ低減 を確認した.

OP2-6 Improvement on robustness of ORB-SLAM based surgical navigation system by building submap

 ○王 成¹,小田 昌宏²,林 雄一郎³,三澤 一成⁴,森 健策²
 ¹名古屋大学大学院情報科学研究科,²名古屋大学大学院情報学研究科,³名古屋大学情報連携統括本部,⁴愛知県がん センター中央病院

In this paper, we intend to use submap to improve the robustness of SLAM-based endoscope tracking in surgical navigation system (SNS). Simultaneous localization and mapping (SLAM) is a method to estimate the trajectory and surroundings of the endoscope (called map) from video. As one application of the SLAM, ORB-SLAM uses the ORB feature extracted from images to estimate the map. To obtain a better map, the motion model and the disparity between adjacent frames are checked. If the largest disparity value of two frames is lower than a threshold value, map can't be initialized, then the previous frame is threw away. However, this may lead to less robustness in tracking of the SNS. We use threw frames to build submap by using structure from motion. Then the submap is merged with the original map. Experiments showed the performance of our system was better than the original SLAM.

OP2-7 スーパーピクセルと畳み込みニューラルネットワークを用いた腹腔鏡下手術における術具領域セ グメンテーション

○日朝 祐太¹, 中谷 聡志¹, 大竹 義人¹, 原田 仁², 金治 新悟², 掛地 吉弘², 佐藤 嘉伸¹ ¹奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科, ²神戸大学大学院医学研究科

腹腔鏡下手術は高度な専門性を伴うため、若手の外科医は技術の習得に熟練を要する.

実際の手術を対象とした手技教育は、感覚的な情報を基に行われており、定量的な手技解析方法は確立されていない.

そこで,我々は,術中の術具の軌跡から手技解析を行うシステムの構築を目指している.

本研究では、畳み込みニューラルネットワークを用いて、スーパーピクセルの特徴量を自動で設計する手法を提案し、評価 を行った.

OP2-8 ステレオ内視鏡画像からの臓器形状復元手法における複数フレームの利用に関する初期的検討

 ○柴田 睦実¹,林 雄一郎²,小田 昌宏²,三澤 一成⁴,森 健策²³
 ¹名古屋大学大学院情報科学研究科,²名古屋大学情報学研究科,³名古屋大学情報基盤センター,⁴愛知県がんセンター 中央病院

本稿では、ステレオ内視鏡画像からの臓器形状復元手法について述べる.我々はこれまで、腹腔鏡下手術ナビゲーションシ ステムにおける CT-センサ座標系位置合わせへの利用のために、一組のステレオ内視鏡画像のみからの臓器形状復元を検討し てきた.しかし、内視鏡画像中に存在する光の反射や影の影響により、復元された臓器表面内部に復元点の存在しない「穴」 が発生する場合があった.そこで本手法では、複数のステレオ内視鏡画像から臓器表面形状を復元して、より密な臓器表面形 状を復元する手法を検討する.各ステレオ内視鏡画像から復元された臓器表面形状はそれぞれ異なる座標系に属するため、時 間的に連続した2フレーム間のカメラの姿勢変化を推定して各フレームから復元した復元点群を同一座標系に変換する.実験 では、胃の臓器模型を撮影したステレオ内視鏡画像を用い、より広い領域の臓器形状が復元されたことを確認した.

OP2-9 カメラ付きトロカールのためのトラッキングを融合したモザイキング手法

〇高田 知里¹, 鈴木 敏之², Ahmed Affi³, 中口 俊哉⁴

¹千葉大学工学部メディカルシステム工学科,²千葉大学大学院工学研究科人工システム科学専攻メディカルシステム コース,³Faculty of Computers and Information, Menoufia University,⁴千葉大学フロンティア医工学センター

腹腔鏡下手術の問題点である視野の狭さを補うために、鉗子の挿入口を確保するトロカールに格納・展開機構を有するカメ ラを取り付けたカメラ付きトロカールが提案された.本研究では、カメラ付きトロカールから得られる複数視点の腹腔内映像 に対してモザイキングを行い、開腹手術のような広い視野のパノラマ映像の提示を目的とする.鉗子操作によって視点方向が 大きく変化するというカメラ付きトロカールの特徴を考慮し、単眼トラッキングを融合したパノラマ映像作成手法の提案およ び内視鏡映像を用いた性能評価を行った.従来のモザイキング手法と比較して提案手法は処理速度が向上し、カメラ映像間重 複領域減少時のロバスト性が改善することを確認した.更に、提案手法の問題点であるトラッキング蓄積誤差の改善に取り組 んだ.腹腔内撮影映像に対する前処理やオプティカルフローベクトルを利用した誤検出除去を行うことで、提案手法の精度向 上を得た. 16:20 ~ 17:50

OP3「画像解析技術 人工画像・ファントム」

座長: 根本 充貴(近畿大学)

滝沢 穂高(筑波大学)

OP3-1 人工的な学習画像を用いた転移性肝がん検出のための病変埋め込み法の検討

○小西 孝明¹, 道満 恵介¹, 縄野 繁², 目加田慶人¹

1中京大学大学院情報科学研究科, 2国際医療福祉大学三田病院

現在, 肝がんの読影は医師の目視により診断されており, 読影医の負担となっている. そのため, 機械学習等を用いた読影 支援が望まれている. 機械学習において, 一般に多くの症例画像が必要となるが, 大量に集めることは困難である. そこで, 症例不足を補うことを目的に, 健常症例に対して病変を埋め込み, 人工的に症例画像を生成することに取り組んできた. 従来 法では, 埋め込みにより生成した学習画像を用いて CNN を構築することで, 肝がん検出の精度向上を確認した. 本研究では, 多様な見えの人工病変画像を生成し, CNN の性能に有効な画像の生成法を提案する. 様々な大きさやコントラスト, 埋め込み 位置を多様に変えながら生成した病変画像を学習データとして利用し, 構築した CNN の検出精度を調査した. 調査より, 有効 性を評価した結果について述べる.

OP3-2 乳がんを対象とした新しい人工石灰化陰影の作成法と実症例を全く用いない CAD 開発手法の有効性検証

○安倍 和弥¹, 武尾 英哉¹, 永井 優一², 黒木 嘉典³, 縄野 繁⁴ ¹神奈川工科大学, ²東埼玉病院, ³新村病院, ⁴国際医療福祉大学三田病院

CAD 開発における症例画像の不足を補うことを目的に,病変の存在しない画像に腫瘍等の病変を埋め込み,人工的に症例画 像を作成する取り組みが行われている.これまで筆者らは,肝腫瘍や乳がん腫瘤陰を対象に人工症例画像の作成と CAD 開発 への適用を行い,その有効性を示してきた.しかし,これまでは 50% 以上人工症例を CAD 開発の学習データとして用いると, 未知データに対しての判別性能が本物だけで学習したものに比べて若干劣ってしまう傾向であった.本研究では,人工症例画 像の更なる他部位への応用と人工症例のみでの高性能な判別器開発を目的とし,新たな対象として乳がん石灰化に着目して有 効性検証を行った.石灰化は,これまでの肝腫瘍や乳がん腫瘤陰とは大きく特徴が異なるため,新たな作成手法を開発した. この手法により作成した人工症例を CAD 開発に用いた結果,100% 人工症例での学習による判別器において本物だけで開発し たものと同性能の検出結果が得られた.

- OP3-3 マルチピンホール蛍光 X 線 CT によるマウス脳 in vivo イメージングのための物理ファントムを 用いた基礎実験
 - 〇大内 剛¹, Seo Seung-Jun², 笹谷 典太¹, 砂口 尚輝³, 秦 建 1 , 兵藤 一行⁴, 銭谷 勉⁵, Kim Jong-Ki², 湯浅 哲也¹
 - ¹山形大学大学院理工学研究科,²School of Medicine, Catholic University of Daegu,³名古屋大学大学院医学系研究科, ⁴高エネルギー加速器研究機構物質構造科学研究所,⁵弘前大学大学院理工学研究科

本グループでは、127I などの非放射性造影剤を用いるマルチピンホール型蛍光 X 線 CT (FXCT)を、治療や創薬の前臨床 的研究のための小動物 in vivo イメージングへ応用することを目指している。特に、脳イメージングの場合、関心部位は高吸 収体である頭蓋骨に囲まれており、検出される光子数は制限される。頭蓋骨の影響を検討するために、Al で外周を覆ったア クリル円筒および実際のマウス頭蓋骨のそれぞれの内部に 127I 溶液を封入した 2 種類の物理ファントムを作製した. KEK の ARNE-7A に FXCT システムを構築し、撮像実験を行った結果、Al および頭蓋骨ファントムにおける 127I の最小検出濃度は、 それぞれ 0.1 mg/ml および 0.2 mg/ml であった. in vivo 脳計測のための最小検出濃度にはまだ不足しているが、外部を高吸収 体で覆われた被写体においても良好な 3 次元再構成画像を構築できることが示された.
OP3-4 MRIにおける異なる非線形フィルタ処理後のNPSの比較

○会田 健人¹,宮本 宏太²,一関 雄輝³,町田 好男¹
 ¹東北大学大学院医学系研究科 画像情報学分野,²国立病院機構仙台医療センター,³東北大学病院診療放射線部放射線部

【背景】これまでに我々は、NPSを用いて非線形フィルタ特性を評価する検討を進めてきた.非線形フィルタとしてこれまで Non-Local Means (NLM) フィルタと Bilateral フィルタを用いており、今回は、両フィルタのノイズ低減量を同一とする条件で フィルタ適用後の NPS の比較を行った.【方法】ウェブ上に公開されている、頭部 MR 画像を模した 3 次元数値ファントムか ら切り出した横断面にノイズを付加した画像をフィルタ処理対象とし、処理後の差分画像の標準偏差 (SD) が等しくなるように パラメータを調整後、両フィルタを適用した.得られたフィルタ処理画像の2 次元および 1 次元 NPS を算出し、比較を行った.【結 果と考察】低周波領域では Bilateral フィルタ、中周波領域では NLM フィルタの方が NPS の低下が抑制される結果が得られた. 等しい SD であっても、2 つのフィルタ間で NPS のグラフに差が生じたことから、NPS により非線形フィルタ特性を評価でき る可能性があると考えられた.

OP3-5 数値ファントムを用いた圧縮センシング MR アンギオグラフィにおける k 空間中心部フルサンプ リング領域と血管形状に関する検討

○三浦 洋亮¹²,町田 好男¹

1東北大学大学院医学系研究科保健学専攻画像情報学分野,2国立病院機構 仙台医療センター

【背景】これまで我々は、圧縮センシング MR アンギオグラフィ (CS-MRA)における k 空間の中心部フルサンプリング領域(FSA) の大きさと被写体の大きさの関係について、頭部血管を模擬した数値ファントムを用いて検討を行ってきた. その中で、CS 再 構成をすることで血管のプロファイルの左右非対称が認められる場合があった. 今回はこの血管形状の変化に関して検討を行っ たので報告する. 【方法】大小5種類のサイズを持つ頭部数値ファントムに対し、FSA を変化させて CS 像を得た. CS 再構成 には wavelet 変換を使用した. また、比較のためにフルサンプリングを想定した画像(Full 像)も取得した. CS 像と Full 像 の血管部のプロファイルを比較し、血管形状の変化の程度を評価した. 【結果と考察】ファントムサイズが小さいほど血管プロ ファイルの左右の対称性が崩れる傾向があった. 血管の形状が変化したのは非対称な wavelet 関数を用いたことによるためと 考えられるが、今後さらなる検討が必要である.

OP3-6 小型ファントムを用いた乳房超音波装置の管理ツールの開発

○篠原 範充¹, 田中 詩乃¹, 神谷 直希²

1岐阜医療科学大学 保健科学部 放射線技術学科,2爱知県立大学 情報科学部 情報科学科

乳房超音波診断装置の精度管理は急務となっており、日本乳腺甲状腺超音波医学会では、精度管理に利用しやすい小型ファントムの開発を行ってきた.そこで、本研究では、これらのファントム画像を客観的に計測する解析ツールの開発を行った.ターゲット解析ツールは、DICOM および BITMAP に対応している.解析は、ターゲット辺縁や後方陰影の影響を避けるため、初期輪郭より 80%の領域において上側半分を測定領域とした.実験は2つの方法で行った.実験1では、40 個のファントムを撮像した画像の解析、実験2では1個のファントムを継続的に20日間撮像した画像の解析を行い、mass ごとの平均画素値、標準偏差、変動係数を求めて比較した.40 個のファントムの個体差は充分小さかった.また、1 個のファントムを継続的に撮像した画像でも安定して計測が可能となった.本手法により、乳房超音波装置のための客観的な日常的な精度管理の可能性を示すことができた.

OP3-7 EPID と DRR 画像間におけるレディオミックス特徴量の相関

○スーフィーマーゼン¹²,有村 秀孝³,広瀬 貴章^{1,4},梅津 芳幸⁴,大賀 才路⁵,本田 浩⁵, 佐々木智成³

¹九州大学医学系学府保健学科専攻,²日本学術振興会特別研究員,³九州大学大学院医学研究院保健学部門,⁴九州大 学病院医療技術部,⁵医学研究院臨床医学部門

Radiomics is a promising field for prediction of treatment outcomes of cancer patients based on a large number of radiomic features extracted from medical images. However, the feasibility of electronic portal imaging device (EPID) images in radiomics has not been investigated yet. Our purpose was to assess the correlation between radiomic features in 2D EPID and digitally reconstructed radiography (DRR) images derived from 3D CT images. The grayscale levels were re-quantized into 64 levels. 47-dimensional feature vectors, which consisted of 14 statistical features and 33 texture features, were computed as radiomic features for 11 lung cancer patients. The radiomic features computed in EPID images were weakly correlated with those in DRR images.

8:30 ~ 9:50

OP4「深層学習2」

座長:野村 行弘(東京大学)周 向栄(岐阜大学)

OP4-1 深層学習を用いた歯科的個人識別のための歯科用 cone-beam CT における歯列の認識手法

○沓名 将太¹,村松千左子²,林 達郎³,周 向栄²,原 武史²,勝又 明敏⁴,藤田 広志²
¹岐阜大学工学部電気電子情報工学科情報コース,²岐阜大学大学院医学系研究科知能イメージ情報分野,³メディア株式会社,⁴朝日大学歯学部口腔病態医療学講座歯科放射線学分野

近年,地震や津波などの大災害において遺体の身元確認に歯科情報が用いられることがある.歯科的個人識別には歯列の状態等,口腔内の所見を記録するデンタルチャートが用いられる.一般の歯科医師が記録することが多いが,遺体を対象とした 記録経験に乏しいため精神的負担が伴う.また、システマティックな生前データの記録が必要である.そのため本研究では生 前及び死後に撮影されたX線写真から自動的にデンタルチャートの作成に必要な情報を取得する手法の開発を目的とする.ま ず畳み込みニューラルネットワークを応用した DetectNet を用いて歯科用 CT 上に写る歯牙の領域を探索する.出力されたヒー トマップより歯牙領域に該当する領域を抽出する.次に、検出された領域を関心領域として歯種分類のネットワークにより分 類を行う.少数のテストケースを用いた初期検討では、95%と高い検出率を得ることができ、本手法は歯科情報の自動記録に 有用な可能性を示唆した.

OP4-2 歯科パノラマ X 線画像における深層学習を用いた身元確認用データの自動収集

〇柳下 侑大¹, 村松千左子², 周 向栄², 西村 航³, 林 達郎⁴, 原 武史², 勝又 明敏³, 藤田 広志²

¹岐阜大学大学院自然科学技術研究科知能理工学専攻知能情報学,²岐阜大学大学院医学系研究科再生医科学専攻知能 イメージ情報,³朝日大学歯学部口腔病態医療学講座歯科放射線学分野,⁴メディア株式会社

大災害時には多くの死亡者・行方不明者を生じ、遺体の身元確認作業は困難を極める.情報の保存性や生前資料の入手のし 易さから、歯科情報による身元確認の重要性が再認識された.しかし、各医療施設に残された情報は標準化がされておらず、 処理にも膨大な時間を要するなどの問題がある.本研究の目的は、歯科パノラマX線画像を用い、標準化された生前データを 自動収集するシステムを開発することである.提案手法では、深層学習技術を用いて歯科パノラマX線画像から歯牙を検出し、 さらに深層学習による歯種・歯牙状態の分類を行う.歯科パノラマ線画像196症例を学習・テストデータとし、分類実験には 手動で作成した歯牙領域画像を用いた.その結果、分類実験は歯種・歯牙状態ともに90%以上と高い精度で分類に成功した. また歯牙領域の検出実験では、分類を行うために必要な領域が概ね良好に取れた.したがって、システムの有用性と自動化の 可能性が示唆された.

OP4-3 3D-DCNN を用いた EOB-MR 画像における肝結節病変自動検出法の開発

○竹永 智美¹, 花岡 昇平², 根本 充貴³, 野村 行弘¹, 中尾 貴祐⁴, 三木聡一郎¹, 吉川 健啓¹, 林 直人¹, 阿部 修²⁴

¹東京大学医学部附属病院 22 世紀医療センターコンピュータ画像診断学 / 予防医学講座, ²東京大学医学部附属病院放 射線科, ³近畿大学生物理工学部, ⁴東京大学大学院医学系研究科生体物理医学専攻

肝結節性病変の検出において EOB-MRI 検査は他の検査と比較し有意に検出感度が高い.しかしながら5時相の造影検査であるため読影の労力が多大である.そこで,われわれは EOB-MR 画像における肝結節性病変の自動検出のためのシステム開発 を行っている.本研究では3次元の CNN を用いて,voxel ベースで肝結節性病変の初期検出を行った.

使用症例は 1.5T, 3.0T を含む 3 装置より得られた 28 症例である.初期検討として肝細胞相の画像のみを使用し検出を試みた. それぞれの症例から 31 × 31 × 31voxel, voxel size=2.0 × 2.0 × 2.0mm3 のパッチを入力とし 3 次元の CNN により初期候補を 決定した.初期検出率は 0.86,1 症例あたりの偽陽性領域は 15594 個であった.今後,他時相画像を追加し 5 相 3D-CNN によ る検出を試み, resion-base の特徴量により偽陽性の削除を行う.

OP4-4 畳み込みニューラルネットワーク (CNN) を用いた超低線量 CT(Computed Tomography) 画像 の高画質化

○櫻井 基成¹,中山 良平¹,岡 慎¹,小林 大輝¹,市川 泰崇²,北川 覚也²,佐久間 肇² ¹立命館大学 理工学部 電子情報工学科,²三重大学医学部附属病院 中央放射線部

放射線被曝低減の観点から,通常検査に低線量 CT の適用が期待されるが,診断能の低下を引き起こす問題がある.本研究 の目的は,通常線量の1/20 で撮影した超低線量 CT を CNN により高画質化することである. CNN の学習では,同じ患者の超 低線量 CT と通常線量 CT をパッチ(小領域)に分割後,超低線量パッチを CNN に入力し, CNN の出力値と対応する通常線 量パッチ間の Root Mean Squared Error (RMSE)が最小となるように CNN 内の重み係数を更新する. CNN による高画質化画 像の通常線量 CT 画像に対する RMSE, Peak Signal-to-Noise Ratio, Structural Similarity Index は 45.7, 22.0dB, 0.987 であった. 逐次近似再構成法は 54.1, 20.7dB, 0.985 であり,全ての指標において,CNN が有意に高く,CNN による高画質化の有用性が示 唆された.

OP4-5 DCNN を用いた指骨 CR 画像からの骨粗しょう症の自動識別

○ 畠野 和裕,陸 慧敏,タンジュークイ,村上 誠一,金 亭燮 九州工業大学

近年, 骨粗しょう症の患者が年々増加しており, 医師の診断支援を行うシステムの開発が必要とされる. そこで本論文で は, 指骨 CR 画像から骨粗しょう症の自動識別手法を提案する. 手法としてはまず, 原画像に Tophat 変換を行った画像, WW(Window Width) と WL(Window Level) を変換した画像, WW・WL 変換画像に Tophat 変換を行った画像を深層畳み込み ニューラルネットワーク (Deep Convolutional Neural Network: DCNN)の学習画像として与える. DCNN への3 チャンネル の画像をカラー画像における RGB として見なし, 一つの画像セットとする. これらの画像をもとに DCNN を用い, 正常・異 常の識別を行う. 提案手法を 101 症例に適用した結果, TP = 75.5[%], FP = 13.9[%] を得た.

OP4-6 CNN を用いた Gleason score の算出システム

○藤本 祐基¹, 鈴木 秀智¹, 白石 泰三², 太田 義勝¹ ¹三重大学大学院工学研究科情報工学専攻, ²三重大学大学院医学系研究科客員教授

近年,病理専門医の不足により,診断作業の計算機支援が強く望まれており,CNN(Convolutional Neural Network)などのAI技術を導入した研究が多く報告されている。本研究の対象である前立腺がんの診断では,がん細胞の検出だけでなく,Gleason score の評価も求められる。Gleason score とは,前立腺の組織癌の悪性度を示す顕微鏡画像上の指標であり,腺の形状などで定義されたパターンで分類し,最も多く面積を有する2つのパターンのスコアの和として得られる。従来研究では,分化が小さい(スコアが低い)パターンの分類精度が十分ではないため,さらなる精度向上が求められている。本研究では,CNNに基づくGleason score 算出法を提案する。具体的には、画像の前処理の導入とCNNの構造の検討によって,パターン 全体での分類精度を向上させ、実験により精度改善を確認する。

10:10~11:40 | OS1 「治療:画像ベース放射線治療における独創的研究展開」

イメージング技術や画像処理技術を駆使した放射線治療が一般的になっている.しかし,粒子線治療,機能情報の 考慮,照射中の治療部位の可視化,予後予測,精密医療(precision medicine)への対応など,研究するべき多くの課 題がある.そこで,本オーガナイズドセッションでは,さらに医用画像工学と関係する独創的な研究を紹介する.ま ず,キーノート講演では,名古屋大学の山本誠一先生に「粒子線治療におけるイメージング」(X線カメラと水の発 光現象を利用した粒子線照射中イメージング)をご講演して頂く.次に,4人の講演者が「肺機能画像を用いた治療 計画法」(東北大学角谷先生),「画像誘導放射線治療の先端技術:治療中に撮像されたコーンビーム CT の利用」(東 京大学芳賀先生),「脳腫瘍におけるレディオゲノミクス」(熊本大学内山先生),「レディオミクスベース放射線治療」 (九州大学有村)に関する独創的な研究を紹介する.

座長: 有村 秀孝 (九州大学)

OS1-1 粒子線治療におけるイメージング

○山本 誠一

名古屋大学

粒子線治療は、選択的に高線量を腫瘍に与えることが可能なことから注目を集めており、今後、急速に施設数が増加してい くものと予想される. 粒子線治療においては、線量集中性が高いため、間違いなく目的とする部位に照射されていることを確 認することが必要となる. 粒子線照射中に照射位置を画像化することが試みられているが、未だ実現していない、本発表では、 まず粒子線照射中に発生する制動放射線を、X線カメラで画像化する手法を紹介する. この手法は、比較的低エネルギーのX 線を測定対象とすることから、高い空間分解能と感度を得ることができる. 次に、最近、発表者らが発見した、粒子線照射に よる水の発光現象を紹介し、粒子線の飛程評価への応用を概説する. この発光はチェレンコフ光閾値以下の粒子線エネルギー で生じる現象であり、今後の展開が期待される. さらに、他の放射線治療における水の発光現象の画像化の応用についても説 明する.

OS1-2 肺機能を用いた治療計画法

○角谷 倫之

東北大学病院放射線治療科

放射線治療は近年目覚ましい発展を遂げて、その技術的進歩により腫瘍への線量集中性は飛躍的に向上している.しかし、 胸部領域の放射線治療ではいまだ肺臓炎などの肺の副作用は無視することができない.また、さらなる治療成績の向上のため には腫瘍へのさらなる線量増加が必要であり、肺の副作用の低減が今後の課題となっている.そこでこの問題を克服するため、 非剛体位置合わせ (deformable image registration: DIR) から生成される新たな肺機能(換気)画像を用いた治療計画法が開発・ 臨床利用され始めており、この治療法によりその肺の副作用が低減できると期待されている.さらにこの方法は追加の検査を 必要とせず、治療計画用 4D-CT 画像と DIR 技術のみから簡便に肺機能画像を取得することができ、広く普及することが大い に期待できる技術である.今発表では、その新たな肺機能画像の研究と臨床利用の現状について紹介し、今後の展望について 議論する.

OS1-3 画像誘導放射線治療の先端技術:治療中に撮像されたコーンビーム CT の利用

○芳賀 昭弘

東京大学医学部附属病院

放射線治療装置に併設されたコーンビーム CT などの画像誘導放射線治療システムを利用し実治療中のイメージングを行う ことは、その開発当初から想定内の利用方法の1つであったが、再構成によって治療部位の3次元的な位置情報を取得しよう という試みは想定外だったようである。しかし、連続回転型強度変調放射線治療の普及により、放射線治療中の患者状態の可 視化が可能となった。現在のところ、治療中の状態を最もよく反映した3次元情報は治療中に撮像されたコーンビーム CT 画 像であり、そのデータを用いて治療計画から実際の治療におけるターゲットのズレ量を算出するということは、治療後にもう 一度コーンビーム CT を撮影するよりも位置情報の評価タイミングのずれ・手間・治療時間の観点から優れていると言って良い、 本講演では、治療におけるマージンの設定や適応型放射線治療における治療中に撮像されたコーンビーム CT の利用を紹介し たい.

OS1-4 レディオミクスベース放射線治療

○有村 秀孝

九州大学大学院医学研究院保健学部門医用量子線科学分野

個々の患者の医用画像に基づいて精密医療 (precision medicine) を実践できるレディオミクス (radiomics) が放射線治療の分野 でも注目されている.レディオミクスは、「医用画像」を意味する radio と「遺伝子・タンパク質・代謝産物・糖鎖などを大規 模・網羅的に扱う研究分野」を意味する omics から作られた造語である.レディオミクスは、大規模な医用画像データベース から求めた大量の画像特徴量(通常,400以上)を網羅的に解析し、臨床情報(予後など)との関係を調べる分野である.画 像特徴量は形状解析、濃度ヒストグラム解析、テクスチャー解析、ウェーブレット解析などから求める.レディオミクスでは、 患者群をクラスター分析などの方法を用いて層別化し、臨床情報との関連を調べる.本発表では、レディオミクスの基本と放 射線治療と関係する研究と展望を紹介する.

OS1-5 脳腫瘍におけるレディオゲノミクス

○内山 良一

熊本大学大学院生命科学研究部先端生命医療科学部門

コンピュータ支援診断(CAD)技術は、病変の存在診断や鑑別診断の支援に用いられてきたが、患者の予後予測に応用し た研究は少ない、本研究では、遺伝子情報とMR画像を用いて、脳腫瘍患者の予後予測を行うComputer-Aided Treatment Strategy (CATS)システムを開発した、予後予測に有用な遺伝子を選択し、脳MR画像から画像特徴量を抽出したのち、それ らを入力としたコックス回帰モデルによって予後予測を行った、予測精度の評価は、時間依存性 ROC 解析で行った、CATS シ ステムは、放射線治療や化学療法が有効な患者の選択に応用可能であり、オーダメイド医療を支援するシステムとしての活用 が期待できる。

 $12:00 \sim 13:00$ LS1「NVIDIA 深層学習環境のご紹介と臨床応用に向けた展望」

座長:長谷川純一

(中京大学 工学部メディア工学科)

LS1 NVIDIA 深層学習環境のご紹介と臨床応用に向けた展望

○山崎 和博

エヌビディア合同会社 ディープラーニング ソリューション アーキテクト

山田 泰永

エヌビディア合同会社 NVIDIA エンタープライズ事業部 メディカル・ライフサイエンスビジネス担当マネージャー

深層学習の普及に向けた NVIDIA の取り組みと,高い演算性能と充実した開発環境により,各所で事実上の標準として普及 している GPU 深層学習環境を紹介し,また医療・医学分野での活用事例も紹介する.さらに後半では,医療画像分野での深層 学習,及び GPU の更なる普及や実臨床への適用に向けた展望や課題について,広く参加者からのご意見を頂戴し,議論する場 としたい.

13:10 ~ 13:55

総会

SL1 [IBM Watson Health - Cognitive Computing と医療の世界]

座長:尾川 浩一

(法政大学/日本医用画像工学会学会長)

SL1 IBM Watson Health - Cognitive Computing と医療の世界

○溝上 敏文

日本 IBM Watson ヘルスケア事業開発部

これまでコンピューターが保持はできても「理解」して扱うことができなかった自然言語や音声・画像などの「非構造化デー タ」、人が膨大なエネルギーを傾けて行う研究の成果は、「属性+値」として表などに整理されてまとめられた構造化データよ りも、特定の構造を持たず、コンピュータープログラムによって意味を抽出するのが困難な非構造化データの割合が圧倒的に 多い、人が普通に読み書きする自然言語の情報を、一定のレベルでコンピューターに理解させる技術が存在し、効果があるこ とを世に知らしめたのが 2011 年に米国クイズ番組 Jeopardy! で賞金王と最多連勝記録保持者に勝利をおさめた Watson であり、 2012 年に世界的な人工知能の競技会でディープラーニングの技術を使って勝利を収めたトロント大学のジェフリー・ヒントン 教授といった先駆者達である。2 度の冬の時代を経たと言われる人工知能研究者達の成果が、ビッグデータの時代の今脚光を 浴び、世の中に存在する様々なデータから学び、重要なパターンを抽出し、医療や創薬の問題を解決していくことがクラウド 基盤を使って大きなスケールでできる時代になりつつある。新しい技術が社会にもたらす影響を理解し、法制度も整備してい くことが重要であり、技術としての信頼を勝ち得ることが何よりも大切であり、そうした議論を大会に参加される皆様とさせ ていただきたい。

15:10 ~ 16:40

SS1 JIRA・JAMIT 大会共同企画シンポジウム [AI の画像診断への応用:産官学の視点から]

政府が 2013 年に閣議決定した「日本再興戦略-JAPAN is BACK -」では「健康・医療市場 の改革」を示し、医療が産業としても国の成長戦略の柱に位置づけられるとともに医療 ICT がこれを支える鍵として医療の質・効率向上等への貢献が期待され、産官学でその取り組みが加速された.日本再興戦略 2016 年改定では人工知能、ビッグデータ、IoT といったキーワードの元、医療・介護分野における ICT の徹底、医療・健康等情報の統合的な活用などが具体的施策として示されている.

産業界ではこれに合わせて環境整備として、標準化(医療情報,ストレージ構築,情報交換等),ソフトウェアの 取扱(薬機法における医療機器プログラムへの対応,法規制対象外のヘルスソフトイウェアの自主ルール),セキュ リティ(サイバーセキュリティ対応含む),個人情報保護(改正個人情報保護法への対応等)についての提言・対応 を進めてきた.

2015年には個人情報保護法が改正され、要配慮個人情報を含む個人情報の定義の明確化など、適切な規律の下で 個人情報の有用性を確保することが謳われ、2017年5月30日に全面施行となった。2015年6月には2035年を見据 えた保健医療政策のビジョンとその道筋を示すために厚生労働省の懇談会による「保健医療2035」が公表、続いて 2016年10月に「保健医療分野における ICT 活用推進懇談会提言」が公表され、患者・国民にとっての価値として AI やビッグデータ活用による分析等が課題として挙げられ、その行程表が示された。これを受けて2016年度には「保 健医療分野における AI 活用推進懇談会」が開催され、PMDA でも「人工知能に関する専門部会」が開催されている。 日本の医療費等増大の抑制が喫緊の課題として迫っており、これに応えることが一つの目標であるとともに、医療 機器 / システム関連産業として国を支える産業に成長することが強く期待されている中、AI 技術を国際競争力の源 泉として成長させるためには国際動向把握、研究開発および実用化の段階での標準化やレギュレーション等の国際整 合が重要な必須課題となる。

本シンポジウムでは研究開発から実用化への道筋を強化するための議論を展開する.

座長:中田 典生(東京慈恵会医科大学)

土居 篤博(JIRA / 富士フイルム)

SS1-1 医療行政の動向:厚労省「保健医療分野における AI 活用推進懇談会」について

○中田 典生 東京慈恵会医科大学

SS1-2 産業界の取組:医療情報利活用と AI 実用化への課題

○土居 篤博 JIRA システム部会

SS1-3 国内外の動向:AIに関するトピックスと議論 ○佐久間一郎 東京大学

SS1-4 総合討論

16:50~18:20 **OS2「医用画像データベース構築」**

昨今,深層学習の台頭などの機械学習の進歩によりデータベース構築の重要性が増しており,その充実が期待され る.しかし,個人情報保護の厳格化と倫理指針改定により施設外への持ち出しが非常に厳しくなっている.医用画像 分野では、臨床の中で画像や画像診断レポートが大量に電子化された状態で保存されているが、画像上での病変の位 置が記録されていない、所見が自由文で記載されて構造化されていないといった問題があり、人手でデータを精製し ない限りは学習用データとして使うのが難しいという問題もある.

そこで本セッションでは、これまでに医用画像分野で多数の症例を含むデータベースを構築した事例と、今後医療 情報の二次利用を進めるために整備される予定である代理機関などの構想について情報を共有した上で、パネルディ スカッションを行い、医用画像分野で有用なデータベースを構築していくために何をどうすべきかを検討する.

座長:八上 全弘(京都大学)

目加田慶人(中京大学)

OS2-1 計算解剖学プロジェクトデータベース

○清水 昭伸

東京農工大学 大学院 工学研究院

本講演では、文部科学省科学研究費補助金、新学術領域研究、計算解剖学で整備をしたデータベースについて紹介する.こ のデータベースは、徳島大学病院で撮影された体幹部 CT 像と、国際医療福祉大学で撮影され上腹部 CT 像からなるが、今回 は主に前者について報告する.画像データの収集は徳島大学が中心となり、山口大学や東京農工大学も協力しながら進めた. また、計算解剖学のすべての計画班が協力し、名古屋大学が開発した画像処理プラットフォームを利用しながら各画像に対し て数十の解剖ラベルを作成した.この画像データと解剖ラベルは、公募班も含めたすべての研究グループに配布され、研究に 利用された.また、プロジェクト全体の成果を統合する際にも使用され、一部では現在も継続して活用されている.本講演では、 データベースの作成、管理、活用事例などについて報告する.

OS2-2 CIRCUS プロジェクトにおける継続的データ収集・活用

○野村 行弘

東京大学医学部附属病院 22 世紀医療センター

2006年4月より開始した CIRCUS プロジェクトの一環として、CAD ソフトウェアの開発・改善に必要なデータの継続的な 収集を行っている.本発表では、我々の取り組みのうち、1) CIRCUS DB システムを用いた東大病院内の CAD ソフトウェア開 発用データベースの構築、2) 遠隔読影環境における多施設データに対する CAD 処理結果・評価データの継続的収集(CIRCUS +プロジェクト)、3) 各研究グループで開発した CAD ソフトウェアを東大病院内の CAD ソフトウェア開発用データベース症 例にて機械学習および性能評価を行う共同研究プロジェクト(UTH CAD Challenge) について紹介する.

OS2-3 肺結節データベースの紹介 ~京都大学キヤノン協働研究プロジェクトにて構築~

〇八上 全弘

京都大学医学部附属病院 先制医療・生活習慣病センター

近年,深層学習などの機械学習の進歩に伴い,より数が多く信頼性の高いデータベースの重要性が増しているが,本研究プロジェクトでは,複数の画像診断専門医と技術者が参加して,画像診断を支援するための研究グループを形成し,京都大学医学部附属病院の中で倫理委員会の承認の下,診断が高い精度で確定できる肺結節のある1240 症例を選定し,各症例の胸部領域のCT 画像と,肺結節の診断に必要とされる臨床情報を収集し,各症例で対象とする肺結節を一つずつ選定し,それに対して専門医の合議により39項目の画像所見と診断の根拠を定め,それらを整理統合したデータベースとしたので,その取り組みを紹介する.

OS2-4 医用画像データベースを取り巻く法制 -次世代医療基盤法などについて-

○黒田 知宏

京都大学医学部附属病院 医療情報企画部

平成27年9月に公布された改正個人情報保護法が、関連諸規則の整備を経て、いよいよ本年5月30日に施行されました. 併せて、本年4月には次世代医療基盤法が成立し、今後一年以内に公布されることとなっています.これらの法制の変更・整 備によって、本講演では、医用画像データベースを取り巻く環境はどのように変わるのかを概説し、今後の有り様について議 論します.

OS2-5 パネルディスカッション

8:30~9:50 **OP5**「画像評価

座長:石田 隆行(大阪大学)

山谷 泰賀(放射線医学総合研究所)

OP5-1 X線CT 画像における雑音分散の被写体の位置依存性に関する検討

○西尾 俊貴, 池田 充, 梅田 祐司, 藤井 啓輔, 川浦 稚代, 今井 國治 名古屋大学大学院医学系研究科

画像管理

X線 CT 画像における雑音の評価方法の一つに、均一な CT 値を有する画像領域における CT 値の変動に関する分散を測定 する方法がある.これまで我々は、雑音を量子雑音に限定した場合における X線 CT 画像の関心領域内の雑音分散の値を解析 的な式によって与えることについての検討を行ってきたが、これらの検討は被写体の中心と X線ビームの回転中心が一致した ものに限定されていた.一方、被写体の中心を X線ビームの回転中心から偏位することによって特定部分の被ばく線量を低減 させようとする試みも報告されている.今回、被写体の中心が X線ビームの回転中心から偏位した場合の関心領域内の雑音分 散の値の変化に関する検討を、解析的な式とシミュレーション画像を用いて実施した.その結果、同雑音分散に関して、等方 性のある被写体においては偏位の方向にあまり依存せず、偏位の大きさが増大するにつれて同雑音分散の値が大きくなる傾向 が認められる結果となった.

OP5-2 逐次近似再構成による CT 画像を用いた人間観察者と理想観察者の低コントラスト検出能比較

○長谷川 晃^{1,4}, 李 鎔範², 市川 勝弘³

¹新潟大学医学部保健学科,²新潟大学大学院保健学研究科,³金沢大学医薬保健学研究域保健学系,⁴金沢大学大学院 医薬保健学総合研究科保健学専攻

本研究では逐次近似画像再構成法 (IR)による CT 画像の低コントラスト検出能評価として人間観察者による ROC 解析を行い, 理想観察者による検出能と比較した. IR と FBP を 0, 50, 100% の割合でブレンドした CT 画像から観察試料を作成した. 観察 者 10 人を対象に ROC 解析による観察者実験を行い,平均 ROC 曲線下の面積(Az 値)を求めた.一方,理想観察者による検 出能評価では,MTF と NPS から detectability index を算出した.この detectability index から理想観察者の ROC 解析におけ る Az 値を算出した.その結果,IR ブレンド率の増大により NPS は低下したが,人間観察者と理想観察者のどちらにおいて も Az 値の変化は認められなかった.また人間観察者の Az 値は理想観察者の Az 値に比べ,0.1 程度高値であった.以上から, CT で IR を用いても低コントラスト検出能は変わらないことが示唆された.また,理想観察者による検出能評価は画質比較で は有効であるものの,実際の信号検出における視覚評価とは差異が生じていることが示唆された.

OP5-3 一般 X 線撮影技術開発のための保管 CT 画像の活用法

○鶴岡 礼奈¹, 白石 順二²

1熊本大学大学院保健学教育部,2熊本大学大学院生命科学研究部

一般 X 線撮影の効率化や再撮影による放射線被ばくの低減のために,新たな撮影技術法を開発することは重要な研究課題で あるが,研究開発において,被験者に対する侵襲的行為(被ばく)は認められていないため,撮影技術を検証する手段が限定 されている.本研究では,通常の検査目的で施行され,その後,医療機関に保管されている大量の CT 検査データから,一般 X 線撮影における撮影技術開発のために必要な模擬人体データを再構成し,そこから作成した X 線投影像を撮影技術開発に利 用する手法を提案する.

本研究では、診療目的で撮像された頭頚部 CT 画像 30 例から 3 次元再構成した 3D-CT 画像について、頚椎 4 方向の X 線透 過像を模擬的に再構成し、撮影角度および照射中心の最適化を試みた。

本手法により、3D-CT 画像の模擬人体データから頚椎4方向のためのポジショニング角度の最適化が可能となり、一般X線 撮影技術開発研究に本手法が有用であることが証明された. OP5-4 改良型ヘルメット PET 装置の試作と健常者ボランティア試験

〇田島 英朗¹, 吉田 英治¹, 岩男 悠真¹, 脇坂 秀克¹, 前田 貴雅¹, 高堂 裕平¹, 関 千江¹, 樋口 真人¹, 山下 大地², 山谷 泰賀¹

¹量子科学技術研究開発機構放射線医学総合研究所,²株式会社アトックス

我々はこれまでに半球状に検出器を配置したヘルメット PET 装置の提案をし、感度向上のための追加検出器をあごの位置 に配置した Helmet-Chin PET 試作機の開発を行った.しかしながら、あごに配置した追加検出器は被験者に対して圧迫感があ り、またセットアップの手間もかかるなどの課題があった.そこで本研究では、追加検出器を首の位置へ移動する改造を施し た Helmet-Neck PET 試作機の開発を行った.そして、半球状のプールファントムを測定することで脳領域に対する感度を評価 した結果、あごの位置場合よりも感度向上効果が高いことが示された.これは、追加検出器をあごの位置に配置する場合には、 被験者の安全性確保のためにある程度あごから離す必要があったが、首の後ろの場合には、より脳領域へ追加検出器を近づけ ることが可能であったためである.そして、FDG を用いた健常者ボランティアによる臨床試験を行った結果、脳の構造が鮮明 に画像化できることを確認した.Helmet-Neck PET は臨床試験の利便性を向上させつつ、高感度な脳イメージングを実施可能 である.

OP5-5 X線画像用ダブルスリットコリメータの試作

○草苅 一平¹, 臼井 桂介², 尾川 浩一¹ ¹法政大学大学院 理工学研究科,²順天堂大学医学部 放射線治療学講座

X線画像では、被検体から発生した散乱線が画像コントラストを低下させるため、これを取り除く必要がある. 散乱線の除 去には鉛箔状のX線グリッドが広く利用されるが、従来までのものは検出器への散乱線を約30%除去すると同時に、鉛箔間の 充填剤による直接線の減弱が生じる.そこで、充填剤を利用しない新たな散乱線除去グリッドの開発を行った.開発したグリッ ドは、0.1 mm 幅のタングステン板が0.9 mm 間隔で配列されたものを、交差し重ね合わせた2層構造(ダブルスリット型)で あり、その格子比は20:1 である.本研究では、光子輸送シミュレーションによる画質をパラレルホール型と比較した.さらに 実機の試作品を製作し、X線画像に対する有効性と問題点を検討した.シミュレーションの結果、ダブルスリット型の散乱線 含有率はグリッドを使用しないものと比較して約50%の改善を示し、高い画像コントラストを得た、一方で試作機ではタング ステン板の箔間隔の乱れが生じやすく、グリッド縞の抑制処理と箔の配置構造の安定化が課題となった.

OP5-6 Development of a Collaborative and Mobile Platform for 3D Medical Image Analysis

○ Wang Yi¹, Liu Qiaqing¹, Deng Zhuofu², Zhu Zhiliang², Chen Yen-Wei¹ ¹Ritsumeikan University, ²Northeast University, China

In recent years, the insight of human body can be imaged with such higher resolution imaging scanners, and then allow more detailed structure visualization for human's internal organs. Analysis and visualization of 3D medical images plays an important role in the field of computational anatomy and image-based diagnostics, surgery navigation. And the practicability of mobile devices for using in medical imaging has become more common among the doctors. In this paper, we present a collaborative and mobile medical image analysis platform with plugin functions. Each user can interactively access or visualize medical images using his/her own iPad and all users can share the information anywhere. The user can not only do some basic interaction on platform but can take image analysis, for example segmentation and registration through the extended plug-in function like the 3DSlicer.

10:00~11:40 OP7 CAD / 定量解析 筋・骨格」

座長:野崎太希(聖路加国際大学)

橘 理恵 (大島商船高等専門学校)

OP7-1 低線量胸部3次元CT 画像を用いた骨粗鬆症診断支援システム

 ○辻 大輔¹, 松廣 幹雄², 鈴木 秀宣², 河田 佳樹², 仁木 登², 中野 恭幸³, 楠本 昌彦⁴, 土田 敬明⁵, 江口 研二⁶, 金子 昌弘⁷

¹徳島大学大学院先端技術科学教育部,²徳島大学大学院理工学研究部,³滋賀医科大学,⁴国立がん研究センター東病院, ⁵国立がん研究センター中央病院,⁶帝京大学医学部,⁷東京都医学予防協会

わが国では人口の急速な高齢化に伴い骨粗鬆症の罹患者数は増加している.これは寝たきりの状態や慢性腰痛の原因となる ことから大きな社会問題となっている.この克服のためには早期発見・早期治療が求められている.骨粗鬆症の診断には一般 的にDXAが用いられており補助的な役割としてQCTがある.近年、3D-QCTによる骨粗鬆症診断の有効性が高まっている. このため骨粗鬆症診断支援システムの開発が求められている.本報告では、胸部CT画像の脊椎から椎体のコード化を用いて 椎体を抽出し、高さや海綿骨の骨密度を測定することによって骨折や骨密度の減少を提示し骨粗鬆症の診断を支援するシステ ムを構築する.

OP7-2 股関節鏡シミュレータにおける視認性に基づくポータル位置の評価:15症例による検証

○川上申之介¹,福田 紀生¹,西井 孝²,大竹 義人¹,佐藤 嘉伸¹ ¹奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科,²大阪府立急性期・総合医療センター整形外科

FAI(股関節唇損傷)に対して行われる股関節鏡視下手術において用いられる股関節鏡の挿入口として皮膚上に設置される ポータルの位置は、上前腸骨棘及び大転子頂部の位置から一意に決定される.このポータルから挿入した股関節鏡により得ら れる鏡視範囲は患者固有の股関節形状のために必ずしも整形外科医が要求している範囲が得られないという事が起こり得る. 要求通りの鏡視範囲を得るためには、これら患者固有の股関節形状に応じた適切な位置にポータルを設置する必要があると考 えられる.本報告では、15 症例の股関節術前 CT 画像から作成した3次元サーフェスモデルに対し、我々が開発した股関節鏡 シミュレータを用いて仮想空間上で設置した基準のポータル位置から挿入した仮想股関節鏡により得られた鏡視範囲に比べて、 ポータル位置を上下左右に 1cm ずつシフトした場合に得られる鏡視範囲とを比較検討した結果について述べる.

OP7-3 全身 CT 画像における上肢・下肢のテクスチャ特徴に基づく筋萎縮疾患の画像特徴解析

○淺野瑛里香¹,神谷 直希²,周 向栄³,山田 恵⁴,加藤 博基⁵,村松千左子³,原 武史³, 三好 利治⁶, 松尾 政之⁷,藤田 広志³

¹岐阜大学工学部電気電子・情報工学科情報コース,²愛知県立大学情報科学部情報科学科,³岐阜大学大学院医学系研 究科知能イメージ情報分野,⁴岐阜大学大学院医学系研究科神経内科・老年学分野,⁵岐阜大学附属病院 放射線科, ⁶岐阜大学医学部附属病院 放射線部,⁷岐阜大学大学院医学系研究科放射線医学分野

筋萎縮を伴う疾患は筋原性、神経原性および廃用性と大別される.本研究では、全身 CT 画像から認識された骨格筋のうち、 上肢および下肢の 8 領域においてテクスチャ解析を行う.テクスチャ解析により、筋萎縮を呈する疾患間における画像特徴の 差を検討する.これにより、筋の萎縮と疾患の間における画像特徴量の関係を明らかにする.ここでは、テクスチャ特徴に Haralick の 13 の画像特徴を用いる.13 特徴において、0° から 135°まで 45°間隔の 4 つの角度パラメータおよび1 から 3 画素 まで1 画素間隔の 3 つの距離パラメータの組み合わせを用い、画像特徴を算出した.36 症例を用い、画像特徴間の差の検定を行っ たところ、指定難病とされる ALS とその他の筋萎縮を伴う疾患間において、右上腕、左右前腕、左下腿において有意差のある 特徴量およびパラメータの特徴が 42 得られた、今後は、筋量、筋内脂肪量などの筋特徴と合わせた複合的な筋疾患特徴間の鑑 別の可能性を検討する.

OP7-4 体幹部 CT 画像における棘下筋の自動認識のための棘下窩の特徴認識

○渴渕 達也¹,神谷 直希²,周 向栄¹,加藤 博基³,東 華岳⁴,村松千左子¹,原 武史¹, 三好 利治⁵,松尾 政之⁶,藤田 広志¹

¹岐阜大学大学院医学系研究科再生医科学専攻知能イメージ情報分野,²愛知県立大学情報科学部情報科学科,³岐阜大 学医学部附属病院放射線科,⁴産業医科大学医学部第1解剖学講座,⁵岐阜大学医学部附属病院放射線部,⁶岐阜大学大 学院医学系研究科医科学専攻放射線医学分野

肩甲部には様々な骨格筋が存在し、肩甲骨には複数の筋が付着している.そのため、肩甲骨を精密に認識し、肩甲骨上の骨 格筋の付着部位である、起始・停止特徴の自動認識が必要である.我々は、本会で肩甲骨を精密に認識する手法や精密認識さ れた肩甲骨上から6つの解剖学的特徴を自動認識し、棘上筋の自動認識手法を提案した.そこでは、精密認識された骨格およ び骨格上の解剖学的位置、形状特徴上に形状モデルを適用することで骨格筋認識精度が大幅に向上することが示された.本研 究では、肩甲骨上に付着する筋のうち、大型な筋の一つである棘下筋を対象とし、棘下筋が付着する棘下窩を自動認識する. 肩甲骨を正規化し、形状特徴および位置情報から、棘下窩を自動認識する.13 症例の肩甲骨において、棘下窩の自動認識を行っ たところ、肩甲棘部位において課題が残るものの、棘上窩の認識は成功した.今後は、棘下筋モデルを構築し、棘下筋の自動 認識を行う.

OP7-5 SRFを用いた経時CT画像からの脊椎領域の位置合わせ

○佐藤 駿¹, 陸 慧敏¹, タン ジュークイ¹, 金 亨燮¹, 村上 誠一², 上野 碧², 寺澤 岳², 青木 隆敏²

¹九州工業大学, ²産業医科大学

近年, 医療現場では医師の診断をサポートするコンピュータ支援診断(CAD)システムの開発が注目されている. その一つと して同一被験者の現在画像と過去画像に対する差分演算を行い,正常構造を除去することにより,病変部の経時的変化を強調 した画像を生成する経時的差分像技術が注目を集めている.本論文では,CT画像から経時的差分画像を生成し,骨転移の検出 を行うための先行研究として,脊椎領域の現在画像と過去画像の画像位置合わせを行うための画像処理法を提案する.提案法 では,3次元データであるCT画像の現在と過去のスライスを対応させるためのグローバルマッチングを行い,位置合わせを行 う現在画像と過去画像のペアを選定する.その後,SRF(Salient Region Feature)に基づくローカルマッチングにより最終画像 位置合わせを行う.

OP7-6 MR 画像を用いた肩腱板断裂 3 次元形状の半自動再構築法

〇井城 一輝¹, 盛田 健人¹, 新居 学¹, 無藤 智之², 田中 洋², 乾 浩明², 小橋 昌司¹, 信原 克哉²

¹兵庫県立大学,²信原病院バイオメカニクス研究所

肩腱板修復術の手法は肩腱板断裂の形態によって決定される.断裂形態の診断には MR 画像が用いられる.しかし, MR 画 像にはスライス間隔が少なからず生じる.したがって, MR 画像のみを用いて3次元的な断裂形態を把握することは容易では ない.我々は MR 画像から上腕骨,肩腱板正常部,肩腱板断裂部の3つの関心領域を抽出し,それらを用いて肩腱板3次元形 状を再構築する方法を提案した.この手法では再構築される3次元形状は関心領域の形状に大きく依存するが,領域抽出は手 動で行った.そのため,3次元形状の精度は抽出を行う医師の熟練度に左右された.

そこで本研究では、手動抽出した領域の自動修正を行う、肩腱板断裂3次元形状の半自動再構築法を提案する.提案法では、 領域に含まれる妥当性を画素ごとに輝度値などから計算し、領域の修正を行う.提案法および従来法それぞれで再構築した肩 腱板3次元形状の比較を行ったので報告する.

OP7-7 MRIによる骨格筋動態の計測法の開発と筋変形の四次元表示

○鈴木 直樹¹, 服部 麻木¹, 北川 久², 橋爪 誠³

¹東京慈恵会医科大学高次元医用画像工学研究所,²東京慈恵会医科大学附属第三病院放射線部,³九州大学大学院医学研究院先端医療医学講座

われわれは全身運動時の軟組織変形が可能な四次元人体モデルの開発を行なっており、これまでに過去の本大会で報告を行 なってきた.現在,MRIを用いて運動時の被験者の内部構造の変化を計測し、本モデルでの軟組織変形手法の評価を行なって いる.骨格筋を対象とし、歩行と同様な負荷がかかった状態での運動時の下肢の計測を行なっている.計測で用いている MRI は臨床で使用しているコンベンショナルな装置であるため、ガントリ内で動いている対象のボリュームデータを高いフレーム レートで計測するのは難しい.そこでわれわれは、同じ動作を連続して安定して行なうための治具を製作し、被験者の動作と 計測のタイミングをシンクロさせるための手法の開発を行なった.この手法により、ゆっくりとした動作ではあるが歩行と同 様な動作時の下肢の時系列ボリュームデータ(4Dデータ)を取得し、下肢骨格筋動態を可視化することができたので報告する.

OP7-8 SVMを用いたX線透視画像における椎間板抽出の基礎的検討

○齋藤 祐季¹, 目片幸二郎¹², 滝沢 穂高³, 工藤 博幸³
¹筑波大学大学院システム情報工学研究科,²神戸赤十字病院リハビリテーション科,³筑波大学システム情報系

本研究では嚥下 X 線透視画像から椎間板を抽出する手法を提案する.初めに RANSAC で透視画像の頭部と肩部分に放物線 を当てはめ,放物線に囲まれた領域を基に頸部付近のみを捉えたマスク画像を作成する.次に SVM で大まかに椎間板候補の 抽出を行い,再度 SVM を適用することで椎間板候補の抽出精度を向上させる.最後に SVM で抽出した椎間板候補領域の主軸 を基に領域の合成と削除を行い,投票を行うことで非椎間板を削除し,椎間板の抽出精度を向上させる.本手法を嚥下 X 線透 視画像に適用し,椎間板を抽出した結果を示す.

 15:10~16:40
 OP8「CAD / 定量解析 脳」

座長:木村 裕一(近畿大学)

武田 徹(北里大学)

OP8-1 レベルセット法における速度関数制御による頚動脈低信号領域の抽出

○中川 史登, 鈴木 秀智, 太田 義勝

三重大学大学院工学研究科情報工学専攻

頚動脈狭窄症は、脳への血流を低下させ、さらには閉塞させる危険性があり、早期発見が強く望まれる. 頚動脈の検査に は、CTA や ceMRA なども利用されるが、被爆や造影剤使用などリスクが高いため、健診では TOF MRA がよく用いられる. TOF MRA は血流を描出するが、分岐部は血流速度の低下などにより低信号領域が生じ、狭窄を引き起こすプラークと誤認識 するなどの問題がある.これまで、頚動脈の分岐位置を利用した精度改善、粗抽出領域の形状を利用した精度改善などが試み られているが、十分な精度は得られていない.本研究では、まず基本的なレベルセット法で高信号の血流領域を抽出し、大ま かな血管位置と次の抽出のための初期領域を求める.2回目のレベルセット法において、候補境界点と大まかな血管位置から 低信号領域に接する境界点の判定法を導入し、速度関数を境界点ごとに制御する方法を提案する.実験より、従来研究と比べ て抽出精度を約 3% 改善することを確認した.

OP8-2 アルツハイマー病のための脳局所特徴量を用いた MR 画像解析に関する検討

○藤本 竜一¹, 伊藤 康一¹, 呉 凱², 佐藤 和則³, 瀧 靖之³, 福田 寛⁴, 青木 孝文¹ ¹東北大学大学院情報科学研究科, ²華南理工大学, ³東北大学加齢医学研究所, ⁴東北医科薬科大学

大規模な脳 MRI 画像データベースを用いた統計解析を通して,加齢に伴って脳組織が萎縮することが知られている.この ことより,脳 MRI 画像を用いて正常加齢に伴う脳の形態的変化を調べることで,年齢を推定することが可能である.健常者 の脳形態から推定される年齢は,加齢に伴う脳萎縮の客観的な指標となるため,アルツハイマー病などの早期発見や診断支援 に有効であると考えられる.これまでに脳局所特徴量に基づく年齢推定手法を提案してきた.本稿では,Alzheimer's Disease Neuroimaging Initiative (ADNI) が公開しているアルツハイマー病患者のデータベースに対して,年齢に関する回帰問題と,ア ルツハイマー病患者と健常者の分類問題とを脳局所特徴量を用いて解くことで,アルツハイマー病の診断支援に関する有効性 について調査する.

OP8-3 遺伝子型と画像特徴を用いたコンピュータ支援診断:軽度認知障害とアルツハイマー型認知症の 脳萎縮の定量評価

○甲斐 千遥¹,内山 良一²,白石 順二²,藤田 広志³
¹熊本大学大学院保健学教育部、²熊本大学大学院生命科学研究部、³岐阜大学大学院医学系研究科再生医科学専攻知能
イメージ情報分野

近年、ヒトゲノムの解析コストが急激に低下しており、画像検査に加えて遺伝子検査も疾患のスクリーニングに用いられる 可能性が高くなった。本研究の目的は、遺伝子型と画像特徴を統合解析する手法を用いてアルツハイマー型認知症(AD)の早 期検出を支援する次世代型のCADシステムを開発することである。ADNIデータベースから、正常例、軽度認知障害(MCI)、 ADの頭部 MR 画像、及び APOE 遺伝子の情報を収集し、すべての MR 画像に対して脳形態標準化処理を行ったのち、正常例 から正常標準脳を作成した。次に、MCI と AD の各 MR 画像から正常標準脳との差を Z スコアマップとして求めた。MCI と AD の Z スコアマップを遺伝子ごとに分類し、萎縮部位や程度を評価した、遺伝子の違いにより、脳萎縮が起きる部位や程度 が異なることや病態推移が違うことが明らかになった。したがって、遺伝子型に応じた脳萎縮の違いをコンピュータで学習す れば、より早期に脳萎縮を検出できる可能性がある。
 OP8-4
 ドパミントランスポーターイメージングにおける CT 像と MR 像の位置合わせを利用した定量解 析システム

○竹田 優太¹, 横井 翔伍², 田中 悠貴³, 原 武史¹, 周 向栄¹, 片渕 哲朗⁴, 福岡 大輔⁵, 松迫 正樹³, 藤田 広志¹

¹岐阜大学大学院 医学系研究科 知能イメージ情報,²岐阜大学大学院 自然科学技術研究科 知能情報学,³聖路加 国際病院 放射線科,⁴岐阜医療科学大学 保健科学部,⁵岐阜大学 教育学部

[目的]123I-FP-CITは、線条体におけるドパミントランスポーター(DAT)の分布をSPECT像で可視化できる.本研究の目的は、DATイメージングにおける再現性の高い定量解析システムの開発である。そのために、SPECT像にMR像の形状情報を追加して再現性の向上を図る.[方法]本研究で用いるSPECT像は、SPECT/CT装置によって撮影されたものとする。CT像とMR像の位置合わせを利用して、SPECT像とMR像を自動位置合わせする。次に、MR像から線条体の形状情報を抽出する.抽出した形状情報をSPECT像に重ね合わせる。測定領域を設定し、解析を行う.システム画面では、位置合わせ前と位置合わせ後の各画像及び、解析結果の値を表示する。実験には、頭部SPECT/CT、MR像32症例を用いる.[結果]画像の位置合わせは、全症例において2mm以下の位置ずれであった。解析結果の値は、最大で6.76、最小で1.75、平均は4.04であった。[結

OP8-5 脳 CT 像の類似画像探索に基づくドパミントランスポーターイメージングにおける定量解析手法

○横井 翔伍¹,竹田 優太²,原 武史²,田中 悠貴³,村松千左子²,周 向栄²,野崎 太希³, 松迫 正樹³,片渕 哲朗⁴,藤田 広志²

¹岐阜大学大学院自然科学技術研究科知能理工学専攻知能情報学,²岐阜大学大学院医学系研究科再生医科学専攻知能 イメージ情報分野,³聖路加国際病院放射線科,⁴岐阜医療科学大学保健科学部

[目的]123I-FP-CIT は、線条体におけるドパミントランスポーター (DAT)の分布を SPECT 像で可視化できる.本研究は、 SPECT/CT 装置により撮像された CT 像を使用する. CT 像の類似画像探索による DAT イメージングの正確な定量解析法の 開発を目的とする.[方法]CT 像と位置合わせ後の MR 像から手動抽出した線条体ラベル画像のデータベースを作成する.対 象 CT 像とデータベース上の CT 像の位置合わせを行う.位置合わせ時に算出する画像の類似度から、最も線条体領域が類似 した症例を探索する.探索結果のラベル画像を用いて対象 CT 像に対応する SPECT 像の定量解析を行う.[結果] 実験には 脳 SPECT/CT, MR 像 32 症例を用いた.本手法と手動で抽出した線条体ラベル画像を用いて計測した値との誤差は、最大 0.89、 最小 0.01、平均 0.19 であった.[結論] 本手法は、類似した線条体領域の探索により、DAT イメージングの正確な定量解析 が実現できる可能性がある.

 OP8-6
 123I-IMP ダイナミックシンチグラムを用いた Graph Plot 法における関心領域の自動決定法

 ○広瀬 香澄¹, 原 武史¹, 田中 悠貴², 村松千左子¹, 片渕 哲朗³, 松迫 正樹², 周 向栄¹, 藤田 広志¹

¹岐阜大学大学院医学系研究科,²聖路加国際病院放射線科,³岐阜医療科学大学保健科学部放射線技術学科

認知症の早期診断のために平均脳血流量(mean Cerebral Blood Flow:mCBF)の測定が行われる. その測定法である IMP-Graph Plot 法は, RI アンギオグラフィ上の肺動脈領域と頭部領域にそれぞれ関心領域(Region Of Interest: ROI)を設定す る. しかし, ROI の位置は技師が手動で設定するため,測定結果にばらつきが生じるといわれる. 本研究は,それら ROI を自 動的に設定する方法の開発を目的とする. 肺動脈 ROI は,肺野領域の自動検出と肺動脈周辺で観測する時間放射能曲線(Time Activity Curve: TAC)の最大値によって決定する. 頭部 ROI は,技師が設定した頭部 ROI から決定した TAC モデルと走査 対象の ROI から得られる TAC との相互情報量によって決定する. 倫理委員会の承認を得て収集した 37 症例を用いて評価した 結果,正解 ROI と自動 ROI の重心のユークリッド距離の平均は,肺動脈 ROI と頭部 ROI のそれぞれにおいて,3.01 と 2.07 [pixel] であった.
 OP8-7
 脳血流シンチグラフィ検査における Patlak plot 法に基づく平均脳血流量の自動測定システムの

 開発

○ 籾内 政哉¹, 原 武史², 福岡 大輔³, 多湖 博史⁴, 後藤 裕夫⁴, 片渕 哲朗⁵, 藤田 広志² ¹岐阜大学 工学部 電気電子・情報工学科 情報コース,²岐阜大学 大学院 医学系研究科,³岐阜大学 教育学部 技術教育講座,⁴岐阜赤十字病院 放射線科,⁵岐阜医療科学大学 保健科学部 放射線技術学科

【目的】Patlak plot 法は、大脳平均血流量 (mCBF)を推定する低侵襲な手法であるが、いくつかの手動操作により推定値にば らつきが発生する。そこで本研究は、mCBF の測定者間のばらつきの軽減と、測定結果の再現性の向上を目的とした自動測定 システムの開発を目的とする。【方法】大動脈弓と大脳半球それぞれに、標準化した形状のモデルを利用して ROI を設定する。 集積濃度のピーク時刻を求め、時間軸の補正を行う、プロット後の回帰直線に利用する点の選択を行う。これらを自動で行う 本手法において mCBF を算出し、手動の測定値と比較することで本手法の評価を行う。【結果】実験には 94 症例を用いた、本 手法と手動の測定値の相関係数は、右脳 0.89、左脳 0.88 であった。Bland Altman 解析の結果から、本手法と手動において同等 の結果が見られた。【結論】自動で測定を行う本手法は、測定者間におけるばらつきへの有用性が見られ、測定結果の再現性の 向上に寄与できると示唆される。

16:50~18:10 OP9「CAD / 定量解析 頭頸部」

座長:内山 良一(熊本大学) 畑中 裕司(滋賀県立大学)

OP9-1 嚥下時VFにおける頸椎の運動解析に関する基礎的検討

○目片幸二郎¹², 滝沢 穂高¹, 松林 潤³, 瀧川 朋亨⁴, 戸田 一潔⁵, 伊藤 康夫⁵, 工藤 博幸¹⁶ ¹筑波大学大学院システム情報工学研究科コンピュータサイエンス専攻, ²神戸赤十字病院リハビリテーション科, ³京 都大学大学院医学研究科 人間健康科学系専攻 リハビリテーション科学コース, ⁴岡山大学整形外科, ⁵神戸赤十字病院 整形外科, ⁶JST-ERATO 百生量子ビーム位相イメージングプロジェクト

我々は嚥下障害の一因として頚椎の運動に着目し、先行研究において、正常嚥下では生理的前彎が減少していることを明ら かにした.先行研究の解析法の問題点として、頸椎運動解析を行う際に、頭部、体幹の動きに影響を受けることがあった.こ のことは今後患者対象に臨床応用する際に、解析精度に関わる大きな問題となっていた.本研究は、この問題を解決するため、 第1,2,3,4,5,6の各頸椎棘突起と頸椎椎体の重心の中点、6点を基準にし、最小2乗法を用いて基準線を作成し、各頸椎 の運動解析を行った.その結果、より高精度の運動解析結果が得られたので報告する.

OP9-2 CT 画像を用いた頭部線状骨折の自動検出手法の改良~表面選択型ブラックハット変換を用いた 骨折線強調~

○山田あゆみ¹, 寺本 篤司¹, 工藤 匡平², 大塚 智子², 安野 泰史², 藤田 広志³ ¹藤田保健衛生大学大学院保健学研究科,²大同病院,³岐阜大学大学院医学系研究科

頭部外傷につづく骨折が主要な血管に達する場合,硬膜外血腫のリスクを増加させる.そのため,骨折は損傷の位置や重症 度を示すマーカーとして重要である.本研究では,表面選択型ブラックハット変換を用いた CT 画像の頭蓋部線状骨折の自動 検出手法を開発し,基礎評価を行った.まず,入力画像に対して2 値化とクロージング処理を行い,骨領域抽出を抽出する. そして骨表面にある骨折線を強調する.強調には新たに開発した表面選択型ブラックハット変換を利用した.これは,頭蓋部 外側と内側の緻密骨に対して独立してブラックハット変換を行うもので,表面認識処理とモフォロジー演算から成り立つ.12 症例の臨床データを用いた検証では,症例あたりの偽陽性数が 6.83 個のとき 86% の性能を示した.また,従来のブラックハッ ト変換と比較したところ,誤検出が低減した.この結果から,提案手法が頭部線状骨折の自動検出に有用であることが示唆さ れた.

OP9-3 4D-CT における脳虚血領域の自動検出

○李 鎔範¹, 飯島 祐希², 大村 知已¹³, 長谷川 晃², 高橋 規之³ ¹新潟大学大学院保健学研究科.²新潟大学医学部保健学科.³秋田県立脳血管研究センター

4D-CT 画像を元に得られる灌流画像(CT perfusion: CTP)は、脳虚血領域の診断に広く利用されている.しかし、CTPは ソフトウェアによって解析方法が異なるため、診断結果がばらつく可能性が指摘されている.そこで、本研究では頭部 4D-CT の原画像から脳虚血領域を自動検出するアルゴリズムを提案する.対象画像より基底核を含むスライスを決定した後、エッジ 保存型平滑化フィルタ(APMF)を適用した.APMF処理後画像に対してマスク像をサブトラクションし、造影剤を含む血管 領域のみを抽出した.最後に左右脳実質に複数の関心領域(ROI)を設定し、対比する ROI 内の血管面積に左右差(統計的有 意差)があり、かつ、総血管面積が小さい領域を虚血候補領域として検出した.検出結果を CTP 画像と比較した結果、概ね同 じ位置に虚血領域が確認されたことから、提案手法の有用性が示唆された.

OP9-4 テクスチャと色特徴を用いた機械学習による舌苔抽出

○太田 雄大¹, 中口 俊哉², Bochko Vladimir³

¹千葉大学大学院工学研究科,²千葉大学フロンティア医工学センター,³Dept. Electrical Engineering and Energy Technology, University of Vaasa

漢方の診断法の一つである舌診は舌の色彩,形状,湿潤,舌苔の状態等から患者の体調を診断する.コンピュータ支援によ る定量的な舌診断に関する研究が進められているが,対象は舌質の色彩が主体であり舌苔を計測,解析する研究は少ない.先 行研究として波長 405nm にピークを持つ光源を用いた蛍光撮影により舌苔計測の有効性が示されているが,紫外光に近い光源 を用いた特殊撮影には汎用性に課題が残る.そこで通常撮影画像から機械学習を用いて舌苔領域を抽出することを試みた.ま ず舌画像を小さな矩形領域に分割する.その矩形領域ごとにテクスチャと色彩に関する計 20 種の特徴量を算出して学習器に入 力する.教師データとして舌の蛍光撮影画像を用いる.機械学習には Random Forest を用い,Grid Search によりパラメータ を調整した.11 名の舌画像から 2667 サンプルを抽出し交差検証を行った結果,感度 88.1%,特異度 84.0% となり,通常撮影画 像からの舌苔抽出の可能性が示された.

OP9-5 ウェーブレット変換を使用した OCT 画像のスペックルノイズ除去

○村上 毅, 尾川 浩一

法政大学 大学院 理工学研究科 応用情報工学専攻

網膜の断層面を映像化することが可能な OCT(Optical Coherence Tomography) は網膜の疾患をはじめ種々の診断に用いられている.しかし,この画像には光の散乱等の影響でスペックルノイズが生ずる.このノイズは乗算型であるため, median, Wiener などの簡便なフィルタリングは有効ではない.本報告では,画像の周波数的な特徴を維持しつつ,雑音を除去することができるウェーブレット雑音除去法について述べる.具体的には雑音除去に使用する閾値を対象となる画素毎にその近傍領域の強度に応じて動的に変化させて雑音除去を実現している.また,時間軸方向に加算平均(今回は 32 枚を使用)することで,さらに雑音除去の性能を向上させた.SN 比を用いて本提案手法の有効性を評価したところ,従来の単純加算平均を用いる手法より 4.9dB 向上し,26.8dB であった.

OP9-6 眼科用光干渉断層 (OCT) 画像からの多方向分離度とスプライン曲線を用いた自動境界抽出法

○花井 良輔¹, 鶴岡 信治², 高瀬 治彦¹, 川中 普晴¹, 八神 寿徳³

¹三重大学大学院工学研究科,²三重大学大学院地域イノベーション学研究科,³三重大学地域イノベーション推進機構 知的財産統括室

光干渉断層計 (OCT) により網膜の階層的組織の断層画像 (OCT 画像)を非接触,非侵襲で撮影することができ,網膜疾患の 定量的な評価のため,網膜厚の自動計測システムが要望されている.境界線の位置を決めるために,多数の角度での分離度を 求め,求めた境界線の位置を滑らかにつなぐために,スプライン曲線を用い,その制御パラメータを決定する評価関数を定義 した.抽出された境界線を,医師によってトレースされた正常画像 10 枚,疾患画像 20 枚の境界線と比較し精度を求めた.網 膜の内境界膜 ILM,色素上皮 RPE,網膜厚の項目について,従来研究と同等以上の精度で抽出を行うことができた.提案手法 において疾患画像の一部では境界線が内側に引っ張られることがあったため,より様々な OCT 画像に対応したパラメータの決 定法が必要である. 8:30 ~ 10:00

OP6「CAD / 定量解析 血管・心臓・全身・その他」

座長: 杉本 直三 (京都大学)

上村 幸司(国立循環器病研究センター)

OP6-1 機械学習を用いた腹部動脈血管名自動命名における肝動脈分岐情報利用方法に関する一考察

〇鉄村 悠介¹,張 暁楠², Roth Holger¹,林 雄一郎¹,小田 昌宏¹,三澤 一成³,森 健策¹ ¹名古屋大学大学院情報学研究科.²名古屋大学大学院情報科学研究科.³愛知県がんセンター

本稿では、3次元腹部 CT 像から抽出した腹部動脈領域に対する機械学習による血管名自動対応付けを、肝動脈の分岐構造に 着目して行った。外科手術において患者の血管構造を正確に把握することは非常に重要であり、これまで機械学習を用いた腹 部動脈領域に対する血管名自動対応付け手法がいくつか提案されてきた。しかし、肝動脈に稀な分岐パターンをもつ血管構造 の症例数が少なく十分な学習が行われないため、それらの血管に対する自動対応付け精度が低かった。そこで本稿では、肝動 脈の分岐パターンを6つに分類し、それらの情報を利用することで血管名自動対応付け精度の向上を図った。その結果、左右 肝動脈の対応付け精度の向上が見られ、腹部動脈 22 種類の自動対応付け精度は最大で 90.5%となった。

OP6-2 先験情報付加によるロバスト主成分分析に基づく造影領域強調手法の改良

○小倉 優理¹, 大西 峻², 加藤 英幸³, 大岡 美彦⁴, 酒井 智弥⁵, 羽石 秀昭²

¹千葉大学大学院工学研究科,²千葉大学フロンティア医工学センター,³千葉大学医学部附属病院放射線部,⁴千葉大 学医学部附属病院消化器内科,⁵長崎大学大学院工学研究科

X線透視像下で診断や治療を行う際, Digital Subtraction Angiography(DSA)により血管走行を可視化する.しかし,体幹部 を対象にDSAを行う際には患者に息止めを要求する必要があるため,患者への負担増加につながる.そこで昨年のJAMITでは, ロバスト主成分分析と体動補正に基づく補完処理を組み合わせることで,自然呼吸下で取得した造影像のみから血管走行全体 の確認が可能な画像を生成した.しかし,ロバスト主成分分析では血管要素と背景要素の分離が不十分な場合が確認され,血 管走行の視認性向上の効果は十分に得られなかった.そこで,今回はロバスト主成分分析の改良を行った.具体的には,血管 の先験情報を考慮した制約を加えることで,血管のエッジを残しつつ背景成分の除去を行った.その結果,血管要素と背景要 素の分離精度の向上が定性的・定量的に確認された.さらに,補完処理後の血管像における背景成分の影響が小さくなり,視 認性の高い血管像を生成することができた.

OP6-3 冠動脈造影像を用いた心筋血流分布の三次元可視化

○片迫 悠¹,大西 峻²,笠原 哲治³,三浦慶一郎⁴,北原 秀喜⁴,羽石 秀昭² ¹千葉大学 大学院工学研究科,²千葉大学 フロンティア医工学センター,³千葉大学 医学部附属病院放射線部,⁴千葉 大学 大学院医学研究院 循環器内科学

冠動脈疾患における診断では X 線造影による検査が行われる. 冠動脈造影は血管内腔形状を描出可能なため病変診断能に優 れる一方で,血管狭窄が及ぼす心機能への影響を評価することは困難である.心機能の評価として核医学検査などが挙げられ るが,検査工程の増加に伴う患者の負担などが問題点として挙げられる.そこで本研究では冠動脈造影像から機能的情報の取 得を目的として,灌流域を含めた造影血流分布の三次元的な可視化を試みた.まず画像取得に用いるバイプレーン型 C アーム X 線撮影装置の撮影ジオメトリのキャリブレーションを行った.形状既知の校正物体を寝台に配置し,アームを複数角度で回 転させ撮影することで各アームの2軸回転軸の算出を行った.臨床の冠動脈造影画像群に対して逐次近似再構成による三次元 化を行った結果,三次元的な血管走行とそれに不随する灌流分布が確認できた.

OP6-4 機械学習を用いた冠動脈 DSA 法の開発

○山本めぐみ,大倉 保彦 広島国際大学 診療放射線学科

【目的】DSA を冠状動脈などの心臓領域で用いることはほとんど行われていない. 臓器の動きや,呼吸移動が大きく,アーチファクトが避けられないためである.本研究では最も動きの大きい冠動脈造影に対して,機械学習を用いてアーチファクト低減し, DSA を心臓領域に適用できる方法を開発することを目的とする.【方法】深層畳み込みニューラルネットワークを用いて学習 モデルを作成した.学習には造影後と造影前の画像を用いた.学習済みのモデルに造影前の画像を入力し,出力画像をマスク 像とした.得られたマスク像を使用して減算処理を行い,DSA 像を得た.【結果】どの症例に対しても良好な結果が得られた. 特に撮影系が動いたケースに対しても良好な結果が得られた.【結論】機械学習を用いて冠動脈 DSA に活用できることが示さ れた.

OP6-5 正常モデルに基づく胴体領域における FDG-PET 画像の統計学的画像解析法の検証

○武田賢志郎¹, 原 武史¹, 周 向栄¹, 片渕 哲朗², 加藤 正也³, 伊藤 哲³, 石原 圭一⁴, 汲田伸一郎⁴, 藤田 広志¹

¹岐阜大学大学院医学系研究科再生医科学専攻知能イメージ情報分野,²岐阜医療科学大学保健科学部,³総合大遊会病院放射線科,⁴日本医科大学付属病院放射線科

【目的】FDG の集積を示す評価値には SUV が用いられる.しかし SUV は半定量的な評価値とされ,読影医は生理的集積や臓器ごとの正常範囲と異常値を理解する必要がある.我々は正常モデルとの比較により,胴体領域における統計学的画像解析法 を開発した.本研究の目的は,統計学的画像解析法の有用性の検証である.【方法】正常な PET/CT 画像 49 症例を用いて, CT 画像から臓器領域を自動検出し, PET 画像上に写像し,解剖学的標準化を行う.その標準化結果から正常モデルを構築する. そして,正常モデルと標準化した症例を比較して Z-score を算出する. 肝臓,肺および腹部の異常 34 症例と正常 25 症例を用い て SUV と Z-score の ROC 解析を行う.【結果】いずれの領域においても ROC 曲線下面積 (AUC) は SUV と Z-score が 0.98 よ り高い値を示した.また,統合領域における AUC は SUV が 0.98, Z-score が 0.99 となり,t検定により有意差が確認された.【結 論】胴体領域において統計学的画像解析法は有用な可能性が示唆された.

OP6-6 18F-FDG PET を用いた悪性腫瘍の治療効果予測における Standardized uptake value および Total lesion glycolysis の評価

○羽賀 愛美¹,武田賢志郎²,原 武史²,周 向栄²,伊藤 哲³,片渕 哲朗⁴,藤田 広志²
 ¹岐阜大学 工学部 電気電子・情報工学科 情報コース,²岐阜大学大学院 医学系研究科 再生医療科学専攻 知能イメージ情報分野.³大雄会病院 第一放射線科,⁴岐阜医療科学大学 保健科学部

FDG-PET 検査において, 腫瘍の評価には, Standardized Uptake Value(SUV) を元に評価する SUVmax がよく用いられ る.近年, 腫瘍全体の大きさと広がりの双方をよく反映する指標である Total Lesion Glycolysis(TLG) も用いられることもあ り, 放射線治療や化学療法の治療効果を予測する指標として着目されている.本研究の目的は, TLG の自動測定法の開発と, SUVmax との比較である.経時的な変化のある FDG-PET 検査症例を対象として, 異常集積部位の SUVmax と TLG を求める. TLG は, SUVmax を元に Cut Off Level(COL) を設定して算出する. COL は, SUVmax の 50% 値と 75% 値として, それぞれ TLG50 と TLG75 とする. 腫瘍の評価のため, これら値の変化について, Δ SUVmax, Δ TLG50, Δ TLG75 を腫瘍ごとに算 出する. そして, その変化量に関して ROC 解析を行う. これら解析の結果, SUVmax の変化率が小さい腫瘍であっても, 腫 瘍の容積を反映する TLG は, その腫瘍の変化を適切に表現できた.

OP6-7 SVR を用いた X 線画像における手関節リウマチ mTS スコアの推定

○田下 徳起,盛田 健人,新居 学,小橋 昌司

兵庫県立大学 工学研究科

本邦には約50万人の慢性関節リウマチ患者が存在し、また毎年数万人が発病する. リウマチは早期治療による予後の著しい 改善が見られるが、リウマチの進行度に応じた適切な治療を行う必要がある. リウマチ進行度診断では、年に数回関節レント ゲン画像を撮影し、関節破壊進行度 mTS スコアを算出しているが、手動であるため膨大な作業時間を要し、またスコアは主観 的評価であるため自動化、定量化の需要が高まっている.本稿では、サポートベクター回帰 (SVR) による手関節 X 線画像から の mTS スコア推定とその評価を行う. 特徴量として関節周辺画素の HOG (Histogram of Oriented Gradient) を用いた. 結果と して SVR による mTS スコアの推定が可能であることが示唆された. 16:50 ~ 17:50

OP10「画像再構成 CT / MR / SPECT」

座長:工藤 博幸(筑波大学)福岡 大輔(岐阜大学)

OP10-1 位相拡散フーリエ変換を利用した等間隔間引き信号による MR 画像再構成

○伊藤 聡志. 八坂 俊吾

宇都宮大学 大学院工学研究科 情報システム科学専攻

圧縮センシングの MRI 応用では、再生像の画質が信号の収集軌道のランダム性や収集密度に依存し、安定した画質を得るこ とに課題がある.本研究では再生像の画質安定化と実用性を高める一手法として、撮像法に位相拡散フーリエ変換映像法を使 用し、等間隔間引きを基本として収集された信号から画像再生を行う方法について検討を行った.その結果、最適な位相拡散 係数は、被写体が実関数であるとの拘束条件が使用できる場合は信号収集比に依存し、使用できない場合は信号収集比に依存 しない傾向が示された.再生像の信号対雑音比はフーリエ変換映像法に圧縮センシングを応用する場合よりも高い値が得られ、 位相拡散フーリエ変換映像法を使用しランダム収集を行った場合と同等の値が得られた.

OP10-2 オブリークスキャン法を利用した MR 圧縮センシングの画質改善

○佐々木裕也, 伊藤 聡志

宇都宮大学 大学院工学研究科 情報システム科学専攻

MRI 撮像に圧縮センシングを利用する場合,信号空間の高域の収集密度を低く設定する可変密度収集を利用することが多い.このとき、スパース性の高くない画像の場合は再生像の分解能が低下し、画像のテクスチャが失われる傾向がある.そこで、本研究ではカルテシアン座標系におけるオブリークスキャンにより、同一の信号収集量で高周波域の信号を収集できる新たな方法について検討を行った.一般に用いられている可変密度収集を用いた場合の再生像と、本法を用いた場合の再生像を比較した.評価方法として、PSNRとSSIMを用いた.画像再生シミュレーションの結果、従来法に比べ提案法の方が PSNR、SSIM 共に良好な結果となることが確認できた.再生像においても、従来法でテクスチャが失われていた箇所を良好に再生することが出来た.したがって提案法の優位性が示唆された.

OP10-3 TOF-PET における多重散乱を考慮した散乱推定法の開発

○山川 善之,小林 哲哉,大井 淳一,北村 圭司 (株)島津製作所 基盤技術研究所

PET 画像の定量性を担保するためには、計測データに混入する散乱線分布を正確に推定し補正する必要がある. TOF-PET 装置における散乱推定には、単一散乱シミュレーション (Single Scatter Simulation) 法を TOF 計測データに拡張した TOF-SSS 法がある. 一般に2回以上散乱した多重散乱線の影響を考慮するために、推定した単一散乱線分布と計測データの裾野が 一致するように絶対値を補正する. しかし、単一散乱線と多重散乱線の分布形状は異なるため、多重散乱線の影響が大きい場 合は散乱推定誤差が大きくなる. そこで、多重散乱線によって散乱線分布の裾野が広がることを簡易的に再現する方法として、 散乱線分布の平滑化処理を導入し、可搬型 DOI-TOF-PET 装置で撮像した臨床データを用いて、散乱補正精度の評価を行った. その結果、再構成画像の定量性が向上したことから、提案手法の妥当性が確認された.

OP10-4 対向データを利用した補間法による SPECT 再構成法の開発

○山口 雄貴¹, 大倉 保彦², 山本めぐみ²

¹広島国際大学 大学院 医療·福祉科学研究科 医療工学専攻,²広島国際大学 保健医療学部 診療放射線学科

【目的】SPECT 収集では投影数を減少させることで、収集時間を短縮できる.しかしながら、アーチファクトや歪みにより再 構成画像の画質が低下する.本研究では大きなサンプリング角度で収集し、得られなかった中間角度の投影データを対向方向 の投影データで補間する方法を開発し、再構成画像の画質評価をすることを目的とする.

【方法】360 度収集において 12 view の投影データを 24 view に補間し, MLEM による画像再構成を行った.対象は shepp ファ ントム及び投影データにノイズを付加した数値ファントムとした. 画質評価は NMSE 及び %RMSU を用いて行った.

【結果】NMSE 及び %RMSU の両方について,開発した補間方法では良好な結果が得られた.

【結論】本研究で開発した補間方法を用いた画像再構成は収集時間を短くしたまま,良好な画質を得ることが可能である.

OP10-5 信号の等間隔間引き収集を基本とする MR 圧縮センシングの検討

○風間 椋, 伊藤 聡志

宇都宮大学 大学院工学研究科 情報システム科学専攻

近年,MRI で収集した少数の信号から画像を再生する圧縮センシング (CS) と呼ばれる方法が盛んに行われている.CS では信号の収集軌道をランダムに選択する手法を取ることが多いが,この場合に再生像の画質が信号の間引き方に依存し,同一の信号量であっても収集密度や収集点分布のランダム性によって PSNR が大きく変化するなどの問題がある.

そこで、本研究では再生像の画質安定化を目的とし、等間隔収集を基本とする信号から画像再生を行う新たな方法について 検討を行った.間隔の異なる複数の収集点からなる信号とアーティファクト除去性能の高いスパース化関数を使用した.再構 成実験の結果、ランダム収集された信号と同等の再構成像が得られることを確認した.



座長:本谷 秀堅(名古屋工業大学)菅 幹生(千葉大学)

OP11-1 Automatic Vessel Segmentation Using A combined Deep Network

○ Kitrungrotsakul Titinunt¹, Han Xian-Hua², Iwamoto Yutaro¹, Lin Lanfen³, Wei Xiong⁴, Chen Yen-Wei¹³

¹Graduate School of Information Sci. and Eng., Ritsumeikan Univ., Japan. ²Institute of Advance Industrial Science and Technology, Japan. ³College of Computer Science and Technology, Zhejiang Univ., Hangzhou, China. ⁴Institute for Infocomm Research, Singapore

Segmentation of organ's vessel is an important task for medical field. It is still a challenge task because of the tiny vessel structure, low SNR and various contrast of the available medical data. In this paper, we propose an automatic vessel segmentation approach using multi-deep network. The proposed method trains a binary classification based on extracted training patches on three planes centered the focused voxels, and thus is prospected to provide more reliable recognition performance. Furthermore, due to the large variety of device values, we investigate to first transform the raw data into vesselness map, and then conduct vessel extraction. The proposed deep network provides the vessel probability map, which is used in our post-processing method to generate the final result.

OP11-2 A Study on Fine Blood Vessel Segmentation Using Fully-connected Conditional Random Field

○王 成龍¹,小田 昌宏²,吉野 能³,山本 徳則³,Roth Holger²,森 健策² ¹名古屋大学院情報科学研究科,²名古屋大学院情報学研究科,³名古屋大学大学院医学系研究科

In this paper, we introduce a fully-connected conditional random field (CRF) into blood vessel segmentation problem to improve the segmentation accuracy of tiny blood vessels. Due to the "short boundary" bias of graphic models, conventional local neighboring graph, only neighboring voxels are considered, have an unpromising segmentation results on elongate structures such as blood vessels. To address this issue, fully-connected graphic model was introduced. Different with local neighboring graph which only model local pairwise potentials, fully-connected model establishes potentials over all available pairs of voxels in images. The experimental results shows that the fully-connected CRF can achieve a promising result on tiny blood vessels.

OP11-3 眼底画像における視神経乳頭周辺画像を用いた Deep Learning による緑内障診断

 ○後藤 拓真¹,村松千左子²,石田 恭子³,澤田 明⁴,畑中 裕司⁵,山本 哲也⁴,藤田 広志²
 ¹岐阜大学工学部電気電子情報工学科情報コース,²岐阜大学医学系研究科知能イメージ情報分野,³東邦大学医療セン ター大橋病院,⁴岐阜大学大学院医学系研究科眼科学分野,⁵滋賀県立大学工学部電子システム工学科

[目的] 緑内障は日本における中途失明原因の第一位とされており,40歳以上の日本人の20人に1人が緑内障と推定されている.緑内障を発病すると眼底に存在する視神経が障害を受け,視神経乳頭陥凹(以下 cup)が拡大する.そのため眼底画像を用いた眼底検査は緑内障の早期発見に有用とされている.しかし cup の検出には医師の経験と技量が必要とされ,容易ではない.そこで我々は deep learning を用いて視神経乳頭周辺画像の緑内障判別を試みた.[手法] 正常 153 症例,緑内障 148 症例の眼底画像を,視神経乳頭を中心とする 600 × 600 画素の範囲で切り出す.その後,正常症例・緑内障症例からともに 15 症例ずつ無作為に選びテストデータとし,それ以外を学習データとして分類を行う.この実験をサンプルデータの偏りを考慮し3回行う.[結果] 実験の結果,平均して偽陽性率 22.2%,検出率 82.2% となった.[結論] 本手法は,眼底画像における緑内障診断において有用だと考えられる.

OP11-4 深層学習を利用した全乳房超音波画像における腫瘤検出手法の検討

○平松 祐哉¹,村松千左子¹,小林 宏暢²,原 武史¹,藤田 広志¹ ¹岐阜大学大学院医学系研究科知能イメージ情報分野.²名古屋セントラル病院乳腺・内分泌外科

乳がんの検診にマンモグラフィに加え超音波検査を行うことは検出感度の向上につながり,特に乳腺濃度の高い女性に有効 とされている.乳房超音波自動ボリュームスキャン(ABVS)は,操作者の技量によらず乳房全体の画像が得られるため,二 重読影や前回検査との比較を用意にし,検診に有用なモダリティである.しかし,1度の検査で何百枚もの画像が得られ,医 師の読影負担となる.そこで,我々はABVSの読影補助のための腫瘤の自動検出法の開発を目的としている.本研究では深層 学習を利用して,腫瘤の検出と偽陽性削除について検討した.初期検討では,集中度フィルタを用いて一時検出した腫瘤候補 に対し,深層学習を用いて偽陽性候補の削減を行い60%以上の偽陽性数の削減に成功した.提案手法はABVS 画像における腫 瘤の自動検出に有用な可能性を示唆した.

OP11-5 Deep Learning による腫瘤の類似度決定法の検討

○樋口 峻市¹, 村松千左子², 原 武史², 藤田 広志²

¹岐阜大学大学院自然科学技術研究科知能理工学専攻知能情報学分野,²岐阜大学大学院医学系研究科再生医科学専攻 知能イメージ情報分野

我々の研究グループは腫瘤陰影の良悪性鑑別を支援するためのマンモグラム(MG)と乳腺超音波画像(US)を利用した類 似画像検索の手法を提案し、その有用性を示唆した、本研究の目的は、近年検診で推奨されている MG と US の併用を取り入 れた腫瘤の類似画像検索によるコンピュータ支援診断(CAD)システムの開発である。しかし特徴量抽出において、現在は腫 瘤の輪郭の取得を手動で行っているため、臨床応用実現には課題があり、操作者間の誤差が生じる可能性がある。また各画像 での自動輪郭抽出は、乳腺との重なりや後方エコーの存在により容易ではない、そこで本手法では、新たな類似度決定法として、 Deep Learning (DL)が利用できないか、その初期検討として MG を対象に腫瘤の分類を行った。その結果、高い分類精度が 得られ、畳み込みニューラルネットワーク(CNN)により抽出された特徴量は類似度決定に有効な可能性が示唆された。

OP11-6 畳み込み深層ニューラルネットワークを画像診断に用いるために有用な前処置ソフトウェアの開発

○立花 泰彦,小畠 隆行,尾松 徳彦,岸本 理和,東 達也 量子科学技術研究開発機構 放射線医学総合研究所 分子イメージング診断治療研究部

畳み込み深層ニューラルネットワーク (CDNN) の画像診断への応用は急速に発展しつつあるが、学習のために大量の画像が 必要な点は臨床実装に向けた課題となっている.これを解決する工夫として、対象画像から多数のサブイメージを生成する手 法がある.本研究では脳 MRI 画像を対象としてこれを自動的に行うソフトウェア開発を行った.脳実質全体の軸位断像から解 剖学的な情報を利用して対象となるスライスをまず抽出し、次に皮質下や深部白質など特定の解剖学的領域よりサブイメージ 群をランダムに切り出し、さらに特定の解剖学的領域を任意に除去(マスク)することが可能である.画像から完全にランダム なサブイメージを切り出すのではなく解剖学的な情報を根拠とした処理を行うことで、大量の画像を生成しつつ、さらに得ら れた学習結果がどのような部位に着目して得られたものであるかを後顧的に評価できるようになる点が有用であると考える.

OP11-7 CT 像から抽出した腹部動脈領域における CNN を用いた過検出削減でのパッチ画像生成手法の 検討

○小田 昌宏¹,山本 徳則²,吉野 能²,森 健策¹ ¹名古屋大学情報学研究科,²名古屋大学医学系研究科

本発表では CNN を用いたパッチベースの腹部動脈抽出におけるパッチ生成手法の比較検討を行う. CNN は多数の学習デー タから識別対象を的確に識別するフィルタを自動生成する働きを持ち,手動作成フィルタより高い識別性能を示す場合がある. CNN に与えられる画像に識別対象の情報が十分含まれない場合は識別性能が低下する. 血管抽出においては CT 像から局所的 なパッチ画像を切り出し, CNN を用いて血管であるか判断する方法などがとられるが,パッチ画像に血管形状などの情報が含 まれることが重要となる. 従来手法においては血管走行方向に関係なくパッチ画像が生成されていたが,提案手法ではこれを 考慮したパッチ画像生成を導入する. これにより血管形状を的確に表現したパッチ画像を生成することが可能となる. このパッ チ画像を CNN により分類し,動脈領域を識別する. 実験では,従来手法と比べ提案手法は過検出を減少させることが可能だった.

10:10~11:40 OS3「多元計算解剖学若手セッション」

座長:北坂 孝幸 (愛知工業大学)

OS3-1 医用画像処理からの巣立ち ~新しい研究分野に挑戦して~(キーノート)

〇出口 大輔

名古屋大学

本講演では、医用画像処理に軸足を置いた研究から私自身経験の無い ITS 研究分野に挑戦したこれまでの経験を紹介すると ともに、そこで感じた研究分野を変えることの難しさ、新しいことへの挑戦の楽しさ、人との繋がりの大切さ、などについて まとめる. 私自身は、名古屋大学工学部の4年生として鳥脇研究室の門をくぐり、博士号取得まで一貫して医用画像処理、特 に気管支内視鏡ナビゲーションシステムの開発と関連するセグメンテーション技術の開発に取り組んできた. その後、縁あっ てコンピュータービジョン・パターン認識などの研究に軸足を移し、現在では ITS に関連する研究にも取り組んでいる. その間、 研究分野を変えることの難しさや、新しいことに挑戦する楽しさを再認識することができた. 特に、新しい人との繋がりは自 身を大きく成長させてくれたと考えている. このような私自身のこれまでの経験が、今後新しい研究分野に挑戦する研究者の 皆様の助けになれば幸いである.

OS3-2 パネルディスカッション

花岡 昇平¹, 植村 宗則², 根本 充貴³, 平野 靖⁴, 大西 峻⁵, 出口 大輔⁶ ¹東京大学, ²AMED / 九州大学, ³近畿大学, ⁴山口大学, ⁵千葉大学, ⁶名古屋大学

ポスト多元計算解剖学 ~ぶっちゃけ討論~

多元計算解剖学を含む計算機による医療支援の分野は、目覚ましい発展を遂げています。AIが医師の読影能力を超える radiological singularity に至るとき、多元計算解剖学はどうあるべきでしょうか?遠くない未来に備えて、今我々が考えるべき ことは何なのか、若手研究者が虚心坦懐に議論します。

12:00 ~ 13:00

LS2 [医用画像診断装置・システム高度化のためのデータ解析技術の研究開発]

座長:松尾 政之

(岐阜大学 大学院医学系研究科腫瘍

制御学講座放射線医学分野 主任教授)

LS2 医用画像診断装置・システム高度化のためのデータ解析技術の研究開発

○尾藤 良孝

株式会社 日立製作所

MRIやCT, USなどの医用画像診断装置において,計測技術の研究開発とともに,計測したデータの解析技術の研究開発 が近年大きな進歩を遂げている.解析技術を大きく分類すると,画像再構成,生体情報の抽出,定量化,統計解析,Computer Aided Detection (CAD)等に分けられる.画像再構成では,撮像時間や被ばくの低減のため,欠損や雑音の多いデータからの逐 次近似再構成等が挙げられる.生体情報の抽出では,新規バイオマーカを得るために,従来アーティファクトの原因となって いた磁化率等の物理量を導き出す逆問題解法が挙げられる.定量化では,生体組織特徴量の自動計測やMRIの物理パラメータ 推定が進められており,さらに定量化を活かした統計解析やCADが進められている.このような解析技術は,装置だけでな く情報システムへと展開されてきている.本講演では,解析技術の概要及び代表的なトピックスについて研究開発状況を紹介 する.

座長: 藤田 広志(岐阜大学/JAMIT2017大会長)

SL2 Deep Learning for Medical Imaging

○ Martin Stumpe

Google Research

Deep learning has revolutionized machine learning in recent years, and its applications are progressing into more and more areas beyond visual object recognition. This talk will provide an overview of deep learning in computer vision and the various applications Google has pursued in this area, before addressing how deep learning is starting to impact medical imaging. Two topics will be highlighted in particular: The first application is the use of deep learning in Ophthalmology to diagnose a disease called diabetic retinopathy. Diabetic Retinopathy is a degradation of the retina caused by diabetes, and is one of the world's leading causes for blindness. If diagnosed early enough, it can easily be treated and vision loss prevented. However, due to shortage of doctors, in particular in developing countries, many patients suffer irreversible loss of vision before they are able to get a diagnosis. The second application is the use of deep learning in Pathology. Rendering cancer diagnoses on biopsy images is a highly complex process that requires years of expert training, involves reviewing extremely large images to find literally the needle in the haystack, and classifying tissue with very high inter-class similarity. These are tasks at which humans are traditionally not very good at, and indeed the current state of cancer diagnostics leaves much to be desired. Deep learning has the potential to help with these challenges, and will enable tools to assist doctors for increasing the availability and the accuracy of medical diagnostics.



OP15-1 4時相 CT 画像を用いた LI-RADS に基づく肝癌のコンピュータ支援診断

○山本 颯斗

山口大学大学院創成科学研究科電気電子情報系専攻

肝癌は肝臓に発生する腫瘍の一つで、診断には4時相CT画像が有用である。肝癌の診断基準を統一するためにLI-RADSというガイドラインが作られている。肝癌のリスクがある患者の4時相CT画像に対してLI-RADSを適用することで、肝癌である可能性をLR-1からLR-5の5クラスに分類し、LR-5に近づくほど肝癌の可能性が高いとされている。しかしながら、LI-RADSに基づく分類は医師の経験や主観に左右されることが多く、医師によって分類結果に差が生じるという問題がある。そこで本研究では、コンピュータによるLI-RADSに基づいた肝癌の確信度の分類を定量的に行うことを目的とする。まず、4時相CT画像から肝腫瘤領域を抽出し、得られた肝腫瘤領域に対し、早期濃染、最大径、Washout, Capsuleの4項目を使用してLI-RADSに基づいた分類を行った。本手法を、山口大学医学部附属病院で撮影された4時相CT画像に適用し、医師により分類したものとの診断結果と比較を行い一致率79.2%という良好な結果を得た。

OP15-2 MRI 肝臓造影検査における 2D フルオロ画像の自動位置決めに関する検討

○後藤 隆男, 荒木 未来, 尾崎 正則, 浅野 健二

GE ヘルスケアジャパン株式会社

肝臓造影検査においては、大動脈を通る 2D 画像をリアルタイムで観測し、ボーラスの到達を目視によって確認しながら撮 像を開始する手法がある(フルオロトリガー法). この手法においては大動脈を通る 2D 画像を位置決めする作業が手間であり、 経験を必要とする.よって、オペレーターワークフローの改善の余地があるといえる.我々は今回この 2D 画像を自動で設定 する手法を提案した.通常検査の冒頭で収集される 2D スカウト画像中のアキシャル画像を解析に用いた.アキシャル画像は 部位毎に6つに分類され、対応する大動脈の存在確率を示すアトラスを作成した.大動脈の検出には Hough Forest と Random Forest を組み合わせて適用した.40 例のデータセットに適用し、その結果、大動脈の検出能は約 96%、2D 画像は 35 例におい て十分な描出を得た.

OP15-3 形状特徴を用いた肝線維化の状態進行度推定

○森口 和也¹, 大竹 義人¹, 堀 雅敏², 富山 憲幸², 岡田 俊之³, 大城 幸雄³, 斉藤 篤⁴, 清水 昭伸⁴, 今井 康陽⁵, 佐藤 嘉伸¹

¹奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科,²大阪大学大学院医学系研究科,³筑波大学医療医学系,⁴東京農工大学大学院工学研究院,⁵市立池田病院消化器内科

肝線維化症は肝硬変や肝癌に進行する疾患である.現在,従来の診断方法である侵襲的な肝生検(器具を用いて,肝臓組織 を採取し病理解析する)に代わる,非侵襲的な診断手法の確立が求められている.肝線維化症は進行に伴い右葉が萎縮,左葉 が肥大することが解剖学的に知られており,肝臓形状を用いた疾患進行度推定が期待できる.本研究ではMR 画像から抽出し た肝臓形状を入力とする識別器を構築し,疾患進行度を推定する手法を提案する.また,肝臓形状・血液検査・MR エラスト グラフィを統合することで相補的な推定精度の向上が期待できる.本研究ではそれらの情報統合による疾患進行度推定も検討 する.

OP15-4 血管情報を用いた経時リンパ節の自動対応付け手法に関する研究

○舘 高基¹,小田 昌宏¹,中村 嘉彦²,寶珠山 裕³,三澤 一成⁴,森 健策¹ ¹名古屋大学大学院情報学研究科,²苫小牧工業高等専門学校,³名古屋大学大学院情報科学研究科,⁴愛知県がんセンター

本研究では、血管の情報を利用した経時リンパ節の自動対応付け手法について報告する.リンパ節の経時変化を観察する際 には医師により目視での対応付けが行われるが、この作業は煩雑かつ定量的な評価に欠けるものであり、自動対応付け手法の 開発が望まれている.経時リンパ節の自動対応付けには非剛体位置合わせが多く用いられているが、過剰な変形の発生により 対応付けに失敗してしまう可能性がある.そのため本手法では、非剛体位置合わせを用いずに経時リンパ節を自動で対応付け る手法として、血管の情報を用いる手法を提案する.血管情報としては、リンパ節と血管との位置関係、血管を基準とした位 置合わせを利用した.実験は11組の経時症例から抽出したリンパ節画像を対象に行い、予め定めた正解対応関係の内どれだけ 対応付けに成功したかを正解率として評価を行った.全体での正解率は65.5%であった.

OP15-5 多発性嚢胞腎における嚢胞発育様式の3次元データを用いた解析手法の構築

○松永 佳久¹,石井 琢郎²,寺中さやか³,中村 亮一²,五十嵐辰男² ¹千葉大学大学院工学研究科,²千葉大学フロンティア医工学センター,³千葉大学大学院医学研究院泌尿器科学

多発性嚢胞腎(ADPKD)では腎容積が腎機能障害の指標の一つとして用いられている.しかしながら,この腫大速度は症例 により大きく異なり,この要因として嚢胞の発生頻度や密集度などが考えられる.そこで嚢胞の数やサイズといった形態情報を 3次元診断画像から抽出した指標により解析を試みた.8患者10症例のMR-T2強調画像より,腎領域を抽出し3次元構造を 再構成し,これより可変二値化処理を用いて嚢胞領域を抽出した.スケルトン処理による骨格化を行い,骨格線本数と長さの 分布を特徴量とし,嚢胞発育形状から腎機能との比較を試みた.嚢胞の癒合具合が高くなり,腎機能が低下していく様子を骨 格線の長さ分布より定量的に示された.これより,嚢胞同士の癒合は腎機能障害に関する重要なリスク因子であることが示唆 された.腎全体を用いた嚢胞の形態情報の解析はADPKDの病態評価に有用であり,提案手法による腎機能に関する予後推定 が可能であることが示唆された.

OP15-6 周波数解析に基づく Cine MR 画像を用いた子宮ぜん動定量化法

○和田 春奈¹, 小橋 昌司¹, 新居 学¹, 中島 章², 米須 勇², 徳永 義光², 佐久本哲郎² ¹兵庫県立大学, ²空の森クリニック

子宮は筋組織で構成され,子宮筋層の収縮が波のように伝播する子宮ぜん動が生じる.ぜん動は卵巣ホルモンで制御され, 胚の着床を助けるなど妊娠,出産で重要な役割を担う.Cine MR 画像で観察した子宮ぜん動頻度と妊娠率に相関があることが 報告されており,適切なぜん動を促す治療で妊娠率向上が期待できる.しかし,現在のぜん動頻度評価は医師による目視評価 で客観性に欠ける.本研究ではCine MR 画像による子宮ぜん動の自動定量化法を提案する.提案手法ではまず子宮の動き・ 変形を補正するために各フレーム間において非剛体位置合わせを行い,次にフーリエ変換による周波数解析により子宮ぜん動 の頻度を推定する.提案手法によりCine MR 画像での子宮の動き・変形の補正が行え,周波数スペクトルのピークから推定 した子宮ぜん動頻度が視覚評価と相関が高いことを明らかにした.

OP15-7 ダイナミック造影 MRI における濃度変化パターンに基づいた参照領域抽出法の検討

○生駒 洋子¹,小畠 隆行¹,立花 泰彦¹,尾松 徳彦¹,岸本 理和¹,東 達也¹,辻 比呂志²
¹量研機構 放射線医学総合研究所 分子イメージング診断治療研究部、²量研機構 放射線医学総合研究所 重粒子線治療研究部

ダイナミック造影 MRI では、対象領域と参照領域の造影剤濃度の時間変化に対しコンパートメントモデルを用いて解析する ことで、対象領域の循環動態を定量的に評価することができる.しかし、形状が複雑で不均質な組織から参照領域を手動で選 択するには、煩雑な作業を要する.本研究では、前立腺腫瘍を対象に、簡便な参照領域の抽出法を検討した.造影剤濃度マッ プから、循環動態に応じた濃度変化パターンを反映する指標 R をピクセル毎に算出したところ、R 値は組織からの洗い出しが 早い腫瘍で低く、遅い筋肉で高く、循環動態の違いを反映する分布を示した.この R マップから、筋肉など典型的な参照領域 と等しい R 値を持つピクセルを参照領域クラスタとして抽出した.その結果、参照領域クラスタでは、手動で細かく設定した 参照領域と同様の時間濃度曲線が得られた.本手法は、濃度変化パターンを基に参照領域を自動的に抽出することができ、腫 瘍の循環動態の定量に有用と思われる.

OP15-8 前立腺癌放射線治療における臨床標的体積の自動抽出法

閉会式

○二宮 健太¹, 有村 秀孝², 笹原 基希¹, 廣瀬 貴章¹⁴, 大賀 才路³, 梅津 芳幸⁴, 本田 浩³, 佐々木智成²

¹九州大学大学院 医学系学府保健学専攻,²九州大学大学院 医学研究院保健学部門,³九州大学大学院 医学研究院 臨床放射線科学,⁴九州大学病院 医療技術部

The goal of this study was to develop an automated contouring framework of clinical target volumes (CTVs) on treatment planning computed tomography (CT) based on Bayesian inference for prostate cancer radiation therapy. The framework was based on the Bayesian inference with a probabilistic atlas of CTV and occurrence probabilities of planning CT values. CTV contours determined by radiation oncologists were employed as references for evaluation of the framework. The average Euclidean distance and Dice's similarity coefficient (DSC) between the references and estimated CTVs for 10 test cases was 4.2 mm and 0.79, respectively. The proposed method could be feasible for estimating CTVs of prostate cancer when CTVs were located at an average position.

16:00 ~ 16:05

61

8:50 ~ 9:50 **OP12「CAD** / 定量解析

座長:金 亨燮(九州工業大学)田中 利恵(金沢大学)

OP12-1 胸部3次元CT 画像を用いたじん肺の粒状影解析

○日野 公貴¹, 鈴木 秀宣², 河田 佳樹², 仁木 登², 加藤 勝也³, 岸本 卓巳⁴, 芦澤 和人⁵ ¹徳島大学大学院先端技術科学教育部, ²徳島大学大学院理工学研究部, ³川崎医科大学, ⁴岡山労災病院, ⁵長崎大学

肺

じん肺は,粉じんを肺に吸入することによって生じる職業性呼吸器疾患である.粉じん作業従事労働者数は昭和60年をピークに減少し,平成12年で35万人であったが,近年は約50万人前後で推移しており増加傾向となっている.じん肺が進行すると肺結核・続発性気胸・肺がんなどの合併症に罹患しやすくなるため,健康診断で適切な診断・治療が必要である.じん肺の 健康診断は標準X線写真を用いている.しかし,その読影は難しく,医師による診断結果が一致しないことがあるため,定量的な診断法が望まれている.

本報告では、じん肺 CT 画像からマニュアルと自動で粒状影(0.9mm ~ 20mm)を抽出する. 粒状影の頻度・大きさや肺血 管との関係を用いてじん肺の重症度を定量化する. これを用いて粒状影の自動抽出法を検討する.

OP12-2 肺がん CT 検診コンピュータ診断支援システムの読影ワークフロー解析

〇守本 達郎¹, 松廣 幹雄², 鈴木 秀宣², 河田 佳樹², 仁木 \mathfrak{B}^2 , 楠本 昌彦³, 土田 敬明⁴, 江口 研二⁵, 金子 昌弘⁶

¹徳島大学 大学院先端技術科学教育部,²徳島大学大学院理工学研究部,³国立がん研究センター東病院,⁴国立がん研 究センター中央病院,⁵帝京大学医学部,⁶東京都予防医学協会

CT は高精度かつ大容量の画像が提供されている.画像診断医の読影負担が急増が課題となっている.この膨大な画像の支援 するためのコンピュータによる診断支援 (CAD) 技術が求められている.本研究は,専門医の読影手順をワークフロー解析によっ て定量的に評価することで読影の効率化を実現することを目的としている.我々が開発している低線量肺がん CT 検診 CAD シ ステムを用いた読影のワークフローを取得するシステムを開発した.読影を効率化するためにワークフロー解析に基づいた, 専門医別の読影パラメータを設定できる機能と病変の定量情報を提示する支援機能を実装した.このシステムを用いて5名の 専門医による読影実験で有効性を評価した.読影ワークローの解析結果から,専門医による読影手順,操作回数等の違いを明 らかにした.本システムの読影支援機能を使用することで,読影が効率化し,負担が削減された.

OP12-3 逐次選択法を用いた特徴量の決定に基づく肺結節自動検出

○青山 正人¹, 片山 玄汰², 藤原 久志¹, 増谷 佳孝¹ ¹広島市立大学大学院情報科学研究科,²広島市立大学情報科学部

医師により結節の位置と領域が明示された10 症例(結節数は16)のCT 画像を用いた.CT 画像から肺野領域を抽出し, CT 値と形状指標の値を全結節が初期候補に含まれるように設定して検出した.候補領域ごとに16 特徴量(体積,球形度,2 次中心モーメント,歪度,尖度,曲度とCT 値の最小値,最大値,平均値にCT 値ヒストグラムのピーク値,半値幅,1/10 値 幅,コントラスト,エントロピー)を計算した.識別器をSVM とした leave-one out 交差検定法による平均偽陽性数で評価した. 全 16 特徴量の総当たり(2^{16} -1=65535 通り)探索による結果と,提案手法である16 特徴量それぞれを最初の特徴量とし,残り 15 特徴量を前向き逐次選択法で決定する組合せ($16^* \Sigma$ [i=1,15]=1920 通り,総当たり探索の2.9%)探索による結果は,検出感 度 0.875 のときの平均偽陽性数が,44 個(7 特徴量)と10.9 個(5 特徴量)であった.全探索の2.9%の組合せ探索でも、比較 的偽陽性が少ない組合せを探索できることが分かった.

OP12-4 胸部 CT 像における線状解剖構造の統計的濃度モデル

○久保 貴寛, 斉藤 篤, 清水 昭伸

東京農工大学 工学部

本研究は, CT 像の血管等の線状解剖構造の統計的濃度モデルを構築することを目的とする.特に今回は,血管などの回転のバリエーションに対応した統計的濃度モデルについて検討した.手法としては,主成分分析と,Stacked AuoEncorder に注目した.また,人工画像と実際のCT 像を用いてそれぞれの手法の性能の比較を行った.

OP12-5 放射光 CT 画像による肺二次小葉の気管支系・血管系の3次元形態解析

○斉藤くるみ¹,小林 裕弥¹,河田 佳樹²,仁木 登²,梅谷 啓二³,中野 恭幸⁴,阪井 宏彰⁵, 伊藤 春海⁶

¹徳島大学大学院先端技術科学教育部,²徳島大学大学院理工学研究部,³(財)高輝度光科学研究センター,⁴滋賀医科大学, ⁵兵庫県立尼崎総合医療センター,⁶福井大学

肺の正常形態と極早期の疾患形態のミクロレベルでの画像化とその定量的な形態解析は、次世代の胸部画像診断に貢献する ことが期待できる.末梢肺構造は二次小葉の解剖によって理解され、それに基づいた病態解析が行われている.しかし、3次 元の気管支系や細血管系は十分に解析されていない.肺標本を高輝度放射光CTで撮影し、その画像から気管支系や血管系の 微細構造を3次元的に可視化して解析する.SPring-8のBL20B2ビームラインを使用して4つの肺標本を撮影した.標本は Heitzman 法に準じて作製された.二次小葉の血管を観察するために造影剤(バリウム)を使用した.肺3次元ミクロ構造は気 管支系(小葉内気管支・終末細気管支,呼吸細気管支)と血管系(動静脈,細動静脈,毛細血管)に分けられる.気管支系の 解析では気管支の分類によって肺実質を分類した結果を示す.血管系の解析では毛細血管まで抽出した結果を示す.

10:10~10:40 SS2「病理・細胞画像解析」

座長: 塚本 徹哉 (藤田保健衛生大学) 寺本 篤司 (藤田保健衛生大学)

SS2 デジタル病理画像の自動解析技術:現状と課題

○山口 雅浩

東京工業大学

近年の Whole Slide Imaging (WSI) 技術の成熟に伴って病理分野のデジタル化が進展し、また画像解析技術の適用も活発に検 討されている。細胞核の形態やクロマチンの分布・細胞配列などの特徴を数値化できれば、定量的な証拠に基づいた判断が可 能になる。加えて機械学習などの自動認識技術の応用による病理診断の高度化・効率化への貢献も期待される。病理診断は疾 病の鑑別やグレードの判定を行い、治療法の選択に直結するので、その高度化の目的は、より適切な治療方針選択に寄与する ことである。従って、従来の目視観察を前提とした分類だけでなく、画像解析により得られる定量的特徴量と臨床経過・予後 などとの関係を解明し、新たな診断基準を構築することが望まれる。そのためには、病理画像と分子発現や予後など時間経過 を含むデータ集積、WSI 画像全体の自動解析技術の開発などが必要である。さらに、色・階調や MTF 特性の補正技術を適用し、 スキャナーやソフトウェアに依存しない普遍的な特徴量抽出を可能にすることも極めて重要な課題と言える。

10:40~11:30 OP14 「病理・細胞画像解析」

座長: 塚本 徹哉 (藤田保健衛生大学) 寺本 篤司 (藤田保健衛生大学)

OP14-1 マイクロ CT 画像情報を利用した特徴点対応付けに基づく顕微鏡画像の 3 次元再構築

○長柄 快¹, Roth Holger², 中村 彰太³, 小田 紘久¹, 守谷 享泰², 小田 昌宏², 森 健策² ¹名古屋大学大学院情報科学研究科, ²名古屋大学大学院情報学研究科, ³名古屋大学大学院医学系研究科

Histological images are very important for diagnosis of cancer. However, during the preparation of the histological slides, the 3D information of the specimen gets lost. Therefore, many 3D reconstruction methods have been proposed. However, most approaches rely on the histological 2D images alone, which makes 3D reconstruction difficult due to the large deformations. In this work, we propose an image-guided approach to 3D reconstruction of histological images. Before histological preparation of the slides, the specimen is imaged using X-ray microtomography (micro CT). We can then align each histological image back to the micro CT image utilizing non-rigid registration. Our registration results show that our method can provide smooth 3D reconstruction with micro CT guidance.

OP14-2 Branch and Bound Algorithm と論理積を用いた蛍光顕微鏡画像からの血中循環がん細胞の自動 検出

○辻 幸喜¹,陸 慧敏¹,タンジュークイ¹,金 亨燮¹,米田 和恵²,田中 文啓²
 ¹九州工業大学,²産業医科大学

現在,日本人の死因の第一位はがんであり,死因全体の28.9[%]を占める.そこで近年,新たなバイオマーカーとして CTC (Circulating Tumor Cell:血中循環がん細胞) に注目が集まっている.CTC を解析することにより,転移がん検出の精度の向上が期待されている.本論文では,血液中の CTC を診断するうえで,コンピュータによる定量的な解析を可能とすべく,蛍光 顕微鏡画像から CTC を自動検出する手法の開発を行う.初めに,顕微鏡画像からフィルタリング処理により,細胞領域を抽出 する.次に,抽出された領域のうち,細胞同士が重なり合うものに対し分枝限定法を用いて単一細胞へ分割する.最後に,領 域の論理積により,注目する細胞が CTC であるか否かを判断する.本論文では,3症例分の画像3375枚に対して提案手法を 適用し,TP 76.74[%], FP47.20[%] という結果を得た.

OP14-3 スペクトル情報と色補正を用いた肝病理標本画像の組織分類

 ○橋本 江美¹,石川 雅浩²,篠田 一馬¹,長谷川まどか¹,駒形 英樹²,小林 直樹²,持留 直樹³, 岩本 千佳⁴,大内田研宙⁵,小田 義直³,橋爪 誠⁴
 ¹字都宮大学大学院工学研究科,²埼玉医科大学保険医療学部,³九州大学医学研究院病態制御学,⁴九州大学医学研究院先端医療医学講座,⁵九州大学病院臨床・腫瘍外科

ディジタル画像を用いたコンピュータ診断支援において,病理画像の組織構造やその変化を定量的に示すことは重要である. しかし,ヘマトキシリン・エオジン染色の肝病理標本画像において,線維と細胞質の色は似ているため,ディジタル画像とし て一般的に使用される RGB 画像では識別が困難である.そこで本研究では,RGB 画像よりも多くのスペクトル情報を持つマ ルチスペクトル画像を使用した肝病理標本画像の組織分類の手法を提案する.本手法は,線維と細胞質について分類しやすい 波長を選択し,画素単位の Bag of features を生成して組織分類を行った.また,色素量推定を用いた色補正により画像間の色 のばらつきを抑えた場合についても組織分類を行い,分類精度の比較を行った.組織分類の結果,全体分類精度は RGB のみの 場合よりも 11% 向上し,色補正を用いることで更に 18% 向上し,スペクトルと色補正による組織分類が有効であることを確認 した.

OP14-4 スパース自己符号化器を用いて HEp-2 細胞画像認識システム

○韓 先花¹, 陳 延偉²

1山口大学大学院創成科学研究科, 2立命館大学情報理工学部

間接蛍光抗体法を用いた抗核抗体 HEp-2 細胞のスクリーニング検査がよく用いられている.近年,デジタルイメージングシ ステムは,IIF 画像の定量解析および自動理解という計算機支援診断システムの開発を注目されている.本研究では HEp-2 細 胞画像認識システムにおいて HEp-2 細胞画像の判別的表現法を提案する.画像表現に Codebook モデル法をよく用いられ,局 所的な特徴を最近傍の Codeword で近似し,事前に学習された Codebook の統計量で表現する.しかし,最近傍の Codeword で大きな近似誤差を生じされる問題点がある.そこで,スパース表現で局所的な特徴を近似することで,誤差を削減すること ができるが,局所特徴毎で最適化する必要があり,計算コストが高い.本研究ではスパース Auto-encode を用いて局所特徴をコー ディングし,画像に渡りスパース係数を統合することで高速且つ判別的な HEp-2 画像表現法を提案する. 14:20 ~ 15:20

OP16「画像解析技術 臓器分割 乳房・歯科」

座長: 増谷 佳孝(広島市立大学) 小田 昌宏(名古屋大学)

OP16-1 乳房専用 PET 画像を用いた乳腺腫瘍の自動検出手法の開発と初期的評価

 ○箕浦 菜月¹, 寺本 篤司¹, 山室 修², 村瀬 香帆², 伊藤あかり², 高橋 克彰², 大見久美子², 西尾 正美³, 藤田 広志⁴
 ¹藤田保健衛生大学大学院 保健学研究科, ²東名古屋画像診断クリニック, ³名古屋放射線診断クリニック, ⁴岐阜大 学大学院 医学系研究科

近年,乳房を撮像対象とした乳房専用 PET 装置が開発され、臨床利用が始まっている.乳房専用 PET は PET/CT と組み合わせて行われ、PET/CT よりも詳細に乳房内を観察できるが、ノイズが多く腫瘍を正確に指摘することが困難な場合がある. 本研究では乳房専用 PET 装置のノイズ特性を加味した乳腺腫瘍の自動検出手法を開発する.本手法では乳房専用 PET 画像から高集積な領域を検出する.まず PET 画像のすべての画素値を SUV に変換する.次に、2 値化処理により高集積な領域を検出する.ここで乳房専用 PET 画像は検出器の端(検出器の底側や胸壁側)でノイズが高くなるという特性を持つため、スライス毎にしきい値を変化させて2 値化する.その後、ラベリング処理を行い、候補領域を得る.検証には乳房専用 PET 画像 10 症例を用いて、腫瘍検出能力を評価した.その結果、PET/CT 画像からは検出できなかった小さな乳腺腫瘍を検出できた.

OP16-2 KINECT とパノラマ X 線装置を用いたデンタルフュージョン画像の生成

○川合 晃平¹, 尾川 浩一¹, 福井 達真², 勝又 明敏²

1法政大学大学院 理工学研究科 応用情報工学専攻, 2朝日大学 歯学部

本研究の目的は歯科用パノラマX線装置によるパノラマX線画像とKINECTによる3次元顔表面画像をフュージョンした 歯科用画像を生成することである.提案手法では歯科用パノラマX線装置に鏡とKINECTを取り付け、顔画像と顎骨画像を同 時に取得し3次元に再構成するというものである.3次元顔画像はKINECTの赤外線センサーとカメラ及び光路長を長くするた めに、取り付けた鏡を用いてデータを取得して再構成した.3次元顎骨画像はトモシンセシス法によりパノラマX線画像の焦点 面を変えて歯列中央位置で再構成した.3次元顎骨画像と3次元顔画像の位置合わせはタングステンマーカーを用いて行った.3 次元顔画像と顎骨画像の位置合わせを行い、フュージョン画像の生成に成功したので報告する.

OP16-3 死亡時 CT 像からの複数臓器認識処理

○宮川 和也¹, 斉藤 篤¹, 稲井 邦博², 法木 左近³, 木村 浩彦⁴, 西島 昭彦⁵, 清水 昭伸¹ ¹東京農工大学 工学部, ²福井大学 医学部 分子病理学, ³福井大学 医学部 腫瘍病理学, ⁴福井大学 医学部 放射線医学, ⁵福井大学 医学部 Ai センター

本発表では,死亡時画像から死因特定に重要な3つの臓器,肝臓,肺,心臓を自動認識する画像処理アルゴリズムについて 述べる.具体的には,従来法を用いて肝臓を抽出した後,それを条件とする確率アトラスなどの統計モデルを用いて肺と心臓 を自動認識する.また,実際の死亡時画像を用いて検証した結果についても報告する.

OP16-4 条件付き確率場による医用画像からの多臓器抽出における Higher Order Potential とボクセル連 結構造の影響に関する考察

○楊 瀛¹,小田 昌宏²,北坂 孝幸³,三澤 一成⁴,森 健策²
 ¹名古屋大学大学院情報科学研究科,²名古屋大学大学院情報学研究科,³愛知工業大学情報科学部情報科学科,⁴愛知県がんセンター中央病院

In this paper, we introduce the influence of new voxel-connection structure and higher order potential in torso organ segmentation from CT volumes based on conditional random field (CRF). Many methods of automated segmentation from CT volumes have been proposed. However, lots of parameters require to be adjusted empirically in these methods. Here, we construct CRF model using the stochastic gradient descent algorithm in the learning phase and maximum a posteriori (MAP) inference in the prediction where parameters can be adjusted automatically. To evaluate the impact of voxel-connection structure and higher order potential on CRF-based organ segmentation, we perform the experiments with new CRF model. The experimental results of 10 CT volumes showed that the connection structure and the higher order relationship have influence on the performance of organ segmentation based on CRF model.

OP16-5 K-means 法と Joint Unsupervised Learning による3次元医用画像の教師なしセグメンテーション ○守谷 享泰¹, Roth Holger¹, 中村 彰太², 小田 紘久³, 長柄 快³, 小田 昌宏¹, 森 健策¹

¹名古屋大学大学院情報学研究科,²名古屋大学大学院医学系研究科,³名古屋大学大学院情報科学研究科

In this paper, we propose a novel unsupervised segmentation method for 3D medical images. Our method has two phases: (1) learning deep representations using JULE that alternately clusters representations output by a CNN and updates the CNN parameters using cluster labels as supervisory signals; (2) segmentation by applying K-means to the deep representations from the trained CNN. For comparison, we also present a simpler unsupervised segmentation method using spherical K-means. We evaluate our methods on three lung cancer specimen images scanned with micro-CT scanner. We aim to divide each image into the regions of invasive carcinoma, noninvasive carcinoma, and normal tissue. Our experiments show that the proposed method outperforms spherical K-means both quantitatively and qualitatively.

8:30 ~ 9:50

OP13「画像解析技術 画像検索・超解像」

座長:陳 延偉(立命館大学) 神谷 直希(愛知県立大学)

OP13-1 Learning an overcomplete codebook of tensor local structures for multi-phase medical image retrieval

○ Wang Jian¹, Han Xian-Hua², Xu Yingying³, Lin Lanfen³, Hu Hongjie⁴, Jin Chongwu⁴, Chen Yen-Wei^{1,3}

¹Ritsumeikan University, Japan, ²Yamaguchi University, Japan, ³Zhejiang University, China, ⁴Sir Run Run Shaw Hospital, China

Content Based Image Retrieval (CBIR) is attracting more and more research interests recently. Sparse coding technique has been proven to be an effective way to learn inherent structure features, which is a challenging task in CBIR. In this study, we propose a multilinear sparse coding method to learn features, while maintaining the spatial structures of multidimensional medical images. We regard high dimensional local structures as tensors and propose a K-CP algorithm for tensor dictionary learning and MOMP for sparse coefficients calculation. The proposed method is applied to a CBIR system for retrieval of focal liver lesions (FLLs) using a medical database consisting of contrast-enhanced multi-phase CT images. Experiments show that the constructed CBIR with multilinear sparse coding method can achieve promising retrieval performance.

OP13-2 スパースコーディング超解像処理の医用画像に対する特性

○鈴木 崇師,大田 淳子,梅原 健輔,石丸 直樹,大野 隼輔,岡本健太郎,石田 隆行 大阪大学大学院医学系研究科

スパースコーディング超解像処理(ScSR)は、高解像度画像(HR 画像)と低解像度画像(LR 画像)との対応関係を学習してHR 画像を再構成する手法である。HR 画像の画質は学習画像に依存することが報告されているが、医用画像に対する学習画像の選択基準や種々の医用画像に対して適用した場合の特性は明らかになっていない。そこで本研究では、胸部 X 線画像(CXR)および CT 画像に対し、ScSR 処理における最適な学習画像と特性を検討した。CXR154例、胸部 CT 画像44 例をテスト画像とし、一般物体画像91枚、テスト画像とは異なる CXR 93枚、CT 画像45 枚をそれぞれ用いて学習した。学習済みモデルを用いてScSR による HR 画像を再構成し、PSNR、SSIM を測定し、従来の画像補間法と比較した。各学習画像間には、PSNR、SSIM において有意な差は認められなかった。モダリティ間では、CT は CXR と比較して、PSNR、SSIM ともに対 Bilinear 比が高値を示した。

OP13-3 MR 超画像のための大域事前情報に基づく正則化凸射影法

○河村 直輝, 横田 達也, 本谷 秀堅

名古屋工業大学

3次元 MR 画像は十分な SN 比を確保するため、スライス間の空間分解能を低く設定される.本稿では同一試料を複数の方向 から撮影した MR 画像を入力として,全方向に対して高分解能な MR 画像を再構成するための超解像法を提案する. 超解像に おいて,従来の信号の輪郭を使った凸射影法は理論的に真値へ収束する.しかし,実画像ではリンギングやノイズの影響を受 ける.そこで提案法では,画像の Total Variation と低ランク性に基づく正則化を行うことで,これらの問題に対処する.実画 像実験による定量評価結果を報告する.

OP13-4 MRI 画像に対するスパースコーディング超解像処理の有用性

○石丸 直樹¹,大田 淳子¹,梅原 健輔¹,鈴木 崇師¹,大野 隼輔¹,岡本健太郎¹,石田 隆行¹ ¹大阪大学大学院医学系研究科

高解像度診断用ディスプレイの実用化に伴い,医用画像の高解像度化が求められてきているが,MRIの解像度をハードウェアレベルで改善するには,長時間撮像を要し,患者の負担が大きい.そこで本研究では,MRI 画像を対象にスパースコーディング超解像処理(ScSR)を適用し,その有用性を検討した.頭部 MRI 画像のうち T1 強調画像,T2 強調画像,FLAIR 画像,TOF 画像を用いた.それぞれ ScSR および画像補間法を適用し,得られた高解像度画像の PSNR,SSIM を計測し,評価,比較した.T1 強調画像,造影後 T1 強調画像,T2 強調画像,FLAIR 画像のすべてにおいて,ScSR の PSNR,SSIM ともに Bilinear,Bicubic と比較して有意に高値を示した(p<0.05).TOF 画像ではすべての再構成画像において,ScSR の PSNR,SSIM ともに Bilinear,Bicubic と比較して高値を示した.ScSR は MRI の T1, T2,FLAIR,TOF 画像において,従来の画像 補間法よりも顕著に画質を向上させることが示唆された.

OP13-5 シックスライス CT 画像における経時差分画像のアーチファクト低減手法

○田中 亨¹,石川 亮¹,中込 啓太¹,八上 全弘²³,江本 豊⁴,久保 武²,西尾 瑞穂²³, 赤坂 太²,尾上 宏治²,富樫かおり²

¹キヤノン株式会社,²京都大学大学院医学研究科,³京大病院先制医療・生活習慣病研究センター,⁴京都医療科学大 学

同一患者を異なる時点で撮像した3次元断層画像を変形位置合わせし、その経時差分画像を生成・提示する技術がある.こ の技術は、病変等の経時変化の可視化に有効であり、医師の読影を支援する技術として期待されている.本稿では、実臨床で 広く利用されているシックスライスのCT画像を対象として、その経時差分画像に特有のアーチファクトを軽減する差分処理 手法を提案する.シックスライス画像の経時差分では、例え正確な位置合わせが実施されたとしても、単純な差分処理ではパー シャルボリューム効果に起因するアーチファクトにより差分画像の視認性が低下する.提案手法は、画像のスライス厚に応じ て画像間の離散化位置のずれを考慮した差分処理を行うことで、このアーチファクトを軽減する.本稿では、提案手法の詳細 を説明する.また、合成データを用いた定量評価と実臨床データを用いた医師の主観評価実験を行い、従来手法と比べた手法 の有用性を示す.

OP13-6 学習型超解像技術を応用した超低線量 CT(Computed Tomography) 画像の高画質化

○浅尾 充彦¹,中山 良平¹,高橋正志郎¹,市川 泰崇²,北川 覚也²,佐久間 肇² ¹立命館大学 理工学部 電子情報工学科,²三重大学医学部附属病院 中央放射線部

低線量で通常線量 CT と同等の画質が得られれば,通常検査でも被曝を抑えた CT 検査が可能となる.本研究の目的は,通 常の1/20の線量で撮影した超低線量 CT を学習型超解像技術の応用により高画質化することである.提案手法では,まず,超 低線量 CT 画像と通常線量 CT 画像を小領域(パッチ)に切り出し,超低線量パッチ,通常線量パッチのペアを辞書に格納す る.次に,入力された別患者の超低線量 CT 画像をパッチに分割し,各入力パッチに類似した超低線量パッチを辞書から探索 後,対応する通常線量パッチで置き換えることにより高画質化画像を合成する.提案手法による高画質化画像の通常線量 CT 画像に対する Root Mean Squared Error, Peak Signal-to-Noise Ratio は,56.4,21.0dB であった.逐次近似再構成法では57.6, 20.8dB であり,各指標において提案手法がより良好な結果が得られ,その有用性が示された. 以降の予稿は,著者から提出された原稿を査読なしで, そのまま掲載しています.

著者らが自らの内容を MEDICAL IMAGING TECHNOLOGY (MIT) 誌へ投稿する場合,その原稿にこの PDF に類似し た内容が含まれていても,二重投稿とは判断しません.

発行日:2017年7月27日

発行者:藤田広志

製作所:トーヨー企画株式会社

深層学習を用いた CT 画像からの椎体位置の自動検出と

椎体骨折の分類

小島 拓也^{*1} 周 向栄^{*2} 東 華岳^{*3} 横山 龍二郎^{*2} 原 武史^{*2} 松尾 政之^{*4} 藤田 広志^{*2}

要旨

高齢化社会の進行において骨粗鬆症の患者数が年々増加し、社会的に重要な問題となっている. 骨粗鬆症 の診断基準の1つに骨粗鬆症性骨折の有無があり、最も高頻度に発生する部位は椎体となる. 臨床現場で は、半定量的評価法(Semi-Quantitative Method: SQ法)が用いられ、画像から椎体を4つにグレード分類す る. 本研究では、Deep Learningを用いて精密検査の目的で撮影される CT 画像から椎体位置の自動検出と 椎体のグレード分類を行う手法を提案し、その性能を評価する. 27 症例の CT 画像における第1 胸椎から 第5 腰椎の17 個の椎体に対して椎体位置の自動検出の学習とテストを行った. その結果すべての椎体が自 動的に検出された. さらに、82 症例の CT 画像から各椎体を4つのグレードに分類するモデルの構築とテ ストをした. 85%の椎体が正しく各グレードに分類されたことを確認した. これらにより、Deep Learning に基づく提案法の有効性が示された.

キーワード:3次元 CT 画像,骨粗鬆症,椎体骨折,半定量的評価法,畳み込みニューラルネットワーク

1. はじめに

高齢化社会の進行において骨粗鬆症の患者 数が年々増加し、社会的に重要な問題となっ ている.骨粗鬆症の診断には骨密度(あるいは 骨量)評価,骨粗鬆症性骨折の有無の診断,鑑 別診断があり,医用画像を用いて骨粗鬆症性 骨折の有無が診断されている.

骨粗鬆症性骨折が最も高頻度に発生する部 位は椎体である.臨床現場では,医師の観察

- *1 岐阜大学大学院自然科学技術研究科 知能理工学専攻知能情報学
- 〔〒501-1193 岐阜市柳戸 1-1〕
- e-mail: tkojima@fjt.info.gifu-u.ac.jp
- *2 岐阜大学大学院医学系研究科再生医科学専攻知能イメージ情報分野
- *3 産業医科大学医学部第1解剖学講座
- *4 岐阜大学医学部附属病院放射線科

による半定量的評価法 (Semi-Quantitative Method: SQ法) [1] が用いられ,計算機に基づく画像の定量分析が期待されている.一方, 医療現場では多くの CT 撮影が行われる. これらの精密検査用の CT 画像には椎体領域も含まれており,骨粗鬆症性骨折の有無の診断に活用できると考える.

本研究では、深層学習を用いて CT 画像から椎体位置の自動検出と SQ 法に基づく椎体 のグレード分類を2段階で行う手法を提案し、 その性能を評価する.

2. 方法

2.1. 椎体位置の自動検出

本研究の検出対象は,第1胸椎から第5腰 椎の17個の椎体である.体幹部CT画像(以 下CT画像とする)と椎体を囲む Bounding-Box(以下Boxとする)を学習データ として入力し,学習を行う.学習モデルには, DetectNet [2] を用いる. DetectNet は, GoogLeNet [3] をオブジェクト検出のために 拡張したネットワークである. 学習パラメー タは, ランダムに初期化する. 学習したモデ ルにテストデータを入力し,検出結果の出力 を得る.

2.2. 椎体のグレード分類

SQ 法の評価基準を表 1 に示す.手入力の Box を用いて切り出した椎体画像と専門医師 によるグレード分類結果を学習データとし, 前処理(平均値除去)を行った後,入力し,学 習を行う.学習モデルには,AlexNet [4]を 用いる.学習パラメータは,ガウシアンでラ ンダムに初期化する.学習したモデルにテス トデータを入力し,分類の出力を得る.

表1SQ法による椎体のグレード分類基準

グレード	椎体高の低下	面積低下
0	正常	
1	20-25%	10-20%
2	25-40%	20-40%
3	40%以上	40%以上

3. 実験

岐阜大学医学部附属病院で撮影された CT 画像を用いた.

椎体位置の自動検出では、学習データに 24 症例、テストデータに 3 症例用いた.目視に よる評価と手入力との誤差による定量的評価 を行った.目視による評価では、自動検出さ れた Box 内に検出対象領域の 2/3 以上が収ま っている場合を検出成功とした.手入力との 誤差による定量的評価では、手入力の Box と 自動検出された Box との体積誤差と中心位置 誤差を利用した.

椎体のグレード分類では、学習データに 12,096 枚、テストデータに 40 枚を用いた. 最も高い確信度であるグレードを入力画像の 出力ラベルとし、テストデータを用いて出力 ラベルと正解ラベルの混合行列を作成し評価 した.

4. 結果

椎体位置の自動検出結果の1例を図1に示 す. すべての検出対象が検出成功であった.

椎体のグレード分類結果では,平均85%の 識別率であった.グレード0と3は100%分 類成功,グレード1は80%分類成功,グレー ド2は60%分類成功であった.



図1 椎体位置の自動検出結果

5. まとめ

Deep Learning を用いて CT 画像から椎体位 置の自動検出と SQ 法に基づく椎体のグレー ド分類を 2 段階で行った. 椎体位置の自動検 出では, すべての検出対象が検出成功であっ た. SQ 法に基づく椎体のグレード分類では, 平均 85%の識別率であった. これらにより, Deep Learning を用いた提案法の有効性が示 された.

謝辞

本研究の一部は,文部科学省科学研究費補 助金(新学術領域研究:26108005),および日 本学術振興会科学研究費補助金(基盤 C: 26330134)の支援を受けました.また,岐阜大 学医学部附属病院放射線科の皆様に感謝申し 上げます.

利益相反の有無

なし
文 献

- [1] 日本骨粗鬆症学会:骨粗鬆症の予防と 治療のガイドライン 2015 年度
- [2] https://devblogs.nvidia.com/parallelforal l/detectnet-deep-neural-network-objectdetection-digits/
- [3] C. Szegedy et al: Going deeper with convolutions. Proc. of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition: pp1-9, 2015
- [4] A. Krizhevsky et al: ImageNet Classification with Deep Convolution Neural Network. Proc. of NIPS: pp1097-1105, 2012

Automatic detection of vertebral body positions and classification of

vertebral fractures from CT images using Deep Learning.

Takuya KOJIMA^{*1}, Xiangrong ZHOU^{*2}, Kagaku AZUMA^{*3}, Ryujiro YOKOYAMA^{*2}, Takeshi HARA^{*2}, Masayuki MATSUO^{*4}, Hiroshi FUJITA^{*2}

*1 Graduate School of National Science and Technology, Gifu University

*2 Department of Intelligent Image Information, Graduate School of Medicine, Gifu University

*3 Department of Anatomy, University of Occupational and Environmental Health

*4 Department of Radiology, Gifu University Hospital

The osteoporosis is an important socially problem in aging society of Japan, and the number of patients is increasing year by year. In this study, we focus on the diagnosis of the presence of osteoporotic fractures under a semi–quantitative method (SQ method), which classifies vertebral bodies, the part of osteoporotic fractures most frequently occurred, into four grades. Our method used a convolutional neural network to accomplish the localization of vertebral bodies on CT images and classification of osteoporotic fractures into four grades defined by SQ method. In this study, the 17 vertebral bodies from the first thoracic vertebra to the fifth lumber vertebra on CT images were targets for localization and classification. Learning and testing of automatic detection of vertebral body position was carried out in 27 CT cases. As a result, we succeeded all detection targets in each CT case. Furthermore, we constructed and tested a model that classifies into four grades from the 82 CT cases. The accuracy of classifications by averaging the results in four grades was 85%. We suggested the usefulness of the proposed method to automatically detect vertebral body positions and classify vertebral fractures from CT images using deep learning.

Key words: CT image, osteoporosis, vertebral fractures, SQ method, convolutional neural network

deep CNN に基づく体幹部 CT 画像上の

第12胸椎断面における脊柱起立筋領域の自動認識

久米 正矩^{*1} 神谷 直希^{*2} 周 向栄^{*3} 加藤 博基^{*4} 東 華岳^{*5}

村松 千左子*3 原 武史*3 三好 利治*6 松尾 政之*7 藤田 広志*3

要旨

慢性閉塞性肺疾患(COPD)における,第12 胸椎断面上の脊柱起立筋の横断面積は,優れた予後予測因子である.これまでに我々は,骨格筋の形状モデルを用い,体幹部 CT 画像における骨格筋の自動認識を実現した.また,deep CNN に基づく複数臓器の自動認識を実現したが,骨格筋の認識は実現していない.本研究では,体幹部 CT 画像上の第12 胸椎断面における脊柱起立筋を対象とし,deep CNN に基づく脊柱起立筋領域の自動認識を行う.ここでは,体幹部 CT 画像 40 症例における原画像と,目視により決定した第12 胸椎断面を含む,連続 25 断面を手動で抽出した正解画像を用い,ネットワークの学習を行う.体幹部 CT 画像 29 症例に対し,deep CNN に基づく脊柱起立筋の自動認識を行った結果,入力画像の腹側 50%を削除し,学習したネットワークにおいて平均一致率 82.4%を得た.以上から,deep CNN は第12 胸椎断面上の脊柱起立筋領域の自動認識に有効であると結論づけた.

キーワード:脊柱起立筋,骨格筋, deep CNN, COPD

1. はじめに

慢性閉塞性肺疾患(chronic obstructive pulmonary disease : COPD)において,骨格筋 減少は重要な症候であり,特に脊柱起立筋の 横断面積(cross-sectional area of erector spinae muscles : ESM_{CSA})は, COPD における優れた 予後予測因子である[1].しかし, ESM_{CSA}

*1	岐阜大学大学院自然科学技術研究科
[〒501-1193 岐阜県岐阜市 1-1〕
e-n	nail: kume@fjt.info.gifu-u.ac.jp
*2	愛知県立大学情報科学部情報科学科
*3	岐阜大学大学院再生医科学専攻
*4	岐阜大学医学部附属病院放射線科
*5	産業医科大学医学部第1解剖学講座
*6	岐阜大学医学部附属病院放射線部
*7	岐阜大学大学院医科学専攻

は医師による手動で計測されており,その自動化が望まれる.また,これまでに我々は, CT 画像を用いた骨格筋の部位別自動認識を 実現した.さらに,deep CNN に基づく複数臓 器の自動認識を実現し,良好な結果を得てい るが,骨格筋では未検証である.

本研究では, deep CNN に基づく体幹部 CT 画像上の第 12 胸椎断面における脊柱起立筋 領域の自動認識を行い,その有効性を確認す る.

2. 方法

本研究では、deep CNN のネットワークとし て FCN-8s [2] を用いる.入力画像は、原画 像と脊柱起立筋領域を手動でセグメンテーシ ョンした正解画像を用いる.正解画像では、 正常な体幹部 CT 画像 40 症例に対し、目視に より決定した第 12 胸椎断面を含む,連続 25 断面の脊柱起立筋領域を手動で抽出し,1000 枚の学習用画像を作成する.また,本手法で 比較に用いる3種類の学習用データセットを 以下に示す.Set A では,原画像と正解画像を そのまま用いる.Set B では,原画像と正解画 像の腹側 50%を削除した画像を用いる.Set C では,正解画像に骨格領域を付与し,腹側 50% を削除した画像を用いる.それぞれのデータ セットにおいて学習を行い,脊柱起立筋領域 の自動認識および評価を行う.

3. 実験

体幹部 CT 画像 29 症例に対し, deep CNN に基づく第 12 胸椎断面上の脊柱起立筋領域 の自動認識を行い, ESM_{CSA}を算出する.本研 究で使用した原画像は 512×512[pixel], スラ イス枚数 798-1031[slice]で構成される非造影 体幹部 X 線 CT 画像である. Jaccard の類似係 数を用い,認識精度の評価を行う.

4. 結果

29 症例における平均一致率は, Set A にお いて 79.9%, Set B において 82.4%, Set C に おいて 79.9%であった. Set B における認識結 果を図 1 に示す.図 1 において,青色は一致 領域,黄色は過抽出領域,赤色は未抽出領域 を示す.図 1 の結果における一致率は 86.3% であった.また, ESM_{CSA} を算出した結果 35.1[mm²]であった.

5. 考察

本手法における Set B の自動認識結果において,骨格領域と同時に学習している Set C と比較し,脊柱起立筋領域の認識精度が向上した.これより,第12 胸椎断面における脊柱



図1 Set B における脊柱起立筋の自動認識結果

起立筋領域の自動認識では,他の解剖学的情報の同時学習を行うことなく,良好な認識精度が得られることが分かった.また,Set A と比較し,脊柱起立筋領域の認識精度が向上したため,他の解剖学的情報の同時学習ではなく,臓器領域などの脊柱起立筋を含まない領域を学習から除くことにより,学習精度が向上すると考える.また,本手法の自動認識結果から,ESM_{CSA}の算出を行った.これにより,COPD 患者における ESM_{CSA} が自動で算出可能となると考える.

6. まとめ

本研究では、deep CNN を用い、体幹部 CT 画像上の第 12 胸椎断面における脊柱起立筋 領域の自動認識を行った.全症例における最 大平均一致率は 82.4%となった.よって、第 12 胸椎断面上の脊柱起立筋領域の自動認識 において、deep CNN を用いた手法の有効性が 示唆された.

謝辞

本研究の一部は,文部科学省研究費補助金 (新学術領域研究 17H05301)により行われま した.

利益相反の有無

なし

文 献

- [1] Tanimura K, Sato S, Fuseya Y et al: Quantitative Assessment of Erector Spinae Muscles in Patients with Chronic Obstructive Pulmonary Disease. Novel Chest Computed Tomography–derived Index for Prognosis. Annals of the American Thoracic Society **13(3)**: 334-341, 2016
- [2] Long J, Shelhamer E, Darrell T: Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation. The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR): 3431-3440, 2015

Automated recognition of the erector spinae muscle based on deep CNN

at the level of the twelfth thoracic vertebrae in torso CT images

Masanori KUME^{*1}, Naoki KAMIYA^{*2} Xiangrong ZHOU^{*3}, Hiroki KATO^{*4} Huayue CHEN^{*5} Chisako MURAMATSU^{*3}, Takeshi HARA^{*3} Toshiharu MIYOSHI^{*6}, Masayuki MATSUO^{*7} Hiroshi FUJITA^{*3}

*1 Graduate School of National Science and Technology, Gifu University

*2 School of Information Science and Technology, Aichi Prefectural University

- *3 Department of Intelligent Image Information, Graduate School of Medicine, Gifu University
- *4 Department of Radiology Service, Gifu University Hospital
- *5 Department of Anatomy, School of Medicine, University of Occupational and Environmental Health
- *6 Radiology Service, Gifu University Hospital
- *7 Department of Radiology, Graduate School of Medicine, Gifu University

Cross-sectional area of the erector spinae muscle at the level of twelfth thoracic vertebrae is valuable prognostic factor of chronic obstructive pulmonary disease. Automated recognition of skeletal muscle based on shape model in torso CT images has demonstrated. Automated recognition of multiple organs based on deep CNN has also demonstrated, but recognition of skeletal muscle has not realized. In this study, we realize automated recognition of the erector spinae muscle based on deep CNN at the level of the twelfth thoracic vertebrae in torso CT images. Original images of torso CT images and ground truth in 40 cases were used for training. As a result, the average concordance rate was 82.4% using 29 cases of torso CT images with 50% of the ventral side was deleted. Therefore, it is considered that using deep CNN method is effective for the automated recognition of erector spinae muscle at the level of the twelfth thoracic vertebrae.

Key words: Elector Spinae Muscle, Skeletal Muscle, deep CNN, COPD

畳み込みニューラルネットワークを用いた

眼底画像における毛細血管瘤の自動検出

宫下 充浩*1 畑中 裕司*2 小郷原 一智*2 村松 千左子*3

砂山 渡*2 藤田 広志*3

要旨

糖尿病網膜症の初期所見の1つに毛細血管瘤がある. 毛細血管瘤は眼底画像上で小さくてコントラストが低いため, 医師であっても目視による検出は困難である. 一方で, 畳み込みニューラルネットワークは, 画像認識の分野で良好な結果を示してきた. そこで, 本論文では, 畳み込みニューラルネットワークを用いて毛細血管瘤を自動検出する手法とその成果について述べる. 最初に, ヘッセ行列に基づく shape index, 2 重リングフィルタ, ガボールフィルタを適用して, 毛細血管瘤の強調画像を作成した. そして, 畳み込みニューラルネットワークを用いて毛細血管瘤を検出した. その後, 畳み込みニューラルネットワークと, 48 種類の特徴量に基づく 3 層パーセプトロンによって偽陽性候補を削除した. 眼底画像データベースの DIARETDB1を用いて提案手法の性能を評価したところ, 先行研究の性能を上回る良好な結果を得た.

キーワード: 眼底画像, 糖尿病網膜症, 毛細血管瘤, 畳み込みニューラルネットワーク, 異常検出

1. はじめに

眼底検査で発見可能な糖尿病網膜症は、日本における成人の失明原因で緑内障に次いで 第2位となっている.糖尿病網膜症の眼底所 見は、出血、白斑および毛細血管瘤である. 図1に示すように、健診などで使用される非 造影の眼底画像において、毛細血管瘤は小さ くて低コントラストであるので、医師が目視 で検出することは困難である.そこで、国内 外の研究グループは、眼底画像から毛細血管 瘤を自動検出する手法を提案している[1-7].

*1 滋賀県立大学大学院工学研究科電子 システム工学専攻

〔〒522-8533 滋賀県彦根市八坂町 2500〕
e-mail: oh23mmiyashita@ec.usp.ac.jp
*2 滋賀県立大学工学部電子システム工
学科

*3 岐阜大学工学部電気電子·情報工学科

これまでに、特異値分解に基づくコントラ スト強調と局所尺度推定により候補検出を行 った後、特徴抽出を行いサポートベクトルマ シンなどの識別器を用いて偽陽性候補を削除 する方法「1]、手法を組み合わせて検出を行 い,特徴量とk最近傍法で分類する手法[2], Top-Hat 変換と k 最近傍法を組み合わせて候 補を検出する手法 [3],緑成分画像からガウ スフィルタ、Kirsch フィルタを適用し、マル チエージェントを用いた手法[4]などが提案 されている. また, 共通の眼底画像データベ ースを用いて,毛細血管瘤の検出性能を比較 した結果も報告されている [5]. さらに、わ れわれも2重リングフィルタを用いて候補領 域を検出し、126 種類の特徴量からニューラ ルネットワークを用いて偽陽性候補を分類す る手法[6]や濃度勾配ベクトル集中度を用い た毛細血管瘤の検出処理と、48 種類の特徴量 を用いた偽陽性候補の削除処理による手法



図1眼底画像と毛細血管瘤の症例.

[7]を提案した.特に,濃度勾配ベクトル集 中度による手法は,複数の眼底画像データベ ースにおいて,共に良好な性能を示したが,1 画像当たりの偽陽性数を少なめにパラメータ 設定したときに真陽性率が低くなる課題があ った.また,多くの従来手法は,特徴量ベー スの検出手法であるため,検出処理における パラメータ設定が難しく,複数の眼底画像デ ータベースに対応しづらい課題があった.特 に,毛細血管瘤の濃淡分布や形状は多様であ るため,多くの特徴量ベースの手法がそのよ うな多様な毛細血管瘤に対応できなかった. 一方で,畳み込みニューラルネットワーク

(Convolutional Neural Network: CNN)は、画 像分類などの研究において、特徴量ベースの 手法からのブレイクスルーを果たしている. そのため、CNN を用いることで毛細血管瘤の 自動検出の精度を向上させることが考えられ る.また、CNN は学習過程で特徴抽出が行わ れることから、検出処理におけるパラメータ 設定も比較的容易である.したがって、従来 手法の問題を改善できると考えられる.著者 らの把握する限りでは、CNN による毛細血管 瘤の自動検出手法は報告されていないことか ら、本論文では、毛細血管瘤の検出処理に対 する CNN の適用の可能性を示し、従来手法 の課題を改善する手法について述べる.

2. 手法

提案する手法は,最初に毛細血管瘤を強調 する処理を行い,CNNを用いて毛細血管瘤の 候補領域を検出した.その後,再び CNN を 用いて偽陽性候補を削除し,さらに48種類の 特徴量[7]を用いたニューラルネットワーク



図2毛細血管瘤が強調された画像.(a)G成分画像,
 (b)shape index の画像,(c)2重リングフィルタ,
 (d)ガボールフィルタ

により偽陽性候補を削除した.以下に各処理 の詳細を述べる.

1) 毛細血管瘤の強調画像の作成

眼底画像の明るさやコントラストは画像に よって異なり、この違いが検出処理に悪影響 を及ぼすことが考えられる.よって、これら の違いを軽減するため、眼底画像に対してガ ンマ補正とヒストグラム拡張を行った.その 後、毛細血管瘤のコントラストが最大となる 緑成分画像(G成分画像)から、shape index [8]、2重リングフィルタ[6]およびガボー ルフィルタ[9]により図2に示すような毛細 血管瘤が強調された画像を作成した.

2) 毛細血管瘤の候補領域の検出

毛細血管瘤の強調画像の一部領域をパッチ として抽出し, CNN に入力して毛細血管瘤の 有無を判定し,候補領域の検出を行った.

3) 偽陽性候補の削除処理

2)において偽陽性候補が誤検出されるため, 2 段階の偽陽性候補の削除処理を行った.第 一段階として,毛細血管瘤を含むパッチと2) で誤検出された偽陽性候補のパッチ用いて, 新たに学習した CNN を使って偽陽性候補を 削除した.

次に,従来手法 [7] で提案した 48 種類の 特徴を使用し,3 層パーセプトロンで偽陽性 候補を削除した.ここで,参考文献[7]では 識別器にサポートベクターマシンを用いてい たが,本研究の予備実験の結果,3層パーセ プトロンを使用した.

3. 実験

本研究では、毛細血管瘤の検出評価用に公 開されている DIARETDB1 (Standard Diabetic Retinopathy Database Calibration level 1) [10], ROC (Retinopathy Online Challenge) [5] を使 用した.

DIARETDB1 は学習用画像 28 枚, 評価用画 像 61 枚で構成されており,これらの画像は撮 影画像 50°で解像度が 1500×1152 画素の PNG 形式のカラー画像である.このデータベ ースでは、4 名の専門家がそれぞれ単独で読 影を行ったときの読影結果およびその病変に 対する確信度が公開されている.本研究では, 確信度の平均が 0.75 以上となる領域を Gold Standard とした.学習用画像 28 枚のうち,毛 細血管瘤を含む画像は 19 枚,毛細血管瘤を含 まない画像は 9 枚であり,合計 83 箇所の毛細 血管瘤が存在している.評価用画像 61 枚のう ち,毛細血管瘤を含む画像は 21 枚,毛細血管 瘤を含まない画像は 40 枚であり,合計 100 箇所の毛細血管瘤が存在している.

ROC データベースは学習用画像 50 枚,評価用画像 50 枚で構成されているが,評価用画像の Gold Standard が非公開であるため,学習用画像のみを CNN の学習に使用した.学習用画像は,768×576 画素の画像 22 枚,1058×1061 画素の画像 3 枚,1389×1383 画素の画像 25 枚で構成されており,4 名の専門家によって決定された Gold Standard も公開されている.学習用画像 50 枚のうち,毛細血管瘤を含む画像は 37 枚,毛細血管瘤を含まない画像は 13 枚であり,合計 336 箇所の毛細血管瘤が存在している.

CNN の学習について述べる. DIARETDB1 の学習用画像 28 枚および ROC データベース の学習用画像 50 枚から毛細血管瘤を含むパ ッチと毛細血管瘤を含まないパッチを作成し た. ROC データベースの毛細血管瘤は合計 336 箇所存在しているが、予備実験の結果、 目視が困難で識別も困難であると予想できる 毛細血管瘤 173 箇所を除いた 163 箇所を用い た. しかし, 毛細血管瘤数が DIARETDB1 で 83 箇所, ROC データベースで 163 箇所と少 なかったため、データオーグメンテーション によって,毛細血管瘤を含むパッチを増やし た.ここで、データオーグメンテーションと してパッチ画像の上下左右反転,位置ずらし, ぼかしおよび明るさ調整を行った.その結果, CNN の学習に用いた毛細血管瘤を含むパッ チはデータオーグメンテーション後に (83+163)×10=2460 パッチとなった. したが って、毛細血管瘤を含まないパッチも 2460 パッチと同数に設定した.また, AlexNet [11] と GoogLeNet [12] を CNN のモデル候補と したが、予備実験の結果, GoogLeNet を採用 した.

CNNの評価には DIARETDB1 の評価用画像 61 枚を用いて, FROC (Free-response-Receiver Operating Characteristic) 解析を行うことで性 能評価した.

4. 結果および考察

最初に,前処理の有効性を確認する実験を 行った.2の1)で述べた3つの各フィルタ処 理,3つのフィルタの組み合わせ,フィルタ 処理なしのG成分画像を用いて,CNNで毛 細血管瘤を検出したときのFROCを図3に示 す.

この結果から、フィルタ処理の適用によっ て真陽性率が向上することが確認でき、3 つ のフィルタを組み合わせたときの真陽性率が 高くなった.このことから、毛細血管瘤を強 調する前処理は有効であると考えられる.

次に,適切なパッチサイズを検討する実験 を行った.パッチの辺のサイズは 19,21,23, 25 および 27 画素としたときの結果を図4に 示す.

この結果から,パッチサイズの依存性が小 さいことがわかった.ただし,パッチサイズ







図4 パッチサイズによる候補領域検出の性能比較.

を 27 画素に設定すると,真陽性率が下がった. 毛細血管瘤の直径は 5~10 画素であるため, パッチサイズが大きくなると.毛細血管瘤が パッチに占める割合が小さくなるためである と考えられる.

パッチサイズを 21,25 画素に設定した上で 偽陽性候補を削除した後の各結果,井上らの ベクトル集中度 [7], Adal らの Hessian [1], Antal らの Ensemble[2]の結果を図5に示す. ただし, Ensemble による手法は, ROC データ ベースで学習し, DIARETDB1 の全 89 枚で評 価しているため,参考値である.また, Hessian による手法は, ROC データベースでは良好な 結果を示していたが, DIARETDB1 には適応 できなかった.さらに,画像1枚当たりの偽 陽性数が 1/8, 1/4, 1/2, 1, 2, 4, および 8 箇所のときの真陽性検出率とその平均値を表 1に示す.

ベクトル集中度による手法は, 偽陽性数が 小さいときの真陽性率の低さが問題点であっ



図5 偽陽性候補の削除処理後の性能比較.

表1 偽陽性候補の削除処理後の真陽性率.

	手法					
偽陽性数	提案手法	提案手法	ベクトル集			
[箇所/枚]	(21×21)	(25×25)	中度 [7]			
1/8	0.070	0.110	0.061			
1/4	0.130	0.130	0.102			
1/2	0.200	0.240	0.184			
1	0.400	0.455	0.306			
2	0.620	0.590	0.571			
4	0.720	0.710	0.724			
8	0.840	0.830	0.847			
平均	0.426	0.438	0.399			

たが,提案手法はその問題点を改善している. また,**表1**の結果から,画像1枚当たりの偽 陽性数の平均が従来手法の結果を上回ってい ることから,提案手法は全体的に従来手法よ り良好であったといえる.

しかし、画像当たりの偽陽性数が大きくなった場合は、従来手法と同等かやや低い真陽 性率となった.この原因としては、提案手法 で用いた特徴量が偽陽性の削除処理に対して 最適でなかった可能性がある.ベクトル集中 度は、円形の毛細血管瘤を想定した手法であ る.偽陽性候補削除の特徴量には、テクスチ ャ特徴を多く含んでおり[7]、検出処理と偽 陽性候補の削除処理では、別の特徴を解析し ていると考えられる.一方、CNN は毛細血管 瘤の形状を考慮せずに学習しているため、不 整形な毛細血管瘤を検出できる可能性がある 反面、不整形な模様をなす領域を誤検出する 可能性がある.このように、CNN はパッチ内 の濃淡分布、即ちテクスチャ特徴に基づく特 徴量では、毛細血管瘤と偽陽性を分類しづら いことになると考えられる.しかしながら、 画像1枚当たりの偽陽性数を8箇所としたと きに削除できなかった偽陽性の中には1名以 上の専門家が出血であると指摘されているも のも多く含まれている.本研究の対象ではな いが、糖尿病網膜症の診断所見の1つである 出血を検出し、医師に注意を促すことには意 義があると考えられる.

5. まとめ

本研究では、糖尿病網膜症の病変の1つで ある毛細血管瘤の自動検出のため、CNN を用 いて毛細血管瘤の候補領域の検出を行った. ヘッセ行列に基づく shape index, 2重リング フィルタ、ガボールフィルタを用いた毛細血 管瘤の強調処理を事前に行うことによって、 CNN がより効果的に機能することが示され た. DIARETDB1 を用いて実験した結果, 画 像1枚当たりの偽陽性候補数が少ないときに, 従来手法より高い真陽性率が示された.

謝辞

本研究の一部は,公益財団法人電気通信普 及財団研究調査助成および JSPS 科研費 16K014158,26108005により行われました.

利益相反の有無

なし

文 献

- [1] Adal K M, Sidibe D, Ail S, et al: Automated Detection of Microaneurysms Using Scale-Adapted Blod Analysis and Semi-Supervised Learning. Comput Methods Programs Biomed 114: 1-10, 2014
- [2] Antal B, Hajdu A: An Ensemble-based System for Microaneurysm Detection and Diabetic Retinopathy Grading. IEEE Trans Biomed Eng 59: 1720-1726, 2012
- [3] Niemeijer M, Ginneken V, Staal J, et al: Automatic detection of red lesions in digital

color fundus photographs. IEEE Trans Med Imaging **24**: 584-592, 2005

- [4] Pereira C, Veiga D, Mahdjoub J, et al: Using a multi-agent system approach for microaneurysm, detection in fundus images. Artif Intell Med 60: 179-188, 2014
- [5] Niemeijer M, Ginneken B V, Cree M J, et al: Retinopathy Online Challenge: Automatic Detection of Microaneurysms in Digital Color Fundus Photographs. IEEE Trans. Med Imaging 29: 185-195, 2010
- [6] Hatanaka Y, Inoue T, Okumura S, et al: Automated microaneurysm detection method based on double-ring filter and feature analysis in retinal fundus images, Pros. 25th IEEE Internat Symp Computer-Based Med Sys: 1-4, 2012
- [7] 井上剛,畑中裕司,奥村進,小郷原一 智,村松千左子,藤田広志:濃度勾配ベ クトル集中度による眼底画像における毛 細血管瘤の自動検出.画像電子学会誌 44:58-66,2015
- [8] 石田降行,桂川茂彦,藤田広志(監修):
 医用画像ハンドブック.オーム社,東京,
 2010, pp309-312
- [9] Kaur J, Sinha H P: Automated detection of retinal blood vessels in diabetic retinopathy using Gabor filter. International Journal of Computer Science and Network Security 12: 109-115, 2012
- [10] Kauppi T, Kalesnykiene V, Kamarainen J K, et al: Diaretdb1 diabetic retinopathy database and evaluation protocol. Pros. 11th Conf. on Med Image Understanding and Analysis 2007: 61-65, 2007
- [11] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G E: ImageNet classification with deep convolutional neural networks. Proc Neural Info Processing Sys 2012: 1-9, 2012
- [12] Szegedy C, Liu W, Jia Y, et al: Going Deeper with Convolutions. IEEE Computer Vision and Pattern Recognition: 1-9, 2015

Automatic Detection of Microaneurysms in Retinal Image

by Using Convolution Neural Network

Mitsuhiro MIYASHITA^{*1}, Yuji HATANAKA^{*2}, Kazunori OGOHARA^{*2}, Chisako MURAMATSU^{*3}, Wataru SUNAYAMA^{*2}, Hiroshi FUJITA^{*3}

*1 Division of Electronic Systems Engineering, Graduate School of Engineering, the University of Shiga Prefecture
*2 Department of Electronic Systems Engineering, School of Engineering, the University of Shiga Prefecture
*3 Department of Electrical, Electronic & Computer Engineering, Faculty of Engineering, Gifu University

One of the early findings of diabetic retinopathy is microaneurysm. Microaneurysms look like dark small dots in the retinal images, thus it is difficult for physicians to detect them visually. On the other hand, convolutional neural networks (CNN) showed superior performance in image recognition studies. This paper describes about the automated microaneurysms detection by using CNN and the performance. First, retinal images were enhanced by using shape index based on Hessian matrix, double-ring filter and Gabor filter. Microaneurysm was then detected by using CNN. Finally, false positives were reduced by using another CNN and three-layer-perceptron with 48 features. By applying the proposed method to DIARETDB1, the performance was better than them or previous methods.

Key words: Retinal Image, Diabetic Retinopathy, Microaneurysm, Convolution Neural Network, Abnormalities detection

深層畳み込みニューラルネットワークを用いた

眼底の血管抽出

井川 響^{*1} 畑中 裕司^{*2} 砂山 渡^{*2}

小郷原 一智*2 村松 千左子*3 藤田 広志*3

要旨

人間ドックや健診において、目の病気以外にも高血圧や動脈硬化など、生活習慣病の早期発見ができる眼底検査が行われている.そこで、これまでにフィルタの出力値を機械学習によって血管を抽出する手法が国内外の研究グループから報告されていた.しかし、性能向上のために多くのフィルタ処理を組み合わせることが行われると、複雑なパラメータ設定が強いられる問題点があった.本論文では、カラー画像の緑成分のみのグレースケールで血管を強調して、畳み込みニューラルネットワークを用いて血管を抽出する手法を提案する.DRIVEデータベースを用いて実験した結果、ROC解析におけるAUCは0.9636、精度は0.9442 であった.従来手法よりも少ないパラメータ設定であるにもかかわらず、高い血管抽出精度が得られた.

キーワード: 眼底画像, 血管抽出, 深層学習, コンピュータ支援診断

1. はじめに

眼底検査では,血管や網膜の状態を診るこ とで動脈硬化,高血圧,糖尿病による眼の合 併症や緑内障・白内障の有無などの状態を検 査することができる.眼底の血管は人体の中 で唯一直接視認できる血管であるため,血管 の診断のために人間ドックにおいて必須検査 となっている.しかし,医師は経験に基づい て目視で眼底を判断することから,同一の医 師の判定であっても読影のたびに,診断結果

*1 滋賀県立大学大学院工学研究科電子 システム工学専攻

〔〒522-8533 滋賀県彦根市八坂町 2500〕 e-mail: oh23hikawa@ec.usp.ac.jp

*2 滋賀県立大学工学部電子システム工 学科

*3 岐阜大学工学部電気電子·情報工学科

が異なる可能性がある.そこで、血管の状態 を定量的に解析することが必要であると考え られる. その第一段階として, 眼底血管を自 動抽出する必要がある.その抽出精度は,後 の血管の解析精度に関わる重要な処理であり, これまでに多くの血管抽出法が提案されてい る [1-7] . Staal らは, カラー眼底画像の緑 成分(G成分)画像から濃淡値の隆線を検出す る手法 [1] を提案している.また、中川らや Niemeijer らは, Black-top-hat 変換を用いた手 法を提案した[2,3].畑中らは二重リング フィルタを用いた手法を提案 [4] するなど, 単一の血管強調フィルタによる手法が提案さ れてきた.しかし、単体のフィルタだけでは 判別精度が不十分であることから、複数のフ ィルタを用いた手法が後に提案されてきた [5-7]. 井上らは、モルフォロジーフィルタ バンクと AdaBoost を用いた手法を提案した [5]. Marin らは, モーメント不変量と濃淡 情報で構成される特徴ベクトルをニューラル

ネットワークで分類する手法を提案した[6]. Fraz らは、4 方向のガウスフィルタ、トップ ハット変換およびグレースケールのビットプ レーンスライスを用いた手法を提案した[7]. これらの血管抽出精度は、単体のフィルタを 用いた手法による結果よりも向上している傾 向にある.しかし、フィルタごとに最適なパ ラメータ設定をするような複雑な操作が要求 される問題点がある.一方,近年では深層畳 み込みニューラルネットワーク (Deep Convolutional Neural Network: DCNN) が注目 されている. DCNN は入力された画像から自 動で特徴抽出が可能であることが知られてい るので, 眼底血管の抽出に適用できれば, 少 ないパラメータ設定で高精度な結果を期待で きると考えた. DCNN は、入力された画像か ら自動で特徴抽出が可能であることが知られ ている.本論文では、DCNNの血管抽出への 適用可能性を検証するために,実際に構築し た血管抽出法とその性能比較について論じる.

2. 使用画像

本研究では、血管抽出アルゴリズムの評価 目的で公開されている DRIVE データベース [1,3]を用いる.このデータベースには、 学習用画像20枚と評価用画像20枚が用意さ れている.図1の(c)に示す例のように、全て の眼底画像に対して経験豊富な医師によって 訓練されたオブザーバが手動で血管を描画し た画像が含まれている.本論文では手動抽出 した血管画像を正解画像と称する.さらに、 血管を抽出すべき領域を示したマスク画像が 含まれている.なお、全ての画像サイズは 565×584 画素である.図1に本実験で用いる 画像の例を示す.

3. 手法

本論文で提案する手法は,1)前処理と 2)DCNN による血管の識別で構成され,以下 に詳細について述べる.

1) 前処理

眼底画像は、それぞれ明るさやコントラス

トにばらつきがある. そのため, DCNN で学 習と識別を行ないやすくするために, それら を統一する必要がある.本実験では, ① Black-top-hat 変換と, ②カラー画像の緑成分 (G成分)のみのグレースケール処理の2種 類を検討する.ここで, Black-top-hat 変換の 構造半径は予備実験の結果, 7 とした. 今回 の実験では①と②の処理後, コントラストの 低い血管領域があったので, 図1の(b)のマス ク領域内のヒストグラムから標準偏差 σ を求 め, 画素値の平均値±2 σ の範囲が 0 から 255 の画素値になるように画素値の明暗を調整 した.

2) DCNN による血管の識別

本研究では, Deep Learning の実装モデルで ある LeNet [8] を用いた. LeNet は,入力層,



図1 DRIVE の画像例. (a)原画像, (b)マスク 画像, (c)正解画像, (d) Black-top-hat 変換後画 像, (e)緑成分によるグレースケール画像, (f) 血管抽出画像

中間層 6 層および出力層で構成される.中間 層は,畳み込み層 2 層,プーリング層 2 層, 得られた特徴を結合する結合層 2 層で構成さ れる.他のモデルとして,AlexNet [9] につ いても検討したが,予備実験の段階で LeNet のほうが良好な識別結果を得られたため, LeNet を採用した.

前処理後画像から k×k 画素のパッチを抽出 し, DCNN に入力して血管の有無を判別する. ここで,パッチを抽出する領域は,図1の(b) に示すマスク領域内とした.

そして, DCNN の出力値を用いて血管強調 画像を作成し,二値化処理して血管領域を抽 出した.パッチサイズ k が小さいとき,二値 化処理の段階で小領域の雑音が生ずる傾向 にあったので,そのような小領域を面積判定 で削除した.

4. 評価方法

DCNN の学習には, DRIVE データベースの 学習用画像から,中心画素が血管領域となる 40 万パッチと,血管を含まない 40 万パッチ をそれぞれ無作為で抽出して用いた.ここで, パッチサイズを *k*=7, 11, 15, 21, 27 として実験 した.

DCNN の評価には、DRIVE の評価用画像 20 枚を用い、図1の(b)のマスクの全領域に相 当する画素に対して DCNN で血管の有無を 識別した.ここで,評価指標には精度 (Accuracy),感度(Sensitivity),特異度 (Specificity)および識別器の性能を示す受信 者動作特性(Receiver Operating Characteristic: ROC)解析に基づく ROC 曲線の曲線下面積 (Area Under the Curve: AUC)を用いた.

5. 実験結果と考察

DCNN に入力する画像の前処理の方法とパ ッチサイズ k を決定するために,表1に示す ような組み合わせで実験した.このとき,面 積削除処理による精度の依存性を議論から除 外するため,面積削除を行わなかった.表1 に DRIVE の評価用画像 20 枚に対する精度の

表1	各処理に	よる	精度結果
----	------	----	------

手法	パッチサイズ k [pixels]	精度
	7	0.9411
	11	0.9426
Black-top-hat	15	0.9346
変換	21	0.9230
	27	0.8852
	11	0.9432
G成分	21	0.9242
	27	0.9211

結果を示す. 前処理が Black-top-hat 変換で, パッチサイズを k=11 に設定したときの精度 が 0.9426 と最も高くなった. 一方, G 成分で パッチサイズを k=11 としたとき, 精度が 0.9432 を示し, この実験の中で最高の精度と なった.

G成分かつ k=11 の出力結果に対して,面積 が4 画素以下の小領域を面積判定して,これ を最終結果とした.このときの結果例を図2 に示す.同図の(c)と(g)は DCNN の出力値を8 ビットに変換してグレースケール化した画像 であり,(d)と(h)は(c)と(g)を二値化処理して 小領域を削除した結果である.図2の(d)では, 太い血管と細い血管の双方の血管が綺麗に抽 出できている.しかし,図2の(g)に着目する と,血管のコントラストが低く,ノイズが多 く含まれていることから,(d)に比べると血管 が上手く抽出できていないが,診断に必要な 視神経乳頭付近の主幹動静脈は概ね抽出でき ている.

本研究では, DCNN の有用性を検討するこ とに重きを置き,複雑かつ知的なノイズ除去 処理アルゴリズムを含めていない.例えば, 血管の接続性を考慮したノイズ除去処理を行 っていないため,十分にノイズが除去できて いなかったり,一部が途切れて抽出された血 管領域を面積判定で削除したりする可能性が ある.したがって,ノイズ除去後に切断され た血管の補間を行なう処理が必要であると考 えられる.

次に,表2に示すように提案手法を従来手 法と比較する.提案手法は,上述したように



図2 提案手法による血管抽出例(上段:良好な結果例,下段:悪い結果例). (a),(e):原画像, (b),(f):正解画像, (c),(g):抽出結果画像, (d),(h):抽出結果画像(二値化+ノイズ除去)

手法	感度	特異度	精度	AUC
2nd human observer	0.7761	0.9725	0.9473	N/A
Staal, et al.[1]	0.7194	0.9773	0.9442	0.9520
Niemeijer, et al.[3]	0.6898	0.9696	0.9417	0.9294
Marin, et al.[6]	0.7067	0.9801	0.9452	0.9588
Fraz, et al.[7]	0.7152	0.9768	0.9430	N/A
井上ら[5]	0.7362	0.9714	0.9412	N/A
提案手法	0.7004	0.9799	0.9442	0.9636

表2 従来手法と提案手法の比較

血管の一部が途切れたりすることがあるため, 感度が従来手法よりも若干低くなっている. しかし,特異度は従来手法に比べて高いこと から,血管の過剰抽出は少ないことがわかる. 例えば,出血や毛細血管瘤などの血管以外の 領域から病変を検出するアルゴリズムにおい て,病変を検出する候補領域から血管領域を 除外するような処理に提案手法が活用できる 可能性が高いと考えられる.

また,提案手法の AUC は 0.9636 であり,

従来手法よりも高い.このことは,二値化処 理やノイズ除去などの血管のセグメンテーシ ョンに課題を残すものの,DCNN は血管抽出 に適応可能であることを意味している.

さらに、2nd human observer と提案手法を比 較すると、感度は低くなるが、精度は同一レ ベルになった. 2nd human observer が手動抽出 した血管に比べると、提案手法は末梢血管が 抽出できていないことを目視で確認した. 高 血圧性網膜症を判定する場合、視神経乳頭付 近の太い動静脈を使うため、末梢血管が抽出 できていないことは問題にならない.したが って、提案手法は血管の解析のためには有用 である可能性が高いといえる.

6. おわりに

本論文は、眼底画像における血管抽出に DCNN が適用できる可能性を示した.提案手 法は、高精度な従来手法の課題として考えら れる複数のフィルタのパラメータ設定を不要 にしつつ,高精度な血管抽出の結果を示した. DRIVE データベースの評価用画像 20 枚に対 して血管の抽出実験を行った結果, AUC が 0.9636, 精度が 0.9442 となり, 2nd human observer に近い値を示した. 目視評価におい ても、末梢血管の抽出不足の課題を残すが、 視神経乳頭付近の動静脈を概ね抽出できてお り, 高血圧性網膜症の判定に利用可能な結果 が得られた. 今後の課題としては, STARE [10] 等の他のデータベースに適用し、血管 の抽出処理の問題点を再度検討し、改善する ことが挙げられる.

謝辞

本研究の一部は,公益財団法人電気通信普 及財団研究調査助成および JSPS 科研費 16K014158,26108005により行われました.

利益相反の有無

なし

文 献

- [1] Staal JJ, Abramoff MD, Niemeijer M, et al.: Ridge based vessel segmentation in color images of the retina. IEEE Trans Med Imag 4: 501-509, 2004
- [2] 中川俊明,林 佳典,畑中裕司,他: 眼底画像診断支援システムのための血管 消去画像を用いた視神経乳頭の自動認識 及び擬似立体視画像生成への応用.電子 情報通信学会論文誌 J89-D, 2491-2501, 2006

- [3] Niemeijer M, Staal J, Ginneken B, et al.: Comparative study of retinal vessel segmentation methods on a new publicly available database in Proc. SPIE Med Imag 5370: 648-656, 2004
- [4] Hatanaka Y, Nakagawa T, Hayashi Y, et al: Automated detection algorithm for arteriolar narrowing on fundus images.
 Proceedings of the 27th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society: 286-289, 2006
- [5] 井上知紀,橋本隆太郎,内山良一,他:
 モルフォロジーフィルタバンクと
 AdaBoost を用いた眼底画像における血
 管抽出法. Med Imag Tech 35: 43-50, 2017
- [6] Marin D, Aquino A, Emilio M, et al.: A new supervised method for blood vessel segmentation in retinal images by using gray-level and moment invariants-based features. IEEE Trans Med Imag 30: 146-158, 2011
- [7] Fraz MM, Barman SA, Remagnino P et al : An approach to localize the retinal blood vessels using bit planes and centerline detection. Comput Methods Programs Biomed **108**: 600-616, 2012
- [8] LeCun Y, Bottou L, Bengio Y, et al: Gradient-based leraning appilied to document recognition. Proc IEEE: 1-46, 1998
- [9] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton GE: ImageNet classification with deep convolutional neural networks. Proc Neural Info Processing Sys 2012: 1-9, 2012
- [10] Hoover A, Kouznetsova V, Goldbaum
 M: Locating blood vessels in retinal images
 by piece-wise threhsold probing of a matched filter response. IEEE Trans Med Imag 19: 203-210, 2000

Extraction of Retinal Blood Vessels

by using Deep Convolutional Neural Networks

Hibiki IKAWA^{*1}, Yuji HATANAKA^{*2}, Wataru SUNAYAMA^{*2} Kazunori OGOHARA^{*2}, Chisako MURAMATSU^{*3}, Hiroshi FUJITA^{*3}

*1 Division of Electronic Systems Engineering, Graduate School of Engineering, University of Shiga Prefecture
*2 Department of Electronic Systems Engineering, School of Engineering, the University of Shiga Prefecture
*3 Department of Electrical, Electronic & Computer Engineering, Faculty of Engineering, Gifu University

In the medical check-up or mass screenings, the fundus examination is effective for early detection of lifestyle diseases, which are systemic hypertension, arteriosclerosis, etc. Therefore, several groups at home and abroad have reported blood vessel extraction methods based on machine learning by using filtering techniques. By combining many filters to increase a performance, setting many parameters were required. This paper proposes the blood vessel extraction method by using deep convolution neural network in the green component of color retinal images. When the proposed method was evaluated by using DRIVE database, the AUC based on ROC analysis and the accuracy were reached to 0.9636 and 0.9442, respectively. The proposed method showed high performance, although that used more few parameters setting than them of previous methods.

Key words: Retinal image, Blood vessel extraction, Deep convolutional neural networks, Computer-aided diagnosis (CAD)

DCNN による胸部 CT 画像からの

経時的差分画像上の異常陰影の検出

長尾 充朗^{*1}, 三宅 徳朗^{*1}, 芳野 由利子^{*1}, 陸 慧敏^{*1}, タン ジュークイ^{*1}, 金 享燮^{*1}, 村上 誠一^{*2}, 青木 隆敏^{*2}, 平野 靖^{*3}, 木戸 尚治^{*3}

要旨

近年,画像診断は CT などの技術の進歩に伴い,診断性能が格段と向上しているが,被験者一人あたりの画 像枚数も増している.このことから医師の負担軽減のための CAD システムの開発が進んでいる.また,日 本の平成 27 年がんの部位別死亡者数において肺がんは,男女計で第1位を示しており,早期発見・治療が 必要であると考えられる.一方,機械学習の分野において注目を浴びているものに,深層学習がある.こ の手法は多量の学習データを入力として与え,未知データからのパターン識別が可能である.そこで本論 文では,胸部 CT 画像からの深層学習を用いた異常陰影の検出法を提案する.主な処理の流れとしては,経 時的差分像技術による正常構造の除去を行い,残った領域に対する DCNN による学習・識別を行う.提案 法を 26 症例の同一被験者で構成される過去・現在画像に適用した結果, TP:92.56[%], FP:13.03[/case] の異 常陰影の識別結果を得た.

キーワード: Computer Aided Diagnosis, 経時的差分像技術, Deep Leaning, Alex Net

1. はじめに

現在,日本におけるがんは年間の死亡者数に おいて死因第1位となっている^[1].その中でも 肺がんは,がんの部位別死亡者数において男性 で第1位,女性で第2位を示している^[2].さら に,術後の5年実測生存率^[3]において,病期が 第I期は80.3[%],第II期は44.0[%],第III期は 21.5[%],第IV期は5.9[%]を示している.そのた め,早期発見・早期治療が必要であると考えら れる.

一方, コンピュータ断層法(CT; Computed

*1 九州工業大学

(〒804-8550 福岡県北九州市戸畑区仙水町1-1)
*2 産業医科大学
(〒807-8556 福岡県北九州市八幡西区
医生ケ丘1-1)
*3 山口大学
(〒753-8511 山口県宇部市常盤台 2-16-1)

Tomography)などのディジタル画像技術の進歩 やそれに伴う診断技術が向上している.しかし, これらの技術の発展に伴い,被験者一人当たり の画像枚数が増加し,医師の負担が大きくなる 問題が生じている.また,医師の経験の差によ る未検出も問題となっている.そのため,医師 の負担軽減や病変部検出精度の向上を目的と したコンピュータ支援診断(CAD;Computer Aided Diagnosis)システムへの期待が高まって いる.CADシステムとは、コンピュータにより 医用画像を処理・解析し、病変部の検出や検出 された病変部の鑑別などを行うシステムで、医 師が"第2の意見"として利用し診断すること を目的としている.

胸部 CT 画像における異常陰影は,結節状陰 影(Nodule)とすりガラス状陰影(GGO;Ground Glass Opacity)などがある.それぞれの陰影を検 出する方法は存在するが,両方を同時に抽出す るのは困難であると考えられる.そこで,これ らの病変を効率的に解析するため,経時的差分 像技術⁽⁴⁾を用いる研究が行われている.経時的 差分像技術とは,現在画像から過去画像を差分 演算する技術のことで,血管などの正常構造を 除去しつつ異常陰影などの変化があるものを 強調することができる手法である.それにより, Nodule と GGO 両者をより高精度で抽出できる と考えられる.

ところで近年人工知能分野において深層学 習(Deep Learning)^[5]技術が注目されている.これ は、教師なしニューラルネットワークを多層に つなげたもので、学習・識別を行う手法である. 特徴量の設計をコンピュータが自動で行うた め、客観性が保たれるという特徴がある.また、 複雑な多クラス分類も行える.そのため本論文 では,識別器として Deep Leaning 技術を用いる.

以上のことから本論文では、胸部 CT 画像か らの異常陰影の自動検出法を提案する.手法と しては、原画像から肺野領域を抽出し、経時的 差分像技術を用いた初期候補陰影を決定する. 次に、初期候補陰影を対象に、識別器を用い、 Nodule、GGO、血管、血管分岐、胸壁、空気領 域の6クラス分類を行う.その後、これらのク ラスを最終的に統合することにより、異常陰影 とそれ以外に分類する.本論文では、識別器に 深層畳み込みニューラルネットワーク(DCNN; Deep Convolutional Neural Network)を用いる.提 案手法を胸部 CT 画像 26 症例に適用し、識別器 による分類を行い、その有用性を検証する.

2. 手法

本論文では,経時的差分像技術を用いた差分 像生成後,多重閾値処理による初期候補陰影の 決定を行い,最終的に DCNN による識別を行う.

2. 1 経時的差分技術^[6]

近年,胸部 CAD システムの開発および研究 報告は数多く存在する.その中で経時的差分技 術を用いた CAD システムの場合,画像読影の 効率化や経時的変化を見ることができること から,良性・悪性の鑑別や経過観察などに応用 可能である.

本稿では三宅らの経時的差分技術⁶⁰を用いる. その流れは,前処理後に現在画像と過去画像を (1) Global Matching, (2) Local Matching, (3) 3-D Elastic Matching, そして(4) Voxel Matching によ り位置合わせを行う手法である.それぞれの手 法について簡単に述べる.

(1) Global Matching

処理としては肺野領域を剛体とみなし、その 重心を用いた剛体位置合わせを行う.

(2) Local Matching

まず GGVF^[7]を適用し、ベクトル場を形成する.GGVFとは、エッジマップの性質を保ちながらエッジから離れた位置や均質な領域にも勾配の影響を伝播する手法である.この GGVFのベクトル集中度を用い、シフトベクトルを算出する.

(3) 3-D Elastic Matching^[8]

隣り合う位置合わせ点のシフトベクトルは 互いに整合が保たれる必要がある.そこで次式 のエネルギー関数を最小化するようにシフト ベクトルを逐次的に更新する.

$$E = \sum_{x \in V} (E_{int}(x) + E_{ext}(x))$$
(1)

ただし, V は位置合わせ点の集合である.また, E_{int}, E_{ext} はそれぞれ内部,外部エネルギーを表 している.また,シフトベクトルu(x)とすると 内部エネルギーは,

$$E_{int} = \omega_l \sqrt{\left|\frac{\partial u}{\partial x}\right|^2 + \left|\frac{\partial u}{\partial y}\right|^2 + \left|\frac{\partial u}{\partial z}\right|^2} + \left|\frac{\partial u}{\partial z}\right|^2 + \left|\frac{\partial^2 u}{\partial z^2}\right| + \left|\frac{\partial^2 u}{$$

となる. ただし, ω_1, ω_2 は定数である. なお, 内 部エネルギーはシフトベクトルの空間の変化 量の大きさに相当し, シフトベクトルの滑らか さにおける制約項となる. また, 外部エネルギ ーは GGVF のベクトル集中度における相互相 関値の負値で与えられる. つまり, 画像間の類 似度を表している.

(4) Voxel-Matching^[8]

(1)~(3)までの方法によって得られたシフトベクトルを用いて線形補間を行うことにより,すべてのボクセルのシフトベクトルを計算する.

探索カーネル(3×3×3[voxels])を過去画像上に設 いボクセル値を探索し,カーネルの中心値と置 き換える.この操作を過去画像の全ボクセルに 適用し,現在画像の構造情報に合うような過去 画像の変形量が得られ,これを用いた過去画像 を変形し,ワーピング画像を得る.

2.2 多重閾値処理

経時的差分画像上では原画像と異なり異常 構造が強調されるため、容易に処理が行える. また、Nodule や GGO は球形に近い形をしてお り、二次元スライス画像上では円形に近い形を 示す.そこで、経時的差分画像を二値化し、そ の画像に円形度などの特徴量やスライス間の 連続性を考慮することにより、最終的な異常候 補陰として抽出する.

2. 3 DCNN^[5]

本稿では,最終的な Nodule, GGO の抽出を 行うため,入力層,畳み込み層 5 層,プーリン グ層 3 層,正規化層 2 層,全結合層 3 層の DCNN を用いる.層のパラメータの詳細を表 1 に示す. このモデルには, ILSVRC2012 における優勝モ デル^[9]を利用する.

ネットワークの学習には、転移学習を利用す る. 学習率を 0.001, 学習回数を 25000 回とし, 確率的勾配降下法により学習を行う. さらに, 初期候補を Nodule, GGO, 血管, 血管 (分岐), 胸壁, 空気領域の多クラスに分類する.

3. 実験と結果

Nodule を1 つ以上持つものに対し計 26 症例 に本手法を適用し、3 分割交差検証法を行った. また、GGO などのデータセットが不十分である ことから、LIDC(The Lung Image Database Consortium)^[10]画像を利用し、画像の回転操作に よるデータの水増しを行った.

精度の評価方法は,以下の真陽性率(TPR)[%], 偽陽性率(FPR)[/case]の式を用いる.

$$TPR = \frac{a}{a+c} \times 100 \tag{3}$$

ける. そのカーネル内から基準ボクセル値に近

$$FPR = \frac{b}{a} \tag{4}$$

ただし, aは正しく異常と識別された画像, bは 正常を異常とした画像, cは異常を正常とした 画像, eは全症例数を示す.

最終識別結果を表 2 に, 多クラス分類結果を 表 3 に示す. ただし, Dataset 1, Dataset 2, Dataset 3 の症例数はそれぞれ 8, 9, 9 症例となってい る.

4. 考察

表3からFPの多くが血管分岐などの正常構造の形状が似ていることがわかる.データセットの増強やエッジ情報の利用による改善が必要である.同表から,血管分岐の分類精度が比較的低く,さらに空気領域がGGOに分類されやすいことがわかる.これは,それぞれの形状特徴や濃度勾配が似ているためだと考えられる.そこで解決策としてWW-WL変換を施した画像による学習が挙げられる.これにより視覚的な差をより表現できると考えられる.

また,Nodule を GGO と識別した割合が全体 を通して 31.87[%]であった.これは,Nodule の 中心から離れたスライスでは,濃度勾配が小さ くなり淡い陰影になる傾向があることが原因 であると考えられる.したがって,DCNN によ る識別後にスライスの位置関係による補正を 加える必要があると考えられる.本手法の経時 的差分技術を GGO に適用した場合,欠損が生 ることがある.これは Voxel Matching によりま わりの空気領域と近い濃度を持つ GGO が強調 されるためだと考えられる.そこで,濃度勾配 を強調するフィルタにより GGO 候補領域を残 した後,その領域以外に経時差分技術を適用す る方法の導入が必要であり,これらは今後の 課題である.

5 まとめ

本稿では,胸部 CT 画像からの経時的差分画 像に対する異常候補陰影を自動抽出するため の CAD システムの開発を行った.

層	カーネル	ストライド	出力サイズ	活性化関数	パラメータ
input	—	—	$227 \times 227 \times 3$	—	
conv1	11×11	4	$55 \times 55 \times 96$	ReLU	35k
pool1	3×3	2	$27 \times 27 \times 96$	—	0
norm1	5×5	1	$27 \times 27 \times 96$	—	0
conv2	5×5	1	$27 \times 27 \times 256$	ReLU	614k
pool2	3×3	2	$13 \times 13 \times 256$	—	0
norm2	5×5	1	$13 \times 13 \times 256$	—	0
conv3	3×3	1	$13 \times 13 \times 384$	ReLU	885k
conv4	3×3	1	$13 \times 13 \times 384$	ReLU	1327k
conv5	3×3	1	$13 \times 13 \times 256$	ReLU	885k
pool5	3×3	2	6×6×256	—	0
fc6	—	—	$1 \times 1 \times 4096$	ReLU	37748k
fc7	_	_	$1 \times 1 \times 4096$	ReLU	16777k
fc8	_		$1 \times 1 \times 6$	softmax	6×4096k

表1 ネットワークの各層の詳細

表2 最終識別結果

	TP[%]	FP[/case]
Dataset1	90.24	18.12
Dataset2	96.15	19.77
Dataset3	91.30	1.22
平均	92.56	13.03

手法としては,経時的差分像から得られる初期
候補陰影に対し,DCNN による識別を行った.
提案法を 26 症例の同一被験者で構成される過
去・現在画像に適用した結果,TP:92.56[%],
FP:13.03[/case]の識別性能を得た.

今後の課題としては,初期候補陰影の抽出に おいて GGO に対する経時的差分技術の精度向 上や形状特徴以外の特徴量の導入による FP の 削減などが挙げられる.また,識別器において は過学習を防止するため,学習データの増加や 三次元統合法の導入による FP の削減などが挙 げられる.さらに,本論文での DCNN は,三次 元画像を二次元として学習データを与えてい ることから,診断性能の低減が生じると考えら れ,三次元画像に対応した DCNN の開発が必要 である.

(a) Dataset1										
	air chest_wall GGO Nodule vessel vessel_branch									
air	0	0	4	1	0	0				
chest_wall	0	398	84	31	3	31				
Nodule	0	0	15	22	0	4				
vessel	0	0	3	0	1	1				
vessel_branch	0	0	19	3	4	13				

表3多クラス分類(続く)

(b) Dataset2									
air chest_wall GGO Nodule vessel vessel_bra									
air	0	0	15	11	1	0			
chest_wall	0	409	66	49	5	9			
Nodule	0	0	7	18	0	1			
vessel	0	0	3	7	30	2			
vessel_branch	0	0	22	5 10		16			
	(c) Dataset3								
	air	chest_wall	GGO	Nodule	vessel	vessel_branch			
air	0	0	0	0	0	0			
chest_wall	1	200	5	2	9	9			
Nodule	0	0	7	14	0	2			
vessel	0	6	2	0	3	2			
vessel_branch	0	0	1	1	0	6			

表3 多クラス分類

謝辞

本研究は、文部科学省科学研究費補助金 261 08009、17H02110 および文部科学省卓越研究員 補助金 16809746 の補助を受けている.

利益相反の有無なし

文献

- [1] 平成 27 年 人口動態統計の年間推 計:http://www.mhlw.go.jp/toukei/saikin/hw/jink ou/suikei15/dl/2015suikei.pdf(2017/01/11 acces s).
- [2] がん登録・統計:http://ganjoho.jp/reg_stat/stati stics/stat/annual.html (2017/01/11 access).
- [3] がんの基本:http://www.ganinfo.com/130.html(2017/01/11 access).
- [4] 中村克己 他, "胸部単純 X 線写真における 経時的差分画像法の臨床的有用性", 日本放 射線技術学会雑誌, Vol.56, No.3, pp.496-502, 2000.
- [5] 岡谷貴之, 深層学習, 講談社, pp.79-98, 2015.
- [6] 三宅徳朗 他, Generalized Gradient Vector Flow を用いた胸部 CT 画像からの経時的差 分像の生成法, 第 29 回 日本医用画像工学 会大会 抄録集, 2010.
- [7] C.Xu. and J.L.Prince, "Generalized gradient vector flow external forces for active contours",

Signal Processing An International Journal, Vol. 71, No.2, pp.131-139, 1998.

- [8] Y.Itai et al., "Development of a voxel matchingtechnique for substantial reduction of subtraction artifacts in temporal subtraction images obtained from thoracic MDCT", Journal of Digital Imagesing, Vol.23, No.1, pp.31-38, 2010.
- [9] Alex Krizhenvsky et al., "ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks", NIPS, 2012.
- [10] Lung Image Database Consortium(LIDC) Ca ncer Imaging Program:https://wiki.cancerima gingarchive.net/display/Public/LIDC- IDRI(2 017/04/27 access).

Detection of Abnormal Candidate Regions on Temporal Subtraction Images Based on DCNN

Mitsuaki NAGAO¹, Noriaki MIYAKE¹, Yuriko YOSHINO¹, Huimin LU¹, Joo Kooi TAN¹, Hyoungseop KIM¹, Seiichi MURAKAMI², Takatoshi AOKI², Yasushi HIRANO³, Shoji KIDO³

Kyushu Institute of Technology
 University of Occupational and Environmental Health
 Yamaguchi University

Recently, visual screening based on CT images become useful tools in the medical fields. However, due to the large number of images and the complexity of the image processing algorithms, image processing technique is still required a high screening cost. To overcome this problem, some computer aided diagnosis (CAD) algorithms are proposed until now. By the way, cancer is a leading cause of death Japan and worldwide. Detection of cancer region in CT images is most important task to early detection. We have designed and developed a framework combining machine learning based on DCNN and temporal subtraction techniques based on non-rigid image registration algorithm. Our main classification method can be built into three main steps; i) pre-processing for image segmentation, ii) image matching for registration, and iii) classification of abnormal regions based on machine learning algorithms. We performed our proposed technique to 26 thoracic MDCT sets and obtained true positive rates of 92.56 [%], false positive rates of 13.03 [/case] were obtained.

Key words : Computer Aided Diagnosis, Temporal Subtraction Technique, Deep Leaning, Alex Net

3D U-Net による 3 次元胸部 CT 像からのリンパ節検出

小田 紘久 *1, Kanwal K. Bhatia*², Holger R. Roth*³, 小田 昌宏 *³, 北坂 孝幸 *⁴, 岩野 信吾 *⁵, 本間 裕敏 *⁶, 高畠 博嗣 *⁷, 森 雅樹 *⁶, 名取 博 *⁸, Julia A. Schnabel*², 森 健策 *^{9,3}

要旨

3D U-Net に基づく胸部 CT からの縦隔リンパ節検出手法を提案する. 深層学習は大量のデータセットを 学習に必要とするため,学習データ準備の問題もあり,リンパ節検出においては未だ一般的ではない. 3D U-Net は最新の Fully Convolutional Network であり,学習データセットが少量の場合にも良好に動作する. 手動で作成されたリンパ節ラベルおよびいくつかの周辺組織領域を自動的に抽出し,それらを用いて 3D U-Net のトレーニングを行い,リンパ節検出に利用する. また自動抽出された周辺組織領域は,対象領域 の制限にも利用する. 動脈相胸部 CT 像 45 例による実験では,データセット中に存在するリンパ節 242 個 のうち 92.6 % が検出され,誤検出は症例あたり平均 10.6 個であった.

キーワード: Computer-Aided Detection (CADe), Fully convolutional network, 機械学習

1. はじめに

肺がんの死亡数はがんの中で第1位である. 治療方針決定のため縦隔リンパ節の画像診断が 行われるが,縦隔リンパ節はCT像上で小さく 不明瞭であり,自動検出手法が求められる.

塊状構造強調フィルタによるリンパ節検出手 法が複数提案されている [1,2]. 深層学習によ る手法は少なく,一般に深層学習が多量の教師 データを必要とすることが一因と考えられる. 深層学習手法のうち, 3D U-Net [3] は Fully convolutional network のひとつであり,学習データ が少ない場合も良好に動作する.

本稿では 3D U-Net を用いた胸部 CT 像から のリンパ節検出手法を提案する.手動作成した リンパ節や肺がん原発巣の領域のほか,気管支 や大動脈弓などの自動抽出結果を用いて学習を 行うことで,縦隔における画像特性を確実に学 習させる.



^{*7} 札幌南三条病院



Fig. 1 手法の流れ. 事前に学習画像および Ground-truth を用いて 3D U-Net を学習し(学 習フェーズ),入力画像からのリンパ節検出を 行う(テストフェーズ).

2. 手法

1) 概要

提案手法は, 胸部 CT 像 1 例においてリンパ 節を検出し, リンパ節領域を出力する. 図 1 に 示すとおり, 事前に胸部 CT 像 (教師画像) およ び, 手動で作成したリンパ節・肺がん原発巣の 各領域 (Ground-truth)を用いて 3D U-Net の学 習を行う (学習フェーズ). 学習した 3D U-Net を用いて, 入力画像のリンパ節検出を行う (テ ストフェーズ).

両フェーズにおいて, 画素サイズが 1.25 × 1.25×1.25[mm³] となるよう胸部 CT 像を変換 する.提案手法の処理対象は, 自動抽出された 左右の肺に挟まれる領域 [2] とする.

^{*8} 恵和会西岡病院

^{*9} 名古屋大学情報連携統括本部

2) 学習フェーズ

3D U-Net の学習には,教師画像および各ク ラスの領域が必要である. Ground-truth に含ま れる(1)リンパ節,(2)肺がん原発巣のほか,自 動抽出[1]された(3)肺,(4)気管支,(5)大動 脈弓ならびに(6)肺動脈の6クラスの領域を用 いて学習する.

3) テストフェーズ

入力画像を学習済みの 3D U-Net に入力し, 各画素 **x** がそれぞれのクラスに属する確率(6 クラス)を求める.リンパ節のクラスに属する $p_{(1)}(\mathbf{x})$ が,しきい値 t 以上の画素の集合をリン パ節領域とする.

3. 実験および考察

動脈層胸部 CT 像 45 例を用いた 5 分割交差 検定により,これらに含まれる計 242 個の短径 5mm 以上の縦隔リンパ節検出精度を評価する. NVIDIA 社製 GPU (GeForce GTX TITAN X) を 備えた DELL 社製ワークステーション Precision T7400 において, Caffe による 3D U-Net の実 装 [3] を用いる.事前学習には腹部臓器抽出用の モデル [4] を使用する.学習率の初期値は 0.001 とし,100,000 回の反復終了時点で 0 となるよ う減少させる.

t = 0.5のとき,計 242 個のリンパ節のうち 92.6%が検出され,症例あたり平均 10.6 個の 誤検出が発生した.図2(a)のように多くのリン パ節が検出できた.図2(b)は,血管の造影に伴 うアーチファクトのため生じた誤検出である.

4. まとめ

本稿では 3D U-Net を用いたリンパ節検出手 法を提案した.リンパ節検出率 92.6 %,症例 あたり誤検出 10.6 個という高い精度を実現し, 3D U-Net の利用がリンパ節検出に有用である ことを示した.

謝辞 本研究の一部は, MEXT/JSPS 科研費 (26108006, 26560255, 25242047, 17H00867), the Royal Society International Exchanges Award IE141556, JSPS Bilateral International Collaboration Award, ならびに the TOHETI award by the Guy's and St. Thomas' Charity によった.



Fig. 2 出力例. (a) 検出されたリンパ節. (b) 誤 検出.

利益相反 なし

文 献

- Feuerstein M, Glocker B, Kitasaka T, et al : Mediastinal atlas creation from 3-D chest computed tomography images: Application to automated detection and station mapping of lymph nodes, Med. Imag. Anal., 16, 1, pp. 63–74, 2012.
- [2] Oda H, Nimura Y, Oda M, et al : Intensity targeted radial structure tensor analysis and its application for automated mediastinal lymph node detection from CT volumes, SPIE Med. Imag. 2016, pp. 97850E–97850E, 2016.
- [3] Çiçek Ö, Abdulkadir A, Lienkamp S. S, et al : 3D U-net: learning dense volumetric segmentation from sparse annotation, MICCAI 2016, pp. 424–432, 2016.
- [4] Roth H. R, Oda H, Hayashi Y, et al : Hierarchical 3d fully convolutional networks for multi-organ segmentation, arXiv:1704.06382, 2017. Trained model is available at https://github.com/ holgerroth/3Dunet_abdomen_cascade.

Lymph Node Detection from Chest CT Volumes Using 3D U-Net

Hirohisa Oda^{*1}, Kanwal K. Bhatia^{*2}, Holger R. Roth^{*3}, Masahiro Oda^{*3}, Takayuki Kitasaka^{*4}, Shingo Iwano^{*5}, Hirotoshi Homma^{*6}, Hirotsugu Takabatake^{*7}, Masaki Mori^{*6}, Hiroshi Natori^{*8}, Julia A. Schnabel^{*2}, Kensaku Mori^{*9,3}

*1 Graduate School of Information Science, Nagoya University
*2 Division of Imaging Sciences and Biomedical Engineering, King's College London
*3 Graduate School of Informatics, Nagoya University
*4 School of Information Science, Aichi Institute of Technology
*5 Nagoya University Graduate School of Medicine *6 Sapporo-Kosei General Hospital
*7 Sapporo Minami-Sanjo Hospital *8 Keiwakai Nishioka Hospital
*9 Information & Communications, Nagoya University

Abstract

We propose a novel mediastinal lymph node detection method from chest CT volumes, which is based on 3D U-Net. Deep learning techniques has not yet become common for lymph node detection. This is because they require much training dataset, nevertheless it is not so easy to correct much amount. 3D U-Net is a novel fully convolutional network and works accurately with little amount of training dataset. We train 3D U-Net using lymph node labels manually annotated and several anatomies automatically segmented, and utilize it for lymph node detection. We also use the labels of anatomies for restricting the target region. By using 45 early-phase contrast enhanced chest CT volumes, we performed FROC analysis of lymph node detection performance. Among 242 lymph nodes in the dataset, 92.6 % of lymph nodes were detected, while 10.6 false positives per case were produced in average.

Keywords: Computer-Aided Detection (CADe), Fully convolutional network, Deep learning

3D-DeepCNN を用いた CT 画像からの

多臓器の自動抽出と性能評価

周 向栄*1 山田 一馬*1 飯盛 広規*1 周 欣欣*2

原 武史*1 藤田 宏志*1

要旨

本研究は、3 次元畳み込みニューラルネットワーク(3D-DeepCNN)に基づく深層学習のアプローチで、CT 画 像から広範囲・多種類の解剖学的構造の自動認識・抽出問題を解決することを目的とする.提案法を大量 の CT 画像に適用し、従来法の性能と比較する.提案手法は人間の経験ではなく深層学習によって構成する. 複数の CT 画像と手動で決めた臓器の正解領域を教師信号として計算機に学習させて、臓器抽出に適する画 像特徴と識別ルールを自動的に探索する.具体的には、3D-DeepCNNに基づいて画素単位で臓器・背景への 分類を教師信号から学習し、未知の画像に適用する.提案手法を17 臓器の自動抽出に適用した.学習とテ ストには、臓器ごとに、造影・非造影画像が混在した計算解剖学共通データベースの240 症例を用いた. その結果、3D-DeepCNN は従来法より、全体的に精度が上回る結果が示された.よって、提案法は CT 画像 から広範囲・多種類の解剖学的構造の自動認識・抽出問題の解決に寄与できると考える.

キーワード: 3D-DeepCNN, 自動抽出, 解剖学的構造, CAD

1. はじめに

医療現場では大量の3次元医用画像を使用 しており,計算機による画像の支援診断が期 待されている.画像支援診断システムの開発 において,複数の臓器から構成された人体の 解剖学的構造の自動認識が必要不可欠であり, 高性能な処理手法が必要とされる.

*1 岐阜大学大学院自然科学技術研究科 知能理工学専攻知能情報学 〔〒501-1194 岐阜市柳戸 1-1〕

E-mail: zxrgoo@gmail.com

*2 名古屋文理大学情報メディア学科

3次元 CT 画像から複数の臓器を抽出する 手法として,人間の経験から導出された確率 アトラスや形状モデルなどの手法[1]が提案 されたが,処理手法の汎用性,効率性,及び 頑丈性を改善する余地が残っている.一方, 機械学習のアプローチである深層学習が上記 の難題解決に期待され,CT 画像における高 い汎用性および高精度での臓器抽出が可能で あることが示された[2,3].

2D-DeepCNN に代表される深層学習の方法 では、画素数が多く占める臓器領域に対して 効果的であるが、血管や食道などの消化器官 に対して画像解像度の影響で学習効果が得ら れない問題があった[2,3]. そのために、画像 情報量を多く利用する **3D-DeepCNN**の利用が 期待されている.

2. 目的

本研究では、様々な人体範囲を撮影した CT 画像から解剖学的構造(複数の臓器・組織・ 関心領域)を一括で自動認識・抽出できる手 法の開発を目的とし、3D-DeepCNN による解 剖構造の抽出性能を示す.

3. 方法

本研究で用いる 3D-DeepCNN は 2D-DeepCNN の 3 次元拡張版である. ネットワー クは計 9 層の畳み込み層と活性化関数から構 成され, Down sampling path と Up sampling path によって, 画素単位で原画像と結果画像 に直接に連結する. 学習は End-to-end の方式 で臓器領域の抽出精度(Dice loss)を逆伝播す ることによってネットワークのパラメータを 順次に更新する.

4. 実験と結果

実験は計算解剖学の研究プロジェクトの共 通データベース(様々な人体範囲を撮影した CT 画像 240 例,画像サイズが 512×512× 99-1141 (voxel),解像度が 0.625-1.148× 0.625-1.148×1.0 (mm),155 例が造影撮影)を 用いた.218 例を用いて,DeepCNN を訓練 し,その結果を残りの 22 例(全症例の 10%) に適用した.抽出対象は肺(左右),心臓,大 動脈,食道,肝臓,胆嚢,胃,脾臓,腎臓(左 右),大静脈,門脈・脾静脈・上腸間膜静脈, 膵臓,膀胱,前立腺,子宮,計17 種類の領域 である.自動抽出の結果と手入力した正解領 域の一致度を評価の基準とする.

学習した 3D-DeepCNN は全テスト症例(22 例の CT 画像)から 17 種類の臓器領域を正確 に抽出した.全般に良好な抽出結果であり, 手動で決めた正解領域との一致度(17 種類の 臓器の平均値)は 79.8%であった.

5. 考察

提案手法を従来法[1-3]と性能を比較した. 以上の実験と同じ画像症例を用いて,従来法 でモデルの訓練とテストを行った.その結果 から,従来法[1]で7種類の臓器しか抽出で きなく,抽出された臓器においても提案手法 による結果の精度が良かった(一致度が平均 的に11.2%程度向上した).処理手順の汎用性, 頑丈性,計算速度の面においても,提案手法 が従来法[1]より良い結果を示した.そして, 提案法と2次元の DeepCNN [2,3]との結果を 比較した.消化器官と血管において,結果の 抽出精度が大幅に向上したことを確認した. しかし,提案法では,臓器ごとに専用な 3D-DeepCNNを構築する必要があることに対 して,従来法[2,3]は全臓器に一つの 2D-DeepCNNで対応することを考えると,使 用の利便性と計算の効率性では従来法[2,3]が 有利であると言える.

6. まとめ

本研究では、3D-DeepCNN を用いることに よって臓器領域の自動抽出の精度を高めるこ とができた.17 種類の臓器領域に対する平均 一致率が 79.9%であった.よって、本研究は CT 画像から広範囲・他種類の解剖学的構造 の自動認識・自動抽出の解決に寄与できると 考える.

謝辞

本研究の一部は,文部科学省科学研究費補助金新学術領域研究(課題番号 26108005)及び文部科学省研究費補助金(基盤研究 C26330134)によって行われました.

利益相反の有無

なし

文 献

- [1] T. Okada, et al.: Abdominal multi-organ segmentation from CT images using conditional shape-location and unsupervised intensity priors, Med. Image Anal., 26(1), 1-18, 2015.
- [2] X. Zhou, et al.: First trial and evaluation of anatomical structure segmentations in 3D CT images based only on deep learning, Medical Image and Information Sciences,33

(3), 69-74, 2016.

[3] X. Zhou, et al.: Three-dimensional CT image segmentation by combining 2D fully convolutional network with 3D majority voting, Proc. of Workshop on the 2nd Deep Learning in Medical Image Analysis (DLMIA) in MICCAI 2016, LNCS 10008, 111-120, 2016.

Automatic multi-organ segmentations on CT images and its

performance evaluations by using 3D-Deep CNNs

Xiangrong ZHOU^{*1}, Kazuma YAMADA^{*1}, Hiroki ISAKARI^{*1}, Xinin ZHOU^{*2}, Takeshi HARA^{*1}, and Hiroshi FUJITA^{*1}

*1 Gifu University

*2 Nagoya Bunri University

The purpose of this work was to use a 3D-deep learning approach to address the issue of automatic multi-organ segmentations on CT images that cover a wide range of human body. The proposed method was applied to a number of CT scans and compared the performance with previous works. Our method learned models (image features and classification rules) from CT images with indicated anatomical structures instead of using institutive human-experience. Actually, we trained a 3D-deepCNN and used trained result to do a voxel-wised back- and foreground classification for each organ-type. The proposed method was used to segment 17 types of organs on 240 CT scans. The results showed that our method had a better performance than previous works, and can be expected to address the issue of automatic multi-organ segmentations on CT images.

Key words: Multi-organ segmentations, 3D-DeepCNN, CT images

Torso organ segmentation in CT using fine-tuned 3D fully convolutional networks

Holger ROTH^{*1}, Ying YANG^{*2}, Masahiro ODA^{*1}, Hirohisa ODA^{*2}, Yuichiro HAYASHI^{*1}, Natsuki SHIMIZU^{*2}, Takayuki KITASAKA^{*3}, Michitaka FUJIWARA^{*4}, Kazunari MISAWA^{*5}, Kensaku MORI^{*6,1}

*1Graduate School of Informatics, Nagoya University
 *2Graduate School of Information Science, Nagoya University
 *3Faculty of Information Science, Aichi Institute of Technology
 *4Nagoya University Graduate School of Medicine
 *5Department of Gastroenterological Surgery, Aichi Cancer Center Hospital
 *6Information & Communications, Nagoya University

Abstract

3D fully convolutional networks (FCN) allow dense predictions in volumetric images. FCNs avoid handcrafting features or training organ-specific models, and features can be transferred across datasets. We trained a general model on a large set of CT scans with the major organs labeled and then fine-tuned to different classification tasks. Separate training, fine-tuning, and testing sets were used, including 331 CT scans with 7 abdominal labels for general training, a smaller set of only 20 CT scans but with substantially more labels (20 in total) for fine-tuning, and a completely unseen set of 10 torso CT scans for testing. We achieve state-of-the-art performance across these datasets, illustrating the generalizability and robustness of our models.

Keywords: deep learning, multi organ segmentation, computed tomography, fully convolutional networks

1. Introduction

Recent advances in 3D fully convolutional networks (FCN [1]) have made it feasible produce dense voxelwise predictions on full volumetric images. FCNs avoid the need for handcrafting features or the training of organ-specific models. A second advantage is the ability of deep models to transfer learned features across dataset domains [2].

2. Methods

To this end, we trained a general FCN model employing the 3D U-Net architecture [3] on a large dataset of CT scans including some of major organ labels. This model can then be fine-tuned to other (smaller) datasets aiming at more detailed classification tasks or different field of views. In this work, we utilize separate training, fine-tuning, and testing datasets. The general training set consists of 331 clinical CT images with seven abdominal structures (artery, vein, liver, spleen, stomach, gallbladder, and pancreas) labeled. Our model and training approach are described in detail in [4]. Code and pre-trained model are available for download at [5].

We then fine-tune on a smaller dataset consisting only of 20 contrast enhanced CT images from the Visceral Challenge dataset [6], but with substantially more anatomical structures labeled in each image (20 in total). This fine-tuning process across different datasets is illustrated in Fig. 1 with some ground truth label examples used for training. In fine-tuning, we use a 10 times smaller learning rate. We furthermore test our models on a completely unseen data collection of 10 torso CT images with 8 labels, including organs that were not labelled in the original abdominal dataset, e.g. the kidneys and lungs. A probabilistic output prediction from our model is shown in Fig. 2.



Fig. 1: We fine-tune our model via transfer learning from 8 anatomical structures in the abdomen (a) to 20 anatomical structures in the whole torso (b). We show some typical ground truth labels that are used for training on both datasets.



Fig. 2 Automated probability map for left kidney after transfer learning.

2. Results & Discussion

In testing, we deploy our fine-tuned model using a tiling approach as in [3]. An automated segmentation result on the unseen test dataset by our fine-tuned model is shown in Fig. 3. Our fine-tuned approach provides a Dice score of right lung, left lung, liver, gall bladder, spleen, right kidney, left kidney, and pancreas are 0.96, 0.97, 0.95, 0.77, 0.90, 0.90, 0.88, and 0.36, respectively (summarized in Table 1). The relatively lower score for pancreas is due to several outlier cases on this dataset. These outliers are likely caused by variations of contrast enhancement across the datasets and the higher variability of the pancreas' shape and intensity profile compared to other organs across different patients.



Fig. 3 Multi-organ segmentation result. Each color represents an organ region on the unseen test set.

Case#	Right lung	Left Lung	Liver	Gall Bladder	Spleen	Right Kidney	Left Kidney	Pancreas
1	0.97	0.97	0.95	0.71	0.87	0.91	0.90	0.05
2	0.93	0.95	0.94	0.62	0.93	0.88	0.78	0.66
3	0.93	0.94	0.95	0.81	0.92	0.93	0.90	0.07
4	0.98	0.98	0.94	0.74	0.95	0.94	0.92	0.56
5	0.97	0.97	0.91	0.77	0.90	0.75	0.80	0.26
6	0.98	0.98	0.96	0.80	0.90	0.94	0.92	0.54
7	0.97	0.97	0.96	0.83	0.94	0.95	0.94	0.24
8	0.97	0.97	0.95	0.83	0.94	0.91	0.89	0.52
9	0.98	0.98	0.97	0.75	0.75	0.94	0.91	0.01
10	0.97	0.97	0.96	0.77	0.93	0.90	0.90	0.39
Avg.	0.96	0.97	0.95	0.77	0.90	0.90	0.88	0.36
Std. Dev.	0.02	0.01	0.02	0.06	0.06	0.06	0.05	0.24
Min.	0.93	0.94	0.91	0.62	0.75	0.75	0.78	0.01
Max	0.98	0.98	0.97	0.83	0.95	0.95	0.94	0.66

Table 1 Dice scores for each segmented organ.

3. Conclusion

Our approach and results illustrate the generalizability and robustness of our models across different datasets. We have made our code and pre-trained models available for download at [5] in order to allow further fine-tuning to different datasets. Fine-tuning can be useful when the amount of training examples for some target organs are limited. In the future, prediction results from different models could be combined in order to achieve the best overall performance.

Acknowledgement

This paper was supported by MEXT KAKENHI (26108006, 26560255, 25242047, 17H00867, 15H01116) and JPSP International Bilateral Collaboration Grant.

There is no conflict of interest.

References

- Long J, Shelhamer E, Darrell T (2015): Fully convolutional networks for semantic segmentation. In IEEE CVPR, pp. 3431--3440.
- [2] Shin HC, Roth HR, Gao M, Lu L, Xu Z, Nogues I, Yao J, Mollura D, Summers RM. Deep convolutional neural networks for computer-aided detection: CNN architectures, dataset characteristics and transfer learning (2016). IEEE transactions on medical imaging; 35(5):1285-98.
- [3] Cicek, O, Abdulkadir A, Lienkamp SS, Brox T, Ronneberger O (2016): 3D U-Net: learning dense volumetric segmentation from sparse annotation. In MICCAI, pp. 424--432. Springer.
- [4] Roth HR, Oda H, Hayashi Y, Oda M, Shimizu N, Fujiwara M, Misawa K, Mori K (2017): Hierarchical
 3D fully convolutional networks for multi-organ segmentation. arxiv
 preprint, <u>https://arxiv.org/abs/1704.06382</u>.
- [5] <u>https://github.com/holgerroth/3Dunet_abdomen_cascade</u>
- [6] Jimenez-del-Toro, O., Müller, H., Krenn, M., Gruenberg, K., Taha, A. A., Winterstein, M., ... & Kontokotsios, G. (2016). Cloud-based evaluation of anatomical structure segmentation and landmark detection algorithms: VISCERAL anatomy benchmarks. IEEE Transactions on Medical Imaging, 35(11), 2459-2475. (http://www.visceral.eu/benchmarks/anatomy3-open/)

Ver. 2.1 (2017.3.21 改訂)

Oculus Rift を用いた仮想操作における頭部位置を考慮した

視点変更のもたらす操作性への影響の基礎的検討

西田 佳司*1 篠原 寿広*1 中迫 昇*1 小倉 光博*2

我々は、脳血管疾患診断支援として、これまでに HMD を用いて、観察者の頭部位置を考慮することによ り、あたかも目の前に血管があるかのように血管を観察でき、血管同士の重なりによる死角を無くすため に血管を仮想的に操作できるシステムの開発を行っている.これまで、視点変更効果の操作性への影響を 検証してきた.しかし、安価な Web カメラとマーカを用いて頭部位置推定を行ったためマーカ認識による 遅延やマーカの誤検出等も操作性へ影響を与えていた可能性がある.本研究では、より高速に精度よく頭 部位置を推定可能な Oculus Rift を用いることで、さらに視点変更効果の操作性への影響を検証する.実際 に 20 代男女 8 人の被験者を対象に、頭部位置推定による視点変更とマウスによる視点変更をそれぞれ実装 した本システムを用いた簡単な作業に要する時間を計測することにより、視点変更が操作性にもたらす影響をこれまでに得られた結果と比較しながら検討する.

キーワード:血管仮想操作,診断支援,頭部位置,3次元ポインティングデバイス,マウス操作

1. はじめに

日本人の代表的な死因として「脳血管疾患」 がある.現代の日本における脳血管疾患の死 亡率は男性が4位,女性が3位と非常に高い [1].また,死亡にいたらなくても,手足のま ひや言語障害,意識障害,運動障害などの後 遺症が残ることが多いため,早期の発見が重 要である.現在,医療技術,画像処理技術の 発展により CT(Computed Tomography)や MRI(Magnetic Resonance Imaging)を用いて3

*1 近畿大学大学院生物理工学研究科生 体システム工学専攻

〔〒649-6493 和歌山県紀の川市西三谷 930〕

e-mail: 1633730002y@waka.kindai.ac.jp

*2 和歌山県立医科大学 脳神経外科

〔〒641-8509 和歌山県和歌山市紀三井 寺 811 番地 1〕

次元的に体内の医療用画像を得ることができ るようになったため,病変部の早期発見が可 能となった.しかし、病変部の特定は医師達 の手作業によって行われている. 脳血管の構 造は複雑であるため、3次元で可視化する際 に血管同士の重なりにより, 死角が生じ, 病 変部の見落としが発生する恐れがある.本研 究では, 上記の背景をもとに, 脳血管疾患診 断の際に病変部の見落としを減らすため、仮 想3次元空間上に脳血管を表示し、観察者の 頭部位置を考慮して, HMD(Head Mounted Display) を用いることで、直感的に仮想空間 内に表示された血管を観察し、3次元ポイン ティングデバイスによって,血管同士の重な りによる死角を無くすために血管を操作でき るような血管仮想操作システムの構築を行っ てきた[2]が仮想操作システムの性能評価を 充分に検討していなかった. そこで, 操作性 の検討を行うべく、これまで立体視による視 覚効果の検証,頭部位置を考慮した視点変更



図1 本研究で使用する位置・姿勢認識のためのマ ーカ



図2マーカを装着した HMD

方法の視覚効果の検証,頭部位置を考慮した 視点変更方法とマウスを用いた視点変更方法 の視覚効果の検証を行ってきた.しかし,頭 部位置を考慮した視点変更方法に関して,頭 部位置を計測する際,安価な Web カメラとマ ーカにより頭部位置推定を行ったため,画像 処理時の遅延や誤差が操作性の検証結果に影 響を与えていた可能性がある. そこで,本研 究では, 頭部位置を考慮した視点変更方法に よる操作性への影響の有無を詳細に調べるた めに、これまでの血管仮想操作システムでは なく, 位置や姿勢センサーが搭載された高性 能な HMD である Oculus Rift[6]及び Oculus Rift 専用の3次元ポインティングデバイスで ある Oculus Touch[6]を用いて新たに仮想血管 操作システムを構築し,頭部位置を考慮した 視点変更方法とマウスを用いた視点変更方法 がもたらす操作性への影響を比較・検討する.



図3 システム構成

2. これまで開発してきた血管仮想操作シ ステム[3]

2.1. システム構成

本研究では、これまで図1に示すような立 方体の視点用マーカとモデル操作用マーカを 使用してきた. 視点用マーカは図2のように HMD に取り付けられ、観察者の頭部位置を 反映して視点変更を行い, モデル操作用マー カは仮想空間における血管モデルを操作する ポインタの位置・姿勢を求めるために用いら れ、本マーカにスティックを取り付け3次元 ポインティングデバイスとなる.図3に示す ように, 部屋の上部に取り付けた Web カメラ により取得したカメラ画像から, ARToolKit[4]を用いてこれらのマーカを検出 し、マーカ・カメラ間の座標変換行列を取得 する.得られた座標変換行列から各マーカの カメラ座標系における 3 次元位置と姿勢を 推定する.操作用マーカの位置と姿勢の情報 をもとに血管モデルを変形する. 視点用マー カの位置, 姿勢から見た血管モデルに基づく 血管および血管操作用ポインタは OpenGL[5] を用いて仮想空間内に表示する.

2.2. 視点変更のもたらす操作性への影響

上記システムにおいて,上記の頭部位置を 考慮した視点変更に加えて従来から用いられ るマウスを用いた視点変更を実装した.マウ スを用いて視点を回転させる方法は,マウス



図4 仮想空間中に表示された 10 個の球体(視差画像)

の右ボタンをクリックした後,マウスを上下 左右に移動させることにより視点を回転させ ることができる.具体的には,マウスの右ボ タンをクリックした位置を初期位置として記 録し,常時,座標を取得することでxとyの 移動量が求められる.移動量を角度に変換し, 回転行列の角度として使用することでマウス を動かした分だけ,視点の回転を行える.ま た,ズームの操作方法は,マウスホイールを 使用する.すなわち,回転が起こるたびに設 定した移動量分だけズームを行う.

先行研究において上記の頭部位置を考慮し た視点変更と、マウスを用いた視点変更,さ らに両視点変更を組み合わせた視点変更の3 種類の視点変更方法について、図4に示すよ うに、仮想空間中にランダムに配置された10 個の球体を3次元ポインティングデバイスに より触れることで消す作業に要する時間を計 測することにより、各視点変更方法をt検定 で比較した結果、有意差は確認できなかった (p>0.01).

3. Oculus Rift を用いて作成した血管仮想 操作システム

頭部位置を考慮した視点変更方法とマウス を用いた視点変更方法の視覚効果の検証結果 に関して,安価な Web カメラとマーカにより 頭部位置推定を行ったため,画像処理時の遅 延や誤差が検証結果に影響を与えた可能性が ある.そこで,頭部位置を考慮した視点変更 方法による操作性への影響の有無を詳細に調



🗵 5 Oculus Rift

🛛 6 Oculus Touch

べるために,頭部位置・姿勢を計測するため のセンサーが搭載された高性能な HMD であ る Oculus Rift を用いて再度検証を行う.

3.1. Oculus

3.1.1. Oculus Rift[6]

Oculus Rift とは、Oculus 社が開発・販売し ているバーチャルリアリティ向けのヘッドマ ウントディスプレイである. Oculus Rift は広 視野角、頭の動きに表示が追従するヘッドト ラッキングといった特徴を持つバーチャルリ アリティ (VR) に特化した HMD と、VR 映 像を計算・出力する PC (ソフトウェア)を組 み合わせたシステムである. 立体映像の仕組 みとしては独立した映像をそれぞれ左右の眼 で視聴する「サイドバイサイド」方式を採用 している. 最大の特徴として HMD 内の表示 部に魚眼レンズを設置し PC 側での逆補正を 組み合わせることで、没入感の精度を向上さ せている.

3.1.2. Oculus Touch[6]

Oculus Touch は, Oculus Rift 専用の標準コ ントローラとして開発された入力機器である. 左右にそれぞれ片手用のコントローラを持つ デザインで, VR 空間内での手の動きを表現 することができる.トラッキングはヘッドセ ットと同様である.Oculus Touch と Oculus Rift を組み合わせることにより仮想空間を観察し ながら,操作することが可能となる.

3.2. システム構成

本研究では、図5に示す Oculus Rift と図6


図7仮想空間中に表示された 10個の球体(Unity により作成)



図8作業に要した時間のグラフ(赤線:マウスを用いた視点変更による操作時間,黒線:頭部位置推定を用いた視点変更による操作時間)

に示す Oculus Touch を使用する.

システムの構成は,ユーザの頭部に装着した Oculus Rift から姿勢情報と位置情報を取得する.取得した位置情報と姿勢情報は Unity[7]の仮想空間内の仮想カメラへと与えられ,頭部を動かすことにより直感的な視点変更が可能となっている.また,Oculus Touchも,位置情報と姿勢情報を取得し,仮想空間内に配置してある操作用ポインタに割り当てることで仮想操作を行う.

4.仮想操作システムを用いて,視点変更方 法による操作性への影響の検証実験

4.1. 実験概要

本実験では、3節で述べたシステムを用い て、2節で述べた視点変更による視覚効果の 検証と同じ方法により、マウスを用いた視点 変更方法と、頭部位置を考慮した視点変更方



図9 作業に要した時間から求めた平均と標準偏差 ((a):マウスを用いた視点変更による操作時間の 平均と標準偏差,(b):頭部位置推定を用いた視点変 更による操作時間の平均と標準偏差)

法の操作性への影響の検証を行う.

20代男女8名の被験者に図7に示すような 仮想空間内にランダムに配置された 10 個の 球体に3次元ポインティングデバイスである Oculus Touchを用いて触れることで全ての球 体を消去するまでにかかる時間を上記2種類 の視点変更方法を用いて計測を行った.初め に,被験者は操作に慣れるため,各視点変更 方法を1回ずつ練習してから計測を行った. その際,慣れの影響を考慮し,使用する視点 変更方法の順番を交互に入れ替えている.そ の後,計測したデータに対してt検定を行う ことで,2 つの視点変更方法による操作性に 有意差が存在するかの確認を行った.

4.2. 実験結果

図8にマウスを用いた視点変更・頭部位置 を考慮した視点変更での操作に掛かった時間 を示す.図9に図8から求めた平均と標準偏 差を示す.図9から,平均と標準偏差が小さ い視点変更方法は頭部位置を考慮した視点変 更方法であることが確認できる.頭部位置推 定を用いた視点変更での操作に掛かった時間 をマウスを用いた視点変更での操作に掛かっ た時間と比較した結果,有意差が存在する (p<0.01).操作に掛かった平均時間と標準偏差 が小さかった頭部位置を考慮した視点変更を 組み込んだ方が操作性が良いことが示唆された.

まとめ

本研究は, 位置情報や姿勢情報を取得でき る高性能な HMD である Oculus Rift, 3 次元ポ インティングデバイスとして Oculus Rift 専用 である Oculus Touch を使用して仮想操作シス テムの構築を行った. 視点変更のもたらす操 作性への影響を検証するため, Oculus Touch を用いて仮想空間に表示した 10 個の球体に 触れて消去するまでに要する時間を頭部位置 を考慮した視点変更とマウス操作を用いた視 点変更の2種類の視点変更方法について計測 した. その結果, これまでマーカとカメラに より頭部位置・姿勢推定を行った視点変更と 異なり,これらの視点変更方法に有意差が存 在することがわかった(p<0.01). したがって, 操作時間の平均と標準偏差が小さかった頭部 位置を考慮した視点変更方法を組み込んだ方 が良いことが示唆された.

利益相反の有無

利益相反は無し.

文 献

- [1] 厚生労働省, 平成 26 年人口動態の
 年間推移:http://www.mhlw.go.jp/tou
 kei/saikin/hw/jinkou/suikei16/dl/2016sui
 kei.pdf (2016 年 10 月にアクセス)
- [2] 篠原 寿広,池崎 健太,中山 雅人 他:脳血管疾患診断支援のためのヘッ ドマウントディスプレイによる操作 者頭部位置を考慮した 3 次元画像可 視化システムの検討,第 31 回日本医 用画像工学会予稿集, PP1-1:2013
- [3] 西田 佳司, 篠原 寿広, 中迫 昇他:
 血管仮想操作における頭部位置を考慮した視点変更のもたらす操作性への影響の基礎的検討, 電子情報通信学会, 信学技報 MI2016-103: pp117-120, 2017
- [4] 橋本 直:3D キャラクターが現実世界に誕生! ARToolKit 拡張現実感プログラミング入門,株式会社アスキー・メディアワークス,東京,2010,pp.62-84
- [5] OpenGL-OfficialSite:https://www.op engl.org/.html(2016年4月にアクセス)
- [6] OculusRift:https://ja.wikipedia.org /wiki/Oculus_Rift.thml(2017 年 3 月 にアクセス)
- [7] Unity-GameEngin:http://japan.uni ty3d.com/.html(2017年3月にアクセ ス)

Basic Examination of Influence on Operability effected by Viewpoint Change Considering Head Position in Virtual Operation using Oculus Rift

Yoshiji NISHIDA*1, Toshihiro SHINOHARA*1, Noboru NAKASAKO*1, Mituhiro OGURA*2

*1 Kindai University

*2 Wakayama Medical University

For a diagnosis support of cerebrovascular diseases, we have developed a system in which a user can observe blood vessels as if they exist in front by considering the head position of the user using a head-mounted display (HMD) and operate the blood vessels virtually to eliminate blind spots due to overlapping of the blood vessels. The influence on operability of a viewpoint change effect by using the HMD was examined using the system. However, time delay and false detection of a marker for the marker recognition might affect the operability because the marker recognition was performed using a cheap web camera and handmade markers. Therefore, in this study, the influence is re-examined by improving the system using Oculus Rift which can fast and accurately estimate a head position. The influences on operability of the viewpoint change effect by two kinds of the viewpoint changes, which are performed using Oculus Rift and a computer mouse, are examined by measuring time to need for an easy task using this system for eight males and females in their early twenties, comparing the results with ones in a previous study.

Key words: Vascular virtual movement, Computeraided diagnosis, Head position, Three-dimensional pointing device, Mouse change 肝胆膵領域における外科手術のためのタブレットPC型ナビ ゲーションシステム

服部 麻木^{*1} 安田 淳吾^{*2} 岡本 友好^{*2} 藤原 佑樹^{*2} 二川 康郎^{*2} 恩田 真二^{*3} 矢永 勝彦^{*3} 鈴木 直樹^{*1}

要旨

われわれは肝胆膵領域の開腹手術におけるナビゲーションシステムの開発と臨床応用を行なっており、過 去の本大会でも報告を行なってきた.これまでのシステムは、立体硬性鏡で術野を撮影し、その術野画像 上に術前のX線CTデータから三次元再構築した臓器モデルを重畳表示し、術者に立体画像としてナビゲ ーション画像を呈示するシステムであった.本システムは術野の内部構造の理解には有用であったが、実 際の術野とナビゲーション画像が表示されたモニタの間で視線を往復させる必要があり、実際の術野にお ける内部構造のオリエンテーションの理解は直感的とはいえなかった.そこでわれわれはタブレット型PC を用い、PCの背面カメラで術野を撮影してPCのモニタ上にナビゲーション画像を表示するシステムの開 発を行なった.タブレット型PCのタッチパネルを用いた機能等も開発するなどして臨床応用を行なったの で報告する.

キーワード:術中ナビゲーション,肝胆膵領域外科手術,タブレット型 PC

1. はじめに

われわれは、開腹下の肝胆膵領域を対象と した外科手術において、術中の術野画像上に 術前のX線CTデータから三次元再構築した 腫瘍や血管などの臓器モデルや術前に計画し た切除ラインを重畳表示するナビゲーション システムの開発と臨床応用を行なってきた. 過去の本大会でも報告したように、これまで のシステムは立体硬性鏡を用いて術野を撮影 し、その術野画像上に臓器モデルを重畳し、 手術台横の立体液晶モニタ上にナビゲーショ ン画像を表示するシステムであった.このシ

*1 東京慈恵会医科大学高次元医用画像工 学研究所

〔〒201-8601 狛江市和泉本町 4-11-1〕 e-mail: hat@jikei.ac.jp

*2 東京慈恵会医科大学附属第三病院外科 *3 東京慈恵会医科大学消化器外科 ステムでは実際の術野とナビゲーション画像 が表示されるモニタが離れているために視線 を移動させる必要があり,ナビゲーション画 像を見ながら肝臓などの臓器上にマーキング するといった作業を行なうには慣れが必要で あった.そこでわれわれは術野撮影用のカメ ラとナビゲーション画像表示用モニタを一体 化できるタブレット型 PC を用いたシステム の開発を開始した.開発したシステムを用い 臨床応用を行なったので報告する.

2. 方法

開発にあたっては、これまでの立体硬性鏡 型のシステムとハードウェアの構成、および ソフトウェアをできるだけ共用できるように した.ただし、これまでのシステムで術者が システムに対して行なう操作(ナビゲーショ ン画像の保存、重畳する臓器モデルの選択な ど)はフットスイッチを用いていたが、本シ ステムではタブレット型 PC のタッチパネル を用いたジェスチャにより行なうこととした. またナビゲーション画像のズームもジェスチ ャにより行なえるようにし,タブレット型 PC と術野の間の作業空間を確保したままナビゲ ーション画像の細部を観察できるようにした. ただし,タブレット型 PC ではナビゲーショ ン画像をすぐ近くにいる者しか見ることがで きないため,ナビゲーション画像を外部ディ スプレイと無線で画面共有し,手術室内のス タッフも見ることができるようにした.また 教育的な機能として,ナビゲーション画像上 に文字やマーキングなどが可能なアノテーシ ョン機能もタッチパネルによりできるように した.

3. 結果

開発したシステムを用い,臨床試験を行なった時の様子を図1に示す.図2では,ナビ ゲーション画像(同図 a),モデル選択時の様 子(同図 b),アノテーション機能により術者 が指でナビゲーション画像上にマーキングし ている様子(同図 c)を示す.臨床試験にお いて,手術作業に支障が出るようなナビゲー ション画像のディレイは生じなかった.

4. 考察

これまでの立体硬性鏡型ナビゲーションシ ステムと異なり,カメラを向けた方向と術者 の視線の方向が近いため,ナビゲーションの 結果をより直感的に理解しやすい,ナビゲー ション画像を見ながら術野への操作がし易い といった利点があった.一方,現在のシステ ムでは奥行きの情報は得られないため,タブ レット型 PC を左右に振るなどして臓器モデ ルの遠近を確認する必要があった.

今後はタブレット PC での立体視や手術に 必要な様々な情報の呈示などにより,開腹下 外科手術に適したナビゲーションシステムの 開発を行なっていく予定である

利益相反の有無なし



図 1 タブレット型 PC ナビゲーションシステム の臨床試験の様子







図 2 術中ナビゲーションの結果 (a: ナビゲーション画像, b: モデル選択時の画面, c: アノ テーション機能によるマーキング)

Kinect-Based Gesture Recognition for

Touchless Visualization of Medical Images Jia-Qing Liu¹, Ryoma Fujii¹, Tomoko Tateyama², Yutaro Iwamoto¹, Yen-Wei Chen¹

Abstract

This paper proposes a novel touchless visualization system for Computer aided surgery, which can control and manipulate computer anatomy model without contact through the use of Kinect-based gesture recognition technology. Real-time visualization is important in surgery, particularly during procedures. But traditional input devices are reliant physical contact, which are ill-suited for non-sterile condition. The depth and skeleton information from Kinect are effectively utilized to produce markerless hand extraction. Based on this representation, a Histogram of Oriented Gradients (HOG) feature extraction and Principal Component Analysis(PCA), are used to recognize hand gestures. We develop a new system, which can visualize 3D medical image with L form screen and 9 kinds of simple touchless single-handed interactions. Experiments show that the proposed system is able to achieve high accuracy. **Keywords** : Computer aided surgery(CAS), Kinect, HOG, PCA, Medical image visualization

1. Introduction

With the development of medical imaging technology such as MR and CT, higher resolution and 3D medical image nowadays are become possible for assistance of diagnostics and surgery. Real-time imaging review is important in radiology, particularly during procedures, but in traditional ways the surgeon usually needs to use some physical contact devices such as mouse, keyboard or touch panel, which are ill-suited for non-sterile condition. So development of a touchless visualization system is an issue for supporting surgery. In 2014, Microsoft released a low-cost RGB-D camera, called Kinect. The Kinect brings a new generation of motion tracking with far greater accuracy and response time which is considered as an ideal solution for touchless interactions. Several touch-less interaction systems have been proposed for visualization of medical images in surgery operation room [1,3]. However, these systems still have some limitations: need two hands for interaction [1] or can only visualize 2D medical images [2]. In our previous work [4], we developed a touchless visualization system using Kinect for assisting hepatic surgery, which can visualize 3D medical images with single-hand interactions. In this paper, we present an improved version of our previous work. In our new version, a robust and accurate Kinect-based gesture recognition system has been realized. We also performed a user study questionnaire to evaluate our system quantitatively.

*2 Department of Information Systems and Management, Hiroshima Institute of Technology [Hiroshima Japan]

^{*1} Graduate School of Information Science and Engineering, Ritsumeikan University [Shiga Japan] e-mail: gr0302kv@ed.ritsumei.ac.jp

2. Hand gesture recognition

Our proposed system is composed of two modules: visualization module and interaction module. In the visualization module, based on Omega Space and Visualization Tool Kit(VTK ver.7.1.0) 3D surface rendering of the anatomic models are used. In the interaction module, we designed 9 gestures to control the visualization mode. We use Kinect to obtain single frame of depth image and recognize the gesture to control the visualization mode. Fig.1 summarized the major steps in the proposed system.

We utilize the depth information and skeleton tracking provided by Kinect to generate the depth image of hand. The Histogram of Oriented Gradients [5] are extracted from the acquired depth image of the hand. These features will be used then for gesture recognition. At first, edge gradients and orientations are calculated at each pixel in this hand region. Then hand region is divided into small spatial areas called "cells". The size of the cell is 10×10 . A block (3×3 cells) normalization is performed by moving one cell to the entire hand region.

In this paper, the training database, which contains 27000 images of depth hand gestures, is built by ourselves. The total number of features become 5184 when the HOG features extracted from all locations on the gird. The features are too large for real-time application. We utilize Principal Components Analysis to reduce the dimensionality of the feature vectors. We sort eigenvalues in descending order to find the optimal subset. Since the cumulative Proportion rate reaches 90% when adding the 142 eigenvalues, we compressed features to 142 dimensions. To classify the HOG features after PCA, we trained a multi-class SVM classifier [6] using LIBSVM [7]. Since HOG features are high dimensional, we used an RBF kernel to transform input data to the high dimensional feature space. We used tools of LIBSVM to calculate the two parameters and set them manually which *C* is valued 1.0 and γ is valued 0.03125.

3. Results and users evaluation

A test dataset is collected from 10 persons in advance, each person has 50 pieces of depth images of different hand shapes. Table 1 shows unreal time recognition results and average accuracy rates.

After using our system, a total of 15 participants completed a subjective user satisfaction questionnaire as shown in Table 2. It can be seen that most of operations are satisfying, but some operations such as switch display still need to be improved.



Table.1 Unreal time recognition results

		Hand	Hand	Croco	Finger	Finger	Finger	Finger	Palm	Palm	Averado
		open	close	Glasp	up	down	right	left	up	down	Average
	Male1	1	0.98	0.94	0.98	1	0.9	1	0.98	0.94	0.97
	Male2	0.9	0.74	0.68	0.9	1	0.94	0.84	0.92	0.8	0.86
	Male3	0.74	1	0.86	0.52	0.88	0.84	0.68	0.78	0.9	0.80
	Male4	0.92	0.96	0.7	0.78	0.82	0.78	0.74	0.76	0.62	0.79
	Male5	0.98	0.96	0.78	1	1	0.94	0.9	0.98	0.98	0.95
	Male6	0.9	0.86	1	1	1	0.86	0.9	0.76	0.9	0.91
	Female1	0.88	0.84	0.98	0.88	0.84	0.92	0.7	0.76	0.68	0.83
	Female2	0.94	0.9	0.98	0.92	1	0.94	0.94	0.98	0.76	0.93
	Female3	0.92	0.92	0.8	0.94	0.94	0.52	0.78	0.32	0.74	0.76
	Female4	0.9	0.96	1	1	1	0.94	0.88	1	1	0.96
	Average	0.91	0.91	0.95	0.86	0.84	0.82	0.83	0.87	0.89	

Fig. 1. Diagram of our proposed system



Table. 2 Questionnaire results

4. Conclusion

We develop a touchless visualization system for medical volume. By using our system, surgeons can operate and check the information of patient body without touching devices. The system can visualize the liver and its vessel structure together and the visualization is controlled by single-handed interactions.

Acknowledgement

This work is supported in part by the Grant-in Aid for Scientific Research from the Japanese Ministry for Education, Science, Culture and Sports (MEXT) under the Grant Nos. 15K16031, 25461839, 15H01130 and 24103710; in part by the MEXT Support Program for the Strategic Research Foundation at Private Universities, Grand No.S1311039 (2013-2017), and in part by the R-GIRO Research Fund from Ritsumeikan University.

Conflict of interest

In this work, the authors have no conflict of interest to declare.

References

- [1] Gallo.L.: Controller-free exploration of medical image data: experiencing the Kinect, National Research Council of Italy Institute for High Performance Computing and Networking, 2011.
- [2] Yoshimitsu K, Muragaki Y, Iseki H. et al.: Development and Initial Clinical Testing of "OPECT": An Innovative Device for Fully Intangible Control of the Intraoperative Image-Displaying Monitor by the Surgeon. Neurosurgery. Suppl 1, pp.46-50, 2014.
- [3] Ruppert GC, Coares C, Lopes V, et al. Touchless gesture user interface for interactive image visualization in urological surgery. World J. Urol. 30, pp.687-691, 2012.
- [4] Fujii R, Tateyama T, Chen YW et al: A Touchless Visualization System for Medical Volumes Based on Kinect Gesture Recognition. Innovation in Medicine and Healthcare 2016, Eds. Yen-Wei Chen et al., Springer, pp.209-215, 2016 (Tenerif, Spain, June.15-17, 2016)
- [5] Dalal.N and Triggs.B. Histograms of oriented gradients for human detection. 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05), San Diego, CA, USA, pp. 886-893 vol. 1, 2005.
- [6] Vladimir N. Vapnik : The Nature of statistical Learning Theory, Statistics for Engineering and Information Science, Springer, 2nd edition, Nov 1999.
- [7] Chang C.-C. and Lin. C.J. : LIBSVM: a library for support vector machines, National Taiwan University, https://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/, Last Update, December 22, 2016..

多視点腹腔内映像からの最適画像選択による

形状復元精度改善

鈴木 敏之*1 中口 俊哉*2 林 秀樹*2 Afifi Ahmed*3

要旨

腹腔鏡下手術において低侵襲性を維持したまま新たに複数視点の腹腔内映像を取得できるカメラ付きトロ カールが提案されている.本研究はカメラ付きトロカールを活用した腹腔内臓器の3次元形状復元を目指 す.初期検討として豚の腹腔内映像からStructure from Motion(SfM)を用いた形状復元を行った結果,奥行方 向に大きな誤差が生じた.この復元誤差を抑制するために連続した画像シーケンスから形状復元に対して 適切な画像を選択する手法を検討した.選択の基準として2画像間のSfMによって算出されるカメラの 視差角と再投影誤差から定量的な指標を作成した.複数の腹腔内映像データセットを用いて形状復元精度 評価を行った結果,すべてのデータセットで誤差改善が確認された.

キーワード:腹腔鏡下手術,形状復元,カメラ姿勢推定,画像選択

1. はじめに

現代医療では、痛みの低減と早期回復を促 し、患者のQOLの維持・向上に繋がることか ら、診断・治療の低侵襲化が進んでいる.代 表的な手術法の一つとして腹腔鏡下手術が挙 げられる(図1).腹腔鏡下手術は、手術創およ び術後の痛みが小さく、早期退院・社会復帰 が可能であるなど従来の開腹手術に比べて患 者の負担が少ない利点がある.しかしながら 術野が狭く、腹腔内構造の把握が困難など術 者にとって難易度が高いという欠点がある.

そこで大久保らはこの問題を解決するため腹 腔鏡下手術の利点である低侵襲性を維持した

*1 千葉大学大学院工学研究科人工シス テム科学専攻メディカルシステムコース 〔〒263-8522 千葉市稲毛区弥生町 1-33〕 e-mail: acka2347@chiba-u.jp

*2 千葉大学フロンティア医工学センタ ー

*3 Faculty of Computers and Information, Menoufia University, Menoufia, Egypt



図1 腹腔鏡下手術

まま,術野を拡大するためにカメラ付きトロカ ールと呼ばれる新たな医療機器を提案した[1]. 図2に示すカメラ付きトロカールは,このトロ カールの先端に格納・展開の機構を有する小型 カメラを取り付けたもので,トロカールとして の機能を維持したまま腹腔鏡とは異なる視点 の映像を取得することができる.この機器によ り,腹腔鏡下手術の利点である低侵襲性を維持





(a) 格納した状態(b) 展開した状態図 2 カメラ付きトロカール

したまま,複数視点の腹腔内映像を得ることが 可能となり,術野の拡大が期待できる. 我々は このカメラ付きトロカールから得られる複数 視点映像を利用した画像処理応用を行ってい る.代表例として高田らは,多視点の映像に対 してモザイキングを行い,開腹手術のような広 い視野のパノラマ映像を取得することで腹腔 鏡下手術を支援する研究[2]を行っている.

そこで本研究ではカメラ付きトロカールを 用いた画像処理応用として腹腔内3次元形状復 元に着目した. 臓器形状の利用例として先行研 究において森田らは腹腔鏡下手術ナビゲーシ ョンシステムのレジストレーションにおいて ステレオ内視鏡から復元した臓器形状を用い ることでレジストレーション誤差を抑制した [3]. しかしながらステレオ内視鏡から得られた 画像はベースラインが短く,奥行き方向に復元 誤差が生じやすい. そこでカメラ付きトロカー ルを用いることで十分なベースラインがある 画像が得られ、より形状復元に適していると考 えられる.また形状復元の先行研究としては Structure from Motion(SfM)[4]がある. この手法 では画像から得られる特徴点をもとに撮影し たシーンの形状とカメラの位置を同時に推定 することができる. 一般的に SfM に使用する画 像は平行移動を含む視差角 15~20°のカメラ位 置関係で撮影されていることが望ましいとさ れており, 適切な環境下でない画像は形状復元 に大きな誤差を引き起こすとされている[5].し かしながらカメラ付きトロカールはピポッド 運動の制約があり,常に理想的な配置であると は限らない. そこで本研究では, 連続した画像 シーケンスから形状復元に対して適切な画像 を選択する手法を検討する. 選択の基準として 2画像間のSfMによって得られるカメラ姿勢と 復元された3次元点により算出されるカメラの 視差角と再投影誤差から定量的な指標を作成 し、この指標を形状復元に対する貢献度として 画像選択を行う.また提案した手法を複数の腹 腔内画像のデータセットを用いて精度評価を 行う.

2. 初期実験

まず腹腔内形状復元の誤差を調査するため 初期実験として豚の腹腔内映像を用いた形状 復元を行った.腹腔内の撮影には腹腔鏡 Stryker 1188 HD を使用し,図3のような環境で撮影し た.復元に使用した画像枚数は50枚,解像度は 1280×720 である.復元結果を図5に示す.復元 結果は SfM から得られたカメラ位置姿勢に基 づき Multi-view stereo 法[6]によって密な点群に 変換している.また腹腔鏡は事前に Zhang の手 法[7] によりキャリブレーションを行い,内部 パラメータを取得している.

図 4 (a)に示されるように臓器の表面形状自体は復元されているが、図 4(b)のように側面方向からの結果から奥行方向に大きな誤差が生じていることが確認された.この誤差は使用した画像シーケンス内に平行移動や視差角が僅かなカメラ位置間で撮影され、類似した画像が含まれていたためと考えられる.そこで本研究ではこれらの画像を自動的に削除し、適切な画像を選択するアルゴリズムを提案する.



図3撮影環境と取得画像



(a) 上面方向



(b) 側面方向 図 4 復元結果

3. 提案手法

本研究では、形状復元に適した画像を選択す るために 2 画像間の SfM から推定される画像 間の視差角および再投影誤差からそれぞれ指 標を定義し、それらの指標を形状復元に対する 貢献度として画像選択を行う.処理の流れを図 5 に示す.



図5 提案手法の流れ

3.1. 貢献度の定義

視差角を用いた指標を式(1)に示す.

$$A_{ij} = \exp(-\frac{(x-20)^2}{2\sigma_x^2})$$

$$\sigma_x = \begin{cases} 5 & if \ x < 20\\ 15 & otherwise \end{cases}$$
(1)

A_{ij}は2枚の画像 *i* と画像 *j* 間の視差角を用いた 指標であり, *x*は 2 画像間の視差角を表してい る. 視差角*x*は 2 画像間の SfM によって得られ るそれぞれのカメラの回転行列から光軸ベク トルを算出し, 2 つのベクトルの内積から取得 する. 得られた視差角を 20° にピークを持つガ ウシアン関数に適用している.また *σ_x*は視差角 より小さい場合に指標の値が減少するように 20° を境界に変化させている.

次に再投影誤差を用いた指標を式(2)に示す.

$$E_{ij} = \frac{1}{\overline{\varepsilon}}$$
(2)

 E_{ij} は画像 i,j 間の再投影誤差を用いた指標であり, $\overline{\epsilon}$ は 2 画像の再投影誤差の平均値を表している.

これら 2 つの指標*A_{ij}とE_{ij}から 2* 画像間の形 状復元に対する貢献度を式(3)のように定義す る.

$$f_{ij} = A_{ij} \times E_{ij} \tag{3}$$

f_{ij}は2画像間の形状復元に対する相対貢献度であり、この値が大きいほど形状復元に貢献している画像の組み合わせであることを示している.この2画像間の相対貢献度を使用する画像全通りを算出した後、画像個々の貢献度を算出する.

ある画像 *i* が含まれている相対貢献度は $f_{i1}, f_{i2}, \dots, f_{in}$ となる.ここから最大値の上位 β 個 の相対貢献度を選択し,選択された貢献度の平 均値を画像 *i* の貢献度 F_i と定義する.これは, 少数の画像間のみでシーンを効果的に復元し ている画像は得られた相対貢献度の全ての平 均値を算出すると貢献度Fが著しく低下するた め,小さな相対貢献度を反映させないために上 位の値のみの平均値を算出する.全ての画像の 貢献度を算出した後,貢献度に基づき画像選択 を行う.

3.2. 画像選択

各画像の貢献度は他の画像の相対貢献度か ら算出されるため、この関連性に基づいて以下 のようなステップで画像選択を行う.

- 画像 *i* を含んでいる全ての相対貢献度 *f_{i1}, f_{i2}, ..., f_{in}を*削除
- 2. 他の画像の貢献度F'を再計算
- 3. 再計算した貢献度F'と初期の貢献度 F

を比 $F'/_F$ を算出

- 全画像のα%おいて比が閾値δ以上の場合, 画像*i*をシーケンス内から削除
- 5. 1~4のステップを全画像に対して適用

この手法では,ある画像が削除された時,他の 画像の貢献度が低下した場合,削除された画像 が他の画像の貢献度に影響を与えたとし,形状 復元に重要な画像として選択する.

全画像n枚とし、まずステップ1としてある 画像*i*を含んだ全ての相対貢献度*f*_{i1}*f*_{i2}...,*f*_{in}を 削除する. 削除した後ステップ2では残った他 の画像全ての貢献度を再計算する. ステップ 3 では再計算した貢献度と初期の貢献度の比を 全ての画像において算出する. この比が小さい ほど他の画像の貢献度に影響を与えたとする. ステップ4において全画像のα%の比が閾値δ以 上の場合、画像 i が他の画像の貢献度に影響が 無いとし、シーケンス内から削除される.1~4の ステップを全画像に対して適用し,最終的にシ ーケンスに残った画像が形状復元に用いる画 像として選択される.また貢献度の低い画像か ら順にこの画像選択の処理を行う. この処理に より自身の貢献度は小さいが他の画像の貢献 度に大きく影響する画像を選択することがで きる. 画像選択処理の流れを図6に示す.



図6 画像選択処理の流れ

4. 評価実験

4.1 では本研究で提案した画像選択手法によ る復元誤差改善評価,4.2 ではカメラ付きトロ カールを用いた形状復元の実現可能性につい て述べる.また提案手法のパラメータは腹腔内 画像のデータセットを用いて事前実験をし,決 定した.その結果 $\beta = 8, \alpha = 20, \delta = 0.97$ となった.

4.1 復元誤差改善評価

提案手法による形状復元の誤差改善を評価 するため再投影誤差を指標として画像選択を 行わない従来手法と比較した.評価には腹腔鏡 Stryker 1188 HD で撮影した豚の腹腔内画像を使 用し,30~70 枚の5つのデータセットを作成し た.また初期実験と同様に腹腔鏡は事前に Zhang の手法によりキャリブレーションをして いる.



図7 誤差改善結果

実験結果を図7に示す.図7は画像選択前後 の再投影誤差を示しており,縦軸は再投影誤差, 横軸はデータセット番号である.また除去され た画像の一例を図8に示す.図8(a)は撮影され たカメラ位置が類似している画像,図8(b)はモ ーションブラーが発生した画像であり、これら の画像が選択的に除去されていることが確認 できた.また再投影誤差についても全てのデー タセットにおいて誤差改善が確認できた.特に 画像選択をしていない従来手法で誤差が大き かったものについては高い誤差改善が見られ た. 平均 38.6%, 最大 70.6%, 最小 11.7%の誤差 改善率となった. 図9に示す復元結果の一例か らも初期実験の復元結果である図4と比較して 画像選択による奥行方向の復元精度の向上が 示唆された.

4.2 カメラ付きトロカールを用いた形状復元 ここでは、カメラ付きトロカールによる形状 復元の実現可能性を評価した.今回は腹腔内臓 器を模した人体模型をカメラ付きトロカール で撮影し,形状復元を行った.カメラ付きトロ カールの解像度は 640×480 であり,30 枚取得し





(b) モーションブラーが発生した画像図8除去画像の一例



図 9 提案手法による復元結果の一例



図 10 取得画像例



(a) 上面方向



(b) 側面方向 図 11 復元結果

た.また取得画像の一例を図10に示す.

今回取得した画像 30 枚のうち提案手法によ り 20 枚が選択され,再投影誤差は従来手法で 1.15px,提案手法では 0.46px と 60%の誤差改善 が確認された.また提案手法による復元結果を 図 11 に示す.全体として形状復元は可能であ ったが,肝臓などのテクスチャが少ない部位は 点群の欠落が見られた.形状復元には画像上の 特徴点を使用しており,テクスチャの少ない部 位については復元が困難であった.そのため画 像から安定して特徴点を取得するために,適切 な前処理を考慮する必要がある.

5. 結論

本研究では,腹腔鏡下手術支援のために開発さ れたカメラ付きトロカールを用いた腹腔内形 状復元に着目した.初期実験により腹腔内画像 における復元誤差が確認されたため,画像シー ケンス内から形状復元に最適な画像を選択す ることで復元誤差の改善を図った.腹腔内画像 を用いた評価実験により,復元に不適とされて いる画像がシーケンス内から選択的に除去さ れ,復元誤差の改善を確認することができた. 今後はカメラ付きトロカールによる定量的な 精度評価を行う必要がある.

利益相反の有無

なし

文 献

- [1] Takuya Okubo, Toshiya Nakaguchi, Hideki Hayashi et al, Abdominal View Expansion by Retractable Camera, Journal of Signal Processing, vol.15, no.4, pp.311-314, 2011
- [2] Chisato Takada, Ahmed Afifi, Toshiya Nakaguchi et al, Hybrid Tracking and Matching Algorithm for Mosaicking Multiple Surgical Views", MICCAI 2016 Workshop on Computer-Assisted and Robotic Endoscopy(CARE), pp.26-37, 2016
- [3] 柴田睦実, 森田千尋, 林雄一郎ら, 腹腔鏡下胃 切除術のための手術ナビゲーションシステム におけるステレオ内視鏡画像からの臓器形状 復元に関する検討, 第 35 回日本医用画像学会 (JAMIT), 2016
- [4] Wu, Changchang, Towards linear-time incremental structure from motion, 3DTV-Conference, 2013 International Conference on. IEEE, pp.311–314, 2013
- [5] 松下康弘,古川泰隆,川崎洋 他, CVIM チュ

ートリアルシリーズ コンピュータビジョン 最先端ガイド 5, アドコム・メディア株 式会社, 2012, pp.33-70

- [6] Furukawa, Yasutaka, et al, Towards internetscale multi-view stereo, Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2010 IEEE Conference on. IEEE, 2010.
- [7] Zhang, Zhengyou, A flexible new technique for camera calibration, IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, vol.22, no.11, pp.1330-1334, 2000

Improvement of shape reconstruction accuracy by optimal image

selection from intraperitoneal images

Toshiyuki SUZUKI*1, Toshiya NAKAGUCHI*2, Hideki HAYASHI*2 Afifi AHMED*3

*1 Graduate School of Engineering, Chiba University

- *2 Center for Frontier Medical Engineering, Chiba University
- *3 Faculty of Computers and Information, Menoufia University, Menoufia, Egypt

Camera retractable trocar (CARET) has been proposed that can newly acquire intra-abdominal images of multiple viewpoints while maintaining minimally invasive operation in laparoscopic surgery. In this study, we aim to reconstruct multi-view 3D shape of intra-abdominal organ using CARET. As an initial experiment, shape reconstruction using Structure from Motion (SfM) from intraperitoneal image resulted in a large error in the depth direction. In order to suppress this error, we proposed a method of selecting an optimum image for shape reconstruction from consecutive image sequences. Quantitative indices for the selection criterion were prepared from the angle between the optical axes of camera and re-projection error obtained by SfM between two images. We selected images using these quantitative indices as the contribution to shape reconstruction. As a result of evaluating shape reconstruction accuracy using multiple intraperitoneal image data sets, improvement in accuracy was confirmed in all data sets.

Key words: Laparoscopic surgery, 3D reconstruction, camera pose estimation, image selection

投影型医療支援システムの

マーカ検出能改善と姿勢推定安定化

福元 友美*1 中口 俊哉*2 川田 将也*3 林 秀樹*2

要旨

近年,拡張現実感(AR)技術を用いた医療支援が盛んに研究されている.そのひとつに, CT や MRI で取得 した患者の体内情報を,プロジェクタを用いて体表に重畳表示するシステムが挙げられる.先行研究では AR マーカを貼付したトラッキングオブジェクトを用いて位置合わせ作業を自動化することで簡便に投影 可能となるシステムを構築したが,このシステムは位置合わせ精度や投影の安定性が不十分であった.そ こで本研究では,マーカ検出能改善と姿勢推定安定化を行った.マーカ検出能改善においては,トラッキ ングオブジェクトの形状を変更することで改善を行った.投影誤差評価実験において 25~40%の改善が見 られた. 姿勢推定安定化においては,矩形マーカを正面付近から観測したときに姿勢推定精度が不安定に なるという問題に着目し,過去フレームを参照して加重平均を用い,姿勢推定値の平滑化を行った.評価 実験の結果から約 50%の動きブレ低減を確認した.

キーワード: 拡張現実感, 医用画像処理

1. はじめに

拡張現実感(Augmented Reality: AR)とは,現 実世界とコンピュータが作り出した仮想世界 を融合する技術であり,産業やエンターテイメ ントの分野だけでなく医療分野でも応用され ている.近年では一般的となった腹腔鏡手術は 従来の開腹手術に比べて手術創が小さいため, 術後の患者の QOL 向上へとつながる.しかし その一方,鉗子の挿入口や切開位置の決定など, 医師に対して高い技術を必要 とする.そこで, AR の医療支援技術としてプ

*1 千葉大学大学院工学研究科人工システム 科学専攻メディカルシステムコース

〔〒263-8522 千葉市稲毛区弥生町 1-33〕
e-mail: ftomo121@chiba-u.jp
*2 千葉大学フロンティア医工学センター
*3 KKR 斗南病院 呼吸器・乳腺外科 投稿受付: 2016 年 5 月 13 日 ロジェクタを用いた手術支援システムの研究 が盛んに行われている[1-5]. これは,術前に取 得した CT や MRI 画像を患者の体表上にプロジ ェクタを用いて重畳することで,直感的に体内 情報を把握が可能となるシステムである.また その結果,腫瘍などのターゲットまでの最適な 切開位置を決定することを可能にし,切開量の 削減や医療ミスを軽減できることが示された エラー!参照元が見つかりません。.

投影型医療支援システムにおいて最も重要 な課題は,投影画像と患者との位置合わせを正 確に行うことである.現在報告されている関連 研究の位置合わせ手法は,手動設置,多点マー カ型,体表形状計測の3つに大きく分類される エラー!参照元が見つかりません。エラー!参 照元が見つかりません。[4].これらは術前の位 置合わせ作業が煩雑であり,使用者に対して豊 富な経験と知識を必要とするという課題があ る.そこで,この問題を解決するために日下部

らはその位置合わせ作業を自動化させるシス テムを開発した.このシステムでは図1に示す AR マーカを用いる. これは AR ライブラリの ひとつである ARToolKitPlus で定義されたマー カである.マーカは黒枠の内部に 6×6 のバイ ナリコードを含み,4096 種類のパターンを作成 できる. このマーカをカメラで検出することで リアルタイムに CT 画像と実空間の位置合わせ を行った.また,図2に示すプロジェクタとカ メラが一体となった手持ち型デバイス PARAS(Projector-based Augmented Reality Assistance System)を開発し、あらゆる角度から の投影画像を観察することでよりターゲット の位置を直感的に把握可能とした[5].しかし, このシステムは投影実験の結果から、投影ずれ が発生するなど位置合わせ精度の不足や、投影 の安定性に課題が残っていた.

そこで、本研究では投影型医療支援システム において、マーカ検出能改善とカメラ姿勢推定 の安定化を行った.マーカ検出能改善におい ては、トラッキングオブジェクトの形状を変更 することで改善を行った.投影誤差評価実験に おいて25~40%の改善が見られた.姿勢推定安 定化においては、矩形マーカを正面付近から観 測したときに姿勢推定精度が不安定になると いう問題に着目し、過去フレームを参照して加 重平均を用い、姿勢推定値の平滑化を行うこと で、投影の安定化を図った.評価実験の結果か ら約 50%の動きブレ低減を確認した.

2. 従来手法

ここでは、日下部ら[5]により開発された投影 型医療支援システムの手法について説明する. システムの流れを図3に示す.前提としてプロ ジェクタとカメラは固定した状態でキャリブ レーションを行う.ここでのキャリブレーショ ンは Zhang の手法[6]と空間コード化法[7]を並 行して行う.ユーザは使用前に患者の体表にト ラッキングオブジェクト(TO)を設置して CT 撮 影を行う.TO とは図4に示すように異なるAR マーカを立方体の底面以外の5面に貼付した もので,位置合わせを自動で行うために用いる. 取得した CT 画像からは既知である TO 形状を, Harris コーナ検出器を用いて自動的に検出する [8].使用時には TO に貼付した AR マーカをカ メラで検出することで,CT から実空間の座標 変換を行い体表に投影する.先行研究ではカメ ラで検出したマーカが複数あった場合,検出精 度が最も高いマーカ1つのみを用いて座標変 換を行っていた.この処理は毎フレーム行われ るため,デバイスの位置に応じたリアルタイム な投影が可能となる.

この手法を用いた投影誤差評価実験の結果 を図5に示す.この実験では評価用ファントム を用いてターゲットと投影中心点との投影誤 差を算出している.また,投影表面とカメラの 距離,カメラの角度を変えて計6通り検証を行 っている.その結果,最も良い条件でも投影誤 差は約6mmであった.また,カメラの距離や角 度が大きくなると誤差が増大する傾向も示し た.動物実験の結果からは、デバイスの位置に 応じたリアルタイム投影の可能性を示したが, 図6に示すように安定した投影ができず,位置 合わせ精度も不十分であることが報告された.



図1 AR マーカ(ARToolKitPlus)
------------	----------------



2 PARAS

ユーザ 使用前	システム ――
TOを乗せて、患者のCT撮影	
システムにCTデータを入れる.	-> CT画像からTOを抽出
使用時 🗸	
→ デバイスを患者に向ける.	→ 実空間でTOを検出
ユーザの負担が最小限	変換行列を更新
	ターゲットの投影

図3 先行研究[5]のシステムの流れ





3. TO 形状変更

マーカ検出能向上のために図4で示した TO の形状を図7に示すような正四角錐台の形状 に変更した.図8のように側面を滑らかな傾 斜にすることで、マーカの検出率が向上する と考えた.また、ARTooKitPlusから図9に示 すARマーカに変更した.これはArUcoと呼 ばれるOpenCVベースのARマーカ検出ライブ ラリで定義されたマーカである.ARTooKitPlus に比べて速くロバストな検出であることが特 徴である[9].

4. 加重平均を用いた位置姿勢推定値の平滑化

従来の位置姿勢推定の不安定性の原因とし て,今回使用している矩形マーカの位置姿勢 推定における問題が挙げられる. 矩形マーカ の問題の一つとして,マーカを正面付近から 観測したときに位置姿勢推定精度が悪化する ことが知られている[10]. この原因は矩形マー カの位置姿勢推定の原理にある. 矩形マーカ では、画像上でマーカの4隅の点を検出し、 元の正方形からの歪みをとらえて位置姿勢推 定を行っている. そのため, マーカを斜めか ら観察したときは、マーカの姿勢が変わると それに応じた見かけのマーカの形状変化も検 知しやすくなる.しかし、マーカを正面から 観察したときは、マーカの姿勢変化が微量で あれば,ほとんどマーカの形状は変化しな い. つまり、姿勢検出の感度が下がることに なる. そこで、このような問題を改善するた めに,過去フレームを参照し,加重平均を用

いて位置姿勢推定値の平滑化を行い,投影を 安定化させる手法を提案した.このことによ り,投影の安定性が向上すると考えた.

図 10 には、提案手法のフローを示してい る.まず、従来と同様に、フレーム毎にカメ ラの外部パラメータを最小二乗法により算出 する.それと同時に、式(1)に示したような尤 度関数により重みを算出する.ここで、p は検 出したマーカ4 頂点の平均再投影誤差、o は分 散である.

$$w_n = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left(-\frac{p^2}{2\sigma^2}\right) \tag{1}$$

次に、投影の遅延を軽減するために、式(2)に 示すようにマーカ頂点の平均移動量をカメラ の移動量dとして、dがq未満の場合、つま り、ある程度静止していると判断したときの み過去フレームを参照するようにした. ここ で, *i*はマーカの4頂点, (*x_i*, *y_i*)はマーカ4頂 点のカメラ画像座標値, 1は参照過去フレーム 数, n は現在フレームを示している. 一定の過 去フレーム数を参照するのではなく, 重みの 累積値をもとに参照することにより、より信 頼度の高いフレームのみを参照するようにし た.このとき、式(3)に示すように重みの累積 値がhより大きい場合か,または参照したフ レーム数が1に達した場合,式(4)に示す加重 平均により,最終的な外部パラメータを算出 する. ここで, x は外部パラメータ, w は重み を示している.

$$\|d\|_{i} = \sqrt{(x_{(n-l)_{i}} - x_{n_{i}})^{2} + (y_{(n-l)_{i}} - y_{n_{i}})^{2}}$$
(2)

$$q_{m} = \underset{q}{\arg\min}\left(\sum_{i=1}^{q} w_{i} > h\right)$$
(3)
$$n = \min(q_{m}, l)$$

$$\overline{\mathbf{x}} = \frac{\sum_{i=1}^{n} \mathbf{x}_{i} w_{i}}{\sum_{i=1}^{n} w_{i}}$$
(4)

5. TO の形状変更による評価実験 5.1 マーカ検出率の評価実験

マーカ検出能向上を確認するため、初期検 討として図 11 に示すように側面の傾きが異な る 3 つの台形型 TO を作成し、立方体型 TO と のマーカ検出率の違いを算出した.各 TO とカ メラの位置を固定し、TO を回転台に乗せて 30 秒間測定を行った.図 12 のグラフに結果を示 しており、各 TO の 30 秒間の検出マーカ数の 平均を示している.この結果から、台形型 TO の方が、立方体型 TO より検出率が向上するこ とが分かった.また、台形型 TO のみで比較す ると、側面の傾きが大きい TO ほど検出率が向 上することが分かった.



5.2 台形型 TO の再投影誤差評価実験

5.1 で行った評価実験において最も検出率が 高かった台形型 TO を用いて,立方体型 TO と の再投影誤差の比較実験を行った.評価方法 としては,図 13 に示すように投影の正解値と してカラーマーカを置き,その再投影点との 距離を再投影誤差として算出した.図 14 には 結果を示しており,3 つの投影点ごとに立方体 型 TO と台形型 TO を用いて投影したときの再 投影誤差を示している.この結果から,立方 体型 TO に比べ,台形型 TO を用いたことで 25 ~40%の改善が見られた.これにより,台形 型 TO を用いることで,マーカ検出能改善に加 え,姿勢推定の精度向上を確認した.

6. 投影安定性の評価実験

第4章で記述した加重平均を用いた位置姿 勢推定値の平滑化手法の評価実験を行った. 評価対象を3つ設定した.1つ目は,姿勢推定 値の平滑化を行わない従来手法,2つ目は一定 の過去フレーム数を参照し,加重平均を用い て位置姿勢推定値を平滑化する方法,3つ目 は,第4章で記述した重み累積値を閾値とし て過去フレームを参照する手法である.評価 方法としては,カメラを立方体型TOに正対し た状態で,それぞれの手法で再投影誤差を算 出した.

図15には各手法による500フレームの同一 再投影点の推移を示している.青色のプロッ トは従来手法を用いた再投影点,赤色のプロ ットは一定の過去フレーム数を参照して平滑 化を行う手法を用いた再投影点,緑色のプロ ットは重み累積値をもとに平滑化を行う手法 を用いた再投影点である.図15から,従来手 法に比べて,姿勢推定値の平滑化を行った2 つの手法の処理は,重畳が安定していること が分かる.また,表1に示している最大,平 均再投影誤差からも投影精度の向上が分か

る.また、一定の過去フレーム数を参照する 手法と、重み累積値をもとに過去フレームを 参照する手法を比較すると、表1から後者の 手法を用いることで、さらに再投影誤差が減 少することが分かった.これは,重み累積値 をもとに過去フレームを参照することで,よ り信頼された過去フレームのみを参照したこ とが要因であると考えられる.

このことから,従来手法よりも約 50%の投 影安定性の向上を確認できた.

7. まとめ

本研究では、先行研究にて開発された投影 型医療支援システム PARAS におけるマーカ検 出能向上と姿勢推定安定化を行った.マーカ 検出能向上においては、TOの形状を立方体 型から台形型に変更することで、検出能を向 上させると同時に投影精度の向上を確認でき た.また、姿勢推定安定化においては、算出 した重み累積値をもとに過去フレームを参照 し、加重平均を用いて姿勢推定値の平滑化を 行うことで、安定した投影が可能になり、投 影精度が向上した.今後の課題としては、TO 形状のさらなる改善と、提案手法の姿勢推定 手法における最適なパラメータの決定が必要 である.



図15 各手法での再投影点の推移

表1 各手法の再投影誤差結果

	従来手法	ー定フレーム数 加重平均	重み累積値 閾値処理
最大再投影誤差 (pixel)	22.7	12.7	12.7
平均再投影誤差 (pixel)	8.35	5.31	4.75
標準偏差	4.68	2.39	2.42
参照平均フレーム数		10.0	7.36

利益相反の有無

利益相反 なし

文 献

- [1] Sugimoto, Maki, et al. "Image overlay navigation by markerless surface registration in gastrointestinal, hepatobiliary and pancreatic surgery." Journal of hepato-biliary-pancreatic sciences, 2010.
- [2] Volonté, Francesco, et al. "Augmented reality and image overlay navigation with OsiriX in laparoscopic and robotic surgery: not only a matter of fashion." Journal of hepato-biliarypancreatic sciences, 2011.
- [3] Wu, Jing-Ren, et al. "Real-time advanced spinal surgery via visible patient model and augmented reality system." Computer methods and programs in biomedicine, 2014.
- [4] S.A.Nicolau, J.Brenot, et al, "A structures light system to guide percutaneous punctures in interventional radiology", Optical and Digital Image Processing, 2008
- [5] D.Kusakabe, T.Nakaguchi, et al, "Development of Projector-based Augmented Reality Assistance System for Surgery", International Forum on Medical Imaging in Asia, 2015
- [6] Zhang, Zhengyou. "Flexible camera calibration by viewing a plane from unknown orientations." International Conference on Computer Vision, 1999.
- [7] Hall-Holt, Olaf, and Szymon Rusinkiewicz.
 "Stripe boundary codes for real-time structured-light range scanning of moving objects." International Conference on Computer Vision, 2001.
- [8] Harris, Chris, and Mike Stephens. "A combined corner and edge detector." Alvey vision conference, 1988.
- [9] Garrido-Jurado, S., Muñoz-Salinas, et al, "Automatic generation and detection of highly reliable fiducial markers under occlusion." Pattern Recognition, 2014

[10] Tanaka Hideyuki, Yasushi Sumi, et al. "A highaccuracy visual marker based on a microlens array." Intelligent Robots and Systems, 2012

Improvement on Robustness of ORB-SLAM Based Surgical Navigation System by Building Submap

Cheng WANG^{*1}, Masahiro ODA^{*2}, Yuichiro HAYASHI^{*2},

Kazunari Misawa^{*3}, Kensaku MORI^{*2}

Abstract

This paper presents an improvement on the robustness of a SLAM-based endoscope tracking in surgical navigation system (SNS) by using submap. Simultaneous localization and mapping (SLAM) is an approach to estimate the trajectory and surroundings of the endoscope (called map) from video. As one application of the SLAM, ORB-SLAM uses the ORB feature extracted from images to estimate the 3D map. To obtain a better map, the camera motion model and the disparity between adjacent frames are checked. If the largest disparity value of two frames is lower than a threshold value, map can't be initialized, and then the previous frame is threw away. However, this may result in less robustness in tracking of the SNS. We process threw frames to build submap by using structure from motion (SfM). Then the submap is merged with the global map of ORB-SLAM. Ex-vivo evaluations showed the performance of the submap-based SLAM is better than the conventional method.

Keywords : surgical navigation system, ORB-SLAM, submap

1. Introduction

In recent years, minimally invasive surgery (MIS) has become more popular due to its benefit to patients. However, MIS has drawbacks such as MIS has performed under the limited view. Endoscopic surgery navigation systems can make MIS processes safe and effective [1]. However, additional equipment makes the endoscopic surgery navigation system complex. Therefore, visual information based simultaneous localization and mapping (VSLAM) is necessary for endoscope tracking.

VSLAM can estimate the posture and 3D structure of the object (called map) from video sequences. Filter-based SLAM (such as Kalman filter based SLAM) was first introduced into surgical navigation system [2, 3]. In recent years, optimization-based SLAM, such as ORB feature based SLAM (ORB-SLAM) is becoming popular [3, 4].

Feature-based SLAM system can become more robust if more effective feature points can be used for

^{*1} Graduate School of Information Science, Nagoya University, Nagoya, Japan,

[[]Furo-cho, Chikusa-ku, Nagoya, 464-8601, Japan]

e-mail: chwang@ mori.m.is.nagoya-u.ac.jp

^{*2} Graduate School of Informatics, Nagoya University, Nagoya, Japan

^{*3} Aichi Cancer Center Hospital, Nagoya, Japan

tracking. For example, Mahmoud et al. extended the map density of the ORB-SLAM by enhancing a cross-correction search with untracked feature points to ensure a robust surgical navigation system [3].

In this paper, we also focus on an ORB-SLAM-based surgical navigation. We expand the map of ORB-SLAM by searching more map points. We call this expanded map as submap. This submap is used to track the posture of laparoscope in surgical navigation.

2. Methodology

The submap is built from the laparoscope video using the following two stages: (a) estimate an initial map using the map initialization procedure of the ORB-SLAM, and (b) expand the initial map by finding more map points.

The first stage is the estimation of the initial map. Feature points in the adjacent frames are matched using their descriptors. The matched feature points are checked by the motion model and the symmetric transfer errors. If enough feature points in two adjacent frames that satisfy predefined conditions are obtained, these feature points are used to build the initial map M [4]; otherwise, the two adjacent frames are pushed into the queue Q. These conditions are checked again with the other frames until the initial map was built.

The second stage is based on the initial map M and the candidate queue Q. We use these three steps to expand the map: (1) match the corresponding feature points; (2) estimate the camera's posture of the frame in Q; and (3) create new map points.

Match the corresponding feature points: we select one frame F out of the queue Q. The feature points in the F are compared with each map point in M using their descriptors. Two points were matched if the hamming distance of their descriptors is over a threshold.

Estimate the camera posture: the camera posture of the frame F is calculated using the matched point pairs. The posture is set as the one which can minimize the projection error of the map points in the frame F.

Create new map points: we match the feature points in the frame F with the other processed frame in the Q. The matched feature points are triangulated and validated with a geometry restriction before adding to the submap.

This three steps are looped until all images are processed in queue Q. After the submap had been estimated, it is merged with the global map of ORB-SLAM based on the common map points. The merged map is utilized for laparoscope tracking.

3. Experiments and Results

We recorded five ex-vivo videos by capturing the abdominal area of a human phantom with a laparoscope. These videos lasted from 30s to 50s@29fps and were used to estimate the submap. We used the point cloud segmented from the CT scans of the human phantom as the ground truth. The screenshot was shown in Fig. 1 (a).

1) Evaluation of reconstruction error

We evaluated the reconstruction error of the submap by computing the RMSE between the submap and the ground truth. Feature points of operating bed and background were removed since they were not belonging to the phantom surface. In our experiment, the RMSE between the submap and the ground truth was as small as 3.470mm while the RMSE between the original map and the ground truth was 2.897mm.



(a) A screenshot of the ground truth (b) Projected submap (at 45-th frame) (c) Projected original map (at 52-th frame) Fig. 1 Phantom and the estimated map points

2) Validation of expanded view

The estimated submap contains areas overlapping with the original map of ORB-SLAM. We showed overlapping parts by projecting both maps onto the used images. An example is given in Fig.1 (b) and (c). In this case, ORB-SLAM initialized the map at the 52-th frame. We used our method to estimate the submap from the 1st frame to the 51-th frame. The global map was projected onto the 52-th frame and the submap was projected onto the 45-th frame. The overlapping parts are shown in the red rectangle.

Map initialization time varied due to the difference of illumination and camera motion. Therefore the size of the submap is different. The number of map points in the submap increased approximately 100 points comparing with the map estimated by the ORB-SLAM (around 100 points). The extended submap brought more map points to the surgical navigation system.

4. Discussion

Our results showed the estimated submap have more effective map points than the initial map created by the ORB-SLAM. The map points contain in the submap can be a supplement to the current navigation system. However, some feature points were used to estimate the map even though they are not belonging to the abdominal area. If these feature points can be removed, the reprojection error will become smaller.

5. Conclusions

We presented a submap-based method to improve the robustness of the VSLAM-based surgical navigation system. The tracking accuracy and reconstruction error are needed to be evaluated with in-vivo videos. Other methods for laparoscope surgery guidance (such as image mosaicking) should be considered using candidate frame before map initialization.

Acknowledgement

Parts of this research were supported by the MEXT, the JSPS KAKENHI Grant Numbers 25242047, 26108006, 26560255 and 17H00869. We thanks to Mori lab members' help for scanning and segmenting the CT of phantom.

References

- Baumhauer M, Feuerstein M, Meinzer H et al: Navigation in endoscopic soft tissue surgery: perspectives and limitations. Journal of Endourology, 22(4): 751-766, 2008
- [2] Grasa G, Bernal E, Casado S et al: Visual slam for handheld monocular endoscope. IEEE trans Med Imag, 33(1):
 135-146, 2014
- [3] Mahmoud N, Cirauqui, I, Hostettler A et al: ORBSLAM-based Endoscope Tracking and 3D Reconstruction. arXiv preprint arXiv:1608.08149, 2016
- [4] Mur-Artal R, Montiel J M M, Tardos J: ORB-SLAM: A Versatile and Accurate Monocular SLAM System. IEEE Transactions on Robotics, 31(5): 1147–1163, 2015

サブマップによる ORB-SLAM ベースの手術

ナビゲーションシステムのロバスト性の向上

王成 *1, 小田昌宏 *2, 林雄一郎 *2, 三澤一成*3, 森健策 *2

- *1 名古屋大学大学院情報科学研究科メディア科学専攻
- *2 名古屋大学大学院情報学研究科知能システム学専攻
- *3 愛知県がんセンター中央病院

要旨:本稿では、サブマップを利用した手術ナビゲーションシステム (SNS) における SLAM ベースの内 視鏡追跡手法のロバスト性を向上法について提案する. SLAM は内視鏡ビデオから内視鏡姿勢とその周辺 環境 (3Dマップ)を推定する方法である. SLAM の1つ応用である ORB-SLAM は、画像から抽出された ORB 特徴を使用した 3Dマップ推定を行う.より良いマップを推定するために、隣接するフレーム間で動 きモデルと視差を用いた対応関係チェックが行われる.2 つのフレーム間の最大視差値が閾値より小さい 場合、マップは初期化されず前のフレームが破棄される.しかしながら、これは、SNS の追跡におけるロ バスト性を低下させる場合がある.本稿では、SfM (structure from motion)を用いて破棄されたフレームを 処理して新たなマップを推定し、マップを拡張する.ここで推定したマップをサブマップと呼ぶ.その後、 サブマップは ORB-SLAM のグローバルマップとマージされる.実験評価でサブマップの性能を確認した.

キーワード:手術ナビゲーションシステム, ORB-SLAM, submap

スーパーピクセルと畳み込みニューラルネットワークを用 いた腹腔鏡下手術における術具領域セグメンテーション

日朝 祐太*1 中谷 聡志*1 大竹 義人*1 原田 仁*2

金治 新悟*2 掛地 吉弘*2 佐藤 嘉伸*1

要旨

腹腔鏡下手術は高度な専門性を伴うため、若手の外科医は技術の習得に熟練を要する.実際の手術を対象とした手技教育は、感覚的な情報を基に行われており、定量的な手技解析方法は確立されていない.そこで、我々は、術中の術具の軌跡から手技解析を行うシステムの構築を目指している.本研究では、畳み 込みニューラルネットワークを用いて、スーパーピクセルの特徴量を自動で設計する手法を提案し、評価 を行った.

キーワード:スーパーピクセル、内視鏡映像、畳み込みニューラルネットワーク、セグメンテーション

1. はじめに

腹腔鏡下手術とは、体に小さな穴をあけ、内 視鏡と細い器具を用いて行う手術である.特徴 として、体を開腹しないため、低侵襲である点 が挙げられる.しかし、開腹手術に比べて、非 常に限定された視野で手術を行うため、手術は 専門性を伴い、技術の習得に熟練を要する.現 在、若手医師の手技教育では、実際の手術を対 象とし、感覚的な情報を基に熟練医が指導を行 っており、定量的な手技解析方法は確立されて いない.我々の目的は、術者の手技解析を内視 鏡映像のみから行うことである.そのためには、 内視鏡画像からの術具の認識が必要である.近 年の内視鏡画像からの術具領域セグメンテー ションでは、2つの手法に大きく分けられる. 1つ目は、Fully Convolutional Networks を用い

て,画像全体を入力し,術具のラベル画像を出 力する手法 [1][2]である. 特徴量を自動で設計 し、高精度なセグメンテーションを行う手法で ある.しかし、腹腔鏡画像を対象としたデータ セットでの評価を行っておらず、その有効性は 定かではない. 2つ目は、局所領域の特徴量を 手動で設計し、ランダムフォレストにより識別 する手法[3][4]である.中でも手法[4]は,腹腔鏡 下手術を対象に評価実験を行っている. 腹腔鏡 下手術は、図1に示すように、症例間でバリエ ーションがあり、学習データも少ないために、 自動での術具のセグメンテーションは容易で はない. そのため, 手法[4]では, インタラクテ ィブに術具のセグメンテーションを行ってい る. また, スーパーピクセル内の特徴のヒスト グラムに基づき、特徴量を設計しているが、特 徴量によって結果が変わることが問題として あげられている. そのため,特徴量の設計およ びセグメンテーション結果の修正にユーザー の介在が必要である.

本研究では、上記の問題点に対して、畳み込 みニューラルネットワークを用いて、スーパー

^{*1} 奈良先端科学技術大学院大学情報科 学研究科 〔〒630-0192 奈良県生駒市高 山町 8916-5〕

e-mail: hiasa.yuta.ht7@is.naist.jp

^{*2} 神戸大学大学院医学研究科



ピクセルのスーパーピクセル内の特徴量を自

動で設計する手法の検討を行う.

2. 手法

入力画像のコントラストを正規化し,入力画 像をスーパーピクセルで表現する.その後,畳 み込みニューラルネットワークにより,各スー パーピクセルが術具である確率を推定する.

2.1. コントラスト正規化による前処理

内視鏡画像は、内視鏡先端に搭載されたカメ ラとライトを用いて、体内を撮影する.そのた め、図 2(a)のように周辺光量が落ちた画像とな る.本研究では、入力画像のコントラスト正規 化には、CLAHE (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization) [5]を用いる.CLAHE は、 画像を小領域に分割し、それぞれの小領域でヒ ストグラムの均等化を行う手法である.提案手 法では、入力画像をL*a*b 色空間に変換し、L 空間でヒストグラムの均等化を行い、その結果 を RGB 色空間に再変換する.CLAHE を用いて コントラスト強調を行った画像を図 2(b)に示 す.



(a) 入力画像(b) コントラスト強調図 2 コントラスト正規化による前処理

2.2. スーパーピクセル

スーパーピクセルは、類似した特徴をもつ小 領域に画像を分割した集合である.SLIC (Simple Linear Iterative Clustering)[6]は、色の 類似度と画像の位置に基づいてクラスタリン グを行うため、知覚的に意味のある領域に分割 できる.セグメンテーションにおいて、これら の領域を使用すると、ラスタスキャンによる検 出に比べて、スーパーピクセルの重心周りの領 域を CNN に入力し、スーパーピクセルの属す るクラスを識別することで計算時間が短縮さ れる.

2.3. 畳み込みニューラルネットワーク

畳み込みニューラルネットワークは,図3(a) に示すように,畳み込み層とプーリング層から 構成される.本論文では,この構造のCNNを Local CNN と呼ぶ.





一方で, Multiple Local CNN が提案されている[7]. Multiple Local CNN は, 図 3(b)に示すように,中心領域に加えて,近傍領域も入力に使用する.

注目するスーパーピクセル周りのより広い範 囲の特徴を用いて識別を行うことができる.各 領域に並列に CNN を接続し, CNN から出力さ れる特徴ベクトルを全結合層で統合し,識別を 行う.また,中心領域にスーパーピクセルのマ スクを掛けた画像を入力することで,スーパー ピクセルに特化した特徴量を抽出する.このと き,ネットワークを少ないパラメータで表現す るために,それぞれのCNNで重み共有を行う.

本論文では、Local CNN には、4 層の畳み込 み層と2層のプーリング層と128 次元の全結合 層を持つネットワークを用いた. Multiple Local CNN は、Local CNN の特徴ベクトルを64 次元 の全結合層で統合した. Local CNN の入力サイ ズは32x32 と設定した.

3. 実験

3.1. データセット

オンラインで公開されている腹腔鏡下手術 における術具検出のデータセット[8]を用いる. データセットには、6 症例の異なる手術から計 120 枚の画像と術具領域のラベルが与えられて いる. 学習は文献[9] に従って、leave-onesurgery-out cross-validation で行う. つまり、5 症 例 (100 枚) で学習し、1 症例 (20 枚)でテスト を 6 回繰り返す.

3.2. 定量評価尺度

セグメンテーション結果と正解ラベルに基 づいて,術具を見逃しなく抽出できているかを 表す適合率 (Precision) と,過抽出がないかを表 す再現率 (Recall) および, DICE 係数を求める. 式(1),式(2)にそれぞれの指標を示す.

Precision
$$= \frac{TP}{TP + FP}$$
 (1)
Recall $= \frac{TP}{TP + FN}$ (2)

ここで,TP (True Positive) とは,実際に術具 である画素のうち,術具として抽出された画素 数,FP (False Positive)は,実際には術具でない 画素が,術具として抽出された画素数である. FN (True Negative)とは,実際に術具である画 素のうち,術具として抽出されなかった画素数 を表す.また,術具の尤度に対して,大津の2 値化処理を行うことで,術具領域のセグメンテ ーションを行った.

4. 結果

Local CNN と Multiple Local CNN のテストデ ータに対する精度を表1に示す. 文献[9]に基づ いて,画像 120 枚の平均値を示している.また, 比較として,文献[9]に記述されている精度も示 している.本手法を用いて,セグメンテーショ ンを行った結果の成功と失敗の典型例を図 4, 図 5 に示す.入力画像(a)に対して推定された 尤度(b)および,大津の 2 値化によりセグメン テーションした出力画像(c)を正解画像(d)と ともに示す.また,Local CNNとMulti Local CNN の精度のばらつきを図 6 に示す.



図 4 提案法を用いてセグメンテーションを行った成功例.



図 5 提案法を用いてセグメンテーションを行った失敗例.ガーゼおよび画像の端に存在する黒い領域の誤検出.

表 1	提案手法およ	、び関連研究・	の精度比較

	Precision	Recall	DICE		
Multiple Local CNN	0.65	0.87	0.73		
+Superp1xel					
Local CNN	0.59	0.89	0.69		
+Superpixel					
Handcrafted features	0.69	0.73	0.69		
+Superpixel [9]					
Handcrafted	0.76	0.58	0.64		
features[9]					

5. 考察

先行研究と比較して, Multiple Local CNN は



Local CNN を用い DICE 係数が改善された.

DICE 係数が 0.04 向上した.しかし,過抽出と いう観点では, Precision が 0.04 低い結果とな った.これは,図 5 に示すように,画像の端に 存在する黒い領域とのエッジを検出している 点が挙げられる.また,図 4 に示すように正解 のラベルに比べて一回り大きく抽出している ことが挙げられるが,これはグラフカットなど の後処理によって改善が期待できる.

問題となるのは、図 5 に示すガーゼの誤検出 である.ガーゼは術具と似た画像特徴を持って いる.根本的にこの問題を解決するために、奥 行き情報を特徴量に加える方法や、術具の3次 元モデルを当てはめる手法の開発が必要だと 考える.

6. まとめ

スーパーピクセルと畳み込みニューラルネ ットワークを用いた術具領域のセグメンテー ション手法を提案し,腹腔鏡下手術を対象とし たデータセット(6 症例,計 120 枚の画像)を 用いて定量評価を行った.既存手法に比べて DICE 係数が 0.04 改善した. 今後は,術具の 3 次元モデルを当てはめる手法の開発を行う予 定である.

利益相反の有無

利益相反 なし

文 献

[1] Garcia Peraza Herrera, Luis, et al. "Real-Time Segmentation of Non-Rigid Surgical Tools based on Deep Learning and Tracking." Lecture Notes in Computer Science. Springer Verlag (Germany), 2016.

- [2] Pakhomov, D., Premachandran, V., Allan, M., Azizian, M., & Navab, N. (2017). Deep Residual Learning for Instrument Segmentation in Robotic Surgery. arXiv preprint arXiv:1703.08580.
- [3] Allan, Max, et al. "Image based surgical instrument pose estimation with multi-class labelling and optical flow." International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Springer International Publishing, 2015.
- [4] Maier-Hein, L., et al. "Crowd-algorithm collaboration for large-scale endoscopic image annotation with confidence." International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Springer International Publishing, 2016.
- [5] Zuiderveld, Karel. "Contrast Limited Adaptive Histograph Equalization." Graphic Gems IV. San Diego: Academic Press Professional, 1994. 474– 485.
- [6] Achanta, Radhakrishna, et al. "SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods." IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence 34.11 (2012): 2274-2282.
- [7] Zhao, Wei, et al. "Superpixel-Based Multiple Local CNN for Panchromatic and Multispectral Image Classification." IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing (2017).
- [8] Maier-Hein, Lena, et al. "Can masses of nonexperts train highly accurate image classifiers?." International conference on medical image computing and computer-assisted intervention. Springer International Publishing, 2014.
- [9] Bodenstedt, Sebastian, et al. "Superpixel-based structure classification for laparoscopic surgery." SPIE Medical Imaging. International Society for Optics and Photonics, 2016.

Segmentation of surgical tools for laparoscopic images

using superpixels and convolutional neural networks

Yuta HIASA^{*1}, Satoshi NAKATANI^{*1}, Yoshito OTAKE^{*1}, Hitoshi HARADA^{*2}, Shingo KANAJI^{*2}, Yoshihiro KAKEJI^{*2}, Yoshinobu SATO^{*1}

*1 Graduate School of Information Science, Nara Institute of Science and Technology, Nara, Japan
*2 Department of Surgery, Graduate School of Medicine, Kobe University, Kobe, Japan

Laparoscopic surgery requires a high level of expertise. Therefore, novice surgeons take time to master skills. Technical education for surgery is based on sensory information, and quantitative and objective assessment is difficult. We aim to assess the surgical skill by comparing quantitative metrics such as the tool tip trajectory. In this paper, we propose and evaluate a method for segmentation of surgical tools using superpixels and convolutional neural networks.

Key words: superpixels, laparoscopic images, convolutional neural networks, segmentation

ステレオ内視鏡画像からの臓器形状復元手法における

複数フレームの利用に関する初期的検討

柴田 睦実*1 林 雄一郎*2 小田 昌宏*2

三澤 一成*3 森 健策*2,4

要旨

本稿では、ステレオ内視鏡画像からの臓器表面形状復元手法について述べる. 我々はこれまで、腹腔鏡下 手術ナビゲーションシステムにおける CT-センサ座標系位置合わせへの利用のために、一組のステレオ内 視鏡画像のみからの臓器表面形状復元を検討してきた. しかし、内視鏡画像中に存在する光の反射や影の 影響により、復元された臓器表面内部に復元点の存在しない「穴」が発生する場合があった. そこで本手 法では、異なる時刻に撮影された複数のステレオ内視鏡画像から臓器表面形状を復元して、より密な臓器 表面形状を復元する手法を検討する. 各ステレオ内視鏡画像から復元された臓器表面形状はそれぞれ異な る座標系に属するため、時間的に連続した2フレーム間のカメラの姿勢変化を推定して各フレームから復 元した復元点群を同一座標系に変換する. 実験では、胃の臓器模型を撮影したステレオ内視鏡画像を用い、 より広い領域の臓器表面形状が復元されたことを確認した.

キーワード: 内視鏡画像, ステレオ内視鏡, 形状復元

1. はじめに

近年,外科分野では2眼立体視によるステレ オ内視鏡が幅広く利用されるに至っている.こ の内視鏡から得られるステレオ内視鏡画像を 用いて術中の臓器表面形状を復元する手法が 研究されている[1,2].我々もこれまで,一組の ステレオ内視鏡画像からの臓器表面形状復元 手法[2]を検討し,臓器表面を復元可能であるこ とを確認した.しかし,内視鏡画像中に存在す る光沢やテクスチャの欠如により,復元された 臓器表面内部に復元点の存在しない穴が発生 する場合があった.そこで,複数のステレオ内

*1 名古屋大学大学院情報科学研究科 〔〒464-8601 名古屋市千種区不老町〕 e-mail: mshibata@mori.m.is.nagoya-u.ac.jp *2 名古屋大学大学院情報学研究科 *3 愛知県がんセンター中央病院 *4 名古屋大学情報基盤センター 視鏡画像からより密な臓器表面形状を復元す る手法を検討したので報告する.

2. 臓器表面形状復元手法

本手法は、時間的に連続した複数のステレオ 内視鏡画像を入力とし、臓器表面形状を構成す る3次元点群を出力とする.提案手法は、ステ レオ内視鏡画像からの臓器表面形状復元、フレ ーム間のカメラ姿勢変化の推定、臓器表面形状 の統合の3つからなる.複数のステレオ内視鏡 画像中のある時刻tのステレオ内視鏡画像に対 して次の処理を行う.まず、時刻tのステレオ内 視鏡画像から臓器表面形状を文献[2]の手法を 用いて復元する.次に、時刻t-1のステレオ内 視鏡画像間で対応点を求める.求めた対応点を LK 法[3]により追跡して時刻tのステレオ内視 鏡画像における追跡点を求める.以降の処理で は、時刻t-1のステレオ内視鏡画像の対応点の うち、時刻tのステレオ内視鏡画像に追跡点が存 在する点のみを利用する.求めた対応点と追跡 点を用いて、時刻tのカメラ座標系から時刻t - 1のカメラ座標系へのカメラ姿勢変化を推定す る.推定するカメラ姿勢変化は、時刻tのカメラ 座標系から時刻t - 1のカメラ座標系へ変換す る回転行列t - 1のカメラ座標系へ変換す る回転行列t - 1のステレオ内視鏡画像から得た対 応点 K 個を 3 次元復元し、点群 $P = \{p_i | i = 1, ..., K\}$ とする.また時刻tのステレオ内視鏡画 像中の追跡点を 3 次元復元し、点群 $Q = \{q_i | i = 1, ..., K\}$ を得る.点群 $P \ge Q$ は同一の点がそれ ぞれ時刻 $t - 1 \ge t$ のカメラ座標系で復元されて いるので、

$$E = \sum_{i=1}^{K} (\mathbf{p}_i - ({}^{t-1}R_t \mathbf{q}_i + {}^{t-1}\mathbf{T}_t))^2 \quad (1)$$

を最小化する^{t-1} R_t と^{t-1} T_t を求めることでカメ ラ姿勢変化を推定する.最後に,推定したカメ ラ姿勢変化行列を用いて,文献[2]により復元し た時刻tのカメラ座標系に属する臓器表面形状 を,時刻t - 1のカメラ座標系に変換する.この 処理を全ての時刻のステレオ内視鏡画像に対 して適用することで,各時刻で復元された臓器 表面形状が同じ座標系に統合される.

3. 実験と考察

胃の臓器模型をステレオ内視鏡で撮影し、本 手法による形状復元を試みた.実験に使用した ステレオ内視鏡は OLYMPUS 社の ENDEYE-FLEX 3D である.実験に用いたステレオ内視鏡 画像の一例を図1に示す.また、図1から時間 的に連続したステレオ内視鏡画像1枚,5枚, 30枚を利用して形状復元を試みた結果を図2に 示す.正面から見た復元結果を比較すると,1枚 の画像から復元した結果では中央部に復元点 の存在しない大きな穴が存在するが、5枚や30 枚からの復元結果においては穴が埋まりより 密な復元がなされていることが分かる.また, 30 枚のステレオ内視鏡画像を用いた場合,より 広域にわたって形状復元されていることが確 認できる.しかし、復元結果の断面図を比較す ると、5 枚の画像から復元した点群の厚み(図



図 1 実験に用いたステレオ内視鏡画像

2,赤矢印)が約3mmであるのに対し,30枚の 画像から復元した点群の厚み(図2,赤矢印)は 約6mmとなった.これは,フレーム間毎に推定 したカメラ姿勢行列の誤差が原因であると考 えられる.推定精度は特徴点追跡の精度に起因 するため,今後はより高精度な特徴点追跡手法 の開発もしくは推定したカメラ姿勢変化行列 の最適化処理の検討が必要であると考えられ る.

4. むすび

本稿では、時間的に連続した複数のステレオ 内視鏡画像を用いた臓器表面形状復元手法を 検討した.複数のステレオ内視鏡画像を用いる ことでより密な臓器表面形状が復元されるこ とを確認した.今後の課題として、より高精度 なカメラ姿勢変化推定のための特徴点追跡手 法の検討やカメラ姿勢変化行列の推定誤差を 軽減する処理の導入、手術画像を用いた評価な どが挙げられる.

謝辞

日頃から熱心に御討論頂く名古屋大学森研 究室の諸氏に感謝する.本研究の一部は,AMED 研究費「革新的がん医療実用化研究事業」,文科 省 JSPS 科研費 26108006,26560255,25242047, 17H00869 によった.

利益相反の有無なし

文 献

[1] Röhl S, Bodenstedt S, Suwelack S et al: Dense GPU-enhanced surface reconstruction from stereo endoscopic



図 2 提案手法による復元結果.復元結果を正面から見た図と,正面から見た図内部に示した赤点線による断面図を示す.赤矢印は点群の厚みを意味する.

images for intraoperative registration. MedPhys **39**(3): 1632-1645, 2012

- [2] 柴田睦実,林雄一郎,小田昌宏,他:腹 腔鏡下手術ナビゲーションシステムの ためのステレオ内視鏡画像からの臓器 形状復元の定量評価.信学技報,MI 116(160): 7-12, 2016
- [3] Bouguet J-Y: Pyramidal implementation of the Lucas Kanade feature tracker description of the algorithm. Intel Corporation, OpenCV Documents, 1999

A preliminary Study on Organ Surface Reconstruction from

Stereo Laparoscopic Images Using Multiple Frames

Mutsumi SHIBATA*1, Yuichiro HAYASHI*2,

Masahiro ODA*2, Kazunari MISAWA*3, and Kensaku MORI*2, 4

*1 Graduate School of Information Science, Nagoya University,

*2 Graduate School of Informatics, Nagoya University,

*3 Aichi Cancer Center Hospital,

*4 Information Technology Center, Nagoya University

In this paper, we report a method of organ surface reconstruction from stereo laparoscopic images using multiple frames. We have developed a shape reconstruction method using one pair of stereo laparoscopic images for laparoscopic surgery navigation. Our goal is to perform an accurate CT-sensor coordinates registration using reconstructed organ surface for laparoscopic images. However, reconstructed organ surface had several holes of the areas showny specular reflection, shadow, and few textureless on the laparoscopic images. This paper proposes an organ surface reconstruction method from stereo laparoscopic images using multiple frames to perform dense organ surface reconstruction. In the proposed method, we estimate a camera pose change between two consecutive frames. The organ surface are reconstructed in each frame. And we integrate the reconstructed point clouds from each frames using the estimated camera pose change. We have tested our method using stereo laparoscopic images of a stomach phantom and achieved dense reconstruction result of the organ surface.

Key words: laparoscopic image, stereo laparoscope, surface reconstruction

カメラ付きトロカールのための

トラッキングを融合したモザイキング手法

高田 知里^{*1} 鈴木 敏之^{*2} Ahmed Afifi^{*3} 中口 俊哉^{*4}

要旨

腹腔鏡下手術の問題点である視野の狭さを補うために、鉗子の挿入口を確保するトロカールに格納・展開 機構を有するカメラを取り付けたカメラ付きトロカールが提案された.本研究では、カメラ付きトロカー ルから得られる複数視点の腹腔内映像に対してモザイキングを行い、開腹手術のような広い視野のパノラ マ映像の提示を目的とする.鉗子操作によって視点方向が大きく変化するというカメラ付きトロカールの 特徴を考慮し、単眼トラッキングを融合したパノラマ映像作成手法の提案および内視鏡映像を用いた性能 評価を行った.従来のモザイキング手法と比較して提案手法は処理速度が向上し、カメラ映像間重複領域 減少時のロバスト性が改善することを確認した.更に、提案手法の問題点であるトラッキング蓄積誤差の 改善に取り組んだ.腹腔内撮影映像に対する前処理やオプティカルフローベクトルを利用した誤検出除去 を行うことで、提案手法の精度向上を得た.

キーワード:腹腔鏡手術、カメラ付きトロカール、トラッキング、モザイキング

1. はじめに

低侵襲手術分野の一種である腹腔鏡下手術 は、手術創および術後の痛みが小さく、早期 退院・社会復帰が可能であるなど従来の開腹 手術に比べて患者の負担が少ない利点がある 一方で、術者にとっては視野が狭く、難易度 が高いという欠点がある.また、近年多数発 生した医療事故に対する懸念から、腹腔鏡下 手術の安全性の向上が強く求められている.

この解決策の一つとして,腹腔鏡下手術の

*1 千葉大学大学院融合理工学府基幹工 学専攻医工学コース

〔〒263-8522 千葉市稲毛区弥生町 1-33〕 e-mail: takadachisato@chiba-u.jp

*2 千葉大学大学院工学研究科人工シス テム科学専攻メディカルシステムコース
*3 Faculty of Computers and Information, Menoufia University

*4 千葉大学フロンティア医工学センタ

利点である低侵襲性を維持したまま,開腹手 術のような広い視野の実現が望まれている. 現在の腹腔鏡下手術では,図1のように単視 点の映像をモニターに表示する術式が主流で あり,広い視野を得るためには腹腔鏡以外の 新たな視点から腹腔内を観察する必要がある. そこで,鉗子の挿入口であるポートを確保す るトロカールに,図2に示すような格納展開 の機構を有する小型カメラを取り付けたカメ ラ付きトロカールの研究開発が進められてい る[1].これにより,腹腔鏡下手術の利点であ る低侵襲性を維持したまま,複数視点の腹腔 内映像を得ることが可能となる.



図1 腹腔鏡下手術



(a) 格納した状態(b) 展開した状態図 2 カメラ付きトロカール

本研究では,腹腔鏡下手術において2個の カメラ付きトロカールをそれぞれポートに設 置した状況を想定し,多視点の映像に対して モザイキングを行い,開腹手術のような広い 視野のパノラマ映像を取得することを目的と する.

一般にモザイキングを用いるパノラマ合 成処理では、カメラで撮影した映像間のオー バーラップが常に存在している必要がある. しかしカメラ付きトロカールは鉗子の術者操 作に応じてカメラ方向が変化するため, 互い の映像間に十分なオーバーラップが常に存在 するとは限らない. そこで、単一映像内の被 写体の動きを追跡するトラッキングとモザイ キングを融合することで、カメラ映像間のオ ーバーラップの有無に依存しないパノラマ合 成を実現する手法が提案された[2]. トラッキ ングを導入することで、従来のモザイキング 手法より計算コストを削減することが出来た が、トラッキング精度向上の必要性が示唆さ れた. そのため、本研究では前処理として鮮 鋭化フィルタを利用した画像強調手法,およ び最適なオプティカルフロー選択手法の導入 を行った.

2. 提案手法

2.1. 提案モザイキング手法

カメラ2台を用いてモザイキング及びトラ ッキングを行い、パノラマ画像を作成するア ルゴリズムの流れを図3に示す.まず、カメ ラ1およびカメラ2それぞれから初期フレー ムを取得し、SURF(Speeded Up Robust Features)[3]特徴点抽出を行う.抽出された特 徴点のマッチングをとり、カメラ間ホモグラ フィ行列 Hpanoを計算し、初期パノラマ画像 を作成する.次に、カメラ1およびカメラ2 それぞれにおいてフレーム取得、特徴点抽出 およびトラッキング、前後フレーム間ホモグ ラフィ行列 H₁, H₂の算出を行う.なお、本手 法で用いているトラッキングは、特徴点検出 にGFTT(Good Features To Track)[4],オプティ カルフローに Pyramidal Lucas-Kanade Optical Flow[5]を利用している.ここで取得したカメ ラ1およびカメラ2それぞれの前後フレーム 間ホモグラフィ行列 H₁,H₂と初期フレームで 取得したホモグラフィ行列 H_{pano}を式(1)のよ うに合成し、得られた新しい行列 Hを用いて パノラマ画像を作成する.

$$\mathbf{H} = \mathbf{H}_{1} \times \mathbf{H}_{\text{nano}} \times \mathbf{H}_{2}^{-1} \tag{1}$$

画像間に十分なオーバーラップがあるなら ば、さらに正確なパノラマ画像を得るために、 オーバーラップ領域に対して特徴点の抽出、 マッチング、Hpano更新というモザイキングを 用いた更新処理を行う.モザイキングを用い た更新処理の実施条件を以下に示す.

(a)オーバーラップの大きさが200 ピクセル以上である場合

(b)前回更新したフレームから累積で 10 ピクセル以上カメラが移動している場合

(c)前回更新したフレームから 10 フレーム経過している場合

この条件のうち,(a)と(b)を同時に満たす場 合,あるいは(a)と(c)を同時に満たす場合のみ にモザイキングを用いた更新処理を行う.得 られたパノラマ画像を表示した後,再びフレ ームを取得し計算を行うというループを繰り 返す.

この手法を用いることによって図4のよう にカメラぞれぞれでフレーム前後間の特徴点 検出および時間的なトラッキングを行い,空 間的なオーバーラップ領域のサイズに依存し ないパノラマ合成を行うことができる.また, カメラ間にオーバーラップがある場合にはモ ザイキングを利用してさらに正確なパノラマ 合成画像を得ることができる.


2.2. 鮮鋭化処理

術中に撮影された映像では,ノイズやぼや けが存在する領域があるため,通常の撮影環 境と比較すると,特徴点数が減少する可能性 がある.この問題を解決するために,腹腔内 映像に対して鮮鋭化の画像処理を行うことで, 血管や内臓の組織構造の強調を試みた.

今回は鮮鋭化フィルタ[6]と DoG フィルタ [7]を利用し, それぞれの結果の比較を行った.

$$\begin{bmatrix} -c/9 & -c/9 & -c/9 \\ -c/9 & 1+8c/9 & -c/9 \\ -c/9 & -c/9 & -c/9 \end{bmatrix}$$
(2)

式(2)のように定義される鮮鋭化フィルタは, 画像のエッジを検出するラプラシアンフィル タの結果画像を元画像に重ね合わせるもので あり, c は鮮鋭化の強度を示している. DoG フィルタ [16]は, LoG フィルタの近似モデル であり, DoG 画像は異なる σ の平滑化画像の 差分を用いて生成される. このフィルタをエ ッジ強調に利用するために,式(3)を用いて元 画像に DoG 画像の重ね合わせを行う.ここで,

I(x)は元画像, $S_{\sigma_{k,p}}(x)$ はエッジ強調画像,

 $D_{\sigma^k}(x)$ は DoG 画像, p は鮮鋭化のパラメー

タを示す. $G_{\sigma}(x) \ge G_{k\sigma}(x)$ は Gaussian フィル

タによる平滑化画像であり、 $\sigma \geq k$ 倍の $\sigma \in r$ 用いることで異なる平滑度合いの画像を生成する.

$$S_{\sigma,k,p}(x) = I(x) + pD_{\sigma,k}(x)$$

= $I(x) + p(G_{\sigma}(x) - G_{k\sigma}(x))$ (3)

2.3. フローベクトル選択処理

適切なオプティカルフロー選択手法とし て、フローベクトルの方向と大きさを利用し た手法、及びフレーム周辺部のフローベクト ルを除去する手法を提案する.



図5 ベクトル方向と大きさを利用した手法



図6フレーム周辺部を除去する手法

フローベクトルの方向と大きさを利用した手 法の概略を図5に示す.フローベクトルFを 式(4)と定義する.トロカールカメラによって 撮影された映像の幅をW,高さをHとし,式 (5)を満たすフローベクトルF(図5に示す赤 いベクトル)をはじめに除去する.これは,非 常に大きいオプティカルフロー値を除くため である.

$$\mathbf{F} = \left(F_x, F_y\right) \tag{4}$$

$$|F_x| \ge \frac{1}{4} \mathbf{W} \quad or \quad |F_y| \ge \frac{1}{4} \mathbf{H}$$
 (5)

次に、ベクトルの方向及び大きさの平均と標 準偏差を求める.フローベクトルの方向 \mathbf{F}_a を 式(6)と定義する.ベクトル方向の平均を $\overline{\mathbf{F}}_a$ 、 標準偏差を $\sigma_{\mathbf{F}_a}$ とおく.ベクトルの大きさを $|\mathbf{F}|$ 、平均を $\overline{|\mathbf{F}|}$ 、標準偏差を $\sigma_{|\mathbf{F}|}$ とおく.式(7) または式(8)の条件を満たすベクトル(図 5 に 示す緑色のベクトル)を除外する.これにより、

$$\mathbf{F}_{a} = \tan^{-1} \left(\frac{F_{y}}{F_{x}} \right) \left(-\pi \leq \mathbf{F}_{a} < \pi \right)$$
(6)

全体の平均に近いベクトルのみを選択する.

$$\left|\mathbf{F}_{a}-\overline{\mathbf{F}_{a}}\right|\geq\sigma_{\mathbf{F}_{a}}\tag{7}$$

$$\left\|\mathbf{F}\right| - \overline{\left|\mathbf{F}\right|} \ge \sigma_{|\mathbf{F}|} \tag{8}$$

フレーム周辺部を除去する手法では,図6の ようにフレームの縁に近い部分ではオプティ カルフローの計算を行わない.除去領域の割 合を示すパラメータをmと設定すると,フレ ームの縁から縦m×H,横m×Wの距離であ る領域となり,誤差が大きくなりやすいと考 えられる周辺部のベクトルを除去する.

3. 実験

1 つ目の実験として、トロカールカメラで 撮影した腹腔内の映像に対して鮮鋭化および



前処理なし 鮮鋭化 Dot 図 8 前処理別特徴点抽出結果

DoG フィルタによる前処理を行い,GFTT に よって得られた特徴点数の比較を行った.今 回の実験では,それぞれのパラメータを $c = 6.0, \sigma = 3.0, k = 2.0, p = 5.0$ と設定した.

図7にフレーム毎の特徴点推移結果を示す. 前処理を行わない場合と比べると、鮮鋭化や DoG の処理を行うことによって特徴点数が 増加することが確認できた. それぞれの手法 において抽出された特徴点を図8に示す.黄 色はホモグラフィ行列推定に実際に用いられ たインライアの点,青色はアウトライアとし て除去された点である. 鮮鋭化処理によって 血管等の特徴点抽出数が増加しているが、ア ウトライアの点も増加している. DoG も同様 に全体的な特徴点数が増加しているが、本来 は特徴点が抽出されないと考えられる映像の 暗い領域においても特徴点が抽出されてしま っている.このため、特徴点数を増加させる だけではなく、適切な特徴点を選択する必要 があると考えられる.





(b) オーバーラップ量 30% 図 11 従来の提案モザイキング結果

2つ目の実験として、フローベクトル選択 手法を[2]で提案されたモザイキング手法へ 導入し、導入前後の誤差量の比較を行った. パラメータはm=0.05と設定した.評価用動 画として, 腹腔鏡 Striker1188HD で撮影され た解像度 1280×720 の映像から 2 つのカメラ 視点を想定した 640×480 の矩形 V1, V2を切 り出した.実際の手術での状況を考慮し,図 9のようにオーバーラップの大きさが 50%か ら0%まで徐々に小さくなるように矩形を平 行移動させた.図 10 はオーバーラップ量 40% の場合の V1, V2 である. 図 11(a)と図 11(b)は オーバーラップ量が40%の場合と30%の場合 の従来の提案モザイキング手法結果を示す. この結果から、オーバーラップの大きさが減 少するとモザイキング精度が低下することが 示唆された.

フローベクトル選択手法を提案モザイキン グ手法への導入前後の誤差量推移の比較結果 を図 12 に示す.図 13 は,オーバーラップ量 が約 7%である 1400 フレーム目でのモザイキ ング結果であり,(a)はフローベクトル選択手 法導入前,(b)は導入後である.適切なオプテ





(a) フローベクトル選択手法導入前



(b) フローベクトル選択手法導入後図 13 オーバーラップ量 7%時モザイキング結果

ィカルフローベクトルを選択することで,オ ーバーラップが減少した場合のトラッキング 精度が向上したため,モザイキング誤差が平 均 20%減少するという改善を確認した.フレ ームレートは,導入前が 21.4fps,導入後が 20.6fps となった.

4. まとめ

腹腔鏡下手術におけるカメラ付きトロカー ルの使用を想定し、トラッキングを融合した モザイキング手法が提案されている.開腹手 術のような広い視野の映像を高速かつ正確に 構築することを目的とし、2 つの改善を行っ た.1 つ目の改善として、ラプラシアンを利 用した鮮鋭化フィルタと DoG フィルタを前 処理としてトロカール映像に適用し、特徴点 数の増加を図った.2 つ目の改善として、フ ローベクトルの大きさや範囲を利用した選択 手法を導入することで、トラッキング精度が 向上し、従来の提案モザイキング手法と比較 するとより正確な出力結果が得られた.

利益相反の有無

なし

文 献

- Okubo T, Nakaguchi T, Hayashi H, Tsumura N: Abdominal View Expansion by Retractable Camera, Journal of Signal Processing, Volume 15, Issue 4: 311–314, 2011
- [2] Takada C, Suzuki T, Afifi Α, Nakaguchi T: Hybrid Tracking and Matching Algorithm for Mosaicking Multiple Surgical Views, International Workshop on Computer-Assisted and Robotic Endoscopy, pp.24-35, 2016
- Bay H, Tuytelaars T, Gool L.V.: SURF: Speeded Up Robust Features, Computer Vision, ECCV2006, LNCS, Volume 3951: 404-417, 2006

- [4] Shi J, Tomasi C: Good features to track,9th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.593–600, 1994.
- [5] Bouguet J: Pyramidal implementation of the Lucas Kanade feature tracker: description of the algorithm, Intel Corporation Microprocessor Research Labs, 2000.
- [6] Gonzalez R. C, Woods R.E: Digital image processing 2, 2007
- [7] WinnemöLler H, Kyprianidis J.E,
 Olsen S.C: XDoG: an extended difference-of-Gaussians compendium including advanced image stylization,
 Computers & Graphics, volume 36, Issue 6: 740-753, 2012

An Enhanced Hybrid Tracking-Mosaicking Approach for Surgical View Expansion

Chisato TAKADA^{*1}, Toshiyuki SUZUKI^{*2}, Afifi AHMED^{*3}, Toshiya NAKAGUCHI^{*4}

*1 School of Engineering, Chiba University

*2 Faculty of Engineering, Chiba University

*3 Faculty of Computers and Information, Menoufia University

*4 Center of Frontier Medical Engineering, Chiba University

The aim of this work is to overcome the narrow surgical field of view problem in minimally invasive surgery. We achieve this by combining multiple views of the camera-retractable trocar which can obtain surgical viewpoints different from laparoscopic view. However, the accuracy and time are essential factors in this process. Therefore, we tend to improve the accuracy of a hybrid tracking-mosaicking approach which can combine several views at high speed. Two improvements are presented and analyzed here. The first improvement utilizes two sharping methodologies to enhance the image quality. This enhancement, in turn, improves the interest point extraction process and increases the number of extracted points. In the second enhancement, the tracking accuracy is improved by applying a filtering methodology to select the set of valid flow vectors only. This process reduces the tracking error which may accumulate during tracking. The experimental evaluation, shows that these improvements enhance the final mosaicking accuracy and allows us to construct a more accurate expanded view.

Key words: Image-Guided Laparoscopic Surgery, Camera-retractable Trocar, Tracking and Mosaicking

人工的な学習画像を用いた

転移性肝がん検出のための病変埋め込み法の検討

小西 孝明*1 道満 恵介*1 縄野 繁*2 目加田 慶人*1

要旨

現在, 肝がんの読影は複数の医師の目視でなされており, 読影医の負担となっている. そのため, 機械学 習等を用いた読影支援が望まれている. 機械学習において, 一般に多くの症例画像が必要となるが, 大量 に集めることは困難である. そこで我々は, 症例不足を補うことを目的とし, 健常症例に対して病変を埋 め込むことで人工的に症例画像を生成することに取り組んできた. 本論文では, 多様な見えの人工病変画 像を生成し, CNN の性能向上に有効な画像の生成法を提案する. 様々な大きさやコントラストの病変を, 様々な位置に埋め込んで生成し, 学習データとして実病変画像と併用することで, 構築した CNN の検出精 度を調査した. その結果, 従来手法より精度が向上することを確認した.

キーワード:CT 画像,深層学習,コンピュータ診断支援,画像生成

1. はじめに

肝がんを始めとする様々な病気の多くは、専 門の知識や経験を持った読影医の目視により 診断がなされており、読影医の負担が増加して いる.そのため、読影医の負担を軽減するため に、機械学習等を用いた病変検出支援システム が求められている.

これに対して我々は、CNN(Convolutional Neural Network)を用いて,腹部 CT 画像から転 移性肝がんを検出する手法を提案してきた[1]. CNN の学習においては多くの学習画像を必要 とするため、文献[1]では 健常者 CT 画像に対 して,Poisson Blending 法[2]を用いて実病変画像 を合成することでデータの拡充を図った.これ により、検出率の向上及び誤検出の削減が可能 であることを示した.しかし、これらの埋め込

*1 中京大学 大学院情報科学研究科
〔〒470-0393 豊田市貝津町床立 101〕
e-mail: konishi.t@md.sist.chukyo-u.ac.jp
e-mail: kdoman@sist.chukyo-u.ac.jp
e-mail: y-mekada@sist.chukyo-u.ac.jp
*2 国際医療福祉大学三田病院
e-mail: snawano@iuhw.ac.jp

み手法では実病変画像を合成しているだけで あるため、肝がんの様々な形状に対応できない という問題があった.

そこで本論文では, 肝がん形状に対応した人 工画像を生成するため, 転移性肝がんの濃度分 布に着目した手法を提案する. 門脈層において, 病変部は肝臓の濃度値より低く球形に近い形 状をとるが,病変の発生位置によって, 形状が 変化する. これらの性質を用いて,健常者 CT 画 像に対して様々な病変を生成する. 生成した病 変画像を用いて 2 次元断面画像を入力とする CNN(以下 2D-CNN)及び3次元に拡張した CNN (以下 3D-CNN)による病変検出器を構築する. 本手法を実際の CT 画像に対して適用したとき の検出結果について報告する.

2. 提案手法

提案手法の処理手順を図2に示す.本手法は, 学習段階と検出段階で構成され,それぞれにおいて入力画像を門脈層の腹部 CT 画像を用いている.以下,これらの処理手順について述べる.

2.1. 学習段階

CNN では過学習の抑制のために大量の学習 画像が必要となることから,学習画像を十分に 用意すること重要である.このため,2通りの



図1 提案手法

Data Augmentation をおこなった.

第一に,従来研究における, Poisson Blending 法を用いた健常者 CT 画像に対しての病変部の 埋め込みである[1].様々な位置に埋め込むこと で,肝臓内の病変の発生位置による様々な見え のデータを拡充する.このとき生成した病変画 像を図 2 (a) に示す.

第二に, 肝がんの濃度分布に基づく病変画像 生成である. 肝がんの形状を球形と仮定し, 位 置**x**0を中心に半径r0の病変を埋め込むときに, 位置xの画素値g(x)は次の式で与えられる.

$$g(\mathbf{x}) = f(\mathbf{x}) - \frac{\kappa}{1 + \exp(r - n(\mathbf{x}))h(\mathbf{x})}$$
(1)

$$n(\mathbf{x}) = r_0 + N(0, \sigma_1^2)$$
(2)

$$h(\mathbf{x}) = \lambda + N(0, \sigma_2^{2}) \tag{3}$$

ただし、 $f(\mathbf{x})$ は埋め込む対象の健常者 CT 画像 の位置 \mathbf{x} での画素値、kは病変のコントラストを 定めるパラメータであり、 $r = ||\mathbf{x} - \mathbf{x}_0||$ である. $n(\mathbf{x})$ は球の径方向の形状のばらつき、 $h(\mathbf{x})$ は辺 縁での濃度変化の急峻さのばらつきを表すた めの関数で、それぞれ定数 r_0 と λ に平均 0、分散 が σ_1^2 及び σ_2^2 である正規乱数を加えたものであ る. このとき生成した画像を図 2 (b) に示す.

以上の手法で生成した画像及び実病変画像 を CNN での学習のために,切り出しをおこな う.2D-CNN では,図1(a)に示す,32×32 pixel の断面画像とし,背景画像は同図(b)に示すよ うに,肝臓内の任意の領域を用いる.同様にし て,3D-CNN では,32×32×20 で切り出し,学 習に用いる.この際の CNN のネットワーク構 造として,VGG[3]ベースの8層構造のモデルを 用いる.本論文での提案手法では,実病変とこ



(a) 転移性肝がん(b) 非肝がん図3 学習画像

表1 学習に使用するデータセット(実:実病変, 合:実病変の合成画像,生:人工的生成画像)

王洪 データ		肝がん			非肝
于伝	9-9	実	合	生	がん
2D-	学習	54	2,751	2,751	4,422
CNN	テスト	177	_	_	1,104
3D-	学習	18	917	917	1,474
CNN	テスト	59	—		368

れら二つの Data Augmentation 法で生成した画 像すべてを学習データとして利用することと する.

2.1. 検出段階

本手法では、2D-CNN による候補領域検出と 3D-CNN による過検出の抑制からなる.2D-CNN では肝臓領域内をラスタスキャンし、肝がん候 補領域を得る.得られた検出窓を Mean Shift[4] によって統合する.統合された3次元的な検出 窓に対して、3D-CNN により識別することで、 最終的な出力結果を得る.

3. 実験

前節で述べた手法を用いて,病変を含む症例 に対しての有効性を評価した.以降,学習デー タ,学習結果,検出結果,考察について述べる. なお,学習データは日本医用画像工学会 CAD コ ンテストで配布されたものを利用した.

3.1. データセット

学習に使用する画像数を表1に示す.これら の学習データは、埋め込みによる有効性の評価 のため、一般に行われる回転や平行移動といっ

毛法	正解率		
J-14	2D-CNN	3D-CNN	
実病変のみ	0.82	0.80	
実病変+合成	0.86	0.90	
実病変+生成	0.89	0.89	
実病変+合成+生成	0.91	0.94	

表2 各手法における識別率

表3 各手法における検出精度

手法	検出率	誤検出率
実病変のみ	0.67	1.80
実病変+合成	0.71	0.80
実病変+生成	0.81	1.20
実病変+合成+生成	0.86	0.75

た Data Augmentation による画像生成はしてい ない. なお,式(1)におけるパラメータは 60 < k< $80, 6 < r_0 < 14, 0.8 < \sigma_1 < 1.2, 0.2 < \sigma_2 < 0.4$ の範囲 の一様乱数で与えた.

3.2. 学習結果

学習に用いるデータごとの 2D-CNN 及び 3D-CNN の正解率を表 2 に示す.比較手法として, 実病変のみで学習した手法,実病変に加えて Poisson Blending 法により実病変を合成した人 工病変で学習した手法,実病変に加えて肝がん の濃度分布に基づいて人工的に生成した病変 を用いて学習した手法を採用した.この表から 提案手法が最も高い正解率となっていること がわかる.また,少数の実病変のみでの学習で は,精度の良い学習モデルの構築は難しく,人 工的な病変生成が有効であると言える.

3.3. 検出結果

検出器の構築に利用しなかった 20 症例に対 する検出結果を表 3 に示す. 表 3 では,検出 率及び誤検出率の平均を表している.検出器構 築時と同様に,埋め込み病変及び人工的生成画 像を利用することの有効性が確認できる.

3.4. 考察

提案手法を用いることにより,図3(a)に示 すように肝がん領域を正しく検出できている ことがわかる.しかし,同図(b)に示すように, 肝がんと肝臓のコントラストが小さい場合に,



未検出となった.これは,病変生成の際に、コ ンラストが極端に小さいものを生成できてい ないためと考えられる.どの程度のコントラス トが小さい病変が対象となりうるのかを検討 し,病変生成のパラメータに反映する必要があ ると考えられる.

4. まとめ

本論文では、転移性肝がんの検出支援のため に、2D-CNN 及び 3D-CNN を用いた検出手法を 提案した. CNN による学習の際に、実際の病 変に加えて Poisson Blending 法及び実病変の濃 度分布に基づく画像生成をおこなった画像を 利用することで、検出精度が向上することを確 認した. 今後の課題として、生成モデルの高度 化、CNN のネットワーク構造の改善、検出手法 の改善などが考えられる.

謝辞

本研究の一部は,日本学術振興会科研費補助 金および中京大学特定研究助成の援助による. 利益相反の有無

利金相区の有悪

なし

文 献

- 小西他,"人工的な病変画像を用いた 3D-CNN による転移性肝がん検出",電子情報 通信学会 医用画像研究会(MI)技術研究報
 告, vol.116, no.393, pp.21-22, Jan. 2017
- [2] P. Pérez, M. Gangnet, A. Blake, "Poisson Image Editing", ACM Special Interest Group on Computer 2003, pp.27-31, July 2003.
- [3] K. Simonyan at al. "Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition", ICLR, May. 2015.
- [4] Y. Cheng, "Mean shift, mode seeking, and clustering", IEEE TPAMI, vol.17, no.8, pp.790-799, Aug. 1995.

A study on lesion image synthesis

for metastatic liver cancer detection using artificial training images

Takaaki KONISHI^{*1}, Keisuke DOMAN^{*1}, Shigeru NAWANO^{*2}, Yoshito MEKADA^{*1}

*1 Graduate School of Computer and Cognitive Sciences, Chukyo University*2 International University of Health and Welfare Mita Hospital

The interpretation of liver cancer is visually performed by doctor, which takes much time. Although one of the solutions is to detect the cancer lesion by using a machine learning technique, it requires a massive number of training samples. We thus aim to develop a method to synthesize various artificial cancer images by overlaying real cancer legion on CT images obtained from normal subjects. The method proposed in this paper is for lesion image synthesis considering the size, the shape and the contrast of liver cancer lesion. The synthesized images are used together with real images in order to construct an accurate cancer detector. We evaluated the proposed method through experiments, and confirmed the effectiveness of the proposed method.

Key words: CT image, Deep Learning, Computer Aided Diagnosis, Generating Images

乳がんを対象とした新しい人工石灰化陰影の作成と 実症例を全く用いない CAD 開発手法の有効性検証

安倍 和弥*1 武尾 英哉*1 永井 優一*2

黒木 嘉典*3 縄野 繁*4

要旨

CAD開発における症例画像の不足を補うことを目的に,病変の存在しない画像に腫瘍等の病変を埋め込み, 人工的に症例画像を作成する取り組みが行われている.これまで筆者らは,肝腫瘍や乳がん腫瘤影を対象 に人工症例画像の作成と CAD 開発への適用を行い,その有効性を示してきた.しかし,これまでは 50% 以上人工症例を CAD 開発の学習データとして用いると,未知データに対しての判別性能が本物だけで学習 したものに比べて若干劣ってしまう傾向であった.

本研究では、人工症例画像の更なる他部位への応用と人工症例のみでの高性能な判別器開発を目的とし、 新たな対象として乳がん石灰化に着目して有効性検証を行った.石灰化は、これまでの肝腫瘍や乳がん腫 瘤影とは大きく特徴が異なるため、新たな作成手法を開発した.この手法により作成した人工症例を CAD 開発に用いた結果、100%人工症例での学習による判別器において本物だけで開発したものと同性能の検出 結果が得られた.

キーワード:乳がん,人工石灰化陰影,学習データ,CAD 開発

1. はじめに

近年,医療の現場ではCTやMRIなど撮影 装置の高精細化により生成される医用画像の 量が増大している.撮影される画像の枚数は 患者一人あたり数百枚にもおよび,それを読 影する医師の負担も急増している.そのため 診断の補助を行うコンピュータ画像支援診断

(Computer Aided Diagnosis/Detection : CAD) の開発が非常に重要視されている.

*1 神奈川工科大学工学部電気電子情報 工学科

〔〒243-0292 厚木市下荻野 1030〕

e-mail: abex0930@ele.kanagawa-it.ac.jp

- *2 東埼玉病院
- *3 新村病院
- *4 国際医療福祉大学三田病院

CAD システムの開発においては、サンプルデ ータの不足が長い間、問題とされてきた[1]. システムの有効性を示すためには多くの臨床 画像を使う必要性があるが、プライバシの配 慮などにより症例画像の入手が困難になって いる.

そこで現在, CT 画像やマンモグラフィ画 像において,既存のサンプルデータからの腫 瘍の埋め込みを行い,腫瘍の存在する CT 画 像を人工的に作成する研究が行われている [2].この研究は,実症例と全く見分けがつか ない人工腫瘍の作成方法を確立し,大きさ, 形,コントラストを変更しながら,無数に人 工腫瘍を含む模擬的な症例画像を生成するこ とによって,CAD システムの開発におけるサ ンプルデータ数を補完することを目的として いる. 対象は異なるもののサンプル不足を補う研 究として重本らの結節および血管のモデルを 作り、学習データとして利用する手法[3]な どがあるが、本手法は人工物を作るのではな く、実腫瘍を埋め込むことで画像を作成する 手法であるため、前述の手法に比べより実症 例に近い画像を作成することが可能である.

同様の研究では、他分野ではあるものの村 瀬らの生成型学習により学習パターンを既存 データから補完する手法[4]などが提案され ており、サンプル不足を補う手法として一定 の評価を得ている. 医用画像処理分野におい ても同様にサンプル不足を補う手法として CAD システムの開発への有効性が期待でき る.

なお我々の調べた限りにおいては,海外で は同様の研究は行われていない.

これまで筆者らは, 肝腫瘍や乳がん腫瘤影 を対象に人工症例画像の作成と CAD 開発へ の適用を行い[5], その有効性を示してきた. しかし,これまでは 50%以上人工症例を CAD 開発の学習データとして用いると, 未知デー タに対しての判別性能が本物だけで学習した ものに比べて若干劣ってしまう傾向であった.

本論文では,新たな対象として乳がん石灰 化に着目し,実症例を使用せず 100%人工症 例を用いた CAD 開発手法を提案する.石灰 化は画像信号上ではパルス状に見えるもので あり,過去の肝腫瘍などと比べると特徴量の 算出が容易である点,埋め込みにあたり腫瘤 影などと異なり元となる病変の形状情報を抜 き出し易い点などから 100%人工症例でも従 来と同等の検出性能を期待できる.

乳がん石灰化の実症例より石灰化を埋め込 み人工症例画像を作成する.人工症例画像の 作成は過去 JAMIT CAD コンテスト 2013[2] にて初めて行われた.その際の対象は肝腫瘍 であった.おもな合成手法としてはαブレン ディング[6]が挙げられる.これはかなり完成 度の高いものであるが,腫瘍境界部で平滑化 処理をするため,そこで違和感が発生してし まうことが多かった.もう一つの手法として はポアソンブレンディング[7,8]がある.こ れも完成度の高いものであるが、ベースとな る画像の輝度値の影響を受けて形や明るさに 問題が発生することがあった.筆者らは乳が ん腫瘤への適応の際これらの手法を発展させ た処理を開発・使用した[5]が石灰化の埋め込 みに当たっては演算領域が極小すぎることに より違和感があるため使用できず新たな埋め 込み手法を開発した.その人工症例を用いて サポートベクタマシン (Support Vector Machine:SVM)による判別器を作成、別途 用意した未知データによる評価により CAD システムの開発に最適な学習データ作成法を 検証、その有効性を確認する.

本論文のポイントを以下に示す.

- 乳がん石灰化の人工症例の作成
- 2 100%人工症例のみを用いた SVM 機械学 習による判別器の設計.

本論では、2章・3章で乳がん石灰化検出 CAD に対する人工症例画像の検討・評価の結果を示 す.4章にて考察、5章にて本研究のまとめにつ いて述べる.

2. 手法

2.1 人工症例画像の作成

初めに本論にて実験に用いたマンモグラフィ画像について表1に示す.

画像サイズ		2370×1770 [pixel]
人工症例 画像作成用 データセット	6病院分,約 400例から無 作為に抽出	石灰化 120 例 埋め込み用 120 例
検証用 未知データ データセット	別途用意し た4病院分 を使用	石灰化 168 例

表1 使用したマンモグラフィ画像

人工症例画像の作成は実症例から抽出を行 い埋め込む手法とした.埋め込む石灰化はま ずしきい値処理を基に粗抽出を行う.この粗 抽出の画素値を基に濃度勾配を計算しながら 領域の拡張を行い,より正確な石灰化領域の 抽出を行う.これにより石灰化の輝点だけで なく,すそ野の情報まで取り込むことで本物 らしい人工症例が作成できる.

埋め込みは加算により合成を行った. 筆者 らの過去の手法であるポアソンブレンディン グ[5]も検討したが,石灰化は極小領域のため 不適合とした.



(c) 埋め込み先(d) 合成画像図1 石灰化の埋め込み概要図

2.2 乳がん石灰化検出 CAD の作成

2.2.1 石灰化候補領域の検出

石灰化候補領域の検出[9]は,基本的には一 般的な平滑化処理を行うことにより,パルス 状の突起が平滑化されるため,それと原画像 の差分をとることにより候補領域が検出でき る.しかし,単純な平滑化では乳腺などの線 状陰影も検出されてしまうため,直線構造要 素を用いたモフォロジ処理を用いて点状のパ ルス要素のみを検出する.

2.2.2 SVM 判別器の作成

判別器は LIVSVM[10]による機械学習によ り設計されたものを使用する.特徴量には, しきい値,最大輝度としきい値の差分, 閾値 体積総和,サイズの分散,濃度の分散,FFT 変換時のレスポンス特性の周波数および高周 波パワーの総和,8 方向の分散,腫瘍の最大 長の9種類を採用し,9次元のベクトル空間 にて判別を行った.学習においては TP 領域 を正サンプル,FP 領域を負サンプルとして学 習を行った. TP 領域, FP 領域の症例は, あ らかじめ用意した症例から無作為に必要数を 抽出し使用した. SVM の各種パラメータとし ては, C-SVM クラス分類器・POLY (多項式) カーネルを使用, C および gamma は 0.1 と設 定した.

3. 人工症例の乳がん石灰化 CAD への適用 3.1 乳がん石灰化の医師の評価

乳がん石灰化の人工症例は初めての試みで あったため、作成した画像5例と実症例5例 を混合した上で画像の評価を放射線科医2名 と放射線技師1名の計3名に評価を受けた. 評価結果を表2に示す.

実症例	医師 A	医師 B	技師
1	80	100	100
2	60	80	100
3	20	80	0
4	80	40	20
5	80	40	60
亚均	64	68	56
+-12)	63		
人工症例	医師 A	医師 B	技師
人工症例 1	医師 A 20	医師 B 60	技師 40
人工症例 1 2	医師 A 20 80	医師 B 60 40	技師 40 20
人工症例 1 2 3	医師 A 20 80 20	医師 B 60 40 40	技師 40 20 80
人工症例 1 2 3 4	医師 A 20 80 20 20	医師 B 60 40 40 40	技師 40 20 80 40
人工症例 1 2 3 4 5	医師 A 20 80 20 20 20	医師 B 60 40 40 40 40	技師 40 20 80 40 40
人工症例 1 2 3 4 5 亚均	医師 A 20 80 20 20 20 20 32	医師 B 60 40 40 40 40 40 48	技師 40 20 80 40 40 44

表2 医師らの評価結果

採点法は以前行われていた CAD コンテス トにのっとった形での採点法を利用した.採 点基準は,画像に対する採点者の確信度を数 値化したものである.採点は20点刻み,0~100 点での評価となっており,100に近いほど実 症例だと確信を持ったという評価である.評 価結果を見ると見破られてしまったといえる 結果であった.評価者の意見としては,石灰 化の良悪性の所見が混在している,辺縁の濃 度情報が今一つであるといったものであった. 良悪性の所見の混在とは、比較的丸く大きさ がそろっているといった良性所見の石灰化が、 乳管に沿った形で存在するという悪性に見ら れる部位にあるといった点から人工物と見破 ったという指摘である.今回の人工症例の作 成では元となった石灰化の良悪性はあまり考 慮せず、判別性能との兼ね合いを重視した結 果ではあるものの精度向上は重量な点である といえる.

3.2 CAD への適用結果

人工症例のみを用いた検出結果と,実症例 のみを用いた検出結果を表3に示す.なお, 判別器の機械学習には TP 例, FP 例とも 50 例ずつの計100 例を用いた.

CAD の学習法	TP 率	FP [個/image]
	[/0]	[间/mage]
実症例のみでの 判別器	91	0.30
人工症例のみでの 判別器	93	0.28

表 3 石灰化検出結果



図2 検出性能の FROC 曲線

表3よりTP率はともに90%以上であり, FPは一画像当たり0.3個以下という結果となった.現在の石灰化検出CADにおいては90% 台後半の検出率が一般的であるため,判別器 の性能がまだ物足りない結果ではあるが、人 工症例を用いた判別器での検出でも実症例と 同等の検出が可能であるという結果が得られ た.検出性能の FROC 曲線を図 2 に示す. FROC 曲線からも両判別器において同等の検 出性能が得られていることが確認できる.

4. 考察

3章の表3より,実症例のみのCADと人工 症例のみのCADはほぼ同等の性能であるこ とが確認できる.また図2のFORC曲線から も両判別器が同等の検出性能であることがわ かる.検出が行えなかった症例はどちらの判 別器においても同様のものであり,判別器の 学習データに対して特異な症例であったと考 えられる.また,ほぼ同等ではあるもののわ ずかに人工症例の結果が上回った.これは埋 め込みの際のわずかなエッジなどが形状の情 報に不確実さを与えた結果と考えられる.

本論での処理で検出結果が同等となった要 因は、石灰化の人工症例の作成に濃度勾配の 検出による石灰化の裾野の情報を取り込むこ とができたことがあげられる.パルス状であ る石灰化であるが、単純に閾値で検出するの に比べて埋め込みの際のエッジ付近のばらつ きが抑えられ、分散等の特徴量に寄与したも のである.

3.1 節の医師らの判定結果も照らし合わせ ると良悪性の所見や辺縁情報が今回の判別器 に用いた特徴量とかかわっておらず,結果と して良好な判別結果が得られたと考えられる. しかし,画像特徴だけでなく,医師の評価基 準を組み込んだ判別器を設計できれば,さら なる検出精度の向上の可能性も考えられる. 今後は,所見を基に新たな特徴を組み込んだ 判別器を作成しての検討も行う必要がある.

5. まとめ

本論では、人工症例画像の新たな適応先と して乳がん石灰化の検出 CAD への適用を行 った.また、従来の肝腫瘍や乳がん腫瘤とは 異なり 100%人工症例のみを使用しての CAD 開発を行い、実症例のみで設計した CAD と の性能比較を行った.その結果人工症例のみ を用いて実症例のみと同等の性能を持つ CADの開発が可能であることが確認できた.

しかし、本論にて作成した人工症例画像の 医師の評価結果は平均点で 20 点差という見 破られてしまったという結果であった. 良性 所見の石灰化が悪性所見に見られる部位にあ るといった点や辺縁情報が今一つであるとの 指摘があった.一方で, CAD 適応では良好な 結果であった. これは設計した検出 CAD は パルスの形状や輝度などを重視して検出を行 っているため、結果として検出性能が高かっ たと考えられる. 今回の問題点は, 医師に依 頼する際の評価基準と作成時の基準にずれが あったことである. 埋め込み場所等への言及 が主であり,技術的な問題というよりは技量 不足に起因するものであり検出 CAD に用い るという観点では問題はないという結果であ ったと考えられる. 今後は人工症例の精度と CAD 性能の関係について,引き続き検証を行 う必要がある.

本論での結果はあくまで今回開発した CAD アルゴリズムに限定したものであり,他 の CAD 処理において必ずしも本結果と同様 の有効性が得られるという保証はない.そこ で今後は異なった CAD アルゴリズムを使用 し,本論と同様な検出性能を得られるかどう かを検討していく必要がある.

利益相反の有無

利益相反 なし

文 献

- [1] 小畑秀文,安藤裕,鴛田栄二,他:医 療機器評価指標ガイドライン 画像診断 分野(コンピュータ診断支援装置)開発 WG報告書,平成21年度経済産業省委託 事業,2010
- [2] 北坂孝幸:第5回 JAMIT CAD コン テスト結果報告, JAMIT News Letter No.16: 5-11, 2014
- [3] 重本加奈恵, 滝沢穂高, 山本眞司:3 次元結節・血管モデルとテンプレートマ

ッチングを用いた胸部 X 線 CT 画像から の結節陰影の高速認識, Med Imag Tech 21(2): 147-156, 2003

- [4] 村瀬洋:画像認識のための生成型学習, 情報処理学会論文誌 46(SIG 15),:35-42, 2005
- [5] 安倍和弥,武尾英哉,黒木嘉典,他: 人工症例画像の CAD 開発への有効性検 証と客観的評価基準としての活用の提案, Med Imag Tech 35(2): 110-120, 2017
- [6] Perez, P., Gangnet, M. and Blake, A.:
 Poisson Image Editing, Proc. SIGGRAPH' 03: 313-318, 2003
- [7] Thomas, P., Tom, D.: Compositing digital images. ACM SIG-GRAPH Computer Graphics 18: 253-259, 1984
- [8] 宮岡伸一郎:画像の勾配空間フィルタリング,情報処理学会論文誌 52(2):901-909,2011
- [9] H. Takeo, K. Shimura, T. Imamura, at el. : Detection system of Clustered Microcalcifications on CR Mammogram, IEICE TRANS. INF. & SYST., Vol.E88-D, No.11, pp.2591-2601, 2005
- [10] LIBSVM -- A Library for Support Vector Machines : http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/

Making of new artificially calcified shadow for the breast cancer and effective inspection of the CAD development technique not to use a true case at all

Kazuya ABE*1, Hideya TAKEO*1, Yuuichi NAGAI*2, Yoshifumi KUROKI*3, Shigeru NAWANO*4

*1 Kanagawa Institute of Technology

*2 Higashisaitama National Hospital

*3 Niimura Hospital

*4 International University of Health and Welfare, Mita Hospital

Aiming to compensate for the lack of case images in Computer-Aided Diagnosis (CAD) development, efforts have been made to artificially create case images by embedding lesions (such as tumors) into lesion-free images. We performed an application to making and the CAD development of the artificial case images for a liver tumor and breast cancer masses and showed the effectiveness until now. However, the distinction performance for data unknown than the thing which I learned only with a genuine article was a tendency inferior to slightly when I used an artificial case as learning data of the CAD development more than 50%. In this study, we paid my attention to breast cancer calcification as a new object and, for the purpose of application to further other parts of the artificial case image and high-performance distinction device development only in an artificial case, inspected the effectiveness. This which developed new making technique for calcification is because a characteristic is greatly different from the conventional liver tumor and breast cancer mass shade. As a result of having used the artificial case that I made for CAD development, the distinction device using the artificial case images was about the same as a distinction device using the actual case images.

Key words: Breast cancer, artificially calcified shadow, machine learning, CAD development

マルチピンホール蛍光 X 線 CT によるマウス脳 in vivo イメージングのための物理ファントムを用いた基礎実験

大内 剛^{*1} Seo Seung-Jun^{*2} 笹谷 典太^{*1} 砂口 尚輝^{*3}

秦 建偉*1 兵藤 一行*4 銭谷 勉*5 Kim Jong-Ki*2 湯浅 哲也*1

要旨

本グループでは、¹²⁷I などの非放射性造影剤を用いるマルチピンホール型蛍光 X 線 CT (FXCT) を、治療 や創薬の前臨床的研究のための小動物 in vivo イメージングへ応用することを目指している。とくに、脳イ メージングの場合、関心部位は高吸収体である頭蓋骨に囲まれており、検出される光子数は制限される。 頭蓋骨の影響を検討するために、アルミニウム(Al)で外周を覆ったアクリル円筒および実際のマウス頭蓋骨 のそれぞれの内部に¹²⁷I 溶液を封入した 2 種類の物理ファントムを作製した。KEK の PFAR NE-7A に FXCT システムを構築し、撮像実験を行った結果、Al および頭蓋骨ファントムにおける¹²⁷I の最小検出濃度は、 それぞれ 0.1 mg/ml および 0.2 mg/ml であった。in vivo 脳計測のための最小検出濃度にはまだ不足している が、外部を高吸収体で覆われた被写体においても良好な 3 次元再構成画像を構築できることが示された。

キーワード: 蛍光 X 線 CT, マルチピンホール,小動物, in vivo 脳イメージング,非放射性造影剤,画像 再構成

1. はじめに

近年、遺伝子工学における動物ゲノム改変 技術が進み、病理学・創薬などの分野におい て、各種疾患モデル小動物を用い、病気の機 序解明や治療薬の開発を目的とした前臨床研 究が盛んに行われている。その際、対象とす

- *1 山形大学大学院理工学研究科 〔〒992-8510 米沢市城南4丁目 3-16〕 e-mail: tnd99694@st.yamagata-u.ac.jp
- *2 School of Medicine, Catholic University of Daegu
- *3 名古屋大学大学院医学系研究科
- *4 高エネルギー加速器研究機構物質構 造科学研究所
- *5 弘前大学大学院理工学研究科

る臓器や器官の機能情報の定量的評価には PET や SPECT などの放射性同位元素をトレ ーサーとして用いる核医学検査手法によって 行われる。しかしながら、核医学検査では、 空間分解能が不十分である点や造影剤として 放射性同位元素を利用しなければならないな どの制約条件がある。

この問題点を解決する新しい断層撮影方法 として、物質科学などの分野で用いられる高 感度な微量元素分析方法である蛍光X線分析 技術と、CT の画像再構成技術を組み合わせ た蛍光 X 線 CT (FXCT; Fluorescent Xray Computed Tomography)の開発が行われてきた [1-6]。FXCT は非放射性造影剤を外部から照 射する X 線で励起し、脱励起の際に発生する 蛍光 X 線を計測することで、被写体内部の造 影剤分布を推定する放射型 CT の一種である。



Fig.1 マルチピンホール FXCT の撮像ジオメトリ 本研究では、本手法を治療や創薬の前臨床的 研究のための小動物 in vivo 脳イメージング へ応用することを目指している。ここでは、 Al で外周を覆ったアクリル円筒および実際 のマウス頭蓋骨のそれぞれの内部に¹²⁷I 溶液 を封入した2種類の物理ファントムを作製し、 高吸収体に覆われた被写体での撮像・評価を 行った。本撮像システムは、高エネルギー加 速器研究機構(KEK) PFAR-NE7A に構築し た。

2. 方法

2.1 観測モデル

Fig. 1 に提案手法の撮像ジオメトリを示す。 被写体中の造影剤元素は、X 線が照射される と、光電効果による励起とそれに続く脱励起 によって蛍光 X 線を放出する。あるボクセル から発生した蛍光 X 線は、入射 X 線に垂直な y 軸方向に配置された複数のピンホールを通 り検出面上で重複のない複数の投影像として 観測される。入射 X 線と発生した蛍光 X 線は 被写体から減衰を受ける。この時、被写体上 の j 番目ボクセル V_j ($1 \le j \le J : J$ は総ボクセ ル数)の造影剤濃度 g_j [g / mm³] と、i 番目検 出器 D_i ($1 \le i \le I : I$ は検出器画素数×投影数) で観測される総 X 線光子数 f_i [photons] の関 係は、

$$f_i = \sum_{j=1}^J a_{ij} g_j \left(1 \le i \le I \right) \tag{1}$$

とあらわされ、投影行列 a_{ii} は、



Fig. 2 ピンホールコリメータの穴の配置

$$a_{ij} = N\omega\mu_{ph}tV\left(\frac{\delta_j}{4\pi}\right)\exp\left(-\sum_{m\in p^i}\mu_m^I l_m - \sum_{n\in U^{ij}}\mu_n^F l_n\right)$$
(2)

で与えられる。ここで、N、 ω 、 μ_{ph} 、t、V、 δ_j 、 は、それぞれ、被写体前での単位面積・単位 時間あたりの入射光子数 [photons/mm²/s]、 蛍光 X 線発生効率、造影剤元素の光電吸収係 数[mm²/g]、1 投影あたりの露光時間 [s]、ボ クセルの体積 [mm³]、V_iから通過するピンホ ールを見込んだ立体角を示す。また、 μ_m^I , μ_n^F , はそれぞれ入射 X線エネルギー、蛍光 X線エ ネルギーでの被写体の線減弱係数 [mm⁻¹] を 示しており、既知の値である。入射 X線が Vi に到達するまでに通過したボクセル集合 T^j、 Vi から発生した蛍光 X線が Di に到達するま でに通過するボクセル集合U^{ij}、投影線がボ クセルを横切る長さ Im とした。In の計算に は Siddon のアルゴリズム[7]を用いた。(1)式 に対して統計学的逐次近似手法である OS-EM(Ordered Subsets - Expectation Maximization)法[8]を適用することで造影剤 濃度 g_i の推定を行う。

2.2 ピンホールコリメータ

ピンホールコリメータは Fig. 2 に示す厚さ 2 mm の硬鉛板 4 種 (HPbP4) 製のピンホール 治具と、直径 3.4 mm、厚さ 0.5 mm のタング ステン製のピンホールチップで構成されてい る。ピンホール治具には、Fig.2 に示す方位角 で直径 3.4 mm のザグリ穴が配置されており、



Fig. 3 Fig.2 の A 断面(A' 断面)における穴の配置

上下のピンホールに関しては、方位角に加え て xy-平面に対して±7.219°の仰角になるよ うに加工が施されている。ザグリ穴の中心の 間隔は Fig. 3 に示すとおりである。ただし、 本研究でのマウスの頭蓋骨を用いたファント ムにおいては単一のピンホールコリメータ [9]を用いた。

3. 実験

3.1 物理ファントムと撮像条件

提案手法の有効性を示すために、高エネル ギー加速器研究機構 PFAR (加速電圧 6.5 GeV) の偏向電磁石ビームライン AR-NE7A に撮像 システムを構築した。物理ファントムとして 直径 15 mm、高さ 40 mm のアルミニウムで覆 われた PMMA 製円筒を作製した。直径 3 mm, 深さ 15 mm の孔を濃度の異なるヨウ素造影 剤で満たした。濃度の配置は Fig. 4 の通りで ある。また、マウス頭蓋骨内にヨウ素造影剤 を注入したファントムも撮像を行った。

加速器からの放射光白色 X 線は、水平な偏 光を持ち Si(111) 2 結晶モノクロメータによ り単色化され、断面積が横 35 mm × 縦 5 mm の立体ビームになるように X 線スリットを用 いて成形した。入射エネルギーは、ヨウ素造 影剤の K 吸収端エネルギーである 33.17 keV の直上 33.4 keV に設定した。被写体直前にお ける入射光子数は約 9.3 × 10⁷ photons/mm²/s である。回転ステージと検出器からのデータ 転送は PC により制御される。回転ステージ



Fig.4 実験に用いた物理ファントム

の回転中心からピンホール治具、およびピン ホール治具から検出面までの距離は、それぞ れ 25.0 mm, 25.0 mm とした。2 次元検出器は DECTRIS 社製 PILATUS 100K [10] (ピクセル 数:487×195、ピクセルサイズ:0.172×0.172 mm²)を使用し、エネルギー閾値を 20 - 30 keV に設定した。以上の条件で、物理ファントム に対しては、1 投影あたり露光時間 180 s で 180 投影を角度ステップ 2°で 360°にわたり取 得した。マウス頭蓋骨ファントムは1 投影あ たり露光時間 60 s で 90 投影を角度ステップ 4°で 360°にわたり取得した。

3.2 画像再構成

画像再構成には OS-EM 法を適用し、サブ セット数 3、繰り返し回数は 5 回とした。再 構成画像サイズは 120 × 120 × 65 でボクセル の辺長は 0.172 mm である。また、被写体内 での減衰補正に使用する 33.4 keV (入射 X 線 エネルギー)および 28.3 keV (ヨウ素の蛍光 X 線に相当)の線減弱係数の値 ((2)式の μ_n^I , μ_n^F)はそれぞれ 0.0316 mm⁻¹および 0.0385 mm⁻¹ とした。また、(2)式における μ_{ph} 、 ω の値に ついてはそれぞれ 3.5 × 10³ mm²/g、 0.83 とした。

4. 結果

4.1 再構成画像

Fig. 5(a)・(b) 、Fig. 6(a)・(b) にそれぞれ、 高濃度物理ファントム、低濃度物理ファント ム、高濃度マウス頭蓋骨ファントム、低濃度



Fig.5 (a)高濃度、(b)低濃度の物理ファントム 再構成結果

マウス頭蓋骨ファントムの再構成結果を示す。 ここで、Fig.5は再構成画像の断層像、Fig.6 は再構成画像の MIP 表示である。Fig.5の結 果より、0.1 mg/mlより小さい造影剤領域は、 バックグラウンドと連結されており、目視で 確認することはできない。よって、本研究で は、0.1 mg/mlが最小検出濃度となる。また、 Fig.6の結果より、3次元での画像再構成を良 好に行えていることがわかる。まわりを Al や頭蓋骨といったX線を多く吸収する物質で 囲まれたファントムについても再構成が可能 であった。

5. まとめ

本研究では、高吸収体に囲まれた物理ファ ントムにおいてもマルチピンホール蛍光X線 CT での再構成が可能であることを示すこと ができた。しかし、in vivo 脳計測のための最 小検出濃度にはまだ不足している。今後はよ り低濃度の検出を目指し、キャリブレーショ ンや再構成プログラムの精度の見直しを行い たい。

謝辞

本研究は、高エネルギー加速器研究機構 (2016G002)および文部科学省科学研究費基 盤研究 C(26350494)、若手研究 B(26750142)、 日揮・実吉奨学会研究助成、住友財団基礎科 学研究助成、矢崎科学技術振興記念財団奨励 研究助成の助成受けて実施された。

利益相反の有無

なし





文 献

- [1] Thet-Thet-Lwin, T. Takeda, J. Wu et al, "Myocardinal Fatty Acid Metabolic Imaging by Fluorescent X-Ray Computed Tomography Imaging," Journal of Synchrotron Radiation, vol.14, no.1, pp.158-162, Jan. 2007.
- [2] Thet-Thet-Lwin, T. Takeda, J. Wu et al, "Visualization of age-dependent cardiomyopathic model hamster obtained by fluorescent X-ray computed tomography using I127-IMP," Journal of Synchrotron Radiation, vol.15, no.5, pp.528-531, Sep. 2008.
- [3] T. Takeda, J. Wu, Thet-Thet-Lwin, Q. Huo, T et al, "X-ray fluorescent CT imaging of cerebral uptake of stable-iodine perfusion agent iodoamphetamine analog IMP in mice," Journal of Synchrotron Radiation, vol.16, no.1, pp.57-62, Jan. 2009.
- [4] Q. Huo, T. Yuasa, T. Akatsuka et al, "Sheet-beam geometry for in vivo fluorescent x-ray computed tomography: proof-of-concept experiment in molecular imaging," Optics Letters, vol.33, no.21, pp.2494-2496, Oct. 2008.
- [5] N. Sunaguchi, T. Yuasa, K. Hyodo et al Fluorescent x-ray computed tomography using the pinhole effect for biomedical applications, Optics Communications, 297-15, 210/215, 2013.
- [6] T. Sasaya, N. Sunaguchi, T. Yuasa et al Dual-energy fluorescent x-ray computed tomography system with a pinhole design:

Use of K-edge discontinuity for scatter correction, Scientific reports7, 44143, Mar. 2017.

- [7] R.L. Siddon: Fast calculation of the exact radiological path for a three dimensional CT array, Med. Phys., vol.12-2, 252/255, 1985.
- [8] H.M. Hudson, R.S. Larkin, "Accelerated

image reconstruction using ordered subsets of projection data," IEEE Trans. Med. Imag., vol.13, no.4, pp601-609, Dec. 1994.

- [9] 笹谷典太,砂口尚輝,湯浅哲也, et al "マ ルチピンホールによる蛍光 X線 CT の検出 限界の改善",電子情報通信学会信学技 報,Vol.114, No.482, pp.161-166, 2015.
- [10] https://www.dectris.com/

Preliminary Experiment for In Vivo Imaging of Mouse Brain by Multi-pinhole Fluorescent X-Ray Computed Tomography Using Physical Phantoms

Tsuyoshi OUCHI^{*1}, Seo Seung-Jun^{*2}, Tenta SASAYA^{*1}, Naoki SUNAGUCHI^{*3}, Qin Jianwei^{*1}, Kazuyuki HYODO^{*4}, Tsutomu ZENIYA^{*5}, Kim Jong-ki^{*2}, Tetsuya YUASA^{*1}

*1 Graduate School of Science and Engineering, Yamagata University

*2 School of Medicine, Catholic University of Daegu

*3 Graduate School of Medicine, Nagoya University

*4 Institute of Materials Structure Science, High Energy Accelerator Research Organization

*5 Graduate School of Science and Technology, Hirosaki University

So far, we have developed a 3-D fluorescent x-ray computed tomography (3D-FXCT) based on a multi-pinhole effect to delineate trace amount of imaging agents for in vivo imaging. Particularly, in the case of brain imaging, the region of interest is surrounded by skulls, which are X-ray high absorbers, then the number of photons detected is limited. In order to investigate the influence of the skull, two types of physical phantoms were prepared: One was an acrylic cylinder having three channels including different concentration of ¹²⁷I solution with an Al thin shell covered, and the other was a model simulating a mouse head, in which a container of ¹²⁷I solution was enclosed inside an actual mouse skull. The FXCT system was constructed at the beamline PFAR NE- 7A, KEK. As a result, the minimum detected concentrations of ¹²⁷I were 0.1 mg/ml and 0.2 mg/ml for an acrylic phantom and a mouse skull phantom, respectively. Although it is still insufficient for the minimum detection concentration required for in vivo brain imaging, it was shown that satisfactory 3-D reconstructed images can be obtained even for an object which is covered with a superabsorbent.

Key words: Fluorescent x-ray computed tomography, multi-pinhole, small animal, in vivo brain imaging, non-radioactive imaging agent, image reconstruction

MRIにおける異なる非線形フィルタ処理後の NPS の比較

会田 健人*1 宮本 宏太*2 一関 雄輝*3 町田 好男*1

要旨

MR 画像に対するフィルタ処理には、画質改善を目的とした非線形なノイズ除去フィルタがしばしば用 いられており、非線形フィルタが画質に与える影響を評価することは重要であると考えられる.これまで に我々は、NPSを用いて非線形フィルタ特性を評価する検討を進めてきた.非線形フィルタとしては、Non-Local Means (NLM)フィルタと Bilateral フィルタを用いてきたが、フィルタのパラメータによるノイズ低減 効果は複雑に変化するため、両フィルタ処理後の NPS の特性を適切に把握し、比較することは困難であっ た.そこで今回は,両フィルタのノイズ低減量が同一となるようにフィルタのパラメータを調節して,その条 件下でフィルタ処理後の NPS の比較を行った.その結果、Bilateral フィルタでは低周波領域、NLM フィル タでは中周波領域の NPS の低下が抑制される結果が得られた.

キーワード: MRI, NPS, 非線形フィルタ

1. はじめに

MR 画像に対するフィルタ処理として, エッジの保存とノイズ低減を目的とした非線形な 適応型フィルタが提案されており, これらの非 線形フィルタが画質に与える影響を評価する ことが重要となっている [1].

我々は、この MR 画像における非線形フィル タの評価に、医用画像の画像評価指標の一つで ある、NPS(Noise Power Spectrum)[2]を応用 することを目指している.NPS はノイズの周波 数特性を表し、実空間画像のノイズ成分をフー リエ変換した結果の絶対値を2乗することで得 られる.主にX線画像やCT 画像で、標準偏差 (SD)よりも詳細なノイズ評価法として用いら れてきた.

これまでに我々は、フィルタの NPS 評価の初

*1 東北大学院医学系研究科 画像情報 学部野

〔〒980-8575 仙台市青葉区星稜町 2-1〕 e-mail: kento.aita@med.tohoku.ac.jp *2 国立病院機構仙台医療センター

*3 東北大学病院診療放射線部放射線部 門 期検討として,MR 画像を模した頭部数値ファ ントム画像に対して,論文等で内容が公開され ている NLM (Non-Local Means)フィルタ[3,4] や Bilateral フィルタ [5,6]を適用後の NPS の 比較などを行ってきた.その際に,対象画像や フィルタのパラメータを変化させていたが,ノ イズ低減効果は複雑に変化するため,両フィル タ処理後の NPS の特性を適切に把握し,比較す ることは困難であった.今回の検討では,両フ ィルタ処理後の差分画像の SD が同一となる条 件下でのフィルタ処理後の NPS の比較を行っ た.

- 2. 方法
- 1) 対象画像

画像はウェブサイト Brainweb

(http://brainweb.bic.mni.mcgill.ca/brainweb/) か
 らダウンロードした頭部のT1,T2強調画像を
 模した数値ファントムを使用した.181×217
 ×181の3次元データでボクセルは1辺が
 1mmの等方性ボクセルである.そこからスライスを取り出して背景部分にゼロ詰めを行い、マトリクス数256×256の画像を作成した.放射線医学分野で一般的なfeet方向から
 見た画像表示に反転させて、白質の画素値が

100 となるように規格化した後, SD が 10 の正 規ノイズを付加した.この画像をフィルタ処 理前の元画像とする(図 1).



(a) (b) 図1元画像 (a) T1 強調画像 (b) T2 強調画像

2) NLM フィルタ

NLM フィルタは,探索領域内のパターンマッ チをしてから加重平均することで,エッジを保 存しつつ,ノイズを除去することができる非線 形フィルタである.

注目画素に対して探索領域を設定し,次に注 目画素の周りを囲む類似度算出領域を設定す る.探索領域内の他の画素に対しても,対照と なる類似度算出領域を設定する.(図2)

2 つの類似度算出領域の対応する画素同士の差 の2 乗を求め類似度の指標とし、そこから重み を算出する.重み算出の式は以下の式で表せる.

$$d(p,q) = \sum \left| G(Y(Np) - Y(Nq)) \right|^2 \quad (1)$$
$$w(p) = \exp(-\frac{d(p,q)}{h^2}) \quad (2)$$

ここでYは画像を表し、pは注目画素、qは 探索領域内の任意の画素を表す.Np,Nqは画 素 p,qを中心とする類似度算出領域を表す.G は平均が0,標準偏差が1の正規化したガウス 関数である.hは類似度が重みの値に与える影 響の度合いを決める定数で、フィルタ強度に影 響するパラメータである.求めた重みw(p,q)か ら、ノイズ除去後の画素値は以下の式で表せる.

$$NLM(Y(p)) = \frac{\sum_{\forall q \in S_p} w(p,q) Y(q)}{\sum_{\forall q \in S_p} w(p,q)}$$
(3)

ここで Sp は探索領域を示す.



探索領域 Sp

図2NLM フィルタ説明図

3) Bilateral フィルタ

Bilateral フィルタは、画素値の差と画素間の 距離に重みをつけて加重平均することで、エッ ジを保存しつつ、ノイズを除去できる非線形フ ィルタである.

注目画素とフィルタ内の任意の画素との画 素値の差と距離に重みをつけて加重平均する. フィルタ処理後の画素値は以下の式で表せる.

$$\widetilde{I}(x) = \frac{1}{C} \sum_{y \in N(x)} e^{\frac{-\|y-x\|^2}{2\sigma_d^2}} e^{\frac{-|I(y)-I(x)|^2}{2\sigma_r^2}} I(y)$$

ここで x は注目画素, y はフィルタ内の任意 の画素を表す. N はフィルタの領域を表し, C は重みを正規化する定数である. σ_d は画素間 の距離, σ_rは画素値の差の重みの値に影響を与 える定数で, フィルタ強度に影響するパラメー タである.

4) フィルタ処理と NPS 計測

図 1 の元画像に対して,NLM フィルタ, Bilateral フィルタを適用した.(図 3)フィルタ 処理後の画像からそれぞれ差分画像を作成し て,そこにマトリクス数 128×128 のNPS 計測 ROI(図 4)を設定して 2 次元 NPS および 1 次 元 NPS を算出した.結果では,1 次元 NPS を示 す.なお今回の検討では,フィルタ処理後の差



図3 フィルタ処理後の画像 (a) NLM フィルタ T1 強調 (b) Bilateral フィルタ T1 強調 (c) NLM フィルタ T2 強調 (d) Bilateral フィルタ T2 強調



図4 差分画像とNPS 計測 ROI (a) NLM フィルタ T1 強調 (b) Bilateral フィルタ T1 強調 (c) NLM フィルタ T2 強調 (d) Bilateral フィルタ T2 強調

分画像に設定した NPS 計測 ROI 内の SD が一 定となるように,フィルタのパラメータを調節 した.その結果,以下のようになった.

・NLM フィルタ 探索領域サイズ:11×11 類似度算出領域サイズ:5×5 T1 強調画像 h=12(1.2×SD) T2 強調画像 h=28.8(2.88×SD)

・Bilateral フィルタ フィルタサイズ:5×5 T1 強調画像 $\sigma_d = 5$, $\sigma_r = 30.1$ (3.01×SD) T2 強調画像 $\sigma_d = 5$, $\sigma_r = 99.8$ (9.98×SD)

3. 結果

T1 強調画像においての 2 つの非線形フィル タ処理後の NPS の結果を図 5, 図 6 にそれぞれ 示す. グラフから, どちらのフィルタにおいて も高周波にかけて NPS が低下した. フィルタ処 理後の NPS を比較すると, T1, T2 強調画像とも に低周波では Bilateral フィルタで、中周波領域 では NLM フィルタで NPS の低下が抑制される 結果が得られた.

また,図5と図6の結果を合わせたグラフを 図7に示す.グラフから,Bilateralフィルタで は,T1,T2強調画像のNPSはほぼ等しくなった が,NLMフィルタでは,低周波領域のNPSに 差がみられた.



赤 Bilateral



図 6 T2 強調画像の NPS 比較 青 NLM, 赤 Bilateral



図 7 T1 強調画像と T2 強調画像の NPS 比較 青 NLM T1, 緑 NLM T2, 赤 Bilateral T1, 黄 Bilateral T2

4. 考察

Bilateral フィルタの方が低周波領域の NPS の 低下が抑制された理由としては,フィルタ処理 後の画像のボケの成分が影響していると考え られる。高周波領域ではどちらのフィルタにお いても NPS はほぼ 0 まで低下して,差が生じな かった. どちらのフィルタ処理後も SD は一定 であるため,中周波数領域では NLM フィルタ の方が NPS が抑制される結果になったと考え られる。

5. まとめ

今回の検討では、フィルタ処理後の SD が同 ーとなる条件下での2つの非線形フィルタ処理 後の NPS の比較を行った.フィルタ処理後の NPS に違いがみられたことから、非線形フィル タ効果を NPS により評価できることが示唆さ れた.

利益相反の有無

なし

文 献

- [1] 宮本宏太,一関雄輝,齋藤俊樹 他:NPS
 による適応型フィルタの効果の評価–
 頭部画像での検討,日本磁気共鳴医学
 会雑誌, Vol. 34-S: 370, 2014
- [2] 森一生、山形仁、町田好男: CT と MRI-その原理と装置技術・. コロナ社: pp64-66,2010
- Buades A, Coll B, Morel JM : A review of image denoising algorithms, with a new one. Multiscale Model Simul: 490-530, 2005
- [4] Manjon J V et al : MRI denoising using nonlocal means. Med Image Anal. 12: 514-523, 2008
- [5] C. Tomasi, R. Manduchi: Bilateral Filtering for Gray and Color Images, in Rroc. Int. Conf. Computer Vision: 839-846, 1998
- [6] Ming Zhang and Bahadir K. Gunturk : Multiresolution Bilateral Filtering for Image. Denoising. IEEE Transactions on Image Processing, Vol.17, No12: 2324-2333, 2008

Comparison of Noise Power Spectra of Various Nonlinear

Filtered MR Images

Kento Aita*1, Kota Miyamoto*2, Ichinoseki Yuki*3, Machida Yoshio*1

*1 Tohoku University Graduate School of Medicine*2 Sendai Medical Center*3 Tohoku University Hospital

Nonlinear filters are often used to improve image quality of MR images. Therefore, it is important to evaluate the influence of nonlinear filters on image quality, and we are trying to evaluate the characteristics of nonlinear filters such as non-local means (NLM) filters and bilateral filters, using noise power spectra (NPS). However, noise reduction effects showed complicated change depending on filter parameters, it was difficult to comprehend and compare the characteristics of NPSs. In this study, we compared the NPSs of filtered images under the same noise reduction condition. Results showed that the NPS reduction was suppressed in low frequency region in bilateral case, and suppressed in the mid frequency region in NLM case.

Key words : MRI, NPS, Nonlinear filter

数値ファントムを用いた圧縮センシング

MR アンギオグラフィにおける k 空間中心部

フルサンプリング領域と血管形状に関する検討

三浦 洋亮*1,2 町田 好男*1

要旨

これまで我々は、圧縮センシング MR アンギオグラフィ (CS-MRA) における k 空間の中心部フルサンプ リング領域の大きさ (FSA) と被写体の大きさの関係について、頭部血管を模擬した数値ファントムを用い て検討を行ってきた.その中で、CS 再構成像において血管部プロファイルの左右非対称が認められる場合 があった.そこで今回は、FSA の大きさとファントムサイズを変化させたときの CS 再構成像における血 管形状の変化について検討を行った.その結果、ファントムサイズが小さいほど血管部プロファイルの左 右対称性が崩れる傾向にあった.血管の形状が変化したのは、CS 再構成におけるスパース変換に wavelet 関数を用いたためと考えられるが、今後さらなる検討が必要である.

キーワード: MR アンギオグラフィ, 圧縮センシング, 画質評価

1. はじめに

圧縮センシング MRI (compressed sensing MRI:CS-MRI)は、サンプリングをランダムに間 引いて行い、非線形な処理を行うことで画像を 推定していく手法である [1]. これによりナイ キスト周波数に満たないようなサンプリング データからの画像再構成が可能である.

しかし非線形な処理による画像再構成であ るため、撮影対象や収集、再構成の条件等の組 み合わせによって画質はさまざまに変化する. そのため、CSによる画像の画質評価を行うこと は重要であるが、画質評価の手法は未だ確立さ れてはいない.

*1 東北大学大学院医学系研究科保健学 専攻画像情報学分野

[〒980-8575 仙台市青葉区星陵町 2-1] e-mail: you.0326.tbh@gmail.com

*2 国立病院機構 仙台医療センター

我々は、臨床価値も反映した画質評価を進め る一環として、アプリケーションを絞って模擬 的な数値ファントムを構築する方法を用いた 検討を行っている.特にMRアンギオグラフィ (MRA)を想定し血管信号値、血管像のボケ、 アーチファクトといった指標を用いた血管描 出能の評価では、数値ファントムという模擬的 な条件下であるが、CS-MRAの血管描出能の一 部を定量的な形で把握することができた.今回 はさらに、血管像のボケではなく血管形状の変 化について検討を試みたので報告する.

2. 方法

1) 数値ファントム

数値ファントムは頭部血管を想定した複数の リング状の構造で,各リングは高さを変えて配 置した.背景部の信号値を 100,血管部の信号 値を 200 とした.ファントムの外径を撮影視野 (field of view: FOV) 205 mm の 0.9 倍、FOV× 0.9 (=184mm) とし、血管径は細いほうから 0.4, 0.6, 0.8, 1.4, 2.0, 4.0 mm とした(表 1) [2]. 本検討では上記のファントムのサイズを基 準とし、血管径は変化させずにファントムの外 径とリング径を変化させた.基準サイズのファ ントムを含む合計5種類のサイズのファントム を作成した(図1).5種類のファントムの名称 とサイズの設定比率を表2に示す.

2) 実験条件

サンプリング方法は.通常のk空間すべてを 埋める収集法 (Full) と、2 つの位相エンコー ド方向についてランダムに間引いてサンプリ ングを行う収集法 (Rand) とした (図2). Rand における間引き率は 4、すなわち両位相エンコ ード方向のマトリクス数に対して 25%サンプ リングとした.中心部のフルサンプリング領域 の大きさを (full sampling area: FSA) の位相エ ンコード方向のマトリクス数に対する割合を FSA 比 (FSAr) と定義した;

 $FSAr = \frac{FSA領域におけるサンプリング点数}{位相エンコード方向のマトリクス点数}$

FSAr を 2~20%と変化させた(図 3). Rand 収 集時の再構成方法としては,間引かれた部分の データをゼロで補間したゼロフィル再構成 (Rand_ZF) および wavelet (Daubechies N=4) を スパース変換とする CS 再構成 (Rand_CS) を 用いた.また,加速率である AccelFactor は 4 に 固定した.想定撮影条件としては収集マトリク ス 256×256×128, FOV=205×205×103 (mm) とした.計測の際は、ゼロ補間再構成により 2048×2048×1024 とした.なお,本検討では CS 再構成の特性を把握するために、ノイズを付加 しない単純な条件とした.データ収集,画像再



 図2 k-空間におけるランダム収集
 3次元データ収集において、位相エンコードと スライス方向について間引き収集を行った.

構成のシミュレーションは MATLAB を用いて 行った.ランダムサンプリング, CS 再構成プロ グラムは Lustig により公開されているプログラ ム[2]を一部改変して使用した.

衣Ⅰ 叙恒ノアン	r AIC.	おけるーリング	佺
および位置	(高さ)	の基準設定値	
			_

血管径	リング径	高さ
$\phi 0.4$	140	91.2
$\phi 0.6$	120	75.2
$\phi 0.8$	100	59.2
φ 1.4	80	43.2
φ 2.0	60	27.2
φ 4.0	40	11.2

⁽単位 mm)



図15種類のサイズの数値ファントム (a) P0.9 (b) P0.8 (c) P0.7 (d) P0.6 (e) P0.5

表2 各サイズの数値ファントムの名称とサイズ

設定の比率			
名称	外径 (FOV×)	リング径(P _{0.9} ×)	
$P_{0.9}$	0.9	1	
$P_{0.8}$	0.8	8/9	
$P_{0.7}$	0.7	7/9	
$P_{0.6}$	0.6	6/9	
$P_{0.5}$	0.5	5/9	



図3 各 FSAr における位相方向の k 空間

(a) (FSAr =) 2% (b) 5% (c) 10% (d) 15% (e) 20%

3) 血管形状の評価

図4に示すように再構成画像の血管部分のプ ロファイルを計測した.各条件で得られた画像 と血管プロファイルについて,視覚評価により RAND_CS と Rand_ZF とを比較した.なお、計 測は位相(PE)方向のみとした.



図4 プロファイル測定用線 ROI 設定図

3. 結果

得られた血管プロファイルのうち、φ1.4mm、 FSAr = 2%, 10%, 20%の血管のプロファイルを 図 5 に示す. いずれのファントムサイズにおい ても FSAr を高くすると、血管プロファイルが 広がっていることが確認できる(図 5 (a)~(j)). しかし、Rand_ZF と Rand_CS を比較すると、 Rand_ZF では FSAr の変化に伴い血管形状の左 右差が少なかった.一方で、Rand_CS では FSAr の変化に伴い血管の左右対称性が崩れていた.

特に FSAr を大きくするほど血管形状は崩れ ていた.また、血管形状の変化は小さいファン トムサイズで顕著であり、大きいファントムで は血管形状の変化は少なかった.

得られた画像のうち、*P*_{0.5}, *P*_{0.7}, *P*_{0.9}の再構成 像を示す(図 6). どのファントムサイズにおい ても FSAr が大きくなるほど血管のボケが目立 つことが分かる.また、ファントムサイズが小 さいほどアーチファクトが増加しているのが 分かる.特に、血管近傍に発生するアーチファ クトが目立つ.このアーチファクトは Rand_CS 像のみに見られる.



図 5 PE 方向の血管プロファイル (φ 1.4mm)

上段が Rand_ZF、下段が Rand_CS を示す. (a)~(f) はそれぞれ(a), (d): P_{0.5} (b), (e): P_{0.7} (c), (f): P_{0.9}を示す.



図6P0.5のファントムを再構成し得られた画像である.

(a)~(d)は Rand_ZF 像、(f)~(j)は Rand_CS 像である. (a)~(j) はそれぞれ(a), (f): FSAr2% (b), (g): FSAr5% (c), (h): FSAr10% (d), (i): FSAr15% (d), (j): FSAr20%で再構成した画像である.



図7*P*_{0.7}のファントムを再構成し得られた画像である. (a)~(d)はRand_ZF像、(f)~(j)はRand_CS像である. (a)~(j) はそれぞれ(a), (f): FSAr2% (b), (g): FSAr5% (c), (h): FSAr10% (d), (i): FSAr15% (d), (j): FSAr20%で再構成した画像である.



図 8 P_{0.9}のファントムを再構成し得られた画像である. (a)~(d)は Rand_ZF 像、(f)~(j)は Rand_CS 像である. (a)~(j) はそれぞれ(a), (f): FSAr2% (b), (g): FSAr5% (c), (h): FSAr10% (d), (i): FSAr15% (d),(j): FSAr20%で再構成 した画像である.

4. 考察

血管プロファイルを用いた血管形状の評価 からは、CS 再構成により得られる血管像では、 左右対称な形状が崩れることが認められた.特 にこの傾向は、FSAr が大きく、被写体のサイズ が小さい場合に増大する傾向にあることが確 認された。このことより、被写体のサイズに合 わせた FSAr の設定が CS 再構成像の画質の維 持に重要であると考えられる. 血管形状は Rand ZF では大きく変化しなかったことから、 血管形状の左右対称性の崩れは CS の特性が現 れたものと考えられる.また、CSでは血管の近 傍に特有のアーチファクトが出現することか ら、CSにおける血管形状の変化はアーチファク トの影響とも考えらえる. さらに、CS 再構成の 処理の中でも、今回は左右非対称な形状を持つ wavelet 関数を用いたことが、血管形状の変化に 影響している可能性があると考える. しかし今 回は、wavelet 関数に関してより詳細な検討を行 うことができなかったため今後さらに検討し ていく必要性がある.

5. まとめ

今回我々は FSA とファントムのサイズを変え ることで、CS 再構成像における血管形状がどの ように変化するかについての評価を試みた.そ の結果, CS 再構成によって血管の形状は変化す ること、さらにはその変化が FSA の設定と被写 体のサイズに関係があることが分かった.今後 さらに詳細な検討を進めていきたい.

利益相反の有無

利益相反 なし

文 献

- Lustig M, Donoho D, Pauly J M. Sparse MRI, The application of compressed sensing for rapid MR imaging. Magn Reson Med 58:1182-1195, 2007
- [2] 齋藤俊樹,町田好男,宮本宏太,他:圧 縮センシングMRアンギオグラフィにおけ る血管描出能の評価一数値ファントムモ デルによる検討一,日本放射線技術学会雑 誌 71:1080-1089,2015

Examination of Fully Sampled Central k-space and Vessel Shape in Compressed Sensing MR Angiography Using Numerical Phantom Model Yosuke MIURA^{*1,2}, Yoshio MACHIDA^{*1}

*1 Health Sciences, Tohoku University Graduate School of Medicine*2 National Hospital Organization Sendai Medical Center

In our previous study, we investigated the relation between the fully sampled central k-space area and the size of objects in compressed sensing MR angiography (CS-MRA) using a numerical phantom model. We found that the vessel profiles in CS images had asymmetric shapes. In this study, we investigated the variation of vessel shapes in CS images when the FSA and the phantom size were varied. Results showed that the vessel shapes were more asymmetric when the phantom size was small.

Key words: MR angiography, Compressed sensing, Image quality evaluation

小型ファントムを用いた乳房超音波装置管理ツールの開発

篠原 範充^{*1} 田中 詩乃^{*1} 神谷 直希^{*2}

要旨

乳房超音波診断装置の精度管理は急務となっており、日本乳腺甲状腺超音波医学会では、精度管理に利用しやすい小型ファントムの開発を行ってきた.そこで、本研究では、これらのファントム画像を客観的に計測する解析ツールの開発を行った.ターゲット解析ツールは、DICOM および BITMAP に対応している.解析は、ターゲット辺縁や後方陰影の影響を避けるため、初期輪郭より 80%の領域において上側半分を測定領域とした.実験は2 つの方法で行った.実験1では、40 個のファントムを撮像した画像の解析、実験2では1 個のファントムを継続的に20 日間撮像した画像の解析を行い、mass ごとの平均画素値、標準偏差、変動係数を求めて比較した.40 個のファントムの個体差は充分小さかった.また、1 個のファントムを継続的に撮像した画像でも安定して計測が可能となった.本手法により、乳房超音波装置のための客観的な日常的な精度管理の可能性を示すことができた.

キーワード:乳房超音波,精度管理,ファントム

1. はじめに

わが国では、乳房形態、高い若年層の罹患 率などにより、マンモグラフィのみの検診で は、欧米諸国のような高い発見率が得られな い可能性がある.そのため、マンモグラフィ の問題点を補完することができる検査法とし て超音波検査が注目されつつある.対策型の 乳がん検診においては、その有効性および費 用対効果について確定したエビデンスはなか ったが「乳がん検診における超音波検査の有 効性を検証するための比較試験:J-start (Japan Strategic Anti-cancer Randomized Trial)」により 検証された[1].そのため、我が国において、 超音波装置を用いた乳がん検診が増加する可 能性があり、乳房超音波診断装置の精度管理 は、急務となっている.これまで、乳房超音

*1 岐阜医療科学大学 保健科学部 放射線技術学科

[〒501-3892 岐阜県関市市平賀字長峰 795-1]

e-mail: shinohara@u-gifu-ms.ac.jp

*2 愛知県立大学情報科学部情報科学科

波検査は、日本乳腺甲状腺超音波医学会 (JABTS)により編集された乳房超音波診断 ガイドライン[2]を基にその精度管理が実施 されてきた.しかし、乳房超音波診断装置の 画像劣化は、日常の検査中に把握することは 困難である.この問題点を解決するため、乳 房超音波診断装置のための精度管理用ファン トムが製品化され、視覚による主観的な評価 が提案されている.しかし、今後、日常的な 不変性試験を対象とする場合には、客観的な 評価方法の確立が必要である.

そこで本研究では、ファントム画像の解析 ツールを用いた客観的な計測による精度管理 方法を検討した.

2. 方法

本研究では、JABTS 精度管理班により開発 された小型ファントムを使用した(図1).音 響インピーダンスの異なる3つのターゲット が内蔵されていている.

ファントムターゲット解析ツールは Microsoft C++により開発をした.入力画像は, DICOM および BITMAP に対応している. 解



図1 小型ファントム

析は、ターゲット辺縁や後方陰影の影響を避けるため、初期輪郭より80%の領域において 上側半分を測定領域とした.

実験は2つの方法で行った.実験①では, 40 個の小型ファントムを撮像した画像より 解析ソフトを用いて平均値,標準偏差,変動 係数を算出した.実験②では1個のファント ムを継続的に20日間撮像した画像の解析を 行い,massごとの平均画素値,標準偏差,変 動係数を求めて比較した.実験①では,ファ ントム40 個の計測値の個体差と偏差を明ら かにした.また,実験②では,初めの5日間 を基準とし,残りの15日間との相対値を比較 し,ファントムによる不変性試験の有用性を 検討した.

3. 結果と考察

実験①の平均画素値の結果を図2に示す. 音響インピーダンスの違いにより, mass1 の 画素値が低く, mass3 の画素値が高く計測さ れた.また,音響インピーダンスが mass3, mass2, mass1と小さくなるにつれて, 偏差が 大きくなった.これらの結果より, 40 個のフ ァントムの個体差は充分小さかった. 偏差は, ロットの差による影響が大きかった.



実験②の結果を図3に示す.5日間の平均 と各日付の値の比を相対値とし,相対値が1.0 に近づくほど基準値に近いことを示す.15日 間の計測結果より,1個のファントムの継続



図3 小型ファントムによる日常管理 的な撮像では,安定して計測が可能であった. 1日分相対値が下がったのは,STCの調整が 異なっていたためだと考えられ,再撮影する ことで改善できた.15日間の計測データの偏 差は,実験①のファントム40個の計測と比較 しても,充分小さかった.

3. まとめ

本研究では、乳房超音波管理用ファントム より得られた画像から、解析ツールを使用し て客観的な超音波装置の精度管理を試みた. 本ファントムおよび解析ツールにより客観的 な精度管理が可能であると考えられる.

利益相反の有無

利益相反なし

文 献

- [1] Ohuchi N, et al: Sensitivity and specificity of mammography and adjunctive ultrasonography to screen for breast cancer in J-START: a randomised controlled trial. Lancet. 2016:341-8
- [3] 岸上義彦,橋本良夫:乳房超音波診断 ガイドライン改訂第2版.日本乳腺甲状腺 超音波診断会議編:応用画像解析.南江 堂,東京,2008

Development of the Objective Quality Control Method for Breast

Ultrasound by Using the Small Phantom

Norimitsu SHINOHARA¹, Shino TANAKA¹, Naoki KAMIYA^{*2}

*1 Department of Radiological Technology, Gifu University of Medical Science *2 School of Information Science and Technology, Aichi Prefectural University

We evaluated the quality control (QC) measures of ultrasonic equipment for breast cancer screening. JABTS are improving their measures for daily testing. We developed an analysis tool for phantom imaging and measured the differences in imaging in phantoms. The input image formats were DICOM and BITMAP file types. The analysis area was cropped to 80% of the initial outline and only the upper half of the image. Two experiments were evaluated. Experiment 1 analyzed the images of 40 phantoms. Experiment 2 sequenced a phantom continuously for 20 days and measured the mean pixel value, standard deviation, and the variation index of each target. Experiment 1 clarified the individual differences and the deviation of the measured values of the phantom. The individual differences of the 40 phantoms were negligible. Experiment 2 calculated the change in the ratio between the standard value and the daily measured value. A relative value was used; the value became equivalent to the standard value as it approached 1.0. High reproducibility was evident. Deviations in experiment 2 were smaller than those noted in experiment 1. This study demonstrated the feasibility of daily testing for ultrasonic equipment for breast cancer screening. Key words: Breast Ultrasound, Quality Control, Phantom

Correlation in radiomic features between EPID and digitally

reconstructed radiography images

Mazen Soufi^{*1,2}, Hidetaka Arimura^{*3}, Taka-aki Hirose^{*1,4} Yoshiyuki Umedu^{*4}, Saiji Ohga^{*5}, Hiroshi Honda^{*5}, Tomonari Sasaki^{*3}

Abstract

Radiomics is a promising field for prediction of treatment outcomes of cancer patients based on a large number of radiomic features extracted from medical images. However, the feasibility of electronic portal imaging device (EPID) images in radiomics has not been investigated yet. Our purpose was to assess the correlation between radiomic features in 2D EPID and digitally reconstructed radiography (DRR) images derived from 3D CT images. The grayscale levels were re-quantized into 64 levels. 47-dimensional feature vectors, which consisted of 14 statistical features and 33 texture features, were computed as radiomic features for 11 lung cancer patients. The radiomic features computed in EPID images were weakly correlated with those in DRR images.

Keywords : Radiomic features, Pearson correlation coefficient, EPID, DRR

1. Introduction

Radiomics, an emerging research field, have recently shown feasibility of quantitative image features, i.e. radiomic features, in prediction of cancer prognosis and treatment outcome [1]. The main function of the radiomic features is to characterize the tumor heterogeneity [2], which is associated with poor prognosis in cancer patients, by quantifying the spatial relationship between the image pixels/voxels [1].

In radiomic studies, the radiomic features were extracted from images acquired by various imaging modalities, mainly diagnostic or radiation treatment planning computed tomography (CT). Radiomic features in CT images have shown robustness against variability in tumor delineation and test-retest images [1]. However, a few studies have investigated the time-dependency of the radiomic features, i.e. the uncertainty in the radiomic features against temporal variations in the image, such as tumor motion [3]. Furthermore, up to our knowledge, no studies have investigated the time-dependency of the radiomic features in portal images. Electronic portal imaging device (EPID) images are regularly acquired in radiation therapy along the treatment course, thereby possibly creating a potential source for information in terms of the response to radiation treatment.

Email: mazen_soofi@yahoo.com

^{*4} Kyushu University Hospital

^{*1} Graduate School of Medical Sciences, Kyushu University

^{[3-1-1,} Maidashi, Higashi-ku, Fukuoka 812-8582, Japan]

^{*2} Research Fellow of the Japan Society for the Promotion of Science

^{*3} Department of Health Sciences, Faculty of Medical Sciences, Kyushu University

^{*5} Department of Clinical Radiology, Graduate School of Medical Sciences, Kyushu University

The purpose of this study was to assess the time-dependency in the radiomic features extracted from EPID images (as dynamic images) through the investigation of their correlation with the features extracted from digitally reconstructed radiography (DRR) images (as static images).

2. Materials and Methods

DRR and **EPID** images

This study was performed under a protocol approved by the Institutional Review Board of our university hospital. DRR and EPID images of 11 patients with lung cancer, who received stereotactic body radiation therapy (SBRT), were used. The EPID images (n=396 frames) were acquired by using an EPID (Portal Vision aS-1000; Varian Medical Systems Inc., Palo Alto, USA) with 16-bit graylevels and a matrix size of 1024×768 pixels, pixel size of 0.39 mm and a frame rate of 2 frames/sec. The EPID images consisted of 27–45 frames/case. The DRR images (n=11) were reconstructed from planning CT images. A DRR image was estimated by calculating the total energy released per unit mass (TERMA), and applying a dose calculation algorithm for the planning CT image [4].

Radiomic features

Forty-seven radiomic features were calculated in the DRR and EPID images. The features consisted of 14 histogram-based features and 33 texture features, as shown in Table 1 [1]. The texture features consisted of graylevel run-length matrix (GLRLM)-based features [5] and graylevel co-occurrence matrix (GLCM)-based features [6]. The graylevels of the DRR and EPID images were re-quantized into 64 levels by using a look-up table for calculation of the radiomic features. The statistical features characterized the distribution of the graylevels in the images, whereas the texture features characterized the relative relationship between the graylevels in a pixel with its neighboring pixels. The radiomic features were normalized by using a Z-score [7] normalization technique.

Evaluation of correlation between DRR and EPID radiomic features

The correlation between the DRR and EPID radiomic features was estimated by using Pearson correlation coefficient (PCC). The features were concatenated into 47-dimensional feature vectors. Let f_{DRR} be the feature vector of the DRR image, and let $f_{EPID,i,k}$ be the feature vector of the EPID image, where *i* indicates the frame number and *k* indicates the patient number. The PCC was calculated as

$$PCC_{i,k} = \frac{(\boldsymbol{f}_{DRR,k}, \boldsymbol{f}_{EPID,i,k})}{\|\boldsymbol{f}_{DRR,k}\|\|\boldsymbol{f}_{EPID,i,k}\|},$$
(1)

where (\cdot, \cdot) indicates the inner product operator and $\|\cdot\|$ indicates the L_2 norm. For assessing the timedependency, the average PCC (\overline{PCC}) and standard deviation (σ) were computed. The computations were performed by using MATLAB R2016b (The Mathworks Inc., Natick, MA, USA).
First-order statistics	Graylevel run-length matrix	Graylevel co-occurrence matrix (GLCM)	
	(GLRLM)		
Energy	Short run emphasis	Autocorrelation	
Entropy	Long run emphasis	Contrast	
Kurtosis	Graylevel non-uniformity	Correlation	
Maximum	Run length non-uniformity	Cluster prominence	
Mean	Run percentage	Cluster shade	
Mean absolute difference	Low graylevel run emphasis	Dissimilarity	
Median	High graylevel run emphasis	Energy	
Minimum	Short run low graylevel	Entropy	
Range	emphasis	Homogeneity	
Root mean square	Short run high graylevel	Maximum probability	
Skewness	emphasis	Sum of squares variance	
Standard deviation	Long run low gray level	Sum average	
Uniformity	emphasis	Sum variance	
Variance	Long run high graylevel	Sum entropy	
	emphasis	Difference variance	
		Difference entropy	
		Information measure of correlation 1	
		Information measure of correlation 2	
		Inverse difference normalized	
		Inverse difference moment normalized	

Table 1 Radiomic features used in this study with their types.

3. Results and Discussion

The average PCC obtained for the images of the 11 patients was 0.05 ± 0.47 . The low average correlation values approaching zero between the radiomic features vectors indicate a time-dependency in the radiomic features in the EPID images.

Figure 1 shows the PCCs of cases Lung01, 04 and 08 which corresponded with \overline{PCC} of -0.05±0.49, -0.05±0.30 and 0.07±0.57, respectively. The figure demonstrates fluctuations in the PCC with respect to frame number (time), which have led to the increase in the SD of PCCs. These fluctuations might be caused by the tumor motion, however, further investigation about the relationship between the PCC and the tumor motion shall be performed.

3. Conclusions

The radiomic features in EPID images were weakly correlated with those in DRR images, which indicated a time-dependency in those features when computed in EPID images. Further investigation about the relationship between the PCC and the tumor motion shall be performed.

Acknowledgement

This work was supported by Japan Society for the Promotion of Science Grant-in-Aid for JSPS fellows (16J04082).

Conflict of interests

The authors declare that they have no conflict of interest.



Fig. 1 PCC between radiomic feature vectors in DRR and EPID images of three cases.

References

- [1] Aerts HJ, Velazquez ER, Leijenaar RT et al: Decoding tumour phenotype by noninvasive imaging using a quantitative radiomics approach. Nat Commun **5**:4644, 2014
- [2] Yip SS, Kim J, Coroller TP et al: Associations between somatic mutations and metabolic imaging phenotypes in non-small cell lung cancer. J Nucl Med **58**(4): 569–576, 2017
- [3] Huynh E, Coroller TP, Narayan V et al: Associations of radiomic data extracted from static and respiratory-gated CT scans with disease recurrence in lung cancer patients treated with SBRT. PLoS One **12**(1): e0169172, 2017
- [4] Nakamoto T, Arimura H, Nakamura K et al: A computerized framework for monitoring four-dimensional dose distributions during stereotactic body radiation therapy using a portal dose image-based 2D/3D registration approach. Comp Med Img Graph 40: 1–12, 2015
- [5] Galloway MM: Texture analysis using gray level run lengths. Comp Graph Img Proc 4: 172–179, 1975
- [6] Haralick RM, Shanmugam K, Dinstein IH: Textural features for image classification. IEEE Trans Sys Man Cybernat SMC-3: 610–621, 1973
- [7] Cheadle C, Vawter MP, Freed W et al: Analysis of microarray data using z score transformation. J Molec Diagnos 5(2): 73–81, 2003

深層学習を用いた歯科的個人識別のための歯科用

cone-beam CT における歯列の認識手法

沓名 将太*1 村松 千左子*1 林 達郎*2 周 向栄*1*3

原 武史*1*3 勝又 明敏*4 藤田 広志*1*3

要旨

近年,地震や津波などの大災害において遺体の身元確認に歯科情報が用いられることがある.歯科的個人 識別には歯列の状態等,口腔内の所見を記録するデンタルチャートが用いられる.一般の歯科医師が記録 することが多いが,遺体を対象とした記録経験に乏しいため精神的負担が伴う.また,システマティック な生前データの記録が必要である.そのため本研究では生前及び死後に撮影されたX線写真から自動的に デンタルチャートの作成に必要な情報を取得する手法の開発を目的とする.まず畳み込みニューラルネッ トワークを応用した DetectNet を用いて歯科用 CT 上に写る歯牙の領域を探索する.出力されたヒートマッ プより歯牙領域に該当する領域を抽出する.次に,検出された領域を関心領域として歯種分類のネットワ ークにより分類を行う.少数のテストケースを用いた初期検討では,95%と高い検出率を得ることができ, 本手法は歯科情報の自動記録に有用な可能性を示唆した.

キーワード: 歯科 CT 画像, 深層学習, 歯科的個人識別

1. はじめに

近年,地震や津波などの大災害時遺体の身 元確認作業に歯科情報が用いられることがあ る.これを歯科的個人識別と呼ぶ.歯科情報 は指掌紋や DNA 型の情報に比べ,生前試料 の入手が容易であるという点や,遺体の損傷

*1 岐阜大学工学部電気電子情報工学科 情報コース

〔〒501-1194 岐阜県岐阜市柳戸 1-1〕 e-mail: kutsuna@fjt.info.gifu-u.ac.jp

*2 メディア株式会社

*3 岐阜大学大学院医学系研究科知能イ メージ情報分野

*4 朝日大学歯学部口腔病態医療学講座 歯科放射線学分野 に強い点で優位性があり,東日本大震災でも 高い有効性を示した.

歯科的個人識別には、口腔内の歯科情報を 記録するデンタルチャートが用いられる.一 般の歯科医師が記録を行うことが多いが、一 般の歯科医師は遺体を対象とした記録の経験 に乏しく、精神的負担が危惧されている[1]. そのため、生前及び死後に撮影された歯科用 X線写真から自動的に歯種を分類しその状態 を取得する方法の開発が望まれている.

従来研究[2]において,深層学習用いて歯種 の分類を行っており,高い精度が得られた. 本研究では,深層学習を用いて歯科用 cone-beam CT(図 1)上の歯牙領域の検出方法 を提案し,その精度を評価した.また,検出 結果を用いて従来研究の歯種の分類を行い, 歯列認識の自動化を目指した.



図1 歯科用 cone-beam CT

2. 方法

2.1 歯種分類ネットワークの学習

従来研究において歯種分類ネットワークの 構築が行われており、本研究でも同様のネッ トワークを利用する.

2.2 歯牙領域検出ネットワークの学習

歯牙領域検出ネットワークでは体軸断面画 像全体を学習サンプルとする.原画像をリサ イズしたものを学習サンプルとし、ネットワ ークには DetectNet[3]を採用した.

DetectNetはGoogleNetをベースとした物体 検出用ネットワークであり、物体を囲むBox とその物体の種類を出力する.本研究では、 歯牙領域のBoxのみを出力としている.

DetectNet の特徴として,物体予測の損失関 数とBox座標の損失関数の線形結合を使用し て最終的な損失関数を計算している.また, DetectNet は入力層で Data Augmentation を行 っており,学習サンプルの Box 位置に対して 平行移動,拡大縮小,回転などをランダムに 施している.これにより過学習の抑制が見込 まれる.

2.3 2 つのネットワークの併用

2.1, 2.2 における 2 つのネットワークを利 用する. 歯種分類ネットワークに対する入力 を歯牙領域検出ネットワークの出力に置き換 える. これにより歯牙領域の検出と歯種の分 類が自動化される.

3.結果 3.1 歯牙領域の検出

ネットワークの学習には 40 症例 1696 枚を 用いた.テストデータには 10 症例を用い,そ のうち歯牙の中央付近,金属アーチファクト の影響が見られない画像 6 枚を選択し,2.2 のネットワークによる検出を行った.出力画 像例を図 2 に示す.平均検出率は 97.9%,誤 検出数は 0.5(個/枚)であり,良好な結果が得ら れた.



図1 検出ネットワークによる出力画像例

3.2 ネットワークの併用

歯牙領域の検出に用いたテスト画像におい て、検出に成功した歯牙を用いて歯種の分類 を行った.平均分類成功率は90.3%,誤分類 数は1.33(個/枚)となった.

4. まとめ

本研究では、深層学習を用いた歯牙領域の 検出手法を提案した.また、検出結果による 従来手法を用いた歯種分類を行った.共に 90% を超える精度を示し、本研究における提 案手法は歯科的個人識別のシステム構築に寄 与できる可能性を示した.

謝辞

本研究の一部は,科学研究費新学術領域研究 (課題番号 26108005)及び文部科学省科学研究 費補助金(基盤 B 26293402)によって行われま した.

利益相反の有無

なし

文 献

- [1] 鈴木敏彦:歯科情報に基づく大規模災
 害時の個人識別.日補綴会誌 7:129-134, 2015
- [2] Miki Y, Muramatsu C, Hayashi T et al : Classification of teeth in cone-beam CT using deep convolutional neural network. Computers in Biology and Medicine 80: 24-29, 2017
- [3] NVIDIA," DetectNet : Deep Neural Network for Object Detection in DIGITS," [Online].

Available:

https://devblogs.nvidia.com/parallelforall/de tectnet-deep-neural-network-object-detectio n-digits/.

Recognition method of dentition for dental identification with

deep-learning on dental cone-beam CT

Shota KUTSUNA^{*1}, Chisako MURAMATSU^{*1}, Tatsuro HAYASHI^{*2}, Xiangrong ZHOU^{*1*3}, Takeshi HARA^{*1*3}, Akitoshi KATSUMATA^{*4}, Hiroshi FUJITA^{*1*3}

- *1 Department of Electrical, Electronic and Computer Engineering, Information Course, Gifu University *2 Media Co., Ltd
- *3 Department of Intelligent Image Information, Graduate School of Medicine, Gifu University
- *4 Department of Oral Radiology, Asahi University School of Dentistry

In recent years, dental information is sometimes used for identification of corpses in a disaster such as earthquakes or tsunami. Dental chart, a record of oral findings such as the state of the dentition, is used for dental identification. Although general dentists naturally record it, there is a risk of mental burden due to inexperience in recording for corpses. Also, it is necessary to record systematic antemortem data. Therefore, in this research, we aim to develop a method of automatically acquiring information necessary for filing dental charts from dental radiographs taken before and after death. First, we search the tooth areas on dental CT using DetectNet based on convolution neural network. Tooth regions are extracted from the output heat map. Next, we classify the regions detected by DetectNet with the classification network. We obtained a high detection rate of 95% in the initial investigation using a small number of test cases. The result indicates a possibility that this method is useful for automatic recording of dental information.

Key words: dental CT, deep learning, dental identification

歯科パノラマ X線画像における深層学習を用いた

身元確認用データの自動収集

柳下 侑大*1 村松 千左子*2 周 向栄*2,*3 西山 航*4

林 達郎*5 原 武史*2.*3 勝又 明敏*4 藤田 広志*2.*3

要旨

大災害時には多くの死亡者・行方不明者を生じ、遺体の身元確認作業は困難を極める. 情報の保存性や生 前資料の入手のし易さから、歯科情報による身元確認の重要性が再認識された. しかし、各医療施設に保 管されている情報は標準化がされておらず、処理にも膨大な時間を要するなどの問題がある. 本研究の目 的は、歯科パノラマX線画像を用い、標準化された生前データを自動収集するシステムを開発することで ある. 提案手法では、深層学習技術を用いて歯科パノラマX線画像から歯牙を検出し、さらに深層学習に よる歯種・歯牙状態の分類を行う. 歯科パノラマ線画像 100 症例を学習・テストデータとし、分類実験に は手動で作成した歯牙領域画像を用いた. その結果、分類実験は歯種・歯牙状態ともに高い精度で分類に 成功した. また歯牙領域の検出実験では、分類を行うために必要な領域が概ね良好に取れた. したがって、 システムの有用性と自動化の可能性が示唆された.

キーワード:歯科パノラマX線画像,深層学習,身元確認,コンピュータ支援診断

1. はじめに

2011 年に発生した東日本大震災では非常 に多くの死亡者・行方不明者を生じ,遺体の 身元確認作業は困難を極めた.長期化する身

*1 岐阜大学大学院自然科学技術研究科 知能理工学専攻知能情報学分野 [〒501-1193 岐阜県岐阜市柳戸 1-1] e-mail: yana@fjt.info.gifu-u.ac.jp *2 岐阜大学工学部電気電子・情報工学科 情報コース *3 岐阜大学大学院医学系研究科再生医 科学専攻知能イメージ情報分野 *4 朝日大学歯学部口腔病態医療学講座 歯科放射線学分野

*5 メディア株式会社

元確認作業の中で,情報の保存性や生前資料 の入手のし易さから,歯科情報による身元確 認の重要性が再認識された[1].しかし,各医 療施設に残された情報は標準化がされておら ず,処理にも膨大な時間を要すること,さら に津波により生前資料が喪失してしまうなど の問題点も浮かび上がった.問題の改善には 平時における,生前資料の恒常的な収集・蓄 積システムを構築することが急務である.

本研究の目的は、歯科において日常的に撮 影される歯科パノラマX線画像を用い、標準 化された生前データを自動収集するシステム を開発することである.そのため、に東日本 大震災の経験を経て東北大学の青木らにより 開発された歯科情報照合ソフト Dental Finder[2]で利用可能な口腔内歯冠状態による 分類を、歯科パノラマX線画像から自動検出 するアルゴリズムの作成を行う.朝日大学の 歯科パノラマX線画像データベースを用いて, 近年人工知能の分野で注目されている深層学 習技術を利用する.

2. 実験方法

本研究では、実際に Dental Finder で使用す るデンタルチャートの作成に必要な情報であ る、歯種と歯牙状態の分類と、その際用いる 歯牙関心領域(ROI)の検出を行った.

まず歯種と歯牙状態の分類実験について 述べる.朝日大学歯学部附属病院で撮影され た撮影時期の異なる2つの歯科パノラマX線 画像データベース(以降 DB1,DB2)を用いた. 内訳は DB1 が 50 症例, DB2 が 50 症例とな っており、それぞれを学習とテストデータと した. 歯種4分類(前歯, 犬歯, 小臼歯, 大臼 歯)と、図1に示す Dental Finder で定められた 分類基準(健全歯,部分修復,全部修復)の3 分類を CNN(Convolutional Neural Network[3]) により判別を行う. フレームワークは Caffe[4], ネットワークには AlexNet[5]を用い た. また, 精度向上のため Fine tuning[5]手法 を導入した.これは学習の際,事前に学習さ れたモデルを初期値として用いてさらに細か い学習を進める手法である.本研究では事前 学習モデルとして, ImageNet[6]という大量の 自然画像群を学習したモデルを用いた.



図1 Dental Finder における分類基準

次に歯牙 ROI の検出実験を行った.分類 実験で用いたネットワークとは別の DetectNet[7] という GoogLeNet[5] から FCN(Fully Convolutional Networks[8])を派生 させた物体検出用ネットワークを用いる.実 験は分類実験と同様にDB1の50症例を学習, DB2の50症例をテストデータとして行った. その際,原画像から歯列の関心領域を抽出し, 実験を行った.

3. 実験結果

歯種分類の実験を行った結果を表 1,歯牙 状態の分類結果を表 2 に示す.実験の結果, 歯種と歯牙状態どちらも Fine tuning を行うこ とで精度の向上が見られた.

表1 歯種分類の実験結果

Fine tuning	精度[%]
なし	87.5
あり	88.9

表2 歯牙状態分類の実験結果

Fine tuning	精度[%]
なし	96.3
あり	98.1

歯牙 ROI の検出実験を行った結果を図2に 示す.検出された歯牙 ROI は,分類を行うた めに必要な領域が概ね良好に取れていると言 える.



図2 歯牙 ROI 検出結果例

4. 結論

本研究では、歯科パノラマX線画像による 深層学習を用いた身元確認用データの自動収 集システムを開発するための初期検討を行っ た.分類実験の結果は、歯種・状態ともに高 い精度で分類でき、システム開発への有効性 が示唆された.また歯牙ROIの検出結果では、 システムの自動化への可能性が示唆された.

謝辞

本研究の一部は文部科学省の科学研究費補助金(基盤 B:26293402,新学術領域研

究:26108005)の支援によって実施しました.

本研究を行うにあたり,有益なご助言を頂 いた藤田研究室,朝日大学,メディア株式会 社の皆様に感謝の意を表します.

利益相反の有無

なし

文 献

- [1] 青木孝文, 菅栄子: "歯科的個人識別に おける X 線画像活用の最前線" INNERVISION, pp. 52-54, 2012
- [2] 青木孝文, 伊藤康一: "日本大震災にお ける犠牲者の身元確認はいかにして行わ れたか" CVIM-196, No.3, 2015
- [3] Y. LeCun, et al: "Deep learning" NATURE, Vol 521, pp. 436-444, 2015
- [4] Y. Jia, et al: "Caffe: Convolutional Architecture for Fast Feature Embedding" ACM MULTIMEDIA, pp. 675-678, 2014
- [5] Y. Tian, et al: "Deep Learning Strong Parts for Pedestrian Detection" ICCV, pp. 1904-1912, 2015
- [6] A. Krizhevsky, et al: "ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks" NIPS, pp. 1106-1114, 2012
- [7] NVIDIA, "DetectNet: Deep Neural Network for Object Detection in DIGITS" <u>https://devblogs.nvidia.com/parallelforall/de</u> <u>tectnet-deep-neural-network-object-detectio</u> <u>n-digits/</u>
- [8] J. Long, et al: "Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation" CVPR, pp. 3431-3440, 2015

Automatic collection of data for personal identification using

deep learning in dental panoramic X-ray images

Yudai YANASHITA^{*1}, Chisako MURAMATSU^{*2}, Xiangrong Zhou^{*2,*3}, Wataru NISHIYAMA^{*4}, Tatsuro Hayashi^{*5}, Takeshi HARA^{*2,*3}, Akitoshi KATSUMATA^{*4} and Hiroshi FUJITA^{*2,*3}

*1 Department of Intelligence Science and Engineering, Graduate School of Nature Science and Technology, Gifu University

*2 Department of Electrical, Electronic and Computer Engineering, Informatics Course, Faculty of Engineering, Gifu University

*3 Department of Intelligent Image Information, Division of Regeneration and Advanced Medical Sciences, Graduate of Medicine, Gifu University

*4 Department of Oral Radiology, School of Dentistry, Asahi University

*5 Media Co., Ltd, Tokyo, Japan

A large disaster could yield many deceased and missing persons, and the personal identification of the corpses would be extremely difficult. Recently, the importance of personal identification using dental information has been reaffirmed by the preservability of teeth and the ease of obtaining the lifetime information. However, the information stored in each medical facility or dental clinic has not yet been standardized, and other problems exist such as the time required for processing. The purpose of this research is to develop a system that automatically collects the standardized data using dental panoramic X-ray images. In the proposed method, a tooth is detected from a dental panoramic X-ray image and subsequently classified for its tooth type and tooth condition using a deep learning technique. A hundred cases of dental panoramic images were used as training and test data, and tooth region images extracted manually were used for classification experiments. As a result, classification succeeded with high accuracies for both tooth types and tooth condition. In additions, in the tooth detection experiment, the regions necessary for the classification were generally successfully detected. Therefore, the usefulness of the system and the possibility of the automation were suggested.

Key words: Dental panoramic radiographs, Deep learning, personal identification, Computer-aided diagnosis.

テンプレート(全ての原稿の種類に共通) Ver. 2.1 (2017.3.21 改訂)

3D-DCNN を用いた EOB-MR 画像における

肝結節病変自動検出法の開発

竹永 智美*1 花岡 昇平*2 根本 充貴*3 野村 行弘*1

中尾 貴祐*4 三木 聡一郎*1 吉川 健啓*1 林 直人*1 阿部 修*2,4

要旨

肝結節性病変の検出において EOB-MRI 検査は他の検査と比較し有意に検出感度が高い.しかしながら5時 相の造影検査であるため読影の労力が多大である.そこで,われわれは EOB-MR 画像における肝結節性病 変の自動検出のためのシステム開発を行っている.本研究では3次元画像を入力とした deep convolutional neural network (3D-DCNN)を用いて,ボクセルベースで肝結節性病変の初期検出を行った.使用症例は1.5T, 3.0T を含む4装置より得られた72症例である.初期検討として肝細胞相の画像のみを使用し検出を試み た.それぞれの症例から31×31×31 voxel, voxel size = 2.0×2.0×2.0 × 2.0 mm³のパッチを入力とし3D-DCNN に より初期候補を決定した.ボクセルベースでの正例/負例ボクセルの識別性能の評価において TPF は90%, FPF は5%であった.今後,他時相画像を追加し5相3D-DCNN による検出を試み,さらに領域ベースの特 徴量により偽陽性の削除と性能評価を行う.

キーワード:コンピュータ画像診断, EOB-MRI, 肝結節性病変, 3D-DCNN

1. はじめに

世界的に悪性肝疾患の主因は転移である. 肝転 移は転移性疾患の中でも頻度が高く,予後不良 とされているが,早期に肝切除を行えば長期生 存が期待できるため,正確な早期発見が重要で

*1 東京大学医学部附属病院 22 世紀医療 センターコンピュータ画像診断学/予防 医学講座

〔〒113-8655 文京区本郷 7-3-1〕

e-mail: takenaga-tky@umin.ac.jp

*2 東京大学医学部附属病院放射線科

- *3 近畿大学生物理工学部
- *4 東京大学大学院医学系研究科生体物 理医学専攻

ある.一方,原発性肝癌の約 95%は肝細胞癌 (hepatocellular carcinoma: HCC) であり[1], HCC の多くは肝硬変, 慢性肝炎に合併して発生する ため,根治的に治療が行われた後でも再発率が 高い. 早期に正確に病変数と位置を診断し, 繰 り返し適切な治療を行うことが良好な予後に 重要である.上記のことから,肝転移, HCC ど ちらにおいても根治的に治療を行うためには 早期発見が不可欠である. このため, computed tomography (CT) 画像における肝臓病変の検出 や鑑別のためのシステムが多く存在する[2].し かしながら近年, 肝転移, HCC において, CT 検査を含む他の検査よりも Gd-EOB-DTPA に よる造影 MRI 検査 (以下, EOB-MRI 検査) の 方が高い診断能を持つという報告がされてい る. Gd-EOB-DTPA は従来の Gd 造影剤と同様

の病変の血流評価に加え, 肝細胞特異性により 肝細胞機能も同時に評価可能な画期的な造影 剤である. Berger-Kulemann らによると肝転移 において造影 CT 検査では診断能が低下する高 度な脂肪沈着のある肝臓や 10 mm 以下の結節 であっても、EOB-MRI 検査では検出率が有意 に高く[3], Akai らによるとHCCにおいてEOB-MRI 検査は3 時相ダイナミック造影 CT 検査 より高い感度,特異度,再現性を示した[4]. EOB-MRI 検査は肝転移や HCC の検査で主流 になりつつあり、肝転移では検出、ステージン グ, HCC ではスクリーニング, 治療前後のステ ージングやフォローアップに選択される.しか し, EOB-MRI 検査は5 時相 (造影前, 動脈相, 門脈相,静脈相,肝細胞相)の造影検査に加え, 鑑別目的で拡散強調画像やT2 強調画像が撮像 されるため,画像診断を行う放射線科医の労力 は多大である.これらのことから, EOB-MR 画 像における肝結節性病変の自動検出システム は早期発見のために有用であると思われるが, 調べる限り報告されていない.

深層学習は,学習データセットから認識に有 用な特徴量を自動生成し、それらを用いた強力 な識別関数を学習可能な手法である. 深層学習 で得られるネットワークの中でも deep convolutional neural network (DCNN) は画像認識 システムとして有効な階層型神経回路モデル であり,人工知能と脳科学分野で注目を集めて いる. これまで 2 次元画像や 3 次元画像を入 力とした DCNN による病変検出が報告されて おり,多数のパターン認識コンテストで驚異的 な性能を示している[5]. そのため、本研究で目 的としている肝結節性病変の検出においても, DCNN により高精度で検出が可能であると考 える.本研究では初期検討として,肝細胞相の みの 3 次元画像を入力とした DCNN (3D-DCNN)により病変の検出を行う.

2. 対象症例

本研究は東京大学医学部倫理委員会の承認 を受けて実施した.本研究では肝転移やHCCを 有する EOB-MR 画像 72 症例を使用した.撮像 装置,撮像パラメータ,症例数の詳細を表1に 示す.それぞれの症例には Gd-EOB-DTPA によ る5時相(造影前,動脈相,門脈相,静脈相, 肝細胞相)の造影 3DT1 強調画像が含まれる. 72症例には354個の肝結節性病変(肝転移:58, HCC:116,囊胞:176,血管腫:4)が存在し, 体積分布は15 mm³~217363 mm³であった.なお 1症例当たりの肝結節性病変数は1個~52 個で あった.なお肝結節性病変領域はマニュアルで 決定し,放射線科医の確認を得たものをゴール ドスタンダードとして用いた.

vender	Siemens		GE	
machine	Skyra Avanto		Sigma HDxt	
static magnetic field	3.0 T 1.5 T		3.0 T	1.5 T
No. of cases	9	1	42	20
sequence	3D-VIBE		LAVA	
TR [msec]	3.13-3.95		3.15-3.86	
TE [msec]	1.18-1.75		1.49-1.9	0
FOV [mm]	350-400		320-400	
matrix size	320×240-260×80		512×512	×72-112
voxel size [mm ³]	1.1×1.1×	3.0	0.7×0.7×	2.5

表1 画像パラメータ



図1 肝結節性病変検出の概要

3. 方法

1) 肝結節性病変の検出の概要

肝結節性病変検出方法の概要を図 1 に示す. まず,DROP[6]を用いて造影前画像,動脈相画 像を肝細胞相画像に位置合わせを行い,時相間 の差分画像を用いて,信号値ベースで肝臓領域 の抽出を行う[7].得られた肝臓領域から結節性 病変を含む3次元領域と含まない3次元領域を 取り出し,3D-DCNNにより学習を行う.

2) 肝臓領域の抽出[7]

造影前と肝細胞相の画像の差分画像をpタイル 法によって上位10%に閾値を求め、二値化する ことにより肝臓領域を得た.動脈相と肝細胞相 の差分画像は肝臓領域に近接する腎臓や心臓 などの領域を除外するために用いた.その後モ ロフォロジカル処理により穴埋め、非連結領域 の除外を行い、最終的な肝臓領域とした.

3) 肝結節性病変候補の検出

本研究では、初期検討として肝細胞相のみの 3次元画像を入力として、3D-DCNNにより肝結 節性病変の検出を行った.学習とテストに使用 した症例はそれぞれ 36 症例であり、入力する 画像サイズは voxel size: 2.0 mm×2.0 mm×2.0 mm, matrix size: 31×31×31とした. 肝結節性 病変領域の学習/テストデータ (正例) は入力 画像の中心に病変領域が含まれるように配置 し,非肝結節性病変領域の学習/テストデータ (負例) は画像内に肝結節性病変領域が含まれ ない領域を,抽出した肝臓領域からランダムに 10000 個/症例作成した. また,過学習を防ぐた めに, {x,y,z}方向の反転, 1.0-1.2 倍の範囲 (ラ ンダム) での拡大による生成型学習[9]を行っ た.

本研究では, Convolution 層が 1 層 (CNN1 層) と 2 層 (CNN2 層) の 3D-DCNN モデルの比較 を行った. 表 2 に 3D-DCNN のアーキテクチャ を示す.本研究では深層学習のライブラリとし て, chainer ver.1.20.0.1[8]を使用し,処理の一部 は東京大学情報基盤センターのスーパーコン ピュータシステム Reedbush-H を使用した.

4. 結果

10 epoch 目までの loss と accuracy の変化を図 2,3 に示す. CNN1 層では 1 epoch 目が最もテ スト症例において感度が高く,0.81 であり, CNN2 層では 4 epoch 目が最も感度が高く 0.90 であった.

CNN2 層 4 epoch 目の ROC 曲線を図 4 に示 す. 特異度 0.95 のとき, 感度 0.90 であった.

CNN1 層			CNN2 層				
layer	kernel	output size	channel	layer	kernel	output size	channel
Input	-	31×31×31	1	Input	-	31×31×31	1
C1	3×3×3	31×31×31	31	C1	3×3×3	31×31×31	31
M1	$2 \times 2 \times 2$	16×16×16	31	M1	$2 \times 2 \times 2$	16×16×16	31
FC1	-	$1 \times 1 \times 1$	100	C2	3×3×3	16×16×16	31
FC2	-	$1 \times 1 \times 1$	2	M2	$2 \times 2 \times 2$	9×9×9	31
				FC1	-	$1 \times 1 \times 1$	100
				FC2	-	1×1×1	2

表23D-DCNN アーキテクチャ

C: convolution, M: max-pooling, FC: fully connected layers



図 2 CNN1 層と 2 層における loss の比較







図 4 CNN2 層 4 ephoch 目の ROC 曲線

5. 考察

テスト症例において, CNN1 層では 1 epoch 目, 2 層では 4 epoch 目の感度が最も高く,それ以 降の epoch で感度が低下していることから,過 学習していることがわかる.症例数を増やす, また,現在行っている単純な生成型学習に加え, 回転などの変形を追加することで,過学習を防 ぐことが可能であると思われる.3D-DCNN を 用いて病変検出を試みている先行研究[10]では, 3 層の Convolution 層を用いているため,3 層で の検討も行う予定である.

また,今回は初期検討であるため,肝細胞相の画像のみを使用したが,5時相の画像を用い,5相 3D-DCNN により検出を行うことで,さらなる感度向上が期待できる.

6. 結論

EOB-MR 画像において肝結節性病変を自動 的に検出する手法を開発するため,3D-DCNN により肝結節性病変の検出を行った.本手法を, 肝結節性病変を有する 36 症例に適用したとこ ろ,ボクセルベースでの正例/負例ボクセルの識 別性能において特異度 0.95 のとき,感度 0.90 で あった. さらなる感度向上を目指すとともに, 領域ベースでの偽陽性の削除と性能評価を行 う.

謝辞

本研究の一部は科学研究費補助金 (若手研究 (B), 17K17653), ならびに平成 29 年度学際大規 模情報基盤共同利用・共同研究拠点 (JHPCN) 共 同研究による.

利益相反の有無

なし

文 献

 [1]田中純子.厚生労働省肝炎等克服緊急対策 研究事業「肝炎ウイルス感染状況・長期経 過と予後調査及び治療導入対策に関する 研究」平成22~24 年度総合研究報告書.日 本肝癌研究会;第 19 回全国原発性肝癌追 跡調査報告,2006-2007

- [2] MP. Arakeri, "Recent advances and future potential of computer aided diagnosis of liver cancer on CT images." Pro-of ICIP 2011: 246-51.
- [3] V. Berger-Kulemann, et al. "Gadoxetic acidenhanced 3.0 T MR imaging versus multidetector-row CT in the detection of colorectal metastases in fatty liver using intraoperative ultrasound and histopathology as a standard of reference." EJSO 38.8 (2012): 670-6.
- [4] H. Akai, et al. "Detection of hepatocellular carcinoma by Gd-EOB-DTPA-enhanced liver MRI: comparison with triple phase 64 detector row helical CT." Eur J Radiol 80.2 (2011): 310-5.
- [5] 中山英樹, "深層畳み込みニューラルネットワークによる画像特徴抽出と転移学習",

信学技報, SP2015-45, 2015.

- [6] B. Glocker, et al. "Deformable medical image registration: Setting the state of the art with discrete methods" Annu. Rev. Biomed. Eng. 13 (2011): 219-44.
- [7] T. Takenaga, et al. "Segmentation of Liver Region in Gd-EOB-DTPA Enhanced Magnetic Resonance Images" Pro-of IFMIA 2017: P2-28.
- [8] Chainer, http://chainer.org/
- [9] H. Ishida, et al. "Recognition of low-resolution characters by a generative learning method" Proc. CBDAR (2005): 45-51.
- [10] Q. Dou, et al. "Multi-level contextual 3D CNNs for false positive reduction in pulmonary nodule detection." IEEE Transactions on Biomedical Engineering (2016)

Nodular liver lesion detection with 3D-DCNN in

Gd-EOB enhanced magnetic resonance images

Tomomi TAKENAGA^{*1}, Shouhei HANAOKA^{*2} Mitsutaka NEMOTO^{*3} Yukihiro NOMURA^{*1}, Takahiro NAKEO^{*4}, Soichiro MIKI^{*1}, Takeharu YOSHIKAWA^{*1}, Naoto HAYASHI^{*1}, Osamu ABE^{*2,4}

- *1 Department of Computational Diagnostic Radiology and Preventive Medicine, The University of Tokyo Hospital
- *2 Department of Radiology, The University of Tokyo Hospital
- *3 Faculty of Biology-Oriented Science and Technology, Kindai University
- *4 Radiology & Biomedical Engineering, Graduate School of Medicine, The University of Tokyo

Several studies reported that Gd-EOB-DTPA-enhanced MRI tends to show higher diagnostic accuracy compared to other modalities. However, in diagnosis of nodular lesions of the liver, Gd-EOB-DTPA-enhanced MR generates a huge number of images in five time phases. Radiologists may be exhausted from detecting and diagnosing nodular lesions of the liver in Gd-EOB-DTPA-enhanced MR. Therefore, we have been developing a computer-assisted diagnosis scheme for the detection of nodular liver lesions in Gd-EOB-DTPA-enhanced MRI. In this paper, we used 3-dimensional-convolutional neural network technique to detect initial candidates. As an initial study, we extracted image patches of size $31 \times 31 \times 31$ from hepatocellular phase images. True positive fraction of the proposed voxel-based classifier was 90% when the false positive fraction was 5%.

Key words: Computer-assisted detection, Gd-EOB-DTPA enhanced MRI, nodular liver lesion, 3D-DCNN

畳み込みニューラルネットワーク(CNN)を用いた 超低線量 CT(Computed Tomography)画像の高画質化

櫻井 基成^{*1} 中山 良平^{*1} 岡 慎^{*1} 小林 大輝^{*1} 檜作 彰良^{*2} 相原 健一^{*3} 市川 泰崇^{*4} 北川 覚也^{*4} 佐久間 肇^{*4}

要旨

放射線被曝低減の観点から,通常検査に低線量 CT の適用が期待されるが,診断能の低下を引き起こす問題がある.本研究の目的は,通常線量の1/20 で撮影した超低線量 CT を CNN(畳み込みニューラルネット ワーク: Convolutional Neural Network)により高画質化することである. CNN の学習では,同じ患者の超低線量 CT と通常線量 CT をパッチ(小領域)に分割後,CNN の入力層に超低線量パッチを入力し,対応す る通常線量パッチを教師データとして与える.そして,CNN の出力値と教師データ間の Root Mean Squared Error (RMSE)が最小となるように CNN 内の重み係数を更新する. CNN による高画質化画像の通常線量 CT 画像に対する RMSE, Peak Signal-to-Noise Ratio, Structural Similarity Index は 54.2, 21.2dB, 0.986 であった.逐 次近似再構成法は 57.6, 20.8dB, 0.983 であり,CNN が有意に高く,CNN による高画質化の有用性が示唆された.

キーワード: 超低線量 CT, 畳み込みニューラルネットワーク, 高画質化

1. はじめに

通常の診療ルーティンにおいて,多用される CT 検査であるが,近年,その放射線被曝が問題 視されている.したがって,放射線被曝軽減の 観点から,放射線の照射量を低減した CT 撮影 が推奨される.この低線量 CT 検査により,放 射線被曝を通常の 1/4 程度に軽減できるが,得 られる画像はノイズレベルが高く,解像度が低 い劣化した画質となる.

CT 装置メーカーは、低線量でも画質劣化の 少ない画像を提供するため、FBP (Filter Back Projection)法,逐次近似再構成法を開発し、ス タンダード機種以上の CT 装置に搭載している. FBP 法は、ノイズを低減する処理を適用するこ とにより解像度を低下させる問題がある.一方、

- *1 立命館大学理工学部電子情報工学科 〔〒525-8577 草津市野路東 1-1-1〕 e-mail: ri0038xe@ed.ritsumei.ac.jp
- *2 みずほ情報総研
- *3 日本マイクロソフト株式会社
- *4 三重大学附属病院中央放射線部

逐次近似再構成法は,計算量が膨大で,処理に 多くの時間を要する問題がある.

近年, CNN (畳み込みニューラルネットワーク: Convolutional Neural Network)を応用した高 画質化が報告されている[1-3]. CNN の学習には 膨大な時間を要するが,一旦学習した CNN は 単純演算で実行される.したがって, CNN は逐 次近似再構成法のように膨大な処理時間を要 することなく,低線量 CT 画像を高画質化でき る可能性がある.

そこで本研究では、低線量 CT の高画質化に CNN を適用することにより、臨床応用に支障の ない短い処理時間で高精度な高画質化 CT 画像 を生成する.

2. 方法

1) 実験試料

実験試料は, 鈴鹿回生病院の CT 装置 (GE 社 製, 米国) で撮影されたボランティア患者 12 名 (平均年齢:69±7.3 歳, 年齢範囲:60-84 歳) の胸部 CT 画像である.本研究では, 放射線被 曝低減の観点から, 通常の低線量よりさらに線 量を低減した超低線量 CT を使用した.通常線 量 CT 画像の撮影では 200~300mA の管電流, 超低線量 CT では 20mA の固定管電流を用いた. 超低線量 CT 撮影の有効線量は 0.5mSv である.

2) CNN による高画質化手法

超低線量 CT 画像の高画質化を目的とした CNN は, 超低線量 CT 画像を 9×9 の大きさに 分割した各パッチ(局所領域)を入力とする入 力層, 1×1 の大きさのフィルタを 32 用意した 畳み込み層, ReLU(Rectified Linear Unit)活性 化関数, 5×5 の大きさのフィルタを 32 用意し た畳み込み層, ReLU 関数, そして, 全結合層と 3×3 の大きさの出力層で構成する.

通常線量 CT 画像と超低線量 CT 画像を同時 に撮影することはできないため、2 画像間で写 っている部位の位置が微妙に異なる.そこで、 通常線量 CT 画像と超低線量 CT 画像の位置合 わせを実施する.そして、超低線量 CT 画像を 9×9の大きさのパッチに切り出し、その中心位 置に対応する通常線量 CT 画像の 3×3 のパッ チとペアで学習データを構築する.CNN の学習 では、各超低線量パッチを入力層に入力し、対 応する通常線量パッチを教師データとして与 える.そして、CNN の出力層の値と教師データ との RMSE (Root Mean Squared Error:平均平方 誤差)が最小となるように学習を行う.

3) 評価指標

本研究の目的は,超低線量 CT 画像を通常線 量 CT 画像と同等の画質に改善することである. したがって,超低線量 CT 画像を高画質化した ときの通常線量 CT 画像に対する忠実度を評価 指標とする.本研究では,劣化画像の復元の評 価において頻繁に使用される 3 指標を用いて, 提案手法,逐次近似再構成法 (veo, GE 社)によ る高画質化画像の通常線量 CT 画像に対する忠 実度を比較する.

RMSE は,通常線量 CT 画像と高画質化画像 間の画素値の差を表す指標であり,値が0に近 いほど誤差が少なく,通常線量 CT 画像に近い 画像が得られたことを示す.

RMSE =
$$\sqrt{\frac{1}{\Omega} \sum_{l \in \Omega} (NDCT(l) - virtual NDCT(l))^2}$$

 Ω : 画像に含まれるボクセル数
NDCT: 通常線量 CT 画像

virtual NDCT:高画質化 CT 画像

PSNR(Peak Signal-to-Noise Ratio: ピーク信号 対応比)は、高画質化画像が通常線量 CT 画像 と比較して、どの程度劣化したのかを表す指標 であり、値が大きいほど劣化が少ないことを示 す.

$$PSNR = 20 * log_{10} \left(\frac{MAX_I}{RMSE}\right)$$

MAX_I:通常線量 CT 画像の最大画素値 PSNR の値が大きいほど雑音が少ない画像であ ることを示す.

SSIM (Structural Similarity Index) は, 画素値 (輝度値), コントラスト, 構造の3つの要素が どの程度変化したかを統合的に評価する指標



図1 通常線量画像,超低線量画像,および超低線量CT画像を提案手法,逐次近似再構成法 (veo)で高画質化した画像の比較 である.

$$SSIM(x,y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)}$$

 $\mu_{x}, \mu_{y}, \sigma_{x}, \sigma_{y},$ そして, σ_{xy} は通常線量 CT 画像と 高画質化 CT 画像の平均画素値,標準偏差,そ して共分散値を示す. C_{1}, C_{2} は評価値が大きくな りすぎないよう制御するための定数であり, $C_{1}=(K_{1}L)^{2}, C_{2}=(K_{2}L)^{2}$ で定義される.ここで, K_{1}, K_{2} は定数,Lが表示される画素値の最大値で 与えられる.

3. 結果と考察

図1に通常線量画像,超低線量画像,および 超低線量 CT 画像を提案手法,逐次近似再構成 法(veo)で高画質化した画像を示す.高画質化 画像は超低線量 CT 画像に比べて,明らかにノ イズが低減し,画質の向上が見られる.提案手 法は,veo で高画質化した画像に比べ,ボケた 印象を受けるが,veo 画像は滲んだような画質 である.左肺野にすりガラス状陰影が見られる が,提案手法の方が,veo 画像よりも陰影の全 体像が把握しやすいことが確認できる.

表1に提案手法,逐次近似再構成法(veo)で 高画質化した画像の通常線量 CT 画像に対する 忠実度の比較を示す.提案手法が veo 画像より も全ての指標において,忠実度が高い結果とな った.

また,提案手法の1患者データあたりの処理 時間は約2時間であり,臨床応用に支障のない 短い処理時間が実現できた.また,逐次近似再 構成法は搭載されている CT 装置で撮影した画 像にのみ適用可能である.一方,提案手法はど の CT 装置で撮影された超低線量 CT 画像に対 しても,後処理として適用可能であり,これも 提案手法の優位性である.

4. まとめ

本研究では、CNN による超低線量 CT 画像 の高画質化を行った.最上位機種の CT 装置に 搭載される逐次近似再構成法(veo)より,提 案手法による高画質化画像の方が,通常線量 CT 画像に対する忠実度が高い結果を示した.

表1 通常線量 CT 画像に対する忠実度

	提案手法画像	veo 画像
RMSE	54.2	57.6
PSNR	21.2	20.8
SSIM	0.986	0.983

提案手法は臨床業務に支障のない処理時間が 実現できていることから、早い段階での臨床 応用が期待できる.

謝辞

研究遂行にあたり貴重なご助言を賜った三 重大学医学部附属病院のスタッフの方々に深 謝いたします.本研究は JSPS 科研費 15H01118 の助成を受けたものです.

文 献

- Dong C, Loy CC, et al.: Image Super-Resolution Using Deep Convolutional Networks. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell 38: 295-307, 2016.
- [2] 大谷真也,加藤裕,黒木修隆,他:4並列の 畳み込みニューラルネットワークを用い た超解像.信学論(D-II) J99:588-593, 2016.
- [3] Umehara K, Ota J, et al.: Super-resolution convolutional neural network for the improvement of the image quality of magnified images in chest radiographs. Proc. SPIE 10133: 1-7, 2017.

DCNN による指骨 CR 画像からの骨粗しょう症の自動識別

畠野 和裕^{*1} 村上 誠一^{*2} 植村 知規^{*1} 陸 慧敏^{*1}

タン ジュークイ*1 金 亨燮*1 青木 降敏*2

要旨

骨の主な疾患として骨粗しょう症が挙げられる. 骨粗しょう症に対する画像診断は有効であるが,類似した低骨量を呈する画像も多く,画像診断における客観性や再現性の問題がある. そこで本稿では,指骨 CR 画像から骨粗しょう症の自動識別手法を提案する. 提案手法では,深層畳み込みニューラルネットワーク (DCNN)を用いた識別器を構築し,骨粗しょう症有無の識別を行う. DCNN の学習および識別には,CR 画像から3種類の画像を作成し,各指骨領域内部から ROI を抽出後,この3種類の ROI を R,G,B チャンネルに割り当て生成した疑似カラー画像を用いる. 実験では,101 症例に対し提案手法を適用し,真陽性率(TPR):75.5[%],偽陽性率(FPR):13.9[%]という結果を得た.

キーワード: CR 画像, 骨粗しょう症, 深層畳み込みニューラルネットワーク, CAD

1. はじめに

近年,日本における人口の急速な高齢化に 伴い,骨粗しょう症の患者が年々増加してお り,2015年時点では約1300万人と推測され ている.今後の高齢社会の進行とともに介護 の問題と相まって,その対策が医療のみなら ず社会的にも重要な課題となっている[1].

骨粗しょう症に対する画像診断は有効であ るが、骨粗しょう症に類似した低骨量を呈す る画像も多く、読影医師の経験の差から診断 が異なり、客観性や診断の再現性に欠けるこ とが知られている[2].また膨大な画像枚数の 読影や各画像から骨粗しょう症の患部を正確

*1 九州工業大学

〔〒804-8550 福岡県北九州市戸畑区仙 水町1-1〕

*2 産業医科大学

〔〒807-8556 福岡県北九州市八幡西区 医生ヶ丘 1-1〕 に読み取ることは非常に困難であり,多くの 労力と時間が必要とされ,読影医師への負担 が懸念されている.

これらの問題を克服するため、先行研究と して Kajihara ら[3]は、骨粗しょう症の定量的 な評価を行うため,指骨領域の「自動抽出」, 「自動位置合わせ」、「特徴量解析」の三つを 中心としたコンピュータ支援診断(Computer Aided Diagnosis: CAD)システムを提案した. この中でも特徴量解析では,まず,指骨領域 内部から抽出された関心領域(ROI)に対し,16 種類の統計的特徴量を算出し、これらの特徴 量から識別に有効であると思われる2種類の 特徴量を手動で選定した.そして,この2種 類の特徴量から ANN(Artificial Neural Network)を用いた正常・異常の自動識別を行 い, TPR: 92.89[%], FPR: 5.96[%] という結果 を得た.しかし,先行研究の計測対象は正常 例が5症例,異常例が7症例の計12症例であ り、汎用的な識別のためにはより多くの症例 に対して適用する必要があった.また,症例 数を増加した場合,識別に有効な特徴量を手 動で選択するのはより多くの労力が必要であ るなどの課題が残されている.

そこで本論文では、多くの症例に対してよ り汎用的な識別を可能にした、骨粗しょう症 の診断を行うための CAD システムの開発を 目的とする.具体的には、被験者の両手を撮 影した CR 画像の指骨領域内に、解剖学的に 骨粗しょう症の症状が顕著に表れる部分に ROI を設定し、深層畳み込みニューラルネッ ト ワ ー ク (Deep Convolutional Neural Network:DCNN)を用いて自動で特徴を抽出 し、疾患の識別を ROI ごとに行う.本論文で は提案手法を 101 症例の CR 画像に適用した 結果について考察と有効性について述べる.

2. 手法

入力画像の識別を行うため, DCNN を用い た識別器を構築する. DCNN の学習および, 識別を行う入力画像には,指骨 CR 画像から 生成した疑似カラー画像を用いる.以下に疑 似カラー画像および, DCNN についての詳細 を述べる.

2.1 疑似カラー画像の作成

本手法では,骨粗しょう症の症状が顕著に 表れる指骨領域内部に ROI を設定するため, 画像内のテクスチャ特徴のみを用いて正常・ 異常の識別を行う.そのため原画像のみを用 いた場合,DCNNによる識別に必要な情報量 の不足が懸念される.

そこで, CR 画像そのものではなく, CR 画 像から3種類の画像を生成し,各画像の同一 の指骨領域内部から ROI を 40×40[pixel]の矩 形で切り出した後,この3種類の ROI を R, G, B チャンネルに割り当てた疑似カラー画 像を生成し,学習および識別に用いる.具体 的には,CR 画像に Tophat 変換[4]と線強調処 理を行った画像,CR 画像に濃度階調変換[4] を行った画像,上記の濃度階調変換画像に Tophat 変換を行った画像の三種類を生成する. CR 画像は 10bit の値を持つため,通常は Window Width は 1023, Window Level は 512 として濃度諧調変換により 8bit に変換する. 濃度階調変換の画像は,皮膚等の軟部組織を, 可能な限り濃度変化を維持しつつ骨梁成分を 強調することを目的に,実験的に決定したし きい値に基づき, Window Width は 500, Window Level は 350 として作成する. 図1に CR 画像の例を, 図2に図1を疑似カラー画 像に変換した例を示す.

2. 2 Deep Convolutional Neural Network

DCNNとは、近年、画像認識分野における 一般画像認識において従来の手法を大きく上 回る性能を示した深層学習(Deep Learning)の 一つである[5].

本稿では、入力層、5つの畳込み層、3つの プーリング層、2つの正規化層で構成された 特徴抽出部、そして、3つの全結合層で構成 された識別部からなるネットワークを用いる. 各層の詳細を表1に示す.また、深層学習の フレームワークとして Caffe[6]を用いる.

また,ネットワークの学習には,汎用的な 学習データによる学習済みモデルのパラメー タを,別の認識タスクに転用し再度学習させ る,転移学習を行う.転移するネットワーク として,1000カテゴリの一般画像を用い学習 された,ISLVRC2012における優勝チームの ネットワークを用いる[5].このネットワーク モデルは,Caffeによって提供されるリファレ ンスモデルを用いる.また,学習率を0.001, 学習回数を25000回とし,確率的勾配降下法 により再学習を行う.



図2 疑似カラー画像の例

屋插	パラメータ				活性化閉粉	出力マップサイズ
	Kernel	Output	Stride	Padding	伯工门月奴	
Input	-	-	-	-	-	227×227×3
Convolution	11×11	96	4	0	ReLU	55×55×96
Pooling	3×3	-	2	0	-	27×27×96
Normalize	-	-	-	-	-	27×27×96
Convolution	5×5	256	1	2	ReLU	27×27×96
Pooling	3×3	-	2	0	-	13×13×256
Normalize	-	-	-	-	-	13×13×256
Convolution	3×3	384	1	1	ReLU	13×13×384
Convolution	3×3	384	1	1	ReLU	13×13×384
Convolution	3×3	256	1	1	ReLU	13×13×256
Pooling	3×3	-	2	0	-	6×6×256
Full Connect	-	4096	-	-	ReLU	1×1×4096
Full Connect	-	4096	-	-	ReLU	1×1×4096
Full Connect	-	2	-	-	Softmax	1×1×2

表1 学習済みモデルの詳細

3. 実験と結果

3分割交差検証法に基づき,構築したネッ トワークの性能評価を行う.実験では CR 画 像 101 症例から,学習および,検証用データ セットを作成する.各データセットにおける データ数の詳細を表 2 に示す.データ数不足 による過学習の防止とデータ数の偏りの軽減 のため,学習データに対してデータ数の増加 を図る.具体的には,異常症例に対する鏡像 反転・回転(90°,180°,270°)を行った画像, 正常症例に対する鏡像反転を行った画像を, 学習データとして加える.また疑似カラー画 像の有効性を確認するため,CR 画像そのま まのデータセットを作成し,それぞれ実験を 行う.

実験を行った結果, TPR:75.5[%], FPR: 13.9[%]の識別率を得た.その詳細を表3に示す. また,真陽性率(TPR)および,偽陽性率(FPR) は次式で表される.

$$TPR = \frac{A}{Abn} \times 100[\%]$$
(1)

$$FPR = \frac{N}{Nor} \times 100[\%]$$
(2)

ここで,Aは異常症例クラスに属する画像の うち,正しく分類された画像枚数,Abnは異 常症例クラスの画像枚数であり,Nは正常症 例クラスのうち,異常症例クラスに分類され た画像枚数,Norは正常症例の画像枚数であ る.

4. 考察

本論文では指骨 CR 画像から得られる各デ ータセットに対し, DCNN を用いた骨粗しょ う症の識別を行い,表3の結果を得た.提案 手法である疑似カラー画像のデータセットで は,交差検証の結果が TPR:75.5[%],FPR: 13.9[%]となった(表3(a)).また,CR 画像のデ ータセットを用いた結果(表3(b))と提案手法 とを比較すると,TPR,FPR ともに識別の向 上がみられた.これは,3種類の画像を含ま せた疑似カラー画像を用いることにより,情 報量が増加し,CR 画像において捉え難かっ た正常症例と異常症例の違いを表現しやすく

Dataset	Abnormal sample	Normal sample
А	129	414
В	129	413
Ċ	129	413

表2 データセットの詳細

表 3 実験結果

(a) 疑似力	ラ	一画像
---------	---	-----

Train	Te	est	Consi	stency
Dataset	TP [%]	FP [%]	TP [%]	FP [%]
B+C	78.1	17.9	97.2	8.94
A+C	78.1	12.8	97.8	8.11
A+B	70.3	11.1	98.0	8.94
平均	75.5	13.9	97.6	8.66

(b) CR 画像

Train	Te	est	Consi	stency			
Dataset	TP [%]	FP [%]	TP [%]	FP [%]			
B+C	53.1	22.0	93.1	9.82			
A+C	53.9	17.1	97.8	8.82			
A+B	46.8	25.2	98.0	9.82			
平均	51.2	21.4	96.3	9.48			

なったと考えられる.しかし,疑似カラー画 像を用いたとしても、ラベル間での違いを十 分に生み出せたとは言い難く、また、同一ラ ベル内においても、症例間で疾患の進行具合 が異なる場合や、また、骨の部位により、軟 部組織の厚みや骨梁の見え方においてばらつ きが大きかったため、高い識別精度は得られ なかった.この問題を解決するため、X線量 の情報を用いることにより、画像間のばらつ きを軽減することが可能になる.また、学習 データの不足による過学習を避けるため、デ ータ数の増加を図る必要があり、これらは今 後の課題である.

5. まとめ

DCNN を用いた指骨 CR 画像からの骨粗し ょう症の識別器を構築し、3 分割交差検証法 により性能を評価した.結果として、TPR: 75.5[%], FPR:13.9[%]の認識率を得た.しか し、識別精度は未だ十分とは言えないため、 正常症例と異常症例との間で差異が生まれ、 かつ,同一ラベル内では類似の症状が見られ るようなデータセットの生成法を考案する必 要があり,これらは今後の課題である.

謝辞

本研究は,文部科学省科学研究費補助金 (16K14279,17K10420),文部科学省卓越研究 員事業補助金(16809746)の補助を受けている.

利益相反の有無なし

文 献

- [1] 折茂他:骨粗鬆症の予防と治療ガイドライン 2015 年版, ライフサイエンス出版株式 会社, pp.1-76, 2015
- [2] 村上他: CR(computed radiography) 踵骨 画像を用いた骨粗鬆症の新しい評価法,日 本放射線技術学会雑誌, Vol.59, No.10, pp.1285-1294,2003
- [3] Kajihara et al., : Identify Rheumatoid Arthritis and Osteoporosis from phalange CR images based on image registration and ANN, ICIC Express Letters, Vol.10, No.10, pp.2435-2440, 2016
- [4] 田村:コンピュータ画像処理,オーム社 出版局, pp.102-166,2002
- [5] A.Krizhevsky et al., : Imagenet Classification with Deep Convolutional Neural Networks, NIPS, 2012
- [6] Caffe, http://caffe.berkeleyvision.org/

Automatic Identification of Osteoporosis

from Phalanges CR Images Based on DCNN

Kazuhiro HATANO^{*1}, Seiichi MURAKAMI^{*2}, Tomoki UEMURA^{*1}, Huimin LU^{*1}, Joo Kooi TAN^{*1}, Hyoungseop Kim^{*1}, Takatoshi AOKI^{*2}

*1 Kyushu Institute of Technology

*2 Hospital of the University of Occupational and Environmental Health

Osteoporosis is known as a disease of bone. Visual screening using CR images is an effective method for osteoporosis, however there are many similar diseases that exhibit state of low bone mass. In this paper, we propose an automatic identification method of osteoporosis from phalanges CR images. As the proposed method, we implement a classifier based on Deep Convolutional Neural Network (DCNN), and identify unknown CR images as normal or abnormal. For training and evaluating of CNN, we use pseudo color images. In the experiment, we apply our proposal method to 101 cases and TPR of 75.5[%] and FPR of 13.9[%] were obtained.

Key words: CR Images, Osteoporosis, Deep Convolutional Neural network, CAD

CNN を用いた Gleason score の算出システム

藤本 祐基*1 鈴木 秀智*1 白石 泰三*2 太田 義勝*1

要旨

近年,病理専門医の不足により,診断作業の計算機支援が強く望まれており,CNN(Convolutional Neural Network)などのAI技術を導入した研究が多く報告されている.本研究の対象である前立腺がんの診断では,がん細胞の検出だけでなく,Gleason score の評価も求められる.Gleason score とは,前立腺の組織癌の悪性度を示す顕微鏡画像上の指標であり,腺の形状などで定義されたパターンで分類し,最も多く面積を有する2つのパターンのスコアの和として得られる.従来研究では,分化が小さい(スコアが低い)パターンの分類精度が十分ではないため,さらなる精度向上が求められている.本研究では,CNNに基づくGleason score 算出法を提案する.具体的には,画像の前処理の導入とCNNの構造の検討によって,パターン全体での分類精度を向上させ,実験により精度改善を確認する.

キーワード: Whole Slide Image, CNN, Gleason score

1. はじめに

近年,病理専門医の不足により,診断作業 の計算機支援が強く望まれている.組織細胞 診の計算機による支援に関する研究は数十年 前から行われており,前立腺がんに関する研 究において Nail 氏による研究 [1] では腺の 構造を利用して,Gleason pattern の分類を行 う研究が存在する.さらに,AI技術や医療機 器の発達に伴い,医療に AI技術を導入する 研究が多く見受けられるようになった.実際 に,Schaumberg 氏による研究 [2] では前立 腺がんに含まれる SPOPの変異を CNN により 検出する研究もある.

前立腺がんは男性のがん患者の中で最も多 く,検査技術の向上や団塊の世代の高齢化に 伴い,診断件数が増加していくと見込まれて

- *1 三重大学大学院工学研究科情報工学 専攻〔〒514-8507 津市栗真町屋町 1577〕
- *2 三重大学大学院医学研究科〔〒 514-8507津市江戸橋 2-174〕

いる.前立腺がんの診断では,がん細胞の検 出だけでなく,Gleason scoreの評価も求めら れる.Gleason score とは,前立腺の組織がん の悪性度を示す顕微鏡画像上の指標であり, 腺の形状や核の有無などで定義されたパター ンで分類し,最も面積を有する2つのパター ンのスコアの和として得られる.Gummeson 氏による研究[3]やJimenez氏による研究[4] などの従来研究では,スコアが低いパターン の分類精度が十分ではないためさらなる精度 向上が求められている.

本研究では、病理専門医の病理診断支援の ために、CNN に基づく Gleason score の算出 法を提案する.

2. 提案手法

2.1. 概要

浸潤や構造異型によるパターン(1から5) を識別する識別器を CNN によって構成し, 前立腺画像の画素をこのパターンで分類する. パターンの領域を整形した後,パターンごと の画素数(面積)を求め, Gleaason score を 算出する.

スコアが低いパターン(構造異型の程度が 低い部分)では細胞の組成に着目した前処理 を施し、同一パターンの領域を整形すること で、パターンの分類精度を改善する.

2.2. 前処理による組織構造の強調

Gleason 分類では,各パターンの組織構造 が重要になる. Nail 氏による研究[1]では腺の 構造を利用して良性細胞,パターン 3,パタ ーン4の3クラスの分類を行っている.そこで, 本手法では,Nail 氏の研究と同様に腺の構造 に注目する.学習画像上に存在する腺を強調 するために腺以外の部分を平滑化したり,細 胞の局所的な構造を強調することで,CNN に よるパターンの学習において,スコアの低い パターンに対する分類精度向上を図る.

2.3. CNN の構成

比較のために,基本的には,Gummeson氏の研究[3]と同様の構造を採用する.

2.4. Gleason score の算出

以下のようにして算出する.

- sliding window 法により、組織標本画像で 各パターンの領域を求める.
- (2) それぞれの領域から各パターンの面積 を計算する.
- (3) Gleason score の算出法に従い, スコアを計
- 算する. Gleason score は, Gleason 分類に基づ いて行う. 具体的には, 組織標本画像全体 から面積が大きい順に 2 つのパターンを 求め, それらスコアの和を求める.

3. 実験

実験では,三重大学医学部から提供された 前立腺がん組織標本画像(三重大学医学部倫 理審査委員会承認 No.1695) 30 枚を使用する.

精度の評価では, k 交差検証法を用い,提 案手法の有効性を確認した.

4. まとめ

本研究では,前立腺がん組織標本画像から Gleason score を求めるために,近年,画像認 識において高精度を示すと評価されている CNNを使用し,前立腺がんの細胞の構造異型 に着目した前処理を施すことにより,従来の 組織パターンの分類精度を改善することがで きた.

今後は、画像内での各パターンの領域の抽 出精度を改善し、Gleason score の推定精度を 向上させ、組織の分割結果を用いた解剖学的 評価に有用な指標を提供する.

謝辞

研究遂行にあたり貴重なご助言を賜った三 重大学医学系研究科腫瘍病理学教室の皆様, 並びに,有益な議論をしていただいた太田研 究室の諸氏に深謝いたします.

利益相反の有無

なし.

文 献

- [1] S. Nail, S. Doyle et al: Gland Segmentation and Computerized Gleason Grading of Prostate Histology by Integrating Low-, High-level and Domain Specific Information: 2007, MIAAB
- [2] Andrew J. Schaumberg, Mark A. Rubin et al: H&E-stained Whole Slide Deep Learning Predicts SPOP Mutation State in Prostate Cancer: 2016, bioRxiv
- [3] A. Gummeson: Prostate Cancer Classification using Convolutional Neural Networks:修士論文, Lund University, 2016
- [4] O. Jimenez-del-Toro et al: Convolutional neural networks for an automatic classification of prostate tissue slide with high-grade Gleason score: SPIE, 201

X線CT画像における雑音分散の 被写体の位置依存性に関する検討 西尾 俊貴^{*1} 池田 充^{*1} 梅田 祐司^{*1} 藤井 啓輔^{*1} 川浦 稚代^{*1} 今井 國治^{*1}

要旨

X線 CT において、被写体の中心をX線管の回転中心から偏位することによって特定臓器の被ばく線量を 低減させようとする試みが報告されているが、その画質への影響は明らかとなっていない、今回、X線 CT 画像の雑音を量子雑音に限定した場合において、被写体の中心がX線管の回転中心から偏位した場合の、 関心領域内の(「時間平均」の意味での)雑音分散の値の変化に関する検討を、関心領域内の雑音分散の値 の(「集団平均」の意味での)期待値を与える解析的な式とシミュレーション画像を用いて実施した.その 結果、等方性のある被写体においては、同雑音分散の値は偏位の方向による依存性はほとんど認められず, X線管の回転中心から偏位の大きさが増大するにつれて同雑音分散の値が大きくなる傾向が認められる結 果となった.また、今回の検討の範囲内で、解析的な式の値はシミュレーションによって推定された値と よく一致した.

キーワード: CT, 雑音, 画質評価

1. はじめに

X線 Computed Tomography (CT) 検査は,現 在画像診断における中核的役割を果たしてい るが,同画像の画質に関する評価も数多く行わ れてきた.この中で,均一な CT 値を有すると 期待される画像領域における CT 値の変動に関 する分散を測定する方法は,X線 CT 画像にお ける雑音の評価方法の最も基本的なものであ る.これまで我々は,雑音を量子雑音に限定し た場合における,このX線 CT 画像の関心領域 内の(「時間平均」の意味での) 雑音分散の値の (「集団(集合) 平均」の意味での) 期待値を解 析的な式によって与えることについての検討 を行い,同式の精度がよいことを確認した[1].

ただし、これらの検討は被写体の中心とX線管

*1 名古屋大学大学院医学系研究科

〔〒461-8673 名古屋市東区大幸南一丁目1番 20 号〕

e-mail: nishio.toshiki@b.mbox.nagoya-u.ac.jp

(焦点位置)の回転中心が一致したものに限定 されていた.一方において,被写体の中心を X 線管の回転中心から偏位することによって特 定臓器の被ばく線量を低減させようとする試 みが報告されている[2]が,その画質への影響は 明らかとなっていない.

そこで、今回、被写体の中心が X 線管の回転 中心から偏位した場合の関心領域内の(「時間 平均」の意味での)雑音分散の値の変化に関す る検討を、解析的な式とシミュレーション画像 を用いることによって実施したので報告する.

2. 方法

2.1 仮想的な X線 CT 撮影系

今回の検討では、投影はファンビーム方式で あるものとし、各 X 線ビームにおける雑音に関 する性状は同一、各 X 線ビームの雑音間には相 関がないものとした.また、直接的なフィルタ 補正逆投影(filtered back projection: FBP)法に よって画像再構成するものとした.撮影条件は、 焦点検出器間距離を 60 cm とし、ファン角 26°、 ノンヘリカルスキャン,再構成の画素数を 512 × 512 pixels,検出器数 391 個,撮影野(field of View: FOV)を直径の 20 cm の円に相当するものとした.また,X線の入射光子数については,10⁸ 個を 0°~360°の間を 0.5 度ごとに照射するものとした.

2.2 解析対象画像

今回,解析の対象とした画像は,直径 9.6 cm 円柱状の形状の水ファントムに相当する数値 ファントムを被写体とし,上記の仮想的な X 線 CT 撮影装置で撮影した際の再構成画像を解析 対象画像とした.

2.3 被写体の中心の偏位の設定

今回の検討では,既述の数値ファントムを以 下のように設置し,以下のように設定した関心 領域内の(「時間平均」の意味での)雑音分散の 値について検討した.

- 被写体の中心と仮想的な X 線管の回転中 心を一致させ、上下左右に被写体中心から
 2.5 cm 離れた部位の 4 箇所に中心を有す る 11 × 11 pixels の関心領域を設定した.
- 2) 被写体の中心を仮想的な X 線管の回転中 心から上下左右の4方向に3 cm 偏位させ, それぞれに対して,上下に偏位させたもの では被写体中心から左右方向に 2.5 cm 離 れた部位,また,左右に偏位させたもので は被写体中心から上下方向に 2.5 cm 離れ た部位の,計8箇所(これらはいずれも X 線ビームの回転中心からの距離は等しい) に中心を有する 11 × 11 pixels の関心領域 を設定した.
- 3) 被写体の中心を仮想的な X 線管の回転中 心から下方向に 0 cm, 1 cm, 2 cm, 3 cm, 4 cm 偏位させ,それぞれに対して,被写体の中 心から下方向に 2.5 cm 離れた部位の計 5 箇所に中心を有する 11 × 11 pixels の関心 領域を設定した.

2.4 X線 CT 画像における関心領域内の雑音

分散の期待値

X線CT画像上の関心領域内の(「時間平均」 の意味での)雑音分散(不偏分散に相当するも のとする)の値の(「集団平均」の意味での)期 待値は,関心領域内の確率変数としての「CT値」 の値を X_i (i = 1, ..., N)と表記した際に,以下の ように与えられる.

$$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \operatorname{Var}(X_{i}) - \frac{2}{(N-1)N} \sum_{i
(1)$$

ここで、 $E(X_i)$ は X_i の期待値、 $Var(X_i)$ は X_i の「集 団平均」の意味での分散、 $Cov(X_i, X_j)$ は X_i と X_j の 「集団平均」の意味での共分散を表現するもの とする.

2.5 雑音分散の値の検討方法

雑音を量子雑音に限定した場合における(2.3 で述べたように設定した) 関心領域における (「時間平均」の意味での) 雑音分散の値を, 同 値の(「集団平均」の意味での) 期待値を与える (1) 式を使用して計算するとともに, 既述の数 値ファントムを仮想的な X 線 CT 撮影系で撮影 した 300 個のシミュレーション画像を使用して

(bootstrap 標本数を 2000 とする) bootstrap 法 による平均値と標準偏差を計算した.ここで, いずれの場合でも,仮想的な X 線 CT 撮影系で 撮影した画像から得られる差分画像における 値とした.従って,解析的な式による計算値で は,(1)式中の各画素における CT 値の期待値の 項を 0 として計算した.

3. 結果

 被写体の中心と仮想的な X 線管の回転中 心が一致している場合について、4 箇所の 関心領域における「時間領域」での雑音分 散の値を図1に示す.4 箇所全ての関心領 域において、解析的な式によって計算した 値とシミュレーションによって推定され た値はほぼ一致する結果となった.





 被写体の中心を仮想的な X 線管の回転中 心から上下左右の4方向に3 cm 偏位させ た場合について, 既述の8箇所の関心領域 における「時間領域」での雑音分散の値を 図2に示す.これらの8箇所全ての関心領 域において, 解析的な式によって計算した 値とシミュレーションによって推定され た値はほぼ一致する結果となった.また, 1)で述べた結果と比較して, いずれも, 少 し大きな値となった.



図 2 被写体の中心を仮想的な X 線管の回転中心か ら上下左右の4方向に3 cm 偏位させた場合における 雑音分散の計算結果.

 3) 被写体の中心を仮想的な X 線管の回転中 心から下方向に 0 cm, 1 cm, 2 cm, 3 cm, 4 cm 偏位させた場合について, 既述の関心領域 における「時間領域」での雑音分散の値を 図3に示す. 被写体の中心の偏位の大きさ が増大するにつれて, 関心領域における雑 音分散の値は増加する傾向が認められた. また, 解析的な式によって計算した値とシ ミュレーションによって推定された値は ほぼ一致する結果となった.



図 3 被写体の中心を仮想的な X 線管の回転中心か ら下方向に 0 cm, 1 cm, 2 cm, 3 cm, 4 cm 偏位させた場 合における雑音分散の計算結果.

4. まとめ

今回, X線 CT 画像の雑音を量子雑音に限定 した場合において, 被写体の中心が X 線管の回 転中心から偏位した場合の, 関心領域内の (「時 間平均」の意味での)雑音分散の値の変化に関 する検討を,関心領域内の雑音分散の値の(「集 団平均」の意味での) 期待値を与える解析的な 式とシミュレーション画像を用いて実施した. その結果,等方性のある被写体においては,同 雑音分散の値は偏位の方向による依存性はほ とんど認められず,X線管の回転中心から偏位 の大きさが増大するにつれて同雑音分散の値 が大きくなる傾向が認められる結果となった. また,今回の検討の範囲内で,解析的な式の値 は、シミュレーションによって推定された値と よく一致し、その精度は高いものと言える結果 となった.以上のことから,被写体の中心を X 線管の回転中心から偏位することによって、特 定臓器の被ばく線量は低減するが同時に画質 が低下することが示唆された.

利益相反の有無

なし

文 献

- [1] 梅田祐司,池田充,西尾俊貴他:X線CT 画像上の雑音分散に関する検討.日本生体 医工学会東海支部学術大会:A2-5,2016
- [2] 野口和希,五反田留見,佐藤斉他:小児 CT 検査における水晶体被曝低減効果の検 討.日本保健物理学会講演要旨集:83,2016
- [3] Gore J C, Tofts P S: Statistical limitations in computed tomography. Phys Med Biol 23: 1176-1182, 1978
- [4] Hubbell J H, Seltzar S M: Tables of X-Ray Mass Attenuation Coefficients and Mass Energy-Absorption Coefficients from 1 keV to 20 MeV for Elements Z = 1 to 92 and 48 Additional Substances of Dosimetric Interest. Physical Reference Data (NISTIR 5632), NIST, 1996
- [5] 城谷孝:人体組織と組織等価材の減弱係数. 日本原子力研究所,茨城, 1995
- [6] Tucker D M, Barnes G T, Chakraborty D P: Semiempirical model for generating tungsten target x-ray spectra. Med Phys 18: 211-218, 1991

Object-position dependence of noise variance

in X-ray computed tomography images

Toshiki Nishio^{*1}, Mitsuru Ikeda^{*1}, Yuuji Umeda^{*1} Chiyo Yamauchi-Kawaura^{*1}, Keisuke Fujii^{*1}, Kuniharu Imai^{*1} ^{*1}Department of Radiological Sciences, Nagoya University Graduate School of Medicine

In X-ray computed tomography (CT), radiation exposure to specific regions has been reported to be reduced by shifting the object's center from the center of the X-ray tube rotation; however, the effects of this trail on image quality remains unclear. So, when the noise in CT images is confined to the quantum noise, we have evaluated how the noise variance (in "time average") in region of interest (ROI) varies with the deviation of the object's center from the CT gantry center, by using an analytical equation which gives the expected value (in "ensemble average") of noise variance in ROI and a simulated CT scan system. Results of this study indicated that, in isotropic objects, the noise variance did not generally depend on the direction of the deviations and showed a tendency of increasing as the deviation distance from the center of the X-ray tube rotation increased. Further, in this study, the analytical equation gave the almost same value as the mean of simulated noise variances.

Key words: Computed tomography, Noise, Image quality evaluation

逐次近似再構成による CT 画像を用いた人間観察者と

理想観察者の低コントラスト検出能比較

長谷川 晃*1.4 李 鎔範*2 市川 勝弘*3

要旨

本研究では逐次近似画像再構成法 (IR)による CT 画像の低コントラスト検出能評価として理想観察者によ る物理的検出能評価手法が有効であるか,人間観察者による ROC 解析と比較した. IR とフィルタ補正逆 投影法 (FBP) を 0, 50, 100%の割合でブレンドした CT 画像から観察試料を作成した. 観察者 10 人を対象 に ROC 解析による観察者実験を行い,平均 ROC 曲線下の面積 (AUC 値)を求めた. 一方,理想観察者に よる検出能評価では, MTF と NPS から detectability index を算出した. この detectability index から理想観 察者の ROC 解析における AUC 値を算出した. その結果,理想観察者による物理的検出能評価の結果と, 人間観察者による ROC 解析を用いた視覚的評価の結果は,とても良く相関した. 視覚的評価において信頼 度の高い ROC 解析による結果と一致したことで,理想観察者による物理的検出能評価手法が IR 法を用い た CT 画像の低コントラスト検出能評価においても有効であることを示唆している.

キーワード:CT, 逐次近似画像再構成,低コントラスト検出能,ROC,AUC

1. はじめに

逐次近似画像再構成法(iterative reconstruction; IR)は, CT (computed tomography)撮影時の被曝線量低減に伴うCT 画像のノイズ低減を主な目的として開発されたものであり,現在,臨床で広く利用されるようになってきている.

このIRを用いたCT画像は画像ノイズや被 写体のコトントラストにより特に低コントラ ストの被写体において検出能が異なってくる

*1 新潟大学医学部保健学科
〔〒951-8512 新潟市旭町通 2-746〕
e-mail: a-hasegawa@clg.niigata-u.ac.jp
*2 新潟大学大学院保健学研究科
*3 金沢大学医薬保健学研究域保健学系
*4 金沢大学大学院医薬保健学総合研究
科保健学専攻
投稿受付: 2017年○月△日

ことが知られており[1],低コントラスト検出 能の定量的な評価方法が検討されている [2-4].

IR 法による CT 画像においては,画像から 得られる信号値を利用して画質を定量的に評 価する物理的評価法と,人間の視覚を用いて 画質を主観的に評価する視覚的評価法が行わ れている.特に最近は,視覚的評価と相関が 高いとされる detectability index を用いた理想 観察者における物理的検出能評価法の検討が 行われている[5].この detectability index は, 出力画像の singal-to-noise ratio (SNR)を最大 にするフィルタ特性が対象物体の周波数成分 にほぼ一致するという理論に基づくものであ る.

一方, detectability index と視覚的評価の一
 致性に関する検証は, IR 法による CT 画像で
 は, 二肢強制選択法 (2-AFC: 2-alternative forced choice)や簡便な検出率試験のみが用い
 られており,物理的評価と視覚的評価の相関
 に対する信頼性は十分ではない.ここで,視

覚的評価法の中で信頼性の高いものとして ROC 解析 (receiver operating characteristic analysis) が挙げられる. ROC 解析では真陽 性率と偽陽性率を両軸とした統計的検定手法 が十分に検討されているため, 信頼性が高い とされている[6]. そこで本研究では IR 法に よる CT 画像の視覚的評価に ROC 解析を導入 し, detectability index と比較することで, IR 法による CT 画像においても理想観察者の物 理的検出能評価が有効であるか検証した.

2. 方法

1) Catphan ファントムを用いた撮影

本研究では, CT の IR 法として Adaptive Statistical Iterative Reconstruction (ASIR, GE Healthcare) を用いた. ASIR とは, 幾何学的 因子または被写体構造によるX線光子の揺ら ぎを逐次近似によって抑制した後, filtered back projection (FBP) 法による画像と組み合 わせることにより, 画像の見た目の質感を維 持しつつ,ノイズの低減を行う方法である. ASIR のノイズ低減効果は、IR の組み入れ割 合によって変化させることが可能であり、こ の割合を逐次近似ブレンド率と呼ぶ[7].通常 はブレンド率を0%から100%まで10%刻み で選択できるが、本研究では逐次近似ブレン ド率を0(FBPのみ), 50, 100%で画像再構 成した. Catphan[@]600 ファントム(東洋メデ イック株式会社)の撮影条件は,管電圧を120 kV, 管電流を 20 mA, スライス厚を 5.0 mm, rotation time \hat{v} 0.5 s/rot, pitch \hat{v} 0.984, field of viewを200 mm (512×512 pixels) とし, 1000 回撮影した.

2) 観察者及び観察試料

観察者は10人(医師2名:経験年数2~23 年,放射線技師3名:経験年数8~23年,教 員1名,学生4名)とした.対象者にはヘル シンキ宣言に基づき,口頭及び書面にて観察 者実験に関する説明を行い,同意書にサイン の上行った.

観察試料の作成には Catphan ファントムの

CTP515 低コントラストモジュールを撮影し たスライスを用いた. 低コントラストモジュ ール (図 1) における直径 15.0 mm, ΔCT 値 10 HU の部分を信号として, またスライス中 央部を信号無しとして 75×75 pixels の大きさ で逐次近似ブレンド率別に18枚ずつ(信号あ り9枚,信号無し9枚)切り取った.切り取 った画像からランダムで9枚を選択し、3×3 で結合することによって, 225×225 pixels の 1枚の観察試料を作成した.信号ありの場合, 1 枚の観察試料に信号は1つとし,信号の位 置はランダムに9パターンの内の1つとした. 逐次近似ブレンド率別に信号あり9枚と信号 無し9枚の18枚ずつ,合計で54枚の観察試 料を作成した. 観察試料の作成例を図2に示 す.



模式図

CT 画像

図1 Catphan ファントムの模式図と CT 画像 [四角は切り出し画像用の関心領域(75 ×75 pixels)]



図2 観察試料の作成例 [左:9枚の切り取り 画像,右:9枚を結合した画像(中央に 信号あり)]

3) 観察者実験

観察者に対し,図3に示すような観察試料 をディスプレイに1枚ずつランダムで表示さ せた.1 mega pixelの高精細モニタ(RadiForce G11: EIZO)を使用し,window条件を変えず に,1枚あたり10秒以内で観察してもらった. window条件はwindow levelを40,window widthを300とした.表示された画像におい て観察者が信号ありと判断した場合はその箇 所を指定してもらい,信号無しと判断した場 合は任意の箇所を指定してもらった.スコア 付けには連続確信度法を用いた.





4) ROC 解析

観察者実験によって得られた真陽性率と偽 陽性率から,観察者全員の ROC 曲線を作成 した.また観察者全員の ROC 曲線の真陽性 率を偽陽性率ごとに平均し,逐次近似ブレン ド率別の平均 ROC 曲線を作成した. ROC 曲 線下の面積である AUC (area under the curve) の値を用いて,分散分析と両側 t 検定による 統計的有意差検定を行った.

5) 統計的有意差検定

分散分析は、検定対象とする群が3つ以上 の場合の統計的有意差検定に有用であり、観 察者間の変動を考慮した検定手法である.本 研究では、逐次近似ブレンド率0・50・100%の 3群を検定対象としているため、分散分析(一 元配置)を用いた.分散比(F値)は, 群間 の不偏分散を群内の不偏分散で除した値であ る. 観察者別の AUC を AUC(n)とし, 群内の 平均 AUC を AUC_{ave}, 全体平均 AUC を AUC_{all-ave}, 観察者数を N, 群数を G とした場 合, 群内および群間の不偏分散は式 (1), (2) で表される.

群内の不偏分散=

$$\frac{\sum \{AUC(n) - AUC_{ave}\}^2}{N - 1}$$
(1)

群間の不偏分散=

$$\frac{\sum (AUC_{ave} - AUC_{all-ave})^2}{G-1}$$
(2)

予め危険率を定めることで,F分布から危 険率に順ずるF境界値を求めることができる. 本研究では危険率を5%とした.

両側 t 検定は,検定対象とする群が 2 つの 場合に用いられる検定手法である.逐次近似 ブレンド率 0・50・100%の中から 2 つを選択 し統計的有意差検定を行うため,0-50%間と 0-100%間,50-100%間の合計 3 回の両側 t 検 定を行った.危険率は分散分析と同様に 5% とした.

上記の 2 つの検定手法を用いて,「逐次近 似ブレンド率における信号検出能に差は無 い」という帰無仮説を立て統計的有意差検定 を行った.

6)理想観察者における AUC の算出

本研究では,理想観察者の検出能指標に detectability index を使用し,ここから理想観 察者における AUC を算出した.

タスクの信号スペクトルを $W_{task}(u)$ とし, MTF(modulation transfer function)を MTF(u), NPS (noise power spectrum) を NPS(u)とした 時, detectability index の指標 d'は式 (3) で表 される[8].

$$d' = \sqrt{\int_0^\infty \frac{MTF_{task}(u)}{NPS(u)} W_{task}^2(u) du} \qquad (3)$$

この d'から理想観察者における AUC は以下の式で求められる[9].

$$AUC = \frac{1}{2} \left(1 + \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_0^{\frac{d}{2}} \exp(-x^2) dx \right)$$
(4)

MTF の測定は circular edge 法で行い,1000 枚の画像を加算平均し,ノイズ成分を除去し た.なお,IR 法による CT 画像はタスクのコ ントラストおよびノイズにより解像度が変わ る特性が知られているが[10],本研究におい て 10HU では circular edge 法による MTF は測 定できなかった.そこで,50HU の円柱タス クを使用し,検討した.

NPS の測定は radial frequency 法で行った. 1000 枚の画像それぞれトレンド除去を行い, hanning 窓による処理を行うことで frequency spike を抑制した. ROI は中心部から 64pixels 辺縁にずらした 8 ヶ所に 128×128pixels 設定 し,合計 8000カ所の NPS を平均して求めた. なお, MTF と NPS の測定は日本 CT 技術学会 で配布している CTmeasure ver.97b[11]を使用

タスクの信号スペクトルはガウス関数を用 いた. 今回は MTF を求める際に使用した円 柱タスクのコントラスト (50HU) と ROC 解 析で使用したタスクのコントラスト (10HU) が異なるが, タスクの大きさは同じであるこ とから, タスク 信号の周波数成分が detectability index に与える影響は同等である ため, コントラストを 10HU で求め, ROC 解 析に使用したタスクでの detectability index を 推定した.

3. 結果

した.

人間観察者における結果について,図4に 10人の平均 ROC 曲線を示す. ROC 曲線は, FBP とブレンド率 50%の ROC 曲線は交差し
ており、ブレンド率 100%の ROC 曲線は他の
2 本と比較しやや左上に近づく結果となった.

理想観察者における結果について,図5に MTF,図6にNPSの結果を示す.MTFはASIR を使用するとFBPのみに比べ低下した.0.1 cycles/mmまではASIR50%,ASIR100%とも FBPに比べ10%以下の低下率だったが,0.1 cycles/mm以上では,ASIR50%で最大37%, ASIR100%で最大72%低下した.NPSはASIR を使用した場合,0.1 cycles/mm 以上はブ レンド率を高めるほど,NPS値が大きく低下 した.

図 7 に人間観察者と理想観察者における AUC の結果の比較を示す.人間観察者の結果 において、「逐次近似ブレンド率における信号 検出能に差は無い」という帰無仮説を立て、 ROC 曲線の AUC 値を用いて危険率 5%で統 計的有意差検定を行った.分散分析を行った 結果、分散比 0.335、P 値 0.718、F 境界値 3.354 となった.また両側t検定を行った結果、 逐次近似ブレンド率間における P 値は、 0-50%間で 0.790, 0-100%間で 0.387, 50-100% 間で 0.640 となった.



図4人間観察者 10人における逐次近似 ブレンド別の平均 ROC 曲線



図5 逐次近似ブレンド率別の MTF の結果



図6 逐次近似ブレンド率別の NPS の結果



図7人間観察者と理想観察者の逐次近似ブレ ンド率別 AUC 値比較

4. 考察

人間観察者における ROC 解析での分散分 析の結果,分散比が F 境界値より低い値にな り,P値は 0.05 より高い値になった.したが って,逐次近似ブレンド率別の ROC 曲線間

に有意差は認められなかった.また両側 t 検 定の結果,全ての組み合わせにおいて P 値が 0.05 より大きい値になり、分散分析の結果と 同様に有意差は認められなかった. これらの 結果から IR を用いた CT 画像において, 逐次 近似ブレンド率の違いによる信号検出能に差 は無いと考えられる.理想観察者における AUC 値の結果においても逐次近似ブレンド 率による信号検出能の差は, FBP と ASIR50% で 0.08, FBP と ASIR100% で 0.16 と, さほど 大きくなかったことから, ROC 解析による人 間観察者の視覚的評価と理想観察者による物 理的信号検出能評価の結果はほぼ一致したも のと考える.他の視覚的評価法よりも信頼性 の高い ROC 解析と同じような結果が得られ たことは、本研究で使用した理想観察者によ る物理的信号検出能評価手法が IR 法を利用 した CT 画像においても有効であることを示 している.

人間観察者と理想観察者の逐次近似ブレン ド率別の AUC 値を比較すると,理想観察者 のほうがやや高い傾向にあった.これは,今 回の人間観察者における視覚的評価において, 学生や経験年数の浅い医師が半数を占めてお り,CT 画像での低コントラストの被写体の 検出に十分な経験がなかったことが考えられ る.また,逐次近似ブレンド率が下がるほど, 人間観察者と理想観察者の差が大きくなった ことは,人間観察者の低コントラスト検出能 は特にノイズに影響されやすいことを示唆し ている.

一方で,理想観察者のAUC 測定にも限界 があったと考えられる.Detectability index の 算出において,MTFの測定で,コントラスト 差を10HUではなく50HUで行ったことで, IR 法による低コントラスト被写体への影響 が変わった可能性がある.また,NPSの測定 においても特に低周波数領域における測定精 度が十分であったのか,検証が必要であると 考えられる.

Detectability index 算出の精度向上は課題に するべき点があるが, detectability index を用
いた理想観察者による物理的検出能評価の結 果と,人間観察者による ROC 解析を用いた 視覚的評価の結果は,とても良く相関した. 特に視覚的評価において最も信頼度の高い ROC 解析による結果と一致したことは,理想 観察者による物理的検出能評価手法が IR 法 を用いた CT 画像の低コントラスト検出能評 価においても有効であることを示唆している. このことから, IR 法を用いた CT 画像の検出 能試験を行う際には,理想観察者による物理 的検出能評価で十分な情報が得られるものと 考えられる.

5. 結論

本研究ではIR法によるCT 画像の視覚的評価に最も信頼性の高いROC 解析を導入し, detectability index と比較することで,IR 法によるCT 画像においても理想観察者の物理的検出能評価が有効であるか検証した.その結果,人間観察者によるROC 解析の結果と理想観察者による物理的検出能評価はよく近似したことから,IR 法によるCT 画像の検出能評価においても,理想観察者による物理的検 出能評価が有効であることがわかった.

謝辞

研究遂行にあたりデータ取得にご協力頂い た荒川文敬・富山赤十字病院放射線科部部長 をはじめとする放射線科医諸兄,および満間 啓二・富山赤十字病院医療技術部放射線技術 課診療放射線技師長をはじめとする診療放射 線技師諸兄に深謝いたします.

利益相反の有無

なし

文 献

[1] Loo LN, Doi K, Metz CE : A comparison of physical image quality indices and observer performance in the radiographic detection of hylon beads. Phy Med Biol 1984, 29(7), pp837-856.

- [2] Urikura A, Hara T, Ichikawa K et al: Objective assessment of low-contrast computed tomography images with iterative reconstruction. Phys Med. 2016, 32(8), pp992-998.
- [3] Millon D, Vlassenbroek A, Van Maanen AG et al: Low contrast detectability and spatial resolution with model-based Iterative reconstructions of MDCT images: a phantom and cadaveric study. Eur Radiol. 2017, 27(3), pp927-937.
- [4] Ma C, Yu L, Chen B et al: Impact of number of repeated scans on model observer performance for a low-contrast detection task in computed tomography. J Med Imaging. 2016, 3(2),023504.
- [5] Samei E, et al : Assessment of the dose reduction potential of a model-based iterative reconstruction algorithm using a task-based performance metrology. Med Phys. 2015, 42(1), pp314-323.
- [6] 白石順二:ROC 解析における観察者間および試料間変動を考慮した統計的有意差検定.日本放射線技術学会雑誌. 2007,63(10),pp1200-1207.
- [7] 山崎 暁夫,永澤 直樹: CT における
 逐次近似再構成法の基礎的検討と臨床
 応用.日本放射線技術学会雑誌.2012,
 68(6), pp767-774.
- [8] Chen B, Ramirez Giraldo JC, Solomon J et al: Evaluating iterative reconstruction performance in computed tomography. Med Phys. 2014, 41(12), 121913.
- [9] Samei E, Richard S, Lurwitz L: Model-based CT performance assessment and optimization for iodinated and noniodinated imaging tasks as a function of kVp and body size. Med Phys. 2014, 41(8), 081910.
- [10] Richard S, Husarik DB, Yadava G et al: Towards task-based assessment of CT performance: system and object MTF across

different reconstruction algorithms. Med Phys. 2012, 39(7), pp4115-4122.

[11] Ichikawa K: CTmeasure. http://www.jsct-tech.org/, 2012-2014.

Comparison of model and human observer performance for low-contrast detectability using iterative reconstruction computed

tomography images

Akira HASEGAWA*1,4, Yonbom LEE*2, Katsuhiro ICHIKAWA*3

*1 The School of Health Sciences, Faculty of Medicine, Niigata University

*2 Graduate School of Heath Sciences, Niigata University

*3 Institute of Medical, Pharmaceutical and Health Sciences, Kanazawa University

*4 Graduate School of Medical Science, Kanazawa University

We compared ROC curves by human observers and model observer to investigate whether the physical detectability evaluation method by the model observer is effective as the evaluation of the low-contrast detectability of the CT image by iterative reconstruction (IR). Observation samples were prepared from CT images obtained by blending IR and filtered back projection (FBP) at the ratio of 0, 50, and 100%. The observer experiment by ROC analysis was performed on 10 observers, and the area under the average ROC curve (AUC value) was obtained. On the other hand, in the detection performance evaluation by the model observer, the detectability index was calculated from MTF and NPS. From the detectability index, the AUC value in the ROC analysis of the model observer was calculated. As a result, the results of the physical detection performance evaluation by the model observer and the visual evaluation result using the ROC analysis by the human observer correlated very well. It is suggested that the physical detectability of the CT analysis in evaluation method by the model observer is also effective in evaluating the low contrast detectability of the CT image using the IR method.

Key words: computed tomography, iterative reconstruction, low-contrast detectability, receiver operating characteristic, area under the curve

著者紹介







長谷川 晃 (はせがわ あきら) 2012 年金沢大学大学院医学系研究科保 健学専攻修了.現在,新潟大学医学部 保健学科助教,金沢大学大学院医薬保 健学総合研究科保健学専攻博士後期課 程.2014 年 (公社)富山県診療放射線 技師会永田学術賞受賞.保健学修士. CT と Angio を中心とした循環器イメー ジング,画像処理の研究に従事.日本 放射線技術学会,日本 CT 技術学会,日 本診療放射線技師会,各会員.

李 鎔範 (LEE Yongbum)

2001年岐阜大学大学院工学研究科電子 情報システム工学専攻修了.現在,新 潟大学大学院保健学研究科准教授. 2012年日本放射線技術学会東北部会学 術奨励賞,2008年 RSNA Cum Laude,2007 年 RSNA Certificate of Merit等,多 教受賞.工博.CTや超音波を中心とし た診断支援システムの開発に従事. IEEE,日本医用画像工学会,日本放射 線技術学会,医用画像情報学会等,各 会員.

市川 勝弘 (いちかわ かつひろ) 1983 年名古屋大学医療技術短期大学部 診療放射線技術学科卒.2004 年岐阜大 学大学院工学研究科電子情報システム 工学専攻修了.現在,金沢大学医薬保 健研究域保健学系教授.2016 年日本 CT 技術学会最優秀研究発表賞,2011 年日 本放射線技術学会第 67 会総会学術大会 大会長賞,2008 年医用画像情報学会 最 優秀論文賞など.工博.CT の画像解析, DR の新しい解像度測定法,医療用ディ スプレイにおける新技術の開発に従 事.日本放射線技術学会理事,日本 CT 技術学会学会長,医用画像情報学会理 事等歴任. テンプレート(全ての原稿の種類に共通) Ver. 2.1 (2017.3.21 改訂)

一般X線撮影技術開発のための保管CT画像の活用法

Application of stored CT images

for the development of general radiography techniques

鶴岡 礼奈*1 白石 順二*2

要旨

ー般 X 線撮影の効率化や再撮影による放射線被ばくの低減のために,新たな撮影技術法を開発すること は重要な研究課題であるが,研究開発において,被験者に対する侵襲的行為(被ばく)は認められていな いため,撮影技術を検証する手段が限定されている.本研究では,通常の検査目的で施行され,その後,医 療機関に保管されている大量の CT 検査データから,一般 X 線撮影における撮影技術開発のために必要な 模擬人体データを再構成し,そこから作成した X 線投影像を利用する手法を提案する.

本研究では、診療目的で撮像された頭頚部 CT 画像 30 例から 3 次元再構成した 3D-CT 画像について、 頚椎 4 方向の X 線透過像を模擬的に再構成し、撮影角度および照射中心の最適化を試みた.

本手法により, 3D-CT 画像の模擬人体データから頚椎 4 方向のためのポジショニング角度の最適化が可能となり,一般 X 線撮影技術開発研究に本手法が有用であることが証明された.

キーワード:一般撮影,頚椎4方向撮影,自動撮影

1. はじめに

一般 X 線検査においては,撮影を行う診療放 射線技師(以下,技師)間でその画質が変化し ないことが望ましいが,現状では,技師の経験 や技量の差が画像の質に反映されてしまう.こ ういった技師の技術の差を解消し,診療の質を 向上させるため,最近では,医療分野における コンピュータ技術を用いた自動化に関する研 究が進んでいる.一般撮影においても,ポジシ ョニングを自動化することによって,このよう な技師間の差がなくなり,撮影の効率化や再撮 影による放射線被ばくの低減,再現性の向上が 期待される.

*1 熊本大学大学院保健学教育部

〔〒862-0976 熊本市中央区九品寺 4 - 24 - 1〕 e-mail: j2s@kumamoto-u.ac.jp しかし、こういったコンピュータによる自動 ポジショニング法開発においては、被験者に対 する侵襲的行為(被ばく)は認められていない ため、撮影技術を検証する手段が限定されてい る.そこで、本研究では、通常の検査目的で施 行され、その後、医療機関に保管されている大 量の CT 検査データから、一般 X 線撮影におけ る撮影技術開発のために必要な模擬人体デー タを再構成し、そこから作成した X 線投影像を 利用する手法を提案する.

さらに、本研究では、研究手法の提案だけで はなく、その適用例として、頭頚部 CT 検査画 像から再構築したボリュームデータから、頚椎 4 方向の X 線透過像を模擬的に再構成し、撮影 角度および照射中心の最適化を試みた.

2. 方法

本手法において頭頚部 CT 画像から, 頚椎 4

^{*2} 熊本大学大学院生命科学研究科

方向撮影の際に入射中心となるビームセンタ ーの位置を決定するまでのコンピュータ手法 の概要を Fig.1 に示す. これにより決定したビ ームセンターを用いて,シミュレーションによ り頚椎4方向のX線投影画像を作成し,検像を 行った.

(1) 画像データベース

本研究では,熊本大学医学部附属病院において,診療目的で撮影された頭頚部 CT 画像 30 例 を使用した.オリジナルデータは Brilliance 64 (Philips 社製)を用いて撮影されたもので,マ トリクスサイズは 512×512,有効視野 250mm,

スライス厚 3mm, 再構成サンプリングピッチ 3mm, スライス枚数 80-107 枚, XY 平面にお けるピクセルサイズ 0.488mm, 階調数 16bit で,

ヘッダ情報をすべて削除して Raw 画像データ フォーマットで保管した.また,本研究の使用 画像については,当該倫理審査委員会の承認を 受け,患者の個人情報を保護するために画像デ ータを病院外へ持ち出す前に,院内 ID を研究 用 ID で匿名化し,氏名等の個人情報を削除し て,管理・保管した.

(2)3次元ボリュームデータの作成

前述の CT 画像から等方ボクセル化処理により, 被検者頭頚部のボリュームデータを作成し, その後, 閾値処理により被検者の外観情報とした.

1) 等方ボクセル化

オリジナルの CT 画像データは 0.488mm×



0.488mm×3mmの非等方性(anisotropy)のボク セルであり、この画像からボリュームデータを 作成すると、z軸方向に対して空間情報が不足 したものとなる.そのため、スライス間の画像 を補間によって追加作成し、ボクセルを等方化 することで、x、y、z軸のそれぞれの方向につ いて同じサイズとなる等方性のボクセルを持 つボリュームデータを作成した.この処理に用 いた線形補間法は、近傍の2点から距離の比を 求め、この比率で近傍2画素の濃度値から補間 するものであり、今回の場合、以下の(1)式で表 される.

d(x, y, z) =

(1-p)・f(x,y,[z]) + p・f(x,y,[z+1]) (1)
ここで、d(x,y,z)は座標(x,y,z)における濃度値、
f(x,y,[z])、f(x,y,[z+1])、はそれぞれ座標(x,y,[z])、
(x,y,[z+1])における濃度値、pは(x,y,z)と近傍の2
点との距離の比、[z]はそれぞれzを超えない整数を示す。

2) 閾値処理

被検者の外観情報からリファレンスポイン トを認識する際に障害となる、検査着やチュー ブ等を除いた皮膚表面のみを検出するため、CT 値-200を閾値とした.処理後のボリュームデー



Fig.2 閾値処理・ボリュームデータ作成



Fig.3 顔認識画像(左:正面右:左側面)



Fig.4 鼻先の認識



Fig.5 外耳孔の認識



Fig.6 ビームセンターの決定

タの一例を Fig.2 に示す.

(3) 顔認識画像の作成

CT 画像より得られた被検者の外観情報を用 いて, 頚椎4方向撮影に必要となるリファレン スポイントを認識するために, 正面と左側面の 2 方向について顔認識画像を作成した. 作成し た顔認識画像を Fig.3 に示す. これは, ボリュ ームデータの表面から被検者の顔表面までの 距離を画素値に置き換えて作成したものであ る.

(4) リファレンスポイントの自動認識

本研究では、自動認識するリファレンスポイ ントとして、体型や性別等によらず認識可能で ある以下の2点を選択した、:1)鼻先(被検者の 正中を示す)、2)左右の外耳孔(2点を結んだ線 の中点を求めることで、被検者の頭が傾いてい る場合も正しい結果が得られる). これらのリ ファレンスポイントの3次元的配置から, 頚椎 4 方向撮影の際に入射中心となるビームセンタ ーを決定する. 各点の自動認識方法について, 以下に示す.

1) 鼻先

鼻先の認識は、顔認識画像において、頭部上部(y=10)と下部(y=等方ボクセル化後のスライス枚数/3)の中点を結んだセンターライン上に Fig.4 のようにしてサーチエリアを設定し、その領域内で画素値の最も高い点が鼻先であると決定した.

2) 外耳孔

外耳孔の認識は, 顔認識画像の左側面におい て行った. 鼻先の位置情報と耳介部の重心情報 から自動的に抽出した耳介部領域に対して差 分フィルタを適用し,その後,多重閾値処理と ルール識別器を用いることで,外耳孔の位置を 決定した (Fig.5).

(5) ビームセンターの決定

本手法では、認識した鼻先と左右の外耳孔の 3 次元的配置から、頚椎 4 方向撮影の際に入射 中心となるビームセンターを決定した.正面, 左側面,右斜位,左斜位,各々の入射中心の線 の交点を CT 画像における頚部の横断面から求 め、本手法では第 4 頚椎椎体部の後方をビーム センターと決定した上で、外耳孔中心からの距 離 X と Y を、データベースに含まれる 30 例の CT 画像データについて測定し(Fig.6)、その平均 値からビームセンターの XY 座標を決定した. (6) 模擬 X 線投影画像の作成

頚椎4方向撮影の方法は、一般的に教科書に 記載されているように、正面像と斜位像につい

顔認識画像	投影像	投影像
正面	正面	側面
顔認識画像	投影像	投影像
側面	右斜位	左斜位

Case.2





 Detector Size
 Field Size

 10" x 12"
 7.5" x 12"

 Fig.7 模擬 X 線投影画像の作成

ては尾頭方向に 15°, SID (Source Image receptor Distance: 焦点-検出器間距離) は 150cm とした. 側面像は左側面で,検出器面と入射 X 線は 垂直とした.

X線投影画像の再構成には、線束の広がりを考慮したファンビーム法を用い、X線の照射範Case.1



Case.3

Fig.8 顔認識画像, シミュレーション画像作成結果

囲を検出器面で四切サイズの 10×12 インチと し、さらに患者の被ばく低減と散乱線軽減によ る画質改善を再現するため、横幅については7.5 インチまでX線束を絞ることとした(Fig.7).

3. 結果

本研究では、頚椎4方向が正しく撮像されて いるかどうかの検像基準として、斜位と側面に ついては、第1頚椎から第7頚椎がすべて正し く含まれていること、そして、斜位については 椎間孔がクリアに観察可能であることとした. なお、正面像については、通常は下顎先端と後 頭蓋窩が重なるポジショニングが正しく行わ れているかどうかが判断されるが、本手法では CT 検査時に顎を出していることが稀なため、 検像の対象外とした.

30 症例に本手法を適応した結果, リファレン スポイントの鼻先と外耳孔についてはすべて の症例に関して, 正しく認識された. そして, このリファレンスポイントの認識結果から求 めたビームセンターを用いたシミュレーショ ン画像では, ボーダーラインとなった1例をの ぞく 30 例中 29 例において, 検像で問題ないと 判定される画像が得られた.

本手法の適応結果を Fig.8 に示す. Case.1 は 通常例, Case.2 は CT 撮影時に頭部が傾いてポ ジショニングされた例, Case.3 は検査時の枕の 高さが影響し,頭部が頚椎よりも前方にあるた め,シミュレーション画像側面において,上部 頚椎の前方部が照射野欠けと判定され状態で ボーダーラインと判定された例である.

4. 考察

本研究で用いた症例は、臥位で撮像された頭 頚部の CT 像であるため、顎の突き出しや、頭 の傾き、肩の上下など、頚椎撮影には適切でな いポジショニングでのデータが多く存在した が、本手法で作成された頚椎4方向のシミュレ ーション X 線投影画像は正確なポジショニン グと高い再現性を示した.

5. 結論

本研究により,通常の検査目的で施行され, その後,医療機関に保管されている大量の CT 検査データが,一般撮影における撮影技術開発 のために必要な模擬人体データとして利用す ることが可能であることが証明された.また, 本手法により,3D-CT 画像の模擬人体データか ら頚椎4方向撮影のためのポジショニング角度 の最適化が可能となった.

謝辞

本研究を進めるに当たり,ご指導とご協力を 頂いた羽手村昌弘先生に深く御礼を申し上げ ます.

利益相反の有無

なし

文 献

- [1] 井上誠喜,八木伸行,林正樹:C言語で
 学ぶ実践画像処理.オーム社,東京,2008, 149-153
- [2] 小水満:新・医用放射線科学講座 放射 線画像技術学. 医歯薬出版,東京,2010,93-96
- [3] 山下康之:ビギナーズガイド 単純 X 線 撮影必携-すぐに使える実践テクニック. ヌンク(発行),診断と治療社(発売),東 京,2013,18-23

Application of stored CT images

for the development of general radiography techniques

Reina TSURUOKA^{*1}, Junji SHIRAISHI^{*2}

*1 Graduate School of Health Sciences, Kumamoto University *2 Faculty of Life Sciences, Kumamoto University

It is very important to develop a new imaging technique for improving reproductivity of patient positioning and reducing patient dose due to retaking in general radiography. However, it is very difficult to do such researches without having additional patient dose, and thus, the method for demonstrating a new idea and/or techniques in general radiography are limited or restricted. In this study, we used a large amount of CT images obtained in routine clinical procedure and have archived in medical institutions for developing a new radiological technique by reconstructing human body data. We propose a method to utilize the simulated X-ray image created from the reconstructed data. In addition, we applied this new method for optimizing exposure angle and beam center in 4 directions (4R) cervical radiography by using reconstructed human body data of 30 head and neck CT examinations and their simulated X-ray images. By using this proposed method, optimized exposure angles and beam center for 4R cervical radiography could be demonstrated.

Key words: General radiography, 4 direction cervical radiography, automated general radiography

改良型ヘルメット PET 装置の試作と

健常者ボランティア試験

田島英朗*1 吉田英治*1 岩男悠真*1 脇坂秀克*1 前田貴雅*1

高堂裕平*1 関千江*1 樋口真人*1 山下大地*2 山谷泰賀*1

要旨

我々はこれまでに半球状に検出器を配置したヘルメット型 PET 装置の提案をし、感度向上のための追加検 出器をあごの位置に配置した Helmet-Chin PET 試作機の開発を行った.しかしながら、あごに配置した追 加検出器は被験者に対して圧迫感があり、またセットアップの手間もかかるなどの課題があった.一方、 これまでのシミュレーションによる検討で、追加検出器の位置によらず同様の感度向上効果があることが 明らかになった.そこで本研究では、追加検出器を首の位置へ移動する改造を施した Helmet-Neck PET 試 作機の開発を行った.そして、半球状のプールファントムを測定することで脳領域に対する感度を評価し た結果、あごの位置場合よりも感度向上効果が高いことが示された.これは、追加検出器をあごの位置に 配置する場合には、被験者の安全性確保のためにある程度あごから離す必要があったが、首の後ろの場合 には、より脳領域へ追加検出器を近づけることが可能であったためである.そして、¹⁸F-FDG を用いた健 常者ボランティアによる初の臨床試験を行った結果、脳の構造が鮮明に画像化できることを確認した. Helmet-Neck PET は可動部を減らすことで臨床試験の利便性を向上させつつ、高感度な脳イメージングを実 施可能である.

キーワード: PET, 脳 PET, ヘルメット PET, FDG, 健常者ボランティア試験

1. はじめに

我々は、脳専用 PET 装置として、半球状に 検出器を配置したヘルメット部と感度向上の ための追加検出器部を持つヘルメット PET の開発を進めている[1-4]. 脳 PET 装置は、ア ルツハイマー型などの認知症早期診断の需要 を拡大させると期待されており、これまでに 国内外の様々な研究グループが開発を行って いる[5-12]. しかしながら、これまでの脳専

*1 量子科学技術研究開発機構 放射線医 学総合研究所

〔〒263-8555 千葉市稲毛区穴川 4-9-1〕 e-mail: tashima.hideaki@qst.go.jp *2 株式会社アトックス

用 PET 装置は、一般的な全身用 PET 装置と 同様に、すべて円筒型のジオメトリをもとに した設計となっている. 頭の形は球状である ため,我々はこれまでに,半球状に検出器を 配置することで, 円筒型のジオメトリよりも さらに効率的に感度を高められることを示し た[1]. 初期アイディアは、追加検出器をあご の位置に配置した Helmet-Chin PET で,第一 号試作機を開発し、高い感度とイメージング 性能を有することを示した[3,4]. しかしなが ら, あごに配置した追加検出器は, 被験者に 対して圧迫感があり、また、セットアップの 手間もかかるなどの課題があった.一方,こ れまでのシミュレーションによる検討で、追 加検出器の位置によらず、同様の感度向上効 果があることが明らかになった[2]. そこで本



図1 Helmet-Chin PET と Helmet-Neck PET の検出器配置を示す3次元図と試作機の写真.

研究では、追加検出器を首の位置へ移動する 改造を施した Helmet-Neck PET 試作機の開発 を行った(図 1).そして、感度の評価と、 ¹⁸F-FDG を用いた健常者ボランティアによる 臨床試験を行った.

2. 方法

1) Helmet-Neck PET 試作機の開発

Helmet-Neck PET 試作機は, Helmet-Chin PET 試作機と同じヘルメット部を用いて開発 した.そして,あごに配置していた追加検出 器部を,首の後ろへ配置するようにガントリ ーを改造した.

Helmet-Neck PET 試作機の開発には計 54 個 の 4 層 DOI (Depth-of-Interaction) 検出器 [13, 14] を用いた. 4 層 DOI 検出器は Zr 添加の GSO シンチレータ (2.8×2.8×7.5mm³) を 16 ×16×4 に配列し, 64ch の位置弁別型光電子 増倍管と光学接続した構造となっている. 54 個のうち, 47 個をヘルメット部, 7 個を追加 検出器部として配置した. ヘルメット部は直 径 253mm の半球上に検出器が接するように, 径の異なる 3 つの検出器リングを配置し,上 部は十字に検出器を配置して覆った.

2) 感度測定

Helmet-Neck PET と Helmet-Chin PET の追 加検出器の感度向上効果を比較するために, 内径 20cm の半球型プールファントムを測定 し, 脳領域に対する感度を評価した. 1 MBq の ¹⁸F 水溶液で満たし, 5 分間測定した. その 際, エネルギーウィンドウは 400 から 600keV, 同時計数の時間窓は 20ns とした.

3) 臨床試験

Helmet-Neck PET 試作機を用いた初の臨床 試験を行った.健常被験者に対して 70MBq の¹⁸F-FDG を投与後, 108 分安静に待機させ た後,21分間測定を行った.減弱係数分布画 像は別途撮影した CT 画像を用いて生成した. そして、リストモード OSEM (Ordered Subset Expectation Maximization) 法によって画像再 構成を行った.反復回数は10回,サブセット 数は8とし,画像のボクセルサイズは1.5×1.5 ×1.5 mm³とした. 感度補正用のデータとし て、ガントリーの内側に入るように径の異な る円筒を2つ重ねた形のプールファントムに ¹⁸F水溶液を満たして測定した. 偶発同時計数 補正は遅延同時計数によって行った. 散乱補 正は SSS (Single Scatter Simulation) 法によっ て行った.



図2 追加検出器無しの場合,あごの位置の場合,首の位置の場合の脳領域に対する感度 測定結果.

3. 結果

1) 感度測定

追加検出器がない場合と比較して,追加検 出器をあごの位置にした場合,半球プールフ ァントムに対する感度は12%向上した.一方 で,首の位置の場合には20%向上するという 結果が得られた(図2).これは,あごの場合 には,被験者の安全性を考慮してある程度離 して検出器を配置する必要があったのに対し, 首の後ろの場合にはより近い位置に検出器を 配置可能であったためである.

2) 臨床試験

図3に Helmet-Neck PET 試作機による初の 臨床試験で得られた画像を示す.¹⁸F-FDG は 健常者の脳全体に分布するので,脳の構造が 明瞭に映し出されている.

4. まとめ

改良型ヘルメット PET 装置として,これまでに開発した Helmet-Chin PET 試作機を改造し,Helmet-Neck PET の第一号試作機を開発した.Helmet-Chin PET の場合よりも,追加検出器を脳領域へ近づけることが可能となったため,Helmet-Neck PET の方が感度向上効果がより高いことが明らかになった.また,



図 3¹⁸F-FDG を用いた Helmet-Neck PET 試作機に よる健常ボランティア測定結果. 位置合わせ した CT 画像との融合画像.

Helmet-Chin PET の場合には,被験者のセッ トアップのために,あごの位置に配置した追 加検出器を可動式にする必要性があった. そ れに対し,Helmet-Neck PET の場合には,ガ ントリーが大きく開いているため,首の後ろ に配置した追加検出器を固定したままでも被 験者の頭を入れることが容易であった. Helmet-Chin PET 試作機と比較して可動部が 減ったため,潜在的なコストダウンが可能で ある.

¹⁸F-FDG を用いた臨床試験を行った結果, 一般的な検査よりも少ない投与量でも,十分 鮮明な画像を得ることが可能であった. Helmet-Neck PET によって,高感度,高分解 能かつ低コストな脳 PET 測定が実現可能で ある.

謝辞

本研究の一部は JSPS 科研費 16K21637 の助 成を受けたものです.

利益相反の有無

本研究の一部は株式会社アトックスの共同 研究費を得て実施された.

文献

- [1] Tashima H, Ito H, Yamaya T : Helmet-PET. IEEE NSS&MIC Conf. Rec.: M11-11, 2013
- [2] Tashima H, Yamaya T: Proposed helmet PET geometries enabling high sensitivity brain imaging. Phys Med Biol **61**: 7205-20,

2016

- [3] Tashima H, Yoshida E, Nishikido F, et al.:
 Development of the helmet-chin PET prototype. IEEE NSS&MIC: M3CP-97, 2015
- [4] Tashima H, Yoshida E, Iwao Y, et al.: First clinical test of the helmet-chin PET prototype. IEEE NSS&MIC: M17-2, 2016
- [5] Tashima H, Yoshida E, Iwao Y, et al.: First clinical test of the helmet-chin PET prototype. IEEE NSS&MIC: M17-2, 2016
- [6] Yamaya T, Hagiwara N, Obi T, et al.: Transaxial system model for jPET-D4 image reconstruction. Phys: Med Biol 50: 5339-55, 2005
- [7] Yamaya T, Yoshida E, Obi T, et al.: First human brain imaging by the jPET-D4 prototype with a pre-computed system matrix. IEEE Trans Nucl Sci 55: 2482-92, 2008
- [8] Yamamoto S, Honda M, Oohashi T, et al.: Development of a brain PET system, PET-Hat: A wearable PET system for brain research. IEEE Trans Nucl Sci 58: 668-73, 2011
- [9] Majewski S, Proffitt J, Brefczynski-Lewis J, et al.: HelmetPET: A silicon photomultiplier based wearable brain imager. IEEE NSS&MIC Conf Rec: 4030-4, 2011
- [10] Bauer CE, Brefxzynski-Lewis J, Marano G, et al.: Concept of an upright wearable positron emission tomography imager in humans. Brain Behav 6: e00530, 2016
- [11] Oumura T, Moriya T, Yamada R, et al.: Development of a high-resolution four-layer DOI detector using MPPCs for brain PET. IEEE NSS&MIC Conf Rec: 3560-3, 2011
- [12] Isobe T, Yamada R, Shimizu K, et al.: Development of a new brain PET scanner based on single event data acquisition. IEEE NSS&MIC Conf Rec: 3540-3, 2011
- [13] Tsuda T, Murayama H, Kitamura K, et al.:

A four-layer depth of interaction detector block for small animal PET. IEEE Trans Nucl Sci **51**: 2537-42, 2004

[14] Hirano Y, Nitta M, Inadama N, et al.: Performance evaluation of a depth-of-interaction detector by use of position-sensitive PMT with a super-bialkali photocathode. Radiol Phys Technol 7: 57-66, 2014

Development of a prototype of improved helmet PET and healthy

volunteer study

Hideaki TASHIMA^{*1}, Eiji Yoshida^{*1}, Yuma IWAO^{*1}, Hidekatsu Wakizaka^{*1}, Takamasa MAEDA^{*1}, Yuhei TAKADO^{*1}, Chie SEKI^{*1}, Makoto HIGUCHI^{*1}, Taichi YAMASHITA^{*2}, Taiga YAMAYA^{*1}

> *1 National Institute of Radiological Sciences, National Institutes for Quantum and Radiological Science and Technology
> *2 ATOX Co., Ltd.

We have proposed the helmet-type PET scanner, in which detectors are arranged in a hemispherical way, and we have developed a helmet-chin PET prototype, in which an add-on detector is placed at chin position for improving the sensitivity. However, the add-on detector at the chin position sometimes gave an oppressive feeling to patients, and it took time for the setup. On the other hand, our previous simulation showed the same sensitivity improvement can be achievable regardless of the position of the add-on detector. In this study, therefore, we developed a helmet-neck PET prototype by remodeling the helmet-chin PET prototype so that the add-on detector is positioned at the neck. We evaluated the sensitivity for the brain region by measuring a hemispherical pool phantom. The result showed that the add-on detector at the neck position was more effective for improving the sensitivity than that at the chin position. This was because, in the case of the neck position required some margin from the chin for patient safety. The first clinical study on a healthy volunteer with ¹⁸F-FDG using the helmet-neck prototype demonstrated that the clear structure of the brain could be visualized. The helmet-neck PET has improved usability for clinical studies by reducing movable parts and promising performance for high sensitivity brain imaging.

Key words: PET, Brain PET, Helmet-Chin PET, Helmet-Neck PET, FDG, Healthy Volunteer

X線画像用ダブルスリットコリメータの試作

草苅 一平*1 臼井 桂介*2 尾川 浩一*1

要旨

X線画像では散乱線がコントラストを低下させるため、これを取り除く必要がある。散乱線除去には鉛箔 状のX線グリッドが広く利用されるが、従来のものは散乱線除去と同時に、鉛箔間の充填剤による直接線 の減衰が生じる.そこで充填剤を利用しない新たなグリッドの開発を行った.開発したグリッドは、0.1 mm厚のタングステン板を0.9 mm間隔で並べ一方向のコリメータとし、これを交差し重ね合わせ2層構 造(ダブルスリット型)とした.その格子比は20:1である.本研究では、光子輸送シミュレーションを 用いてパラレルホール型のコリメータと比較し、その散乱線除去効果を確認した後、試作品を製作しX線 画像に対する有効性と問題点を検討した.シミュレーションの結果、ダブルスリット型コリメータの散乱 線含有率はコリメータ未使用のものと比較して約50%の改善を示し、高い画像コントラストを得た.一方 で試作コリメータではタングステン板の間隔の乱れが生じやすく、縞の抑制処理と共にタングステン板の 間隔の安定化が課題となった.

キーワード:散乱線,X線画像,画像評価,モンテカルロ法,コリメータ

1. はじめに

X線画像では、被検体から発生した散乱線が画 像コントラストを低下させるため、これを取り除 く必要がある.散乱線除去の方法の1つとして air gap が挙げられる[1].これは被検体と検出器との 距離を大きくすることで散乱線の低減ができる が、除去はできない.一方、薄い鉛箔を平行に並 べ、この間に充填材を封入したX線グリッドもあ る[2].このX線グリッドは、散乱線を除去できる が、隔壁の保持のために充填材が必要になり、充 填材の部分で直接線の減衰が生じるという問題が ある.一般的な充填材としてアルミニウムが使用 されているが、この代わりにカーボンやファイバ ーを利用するという研究も行われている[3][4].し かしこの場合でも、直接線は約30%減衰される. そこで本研究では充填材を利用しない新たな散乱

*1 法政大学大学院理工学研究科〔〒184-8584 小金井市梶野町 3-7-21〕

e-mail: ippei.kusakari.9h@stu.hosei.ac.jp

*2 順天堂大学医学部放射線治療学講座

線除去コリメータの開発を行った.開発したコリ メータは、0.1 mm 厚のタングステン板を0.9 mm 間隔でコリメータ枠のガイドに沿ってはめ込むタ イプのコリメータである.スリットコリメータは 1 方向のみしか散乱線の除去を行えないので、本 研究ではスリットコリメータをx方向、y方向に 交互に重ね合わせることにより散乱線の除去を行った.

2. 方法

2.1 シミュレーション

提案するスリットコリメータの概念図を図1に 示す.本研究では、モンテカルロ法を用いて多数 の光子を検出器に向けて放出することで光子輸送 シミュレーションを行い、提案するコリメータの 有効性を検討した.シミュレーションのジオメト リを図3に示す.本シミュレーションは厚さ20 cmの水のスラブファントムに対して、120 kV(フ ィルタ:アルミニウム10 mm)のX線によるパラ レルビームのシミュレーションを行った.発生光 子は原点におかれた x=0のy-z 平面(256×256 pixels, 1.0×1.0 mm²/pixel)から1 ピクセルあたり 100 万個発生させた. また検出器までの距離を 50 cm とした. 検出器は 25.6×25.6 cm²で, ピクセル サイズを 1.0×1.0 mm²とした. 比較のため, 0.1 mm 厚の鉛で隔壁の内部をアルミニウムで充填し たコリメータでかこまれた 0.9×0.9 mm²孔を有す るパラレルホール型コリメータのシミュレーショ ンも行った. 散乱線の量を定量的に評価するため に検出器の中心 64×64 pixels に ROI を設定し, プ ライマリ光子と散乱光子の平均値を求め, 散乱線 含有率 (scatter/primary) を算出し比較した.



図1 ダブルスリットコリメータの概念図





50 cm **図3** シミュレーションジオメトリ

'∢

2.2 実験

試作コリメータを用いて実験を行なった.実験
条件を表1に示す.検出器は浜松ホトニクスのフ
ラットパネルセンサ(C7942CA-22)を使用した.
X線発生装置は浜松ホトニクスのマイクロフォー
カス(L9122)を使用した.本実験では京都科学の
Hole 15 バーガーファントムを用いて,画像評価
を行なった.

表1 実験条件

ピクセルサイズ	$50 \times 50 \ \mu m^2$
検出器サイズ	2240×2344 pixels
管電圧	90 kV
管電流	10 µm
X線源-検出器間距離	70 cm
撮影時間	44 秒



図4 実験風景



図5 バーガーファントム

Source Plane

3. 結果と考察

3.1 シミュレーション

シミュレーションで得られた散乱線含有率を表 2 に示す.表2からパラレルホール型コリメータ の含有率が0.40となった.一方で,提案したダブ ルスリットコリメータは0.27を示し,有効性が確 認できた.

	primary	scatter	含有率
コリメータなし	16806.5	8577.2	0.51
パラレルホール	4292.8	1736.5	0.40
ダブルスリット	13620.1	3721.3	0.27

表2 散乱線含有率



図6 X線撮影画像(コリメータなし)



図7 X線撮影画像(ダブルスリットコリメー タ)

3.2 実験

実験で撮影した X 線画像を図 6, 図 7 に示す. 図 7 よりダブルスリットコリメータの画像にはタ ングステン板の箔間隔の乱れが発生した.この原 因はタングステン板が薄すぎることにより歪んで しまうためだと考えられる.このため,コリメー タによって発生する縞の抑制処理とコリメータ板 の安定配置方法を検討している.

4. まとめ

提案したダブルスリットコリメータはシミュレ ーションにおいて散乱線除去の効果が現れたもの の,試作コリメータでは課題が残った.

利益相反の有無なし

文 献

- [1] E. Rührnschopf and K. Kilngenbeck: A general framework and review of scatter correction methods in x-ray cone-beam computerized tomography. Part 1: Scatter compensation approaches. *Med. Phys., vol.38, pp. 4296-4311* 2011.
- [2] H. P. Chan and K. Doi: Investigation of the performance of antiscatter grids: Monte Carlo simulation studies. Phys. Med. Bioi., vol. 27, pp. 785-803, 1982.
- [3] U. Stankovic, Mrcel van Herk, L. S. Ploeger et al: Improved image quality of cone beam CT scans for radiotherapy image guidance using fiberinterspaced antiscatter grid. *Med. Phys., vol. 41,* 06190, 2014.
- [4] S.J. Lee, H.S. Cho, S.Y. Lee, et al: High precision carbon-interspaced antiscatter grids: Performance testing and moiré pattern analysis. *Nucl. Instr. Meth. Phys. Res. A, vol. 652, pp. 858-861,* 2011.

Development of a Collaborative and Mobile Platform for 3D

Medical Image Analysis

Yi WANG^{*1}, Jiaqing LIU^{*1}, Zhuofu DENG^{*2}, Zhiliang ZHU^{*2}, Ye Yuan^{*2}, Tomoko Tateyama^{*3}, Yen-Wei CHEN^{*1}

Abstract

In recent years, the insight of human body can be imaged with higher resolution imaging scanners, and then allow more detailed structure visualization for human's internal organs. Analysis and visualization of 3D medical images plays an important role in the field of computational anatomy, image-based diagnostics, image-based surgery navigation and medical educations. Using mobile devices for medical visualization has become more common among doctors. In this paper, we present a collaborative and mobile medical image analysis platform with plugin functions. It can be operated by multiple users at different place. Each user can interactively access or visualize medical images using his/her own iPad and all users can share the information at anytime and anywhere. It will be useful for remote discussions and diagnosis, remote collaborative works and remote medical educations. The user not only can do some basic interaction with the loaded image data on platform, but also can analyze the image, for example, segmentation and registration by the extended plug-in functions like those in 3DSlicer.

Keywords : collaborative medical platform, visualization, image analysis, plug-in

1. Introduction

With the development of technologies and equipment in medical field, the medical imaging techniques, including computed tomography (CT), magnetic resonance imaging (MRI), and ultrasound imaging, have made remarkable progress. For example, multi-detector row CT scanners (MDCT) can acquire whole body CT images in about 20 seconds with approximately 0.5 mm resolution. The insight of human body can be imaged with such higher resolution imaging scanners, and then allow more detailed structure visualization of human's internal organs. Visualization of the acquired 3D medical images plays an important role in the field of computational anatomy and image-based diagnostics [1, 2], image-based surgery navigation [3, 4] and medical education [5]. And as the ongoing progress of the mobile device in these years, it also has been applied in Medicine. For example, patients could be aware of their diagnostic disease control and monitoring with comfortable mobile devices that accompany them everywhere [6].

^{*1} Graduate School of Information Science and Engineering, Ritsumeikan University [1-1-1 Noji-higashi, Kusatsu, Shiga 525-8577 Japan]

e-mail: gr0260kx@ed.ritsumei.ac.jp

^{*2} Northeastern University, China

^{*3} Department of Information Systems and Management, Hiroshima Institute of Technology, Hiroshima Japan

2. System Design and Construction

There are two categories of implementations for reviewing medical images in the mobile devices: web-based technologies [7] and mobile-based applications [8]. The platforms with web technology would be very convenient. Everyone can access and browse medical images from anywhere at anytime, via different devices (stationary device, movable device, handheld device), without installation and maintenance of additional client software. Unfortunately, either the browsers or webview techniques in Android or iOS give a bad interaction experience, which is inappropriate for reviewing complicated medical 2D or 3D images on mobile devices. Therefore, it is more popular to achieve this with mobile applications especially using multi-touch functions.

The platform we designed is a client-server application. We mainly referred to the 3DSlicer when we designed the functionality of the server with visualization and image analysis through the plug-ins. The platform allows visualization, interaction, multi-player collaboration and discussion. In order to make the discussion more humane and more convenient, each client-user can control the system via an iPad. And iPad control can even be achieved simultaneously in different places, so users (doctors) can better discuss and analyze the feasibility of treatments. The whole formwork is shown on the Fig.1.



Fig. 1 Formwork of the Platform.

2.1 The process of program start

After the program started, we create an interactor object. We trusteeship the capture of the event through it, and then use mouse to achieve controlling the move of the model and zoom in or zoom out and so on. After confirming the normal generation of the interactor, we set it to the interactor of renderWindow and replace the default behavior. And compared with the previous version, our new user interface is more concise.

2.2 TCP and HTTP protocol

We use TCP and HTTP protocol for commands and file transfer, because it is easier to develop and really famous. In the previous version, the server sends the medical image file to the client. However it takes times and sometimes program would be crash. So in our new version, we replace it by sending the screenshot to client from sever and it is faster and more efficient than before.

When using the system, Client sends commands and parameters to achieve command communication and screenshots exchange with server.

2.3 Plugin Functionality

Before we design and implement the platform, we mainly refer to the 3DSlicer. In our platform, there are lots of

basic features, such as loading image data, mark, edit, surface rendering and volume rendering. What's more, there are also complex and advanced features, like segmentation and registration, which are implemented through the plug-in function. The reason why we apply the plug-in to our platform is that it enables third-party developers to create extra abilities for the application. Therefore, it's very easy to add new features for our platform. By separating the implementation of advanced functions from the platform, it's able to reduce the size of our platform.

3. Experiments

A lot of experiments have been conducted. First, medical images in five types of formats (*.dcm, *.mhd, *.vtk, *.stl and *.tiff) are supported and can be loaded into the platform. Basic functions are realized, such as rotation, zooming in/out, coordinate locating, browsing slices, marking and editing marks. What's more, through the use of 3D glasses and projectors, we added a 3D watch function for the "vtk" data as shown in Fig.3. Second, we used two iPad to control the system, as shown in Fig.4. In iPad controlling mode, the image that is being operated is shown both on the sever side and on iPads. Same results can be achieved via multiple iPads control. Next, advanced functions were also tested, for example, liver segmentation and head registration by developed plug-ins, as shown in Fig.5, 6. Finally, another plug-in function, named as the gradient image filter, was developed and tested in the platform, Fig.7 shows the result.







Fig.2 File loaded

Fig.3 3D watch by3D glasses and projectors



Fig.5 Synchronous Display of the Liver Segmentation. From left to right: original image, result on server, and result on client.



Fig.6 Synchronous Display of the Head Registration. From left to right: fixed image, moving image, result on server, and result on client.



Fig.7 Synchronous Display of the Gradient Image Filter. From left to right: original image, result on server, and result on client.

4. Conclusions

We designed and developed a collaborative and mobile medical image analysis platform for support of multi-users collaborative works. This platform is developed on Windows, and thus it can be easily deployed to a personal computer. The platform has a lot of basic functions and advanced functions. Multi-player interaction is realized in the platform. Using an iPad, each user can apply for the control and share the information with each other. Therefore, the platform achieves the aims that discussion before surgery, comparing and sharing the information.

Acknowledgement

This work is supported in part by the Grant-in Aid for Scientific Research from the Japanese Ministry for Education, Science, Culture and Sports (MEXT) under the Grant no.15K16031, and no.15H01130, in part by the MEXT Support Program for the Strategic Research Foundation at Private Universities (2013-2017).

The author(s) declare(s) that there is no conflict of interest regarding the publication of this paper.

References

- [1] H. Kobatake. Aims of the Research Project "Computation Anatomy". Medical Imaging Technology. 2011. Vol.29 (3): 99-103.
- [2] T. Weymouth, G. Durka-Pelok, T. Gest, etc. Using a Knowledge Base: The University of Michigan Visible Human Project. *Proceedings of the 4th Visible Human Conference*. Keystone, Colorado, Oct 17-19, 2002. 25(11): 1490-1494.
- [3] R. Shamir, L. Joskowics and Y. Shoshan. An augmented reality guidance probe and method for image-guided surgical navigation. *5th International Symposium on Robotics and Automation*. 2006
- [4] Satava R. M. Virtual reality surgical simulator: The first steps. *Surgical Endoscopy*. 1993. Vol. 7(3), Pp: 203–205
- [5] Hudson JN. Computer-aided learning in the real world of medical education: does the quality of interaction with the computer affect student learning? *Medical Education*. 2004. Vol.38 (8). Pp: 887-895
- [6] Silva, B.M., Rodrigues, J.J., de la Torre D' 1ez, I., López-Coronado, M., Saleem, K.: Mobile-health: A review of current state in 2015. Journal of biomedical informatics 56, 265–272 (2015)
- [7] Valente, F., Viana-Ferreira, C., Costa, C., Oliveira, J.L.: A restful image gateway for multiple medical image repositories.
 IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine 16(3), 356–364 (2012)
- [8] Mitchell, J.R., Sharma, P., Modi, J., Simpson, M., Thomas, M., Hill, M.D., Goyal, M.: A smartphone client-server teleradiology system for primary diagnosis of acute stroke. Journal of medical Internet research 13(2), e31 (2011)

機械学習を用いた腹部動脈血管名自動命名における

肝動脈分岐情報利用方法に関する一考察

鉄村 悠介^{*1} 張 暁楠^{*2} Holger Roth^{*1} 林 雄一郎^{*1}

小田 昌宏*1 三澤 一成*3 森 健策*1

要旨

本稿では、3次元腹部 CT 像から抽出した腹部動脈領域に対する機械学習による血管名自動対応付けにおい て、肝動脈の分岐構造に着目することでその精度向上を図る.外科手術において患者の血管構造を正確に 把握することは非常に重要であり、これまで機械学習を用いた腹部動脈領域に対する血管名自動対応付け 手法がいくつか提案されてきた.しかし、肝動脈に稀な分岐パターンをもつ血管構造の症例数が少なく十 分な学習が行われないため、それらの血管に対する自動対応付け精度が低かった.そこで本稿では、肝動 脈の分岐パターンを 6 つに分類し、分岐情報をより有効活用するための特徴量を追加することで自動対応 付け精度の向上を図った.その結果、左右肝動脈の対応付け精度の向上が見られ、腹部動脈 22 種類の自動 対応付け精度は最大で 90.5%となった.

キーワード:血管,3次元 CT 像,解剖学的名称認識,血管構造解析

1. はじめに

3次元腹部 CT 像用いた腹腔鏡下手術にお いて,あらかじめ臓器領域とそれらの領域に 対する解剖学的名称を自動的に求めることは 重要である.例えば北坂ら [1] は,血管に対 する解剖学的名称自動対応付けを木構造とし て表現された血管領域全体にわたる各血管枝 の血管ラベル推定問題と捉え,確率的グラフ ィカルモデルに基づく構造学習により行った. しかし,稀な分岐パターンをもつ血管構造の 症例数が少なく十分な学習が行われないため, それらの自動対応付け精度は低かった.そこ で本稿では,肝動脈に稀な分岐構造をもつ症 例に着目して精度の向上を目指す.

*1 名古屋大学大学院情報学研究科
〔〒464-8601 名古屋市千種区不老町〕
e-mail: ytetsumura@mori.m.is.nagoya-u.ac.jp
*2 名古屋大学大学院情報科学研究科
*3 愛知県がんセンター

2. 手法

本手法における学習から推定までの一連の 流れは、構造学習に基づいた血管名自動対応 付け手法[1]と同一である.本手法では構造 的な解析をより詳細に行うため、血管枝間の 関係性を示す遷移特徴を追加することで自動 対応付け精度の向上を図る.従来手法[1]で は注目血管枝から見て3親等未満の親子関係 を遷移特徴としていたが、本手法では、最大 で6親等までを遷移特徴として追加する.

3. 実験と結果

本稿では、血管名自動対応付け精度につい て実験を行い従来手法[1]と比較した.

本実験で対応付けの対象となる血管は,早 期胃がんを対象とした腹腔鏡下手術を行う際 に重要となる 22 種類の腹部動脈である.実験 では,全 57 症例(胃がん症例)の3次元腹部 CT 像から半自動で抽出した血管領域画像と, 肝臓,脾臓,左右腎臓の画像を用いた.また, 実験に用いる CT 像をその肝動脈の分岐構造,

分岐パタ	ーン		А	В	С	D	Е	F	全体
LHA	従来手法	[1]	60.2	18.2	73.8	88.9	38.5	90.9	58.3
	提案	3親等	62.8	20.0	77.4	88.9	40.0	58.8	60.0
	手法	6 親等	70.9	18.6	73.5	26.7	44.4	28.6	60.2
RHA	従来手法	[1]	68.8	48.1	58.8	76.0	44.4	0.0	62.2
	提案	3 親等	72.7	48.7	70.3	70.8	44.4	0.0	65.3
	手法	6 親等	74.5	47.7	72.2	75.7	36.4	0.0	64.6
全体	従来手法	[1]	92.2	77.8	88.5	93.3	91.3	93.0	89.5
	提案	3親等	93.6	78.1	90.4	93.0	91.7	91.6	90.5
	手法	6親等	93.4	82.1	91.1	91.4	77.9	89.2	89.8

表1 提案手法による LHA, RHA および全体の血管名自動対応付け結果と従来手法との比較(F値[%])

つまり LHA と RHA の分岐元の血管名に基づ いて 6 種類に分類した.分岐パターン A は一 般的な分岐パターンで 31 症例存在する.一方, B から F は各々が 10 症例未満の稀な分岐パタ ーンである.精度の評価には Leave-one-out 交差検定を用い,評価尺度には F 値を用いた. 実験結果を表 1 に示す.また,提案手法によ る自動対応付け結果例を図 1 に示す.

4. 考察

提案手法では LHA や RHA および全体の精 度が従来手法 [1] と比較して向上した.これ は肝動脈付近の複雑な構造が学習に反映され, それらの精度が向上し,それに伴い全体的な 精度も押し上げられたためである.しかし親 等数を単純に増やしていくだけでは精度の向 上に結びつかなかった.これに関しては,さ らなる実験を踏まえた検討が必要である.

5. まとめ

本稿では、3次元腹部 CT 像から抽出した 動脈領域に対する自動対応付けを肝動脈の分 岐構造に着目して述べた.遷移特徴を追加す ると、全体的な精度が肝動脈を含め向上した.

今後の課題としては,遷移特徴量が自動対 応付け精度に与える影響の詳細な考察や,今 回考慮しなかった血管枝自身が持つ観測特徴 量の検討などが挙げられる.また今後は,自 動対応付け結果を実際の手術現場で医師に提 示するシステムの開発が必要となる.

謝辞

本研究を進めるにあたり,日頃より熱心に ご討論いただく森研究室の諸氏に感謝する. 本研究の一部はMEXT・JSPS科研費17H00867, 25242047,26560255,26108006,AMED「革 新的がん医療実用化研究化事業」,栢森情報科 学振興財団研究助成金によった.

利益相反の有無

なし.

文 献

[1] Takayuki K, Mitsuru K, Yukitaka N, et al: Automatic anatomical labeling of arteries and veins using conditional random fields. Int J CARS: 1-8, 2017



図1 提案手法による自動対応付け結果例

Study on Automated Anatomical Labeling of Abdominal Arteries Using

Machine Learning with Branching Information on Hepatic Arteries

Yusuke TETSUMURA^{*1}, Xiaonan ZHANG^{*2}, Holger ROTH^{*1}, Yuichiro HAYASHI^{*1}, Masahiro ODA^{*1}, Kazunari MISAWA^{*3}, Kensaku MORI^{*1}

*1 Graduate School of Informatics, Nagoya University
*2 Graduate School of Information Science, Nagoya University
*3 Aichi Cancer Center Hospital

Abstract:

In this paper, we propose a method to improve the accuracy of automated anatomical labeling of abdominal arteries utilizing the branching information of the hepatic arteries. It is very important to understand the blood vessel structure of a patient accurately in surgery. Several blood vessel labeling methods using machine learning techniques have been proposed. However, the automated labeling accuracies were low for cases having minor branching patterns in the hepatic arteries since the number of such cases is not enough for training of machine learning. In this paper, we classified cases into six groups based on the branching patterns of the hepatic arteries, and tried to improve the accuracy of the automated labeling by introducing new feature values for more effective utilization of branching information. In our experiments, the labeling accuracy of the left and right hepatic arteries was improved. The labeling accuracy of the 22 abdominal arteries was 90.5% at the maximum.

Key words: blood vessel, CT volume, anatomical names recognition, blood vessel structures analysis

先験情報付加によるロバスト主成分分析に基づく造影領域

強調手法の改良

小倉 優理*1 大西 峻*2 加藤 英幸*3 大岡 美彦*4

酒井 智弥*5 羽石 秀昭*2

要旨

X線透視像下で診断や治療を行う際, Digital Subtraction Angiography(DSA)により血管走行を可視化する. しかし,体幹部を対象に DSA を行う際には患者に息止めを要求する必要があるため,患者への負担増加に つながる.そこで昨年の JAMIT では,ロバスト主成分分析と体動補正に基づく補完処理を組み合わせるこ とで,自然呼吸下で取得した造影像のみから血管走行全体の確認が可能な画像を生成した.しかし,ロバ スト主成分分析では血管要素と背景要素の分離が不十分な場合が確認され,血管走行の視認性向上の効果 は十分に得られなかった.そこで,今回はロバスト主成分分析の改良を行った.具体的には,血管の先験 情報を考慮した制約を加えることで,血管のエッジを残しつつ背景成分の除去を行った.その結果,血管 要素と背景要素の分離精度の向上が定性的・定量的に確認された.さらに,補完処理後の血管像における 背景成分の影響が小さくなり,視認性の高い血管像を生成することができた.

キーワード:X線画像,血管造影像,スパースモデリング,レジストレーション

1. はじめに

X線透視像下で診断や治療を行う際には血 管走行を確認することができないため, Digital Subtraction Angiography (DSA)[1]によ り血管強調像を得る.DSAとは,造影像と透 視像との差分によって造影部位のみを強調す る手法である.ここで,体幹部を対象にDSA を行う際には呼吸位相を合わせなければモー ションアーチファクトが発生してしまう.一 般に,患者に息止めを要求し,呼吸位相を一

*1 千葉大学大学院工学研究科
[〒263-8522 千葉市稲毛区弥生町 1-33]
e-mail: y_kokura@chiba-u.jp
*2 千葉大学フロンティア医工学センター
*3 千葉大学医学部附属病院放射線部
*4 千葉大学医学部附属病院消化器内科
*5 長崎大学大学院工学研究科

致させる.しかしながら,息止めは患者にとって負担が大きく,数秒間の息止めも困難な ケースも少なくない.また,拍動によって造影 剤が断続的に流れてしまうことから,血管走行が 明瞭に現れない場合がある.このため,1フレー ムでは血管走行全体が観察できる画像が生成 できない場合がある.

そこで本研究では、自然呼吸下で取得した 造影像のみから血管走行全体の確認が可能な 画像を生成することを目的とする.昨年の JAMIT では、ロバスト主成分分析(Robust Principal Component Analysis: RPCA) [2]と体 動補正に基づく補完処理を組み合わせた手法 を提案した[3].しかし、従来のRPCAでは血 管要素と背景要素の分離が不十分な場合が確 認され、血管走行の視認性向上の効果は十分 に得られなかった.そこで、今回はRPCAの 改良を行ったので報告する.

2. 方法

2.1. 概要

提案手法の全体像を図1に示す.まず,自 然呼吸下造影像を血管強調像と背景画像に分 離する.次に,算出された背景画像に非剛体変 形を施し,体動補正用の変形場を得る.対応す る血管強調像に変形場を適用し,重ねあわせる ことで造影剤の不連続部位を補完した血管像を 生成する.

2.2. 血管要素と背景要素の分離

2.2.1. 従来手法

血管要素と背景要素の分離には、RPCA を用いた. RPCA は動画像の低ランク構造とスパース 構造を利用し、動画像 Γ を低ランク成分 L とスパース っス成分 S に分解する. この分解は以下のように定義される.

$$\min \left\| \mathbf{L} \right\|_{*} + \lambda \left\| \mathbf{S} \right\|_{1} \right\}$$

subject to $\Gamma = \mathbf{L} + \mathbf{S}$ (1)

ここで、 Γ の列はある時相での 2 次元画像で ある.また、 $\|\cdot\|_*$ 、 $\|\cdot\|_1$ はそれぞれ核ノルム, l_1 ノルムである. λ はノルム間のバランスをと る制御パラメータである.画素値の時間的変 化が緩やかで周期的な場合に低ランク性が高 くなる.そのため、動きの少ない骨や呼吸に 伴って動く臓器などは低ランク成分に分類さ れる.一方、スパース成分は元画像から低ラ ンク成分を引いたときの残りとなるため、画 素値の時間的変化が急激な要素となる.ここ では造影剤の流れが分類される.

2.2.2. RPCA の改良

体幹部を対象とした場合,画像中に心臓や 腸管ガスなどが含まれる.これらの要素は呼 吸性動態と異なる動きを示すため,従来の RPCA では背景要素へ分類することが難しい. そこで,先験情報として血管の構造的なつな がりを考慮した制約を加えることで解決を図 った.具体的には Total Variation (TV)を目的関 数に導入する.式(2)に改良した最適化問題を 示す.





図2 変形場の算出

min
$$\left\| \mathbf{L} \right\|_{*} + \lambda_{\mathrm{S}} \left\| \mathbf{S} \right\|_{1} + \lambda_{\mathrm{TV}} \left\| \mathbf{S} \right\|_{\mathrm{TV}} \right\}$$

subject to $\mathbf{\Gamma} = \mathbf{L} + \mathbf{S}$ (2)

従来と同様に低ランク成分を核ノルム,スパ ース成分を l₁ノルムで評価する. λ_s, λ_{TV} は制 御パラメータである. TV 項は画像のエッジ 強度の総和として以下の式のように定義され る.

$$\left\|\mathbf{S}\right\|_{\mathrm{TV}} = \left\|\mathbf{S}\right\|_{2,1} = \sum_{ij} \sqrt{D_{x;ij}^2 + D_{y;ij}^2}$$
(3)

ここで, *D_{xij}*, *D_{yij}*はそれぞれ動画像のスパース成分 **S** の位置(*i*,*j*)における縦方向と横方向の微分値である. TV を小さくするほどエッジに該当する画素数が減るので, 隣接する画素で血管が構成され, ノイズによる血管の抽出漏れや, 低コントラストの腸管ガス等の誤抽出によるアーチファクトが低減される.

2.3. 変形場の算出

自然呼吸下で取得した画像を対象としてい るため, RPCA によって得られた血管強調像 には体動による変形が生じている.そのため, 体動補正が必要となる.体動補正のための変 形場算出の流れを図2に示す. RPCA によっ て得られた背景画像を free-form deformation [4]によって変形し,変形場を算出する.変形 量の最適化手法として滑降シンプレックス法 [5]を使用した.また,一致度評価には正規化 相互相関,変形の滑らかさ, Jaccard Index の 線形和を使用した.

3. 実験

腹腔動脈を対象として撮影した自然呼吸下 造影像3例に対して提案手法を適用した.元 画像サイズは1024×1024[pixel]であるが,取 得動画像には照射野領域外が含まれる. RPCAの精度悪化を防ぐため,照射野領域の みを用いて計算する.

提案手法の有効性を確認するため,一般的な DSA と改良前の RPCA により得られた画像との比較する.各制御パラメータは経験的に設定した.

4. 結果

4.1. 血管強調処理

3 例すべてにおいて、従来手法と比較して







全体的にアーチファクトが低減している様子 が確認された.図3に1例を示す.DSAでは, 背景成分のずれによって画像全体にアーチフ ァクトが発生しているが,従来 RPCAでは低 減されている.しかしながら,腸管ガス付近 に強いアーチファクトが確認できる.一方, 提案手法では複雑な動きに起因するアーチフ ァクトの発生が抑制されており,血管走行の 視認性が向上した.その上で,細い血管も良 好に描出されている.他の2例に対しても同 様の結果が得られた.

4.2. 補完処理

今回使用した3例のうち,1フレームでは 血管走行全体が見られない1例に対して補完 処理を行った.その結果を図4に示す.補完 処理なしの画像において途切れていた血管走 行が補完され,1フレームで血管走行全体が 確認可能となった.また,従来 RPCAではア ーチファクトの発生により,補完画像上の血 管走行の視認性が十分に向上しなかった.一 方,提案手法ではアーチファクトが少なく, 血管走行の視認性が向上した.



(b) DSA



(c) 従来 RPCA
 (d) 提案 RPCA
 図 3 提案手法と従来手法との比較(血管強調処理)



(a) 補完処理なし (提案 RPCA)

(b) 補完処理あり(従来 RPCA)図4 提案手法と従来手法との比較(補完処理)

5. まとめ

自然呼吸下造影像のみから血管走行全体の 確認が可能な画像を生成する手法を構築した. 血管の先験情報を考慮した RPCA の改良によ り,従来手法よりも血管強調度が向上した. また,これによって補完画像においてアーチ ファクトが低減し,血管走行の視認性が向上 した. 今後は,血管の空間的なつながりだけ でなく時間的なつながりを考慮した改良を行 う. さらに,血管強調度を向上させた上で, より多くの臨床データに適用し,評価を行う.

謝辞

本研究の一部は文部科学省科学研究費補助 若手研究(B)(課題番号:16K16406)により行わ れた.

利益相反の有無

なし

文 献

(提案 RPCA)

- Kruger R, Mistretta C et al.: Computerized Fluoroscopy in Real Time for Noninvasive Visualization of the Cardiovascular System, Radiology 130: 49-57, 1979
- [2] Candès E, Li X et al.: Robust principal component analysis?, Journal of the ACM 58(3): 1-37, 2011
- [3] Kokura Y, Ohnishi T et al.: Enhancement of the whole blood vessel pattern using robust principal component analysis and respiration-oriented motion vector field, 2016
- [4] Rueckert D, Sonoda L et al.: Nonrigid R egistration Using Free-Form Deformation s: Application to Breast MR Images, IE EE Transactions 18(8): 712-721, 1999
- [5] Flannery P, Press H, Teukolsky A et al.: Numerical recipes in C Vol.2. Cambridge University Press, New York, 1996, pp408-412

Improvement of angiographic region enhancement based on robust

principal component analysis with prior information

Yuri KOKURA^{*1}, Takashi OHNISHI ^{*2}, Hideyuki KATO^{*3}, Yoshihiko OOKA^{*4}, Tomoya SAKAI^{*5}, Hideaki HANEISHI^{*2}

^{*1} Graduate School of Engineering, Chiba University

*2 Center for Frontier Medical Engineering, Chiba University

*3 Department of Radiology, Chiba University Hospital

*4 Gastroenterological Medicine, Chiba University Hospital

*5 Graduate School of Engineering, Nagasaki University

Digital subtraction angiography (DSA) is one of X-ray imaging methods and commonly conducted to clearly visualize the vessels information during intervention with a catheter. In the JAMIT2016, we proposed a blood vessel enhancement method with consecutive digital angiographic images acquired under the natural breathing. The method consists of a robust principal component analysis (RPCA) and complementary processing. However, in the case of containing the complex dynamic background, the enhancement of blood vessels is not successful. Therefore, we integrate total variation(TV) regularization into the RPCA framework to solve this problem. TV on the foreground is calculated and minimizing of the TV preserves the spatial continuity of blood vessels and removes noise from the whole image. We applied the proposed method to three sets of angiographic images and evaluated the contrast of blood vessels qualitatively and quantitatively. In all cases, artifacts were reduced and clearly enhanced whole blood vessel images were generated.

Key words: Angiographic image, sparse model, image registration, X-ray image

冠動脈造影像を用いた心筋血流分布の三次元可視化

片迫 悠^{*1} 大西 峻*2 笠原 哲治*3 三浦 慶一郎*4

北原 秀喜*4 羽石 秀昭*2

要旨

冠動脈疾患における診断では X 線造影による検査が行われる. 冠動脈造影は血管内腔形状を描出可能なた め病変診断能に優れる一方で、血管狭窄が及ぼす心筋虚血の程度を評価することは困難である. 心筋虚血 の評価方法として、心臓核医学検査などが挙げられるが、検査工程の増加に伴う患者の負担などが問題点 として挙げられる. そこで本研究では冠動脈造影像から機能的情報の取得を目的として, 灌流域を含めた 造影血流分布の三次元的な可視化を試みた.まず画像取得に用いる X 線血管造影装置の撮影ジオメトリの キャリブレーションを行った.形状既知の校正物体を寝台に配置し、アームを複数角度で回転させ撮影す ることでアームの2軸回転軸の算出を行った.臨床の冠動脈造影画像群に対して画像再構成を行った結果, 心筋形状に沿った三次元的な灌流分布が確認できた.

キーワード:画像再構成、心筋血流分布、Cアーム型X線撮影装置

1. はじめに

冠動脈疾患とは,動脈硬化などが原因で冠動 脈に狭窄が生じ,心筋虚血状態となる疾患であ る. 一般に X 線による冠動脈造影検査が行われ, 血管内腔形状を直接的に観察することで狭窄 度合いの診断・評価を行っている.しかし、冠 動脈造影像では狭窄病変が与える心臓の機能 障害の評価が困難である.そこで,心臓核医学 検査が用いられるが, 撮影に時間を要するため 患者への負担が増大する.

そこで本研究では,冠動脈造影検査の工程に おいて取得される造影像に対して画像再構成

*1千葉大学大学院工学研究科

〔〒260-0032 千葉市稲毛区弥生町 1-33〕 e-mail: y katasako@chiba-u.jp

- *2 千葉大学フロンティア医工学センター
- *3千葉大学医学部附属病院放射線部
- *4 千葉大学大学院医学研究院 循環器内科 学

を行うことにより,三次元的な灌流域を含めた 心筋血流分布の可視化を目的とする.一般的に 行われる冠動脈の造影検査では特定の少数方 向から造影像を取得するため,算出する再構成 像の画質劣化等の問題が想定される. そこで本 発表では、提案手法の実現可能性を評価した.

2. 手法

本研究ではまず,画像取得に用いるCアーム 型 X 線撮影装置におけるジオメトリキャリブ レーションを行う. ここではアームにおける 2 軸回転軸の座標を線源からの相対的な位置と して算出する.画像再構成においては、前処理 として造影データに対して L+S 行列分解[1][2]を 適用し,肋骨や胸膜などの背景成分の除去を行 うことで造影成分のみの動画像を生成する.こ の造影動画像から血管に十分造影剤が充填さ れた後の造影剤が心筋に拡散するフレームを 選定し, 灌流分布像を三次元再構成する.

2.1. ジオメトリキャリブレーション

各頂点に直径 2mm の金属球を配置させた 1 辺 80mm の立方体を校正物体として用い,キャ リブレーションを行う.校正物体を寝台に配置 し,LAO-RAO 角度(Primary angle)における軸回 転,CRA-CAU 角度(Secondary angle)における軸 回転を与え撮影する.各画像上の金属球の座標 値より各回転軸の座標算出を行う.

まず,金属球の投影座標をもとに,線源から の校正物体の位置と姿勢を算出する.各投影方 向において取得された金属球の投影座標と仮 想投影座標から最小二乗的に並進・回転パラメ ータを求める.

次に各投影方向から算出した並進パラメー タを用いて回転軸を算出する. Primary angle で の軸回転を例に挙げると,各投影角度における 線源-校正物体の位置関係は式(1)のように表す ことができる. Primary angle での軸回転による 模式図を図 1(a), (b)に示す.

$$\mathbf{P}_{\text{object}} = \mathbf{R}_{y} \left(\mathbf{V} + \mathbf{P}_{\text{source}} \right)$$
(1)

Pobject は校正物体の三次元ベクトル, **R**_yは y 軸 に対する回転行列, V は線源から校正物体まで の並進ベクトル, **P**sourceは線源座標を表す三次元 ベクトルである.この関係式の x 成分について 着目すると式(2)が導出できる.

 $x_{d} + x_{s}|_{\theta=0} = z_{s} \sin \theta + x_{d} \cos \theta + D \sin \theta + x_{s} \cos \theta \quad (2)$

x_dは線源-検出器中心線と回転軸間の距離, x_s, z_sは並進パラメータの各成分, D は線源-回転軸 間の垂線距離, θ はアームの回転角度を表す. 式(2)で表される等式条件は複数角度から取得 でき,式(3)のように整理することができる.

$\mathbf{K} = \mathbf{W}\mathbf{A}$

$$\mathbf{K} = \begin{bmatrix} k_1 \\ \vdots \\ k_n \end{bmatrix} \qquad \mathbf{W} = \begin{bmatrix} \sin \theta_1 & \cos \theta_1 - 1 \\ \vdots & \vdots \\ \sin \theta_n & \cos \theta_n - 1 \end{bmatrix} \qquad \mathbf{A} = \begin{bmatrix} D \\ x_d \end{bmatrix} \qquad (3)$$
$$\begin{pmatrix} k_n = x_{sn} |_{\theta=0} - z_{sn} \sin \theta_n - x_{sn} \cos \theta_n \end{pmatrix}$$

Aについて解けば,線源-回転軸間の垂線距離 D,線源-検出器中心線と回転軸間の距離 x_dが求められ,線源からの回転軸座標が取得できる.



図11軸回転による線源-校止物体の位置関係
 (a) C アームの各回転軸に対する世界座標系,
 (b) 線源-検出器と物体の位置関係

2.2. 造影成分抽出手法

本研究では背景成分の分離手法として冠動 脈動画像に L+S 行列分解を適用する. L+S 行列 分解では行列のランクとスパース性に着目し て分解を行う.スパース性とは要素のほとんど が0で,非0成分が少数であるものを指す.フ レーム番号 t における造影像上の画素位置を x, その画素値を $\gamma(x,t)$ と表す.行列を Γ とすると, 以下のように定義される.

$$\boldsymbol{\Gamma} = \begin{bmatrix} \gamma(\mathbf{x}_{0}, t_{0}) & \cdots & \gamma(\mathbf{x}_{0}, t_{n-1}) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \gamma(\mathbf{x}_{m-1}, t_{0}) & \cdots & \gamma(\mathbf{x}_{m-1}, t_{n-1}) \end{bmatrix}$$
(4)

mは1フレーム目の画像の画素数, nはフレーム数である. 画素値の時間的変化がなめらかな場合, 行列 Γ は低ランク構造をもつ. ここで, 冠動脈動画像を低ランク成分とスパース成分に分解する. 以下の式(5)に示す最小化問題を解くことで分解する.

$$\min\left\{\left\|\mathbf{L}\right\|_{*} + \lambda \left\|\mathbf{S}\right\|_{1}\right\} s.t. \mathbf{L} + \mathbf{S} = \Gamma$$
(5)

L は低ランク成分, S はスパース成分, Γ は冠動脈動画像の行列を示す.また, $\|\cdot\|_{*}$, $\|\cdot\|_{*}$, $t \in \mathbb{R}$

2.3. 画像再構成手法

逐次近似画像再構成手法の一つである Maximum likelihood-expectation maximization (ML-EM)法^[3]を適用した.ML-EM 法は統計学的 な理論に基づいて反復式を算出しており,逐次 式は以下に示す式(6)のように表される.

 $f_{j}^{k+1} = f_{j}^{k} + \alpha \frac{f_{j}^{k}}{\sum_{i} C_{ij} \exp(-y_{i})} \left\{ \sum_{i} C_{ij} \exp\left(-\sum_{m} C_{im} f_{m}^{k}\right) - \sum_{i} C_{ij} \exp(-y_{i}) \right\}$ (6)

ここで, f は線源弱係数, y は取得した投影デー タ, C は検出確率, i は検出器における座標, j は画素座標, m は積分経路, a は再構成パラメ ータである.逐次近似法を適用することで,少 数データによる再構成アーチファクトの低減, 低線量ノイズによる画質劣化の低減を図った.

3. 実験と結果

臨床の冠動脈造影データ3 例を対象に灌流分 布像の画像再構成を行った.撮影装置には千葉 大学医学部附属病院で臨床使用されている X 線撮影装置 INFX-8000V(東芝メディカルシステ ムズ)を用いた.撮影方向は冠動脈造影検査で代 表的な4 方向(RAO=30° CRA=30°, RAO=30° CUA=30°, CRA=30°, CAU=30°)を選択した.

再構成には造影剤が主要な血管系流入後に 心筋に拡散していくフレームをマニュアルで 選択し,使用した.分布像の再構成に使用する 画像を図2に示す.(a)-(d)は元画像,(e)-(h)は前 処理として L+S 行列分解で背景成分を除去し た造影成分のみの画像である.フレームの選定 は心臓の最大拡張期となるよう目視で行った.

再構成した灌流分布像を心臓核医学検査に よる画像と同様に斜断断層法で表示したもの を図3に示す.結果からおおよその心筋分布に 沿った形状の断層像を確認した.しかし,再構 成像においてアーチファクトによる影響が大 きい.これは再構成に使用する造影画像群の心 拍や呼吸の位相が完全に一致していないこと や各投影方向での造影剤充填の不均一性によ る影響が理由として考えられる.よって,心電 図同期を利用した画像取得方法の検討や,さら には各投影方向での造影像取得時の心拍に同 期した造影剤注入手法が必要と考えられる.



図2 灌流分布像再構成の適用画像 (a)-(d) 元画像, (e)-(h) L+S 適用後灌流分布画像



図3 造影剤灌流分布の斜断断層表示

4. まとめと今後の課題

Cアーム型X線撮影装置で取得した臨床冠動 脈造影像を用いて心筋血流分布の三次元的な 可視化を行った.患者データ3例に対して実験 を行った結果,心筋形状に沿った灌流分布像を 生成することができた.今後はアーチファクト 低減に向けた画像再構成手法の検討を行う.

利益相反の有無

なし

文 献

- Lin Z, et al.: UIUC Technical Report UILU-ENG-09-2215: 1-23, 2009
- [2] Candès EJ, et al.: Journal of the ACM 58: 1-37, 2011
- [3] Shepp LA, et al.: IEEE Trans Med Imaging 1.2: 113-122, 1982

Three-dimensional visualization of myocardial blood flow distribution

from angiographic images of coronary artery

Yu KATASAKO^{*1}, Takashi OHNISHI^{*2}, Tetsuharu KASAHARA^{*3}, Keiichiro MIURA^{*4}, Hideki KITAHARA^{*4}, Hideaki HANEISHI^{*2}

- *1 Graduate school of Engineering, Chiba University
- *2 Center for Frontier Medical Engineering, Chiba University
- *3 Department of Radiology, Chiba University Hospital
- *4 Department of Cardiovascular Medicine, Chiba University Graduate School of Medicine

In diagnosis of coronary artery disease, X-ray contrast inspection is usually performed. Coronary angiography is superior in lesion diagnosis ability, because it can visualize vascular lumen shape clearly. On the other hand, it is difficult to evaluate the degree of myocardial ischemia caused by coronary stenosis. Cardiac nuclear medicine inspection is a powerful choice in the evaluation methods of myocardial ischemia. However, these evaluation methods are burdens to patients. In this study, we visualized three-dimensional distribution of bloodstream imaging including perfusion area to acquire the functional information from coronary angiography images. First of all, we performed the geometry calibration of the image acquisition system with an angiographic device. We calculated geometry information of the two rotation axes at the arm of the imaging device by capturing images of the known object from plural angles. We conducted an image reconstruction experiment with clinical coronary angiographic images. Three-dimensional distribution of perfusion along myocardial shape were confirmed from the experiment.

Key words: Image reconstruction, Myocardial blood flow distribution, C-arm X-ray imaging device

機械学習を用いた冠動脈 DSA に関する研究

山本 めぐみ*1 大倉 保彦*1

要旨

DSA を冠状動脈などの心臓領域で用いることはほとんど行われていない臓器の動きや、呼吸移動が大き く、アーチファクトが避けられないためである.本研究では最も動きの大きい冠動脈造影に対して、機械 学習を用いてアーチファクト低減し、DSA を心臓領域に適用できる方法を開発することを目的とする. 深層畳み込みニューラルネットワークを用いて学習モデルを作成した.学習には造影後と造影前の画像 を用いた.学習済みのモデルに造影前の画像を入力し、出力画像をマスク像とした.得られたマスク像を 使用して減算処理を行い、DSA 像を得た.どの症例に対しても良好な結果が得られた.特に撮影系が動い たケースに対しても良好な結果が得られた.機械学習を用いて冠動脈 DSA に活用できることが示された.

キーワード: DSA, 血管造影, ニューラルネットワーク, アーチファクト, 冠動脈

1. はじめに

X 線造影検査は血管に造影剤を注入し,X 線を用いて連続的に撮影を行い,血管の状態 や形態を観察する検査である.X線造影検査 は、検査だけではなく、カテーテルと医療器 具や薬剤を用いることにより、造影と治療を 組み合わせた治療法として欠かせない存在に なっている.

Digital Subtraction Angiography (DSA)は X 線造影の画像観察の際よく用いられている方 法である。造影剤注入後の画像(ライブ像)か ら造影前の画像(マスク像)を減算することに より,血管像を鮮明に抽出する手法である. 造影剤注入前後の画像において,患者の体動 や臓器,X線撮像系に動きが生じるとミスレ ジストレーションによるモーションアーチフ ァクトが発生するため,医師が血管像を観察,

*1 広島国際大学 診療放射線学科 〔〒739-2695 東広島市黒瀬学園台 555-36〕

e-mail: m-yamamo@hs.hirokoku-u.ac.jp

診断する際に妨げとなる. DSA は現在, 主に 動きの少ない頭部や腹部で用いられている. 心臓領域では心臓の拍動や患者の呼吸による 肋骨の動きや横隔膜の動きが大きいため, モ ーションアーチファクトが多く発生し, あま り使用されていない.

モーションアーチファクトを低減・除去す る手法には、ピクセルシフトや局所移動補正 など様々な先行研究[1][2][3]がなされて いる.そこで本研究は、一番動きが生じる部 位である心臓領域の冠動脈造影を対象とした 機械学習を用いた DSA 法の開発を行った.

2. 実験・方法

2-1. 学習用データの作成

SIEMENS 社製 Angio 装置で撮影された冠 動脈造影画像(512×512:8bit)を29ケース用 いた.フレームレートは15-30frames/sec であ った.造影前後フレームを1セットとし,50 セット使用した.これらから64×64のサイズ に ROI を切り取り,造影前2105枚,造影後 2105枚の合計4205枚を用いた.なお,本研 究は倫理委員会の承認を得ている.

2-2. ネットワークと学習モデルの作成

入力データに造影後の血管のある画像を, 出力データに造影前の血管のない画像入力し て Convolution Neural Network (CNN)[4][5]を 使用して学習を行った.層の数は3層と5層 を用いた.学習方法を図1に、学習パラメー タを表1に示す.



図1 造影後の血管画像を入力画像とし、血管のな い造影後の画像が出力されるように学習を行 った.

表 字習ハフメータ		
Learning	Mini baatch	
Size of batch	400	
Number of epoch	500 - 5000	

6	
Size of batch	400
Number of epoch	500 - 5000
Optimization	Adam
Loss function	RMSE
Activate function	ReLU
Number of epoch Optimization Loss function Activate function	500 - 5000 Adam RMSE ReLU

2-3. DSA 像の出力

2-2 で作成した学習モデルに、新たな冠動 脈画像を入力し,血管のない画像を出力させ た.これをマスク像とした.これらを用いて, ライブ像からマスク像を減算することにより DSA 像を得た.

3. 結果·考察

3-1. 出力画像

多くのケースについて良好な結果が得られ た図2と図3に心臓の拍動,肋骨,横隔膜に 動きが生じた例の結果を示す.図2および図 3に示す従来法のDSA像(c)と本手法を用いた DSA 像(d)を比較するとモーションアーチフ ァクトが低減できていることが確認できる.



(a) Input image (Live image)

(b) Output image (our mask image)





(c) Original DSA

(d) Our DSA

図23層のCNNでの結果を示す.(a)は入力画像の ライブ像,(b)は本手法で出力したマスク像,(c)は 従来法のDSA像,(d)は本手法のDSA像を示す.



(a) Input image (Live image)



(our mask image)





(c) Original DSA (d) Our DSA 図35層のCNN での結果を示す. (a)は入力画像の ライブ像,(b)は本手法で出力したマスク像,(c)は 従来法の DSA 像, (d) は本手法の DSA 像を示す.

3-2. 活性化関数の影響

図4に異なる活性化関数を用いた出力画像 であるマスク像を示す. Adam 法を用いたマ スク像は Momentum SGD 法を使用したもの より血管像が消えている.



(a) Momentum SGD

(b) Adam

 図43層のCNN(epoch5000)における活性化関数の 出力画像であるマスク像を示す. (a)は Momentum SGD法, (b)はAdam法での出力画 像である.

3-3. Epoch 数の影響

図 5 に Epoch 数を 500 から 5000 まで変化 させた出力画像であるマスク像の結果を示す. Epoch 数が大きいほど血管が消えている.



図53層の CNN において epoch 数を変化させた出 力画像であるマスク像を示す.

3-4. ネットワークの層数の影響

図 2 は 3 層の CNN の結果を示し(b)は本手法 を用いた出力画像であるマスク像を示し,(d) に本手法の DSA 像を示す.図 3 は 5 層の結果 を示し(b)と(d)はマスク像と DSA 像である.5 層の方が図 2(b)と図 3(b)のライブ像を比較す ると血管が消えている.また,図 2(d)と図 3(d) の DSA 像を比較しても横隔膜や肋骨の動き によるモーションアーチファクトが従来法の DSA 像より低減され,3層では太い血管の中 心部が消えていが5層では描出されている. このことより層数が多い方がマスク画像作成 に有効であると考えられる.

3. まとめ

機械学習を用いて DSA に応用することが 有効であることが確認できた.今後は心臓以 外の部位の適用に拡大し,パラメータの設定 や,主観および客観評価を行っていく必要が あり,検討課題である.

謝辞

本研究は JSPS 科研費 26860408,17K18291 の助成を受けたものです.

利益相反の有無

なし

文 献

- [1] 廣嶋恭一,他:局所移動補正による DSA 画像のレジストレーションの改善. Med Imag Tech 18: 71-83, 2000
- [2] Erik H. W. Meijering, et al: Reduction of Patient Motion Arrifact in Digital Subtraction Angiongraphy: Evaluation of a Fast and Fully Automatic Technique. Radiology 219: 288-293, 2001
- [3] Yamamoto. M. et al: Development of Digital Subtraction Angiography for Coronary Artery. JDI 22: 319-325, 2009
- [4] 岡谷貴之,他:画像認識のための深層 学習. JSAI 28: 962-974, 2013
- [5] Chao Dong, et al: Image Super-Resolution Using Deep Convolutional Network. IEEE 31: 1-14, 2015
Digital subtraction angiography for coronary artery using machine

learning

Megumi YAMAMOTO, Yasuhiko OKURA

Hiroshima International University

Digital subtraction angiography (DSA) is one of the technique to show clearly blood vessels. DSA is frequently applied to vessels in head, abdomen and liver. However, it is difficult to use for coronary artery, because heavy motion artifacts due to the heart beating and the breath of a patient deteriorated vessel visibility in DSA images.

The purpose of this study is to develop new DSA technique especially for coronary artery angiography with reduced motion artifacts and with enhancing small vessels, and to develop the processing algorithm that do not require x-ray image without contrast agent. This study was approved by all relevant institutional review boards.

In this study, we used deep learning technique to produce "mask images". The deep learning model is consisted of three convolutional layers including 64x64 input units and 64x64 output units. We trained the model using a leaning data set involving 21,025 contrast enhanced vessel image patches as input data and 21,025 plain x-ray image patches as teaching data. The mask images for DSA were derived by inputting angiograms to the model. DSA images were finally obtained by subtracting the mask images from live images.

The experimental result demonstrated that coronary artery, carotid artery and vein were clearly visualized in DSA images with extremely low level motion artifacts than conventional DSA. This method will be very helpful for the diagnosis of coronary diseases.

Key words: DSA, angiography, neural network, artifact, coronary artery

正常モデルに基づく胴体領域における FDG-PET 画像の

統計学的画像解析法の検証

武田 賢志郎^{*1} 原 武史^{*1} 周 向栄^{*1} 片渕 哲朗^{*2} 加藤 正也^{*3} 伊藤 哲^{*3} 石原 圭一^{*4} 汲田 伸一郎^{*4} 藤田 広志^{*1}

要旨

【目的】FDG の集積を示す評価値には SUV が用いられる.しかし SUV は半定量的な評価値とされ,読影 医は生理的集積や臓器ごとの正常範囲と異常値を理解する必要がある.我々は正常モデルとの比較により, 胴体領域における統計学的画像解析法を開発した.本研究の目的は,統計学的画像解析法の有用性の検証 である.【方法】正常な PET/CT 画像 49 症例を用いて, CT 画像から臓器領域を自動検出し, PET 画像上に写 像し,解剖学的標準化を行う.その標準化結果から正常モデルを構築する.そして,正常モデルと標準化し た症例を比較して Z-score を算出する. 肝臓,肺および腹部の異常 34 症例と正常 25 症例を用いて SUV と Z-score の ROC 解析を行う.【結果】いずれの領域においても ROC 曲線下面積(AUC)は SUV と Z-score が 0.98 より高い値を示した.また,統合領域における AUC は SUV が 0.98, Z-score が 0.99 となり, t 検定によ り有意差が確認された.【結論】胴体領域において統計学的画像解析法は有用な可能性が示唆された.

キーワード: PET, SUV, 統計学的画像解析法, Z-score

1. 目的

がんは依然として死の主要な原因である. 死亡者数を減らすためには、FDG-PET 検査に よるがんの早期発見が重要である.FDG-PET 検査ではグルコースの代謝活動を評価するた めにSUVという評価値が用いられる.しかし、

*1 岐阜大学大院医学系研究科再生医科 学専攻

〔〒501-1193 岐阜県岐阜市柳戸 1-1〕

- e-mail: ktakeda@fjt.info.gifu-u.ac.jp
- *2 岐阜医療科学大学保健科学部
- *3 大雄会病院放射線科
- *4 日本医科大学放射線科

SUV は半定量的評価値とされ,放射線科医は SUV の正常/異常値を理解する必要がある[1]. そこで,本研究では脳機能解析に用いられる 統計学的画像解析法を体幹部に拡張する方法 を開発した[2,3].本研究の目的は,その方法 から算出した評価値の有用性を検証すること である.

2. 方法

本手法は、(1)解剖学的標準化、(2)正 常モデルの構築、(3)Z-scoreの算出から構 成される.まず基準画像との位置合わせを行 った.位置合わせを行うために、PET/CT装置 で撮影された CT 画像を利用した.閾値処理 で体格と体表を認識した.臓器の認識は周ら の方法[4]を用いた.位置合わせには TPS 法[5] による非線形変換を用い、体格、臓器、体表 を変形させた.次に標準化を行った正常症例 群の画素値の平均および標準偏差を算出し、 正常モデルを構築した.最後に Z-score は正 常モデルと標準化を行った異常症例を比較す ることで得た. Z-score の式は(1)に示す.

Z - score =

対象の画素値-正常平均の画素値 正常標準偏差の画素値

Z-score 画像は図1に示す.





SUV と Z-score の弁別能を比較するために, 正常 25 症例と異常 34 症例を対象に実験を行 った. 肝臓, 肺および腹部領域から正常領域 と異常領域をグラフカットで抽出し, ROC 解 析によって評価をした.

3. 結果

結果は,表1に示す.表1よりZ-scoreの AUCとSUVのAUCはすべての領域において, 共に高い値を示した.また,統合領域におい ては,Z-scoreのAUCがSUVのAUCよりも高 表1各領域のAUCとp値

領域	SUV(AUC)	Z-score(AUC)	p值
肝臓	0.987	0.997	< 0.001
肺	0.995	0.999	0.019
腹部	1.000	0.998	< 0.001
統合	0.981	0.993	< 0.001

い値を示し, さらに t 検定の結果, 有意差が 生じた.

4. 結論

結果より SUV と Z-score は共に高い弁別能 を有し、その中でも Z-score は統合した領域 において SUV よりも高い弁別能を有すこと が判明した.以上のことから体幹部における 統計学的画像解析法は有用であることが示唆 される.

謝辞

本研究を進めるにあたり,有益なご助言を いただきました研究室の方々に感謝の意を表 します.本研究の一部は,文部科学省科研費・ 新学術領域研究(26108005)の補助によって 行われました.

利益相反の有無

なし

文 献

- W.John: SUV: Standardized uptake or silly uptake value. The Journal of Nuclear Medicine, 36(10), pp.1836-1839, 1995
- [2] Hara T, Kobayashi T, Ito S et al: Quantitative analysis of torso FDG-PET scans by using anatomicalstandardization of normal cases from thorough physical examinations. PLoS ONE 10(5), 2015
- [3] Takeda K, Hara T, Zhou X et al: Normal model construction for statistical image analysis of torso FDG-PET images based on anatomical standardization by CT images from FDG-PET/CT devices. International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery, pp.777-787, 2017
- [4] Zhou X, Yamaguchi S, Zhou X et al: Automatic organ localizations on 3D CT images by using majority-voting of multiple 2D detections based on local binary patterns and Haar-like features. Proc SPIE Med Imaging, 8670, 86703A-1–86703A-7, 2013
- [5] F.L.Bookstein: Principal warps: Thinplate splines and the decomposition of deformation. IEEE, vol.11, no.6, pp.567-585, 1989

Verification of statistical image analysis method of torso FDG-PET

images based on normal model

Kenshiro TAKEDA^{*1}, Takeshi HARA^{*1}, Xiangrong ZHOU ^{*1}, Tetsuro KATAFUCHI^{*2}, Masaya KATO^{*3}, Satoshi ITO^{*3}, Keiichi ISHIHARA^{*4}, Shinichiro KUMITA^{*4}, Hiroshi FUJITA^{*1}

*1 Department of Intelligent Image Information, Graduate School of Medicine Gifu

University

*2 Faculty of Health Science, Gifu University of Medical Science

*3 Department of Radiology, Daiyukai General Hospital

*4 Department of Radiology, Nippon Medical School

The SUV of FDG-PET is used for evaluating regional activities of glucose metabolism in oncology. Radiologists need to understand the SUV ranges or its typical normal/abnormal values. We have developed a new statistical image analysis method based on normal data comparison for torso FDG-PET diagnosis. The purpose of this study was to verify the usefulness of the method. The proposed method consisted of the following steps: (1) anatomical standardization, (2) normal model construction, and (3) Z-score calculation. To validate the Z-score index, we manually extracted 3603 normal and 1270 abnormal regions in liver, lung, and abdomen images. ROC analysis method was applied to evaluate the discrimination performances of SUV and Z-score. The discrimination performances of the ROC analysis and the statistical tests, all AUCs were over 0.98. When the ROIs in the four regions were pooled, the AUCs of Z-score and SUV were 0.99 and 0.98, respectively, with statistically significant differences (p < 0.001). In conclusion, the statistical image analysis of torso FDG-PET images may provide a new index for the accuracy of interpretation.

Key words: PET, SUV, statistical image analysis, Z-score

¹⁸F-FDG PET/CT を用いた悪性腫瘍の治療効果判定におけ

る Standardized Uptake Value および Total Lesion

Glycolysis の評価

羽賀 愛美*1 武田 賢志郎*2 原 武史*2 周 向栄*2

伊藤 哲*3 片渕 哲朗*4 藤田 広志*2

要旨

FDG-PET 検査において, 腫瘍の評価には, Standardized Uptake Value(SUV)を元に評価する SUVmax がよく用いられる.近年, 腫瘍全体の大きさと広がりの双方をよく反映する指標である Total Lesion Glycolysis(TLG)も用いられることもあり,放射線治療や化学療法の治療効果を予測する指標として着目さ れている.本研究の目的は,TLG の自動測定法の開発と,SUVmax との比較である.経時的な変化のある FDG-PET 検査症例を対象として,異常集積部位の SUVmax と TLG を求める. TLG は,SUVmax を元 に Cut Off Level(COL)を設定して算出する.COL は,SUVmax の 50%値と 75%値として,それぞれ TLG₅₀ と TLG₇₅ とする.腫瘍の評価のため,これら値の変化について, ΔSUVmax, ΔTLG₅₀, ΔTLG₇₅ を腫瘍ご とに算出する.これら解析の結果,SUVmax の変化率が小さい腫瘍であっても,腫瘍の容積を反映する TLG は,その腫瘍の変化を適切に表現できた.

キーワード: FDG PET, SUV, TLG

1. はじめに

FDG PET/CT は様々な悪性腫瘍診断や化学 療法の治療効果予測に用いられている[1].

FDG PET の半定量的指標として

- *1 岐阜大学工学部電気電子・情報工学科
- 情報コース
- [〒501-1193 岐阜市柳戸 1-1]
- e-mail manami@fjt.info.gifu-u.ac.jp
- *2 岐阜大学大学院医学系研究科再生医科 学専攻知能イメージ情報分野
- *3 大雄会病院第一放射線科
- *4 岐阜医療科学大学保健科学部

Standardized Uptake Value(SUV)の有用性が知られているが,通常は関心領域(Region Of Interest:ROI)内のSUVの最大値(SUVmax)が用いられる.しかし,SUVmaxは1ボクセルのみの値で腫瘍の広がりや治療後の残存病巣の程度を把握することが困難である.そこで,近年では腫瘍の大きさ・広がりを反映する指標であるTotal Lesion Glycolysis(TLG)による治療効果予測判定が着目されている[2].

本研究では,悪性腫瘍治療前後における SUVmax および TLG の変化率を用いて,異 常症例 10 症例を対象に,悪性腫瘍の治療効 果判定を行った.

2. 方法

FDG PET の指標として SUVmax, Metabolic Volume(MV)および TLG を求めた. MV は SUVmax の Cut Off Level(COL)%以上の SUV を有する領域の容積と定義した. COL は SUVmax の75%値と50%値の2通りを設定し, それぞれ TLG50と TLG75とした. TLG は, MV 内における SUV の平均値を SUVave とし, SUVave*MV で計算される. 治療前後の SUVmax および TLG の変化率をそれぞれ ΔSUVmax, ΔTLG として腫瘍ごとに算出し, 治療効果判定に用いた.

ΔSUVmax

= {SUVmax(治療前)-SUVmax(治療後)}

×100/SUVmax(治療前)

ΔTLG = {TLG(治療前)-TLG(治療後)} ×100/TLG(治療前)

治療効果判定基準は、 Δ SUVmax \geq 25%、 Δ TLG \geq 70% であれば Responder 群(R 群)、 Δ SUVmax<25%、 Δ TLG<70% であれば Non-Responder 群(NR 群)とした. さらに、周囲の生 理的集積の影響を除外するために SUV は 2.0 以上とした.

悪性腫瘍部位をグラフカットで半自動抽出 し、SUVmax, TLG をそれぞれ求めた.

治療後,腫瘍が消滅した症例に対しては, 治療前後で撮像された PET/CT 画像に位置の ずれがあるため,肺や肝臓などの臓器の位置 を基に,悪性腫瘍ラベルを並行移動すること で治療前腫瘍が存在していた場所とほぼ同位 置の SUV の値を取得し,治療効果判定に用い た.

3. 結果

症例 1(図 1)では SUVmax が 5.9 から 3.1 に, TLG₅₀ が 1211.0 から 141.7 に, TLG₇₅ が 316.4 から 81.9 にそれぞれ減少した. ΔSUVmax が 47.4%, ΔTLG₅₀ が 88.3%, ΔTLG₇₅ が 74.1%と なりすべての指標で R 群と判定した.

症例 2(図 2)では SUVmax が 3.6 から 3.3 に, TLG₅₀ が 163.9 から 123.3 に, TLG₇₅ が 49.9 か ら 37.4 にそれぞれ減少したが, ΔSUVmax が 9.1%, ΔTLG₅₀ が 24.8%, ΔTLG₇₅ が 25.0% とな り変化率が小さいため, すべての指標で NR 群 と判定した.



図1 下腹部の悪性腫瘍



図2 肺の悪性腫瘍

4. 考察

SUVmaxは1ボクセルのみの値であるため、 悪性腫瘍が消滅した症例においても、生理的 集積の影響を受けて悪性腫瘍と類似した値を 取得することがある.一方で,TLG は容積を 反映した指標であるため,SUVmax が高い値 を取得してもCOLが上がることによりMVが 減少するため,TLG は適切にR群と判定する ことができた.

生理的集積が比較的高い肝臓等においては ROIの設定によりTLGの値に観察者間で大き な差が生じる.そのため、今後は腫瘍領域を 自動で抽出する必要があると考える.

5. まとめ

FDG PET を用いた悪性腫瘍の治療効果判定 において,TLG は治療前後の腫瘍の変化を適 切に表現できた.

謝辞

本研究を進めるにあたり,有益なご助言を いただきました研究室の方々に感謝の意を表 します.本研究の一部は,文部科学省科研費・ 新学術領域研究(26108005)の補助によって 行われました.

利益相反の有無

なし

文 献

 西村恒彦,佐治英郎,飯田秀博,他:ク リニカル PET 一望千里.メジカルビュー社, 東京,2004,pp66-77
 清原省吾,長町茂樹,若松秀行,他:18F-FDG PET/CT を用いた悪性腫瘍の治療効果予 測における Metabolic volume および Total lesion glycolysis の有用性の検討.核医学 47: 453-461,2010

Evaluation of Standardized Uptake Value and Total Lesion Glycolysis in Determination of Therapeutic Effect of Malignant

Tumors Using 18 F-FDG PET / CT

Manami HAGA^{*1}, Kenshiro TAKEDA^{*2}, Takeshi HARA^{*2}, Xiangrong ZHOU^{*2}, Satoshi ITO^{*3}, Tetsuro KATAFUCHI^{*4}, Hiroshi FUJITA^{*2}

*1 Faculty of Electrical and Electronic Information Engineering, Gifu University
*2 Department of Intelligent Image Information, Graduate School of Medicine Gifu
University
*3 Department of Radiology, Daiyukai General Hospital

*4 Faculty of Health Science, Gifu University of Medical Science

In FDG-PET examination, SUVmax is often used for tumor evaluations. Total Lesion Glycolysis (TLG), which is an index that reflects both the size and spread of the entire tumor, is sometimes used for predicting the therapeutic effect of radiation therapy and chemotherapy. The purpose of this study is to develop an automatic measurement method of TLG and comparison with SUVmax. TLG is obtained by Cut Off Level (COL) based on SUVmax. As a result of our analyzes, TLG could properly express the change of the tumor, even for tumors with small rate of change of SUVmax.

Key words:FDG PET, SUV, TLG

SVR を用いた X 線画像における

手関節リウマチ mTS スコアの推定

盛田 健人*1,*2 田下 徳起*1 新居 学*1 小橋 昌司*1

要旨

本邦には約70万人の慢性関節リウマチ患者が存在し、また毎年数万人が発病する. リウマチは早期治療に よる予後の著しい改善が見られるが、リウマチの進行度に応じた適切な治療を行う必要がある. リウマチ 進行度診断では、年に数回関節レントゲン画像を撮影し、関節破壊進行度 mTS スコアを算出しているが、 手動であるため膨大な作業時間を要し、またスコアは主観的評価であるため自動化、定量化の需要が高ま っている.本稿では、mTS スコアの自動推定を目的とした手 X 線画像からの手指関節自動検出法を提案す る.また、サポートベクター回帰(SVR)による手関節 X 線画像からの mTS スコア推定とその評価を行う. 特徴量として関節周辺画素の HOG (Histogram of Oriented Gradient)を用いた.45名のリウマチ患者手 X 線 画像に提案法を適用した結果、81.4%の精度で手指関節を自動認識できた.また、mTS スコア推定結果か ら、 SVR による mTS スコアの推定が可能であることが示唆された.

キーワード: 関節リウマチ, X線画像, 機械学習, modified Total Sharp スコア, 診断支援システム

1. はじめに

現在,日本には約70万人の関節リウマチ患 者がいるが,その数は毎年15,000人ずつ増加 している.早期からの治療により予後の改善 が可能であるが,これには,疾患の進行度合 いを正確に評価する必要がある.

関節リウマチの評価には、手または足の X 線画像から計測できる modified Total Sharp (mTS)スコアが用いられている [1]. 同手法 は、各手で16箇所の手指関節、各足で6箇 所の足指関節において、びらん度を0~5で 段階評価、関節裂隙狭小化度を0~4で段階

*1 兵庫県立大学大学院工学研究科 [〒671-2280 兵庫県姫路市書写 2167] *2 日本学術振興会特別研究員 (DC) e-mail: morita.k.jp@ieee.org 評価し、それらの合計値により、リウマチ進 行度が評価できる定量性の高い評価方法とさ れている.しかし、評価箇所が多く、また、 びらん度, 関節裂隙狭小化度を各評価箇所に 対して与えるのも困難であるため、評価に膨 大な手間と時間を要す.また同評価を行える 医師も限られる. そのため、リウマチ疾患の 研究や、治験でのリウマチ薬の効用評価など にしか用いられていない. 関節リウマチの効 果的な治療においては、mTSS を年に数回計 測する必要があり,手作業での評価には膨大 な時間が必要となる.また,現時点で mTS スコアの計測は医師が主観的に行っている. そのため、医師の負担軽減、診断の正確性向 上のためには mTS スコア自動計測システム が必要となる.

全自動での mTS スコア計測には指関節位 置の自動検出が必要である.文献 [2] では深 層学習を用いた指関節検出法が提案されてい るが、関節リウマチ患者ではなく、手指が成 長途中である児童を対象としている.文献[3] ではリウマチ患者を対象として、関節間距離 を基準とした指関節検出法を提案しているが、 リウマチの進行に伴い発生する関節の圧壊に より関節間の隙間が狭くなるため、リウマチ の進行した被験者の指関節の検出は難しい.

mTS スコアでは各指関節において,びらん 度・関節裂隙狭小化度を評価するが,文献[3] では、リウマチの初期段階の患者に対し関節 裂隙狭小化度を自動で評価する手法を提案し ている.しかし、同手法ではリウマチが進行 し、関節間距離が十分にない被験者において は関節裂隙狭小化度を評価できない.

本研究では、リウマチ患者の手 X 線画像からの手指関節自動検出法を提案する.また、 各指関節における mTS スコアの自動推定法 についても検討を行う.

2. 使用データ

本研究では、リウマチの進行した被験者を 含むインフォームドコンセントを取得済みの 45 名の両手の X 線画像を使用する.図1に使 用する X 線画像の例を示す.画像解像度は 2010×1572 (pixel)である.各画像には両手を 合わせて 28 個の指関節があり、これらの中心 点を手作業で抽出した.また、抽出した各指 関節においてびらん度・関節裂隙狭小化度を 人手で与えた.

本研究では、十分な学習データ数を得るため、撮影された両手のX線画像を左右に分割し、右手側を左右反転することですべて左手のみのX線画像として取り扱う.

3. 提案法

関節リウマチ患者は疾患自体による関節の 損傷と同時に、局所性及び、全身性の骨代謝 異常により骨粗しょう症となる.このため、 疾患の進行度合いによりX線画像上での骨領 域と、その他の人体領域との画素値の差が小 さくなる.さらに、リウマチが進行した患者 においては関節の圧壊により、指関節が接し



(a) リウマチが進行していない被験者



(b) リウマチが進行した被験者

図1 手指X線画像の例.リウマチの進行に伴い, 関節間距離が減少し,指関節の圧壊も見ら れる.

た状態となるため,骨外輪郭や関節間距離に 基づく関節位置の自動推定は容易ではない.

本研究では、HOG(Histograms of Oriented Gradients)特徴量を用い、手指関節形状を大まかに表現することでサポートベクターマシン(SVM)による手指関節位置自動検出法および、サポートベクター回帰(SVR)を用いたmTSスコアの自動推定法を提案する.以下にその詳細を示す.

3.1. 手指関節検出器の構築

手関節の自動検出では,X線画像から切り 出した100×100 (pixel)の画像パッチごとに, 関節領域(正クラス)かそれ以外の領域(負 クラス)であるかをSVMにより学習する. 提案法では,正クラスパッチとして人手で 抽出した手指関節中心点を中心とする 100× 100 (pixel)を用いる.また,X線撮影時の手の 傾きや,関節破壊による指の曲がりに対応す るため,各正クラスパッチを-30~30 度の範 囲で 15 度刻みに回転する.次に,X線画像か ら正クラスパッチ領域と重複しない領域から, 100×100 (pixel)の画像パッチをランダムに 140 枚取得する.この時,適応的しきい値処 理(Adaptive Thresholding)を用いて抽出した 人体などの前景領域を含む領域のみを負クラ スパッチとする.

以上より, 被験者ごとに正クラスパッチ, 負クラスパッチがそれぞれ 140 枚ずつ得られ る. これらの画像パッチから抽出した HOG 特徴量を学習に用いる.

3.2. 手関節位置検出法

手関節位置の検出においては、手 X 線画像 をラスタ走査し、すべての点を中心とした 100×100 (pixel)の画像パッチから得られる HOG 特徴量を用いて手指関節位置検出器の 出力を求める.次に、得られた出力値を基準 に出力値が高い(手指関節である可能性が高 い)ものから順に28 個のパッチ集合を求め、 これを手指関節領域とする.この際、25%以 上のパッチ領域が重複している場合は同一の パッチ集合に属するものとして扱う.

3.3. mTS スコア自動推定法

関節裂隙狭小化による関節間距離の減少や, びらんによる骨表面形状の変化により,輝度 勾配方向に変化が現れることが期待できるた め,HOG特徴量を用いたSVRを用いてmTS スコアの自動推定を行う.学習データとして, 3.1節で用いた正クラスパッチのHOG特徴量, 教師データとして人手で取得したmTS スコ アを用いる.

4. 実験結果

以下で,提案法を45名の被験者に対して適 用した結果を示す.また,手指関節自動検出, mTSS スコアの自動推定に用いた SVC, SVR



(b) 負クラス

図2 手指関節検出器の構築に用いる画像パッチ

のパラメータをそれぞれ表 1, 2 に示す. な お,提案手法の実装には scikit-learn [4] を用 いた.

表1 学習パラメータ(手指関節位置検出)

パラメータ	値
kernel	linear
С	0.5

表2字習パフメータ	(mTS スコア目動推定)
パラメータ	値
kernel	rbf
gamma	0.1
C	100

4.1. 手指関節自動検出結果

図 2(a), (b)にそれぞれ正クラスパッチ, 負 クラスパッチの例を示す.以下の実験では, 評価をおこなう被験者の画像パッチをテスト データ, それ以外を学習データとした leave-one-subject-out 交差検定を用いる.図3 に提案法による手指関節検出結果を示す.同



(a) リウマチが進行していない被験者



 (b) リウマチが進行した被験者
 図3 手指関節自動検出結果.青色領域が真値, 黄色領域が提案法による検出結果を示す.

図中で,青色の四角形が人手で抽出した手指 関節,黄色の四角形が提案法により検出され た手指関節領域である.提案法による結果は 複数の手指関節と認識された複数の画像パッ チを内包する領域としている.図3から,リ ウマチが進行していない患者においては十分 に手指関節を検出できたと言える.しかし, リウマチが進行した被験者においては28個 中7個の手指関節に失敗している.数値的評 価のため,青色の真値領域の被覆率が75%以 上となる場合を検出成功とした場合の検出成 功率を算出した.その結果,検出成功率は 81.4(%)となり,28個中22個の手指関節が正 しく検出できた.

4.2. mTS スコア自動推定結果

人手で取得した各手指関節における, びら

ん度・関節裂隙狭小化度を真値として, Leave-one-subject-out 交差検定を用い,提案法 による mTS スコア自動推定結果を評価した. 表 3,表4に提案法による mTS スコア推定結 果を示す.正解率は,SVR の出力値を四捨五 入し0~4の段階評価に変換したものと,人手 で取得したびらん度,関節裂隙狭小化度が同 一であるときを正解として算出した.また, 絶対誤差は SVR の出力値と真値の差の絶対 値の平均と,分散を示す.同結果より,正解 率は 50.9,64.3(%)と高くないが,絶対誤差が 0.5 程度であるため,被験者数を増加させる ことで正解率の向上が期待できる.

表3mTSスコア推定結果(びらん)

•••	· • • • • • • • • • • • • • • • • • • •
正解率	50.9 (%)
絶対誤差	0.59 ± 0.24

表 4	mTS	スコア	推定結果	(関節裂隙狭小化)
• •			$\cdots \cdots \cdots \cdots$	

正解率	64.3 (%)
絶対誤差	0.43 ± 0.12

5. まとめ

本研究では、リウマチの進行度合いに関わ らず、手指関節を自動検出し、各手指関節に おいてリウマチの進行度合いの評価に一般的 に用いられる mTS スコアを自動推定する手 法を提案した.リウマチ患者 45 名に対する実 験結果より、提案法により 81.4%の精度で手 指関節を自動検出でき、また、びらん度・関 節裂隙狭小化度をそれぞれ 50.9(%)、64.3(%) の精度で推定できた. 今後の予定として、被 験者数の増加や、HOG 以外の特徴量の検討が あげられる.

利益相反の有無

なし

文 献

[1] Van der Heijde DM, et al: Effects of hydroxychloroquine and sulphasalazine on

progression of joint damage in rheumatoid arthritis, Lancet 13: 1036-1038, 1989.

- [2] S. Lee, M. Choi, H. S. Choi, et al: FingerNet Deep learning-based robust finger joint detection from radiographs: IEEE Biomedical Circuits and Systems Conference (BioCAS): 1-4, 2015.
- Y. Huo, K. L. Vincken, D. van der Heijde, et al: Automatic quantification of radiographic finger joint space width of patients with early rheumatoid arthritis: IEEE Transactions on Biomedical Engineering 63(10): 2177-2186, 2016.
- [4] F. Pedregosa, G. Varoquaux, A. Gramfort et al: Scikit-learn: Machine Learning in Python: Journal of Machine Learning Research 12: 2825-2830, 2011.

Automated mTS score estimation of rheumatoid arthritis

in hand radiograph using SVR

Kento MORITA *1,*2, Atsuki TASHITA*1, Manabu NII*1, Syoji KOBASHI*1

*1 Graduate School of Engineering, University of Hyogo

*2 JSPS Research Fellowship for Young Scientists (DC)

There are 700,000 of Rheumatoid Arthritis (RA) patients in Japan, and the number of patients is increased by 30,000 annually. Early treatment is effective to improve patient's prognosis. However, the appropriate treatment is required according to the progress of Rheumatoid Arthritis. The modified Total Sharp (mTS) score evaluates the progression of RA on the hand or foot X-ray. The mTS score evaluation is required several times a year for the effective treatment of RA. The mTS score assessment needs very long time. The automatic mTS score calculation system is required. This paper proposes the finger joint detection method and the mTS score calculation method using Support Vector Machine. Experimental results on 45 RA patient's X-ray images showed that the proposed method detects finger joints with accuracy of 81.4 (%), and estimated the erosion and JSN score with accuracy of 50.9, 64.3 (%), respectively.

Key words: Rheumatoid arthritis, X-ray image, modified Total Sharp Score, machine learning, Computer-aided diagnosis

著者紹介



盛田 健人 (もりた けんと) 2014年,兵庫県立大学卒業,2016年,兵 庫県立大学大学院博士前期課程修了.同年 4月から,兵庫県立大学大学院博士後期課 程2017年4月から,日本学術振興会特別 研究員 (DC).医用画像処理に関する研究 に従事. IEEE,日本生体医工学会,シス テム制御学会,他会員.

田下 徳起(たした あつき) 2016年,兵庫県立大学卒業.同年4月から, 兵庫県立大学大学院博士前期課程に在籍 し,医用画像処理に関する研究に従事.





新居 学(にい まなぶ) 1996年大阪府立大学卒,修士(1998),博士 (工学)(2001).同年4月姫路工業大学 工学部情報工学科(現兵庫県立大学)助手, 2007年より助教,現在に至る.2014年よ り一般社団法人日本看護質評価改善機構 の理事.人工知能による看護の質改善に関 する研究に従事.IEEE,電子情報通信学会, システム制御情報学会,日本知能情報ファ ジィ学会,日本バーチャルリアリティ学会 などの会員.

小橋 昌司 (こばし しょうじ) 1995年姫路工業大学卒,修士(199 7),博士(工学)(2000).同年4 月郵政省通信総合研究所特別研究員,同年 10月姫路工業大学(現兵庫県立大学)助 手,2005年准教授,2017年同教授. 2017年より同先端医工学研究センタ 一長.2011年より1年間ペンシルバニ ア大学客員研究員.医用画像解析に関する 研究に従事.2009年 IEEE Franklin V. Taylor Memorial Award など受賞. IEEE, 電子情報通信学会,日本生体医工学会など の会員.

低線量胸部3次元CT画像を用いた

骨粗鬆症診断支援システム

辻 大輔¹⁾ 松廣 幹雄²⁾ 鈴木 秀宣²⁾ 河田 佳樹²⁾ 仁木 登²⁾

中野 恭幸 3) 楠本 昌彦 4) 土田 敬明 5) 江口 研二 6) 金子 昌弘 7)

要旨

急速な高齢化に伴い骨粗鬆症の罹患者は増加しつつあり、その数は 1300 万人と推測されている.これは寝た きりの状態や慢性腰痛の原因となることから大きな社会問題となっている.この克服のためには早期発 見・早期治療が求められている.骨粗鬆症診断には一般的に DXA が用いられており補助的な役割として QCT がある.近年,QCT による骨粗鬆症診断の有効性が高まっている.このために骨粗鬆症診断支援シス テムの開発が求められている.本報告では、3 次元 CT 画像の脊椎から椎体コード化を用いて椎体を抽出し, 高さや海綿骨の骨密度を測定することによって骨折や骨密度の減少を提示し骨粗鬆症の診断を支援するシ ステムを構築する.通常線量・低線量の胸部CT 画像 1,416 例に適用し、本手法の有効性を示す.

キーワード: CT, CAD (コンピュータ支援画像診断),その他(骨粗鬆症)

1. はじめに

わが国においては、人口の急速な高齢化に 伴い骨粗鬆症の患者は年々増加している.そ の数は1300万人と推測されている.骨粗鬆症 では椎体,前腕骨,大腿骨近位部などの骨折が 生じやすく,寝たきりの状態や慢性腰痛の原 因となることから大きな社会問題となってい る[1][2].この克服のためには,骨粗鬆症の予 防および早期発見・治療が求められている.

*1 徳島大学大学院先端技術科学教育部 〔〒770-8506

徳島県徳島市南常三島町 2-1〕 e-mail: c501738028@tokushima-u.ac.jp *2徳島大学大学院社会産業理工学研究部 *3 滋賀医科大学 *4 国立がん研究センター東病院 *5 国立がん研究センター中央病院

*6 帝京大学医学部

*7 東京都予防医学協会

骨粗鬆症診断には単純X線画像,二重X線 吸収法(Dual-energy X-ray Absorptiometry, DXA),定量的 CT 測定法(Quantitative Computed Tomography, QCT),定量的超音波測 定法(Quantitative Ultrasound, QUS)が用いられ る.臨床においては主に DXA が用いられて おり,補助的な役割として QCT がある.[1][2]

QCT による骨粗鬆症診断の有効性が高ま っている.このため骨粗鬆症診断支援システ ムの開発が求められている.Mastmeyer らは QCT の骨粗鬆症診断コーディネートシステ ムを開発している[3].これは腰椎の骨密度測 定を対象とした対話型システムであり,医師 の負担軽減のためには,椎体を自動で抽出し て椎体骨折の検出と海綿骨の骨密度測定をす る診断支援システムが必要である.Yao らは 椎体の中心軸上のCT 値のプロファイルから 椎間板を認識して各椎体を分割するアルゴリ ズムを提案している[4].Klinder らは椎骨の Statistical shape model (SSM)をベースにして レジストレーションし,椎体を抽出するアル ゴリズムを提案している[5].本研究は,椎体 骨折の症例を含めた胸部 CT 画像から自動で 椎体の抽出を行い,海綿骨の骨密度の測定を 行うことで骨粗鬆症の疑いを提示する診断支 援システムを研究開発する[6][7][8].

2. 撮影条件

本研究では、3 つのデータセットを用いて 実験・評価を行った. 1つ目のデータセット は SIEMENS の Volume Zoom で撮影された通 常線量の画像、残り2つのデータセットは東 芝の Aquilion で撮影された通常線量の画像と 低線量の画像である. 詳しい撮影条件を表 1 に示す.

	通常線	量撮影	低線量撮影		
メーカー	Volume Zoom	Aquilion	Aquilion		
装置	140	120	120		
管電圧[kV]	150	50~500	30		
管電流[mA]	1.0	1.0	1.0		
スライス厚[mm]	0.53~0.78	0.551~0.680	0.625		
ピクセルサイズ	0.0	1.0	1.0		
[mm]	0.0	1.0	1.0		
再構成間隔[mm]	B30f	FC52	FC01		
再構成関数	512×512	512×512	512×512		
画素サイズ	Valuma Zaam	Aquilian	Aquilian		
[pixcels]		Aquilion	Aquilion		
症例数	416	500	500		

表1 データセットの撮影条件

3.1. 骨粗鬆症診断支援システム

骨粗鬆症診断支援システムは、大きく分け て骨格の構造解析・椎体の構造解析・椎体の 評価の3つから構成される(図1).

3.2. 骨格の構造解析

CT 画像から閾値処理により体領域の抽出を 行う.抽出された体領域から閾値処理によっ て骨を求め、求められた骨から骨の内部や脊 柱管を埋めることで骨格領域を抽出する(図 2).抽出した骨格領域から3次元ユークリッ ド距離変換を適用して骨表面からの距離変換 画像を作成する.ある距離値以上を領域拡張 により抽出する.抽出した領域に逆距離変換 を適用し領域を復元する.この領域と穴埋め された骨格が一致する領域を脊椎として抽出 する.脊柱管は求めた骨と脊椎の差分画像か ら抽出を行う.脊柱管を基準として前面を



図1 骨粗鬆症診断支援システム





(a)骨の抽出(b)骨格領域の抽出図 2 骨格領域の抽出





図3 脊柱管による椎体と椎弓の分離 (黄色:椎体,緑色:椎弓,赤色:脊柱管)

椎体領域,背面を堆弓領域として分離する(図 株板 3).椎間孔は脊柱管の左右を探索し,骨が見 つからない位置を椎間孔とする.体の重心を 頂点とする三角形を定義し,その内部の骨を 胸骨および肋軟骨として除去する.残りの骨 領域に対して脊椎からの距離変換画像を作成 する.脊椎からの距離変換画像を用いて肋骨 を抽出する.

3.3. 椎体の構造解析

終板は、

椎体と

椎間板の

境界となる

固くて 緻密な皮質骨であり周囲よりも大きい CT 値 を示す.皮質骨は4次元超曲面の最大主曲率 用いて抽出する[8]. 終板は椎体の中心軸に対 して垂直な方向に位置していることから、椎 体領域内の各画素における最大主曲率の方向 ベクトルが, 椎体中心軸上の法線ベクトルと 垂直になる画素を終板候補領域として抽出す る. 終板は面構造を形成することから,抽出 された終板候補領域に対して薄面化処理を適 用し面成分のみを終板とする. 椎間板は, ボ トムハットフィルタを適用し椎間板の強調画 像を生成し抽出する.脊椎は,椎体中心線に 沿って表現すると, 椎体は椎間板を挟んでお り、椎体は終板が海綿骨を挟み込んだ構造で ある終板・椎間板・海綿骨の繰り返しとして 表現できる(図 4). これらの情報を用いて胸椎 の分割を行う.

胸椎の分割を行う際,ノイズが多い領域に 関しては,評価対象から除く処理を施す.ノイ ズの多い領域とは,脊柱管領域の CT 値の標 準偏差をスライス毎に計算し,最も低い標準 偏差の値に対して,3 倍以上の値をとるスラ イスよりも上の部分とする.図5に例を示す.

3.4. 椎体の評価

椎体の評価として、椎体の高さの測定と椎体の海綿骨の CT 値の測定を行う.また CT 値の測定を行う際に CT 値の高くなっている 皮質骨の影響を受けないように抽出した椎体 内部に楕円形の ROI を設置し椎体の平均 CT 値の測定を行っている(図 6).



図4 椎体中心線のコード表記



図5 評価対象の除去



図6 椎体の骨密度測定

4. 結果

3 つのデータセットに対し本システムを適 用し,第1 胸椎から第12 胸椎までの分割精度 を求めた.その結果を表2に示す.

表2 各データセットでの胸椎の分割精度

胸椎番号	分割精度(%)	胸椎番号	分割精度(%)	胸椎番号	分割精度(%)
第1胸椎	97.6(84/86)	第1胸椎	96.2(455/473)	第1胸椎	98.6(68/69)
第2胸椎	100(301/301)	第2胸椎	98.4(488/496)	第2胸椎	100(224/224)
第3胸椎	100(416/416)	第3胸椎	98.4(491/499)	第3胸椎	100(480/480)
第4胸椎	100(416/416)	第4胸椎	99.6(498/500)	第4胸椎	99.2(496/500)
第5胸椎	100(416/416)	第5胸椎	100(500/500)	第5胸椎	99.2(496/500)
第6胸椎	100(416/416)	第6胸椎	100(500/500)	第6胸椎	100(500/500)
第7胸椎	100(416/416)	第7胸椎	100(500/500)	第7胸椎	99.2(496/500)
第8胸椎	100(416/416)	第8胸椎	100(500/500)	第8胸椎	99.2(496/500)
第9胸椎	100(416/416)	第9胸椎	99.6(498/500)	第9胸椎	100(500/500)
第10胸椎	100(416/416)	第10胸椎	99.6(498/500)	第10胸椎	100(500/500)
第11胸椎	100(399/399)	第11胸椎	100(497/497)	第11胸椎	100(499/499)
第12胸椎	100(320/320)	第12胸椎	100(464/464)	第12胸椎	100(486/486)
椎体数	99.9(4432/4434)	椎体数	99.3(5889/5929)	椎体数	99.6(5241/5259)

5. まとめ

通常線量と低線量の胸部 CT 画像に対し,骨 粗鬆症診断支援システムを適用し評価を行っ た.その結果,胸椎の高い抽出率が得られ,胸 椎の CT 値を定量的に測定する事が可能にな った.本システムが骨粗鬆症の診断に対し有 効なシステムであることが示せた.

利益相反の有無

なし

文 献

- [1] National Institutes of Health, "Osteoporosis Prevention, Diagnosis, and Therapy. NIH Consensus Statement," 17(1), pp.1-36, March 27-29. 2000.
- [2]骨粗鬆症の予防と治療ガイドライン作成 委員会, "骨粗鬆症の予防と治療ガイドラ イン 2015 年版," ライフサイエンス出版, 東京, 2015.
- [3] A Mastmeyer, K Engelke, C Fuchs, WA Kalender, "A hierarchical 3D segmentation method and the definition of vertebral body coordinate systems for QCT of the lumbar spine," Medical Image Analysis, 10, pp.560–577, 2006.
- [4] J Yao, SD O'connor, RM Summers,
 "Automated spinal column extraction and partitioning. In: Proceedings of IEEE International Symposium Biomedical, Imaging: Nano to Macro. pp.390–393, 2006.
- [5] T Klinder, J Ostermann, M Ehm, A Franz, R Kneser, C Lorenz, "Automated model-based vertebra detection, identification, and segmentation in CT images," Medical Image Analysis, 13, 471–482, 2009.
- [6]高橋英治,鈴木秀宣,河田佳樹,仁木登, 中野恭幸,上野淳二,原田雅史,森山紀 之,"胸部マルチスライス CT 画像を用 いた骨粗鬆症診断支援システム," 電子 情報通信学会論文誌, Vol.J96-D, No.4, 892-900, 2013.

- [7] K.Yoneda, M.Matsuhiro, H.Suzuki, Y.Kawata, N.Niki, Y.Nakano, H.Ohmatsu, M.Kusumoto, T.Tsuchida, K.Eguchi, M.Kaneko, "Computer-aided diagnosis for osteoporosis using chest 3D CT images," Prc. SPIE Medical Imaging, vol.9785, 9785A-1-6, 2016.
- [8] 清家京介,松廣幹夫,鈴木秀宣,河田佳 樹,仁木登,中野恭幸,楠本昌彦,土田敬 明,江口研二,金子昌弘,"3次元胸部CT画 像を用いた骨粗鬆症診断支援システム,"信 学技報,vol.116, No.298, pp.19-23, 2016.

Computer Aided Diagnosis for Osteoporosis

using Low-Dose Thoracic 3D CT Images

Daisuke Tsuji^{*1)} Mikio Matsuhiro^{*2)} Hidenobu Suzuki^{*2)} Yoshiki Kawata^{*2)} Noboru Niki^{*2)} Yasutaka Nakano^{*3)} Masahiko Kushumoto^{*4)} Takaaki Tsuthida^{*5)} Kenji Eguchi^{*6)} Masahiro Kaneko^{*7)}

^{*1)} Systems Innovation Engineering Graduate School of Advanced Technology and Science The University of Tokushima

*2) Graduate School of Integrated Arts and Sciences, Tokushima university
 *3) Shiga University of Medical Science
 *4) National Cancer Hospital East
 *5) National Cancer Center Hospital
 *6) Faculty of medicine, Teikyo University

*7) Tokyo Health Service association

The patients of osteoporosis comprised of about 13 million people in Japan and it is one of the problems the aging society has. In order to prevent the osteoporosis, it is necessary to do early detection and treatment. Multi-slice CT technology has been improving the three dimensional (3-D) image analysis with higher body axis resolution and shorter scan time. The 3-D image analysis using multi-slice CT images of thoracic vertebra can be used as a support to diagnose osteoporosis and at the same time can be used for lung cancer diagnosis which may lead to early detection. We develop automatic extraction and partitioning algorithm for spinal column by analyzing vertebral body structure, and the analysis algorithm of the vertebral body using shape analysis and a bone density measurement for the diagnosis of osteoporosis. An effective result was provided for the case including an insufficient complicated vertebral body bone fracture by the conventional method.

Key words: CT, CAD(Computer aided diagnosis), Osteoporosis

テンプレート(全ての原稿の種類に共通) Ver. 2.1 (2017.3.21 改訂)

股関節鏡シミュレータにおける視認性に基づくポータル位 置の評価:15症例による検証

川上 申之介*1 福田 紀生*1 西井 孝*2 大竹 義人*1 佐藤 嘉伸*1

要旨

FAI (股関節唇損傷)に対して行われる股関節鏡視下手術において用いられる股関節鏡の挿入口として皮膚 上に設置されるポータルの位置は、上前腸骨棘及び大転子頂部の位置から一意に決定される.このポータ ルから挿入した股関節鏡により得られる鏡視範囲は患者固有の股関節形状のために必ずしも整形外科医が 要求している範囲が得られない事が起こり得る.要求通りの鏡視範囲を得るためには、これら患者固有の 股関節形状に応じた適切な位置にポータルを設置する必要があると考えられる.本報告では、15 症例の股 関節術前 CT 画像から作成した 3 次元サーフェスモデルに対し、我々が開発した股関節鏡シミュレータを 用いて仮想空間上で設置した基準のポータル位置から挿入した仮想股関節鏡により得られた鏡視範囲に比 べて、ポータル位置を上下左右に 1cm ずつシフトした場合に得られる鏡視範囲とを比較検討した結果につ いて述べる.

キーワード:FAI, 股関節鏡, コンピュータシミュレーション

1. はじめに

近年の股関節整形外科においては,FAI (femoro acetabular impingement:股関節唇損 傷)の疾患概念の普及により患者数が増加し, 低侵襲かつ術後の回復の早い股関節鏡視下手 術件数が増加している[1].FAIの治療に用い られる股関節鏡視下手術は,working space が 狭く working range が長いため難しい.その ため術中に全身麻酔下での股関節牽引を行い working spaceを拡張した上で手術器具による ターゲット領域へのアクセスの良さ,安全性, 十分な作業空間と視認性を確保し得るポータ ルを作成し,器具を挿入する必要がある.こ

*1 奈良先端科学技術大学院大学情報科 学研究科情報科学専攻

〔〒630-0192 奈良県生駒市高山 8916-5〕
e-mail: kawakami@ktc.ac.jp
*2 大阪府立急性期・総合医療センター整
形外科

のようなポータルの位置を決定する際に用い られる解剖学的指標として、大転子張部及び 上前腸骨棘からの相対的位置が使われており [1] [2], 術前及び術中 CT 画像を利用して決定 される. ところがこれらの指標は患者それぞ れの股関節の形状に応じた術者の目視や触診 による判断に基づいている. すなわち, 術前 及び術中 CT 画像から股関節の形状に応じた 最適なポータル位置決定プロセスを支援する 事は、外科医によるポータル位置決定までの 負担を減らし,手術時間が短縮されることに よって患者の負担も減らせられる. また仮想 股関節鏡を用いた事前シミュレーションを行 う事で,処置対象部位の構造を3次元的に確 認する事や、事前トレーニングをする機会を 術者に提供できる.本報告では術前 CT 画像 へのセグメンテーションにより作成した 3D サーフェスモデルと仮想斜視鏡モデルを用い, 従来のポータル位置決定指標と、位置をずら したポータルとを比較することによるポータ ル位置の評価について述べる.

2. ポータル設置時の指標について

AI の手術に用いられるポータルとしては 主に AL, MAP が挙げられる. AL は大転子 張部(GT)から 1cm 近位(頭頂部方向で,図 1 の S 軸方向), 1cm 前方(図 1 の A 軸方向)に位 置し, MAP は ASIS から S-I 方向に伸ばした 直線と,それに向かって AL から伸ばした垂 直な直線との交点 AP(anterior-portal)と AL と を結んだ線分を辺とする正三角形の遠位側 (図 1 の I 軸方向)の頂点とする. アプローチ の安全性の目安として,外側大腿皮神経から は AL, MAP 共にこれら以外のポータルより も離れていることがわかっている[3]. アプ ローチのしやすさと working space が広いの は MAP である[1].



図1股関節を左脚側から見た場合のポータル位置 および指標位置についての概念図. GT (greater trochanter) は大転子頂部, ASIS (anterior superior iliac spine) は上前腸骨棘を 表す. AL (anterolateral) ポータル, MAP (mid-anterior-portal)および AP(anterior portal) [2]

3. サーフェスモデル上でのポータル位置

15 例の患者の術前 CT 画像に対してセグメ ンテーションを行い作成した,大腿骨,大腿 骨頭,股関節唇のサーフェスモデルを図2に 示す. 図2(B)では関節唇を円環とみなして 主成分分析を行う事で得られた円の中心座標 から動径方向に7.5度ずつ色を変えた.



図2皮膚表面に設置されたポータルに挿入した器 具(A)とALポータルから挿入仮想股関節鏡で 得られた視野(B).

4. 視認性評価

まず, GT 及び ASIS から決めた AL ポータ ルの位置を E とする. これを図 3 に示す E の 位置として,そこから上下左右に約 1cm ずつ, Eを含めて A~I まで9つの位置までポータル 位置を変え,それぞれの位置での視認性を測 定した.

Α	в	С
D	E	F
G	Η	I

図 3 AL ポータル(Eの位置)を中心とした全6位置

症例1についての測定結果を表1に示す.表の縦 軸は図3で示すポータル位置を表し,横軸は時刻 を表す.

表1 症例1の AL ポータルの位置をずらした 場合の視認性の違い.

(1)													
1	5	4		3	2	1	12	11	10	9	8	7	8
A			+		+								
8			+	-	+								
C					+		+						
D	0.8		+	1852	52 0.52	•							
E				-		+							
F			+	<u> </u>		+	a prospe	101		- Partie	- Parte	1.1	111
G				•	1.1		•						
н			+			+							
1			+			+							

表 2 AL ポータルの位置をずらした場合の視認性の違い(症例 2~9 について).

<u>, , ,</u>		400.00									
15	4	3	2	1	12	11	10	9	8	7	5
8 +			•						-		
6 ←			+	_	•		-			_	_
D +			<u>.</u>		and and a	ليتهاره					antere de
F		ada.	i o por	+	→ 			•	→ (*)		
G +		_	•							•	
H *		-							_		
1.					-	1.1		1			
(3)											
5	4	3	2	1	12	11	10	9	8	7	δ
8			+	_		•		-			
C				•		•		+			
D ←		÷				to beget		g de tre			to to to to to
E +	101010	•		did dei		1444		<u>o que s</u>	-depede	-	10000
G ←		•	-								
н +		•	•						_		
_1 ←			•			-					
(4)										-	
5	4	3	2	1	12	11	10	9	8	7	8
A		-			-		•			•	
G								•	-		
D											
E:		999	i i i ti i		******	****	*****	tit tiii			
G			•	-							8
н					-						
1	-				-	-	-		_	_	
(5)											
5	4	3	2	1	12	11	10	9	8	7	8
A +				•		_		_		_	+
B ← C			-				-		_		
D +				•							
E +	*****			•					1000		
F ←										_	
H	•	_									
1 ←		+			↔						
101											
(6)					1						5.000
(b) 5	4	3	2	1	12	11	10	9	8	7	δ
(0) 5 A	4	3	2	1	12	11	10	9	8	7	δ
(0) S A B C	4	3	2	1 	12 →	11	10	9	_8 → →	7	δ
(b) S A B C D	4	3	2	1 	12	11	10	9	8 → → →	7	5
.(b) 5 A B C D E F	4	3	2		 →	111	10	9		7	5
(D) 5 A B C C F G	4	3	2		12]11 	10	9 •		7	5
(D) S A B C C E F G H	4	3	2		12 	11	10	9 +	8 	7	5
(D) 5 A 8 C 0 4 5 6 H 1	4	3				11	10			7	5
(b) 5 A 8 C 5 6 7 6 H 1 (7)	4	3					10	9 +		7	8
(0) S A B C D E F G H 1 (7) S	4	3			12 → → → → 12		10 • •	9		7	5
(D) S A B C D E F G H 1 (7) S A B	4	3			12 → → → 12		 ← 10	9 +		7	5
(D) S A B C D E F G H 1 (7) S A B C C C C C C C C C C C C C	4	3					 ← 10	9 +		7	5
(D) S A B C D E F G H 1 (7) S A B C D E C D E C D E C D E C D E C D E C D E C D E C D E C D E C D E C D E C D E C D E C D E C D E C D E C D E C D E C D E C D E C D E C D E C D E C D E C D E C D E C D E C D E C D E C D E C D E C D E C D E C D E C D E C D C C D C C C C C C C C	4	3			12 → → → 12		10	9		7	5
(D) S A B C D E F G H 1 (7) S A B C D E F G H 1 (7) S A B C D E E C D E E C D E E C D E E C D E E C D E E C D E E C D E E C D E E C D E E C D E E C D E E C D E E C D E E C D E E C D E E C D E E C D E E C D E E C D E E C D E E C D E E C D E E C D E E C D E E C D E E C D E E C D E E C D E E C D E E C D E E C D E C C C C C C C C	4	3					10	9		7	5
(D) S A B C D H F G H J (7) S A B C D E F G H J C D E F G H J C D E F G H J C D E F G H J C D E E F G H J C D E E F G H J C D E E F G H J C D E E F G H J C D E E F G H J C D E E F G H J C D E E F G H J D C D E E C D E E F G H J C D E E F G H J C D E E F C D E E F C D E E F C D E E C D E E C D E E C D E E C D E E C D E E C D E E C D E E C D E E C D E E C D E E C D E E C D E E C D E E C D E E C D E E C D E C D D E C D D C D D D C D D D D D D D D	4	3					10 •	9 +		7	5
(D) S A B C D H F G H J (7) S A B C D H F G H J (7) S A B C D H F G H J (7) S A B C D H F G H J (7) S A B C D H F G H J (7) S A B C D H F G H J (7) S A B C D H F G H J (7) S A B C D H F G H J (7) S A B C D H F G H J (7) S A B C D H F G H D H S S S S S S S S	4	3					10 • 10			7	5
(D) S A B C D E F G H 1 (7) S A B C D E F G H 1 (7) S A B C D E F G H 1 (7) S A B C D E F G H 1 (7) S A B C D E C D E C D E C D E C D E C D E C D E C D E C D E C D E C D E C D E C D E C D E C D E C D E C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D C D D D C D C D C D C D C D C D C D D C D C D D C D D C D D D D D D D D D D D D D	4	3				11	10	9 		7	5
(D) S A B C D E F G H I I I I I I I I	4	3]11]11	10	9 +		7	5
(D) S A B C D H F G H H D H F G H H D S A B C D H F G H H D S S S S S S S S		3]11]11	10	9		7	5
(D) S A B C D E F G H H J (7) S A B C D E F G H H J (7) S A B C D E E C D E E F G H H J (7) S A B C D E E G H H J (7) S A B C D E E H J (7) S A B C D E E H J (7) S A B C D E E H J (7) S A B C D E E F G H J (7) S A B C D E E F G H J (8) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7)	4 14 14	3			12 → → 12 → 12 → → → 12 12]11]11	10 ← 10 10	9 		7	5
(D) S A B C D E F G H J (7) S A B C D E F G H J (7) S A B C D E F G H J (7) S A B C D E E G H J (7) S A B C D E E G H J (7) S A B C D E E G H J (7) S A B C D E E G H J (7) S A B C D E E G H J (7) S A B C D E E G H J (7) S A B C D E E G H J (8) (7) S (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) ()		3				11 11	10 ← 10 10 10 10 10	9 +		7 7 7 7	5 5 5 5 5
(C) S A B C D E F C H 1 (7) S A B C D E F C H 1 (7) S A B C D E F C B C C D E C C D E C C C C C C C C C C C C C	4 4 4 4	3				11 11 11	<u> 10</u> ← + 10	9 ••••••••••••••••••••••••••••••••••••		7 7 7 7	5 5 5 5 5
(C) S A B C D H F G H H H H H H H H						11 11 •	119 	9 • • • •		7 7 7 7 7	5 5 5 5
(C) S A B C D H F G H H J (7) S A B C D H F G H J (7) S A B C D H F G H J (7) S A B C D H F G H J (7) S A B C D H F G H J (7) S A B C D H J (7) S A B C D H J (7) S A B C D H J (7) S A B C D H J (7) S A B C D H J (7) S (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) ()						11 11	10 ← * 10 10			7 7 7 7 7	5
(C) S A B C D H F G H J (7) S A B C D H F G H J (7) S A B C D H F G H J (7) S A B C D H F G H J (7) S A B C D H F G H J (7) S A B C D H F G H J (7) S A B C D H J (7) S A B C D H J (7) S A B C D H J (7) S A B C D H J (7) S A B C D H J (7) S A B C D H J (7) S A B C D H J (7) S A B C D H J (7) S A B C D H J (7) S A B C D H J (7) S A B C D H J (7) S A B C D H J (7) S A B C D H J (7) S A B C D H J A B C D H J A B C D H J A B C D H J A B C D H J A B C D H J A B C D H J A B C D H J A B C D H J A B C D H J A B C D H J A B C D H J A B C D A B C D A B C C A B C D A B C C A B C C A B C C A B C C A A B C C A A B C C A A B C C A A B C C A A B C C A A B C C A A B C C A A A C A A A C A A B C C A A A A B C C A A A C A A A C A A A A A A A A A A A A A						11 11	19 •			7 7 7 7 7 7 7	5 3 3 5 3 5
(C) S A B C D H F G H J (7) S A B C D H F G H J (7) S A B C D H F G H J (7) S A B C D H F G H J (7) S A B C D H F G H J (7) S A B C D H F G H J (7) S A B C D H J (7) S A B C D H J (7) S A B C D H J (7) S A B C D H J (7) S A B C D H J (7) S A B C D H J (7) S A B C D H J (7) S A B C D H J (7) S A B C D H J (7) S A B C D H J (7) S A B C D H J (7) S A B C D H J (7) S A B C D H J (7) S A B C D H J (7) S A B C D H J (7) S A B C D H J (7) S A B C D H J (7) S A B C D H J (7) S A B C D H J (7) S A B C D H J (7) S A B C D H J (7) S A B C D H J (7) S A B C D H J (7) S A B C D H J (7) S A B C D H C A B C D H S C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C A C						11 11	19 •	9 		7 7 7 7 7	5 10 10 10 10 10 10 10 10 10 10
(0) S A B C D H F G H J (7) S A B C D H F G H J (7) S A B C D H F G H J (7) S A B C D H F G H J (7) S A B C D H F G H J (7) S A B C D H F G H J (7) S A B C D H F G H J (7) S A B C D H F G H J (7) S A B C D H F G H J (7) S A B C D H F G H J (7) S A B C D H F G H J (9) (9) (7) (9) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) 						11 11 11	19 •	9 		7 7 7 7 7	5 5 5 5
(C) S A B C D E F C H 1 (7) S A B C D E F C H 1 (7) S A B C D E F C H 1 (7) S A B C D E F C H 1 (7) S A B C D E F C B C D E F C B C D E F C B C D E F C B C D E F C B C D E F C B C D E F C C D E F C C C C C C C C C C C C C						11 11 11	19 • 19 19 19	9 		7 7 7 7 7 7	5 5 5 5 5 5
						11 11	19 • 10 10			7 7 7 7 7 7 7	5 5 5 5 5 5 5 5 5 5
(C) S A B C D H F G H H J (7) S A B C D H F G H J (7) S A B C D H F G H J (7) S A B C D H F G H J (7) S A B C D H F G H J (7) S A B C D H J (7) S A B C D H J (7) S A B C D H J (7) S A B C D H J (7) S A B C D H J (7) S (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) ()						11 11 11 ↓ 11 11	19 • 10 10			7 7 7 7 7 7	5 5 6 5 6
(D) S A B C D E F G H J (7) S A B C D E F G H J (7) S A B C D E F G H J (7) S A B C D E F G H J (7) S A B C D E F G H J (7) S A B C D E F G H J (7) S A B C D E F G H J (7) S A B C D E F G H J (9) S A B C D E F G H J (9) S A B C D E F G H J (7) S A B C D E F G H J (9) S A B C D E F G H J (7) S A B C D E F G H J (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7) (7)						11 11 ↓ 11 ↓		9		7 7 7 7 7	5 5 5 5 5 5
$(5) \\ \hline S \\ \hline A \\ \hline B \\ \hline C \\ \hline D \\ \hline H \\ \hline F \\ \hline G \\ \hline H \\ 1 \\ (7) \\ \hline S \\ \hline A \\ \hline B \\ \hline C \\ \hline D \\ \hline H \\ \hline F \\ \hline G \\ \hline H \\ 1 \\ (9) \\ \hline S \\ \hline A \\ \hline B \\ \hline C \\ \hline D \\ \hline H \\ \hline F \\ \hline G \\ \hline H \\ 1 \\ (9) \\ \hline S \\ \hline A \\ \hline B \\ \hline C \\ \hline D \\ \hline H \\ \hline F \\ \hline G \\ \hline H \\ 1 \\ (9) \\ \hline S \\ \hline A \\ \hline B \\ \hline C \\ \hline D \\ \hline H \\ \hline F \\ \hline G \\ \hline H \\ 1 \\ (9) \\ \hline S \\ \hline $								9 			
(C) S A B C D H F C H J (7) S A B C D H F C H J (7) S A B C D H F C H J (7) S A B C D H F C D H F C D H F C D H F C D H F C D H F C D H F C D H F C D H F C D H F C D H F C D H F C D H F C D H F C D H F C D H F C D H F C D H F C D H F C D H F C D H F C D H F C D H F C D H F C D H C D H C D D H F C D H F C D H C D D H F C D H F C D H C D D H F C D H C D D H F C D H C D D H F C D H C D D H F C D H C D D H F C D H C D D H C D D H C D D H C D D H C D D H C D D H C D D D C D D D C D D D D D C D D D D D D D D D D D D D						11 11				7 7 7 7 7 7 7	
(C) S A B C D H F C H C C C C C C C C C C C C C						11 11 11		9 			

表 3 AL ポータルの位置をずらした場合の視 認性の違い(症例 10~14, 16 について).

(10)											4.4								_	
2	5		4	3	3	2	1	1	1	2	11		10	9		8	-	7		δ
A			-							+					-		_		-	
C									+											
D	1.				-															
E					-			•						1111						
F				-		+					•			_	-	-				
G H			-	-						*			-			++				-
ï									-					+	-		•			
/111																				
(11)	-	-	-	-	-	-	1		-	-	1			-	-	-	_	_	-	-
-	5	-	4	3		2	1	1	P	2	111	-	10	9		8	_	,	-	8
8					1	-							-		-					
G		•			+									+						
D		+				+ .									L.,					
E		•		111		-	993			99	1 * 1 1		-			99			111	1993
F	- 23			-	-	•			_	-			•	-	-				-	
н		-					-		-	+	-			-	-		-			
1	2					+									•					
(1.2)	1			_																
μı	-	-		1	-	1.	-		1.		1	-	10	1			_	-	-	-
-	3	-	4	13		12	-	1	- 11	2	111	_	10	19	1	ă	-	5	-	a
8		-	-	+	+	-	12				•			-	-					-
G						+														
D											÷				L.,					
: E : :				111			1									99				1000
F	-	-	-	-	-	-		•		-	•	-	-	-	-				-	
н			+	-	+		1			+	-				-					
1								•		-	+									
14.01				_													_			
(13)	6	-		1		-la	-		1.		1	-		10		la.	-	-	-	-
-	3	- 1	4	13		2		1		z	In		10	19	-	a	-	,	-	0
8			-	-	+		-			-	-	-			-					
G												-+						•	•	
D													+		l					
E			-	999			993	-11						1444		99				999
F			-	-	-	-	-			2					-					
H		-	-	-	+		-		-			-		1	-		-			
1						1.		1	•			+								
(1.4)			_	_	_										_			_		
L14	-	-		1.		la	-		- 1.		1	-		10				-	-	-
-	3	-	4	13	1	2		1	- P	2	m	_	10	18		8	_	,		ð
8	•		-				-			-		_	_			-			-	-
G	•				-							- 1				+				
D	•			1.1.1																+
E	-	;		::::			1.1.1									1.18				11
F G							100													
H		•			1								•			-				-
1	•													-	-		•			
(16)			_		-	_														
110	c	-		1-		10			1.	2	1.		10	10				7	-	e
A	3	ľ	•	13		2		-	-P	2	111		10	19		10	_	,		•
8				+	+		1		+	-		+					•			+
C									•			-						•		
D									•						l					
E				111			199	1								111				(111)
F	•	1		1	-	-	-				•		-	-	-					++
H			-	-	+	-	-					-	-		-					
-			-	-	-	-			- 17	-	1 3				-			÷ [-	

これらの結果から,各症例において,必ず しも AL ポータルから挿入した股関節鏡が広 い鏡視範囲を得られるとは限らない事がわか る.逆に表3の症例14のように,AL ポータ ルの位置から変えた位置であっても,それほ ど視認性に変化が見られない事もわかる.ま た,AL の位置から左上のA や右下のIの位 置から股関節鏡を挿入した場合であっても, 骨頭と大腿骨寛骨臼との間隔や形状によって, 右上のCや左下のGと視認性に変化が見られ ないこともわかった.

5. まとめ

このような視認性の違いは,各症例の年齢 と性別の違いによる股関節の形状の違いが原 因であると考えられる. 大腿骨頭の大きさや 寛骨臼の形状や方向などが異なるため、実際 の手術時に大転子頂部と上前腸骨棘を指標と して定めた AL ポータルの位置から股関節鏡 を挿入した場合、そのポータル位置が必ずし も患者固有の股関節形状にとっての最適位置 とは言えない. 各患者に合った視認性を得る ためには術前計画により患者固有の最適なポ ータル位置を検討しておく必要があることが わかる. 今後の課題としては, 現在実装して いる仮想股関節鏡の直線的な動きを伴って回 転させた場合の鏡視範囲がどのようなものと なるかについて測定する必要があると考えら れる.

利益相反の有無

「なし」

文 献

- [1] 福島健介, 内山勝文, 高平尚伸, 関節 外科 vol.33, No12, pp32-36, 2014
- J.W. Thomas Byrd, "Surgical Technique: Supine Position", Operative Techniques in Orthopaedics Vol.15, issue 3,pp204-217, 2005
- [3] William J.Robertson, Bryan T.Kelly, "The Safe Zone for Hip Arthroscopy: A Cadaveric Assessment of Central, Peripheral, and Lateral Compartment Portal Placement", The Journal of Arthroscopic and Related surgery, Vol 24, No 9, pp1019-1026, 2008

Evaluation of portal position based on visibility in hip arthroscope

simulator: Validation using 15 cases

Shinnosuke KAWAKAMI^{*1}, Norio FUKUDA^{*1}, Takashi NISHII^{*2}, Yoshito OTAKE^{*1} and Yoshinobu SATO^{*1}

*1 Nara Institute of science and technology*2 Osaka General Medical Center.

Arthroscopic hip surgery with double-incision is mainly performed in invasive treatment for femoroacetabular impingement (FAI) and acetabular labral tear. Prior studies by pioneer surgeons proposed portal positions defined by the uniform distances relative to anatomical point landmarks, e.g. ASIS and GT. However, it is not always suitable due to the anatomical variation among patients as well as various pathological variations. The solution we propose in this paper is the arthroscope simulator to verify visualization of the inserted arthroscope. The novelty of this system is that experimental validation using 3D surface models constructed from 15 CT data to investigate variation of the planning among the patients using virtual arthroscope. In this report presents a simulator based on 3D surface model of the hip joint obtained from 15 patient-specific CT data and virtual arthroscope model operable by haptic interface on screen of 3D Slicer.

Key words: arthroscope, arthroscopic hip surgery, portal placement, FAI

全身 CT 画像における上肢・下肢のテクスチャ特徴に基づく

筋萎縮疾患の画像特徴解析

淺野 瑛里香^{*1} 神谷 直希^{*2} 周 向栄^{*3} 山田 恵^{*3}

加藤 博基*4 村松 千左子*3 原 武史*3 三好 利治*4

松尾 政之*3 藤田 広志*3

要旨

筋萎縮を伴う疾患は筋原性,神経原性および廃用性と大別される.筋疾患毎の特徴の解明のため,本研究 では、全身 CT 画像から認識された骨格筋のうち、上肢および下肢の 8 領域においてテクスチャ解析を行 う.テクスチャ解析により、筋萎縮を呈する疾患間における画像特徴の差を検討し、筋の萎縮と疾患の間 における画像特徴量の関係を明らかにする.ここでは、 Haralick の 13 の画像特徴を用いる.13 特徴にお いて、0°から135°まで45°間隔の4つの角度パラメータおよび1から3 画素まで1 画素間隔の3つの距 離パラメータの組み合わせを用い、画像特徴を算出した.36 症例を用い、画像特徴間の差の検定を行った ところ、ALS とその他の筋萎縮を伴う疾患間において、右上腕、左右前腕、左下腿において有意差のある 特徴量が38 確認された.そのため、解析対象を部位全体に拡大する必要があるが、上肢・下肢領域でALS 特有の画像特徴量が発見できる可能性があると考えられる.

キーワード: 医用画像処理, 全身 CT 画像, CAD, CT, 筋委縮疾患

1. はじめに

筋萎縮性側索硬化症(ALS)は、運動ニュー ロンが侵され、進行とともに随意筋が萎縮す る難病である.現在、ALSの有効な治療法は 確立されていないが、2015年より進行抑制剤 が承認されており、早期発見や他の萎縮を伴 う筋疾患との早期鑑別が重要である.

本研究では ALS 特有の画像特徴量の調査

*1 岐阜大学工学部

〔〒501-1194 岐阜市柳戸 1-1〕
e-mail: erika@fjt.info.gifu-u.ac.jp
*2 愛知県立大学情報科学部
*3 岐阜大学大学院医学系研究科
*4 岐阜大学医学部附属病院

を行い, 筋萎縮を生じる疾患間の画像特徴の 違いの解明を目的とする. 全身 CT 画像にお ける全身骨格筋の自動認識[1]を用いて得ら れた上肢・下肢領域の骨格筋の 2D スライス に対してテクスチャ解析を行う. 本研究で用 いる特徴量は Haralick らの画像特徴量であり, ALS と他の筋萎縮を伴う筋疾患との違いの解 明を目的とする.

2. 方法

上肢・下肢領域のテクスチャ解析による画 像特徴量の差の解析の手順を以下に示す.初 めに,全身 CT 画像から上肢・下肢の筋領域 のスライスを取得する.左右の上腕,前腕, 大腿,下腿の計8部位の筋領域における中間 スライスを自動で取得する.図 1(a)に全身骨 格筋の区分画像を、同(b)に該当スライスの原 画像を示す.取得したスライスに対する階調 処理は、階調処理なし、階調数 32,64,96, 128 の5条件で行う.次に、濃度共起行列に 基づく画像特徴を算出する.本実験では、距 離パラメータは1,2,および3画素の3種類、 角度パラメータは0°,45°,90°,135°の 4 種類を使用する.画像特徴には、Hararick らの13個の画像特徴量を使用する.最後に、 ALSと他の萎縮を伴う筋疾患の筋領域間の特 徴量に統計的に有意な差があるかをT検定に より調査した.

3. 実験

骨格筋に萎縮性の筋疾患所見を有する症例 のうち,上肢・下肢領域の自動認識に成功し た全身 CT 画像 36 症例を用いた.画素数は 512×512[pixel],スライスの枚数は 1929~ 2433[枚],空間分解能は 0.820~0.977[mm]× 0.820~0.977[mm]×0.625[mm]である.ALS と 他の萎縮を伴う筋疾患の画像特徴量において, 有意水準 0.05 で統計的に有意な差があると 判断する.

4. 結果

右上腕で2つ,右前腕で12,左前腕で8, 左下腿で16の計38のパラメータで有意差が 確認された. 特徴量の種類は,右上腕では Information Measures of Correlation2 (IMC2) で2つ,右前腕ではContrast (CON)で8つ, Difference Variance (DIV)で3つ, Correlation





(a)全身骨格筋の区分 (b)スライスの原画像 図1 スライスの取得

(COR) で 2 つ, Inverse Difference Moment (IDM) で 1 つ, 左前腕では DIV, CON, IDM1 それぞれ, 4, 3, 1 となった. 左下腿では IDM で 16 のパラメータで統計的有意差が確認さ れた.

5. 考察

実験では、右上腕、左右前腕、左下腿にお いて有意差を確認できた.このことから、上 肢・下肢領域では ALS 特有の画像特徴量が存 在する可能性が示唆される.また、有意差が 出た特徴量の種類が部位ごとに異なることか ら、ALS の鑑別に利用可能な特徴量が部位ご とに異なる可能性も考えられる.

6. まとめ

全身 CT 画像から得られた上肢・下肢の骨 格筋領域に対しテクスチャ解析を行い,ALS 群と他の萎縮を伴う筋疾患群における差の検 定を行った.本実験では右上腕,左右前腕, 左下腿において統計的有意差が確認された. また,部位によって統計的有意差が生じた特 徴量の種類が異なることも確認できた.しか しながら,本実験の解析対象は領域内の中央 スライスであるため,部位全体の特徴を捉え るためには3次元のテクスチャ特徴量の調査 も必要であると考える.

謝辞

本研究の一部は,挑戦的萌芽研究 JSPS 科 研費(挑戦的萌芽研究 16K15346)により行 われました.

利益相反の有無

なし

文 献

 [1] 家田皓将,神谷直希,周向栄,他:全 身 CT 画像における全身骨格筋認識のた めの TPS 法に基づく体腔認識の検討.電 子情報通信学会技術研究報告, Vol.115, No.218, MI2015-55: pp.35-38,2015

Image feature analysis of muscle atrophy diseases based on texture

features in upper and lower limbs using whole-body CT images

Erika ASANO^{*1}, Naoki KAMIYA^{*2}, Xiangrong ZHOU^{*3}, Megumi YAMADA^{*3} Hiroki KATO^{*4}, Chisako MURAMATSU^{*3} Takeshi HARA^{*3}, Toshiharu MIYOSHI^{*4} Masayuki MATSUO^{*3}, Hiroshi FUJITA^{*3}

*1 Faculty of Engineering, Gifu University
*2 School of Information Science and Technology, Aichi Prefectural University
*3 Graduate School of Medicine, Gifu University
*4 Gifu University Hospital

The diseases with muscle wasting can be classified roughly as myogenic, neurogenic, or disuse. In this research, we did texture analysis the eight regions of upper and lower limbs using Whole-body CT images which recognized skeletal muscle. We considered the difference between the diseases with muscle wasting to reveal the relationship between muscle atrophy and disease from image feature quantities. We used 13 image feature quantities as texture features. We combined the four angle and three distance parameters, ranges from 0 to 135 degrees by the 45 degrees and 1 to 3 pixels by a pixel so that we calculate image features using gray level cooccurrence matrix. We examined the difference between image feature quantities using Whole-body CT images of 36 cases and got 38 significant differences between Amyotrophic Lateral Sclerosis (ALS) and other diseases with muscle wasting. The areas were the right upper arm, right forearm, left forearm, left lower leg. Therefore, there is a possibility that we can discovery characteristic image future quantities for ALS analyzing upper and lower limbs area.

Key words: Whole-body CT images, CAD, Muscle atrophy disease

テンプレート(全ての原稿の種類に共通) Ver. 2.1 (2017.3.21 改訂)

体幹部 CT 画像における棘下筋の自動認識のための

棘下窩の特徴認識

潟渕 達也^{*1} 神谷 直希^{*2} 周 向栄^{*1} 加藤 博基^{*3} 東 華岳^{*4}

村松 千左子*1 原 武史*1 三好 利治*5 松尾 政之*6 藤田 広志*1

要旨

肩甲部には棘上筋などの様々な骨格筋が存在し,肩甲部の骨である肩甲骨には複数の筋が付着している. そのため,肩甲骨を精密に認識し,肩甲骨上の骨格筋の付着部位である,起始・停止特徴の自動認識が必 要である.我々は,本会で肩甲骨を精密に認識する手法や精密認識された肩甲骨上から6つの解剖学的特 徴を自動認識し,棘上筋の自動認識手法を提案した.そこでは,精密認識された骨格および骨格上の解剖 学的位置,形状特徴上に形状モデルを適用することで骨格筋認識精度が大幅に向上することが示された. 本研究では,肩甲骨上に付着する筋のうち,大型な筋の一つである棘下筋を対象とし,棘下筋が付着する 棘下窩を自動認識する.肩甲骨を正規化し,形状特徴および位置情報から,棘下窩を自動認識する.26症 例の肩甲骨において,棘下窩の自動認識を行ったところ,下部において課題が残るものの,棘上窩の認識 は25症例で成功した.今後は,棘下筋モデルを構築し,棘下筋の自動認識を行う.

キーワード: 棘下窩, 肩甲骨, 解剖学的特徴, 体幹部 CT 画像

1. はじめに

肩甲骨には腱板を形成する骨格筋の1つで ある棘上筋をはじめ、複数の骨格筋が付着し ている.我々はこれまでに骨格筋の付着部位 である起始・停止特徴の取得のため、肩甲骨 上から6つの解剖学的特徴の自動認識を実現 した[1].また、これらの解剖学的特徴を棘上 筋の自動認識手法に適用することで、骨格筋

*1 岐阜大学大学院再生医科学専攻
[〒501-1194 岐阜県岐阜市 1-1]
e-mail: tatsuya@fjt.info.gifu-u.ac.jp
*2 愛知県立大学情報科学部
*3 岐阜大学医学部附属病院放射線科
*4 産業医科大学医学部第1解剖学講座
*5 岐阜大学医学部附属病院放射線部
*6 岐阜大学大学院医科学専攻

認識精度が向上することが示された[2].

本研究では,肩甲骨上に起始する棘下筋を 対象とし,棘下筋の部着部位である棘下窩の 自動認識を行う.棘下窩は肩甲骨背側にある 大きなくぼみであり,全面的に棘下筋が付着 する.そのため,棘下窩を認識することで, 棘下筋の起始特徴として利用が可能である.

2. 処理手順

入力画像として, CT 画像より認識された 肩甲骨画像を用いる. 棘下窩自動認識の処理 手順を以下に示す.

まず,棘下窩は非常に薄い部位であるため, 3 次元トップハット変換により,棘下窩の大 域的な認識を行う.比較的に厚みのある肩甲 骨辺縁部と隣接する,棘下窩の外側部・下部 の境界も同時に取得する. 次に,肩甲骨形状の個人差により,棘下窩 外側部・下部の境界を取得できない場合があ るため.棘下窩外側部・下部を正確に認識す る.パラメータを小さく変更した3次元トッ プハット変換後の画像に対し,膨張処理を加 えマスク画像を作成する.そして,大域認識 で得た画像にマスク処理を行う.

最後に,過抽出の削除を行う.これまでに より得られた画像には,棘上窩と内側縁領域 を含んでいる.そこで,従来の研究により自 動認識したそれぞれの特徴領域[1]を,取得画 像から削除し,棘下窩領域を取得する.

3. 実験

本研究では、13 症例の体幹部 CT 画像より 精密認識された,左右合わせて 26 症例の肩甲 骨画像を使用する.また,評価には目視およ び棘下筋の起始領域と Jaccard の類似係数を 用いた比較を行う.

4. 結果

本手法により認識した棘下窩を図1に示す. 図 1(a)は良好な結果を得られた症例であり, 同(b)は棘下窩下部に未抽出がある症例であ る.全 26 症例において過抽出および未抽出が 見られたのは図 1(b)の1 症例のみであった.

また,図 1(a)の症例で,棘下筋が肩甲骨と 隣接する面を棘下筋の起始領域とし,横断面 1 スライスにおいて比較を行った.その結果, 適合率が 100[%],一致率および再現率が 80.7[%]となった.また,対象とした横断面以 外の横断面においても,同様の傾向を得た. 棘下窩の外側部に若干の未抽出が見られたも のの,棘下窩内側部から中央にかけては,棘 下窩の起始領域と一致していた.



図1 棘下窩の自動認識結果

5. 考察

棘下窩の自動認識に失敗した図 1(b)の症例 では、トップハット変換後に棘下窩の境界線 を取得できていた.しかし、マスク画像に棘 下窩下部が含まれていなかった.そのため、 マスク処理が必要か否か場合分けにより、棘 下窩の認識精度の改善が可能と考えられる.

また,骨格筋のモデル構築では,筋繊維が 走行する起始・停止間を曲線で結ぶ.棘下筋 は棘下窩内側部より外側に走行するため,棘 下窩を起始として外側に向かって曲線で表現 する.そのとき,重要となるのは棘下窩内側 部であるため,外側部の未抽出は棘下筋認識 において大きく影響を与えないと考えられる.

6. まとめ

本研究では,棘下筋の起始である肩甲骨上 の棘下窩の自動認識を目的とし,26 症例中 25 症例で良好な結果を得た.また,認識に成功 した1症例において,棘下筋の起始領域と比 較した結果,外側部を除き一致していたため, 棘下筋の自動認識に利用可能と考える.

謝辞

本研究の一部は,文部科学省科学研究費補 助金(新学術領域研究 26108005)および JSPS 科研費(若手研究(B) 15K21588)により行 われました.

利益相反の有無

なし

文 献

- [1] 潟渕達也,神谷直希,周向栄 他:肩
 甲部における骨格筋モデル構築のための
 解剖学的付着位置の自動認識.信学技報
 116(39): 27-30, 2016
- [2] T. Katafuchi, N. Kamiya, X. Zhou et al: Improvement of Supraspinatus Muscle Recognition Methods based on the Anatomical Features on the Scapula in Torso CT Image. IFMIA 2017, 315-316, 2017

Automatic recognition of infraspinatus fossa

for infraspinatus muscle recognition in torso CT images

Tatsuya KATAFUCHI^{*1}, Naoki KAMIYA^{*2}, Xiangrong ZHOU^{*1}, Hiroki KATO^{*3}, Kagaku AZUMA^{*4} Chisako MURAMATSU^{*1}, Takeshi HARA^{*1}, Toshiharu MIYOSHI^{*5}, Masayuki MATSUO^{*6}, Hiroshi FUJITA^{*1}

*1 Division of Regeneration and Advanced Medical Sciences, Graduate School of Medicine, Gifu University

*2 Department of Information Systems, Aichi Prefectural University
*3 Department of Radiology, Gifu University Hospital
*4 Department of Anatomy, University of Occupational and Environmental Health
*5 Radiology Service, Gifu University Hospital
*6 Department of Radiology, Graduate School of Medicine, Gifu University

There are various skeletal muscles in the scapular region, and multiple skeletal muscles attach to the scapula. So, it is necessary to recognize the origin and insertion features as attachment positions of skeletal muscle on the scapula. We have proposed methods to precisely recognize the scapula, and the supraspinatus muscle using anatomical features on the scapula in the Society. In these reports, it was suggested that skeletal muscle recognition accuracy was improved by applying precisely recognized skeleton and anatomical features to muscle model. In this study, we automatically recognize the infraspinatus fossa as the origin feature of the infraspinatus muscle which is one of the large muscle. This method recognizes infraspinatus fossa from shape and position features in the normalized scapula. As a result, Infraspinatus fossa in 1 case. In the future, we will construct the infraspinatus muscle model and automatically recognize the infraspinatus fossa in 1 case.

Key words: Infraspinatus fossa, Scapula, Anatomical feature, Torso CT image

SRF を用いた経時 CT 画像からの脊椎領域の位置合わせ

佐藤 駿*1 植村 知規*1 陸 慧敏*1 タン ジュークイ*1

金 亨燮*1 村上 誠一*2 上野 碧*2 寺澤 岳*2 青木 隆敏*2

要旨

近年, 医療現場では医師の診断をサポートするコンピュータ支援診断(CAD)システムの開発が注目されて いる. その一つとして同一被験者の現在画像と過去画像に対する差分演算を行い, 正常構造を除去するこ とにより,病変部の経時的変化を強調した画像を生成する経時的差分像技術が注目を集めている.本論文 では, CT 画像から経時的差分画像を生成し, 骨転移の検出を行うための先行研究として, 脊椎領域の現在 画像と過去画像の画像位置合わせを行うための画像処理法を提案する.提案法では, 3 次元データである CT 画像の現在と過去のスライスを対応させるためのグローバルマッチングを行い, 位置合わせを行う両画 像のペアを選定する. その後, SRF(Salient Region Feature)に基づくローカルマッチングにより最終画像位置 合わせを行う.

キーワード:骨転移,位置合わせ,経時的差分処理,顕著領域特徴

1. はじめに

厚生労働省によると,平成 28 年の死亡原因 第1位は悪性新生物と報告されており,死亡者 数に対する原因の 28.9[%]を占めている[1].ま た,がん患者の 70[%]程度が最初の腫瘍からの がん細胞が,体の別の部位に移る転移がんを発 症しており,脊椎は転移が起こりやすく,一般 的に痛み,脊髄圧迫,病的骨折といった症状が 現れる.中でも脊髄圧迫は不可逆的な神経麻痺 を引き起こすため,診断・治療に緊急を要する [2].

このような背景から近年, 骨転移の早期発見 及び骨病変の大きさや骨の安定性を評価する

*1 九州工業大学

〔〒804-8550 福岡県北九州市戸畑区仙 水町 1-1〕

*2 産業医科大学

〔〒807-8555 福岡県北九州市八幡西区 医生ヶ丘 1-1〕 ための画像検査法として CT スキャンが利用さ れている. CT スキャンは腫瘍の大きさ, 形状, 容積,位置がはっきりと映しだされるため,実 際の医療現場で用いられることが多い.一方で, CT 装置の性能向上に伴い、一度に撮影する画 像枚数は数百枚となっているため, 読影医師へ の負担が増加している.また,小さい病変部は 医師の経験の差によって正しい判断がなされ ないことが懸念されている.これらの問題を解 決するため、近年コンピュータ支援診断(CAD: Computer Aided Diagnosis)システムの開発が進 められている. CAD システムとは、コンピュー タビジョンに基づいた放射線画像からの病変 部の検出や特徴付けなどのコンピュータの出 力を, 医師が「第2の意見」として考慮する診 断システムであり, 医師へ追加情報を提供する ためのツールとしてのみ利用され, 医師の性能 と同等またはそれ以上である必要はなく、医師 の能力と相補的である必要がある[3-4].

CAD システムの要素技術の一つとして,撮影 時期の異なる同一患者の2枚の画像に対して差

分処理を行い,両画像に共通して現れる正常構 造を除去することにより,新たに出現した病変 部や既存病巣陰影の経時的変化を強調した画 像を生成することが可能な,経時的差分処理が 挙げられる.しかし,撮影時期の違いによって 生じる撮影位置のずれや,撮影中の患者の体動 によって正確な経時的差分画像の作成ができ ないといった問題が存在する.

そこで本論文では,経時的差分画像を生成し, 脊椎領域の骨転移(病変部)の検出を行うため の先行研究として,脊椎領域における現在画像 と過去画像との画像位置合わせシステムの開 発を行う.提案法を実 65 例の CT 画像に適用 し,骨転移の有無を提示するための診断支援法 の有用性を確認する.

2. 手法

本論文で用いる画像解析手法のフローチャ ートを図1に示す.

脊椎領域を関心領域として手動で抽出し、メ ディアンフィルタによるノイズ除去を行う.そ の後、脊椎領域の重心位置と NCC(Normalized Cross Correlation)を用いたグローバルマッチン グ及び、SRF(Salient Region Feature)[5]に基づく ローカルマッチングを施すことにより、異なる 時系列画像間の画像位置合わせを行う.以下に グローバルマッチング及び、ローカルマッチン グについての詳細を述べる.



図1 全体の処理の流れ

2.1 グローバルマッチング

CT 画像は 3 次元データであるため,現在画像と過去画像とで同一の脊椎領域を描写したスライスを選定する必要がある.まず,抽出した脊椎領域の現在画像の1枚目のスライスの重心位置と過去画像の1枚目のスライスの重心による位置合わせを行う.現在画像*I*cの重心位置を中心とする矩形領域内で,過去画像*I*pの重心位置を平行移動させ,正規化相互相関*R_{NCC}を*最大とする*R*₁を求める.

$$R_{NCC} = \frac{\sum \sum I_p(i,j)I_c(i,j)}{\sqrt{\sum \sum I_p(i,j)^2 \times \sum \sum I_p(i,j)^2}}$$
(1)

$$R_l = \max R_{NCC} \tag{2}$$

同様の操作を現在画像のスライスを1枚ずつ更 新しながら,任意の枚数d枚に対して行い,それ ぞれの最大正規化相互相関R_l(l = 1,2,…d)を求 める.算出したR_lの内,最大の値を取る現在画 像を最初のペアとして選定する.その後,最初 のペアとして選定された現在画像のスライス を1枚更新し,過去画像の第1スライスの前後 数枚で最大正規化相互相関を算出し,ペアを選 定する.ここで,スライドが前後しないように NCC の比較を行う.以降,現在画像のスライス を1枚ずつ更新し,同様の手順ですべてのペア の決定を行う.

2.2 ローカルマッチング

エントロピーに基づく顕著性を用い,脊椎領 域画像から顕著性の高い領域,SRF (Salient Region Feature)を選定する.SRF に基づくロー カルマッチングは顕著領域特徴抽出 (Salient Region Feature Detection : SRFD),領域要素マッ チング (Region Component Matching : RCPM), 領域全体マッチング (Region Configual Matching : RCFM)の三段階で構成される.

SRFD では、中心座標X及び半径sを設定する. 設定した円領域に対し、濃度確率関数p(s,X)に 基づくエントロピーH(s,X)を計算する.

 $H(s,X) = -\int_{R} p_{i}(s,X) \log_{2} p_{i}(s,X) di$ (3) ここで、iは起こりうる濃度値である、半径を 1[pixel]ずつ 10[pixel]まで更新しながら,エント ロピー値が最大となる,半径値を最適スケール S_x として定義する.最適スケールに対し,式(4) を用いた特徴値 $A(S_x, X)$ を求める.

$$A(S_x, X) = H \cdot S_x \cdot \int_R \left\| \frac{\partial}{\partial s} p_i | S_x \right\| di \qquad (4)$$

以上が1つの中心座標における SRFD の流れで あり、1つの中心座標に対して1つの特徴値を 算出する.そして、画像上で次の中心座標を設 定し、その中心座標においても同様の処理を施 す.これを画像全体に行い、全中心座標でそれ ぞれ1つの特徴値を求める.本論文では、中心 座標の更新間隔をX方向及びY方向に10[pixel] と設定する.上記の処理を画像全体に対して行 い、各中心座標における特徴値を算出した後、 それらの特徴値を比較し、上位N個の円領域を 現在画像および過去画像から選定する.但し、 本論文ではN = 20とする.

次に RCPM では、N個の SRF において、画像 間の SRF のペアPを類似度に基づき自動的に決 定し、そのペアの局所的な尤度 $L_l(P)$ を算出する. 現在画像の SRF であるaと過去画像の SRF であ るbから1つずつ選択し、ペア P_{ab} を設定する. 選択された SRF 間における局所的尤度 $L_l(P_{ab})$ を式(5)より算出する. 尤度推定には正規化相互 情報であるエントロピー相関係数(ECC)を用 いる. ECCは式(6)より算出される.

 $L_l(P_{ab}) = \max_{\theta} ECC(a, b_{\theta})$ (5)

$$ECC(a, b_{\theta}) = 2 - \frac{2H(a, b_{\theta})}{H(a) + H(b_{\theta})}$$
(6)

ここで、 b_{θ} は回転角 θ で回転を施した領域b, Hは 2 つの領域の濃度値に基づく結合エントロピ ー、もしくは周辺エントロピーを示す. 尤度測 定を行う際、領域bを[-10,10]の区間で 3[deg]毎 に回転させ、*ECC*の最大化を行い、上位M個のペ アを選択する. 但し、本論文ではM = 30とする.

RCFM では、RCPM で選定した上位M個のペアを用いて増加的にペアの結合を行い、各ペアから得られる変形量に基づき、目標画像に位置合わせされるように対象画像を変形させる大局的変形量 T_q の導出を行う. 2 つの SRF 間から

得られる変形量を、局所領域をマッチングさせるのに利用する局所変形量 T_l とする.移動量 t_x, t_y は 2 つの SRF 間の中心座標の変位で表され、回転量 θ は式(7)で表され、過去画像の SRFを角度 θ 'で回転させたとき、ECC が最大となる角度をペア間の回転量とする.

$$\theta = \arg\max_{a'} ECC(a, b_{\theta'}) \tag{7}$$

また,画像全体の類似度を評価するために尤度 L_g を用いる.これは,目標画像 I_F と対象画像 I_T に 変形を施した画像 $I_{T'}$ との間で ECC を用いた評 価を行い,k個のペアで構成されるペア結合の 尤度を測定するためである. L_g は式(8)で表され る.

$$L_g(P_{a_1b_1} \cap \dots \cap P_{a_kb_k}) = ECC(I_F, I_{T'}) \qquad (8)$$

また、ペアを増加的に結合する際、M個のペア の中から最初に選定するペアは最大尤度を示 すペアを選択する.最初のペアを選定以降、求 めたペアに対し、大局的な尤度が最大になるよ う、ペアを増加的に結合していく.追加候補の ペアを P'_{ab} とし、最新のペア結合 $P_j = (P_{a_1b_1} \cap P_{a_2b_2} \cap \cdots \cap P_{a_kb_k})$ とすると、ペア結合 P_j から得 られる大局的変形量 T_q は式(9)で表される.

$$T_g = \frac{1}{L_{sum}} \sum_{i=1}^{\kappa} L_{l_i} T_{l_i} \tag{9}$$

ここで、 L_{sum} はペア結合を構成する各ペアの総 和を表し、 L_{l_i} 、 T_{l_i} はk個のペアで構成されるペア 結合のk番目のペアの尤度と変形量を表す.最 初のペアを決定した後、追加候補のペア P'_{ab} とし て最新のペア結合に含まれていないペアのう ち、最大の尤度を持つペアを選定する.追加候 補のペアを選定した後、追加候補を組み合わせ た場合と組み合わせない場合とで尤度の比較 を行う.ここで、現在のペア結合の尤度 $L_g(P_j)$ よ り、追加候補を組み合わせた尤度 $L_g(P_j \cap P'_{ab})$ の 方が高い場合、追加候補の組み合わせを行い、 ペア結合を $P_j = P_j \cap P'_{ab}$ に更新する.ペア結合を 更新した後、最新のペア結合に含まれていない 追加候補のペアが存在する場合、その中から最 大の尤度を持つペアを選定し、同様の処理を行 う. 現在のペア結合の尤度 $L_g(P_j)$ より, 追加候補 を組み合わせた尤度 $L_g(P_j \cap P'_{ab})$ の方が低い場 合, もしくは最新のペア結合に含まれていない 追加候補のペアが存在しない場合,反復処理を 終了し,最新のペア結合を用いて大局的変形量 T_g を算出し,対象画像の変形を行う.

3. 実験と結果

脊椎領域における位置合わせの精度評価を, 合成データを用いて行う.ある脊椎領域の画像 を参照画像とし,参照画像に対して処理を加え 変形させた画像を対象画像とする.参照画像お よび対象画像に対し,提案手法を用いたマッチ ングを行う.対象画像の脊椎領域と参照画像の 脊椎領域の重なり領域の割合を TP (True Positive)とし,参照画像に対する重なり領域以 外の領域,すなわち,漏れ出し領域の割合を FP (False Positive)とする.TP および FP を次式 に示す.

$$TP = \frac{n(A \cap B)}{n(A)} \times 100$$
(10)

$$FP = \frac{n(C)}{n(B)} \times 100 \tag{11}$$

ここで,*A*は変形された対象画像の脊椎領域,*B* は参照画像の脊椎領域,*C*は漏れ出し領域を示 す.また,*n*はピクセル数を示す.

対象画像として、参照画像に回転角 $\theta_a = -10$ を加えた画像(以下,回転画像),回転画像にガ ウシアンフィルタを施した画像,回転画像にガ ロシアンフィルタを施した画像,回転画像に人 工的な疑似病変領域を追加した画像,回転画像 に 5[%]のランダムノイズを加えた画像の 4 つ を用いる.それぞれの対象画像における TP お よび FP を表 1 に示す.また,提案手法を用い たマッチングの結果を、医師によるマーキング 結果との比較結果を示す.図2に提案手法を用 いたマッチングの結果と医師によるマーキン

表	1	性能評価
11	1	

	TP[%]	FP[%]
回転	100.0	12.16
ガウシアンフィルタ	70.40	0.00
疑似病変領域追加	99.45	17.89
ランダムノイズ付加	83.05	16.95

グ結果の例を示す.同図(a),(b)はそれぞれマッ チング後の経時的差分画像およびフュージョ ン画像を示し,同図(c)は医師による病変部マー キング画像である.ただし,フュージョン画像 は参照画像を赤色,対象画像を緑色,重なり領 域を黄色で示す.

4. 考察

本論文では、脊椎領域の切り出しを手動で行 っているため,脊椎領域以外の臓器や骨が不規 則に画像内に描写される場合がある.現在画像 と過去画像とのスライスを対応付けるグロー バルマッチングを行う際, スライス間の対応は 重心位置および NCC を用いて行っているため, 一方の画像に描写されていない臓器や骨が存 在することによる誤差から, スライス間の対応 が不正確なものになり得る. グローバルマッチ ングの誤りは最終的な結果の誤りに繋がる.こ の問題は、最大正規化相互相関を求める際に行 う平行移動の範囲を拡大することにより改善 される可能性があるが, 平行移動の範囲を過 度に拡大した場合,計算コストが大きくなる. そのため、今後の課題として,正確な脊椎領域 抽出システムの開発が必要である.

また, グローバルマッチングでのスライス間



(a)経時的差分画像



(b)フュージョン画像



(c)マーキング画像図 2 実験結果の例

の対応がとれているにも関わらず,最終的なマ ッチングでずれが生じている結果が一部見ら れた. RCFM で最初のペアを選定後,追加候補 のペアを増加的に追加していく過程で,追加候 補を組み合わせた尤度が元の尤度を一度も更 新することなくマッチング処理を終了するた め,最初のペア間の局所的変形量のみが大局的 変形量として用いられ,最終的なずれを生じる. 今後,選択されるペアの精度向上を図り,ペア の増加的結合に繋げることにより,最終的な位 置合わせ結果の改善を図る必要がある.

5. まとめ

CT 画像から経時的差分画像を生成し,脊椎 領域上の骨転移の検出を行うための先行研究 として,脊椎領域における現在画像と過去画像 との画像位置合わせ手法の開発を行った.性能 評価は合成データを用いて行い,対象画像に対 し,参照画像に回転角 $\theta_a = -10$ を加えた画像 (回転画像)で TP100.0[%],FP12.16[%],回転 画像にガウシアンフィルタを施した画像で TP70.40[%],FP0.00[%],回転画像に人工的な疑 似病変領域を追加した画像で TP99.45[%], FP17.89[%],回転画像に5[%]のランダムノイズ を加えた画像で TP83.05[%],FP16.95[%]という 結果を得た.

さらに,提案手法による経時的差分画像の表示法を実 CT 画像に適用した結果,経時的変化が強調表示でき,臨床医から好評を得た.今後の課題として,脊椎領域の自動抽出法の開発, グローバルマッチングにおける現在画像と過 去画像のペア選択精度の向上,ローカルマッチングにおける SRF のペア選択精度の向上が挙 げられる.

謝辞

本研究は,文部科学省科学研究費補助金 (16K14279)および文部科学省卓越研究員補助金 (16809746)の補助を受けている.

利益相反の有無

利益相反 なし

文 献

- [1] 厚生労働省:平成 28 年人口動態統計, http://www.mhlw.go.jp/toukei/saikin/hw/jinko u/suikei16/index.html
- [2] 日本臨床腫瘍学会:骨転移診療ガイドラ イン,南江堂, 2015, pp2-5, pp13-15.
- K.Doi et al : Computer-aided diagnosis in radiology : potential and pitfalls, European Journal of Radiology, Vol31, No.2, 1999, pp.97-109.
- [4] K.Doi: Computer-aided diagnosis in medical imaging : Historical review, current status and future potential, Computerized Medical Imaging and Graphics, Vol.31, No.4-5, 2007, pp.198-211.
- [5] X.Huang et al : Hybrid Image Registration based on Configual Matching of Scale Invariant Salient Region Features, CCVPRW, Vol.11, 2004, pp.167-179.

Image Registration of Spinal Region from Temporal CT Images Based

on Salient Region Feature

Suguru SATO^{*1}, Tomoki UEMURA^{*1}, Huimin LU^{*1}, Joo Kooi TAN^{*1} Hyoungseop Kim^{*1}, Seiichi MURAKAMI^{*2}, Midori UENO^{*2}, Takashi TERASAWA^{*2}, Takatoshi AOKI^{*2}

*1 Kyusyu Institute of Technology

*2 University of Occupational and Environmental Health

In recent years, the development of computer-aided diagnosis (CAD) systems to support radiologist is attracting attention in the medical field. Temporal subtraction technique, which is one of the CAD, is a technique to generate images emphasizing temporal changes in lesion by performing a differential operation between current and previous image of the same subject. In this paper, we propose an image processing method for image registration of current and previous image of the spinal region, to generate temporal changes from CT images and enhance bone metastasis region. Our image registration method is composed into three main steps: i) segmentation of the region of interest, ii) global image matching to select pairs of previous and current image, and iii) final image matching based on salient region feature. We performed our proposed method to synthesis and real CT images, and satisfactory registration result was obtained.

Key words: Bone Metastasis, Registration, Temporal Subtraction Technique, Salient Region Feature
MR 画像を用いた肩腱板断裂3次元形状の半自動再構築法

井城 一輝*1 盛田 健人*1 新居 学*1 無藤 智之*2 田中 洋*2

乾 浩明*2 小橋 昌司*1 信原 克哉*2

要旨

肩腱板修復術の手法は肩腱板断裂の形態によって決定される.断裂形態の診断には MR 画像が用いられる. しかし, MR 画像にはスライス間隔が少なからず生じる.したがって, MR 画像のみを用いて 3 次元的な断 裂形態を把握することは容易ではない.そこで本研究では, MR 画像から半自動的に肩腱板 3 次元形状を 再構築する方法を提案する.はじめに,上腕骨,肩腱板正常部,肩腱板断裂部の 3 つの領域を手動抽出す る.手動抽出した領域は MR 画像の輝度情報に基づき,動的輪郭モデル Snakes によって微修正する.その 後,陰関数を用いて形状表現を行い 3 次元表示する.スライス間の陰関数は放射基底関数によって補間し た. 提案法によって再構築した肩腱板 3 次元形状と実際の手術所見を比較したので報告する.

キーワード: MR 画像, 肩腱板断裂, 3 次元形状, 放射基底関数, 動的輪郭モデル

1. はじめに

肩関節の運動を支える筋肉群である回旋筋 腱板(肩腱板)が日常生活やスポーツでの外 傷,老化などによって断裂することを肩腱板 断裂という.肩腱板断裂の修復術は断裂の大 きさや向きなど断裂の形態によって決定され る[1].そのため,術前の断裂形態把握が非常 に重要である.現在,術前診断には MR 画像 が用いられているが,装置の限界や撮像時間 の制限により,MR 画像には少なからずスラ イス間の間隔が生じる.そのため,MR 画像 のみで3次元的な断裂形態を把握ことは容易 ではない.そこで本研究では断裂形態の診断 補助を目的とし,術前 MR 画像から肩腱板 3

*1 兵庫県立大学先端医工学研究センター 〔〒670-0913 姫路市西駅前町 73 ターミ

ナルスクエア 4F〕

*2 信原病院バイオメカニクス研究所

次元形状を再構築する方法を提案する.提案 法で再構築した 3 次元形状と術中所見を比 較したので報告する.

2. 対象画像

本研究では肩腱板断裂患者の 0.4T オープ ン MRI で撮影された術前 MR 画像 7 例を対象 とした. MR 画像のスライス間隔は 4.5mm, スライス平面の画素サイズは被験者ごとに異 なり 0.31mm-0.34mm, スライス数は 6 枚から 14 枚である. スライスあたりの画素数は 362×512 である. また, 画像の撮像平面は coronal, 撮像法は fat sat, 繰り返し時間(TR) は 3616ms, エコー時間(TE)は 30ms である.

3. 提案法

3.1. 領域抽出

MR 画像から上腕骨頭,肩腱板正常部,肩 腱板断裂部の3領域を手動で抽出する(図 1). この作業は整形外科医1名が行った.

3.2. 領域修正

手動抽出した各領域を領域輪郭モデル Snakes[2]によって修正する. 3.1 によって抽 出された領域を初期輪郭とし,輝度情報など を用いて領域追跡を行った. Snakesの各パラ メータは実験的に決定した.

3.3. 陰関数値の算出

スライスごとに陰関数値を算出する. 陰関 数値は 3.2 で決定した領域の輪郭画素ではゼ ロ,それ以外の画素では輪郭までの符号付最 短距離(領域内部は負,外部は正)とする.

3.4. 陰関数値の補間

3.3 で設定した陰関数値を制御点として用 い,画像全体を表現する陰関数を補間する. 任意の点 c の陰関数を次の式で定義する.

$$f(\mathbf{c}) = \sum_{j=1}^{N} a_j \phi(\|\mathbf{c} - \mathbf{c}_j\|) + \beta \cdot \mathbf{c} + \gamma \quad (1)$$

ここで、N は制御点数、 c_j は j 番目の制御点 の座標、 α_j 、 β 、 γ は係数である.また、 φ は放 射基底関数であり、本研究では $\varphi(t)=t^3$ で定 義する.制御点 c_k における 3.3 で求めた関数 値を v_k とすると、制御点においても式(1)は成 り立つ.すなわち、

$$v_{k} = \sum_{j=1}^{N} a_{j} \phi(\left\| \mathbf{c}_{k} - \mathbf{c}_{j} \right\|) + \beta \cdot \mathbf{c}_{k} + \gamma \quad (2)$$

が成立する.また,係数条件として次式を用いる.

$$\sum_{j=1}^{N} a_j \mathbf{c}_j = \mathbf{0}$$
(3)

$$\sum_{j=1}^{N} a_j = 0 \tag{4}$$

全制御点を用いて立式される連立方程式を解 くことで係数α_i, β, γが求まり, MR 画像のス ライス間を含む任意の点の関数値が決定する.

3.5.3 次元形状の決定

3.4 で求めた陰関数のゼロ等価面が各領域 の表面となる.また,陰関数が負の値をとる 座標は領域内部を表す.これらの領域をレン ダリングすることで3次元形状を可視化する.

4. 実験結果

図2に提案法により再構築した肩腱板3次 元形状,補間を行わなかった場合の3次元形 状,実際の手術所見を示す.提案法により滑 らかで自然な3次元形状が得られたことが確 認できた.さらに,術中所見と3次元形状は, 肩腱板断裂部において視覚的に一致すること が複数の整形外科医らによって認められた.



(a)MR 画像 (b) 関心領域

図1 肩腱板抽出領域(白:上腕骨,黄:肩腱板正 常部,赤:肩腱板断裂部)



(a)提案法 (b)補間なし (c)手術所見 図2 肩腱板3次元形状

5. まとめ

肩腱板断裂術前 MR 画像から肩腱板 3 次元 形状の再構築法を提案した.関心領域それぞ れを陰関数で表現することで 3 次元形状を得 た.実験結果より,提案法を用いて肩腱板断 裂形態の診断補助が行える可能性が示された.

利益相反の有無

なし

- Davidson JJ, Burkhart SS et al: Use of Preoperative Magnetic Resonance Imaging to Predict Rotator Cuff Tear Pattern and Method of Repair. Arthroscopy 21(12), 1428.e1-1428.e10, 2005.
- [2] Kass M, Witkin A, Terzopoulos D: Snakes: Active contour models. International journal of computer vision, 1(4), 321-331, 1988.

MRIによる骨格筋動態の計測法の開発と筋変形の四次元表示

鈴木 直樹*1 服部 麻木*1 北川 久*2 橋爪 誠*3

要旨

われわれは全身運動時の軟組織変形が可能な四次元人体モデルの開発を行なっており、これまでに過去の 本大会で報告を行なってきた.現在、MRIを用いて運動時の被験者の内部構造の変化を計測し、本モデル での軟組織変形手法の評価を行なっている.骨格筋を対象とし、歩行と同様な負荷がかかった状態での運 動時の下肢の計測を行なっている.計測で用いている MRI は臨床で使用しているコンベンショナルな装置 であるため、ガントリー内で動いている対象のボリュームデータを高いフレームレートで計測するのは難 しい.そこでわれわれは、同じ動作を連続して安定して行なうための治具を製作し、被験者の動作と計測 のタイミングをシンクロさせるための手法の開発を行なった.この手法により、ゆっくりとした動作では あるが歩行と同様な動作時の下肢の時系列ボリュームデータ(4Dデータ)を取得し、下肢骨格筋動態を可 視化することができたので報告する.

キーワード:四次元人体モデル,軟組織変形モデル,MRI 計測

1. はじめに

われわれは、現在の計測装置では計測する ことが難しい全身運動時のヒトの内部構造の 変形を解析することが可能な四次元人体モデ ルの開発を行なってきた.本モデルは全身の MRIデータから三次元再構築した体表面と内 部構造(骨格および骨格筋,主要臓器,血管 系など)を含む三次元モデルをモーションキ ャプチャによって得られた全身運動の動作デ ータにより駆動し、内部の構造が解剖学的に 矛盾のない変形をしながら動作する四次元人 体モデルである(図 1,2).過去の本大会では、 本モデルで用いている軟組織の変形手法につ いて報告するとともに、肉眼で観察可能な体



図1 モーションキャプチャ (al-a5) により計測 した歩行データで駆動した四次元人体モデ ル (bl-b5)

*1 東京慈恵会医科大学 高次元医用画像工学研究 所〔〒201-8601 狛江市和 泉本町 4-11-1〕 e-mail: nsuzuki@jikei.ac.jp *2 東京慈恵会医科大学 附属第三病院放射線部 *3 九州大学大学院医学 研究院先端医療医学講座



図2歩行動作中の下肢骨格筋(a1-a5),および血管(b1-b5)の変形の様子

表面の変形に関する本変形手法の評価の結果, および目で見ることができない運動中の内部 構造の四次元的な変化を計測するために開発 を開始した MRI による計測について報告し てきた.今回,開発した手法により運動時の 大腿部を計測し,得られた四次元データを用 いて四次元人体モデルにおける大腿部の変形 について評価したので報告する.

2. 方法

現在臨床で用いられている MRI は,ある程 度体積のある領域を MDCT のように高速に ボリュームデータとして計測することが難し い.そこでわれわれは,ガントリー内で被験 者が歩行と同様な負荷がかかった状態で動作 を安定して繰り返すことができる治具の開発 を行ない,四次元的な断層像を得られるよう にした.また被験者の動作と MRI 撮影の同期 が,四次元データからの三次元再構築に必要 となるため,そのための装置の開発も行なう とともに,ある程度大きな領域を高い空間分 解能で撮影可能なシークエンスの検討も行な った.計測の対象部位は,評価のしやすさを 考慮して体積が大きい大腿四頭筋を含む大腿 部とした.

3. 結果

開発した手法を用いて MRI により計測し た大腿部の四次元データ,およびセグメンテ ーションして得られた大腿四頭筋を連続画像 として図3に示す.今回の計測における時間 分解能は3 frame/sec,空間分解能は1.95mm x 1.95mm x 10.0mm であった.また,四次元人 体モデルとの比較においては,筋長で5%, 筋の断面積についてはその位置によって5-30%の誤差があった.

4. まとめ

開発している四次元人体モデルの変形手法 の評価手法として MRI を用いた計測手法の 開発を行ない,大腿部の計測と評価を行なっ た.その結果,筋長についてはおおむね良い 結果が得られたが,筋断面積についてはばら つきがあり,筋の部位や形状によって筋変形 のパラメータを検討する必要があると考える. 本手法を用いることにより,今まで医師が想 像するしかなかった全身の内部構造の動態を 直接見て診断する,また解析を行なう一助と なる方法を作ることができたと考える.



利益相反の有無なし

図 3 MRI 計測によって得られた四次元データから再構築した大腿部の 4D 画像 (a1-a5), およびセグメンテー ションして得られた大腿四頭筋の 4D 画像 (b1-b5)

SVMを用いたX線透視画像における

椎間板抽出の基礎的検討

齋藤 祐季*1 目片 幸二郎*1,*2 滝沢 穂高*3 工藤 博幸*3

要旨

本研究では嚥下 X 線透視画像から椎間板を抽出する手法を提案する. 初めに RANSAC で透視画像の頭部 と肩部分に放物線を当てはめ,放物線に囲まれた領域を基に頸部付近のみを捉えたマスク画像を作成する. 次に SVM で大まかに椎間板候補の抽出を行い,再度 SVM を適用することで椎間板候補の抽出精度を向上 させる.最後に SVM で抽出した椎間板候補領域の主軸を基に領域の併合と削除を行い,投票を行うことで 非椎間板を削除し,椎間板の抽出精度を向上させる.本手法を嚥下 X 線透視画像に適用し,椎間板を抽出 した結果を示す.

キーワード:X線透視画像,椎間板,嚥下,SVM, RANSAC

1. はじめに

加齢や頸部手術によって嚥下障害を発症す ることがあるが、嚥下障害の詳しいメカニズム はまだ解明されていない. 我々は X 線透視画像 における頸椎の動態解析から嚥下障害を解析 することを試みている [1].

X 線画像や CT, MRI では椎体・椎間板の抽 出に関する様々な研究が行われている [2,3]. 本論文では,X線透視画像における頸椎椎間板 の自動抽出に焦点を当てる.

2. マスク画像の作成

本手法では,原画像からマスク画像を作成し,

*1 筑波大学大学院システム情報工学研 究科コンピュータサイエンス専攻

〔〒305-8573 つくば市天王台 1-1-1〕 *2 神戸赤十字病院リハビリテーション

科

*3 筑波大学システム情報系

SVM で椎間板を学習・識別する際に用いる.マ スク画像の作成は,初めに原画像に対して判別 分析法を適用し、2 値化した時の画素値の小さ い方を人体とし、大きい方を背景とする.次に、 Opening で穴埋めを行い, 孤立領域の削除を行 い,人体と背景の境界線を求める.背景部の面 積の大きい2領域の重心を求めて直線で結び, 人体と背景の境界線が直線の上下どちらにあ るかにより頭部と肩部分のどちらに属するか を決定する.距離変換を用いて境界線からの距 離を算出し,画像上端下端から1点ずつ選択し 直線上の距離値の平均が最大である直線を首 の中心線として扱う. 首の中心線からの距離値 が小さい境界線を首の境界線として削除し,境 界線の選択を行う. RANSAC を用いて頭部と肩 部分にそれぞれ放物線を当てはめ、2本の放物 線に囲まれた領域に判別分析法を適用する.最 後に Opening · Closing を適用しマスク画像とし て使用する.

3. SVM による椎間板候補の抽出

学習用画像の椎間板上の画素を中心とする 15×15の ROI を抽出し,隣接画素のコントラ ストの和が小さい方向(椎間板の方向)が x 軸 に平行になるように ROI を回転させ,画素値か ら正データを生成する.椎間板上にない画素か らランダムに画素を選び, ROI を抽出し,回転 させ,負データを生成し,SVM を学習する.同 じ学習用画像の各画素を中心とする ROI を回 転させ,この SVM に適用して,暫定的な TP と FP の画素を得る.FP 画素からランダムに画素 を選び,ROI を設定し,回転させ,新たな負デ ータを生成する.前回と同じ正データと新しい 負データから新しく SVM を学習する.テスト 用画像に新しい SVM を適用し,最終的な TP と FP の画素を得る.識別時にはマスク画像内のみ 結果として採用する.

4. 抽出精度の向上

SVM によって抽出された椎間板領域の抽出 精度の向上を行う.椎間板候補の各領域で主軸 を求め,2 領域間の主軸同士の成す角度や主軸 長等を指標として併合や削除を行い,投票を行 う事で非椎間板領域を削除する.

5. 実験結果

図 1はX線透視画像の1スライスであり,図2は作成したマスク画像である.





図1原画像

図 2 マスク画像

図 3は SVM を 2 度適用した椎間板候補の抽 出結果(白い画素)である.図 4 は図 3 に抽出 精度の向上処理を施した椎間板抽出の最終結 果である.精度が向上していることが分かる.





図 3SVM2回の抽出結果

図4 椎間板抽出結果

6. まとめ

本研究では X 線透視画像から椎間板を抽出 する手法を提案した.

今後の課題としては,抽出精度の向上が挙げ られる.また、抽出した椎間板の情報を基に椎 体の抽出を行う事も挙げられる.

謝辞

研究遂行にあたり貴重なご協力を賜った京 都大学大学院医学研究科人間健康科学系専攻 リハビリテーション科学コース 松林潤氏,岡 山大学整形外科 瀧川朋亨氏,神戸赤十字病院 整形外科 戸田一潔氏,神戸赤十字病院整形外 科 伊藤康夫氏に深謝いたします.

利益相反の有無

「なし」

- [1] K.Mekata, H.Takizawa, J.Matsubayashi, et al.: A preliminary study on template-matchingbased tracking of cervical vertebral bodies in videofluorography during swallowing, IFMIA, Vol.1, No.1, pp.190-191, 2017
- [2] B Michael Kelm, M.Wels, S.Kevin Zhou, et al.: Spine detection in CT and MR using iterated marginal space learning, Medical Image Analysis, Vol.17, pp.1283-1292, 2013
- [3] M.Benjelloun, S.Mahmoudi, F.Lecron: A Framework of Vertebra Segmentation Using the Active Shape Model-Based Approach, International Journal of Biomedical Imaging, Vol.2011, pp.1-14, 2011

Preliminary study on segmentation of intervertebral disks in VF images

by use of SVM

Yuki SAITO^{*1}, Kojiro MEKATA^{*1, *2}, Hotaka TAKIZAWA^{*3}, Hiroyuki KUDO^{*3}

*1 Department of Computer Science, Graduate School of Systems and Information Engineering, University of Tsukuba
*2 Department of Rehabilitation, Kobe Red Cross Hospital
*3 Faculty of Engineering, Information and Systems, University of Tsukuba

In this report, we propose a detection method of intervertebral disks in X-ray videofluorography (VF) images. First, the lines of heads and shoulders are extracted by using random sample consensus. The regions surrounded by lines are used as masks. The candidate pixels of intervertebral disks are detected by applying pixel-based SVM. The candidates are deleted based on the axis of candidate regions. The candidates are verified by voting technique. We applied our detection method to actual VF images.

Key words: VF image, intervertebral disc, swallowing, SVM, RANSAC

レベルセット法における速度関数制御による

頚動脈低信号領域の抽出

中川 史登*1 鈴木 秀智*1 太田 義勝*1

要旨

頚動脈狭窄症は、脳への血流を低下させ、さらには閉塞させる危険性があり、早期発見が強く望まれる. 頚動脈の検査には、CTA や ceMRA なども利用されるが、被爆や造影剤使用などリスクが高いため、健診 では TOF MRA がよく用いられる. TOF MRA は血流を描出するが、分岐部は血流速度の低下などにより 低信号領域が生じ、狭窄を引き起こすプラークと誤認識するなどの問題がある. これまで、頚動脈の分岐 位置を利用した精度改善、粗抽出領域の形状を利用した精度改善などが試みられているが、十分な精度は 得られていない. 本研究では、まず基本的なレベルセット法で高信号の血流領域を抽出し、大まかな血管 位置と次の抽出のための初期領域を求める. 2 回目のレベルセット法において、候補境界点と大まかな血 管位置から低信号領域に接する境界点の判定法を導入し、速度関数を境界点ごとに制御する方法を提案す る. 実験より、従来研究と比べて抽出精度を約 3%改善することを確認した.

キーワード: 頚動脈, MRA 画像, レベルセット法

1. はじめに

近年,脳梗塞の原因の1つである頚動脈狭 窄症が増加している. 頚動脈は脳に血液を送 る重要な役割を担っている. 頚動脈狭窄症は, 脳への血流を低下させ, 頚動脈を詰まらせる といった危険があり,早期発見が求められる. 一般的に頚動脈の検査には、CTA や ceMRA などが利用される.しかし、これらの撮像方 法では、 造影剤の投与を必要とするため、 造 影剤を投与しない TOF MRA が多く利用され ている. TOF MRA では、血流を用いること で組織部分を低信号,血流領域を高信号とし て描出するが、総頚動脈から内頚動脈と外頚 動脈の分岐部分は不規則な血流が生じるため に血流領域が低信号として描出されることが ある. 頚動脈を自動抽出する際に低信号領域 を十分抽出することができず、狭窄を引き起

*1 三重大学大学院工学研究科情報工学 專攻

〔〒514-8507 津市栗真町屋町 1577〕

こすプラークと誤認識する問題がある.

これまで,分岐位置を利用した精度改善[1], 粗抽出領域の形状などに基づく精度改善[2, 3] などが試みられているが,十分な抽出精度 は得られていない.そこで,本研究では,レ ベルセット法における速度関数を低信号領域 には異なる制御を導入することで,頚動脈の 自動抽出精度を改善する方法を提案する.

2. 提案手法

従来手法 [2] では、レベルセット法 [4] を基本とした自動抽出を行う.まず、判別分 析法などを利用して TOF MRA から初期領域 を作成し、それを基にレベルセット法を用い ておおよその血流領域を抽出する.そして、 抽出した血流領域から、スライスごとに低信 号領域を含むかを判定する.抽出領域を基に 初期領域を作成し直し、低信号領域を含むス ライスでは異なる制御を導入したレベルセッ ト法を利用して、血流領域を再抽出する.

提案手法では,低信号領域に対する判定を スライスごとではなく,レベルセット法によ る候補ピクセルごとに判定を行う.具体的に は、1段階目の処理で得られた血流領域から, スライスごとに血流領域の重心を求める.そ して,処理途中の境界線である各候補ピクセ ルから先ほど求めた血流領域の重心までのベ クトル上の輝度分布を調べ,注目している候 補ピクセルが低信号領域にこの後の処理で到 達するかを判定する.低信号領域に近づいて いくと判定されたピクセルでは,輝度値の空 間的な分布の特性をレベルセット法の速度関 数の計算に利用することで,1段階目の処理 では抽出できなかった低信号領域を抽出し, 精度を改善する.

3. 実験

実験では, TOF MRA を 3 例使用した. 各 データは, サイズが縦 135×横 256 の 150 枚 である. 従来手法と提案手法の実験結果を図 1, 2 に示す.



図1 従来手法



図2提案手法

精度評価では,TOF MRA から目視で抽出 した血流領域と実験結果の適合率と再現率を 求め,F値を利用する.提案手法は,適合率 を大幅に低下させず,再現率を増加させ,F 値を向上させることができた.

4. まとめ

本研究では, 頚部の TOF MRA からレベル セット法を用いて低信号領域を自動抽出し, 抽出精度を改善させた.境界線の候補ピクセ ルごとに低信号領域に到達するかの判定を行 い,レベルセット法における速度関数をピク セルごとに制御を行う手法を提案した.実験 から,従来手法より提案手法の方が精度を改 善できたことを確認した.しかし,従来手法 と比べ,提案手法では過抽出してしまう領域 があった.低信号領域に近づくかの判定基準, 速度関数の制御方法について更なる改善が必 要である.

利益相反の有無

なし.

- Hutter J, Hofmann HG, Grimm R, et al: PriorBased Automatic Segmentation of the Carotid Artery Lumen in TOF MRA. MICCAI 2012, Part2, LNCS 7511, 511-518, 2012
- [2] 若浪旭基,鈴木秀智,太田義勝: 頚 部 MR 画像からの頚 動脈血管領域抽 出精度の改善,2014 年度電気・電子・情 報関係学会東海支部連合大会 (G4-3), 2014.9.8-9
- [3] 鈴木秀智,太田義勝:血管の走行と分岐部の位置を利用した 頚動脈 MRA 画像における血流領域の抽出精度の改善, 日本医用画像工学会 (JAMIT 2016) 第 35 回大会 (PP21), 2016.7.21-23
- [4] Sethian J : Level Set Methods, 1st ed..Cambridge University Press, New York, 1996

Extraction of Low Intensity Region of Carotid Artery

Based on Control of Velocity Function Used in Level Set Method

Fumito NAKAGAWA^{*1}, Hidetomo SUZUKI^{*1}, Yoshikatsu OHTA^{*1}

*1 Division of Information Engineering, Graduate School of Engineering, Mie University

Carotid artery stenosis has the danger of lowering blood flow to the brain and obstructing it. In current clinical practice, examinations of the carotid artery are carried out with CTA or ceMRA. However, they require the administration of contrast medium. Currently, TOF MRA is often used to examine the carotid artery. However, TOF MRA has a problem of low intensity due to irregular blood flow around bifurcation. It makes difficult to detect stenoses. Therefore, we propose a method to extract the carotid artery based on the control of the velocity function used in level set method. We were able to improve about 3% compared with the conventional method.

Key words: Carotid artery, MRA image, Level set method

アルツハイマー病のための脳局所特徴量を用いた

MR画像解析に関する検討

藤本竜一*1 伊藤 康一*1 呉 凱*2 佐藤 和則*3 瀧 靖之*3

福田 寬*4 青木 孝文*1

要旨

大規模な脳 MRI 画像データベースを用いた統計解析を通して,加齢に伴って脳組織が萎縮することが知られている.この解析結果より,脳 MRI 画像を用いて正常加齢に伴う脳の形態変化を調べることで,年齢を推定することが可能である.健常者の脳形態から推定される年齢は,加齢に伴う脳萎縮の客観的な指標となるため,アルツハイマー病などの早期発見や診断支援に有効であると考えられる.これまでに脳局所特徴量に基づく年齢推定手法を提案してきた.本稿では,Alzheimer's Disease Neuroimaging Initiative (ADNI)が公開しているアルツハイマー病患者のデータベースに対して,年齢に関する回帰問題と,アルツハイマー病患者と健常者の分類問題とを局所特徴量を用いて解くことで,アルツハイマー病の診断支援に対する提案手法の有効性を調査する.

キーワード: MRI, T1 強調画像, 年齢推定, アルツハイマー病, ADNI

1. はじめに

人間の脳は,正常加齢に伴って,その形態が 変化(萎縮)する.その傾向を利用することで 脳画像から年齢を推定することができる.脳画 像から推定される年齢は,正常加齢に伴う脳の 萎縮の客観的指標となるため,脳形態の解析に 有用であると考えられる.脳形態の解析には, 一般的に MRI 画像の中の T1 強調画像が利用さ れるため,本稿でも T1 強調画像を利用する.

T1 強調画像は,灰白質(Gray Matter: GM), 白質(White Matter: WM),脳脊髄液(Celebro Spinal Fluid: CSF)といった脳の解剖学的な構造

*1 東北大学大学院情報科学研究科

〔〒980-8579 仙台市青葉区新巻字青葉 6-6-05〕

e-mail: fujimoto@aoki.ecei.tohoku.ac.jp

*2 華南理工大学

*3 東北大学加齢医学研究所

*4 東北医科薬科大学

投稿受付: 2003年1月31日

が捉えやすいという特徴がある. 大規模な T1 強調画像データベースを使った統計解析によ り, GM, WM, CSF は, 加齢に伴って体積が変 化することが報告されている[1]. その傾向を利 用することで、T1 強調画像から年齢の推定を 行うことができる.現在までに T1 強調画像か ら年齢推定をする手法がいくつか提案されて いる[2]~[7]. これらの手法は, GM の全ボクセ ルなど、ボリューム全体を特徴量として使用し ているため, 必ずしも年齢推定に最適な特徴量 を使用していないという問題があった.これに 対して, 我々の研究グループでは, 脳局所特徴 量に基づく年齢推定手法を提案してきた[8], [9]. 脳局所特徴量に基づく年齢推定手法では, 脳ア トラスで分割された脳の局所領域に対して局 所特徴量を抽出し,関連ベクトルマシン (Relevance Vector Machine: RVM) を用いて年齢 推定を行う.

本稿では、これまでに研究を進めてきた脳局 所特徴をアルツハイマー病の診断支援に応用 する. 具体的には, Alzheimer's Disease



図1 脳局所特徴量抽出の流れ

Neuroimaging Initiative (ADNI)¹が公開している アルツハイマー病患者のデータベースに対し て、年齢に関する回帰問題と、アルツハイマー 病患者と健常者の分類問題とを脳局所特徴量 を用いて解くことで、アルツハイマー病の診断 支援に関する脳局所特徴の有効性について調 査する.

2. 脳局所特徴量の抽出

脳局所特徴量の抽出の流れを図1 に示す. 撮 影時の環境の違い、個人差などの影響によって、 画像間で画像上での位置と実際の組織の場所 が対応していない. そのため, 前処理を行う必 要がある.本稿では,前処理に SPM8²および SPM8 のツールボックスである VBM8³を用い て行う. 前処理は, Normalization, Segmentation, Modulation の 3 つの処理で構成される. Normalization では、個人の脳形態を標準的な脳 の形態 (テンプレート) に合わせこむ. Segmentation では, 脳画像をGM, WM, CSFの 3 つの組織に分画する. Modulation では, Normalization で適用された変形に従ってボク セル値を調節することで Normalization の際に 失われた体積の情報を補正する. Automated Anatomical Labelling (AAL) アトラス [10] に基 づいて GM, WM, CSF を局所領域に分割 (Parcellation) する. 本稿では, 90 領域の脳アト ラスに従って各組織を 90 領域に分割する.分 割した各領域の GM の体積を Regional GM Volume (RGMV) とし、同様に分割された WM と CSF の体積をそれぞれ RWMV と RCSFV と する.

脳局所特徴量には,年齢以外にも性別や頭蓋 内体積(頭の大きさ)などの影響が含まれてい るため、年齢による違いのみを解析することが できない.そこで、頭蓋内体積と性別から受け る影響を線形回帰分析によって取り除くこと で脳局所特徴量を正規化する.線形回帰分析で は、各要因が互いに独立であると仮定して、脳 局所特徴量を各要因の線形和で表し、年齢以外 の要因を取り除く.例えば、N 人のデータが与 えられたとき、パラメータをa、残差を e とす ると、RGMV は、次式でモデル化される.



ここで, $i = 1,2, \dots M$ であり, M はアトラスに よって分割される領域数を示す. パラメータ aを最小二乗法によって求め, 残差 e を得る. こ の残差 e を性別および頭蓋内体積の影響を除 いた corrected RGMV (cRGMV) とする. 以上の 処理で得られる cRGMV を, 正規化された特徴 量として, 年齢推定に用いる. この処理を全て の領域について行う. また, RWMV と RCSFV に対しても同様の処理を行うことで, cRWMV と cRCSFV を求める.

3. 脳局所特徴量を用いた年齢推定手法

正規化された特徴量 cRGMW, cRWMV, RCSFV を組み合わせて一つの特徴ベクトルと し,機械学習によって年齢を推定する.具体的 には,MRI データを訓練データとテストデータ に分け,訓練データを用いて学習モデルの最適 化を行い,テストデータの年齢を推定する.本 稿では, RVM [11] に基づいた回帰の手法で ある Relevance Vector Regression (RVR) を用い る.

4. 脳局所特徴量を用いたアルツハイマー分 類

正規化された RGMV, RWMV, RCSFV をまと めて一つの特徴ベクトルとし, 機械学習によっ て健常 (Cognitively Normal: CN), 軽度認知障害 (Mild Cognitive Impairment: MCI), アルツハイマ

¹ http://adni.loni.usc.edu/

² http://www.fil.ion.ucl.ac.uk/spm/software/spm8/

³ http://www.neuro.uni-jena.de/vbm/download/

表1 分類の実験結果

	CN	AD	CN
	vs.	vs.	vs.
	AD	MCI	MCI
Sensitivity [%]	87	65	70
Specificity [%]	87	59	78
PPV [%]	90	76	78
NPV [%]	84	48	69
Accuracy [%]	87	63	73

一病 (Alzheimer's Disease: AD) への分類を行う.
 本稿では学習の手法として Support Vector Machine (SVM) を用いる.

5. 実験

実験には、ADNI データベースのうち ADNII Screening に含まれている T1 強調画像 (192× 192×160 [voxel]) を用いる. これらの画像は、 1.5T の MRI 装置によって撮像されたものであ る. 使用するデータは、54~91 歳の男性 381 名、 女性 285 名である. この内、188 名が AD、250 名が MCI、228 名が CN である.

分類問題の実験では、AD vs. CN、AD vs. MCI, MCI vs. CN の3 通りについて実験を行う. そ れぞれの症状について、半分をランダムに訓練 データとして選択し、残りをテストデータとし て利用する. 識別器は LIBSVM⁴の C-SVC を使 用し、カーネルは線形カーネルを用いる. 試行 は 100 回とし、Sensitivity, Specificity, Positive Predictive Value (PPV), Negative Predictive Value (NPV), Accuracy の平均を評価する. Sensitivity は、陰性を正しく分類する確率である. Specificity は、陽性を正しく分類する確率である. Specificity は、陽性を正しく分類する確率である. Accuracy は、正しく分類される確率である.

年齢に関する回帰問題では、CN の 228 名か らランダムに選択された 160 名を訓練データと し、CN の残りの 68 名、MCI の 250 名、AD の 188 名をテストデータとして使用する. 試行は 100 回とし、実年齢と推定年齢の間の絶対平均

表2 年齢推定の実験結果

	CN	MCI	AD
MAE [y/o]	3.59	5.13	5.53
SD [y/o]	4.57	6.49	6.85

誤差 (Mean absolute error: MAE) および標準偏差 (Standard Deviation: SD) で評価する.

分類問題の実験結果を表1に示す.CN vs. AD の場合に最も精度が高く, AD vs. MCI の場合に 精度が低いという結果となった. MCIは, CNと ADと比べてに分類が困難であるため、これは、 妥当な結果である.また,提案手法の精度は, ADNI を用いた AD の分類に関する文献 [12] と同程度の精度である.年齢推定の結果を表 2 に示す. CN が最も年齢推定の誤差が小さく, AD が最も誤差が大きいという結果になった. CN の精度は、健常者の大規模データベースを 用いた精度と同程度である.一方で, MCI およ び AD の推定精度が 1.5 歳程度高いことより, 提案手法により CN と MCI あるいは AD を判別 できる可能性がある.以上より、アルツハイマ 一病患者の識別および年齢推定において提案 手法が少なからず有効であることを示した.

6. まとめ

本稿では,脳局所特徴のアルツハイマー病の 診断支援への応用を検討した.アルツハイマー 病患者を含む大規模データベースである ADNI を用いた実験を通して,提案手法が分類および 回帰(年齢推定)に有効であることを示した. 今後は,アルツハイマー病の診断支援のために 提案手法を高精度化するとともに,縦断的なデ ータベースを用いた経時変化の解析を行う予 定である.

利益相反の有無

無し

文 献

[1] Y. Taki, R. Goto, A. Evans et al., "Voxel-based morphometry of human brain with age and

⁴ https://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/

cerebrovascular risk factors," Neurobiol. Aging, vol.25, no.4, pp.455–463, April 2004.

- [2] Z. Lao, D. Shen, Z. Xue et al., "Morphological classification of brains via high-dimensional shape transformations and machine learning methods," NeuroImage, vol.21, no.1, pp.46–57, Jan. 2004.
- [3] H. Neeb, K. Zilles, and N.J. Shah, "Fullyautomated detection of cerebral water content changes: Study of age- and gender-related H2O patterns with quantitative MRI," NeuroImage, vol.29, no.3, pp.910–922, Feb. 2006.
- [4] J. Ashburner, "A fast diffeomorphic image registration algorithm," NeuroImage, vol.38, no.1, pp.95–113, Oct. 2007.
- [5] J. Wang, W. Li, W. Miao et al., "Age estimation using cortical surface pattern combining thickness with curvatures," Med. Biol. Eng. Comput., vol.52, no.4, pp.331–341, April 2014.
- [6] L. Su, L. Wang, and D. Hu, "Predicting the age of healthy adults from structural MRI by sparse representation," Intelligent Science and Intelligent Data Engineering, vol.7751, pp.271–279, 2013.
- [7] K. Franke, G. Ziegler, S. Kloppel et al.,
 "Estimating the age of healthy subjects from T1-weighted MRI scans using kernel methods: Exploring the influence of various parameters," NeuroImage, vol.50, no.3, pp.883–892, April 2010.

- [8] C. Kondo, K. Ito, K. Wu et al., "An age estimation method using brain local features for T1-weighted images," Proc. Int'l Conf. IEEE Eng. in Med. Biol. Soc., pp.666–669, Aug. 2015.
- [9] R. Fujimoto, K. Ito, K. Wu et al., "Age estimation using effective brain local features from T1-weighted images," Proc. Int'l Conf. IEEE Eng. in Med. Biol. Soc., pp.5941–5944, Aug. 2016.
- [10] N. Tzourio-Mazoyer, B. Landeau, D. Papathanassiou et al., "Automated anatomical labeling of activations in SPM using a macroscopic anatomical parcellation of the MNI single subject brain," NeuroImage, vol.15, no.1, pp.273–289, Jan. 2002.
- [11] M.E. Tipping, "Sparse Bayesian learning and the relevance vector machine," J. Machine Learning Research, vol.1, pp.211–244, 2001.
- [12] R. Cuinqnet, E. Gerardin, J. Tessieras et al., "Automatic classification of patients with Alzheimer's disease from structural MRI: a comparison of ten methods using the ADNI database," NeuroImage, vol.56, no.2, pp.766– 781, May 2011.

A Study of an Analysis of MR Images Using Brain Local Features for

Alzheimer's Diseases

Ryuichi FUJIMOTO^{*1}, Koichi ITO^{*1}, Kai WU^{*2}, Kazunori SATO^{*3}, Yasuyuki TAKI^{*3}, Hiroshi FUKUDA^{*4}, and Takafumi AOKI^{*1}

*1 Graduate School of Information Sciences, Tohoku University,

*2 South China University of Technology

*3 Institute of Development, Aging and Cancer

*4 Tohoku Medical and Pharmaceutical University

It is known that brain tissues have age-related morphological changes through a set of statistical analysis using largescale brain MRI image databases. This fact allows us to estimate the age of a subject from brain MRI images by evaluating brain morphological changes with healthy aging. The age estimated from morphological changes of a human brain can be used for diagnostic support and early identification of brain disorders such as Alzheimer's disease. This paper proposes an analysis method using brain local features for Alzheimer's diseases. Through a set of experiments using T1-weighted images provided by Alzheimer's Disease Neuroimaging Initiative (ADNI), we demonstrate that the proposed method exhibits efficient performance on the analysis of Alzheimer's diseases.

Key words: MRI, T1-weighted images, Alzheimer's disease, machine learning, ADNI (maximum 5 words)

遺伝子型と画像特徴を用いたコンピュータ支援診断:

軽度認知障害とアルツハイマー型認知症の

脳萎縮の定量評価

甲斐千遥*1 内山良一*2 白石順二*2 藤田広志*3

要旨

遺伝子解析のコストが驚くべき速さで低下しており,将来,遺伝子検査が臨床現場で日常的に行われてい ると予測できる.このような背景のもと,画像の表現型を中心に進められてきた放射線医学の研究に,遺 伝子型という視点を加える Radiogenomics と呼ぶ新しい研究領域が広がりつつある.本研究の目的は,アル ツハイマー型認知症関連遺伝子である APOE のタイプの違いと関係する脳萎縮が生じる部位の違いを分析 し,個別化医療を支援する次世代型の CAD システムを開発することである.まず,SPM12 を用いて頭部 の3次元 MR 画像の脳形態標準化処理を行ったのち,正常例から正常標準脳を作成した.次に Z スコアマ ップを求め,遺伝子のタイプに応じて,萎縮の部位や程度を評価した.実験の結果,遺伝子のタイプの違 いによって脳萎縮の部位に違いがあることが明らかになった.遺伝子のタイプに応じて異なる部位の萎縮 の程度を定量評価し,個別化医療を支援する次世代型の CAD システムの開発が期待できる.

キーワード:アルツハイマー型認知症, Radiogenomics, コンピュータ支援診断

1. はじめに

ポストゲノム時代に入り,遺伝子解析技術が 飛躍的に進歩し,その解析コストが驚くべき速 さで低下している.2002年には,約95億円か かっていた遺伝子解析のコストは,2013年には,約 10万円程度にまで急激に低下してきた[1]. そのため,近い将来,遺伝子検査が臨床現場で 日常的に行われている可能性が高いと予測で きる.このような背景のもと,画像表現型を中 心に進められてきた放射線医学の研究に,遺伝 子型という視点を加える Radiogenomics と呼ぶ 研究領域が広がっている[2].多くの病気は,遺

- 〔〒862-0976 熊本県熊本市中央区九品寺4丁目24
- 番1号〕
- e-mail: y_uchi@kumamoto-u.ac.jp
- *2 熊本大学大学院生命科学研究部医用理工学
- *3 岐阜大学大学院医学系研究科再生医科学専攻知
- 能イメージ情報分野

伝的要因に環境的要因が加わることによって 発症すると言われている.しかし,これまでの コンピュータ支援診断(以下,CAD)に関する 多くの研究は,年齢や喫煙歴といった環境因子 と画像特徴量を分析し,病気の存在診断や鑑別 診断の支援を行うものであった[3,4].本研究の 目的は,遺伝子という視点を新しく加えること によって,個人の体質を考慮した読影を支援す る個別化医療のための CAD システムに関する 研究開発を行うことである.

本研究では、アルツハイマー型認知症(以下, AD)の早期検出のための CAD システムの開発 に取り組んだ.遺伝子検査は、被験者のゲノム が対象である遺伝学的検査とがん細胞のゲノ ムが対象である体細胞遺伝子検査に分けられ る.遺伝学的検査は血液採取により行われ,主 にスクリーニング検査に用いられる.一方、体 細胞遺伝子検査はがん細胞を生検することに よって行われ、主に精密検査で用いられる.本 研究では、スクリーニング検査に用いられる遺 伝学的検査と画像検査の統合解析によって、早

^{*1} 熊本大学大学院保健学教育部

期診断を支援して,早期の治療により予後が改善できる AD を研究の対象にした.

本研究では、アルツハイマー型認知症関連遺 伝子である APOE のタイプの違いと関係する脳 萎縮が生じる部位の違いを見つけ、その違いを コンピュータで学習することで、個別化医療を 支援する次世代型の CAD システムが開発でき るかについて検討した.

2. 実験試料

本研究では, Alzheimer's Disease Neuroimaging Initiative (ADNI) データベース[5]における MR 画像を用いた.正常例は 30 症例 (71~79 歳) を選択して実験に用いた.また,軽度認知障害 (以下, MCI), AD の頭部の MR 画像,及び APOE 遺伝子の情報を 150 例収集した.使用した画像 は 3.0T の MR 装置で Magnetization-Prepared Rapid Acquisition with Gradient Echo (MP-RAGE) 撮影法により撮影されたものである.マトリッ クスサイズは 256×256,ボクセルサイズは 1.0 ×1.0×1.2mm³であった.

3. 方法

図1に本手法の概要を示す. 脳形態変化を分 析するためには,大きさや解剖学的位置を同じ



図1本手法の概要.

にする脳形態標準化処理を行う必要がある.本 実験では、SPM12[6]を用いて脳形態標準化処理 を行った[7]. つぎに,正常 30 症例から正常標 準脳の作成を行った.また、APOE ε 3 の MCI 患 者,APOE ε 3 の AD 患者,APOE ε 4 の MCI 患 者,APOE ε 4 の AD 患者の 4 つのグループに分 類し、4 つのグループごとに平均画像を作成し た.APOE 遺伝子の違いによる患者の脳形態変 化の特徴を視覚的,定量的に分析するために, 正常標準脳との違いをZスコアマップで表示し た.以下に、手法の詳細について述べる.

1) 脳形態標準化処理

本研究では、脳形態変化を分析するための前 処理として、SPM12を用いて脳形態標準化処理 を行った.はじめに、MRI 撮影中の体動や拍動 による動きを補正するために、Realignment 処理 を行った.つぎに、Normalization 処理を行った. 以上の処理を施すことによって脳形態標準化 が行われ、解剖学的な位置が同じになるため、 同じ位置の画素値の比較により形態学的な変 化を分析することができる.

2) Z スコアマップの作成

APOE 遺伝子の違いによって, APOE ε 3 の MCI 患者, APOE ε 3 の AD 患者, APOE ε 4 の MCI 患者, APOE & 4 の AD 患者の 4 つのグル ープに分類し、分類した4つのグループの脳形 態変化の特徴を視覚的に分析するためにZスコ アマップを作成した.まず,脳形態標準化処理 を行った 30 枚の正常患者の MR 画像から,各 画素における平均値と標準偏差をボクセル毎 に計算することによって, 平均画像と標準偏差 画像を作成した. つぎに, 脳形態標準化処理を 行った MCI, AD 患者の 150 枚の MR 画像に対 し、APOE 遺伝子の違いによって分類した4つ グループそれぞれの平均画像を作成した.これ らの画像から以下の式を用いて、4 つのグルー プの脳萎縮の程度をZスコアマップで画像化し た.

$$ZScore(x, y, z) = \frac{Input(x, y, z) - Mean(x, y, z)}{SD(x, y, z)}$$
(1)

ここで, *Mean(x,y,z)とSD(x,y,z)*は, 正常標準 脳の平均画像と標準偏差画像を表し, *Input(x,y,z)*はMCI, AD 患者の脳の平均画像を 表す.図2にZスコアマップの例を示す.グレ ースケール画像は正常標準脳を表している.緑 の部分は正常標準脳の平均画像よりも,MCI, AD 患者の脳の平均画像の画素値が低く,萎縮 が起きている場所を表している.この処理によ って, APOE 遺伝子の違いによって分類した4 つのグループで,脳萎縮が,どこの解剖学的部 位でどの程度起きているのかを視覚的に分析 することが可能になる.



図2 Zスコアマップ

3) 萎縮程度の定量評価

正常標準脳に関心領域(Region of Interest, ROI) を設定すれば、関心のある部位の萎縮程度を定 量化することができる.本研究では、海馬、後 頭葉,島皮質の領域に3次元的にROIを設定し て萎縮の程度を定量的に評価した.本研究では 各領域におけるZスコアの値が負になる画素値 の総和の平均値を求め、その絶対値を萎縮の程 度として定量化した.

4. 実験結果および考察

MCI, AD 患者の MR 画像を APOE 遺伝子の 違いによって, APOE ε 3 の MCI 患者, APOE ε 3 の AD 患者, APOE ε 4 の MCI 患者, APOE ε 4 の AD 患者の 4 つのグループに分類し, グル ープ毎に作成した平均画像をZスコアマップで 見てみると, MCI では, APOE ε 3 の患者と比較 して, APOE ε 4 の患者では側頭葉や後頭葉, 頭 頂葉などに萎縮が見られた. AD も同様に, 萎 縮パターンが遺伝子のタイプによって異なっ ていた. また, MCI から AD にかけての病態推 移も遺伝子のタイプによって異なることが明 らかになった.

つぎに,海馬,後頭葉,島皮質の領域を3次 元的に決定し,各領域におけるZスコアの値が 負になる画素値の総和の平均値を求め,その絶 対値を萎縮の程度として定量評価した.視覚的 評価と同様に,遺伝子のタイプによって萎縮の 傾向や病態推移が異なることが明らかになっ た.

視覚的評価と定量評価により,遺伝子のタイ プに応じて,脳萎縮が起きる部位や広がり方が 異なること,さらに,MCIからADに移行する 際の病態推移が違うことがわかった.よって, 遺伝子のタイプに応じた読影をすることによ って,現在よりも早期に萎縮を診断できる可能 性があることが示唆された.遺伝子検査の結果 に対応した解剖学的な脳萎縮程度を計測する ことによって,個別化医療を支援する次世代型 のCAD システムを開発することが可能である と考えられる.

5. まとめ

本研究では、遺伝子のタイプが異なる患者の 脳萎縮に関する画像所見の違いを定量化した. 遺伝子タイプによる画像所見の違いをコンピ ュータで学習すれば、個別化医療を支援する次 世代型の CAD システムの開発が可能である.

謝辞

本研究の一部は,科学研究費新学術領域研究 (課題番号 26108005),JSPS 科研費基盤研究 C (課題番号 17K09067) にて行われました.

利益相反の有無

利益相反事項はありません.

- [1] Hayden EC, Technology: the \$1,000 genome, Nature, 507, 294-295, 2014
- [2] Mazurowski MA : Radiogenomics what it is and why it is important. J Am Coll Radiol. 12(8) : 862-866, 2015
- [3] Doi K : Computer-aided diagnosis in medical imaging: Historical review, current status and future potential. Computerized Medical Imaging and Graphics 31:198-211, 2007
- [4] Giger ML, Karssemeijer N, Schnabel JA : Breast image analysis for risk assessment, detection diagnosis, and treatment of cancer. Annu. Rev. Biomed. Eng. 15:327-357, 2013
- [5] http://adni.loni.usc.edu/
- [6] http://www.fil.ion.ucl.ac.uk/spm/
- [7] 村川彩希,生田理恵,内山良一,白石順二: 脳形態変化のパターン分類と可視化のための画像データマイニング,日本放射線技術学会雑誌 72(2):149-156,2016

Computer-Aided Diagnosis Using Genetic Type and Image Features: Quantitative Assessment of Brain Atrophies Between Mild Cognitive Impairment and Alzheimer's Disease

Chiharu KAI*1, Yoshikazu UCHIYAMA*2, Junji SHIRAISHI*2, Hiroshi FUJITA*3

*1 Graduate School of Health Sciences, Kumamoto University

*2 Dept. of Medical Physics, Faculty of Life Sciences, Kumamoto University

*3 Dept. of Intelligent Image Information, Graduate School of Medicine, Gifu University

In the post-genome era, a novel research area called Radiogenomics is being formed for adding a new viewpoint of genotype to researches on radiology medicine which have been focused on the analysis of imaging phenotype. The purpose of this study is to analyze the relationship of APOE genes and brain morphological changes. First, SPM 12 was firstly employed for 3D anatomical standardization of the brain MR images. 30 normal images were used to create a standard normal brain image. Z score maps were generated to identify the differences in individual abnormal images and the standard normal brain. Our experimental results revealed that cerebral atrophies depending on genotypes occur different locations, and morphological changes from mild cognitive impairment to Alzheimer's disease are also different. By quantifying degree of atrophies of different anatomical locations related with genotypes, next-generation-type CAD scheme for personalized medicine would be developed.

Key words: Alzheimer's disease, Radiogenomics, Computer-aided diagnosis

ドパミントランスポーターイメージングにおける CT 像と

MR 像の位置合わせを利用した定量解析システム

竹田 優太*1 横井 翔伍*2 田中 悠貴*3 原 武史*1 周 向栄*1

片渕 哲朗*4 福岡 大輔*5 松迫 正樹*3 藤田広志*1

要旨

¹²³I-FP-CIT は、線条体におけるドパミントランスポーター(DAT)の分布を SPECT 像で可視化できる.本研 究の目的は、DAT イメージングにおける再現性の高い定量解析システムの開発である.そのために、SPECT 像に MR 像の形状情報を追加して再現性の向上を図る.本研究で用いる SPECT 像は、SPECT/CT 装置によ って撮影されたものとする. CT 像と MR 像の位置合わせを利用して、SPECT 像と MR 像を自動位置合わ せした.次に、MR 像から線条体の形状情報を抽出した.抽出した形状情報を SPECT 像に重ね合わせた. 測定領域を設定し、解析を行った.システム画面では、位置合わせ前と位置合わせ後の各画像及び、解析 結果の値が表示される.実験には、頭部 SPECT/CT, MR 像 32 症例を用いた.画像の位置合わせは、全症 例において 2mm 以下の位置ずれであった.解析結果の値は、最大で 6.76、最小で 1.75、平均は 4.04 であ った.本システムは、DAT イメージングにおいて、再現性の高い解析が実現できる可能性が示唆された.

キーワード:¹²³I-FP-CIT, 位置合わせ

1. 目的

¹²³I-FP-CIT は,線条体におけるドパミント ランスポーター(DAT)の分布を SPECT 像で可 視化できる[1].本剤は,パーキンソン症候群 及びレビー小体型認知症の画像診断に用いら れる[2].DAT イメージングにおける定量解析 の先行研究として、Tossici-Bolt 法[3]がある. Tossici-Bolt 法は,大きな関心領域(ROI)を用 いており, ROI と全脳の薬剤の取り込み量の

*1 岐阜大学大学院医学系研究科知能イメージ情報

〔〒501-1194 岐阜県岐阜市柳戸 1-1〕

e-mail: ytakeda@fjt.info.gifu-u.ac.jp

*2 岐阜大学大学院自然科学技術研究科 知能情報学

- *3 聖路加国際病院放射線科
- *4 岐阜医療科学大学保健科学部
- *5 岐阜大学教育学部

比を用いて解析値を算出する. ROI の形状は 固定型を使用しているため,測定値に誤差が 生じる可能性がある. そこで、本研究の目的 を DAT イメージングにおける再現性の高い 定量解析システムの開発とする.本稿では, SPECT 像に MR 像の形状情報を追加して再現 性の向上を図る.

2. 方法

本研究で用いる SPECT 像は, SPECT/CT 装 置によって撮影されたものとする. CT 像と MR 像の画像位置合わせを利用して, SPECT 像と MR 像を自動位置合わせした. SPECT/CT 装置では, SPECT 像と CT 像が同時に撮影さ れるため, 2 画像間には位置のずれは無いと 考えられる. したがって, MR 像を CT 像に 位置合わせできれば, SPECT 像も同様に MR 像との位置合わせが実現できたと考えること ができる. CT 像と MR 像の位置合わせには, 画像間の相互情報量を用いた[4].次に,MR 像から線条体領域を抽出した.抽出手法とし て、グラフカットを用いた[5].抽出した線条 体領域を SPECT 像に重ね合わせて ROI とし て設定した.設定した領域内の値を測定して 解析を行った.解析値の算出方法として, Tossici-Bolt法と同じく ROI と全脳の薬剤の取 り込み量の比を用いた.システム画面では, 位置合わせ前と位置合わせ後の各画像及び, 解析結果の値が表示される.本システムの精 度検証の実験として,施設内審査委員会(IRB) によって承認された頭部 SPECT/CT,MR 像 32 症例を用いた.

3. 結果

画像の位置合わせは, 全症例において 2mm 以下の位置ずれであった. 図1に SPECT 像と MR 像の画像融合結果を示す. 算出された解 析値は, 最大で 6.76, 最小で 1.75, 平均は 4.04 であった. 1 症例あたりの平均処理時間は, 約 160 秒であった. 図2 は本システムにおい て, ROI を設定した後の SPECT 像を示してい る. SPECT 像に対して, 線条体領域が精密に 設定されている.



図1 画像融合結果



図 2 システム画面(ROI 設定後)

4. 結論

SPECT像とMR像の画像融合は、SPECT/CT 装置で撮影された CT像とMR像の位置合わ せを利用することで実現できた.本画像融合 法に基づいて線条体領域を決定した本システ ムは、DATイメージングにおいて、再現性の 高い解析が実現できる可能性が示唆された.

謝辞

本研究を進めるにあたり,有益なご助言を いただきました研究室の方々に感謝の意を表 します.本研究の一部は,文部科学省科研費・ 新学術領域研究(26108005)および,公益財 団法人・鈴木謙三記念医科学応用研究財団の 補助によって行われました.

利益相反の有無

なし

- [1] Djang DSW, Janssen MJR, Bohnen N, et al.: SNM practice guideline for dopamine transporter imaging with 123I-Ioflupane SPECT 1.0. J Nucl Med 53:154–63, 2012
- [2] Lorberboym M, Treves TA, Melamed E, et al.: [1231]-FP/CIT SPECT imaging for distinguishing drug-induced parkinsonism from Parkinson's disease. Mov Disord 21:510-514, 2006
- [3] Tossici-Bolt L, Hoffman SMA, Kemp PM, et al.: Quantification of [123I]FP-CIT SPECT brain images: an accurate technique for measurement of the specific binding ratio. Eur J Nucl Med Mol Imaging 33:1491-1499, 2006
- [4] Maes F, Collignon A, Vandermeulen D, et al.: Multimodality image registration by maximization of mutual information. IEEE Trans Med Imaging 16:187-198, 1997
- [5] Boykov YY, Jolly MP: Interactive graph cuts for optimal boundary & region segmentation of objects in N-D images.
 IEEE ICCV 1:105-112, 2001

Quantitative analysis system for Dopamine Transporter Imaging by

Using Image Registration of CT and MR Images

Yuta TAKEDA^{*1}, Syogo YOKOI^{*2}, Yuki TANAKA^{*3}, Takeshi HARA^{*1}, Xiangrong ZHOU^{*1}, Tetsuro KATAFUCHI^{*4}, Daisuke FUKUOKA^{*5}, Masaki MATSUSAKO^{*3}, Hiroshi FUJITA^{*1}

*1 Department of Intelligent Image Information, Gifu University Graduate School of Medicine *2 Department of Intelligence Science and Engineering, Gifu University Graduate School of

Nature Science and Technology

*3 Department of Radiology, St. Luke's International Hospital

*4 Faculty of Health Science, Gifu University of Medical Science

*5 Faculty of Education, Gifu University

¹²³I-FP-CIT can be used to visualize the distribution of the dopamine transporters (DATs) by SPECT images. Our purpose is to develop the quantitative analysis system with high reproducibility for DAT imaging. Therefore, we add anatomical information from MR images to SPECT images for improving reproducibility. In this approach, we used the SPECT images taken from the SPECT/CT devices. The SPECT and MR images were performed the image fusion by using image registration of CT and MR images. After the image fusion, the anatomical information of striatum was extracted from the MR images. The extracted information of striatum was superimposed on the SPECT images. The striatum was set as a region of interest (ROI) to measure the uptake of ¹²³I-FP-CIT. On the system, the each images of before and after registration and the count of measurement are displayed. The 32 clinical cases of SPECT/CT and MR examinations are used in the validation test. All 32 cases were registered correctly with registration errors up to 2 mm. In the measurement values, the maximum was 6.76, the minimum was 1.75, and the average was 4.04. This system has a possibility of high reproducibility analysis in DAT imaging.

Key words: ¹²³I-FP-CIT, registration

脳CT像の類似画像探索に基づくドパミントランスポーター

イメージングにおける定量解析手法

横井 翔伍^{*1} 竹田 優太^{*2} 原 武史^{*2} 田中 悠貴^{*3} 村松 千左子^{*2} 周 向栄^{*2} 野崎 太希^{*3} 松迫 正樹^{*3} 片渕 哲朗^{*4} 藤田 広志^{*2}

要旨

¹²³I-FP-CIT は,線条体におけるドパミントランスポーター(DAT)の分布を SPECT 像で可視化できる.本研 究は,SPECT/CT 装置により撮像された CT 像を使用する.CT 像の類似画像探索による DAT イメージング の正確な定量解析法の開発を目的とする.CT 像と位置合わせ後の MR 像から手動抽出した線条体ラベル画 像のデータベースを作成する.対象 CT 像とデータベース上の CT 像の位置合わせを行う.位置合わせ時に 算出する画像の類似度から,最も線条体領域が類似した症例を探索する.探索結果のラベル画像を用いて 対象 CT 像に対応する SPECT 像の定量解析を行う.実験には脳 SPECT/CT,MR 像 32 症例を用いた.本手 法と手動で抽出した線条体ラベル画像を用いて計測した値との誤差は,最大 1.08,最小 0,平均 0.27 であ った.以上から,本手法は,類似した線条体領域の探索により,DAT イメージングの正確な定量解析が実 現できる可能性がある.

キーワード: SPECT 像, MR 像, CT 像, ドパミントランスポーター, 位置合わせ

1. はじめに

パーキンソン病(PD)やレビー小体型認知症 (DLB)は、ドパミン神経の脱落を引き起こす. ¹²³I-FP-CIT は、線条体におけるドパミントラ ンスポーター(DAT)の分布を SPECT 像で可視 化できるため、PD や DLB の診断に有効であ

- *1 岐阜大学大学院自然科学技術研究科 知能理工学専攻知能情報学分野
- 〔〒501-1193 岐阜県岐阜市柳戸 1-1〕 e-mail: syokoi@fjt.info.gifu-u.ac.jp
- *2 岐阜大学大学院医学系研究科知能イメージ情報分野
- *3 聖路加国際病院放射線科
- *4 岐阜医療科学大学保健科学部

る.しかし,SPECT 像からの視覚評価のみで は読影が難しいため,診断支援が期待されて いる.

診断支援のための定量的指標として Specific Binding Ratio(SBR)が用いられている. SBR は,線条体内の放射能と参照領域の放射 能の比を用いて算出される.SBR の算出を行 う手法として,Tossici-Bolt 法がある[1]. Tossici-Bolt 法は,線条体を中心に大きな関心 領域(ROI)の設定を行うが,ROIの大きさが固 定であり,設定位置が手動となる.そのため, 症例毎に測定値の誤差が生じる可能性がある. 本研究では,解剖学的特徴をもつMR 像と SPECT/CT 装置によって撮像された CT 像を 使用する.

本研究の目的は、MR 像から抽出した線条

体領域と CT 像の類似画像探索に基づく DAT イメージングの定量解析である.

2. 方法

表1に本研究で使用した画像の画像サイズ と空間分解能を示す.また,本研究における 処理の流れを図1に示す.

表 1	SPECT	像と	СТ	像,	MR	像の画像サイ	ズ
		Į	上空	間分	·解能		

画像	画像サイズ	空間分解能
SPECT	128×128×49-63	$2.95 \times 2.95 \times 2.95$
СТ	512×512×44-76	$0.98 \times 0.98 \times 2.5$
MR	512×512×20-25	$0.43 \times 0.43 \times 6.0$



図1 本手法の処理の流れ

1) データベースの作成

同一症例の CT 像と MR 像の画像位置合わ せを行う. 位置合わせ後の MR 像から手動で 線条体領域の抽出を行う. そして,各症例の CT 像と MR 像から抽出した線条体ラベル画 像を用いたデータベースを作成する.

2) 類似 CT 像の探索

対象 CT 像と線条体領域が最も類似した CT 像をデータベース上の CT 像から探索する. そのため, CT 像同士で位置合わせを行う. まず,位置合わせの前処理として,対象 CT 像において目と耳を結ぶ眼窩耳孔線(OM ラ イン)の自動抽出を行う.そして,重心を用い た初期位置合わせ,相互情報量(MI)を用いた 詳細な位置合わせを行う.位置合わせ時に, 算出する MI を用いてマトリクスの作成を行う. そのマトリクスから最も MI が高い症例 を探索し,探索結果の症例とする.

3) SPECT 像の集積測定

探索結果の症例における線条体ラベル画像 を対象症例の SPECT 像に写像する.そして, 線条体ラベル画像の領域において SPECT 像 の集積の測定を行い, SBR の値を算出する.

3. 結果とまとめ

本手法を用いて算出した SBR の評価を行う.評価方法は、同一症例の位置合わせ後の MR 像から抽出した線条体ラベル画像を用い て算出した SBR の値と本手法により算出し た SBR の値の誤差を算出する.その結果,誤 差値は最大値 1.08,最小値 0,平均値 0.27 で あった. また、本手法による SBR の値は、 最大値 7.24、最小値 1.79、平均値 3.84 であっ た.

以上から CT 像の類似画像探索に基づく DAT イメージングの定量解析手法の有効性 が示唆された.

謝辞

本研究を進めるにあたり,有益なご助言を いただきました研究室の方々に感謝の意を表 します.本研究の一部は,文部科学省科研費 補助金・鈴木謙三記念医科学応用研究財団の 補助によって行われました.

利益相反の有無

なし.

文 献

[1] L.Tossici-Bolt, SM.Hoffman, PM.Kemp et al: Quantification of [123I]FP-CIT SPECT brain images: an accurate technique for measurement of the specific binding ratio. European Journal of Nuclear Medicine and Molecular Imaging, vol.33, no.12: 1491-1499, 2006

Quantitative analysis of dopamine transporter imaging

based on similar image retrieval of brain CT

Shogo YOKOI^{*1}, Yuta TAKEDA^{*2}, Takeshi HARA^{*2}, Yuki TANAKA^{*3}, Chisako MURAMATSU^{*2} Xiangrong ZHOU^{*2}, Taiki NOZAKI^{*3}, Masaki MATSUSAKO^{*3}, Tetsuro KATAFUCHI^{*4}, Hiroshi FUJITA^{*2}

> *1 Department of Intelligence Science and Engineering, Graduate School of Nature Science and Technology, Gifu University

*2 Department of Intelligent Image Information, Graduate School of Medicine, Gifu University

*3 Department of Radiology, St. Luke's International Hospital

*4 Faculty of Health Science, Gifu University of Medical Science

¹²³I-FP-CIT can visualize the distribution of dopamine transporter (DAT) on striatum by SPECT image. In this study, we use CT images taken by SPECT/CT devices. The purpose of this study is to develop a quantitative method on DAT imaging by similar image retrieval of brain CT. First, we obtained a database of CT images and striatum label images extracting by MR image after image registration. We performed the registration of the target CT image and database CT images. A case with the most similar striatal region was retrieved from the similarity of the image calculated at the registration. Quantitative analysis of the SPECT image corresponding to the target CT image was performed by using the striatum label image of the retrieved result. We used 32 cases of SPECT/CT and MR images in the validation test. The error of this method and the value by using the striatum label image manually extracted was 1.08 at the maximum, 0 at the minimum and 0.27 on the average. As the result, this method may realize quantitative analysis of DAT imaging precisely.

Key words: SPECT, MR, CT, dopamine transporter, image registration

¹²³I-IMP ダイナミックシンチグラムを用いた

Graph Plot 法における関心領域の自動決定法

広瀬 香澄^{*1} 原 武史^{*1} 田中 悠貴^{*2} 村松 千左子^{*1} 片渕 哲朗^{*3} 松迫 正樹^{*2} 周 向栄^{*1} 藤田 広志^{*1}

要旨

認知症の早期診断のために平均脳血流量(mean Cerebral Blood Flow:mCBF)の測定が行われる.その測定 法である IMP-Graph Plot 法は, RI アンギオグラフィ上の肺動脈領域と頭部領域にそれぞれ関心領域(Region Of Interest:ROI)を設定する.しかし,ROIの位置は手動で設定するため,測定結果にばらつきが生じる といわれる.本研究は,それら ROI を自動的に設定する手法の開発を目的とする.肺動脈 ROI は,肺野領 域の自動検出と肺動脈周辺で観測する時間放射能曲線(Time Activity Curve:TAC)の最大値によって決定 する.頭部 ROI は,放射線技師が設定した頭部 ROI から決定した TAC モデルと走査対象の ROI から得ら れる TAC との相互情報量によって決定する.倫理委員会の承認を得て収集した 37 症例を用いて評価した 結果,自動 ROI と正解 ROI の重心のユークリッド距離の平均は,肺動脈 ROI と頭部 ROI において,それ ぞれ 3.01 と 2.07 [pixel]であった.

キーワード:脳血流量, Graph Plot 法, 関心領域, 自動, 時間放射能曲線

1. はじめに

脳血流測定は,認知症,脳梗塞,精神疾患 などの診断に広く用いられる[1].その測定で は,手動操作が多いため,しばしば測定者間 のばらつきの低減や再現性の向上が課題とさ れる[2].本研究では,mCBFの測定法である IMP-Graph Plot法[3]において,ROIを自動で 設定する手法の開発を目的とした.

*1 岐阜大学大学院医学系研究科 〔〒501-1194 岐阜県岐阜市柳戸 1-1〕 e-mail: kasumi@fjt.info.gifu-u.ac.jp *2 聖路加国際病院放射線科 *3 岐阜医療科学大学保健科学部放射線

*3 岐阜医療科学人子保健科子部放 技術学科

2. 方法

肺動脈 ROI と頭部 ROI は、ダイナミックシ ンチグラフィの平均画像を二値化して推定し た頚部を基準とし、それぞれ推定する.

1) 肺動脈 ROI の推定

肺動脈 ROI は、肺動脈周辺で観測する TAC について、フレーム毎の ROI 内の合計カウン ト値が最大となる領域に決定する. 肺動脈領 域は、頚部から推定した肺野を基準とし、縦 隔部を推定して決定する.

2) 頭部 ROI の推定

頭部 ROI は、放射線技師1名が設定した頭 部 ROI から得られる TAC と走査対象の ROI から得られる TAC の相互情報量が最大とな る領域に決定する.走査対象の領域は、頚部 から推定した頭部領域の上部に決定する.

図1に、本手法で推定した ROI (推定 ROI)

と放射線技師1名が設定した ROI(正解 ROI)の例を示す.



図1 推定 ROI (a) と正解 ROI (b) の例

3. 対象

本研究で対象とした画像は, IRB の承認を 得た 37 名(男性 20 名,女性 17 名)の Dynamic Planar 像である. 画素数は 128×128[pixels], 撮影時間は 180[sec], 2[sec/frame], 年齢は 31~86歳(平均 67.6歳)である.

4. 結果

推定 ROI と正解 ROI の重心ユークリッド距離の平均±標準偏差は、肺動脈 ROI と頭部 ROI において、それぞれ 3.0±1.9 と 2.1± 1.4[pixel]であった. 図 2 に重心ユークリッド 距離のヒストグラムを示す.



図2 推定 ROI と正解 ROI の重心ユークリッド距離のヒストグラム

5. 考察

mCBF の算出には, ROI から得られる TAC を入力関数とする[3]. そのため, ROI の座標 だけでなく, mCBF の算出の評価が重要であ る. ここでは, 推定 ROI を用いて算出した mCBF (推定 mCBF) と放射線技師 1 名が測 定した mCBF (正解 mCBF)の評価を行った. ただし, 推定 ROI からの mCBF の算出に必要 な TAC 立ち上がり位置の選択と点選択は, 手 動である. 推定 mCBF と正解 mCBF の絶対誤 差の平均±標準偏差は, 37 症例において 2.9 ±2.3[ml/100g/min]であった. 測定者間のばら つきの平均値は, 4.8±4.5[ml/100g/min]という 報告[4]から,本手法は, 測定者間のばらつき の範囲内である可能性が示唆された.

6. 結論

本手法を用いて算出した mCBF は,測定者 間のばらつきの範囲内に収まった.したがっ て,本手法は,妥当な ROI を示している可能 性を示唆した.

謝辞

本研究の一部は,文部科学省科研費・新学 術領域研究(26108005)の補助によって行わ れました.

利益相反の有無

なし

- Hanson SK, Grotta JC, Rhoades H, et al.:
 Value of single-photon emission-computed tomography in acute stroke therapeutic trials. Stroke 24(9): 1322-1329, 1993
- [2] 大竹英則,氏田浩一,松原國夫,他:
 99mTc-ECD を用いた Patlak Plot 法安定 化のための多施設による検討.核医学技 術 23(5): 473-476, 2003
- [3] Okamoto K, Ushijima Y, Okuyama C, et
 al.: Measurement of cerebral blood flow
 using graph plot analysis and I-123
 iodoamphetamine. Clin Nucl Med 27(3):
 191-196, 2002
- [4] 矢野今朝人,宮坂正,佐藤誠:自動化
 Patlak Plot 法の開発と臨床例における検
 証.日本放射線技術学会雑誌 63(2): 247-256,2007

Automatic Determination of Region of Interest in Graph Plot Method

Using ¹²³I-IMP Dynamic Scintigram

Kasumi HIROSE^{*1}, Takeshi HARA^{*1}, Yuki TANAKA^{*2}, Chisako MURAMATSU^{*1} Tetsuro KATAFUCHI^{*3}, Masaki MATSUSAKO^{*2}, Xiangrong ZHOU^{*1}, Hiroshi FUJITA^{*1}

*1 Department of Intelligent Image Information, Gifu University Graduate School of Medicine

*2 Department of Radiology, St. Luke's International Hospital

*3 Department of Radiological Technology, Gifu University of Medical Science

Mean cerebral blood flow (mCBF) is measured for the early diagnosis of dementia. IMP-Graph Plot method requires two regions of interest (ROIs) in the pulmonary artery region and the head region on the RI angiography. Since the position of the ROI is set manually by the radiologist, the measurement results sometimes vary. The purpose of this research was to develop an automated method for these ROI settings. The pulmonary artery ROI is determined by an automatic detection result of lung field area and by finding maximum value of Time Activity Curve (TAC) observed around the pulmonary artery. The head ROI is determined by the mutual information between the TAC model determined from the head ROI set by the radiologist and the TAC obtained from the ROI. As a result of evaluating using 37 cases collected with the approval of the ethics committee, the averaged Euclidean distances between the center of gravity of the correct ROI and the automatic ROI were 3.01 and 2.07 [pixels] in the pulmonary artery ROI and the head ROI, respectively.

Key words: cerebral blood flow, Graph Plot method, region of interest, automatic, time activity curve

脳血流シンチグラフィ検査における Patlak plot 法に基づく

平均脳血流量の自動測定システムの開発

籾内 政哉^{*1} 原 武史^{*2} 福岡 大輔^{*3} 多湖 博史^{*4}

後藤 裕夫*4 片渕 哲朗*5 藤田 広志*2

要旨

【目的】Patlak plot 法は、大脳平均血流量(mCBF)を推定する低侵襲な手法であるが、いくつかの手動操作 により推定値にばらつきが発生する。そこで本研究は、mCBFの測定者間のばらつきの軽減と、測定結果 の再現性の向上を目的とした自動測定システムの開発を目的とする。【方法】大動脈弓と大脳半球それぞれ に、標準化した形状のモデルを利用して ROI を設定する。集積濃度のピーク時刻を求め、時間軸の補正を 行う。プロット後の回帰直線に利用する点の選択を行う。これらを自動で行う本手法において mCBF を算 出し、手動の測定値と比較することで本手法の評価を行う。【結果】実験には計 143 症例を用いた。本手法 と手動の測定値の相関係数は、右脳 0.92、左脳 0.91 であった。Bland Altman 解析の結果から、本手法と手 動において同等の結果が見られた。【結論】自動で測定を行う本手法は、測定者間におけるばらつきへの有 用性が見られ、測定結果の再現性の向上に寄与できると示唆される。

キーワード:大脳平均血流量, Patlak plot法

1. はじめに

平成28年11月における65歳以上の人口は 総人口の約27.3%を占めている[1].それに伴 い,認知症患者が増加し,徘徊による行方不 明,虐待など問題が深刻化している[2].認知 症の早期発見には放射性薬剤による脳血流シ ンチグラフィが用いられており,脳血流量の 定量化が必要とされている.Patlak plot 法は 放射性薬剤から放出される放射線量を測定し,

*1 岐阜大学工学部電気電子・情報工学科 情報コース

〔〒501-1193 岐阜市柳戸 1-1〕
e-mail: momiuchi@fjt.info.gifu-u.ac.jp
*2 岐阜大学大学院医学系研究科再生医
科学専攻知能イメージ情報分野
*3 岐阜大学教育学部技術教育講座
*4 岐阜赤十字病院放射線科部
*5 岐阜医療科学大学保健科学部放射線
技術学科

測定値から大脳平均血流量(mCBF)を推定す る低侵襲な測定方法である.しかし、測定の 過程でいくつかの手動操作が存在することか ら,測定者間で結果のばらつきがあるとされ ている.

そこで,本研究は測定値のばらつきの低減, 再現性の向上を目的とした Patlak plot 法に基 づく自動測定システムの開発を行っている [3,4].本システムによる測定値と従来法で得 られたカルテ記載値を比較し,本システムの 評価を行う.

2. 方法

今回提案する自動測定法では,画像を入力 した後,自動で大動脈弓と大脳半球のそれぞ れに関心領域(Region of interest:ROI)を設定し, mCBFの算出を行う.図1に画像入力後の処 理の流れを示す.



図1 システム処理の流れ

3. 実験

実験には、2009 年と 2010 年に撮影された 99 症例(試料 1)と、2011 年に撮影された 44 症例(試料 2)を用いた.表 1 に収集条件を 示す.本システムによる測定値とカルテ記載 値の比較を行う.ただし、試料 2 は大脳半球 への ROI 設定で使用する標準化モデル作成に 使用しているため、分けて評価を行う.

衣 I 収集木件		
使用製剤	99mTc 600MBq	
収集マトリクス	128×128	

主1 四隹冬仲

4. 結果と考察

4.1 完全自動の結果

表2に相関係数の結果を示す. 試料2の方 が高い値を示した. 試料2の標準化モデル作 成への使用が影響していると考えられる. ま た,8例において mCBF の算出が不可能であ った.

表2 各資料における相関係数

	右脳	左脳
試料 1	0.42	0.47
試料 2	0.56	0.68

4.2 半自動の結果

完全自動ではROIが正しく設定されない症 例が存在するため、開発者がROIの位置の微 調整を行う.表3に結果を示す.こちらもモ デル作成への使用の影響は見られるが,試料 1においても高い値を示している.

表3各資料における相関係数

	右脳	左脳
試料 1	0.91	0.88
試料 2	0.93	0.94

5. まとめ

本手法は全自動化による mCBF の算出が望 ましいが,推定値が大きく外れる症例に対し ては,測定者が ROI を補正することで真意の 値に近い推定が可能であると示唆された.ま た,手動操作の手順を自動化した本手法は, 測定者が補正を加えても測定者間のばらつき の改善に有用性をもつことが示唆された.

謝辞

本研究を進めるにあたり,有益な助言をい ただきました研究室の方々に感謝の意を表し ます.本研究の一部は,文部科学省科研費補 助金・新学術領域研究(26108005)および,公 共財団法人・鈴木謙三記念医科学応用研究財 団の補助によって行われました.

利益相反の有無

なし

- [1] 総務省統計局:人口推計.
 http://www.stat.go.jp/data/jinsui/new.htm
 (2017年5月8日閲覧)
- [2] 佐藤通生:認知症対策の現状と課題. 調査と情報, no.846, 2015, pp1-11.
- [3] 小保田智彦,原武史,多湖博史,他:
 Patlak plot 法に基づく大脳平均脳血流量の自動解析法.電子情報通信学会技術研究報告. MI, vol.114, no.482, pp.115-118, 2015.
- [4] 小保田智彦,多湖博史,原 武史,他: 半自動解析法を用いた Patlak plot 法に基づく平均脳血流量の測定法.電子情報通信学会技術研究報告. MI, vol.115, no.139, pp.23-26, 2015.

Development of automatic measurement system for mean Cerebral Blood Flow based on Patlak plot method in cerebral blood flow

scintigraphy test

Masaya MOMIUCHI^{*1}, Takeshi HARA^{*2}, Daisuke FUKUOKA^{*3}, Hiroshi TAGO^{*4} Hiroo GOTO^{*4}, Tetsuro KATAFUCHI^{*5}, Hiroshi FUJITA^{*2}

*1 Department of Electrical and Information Engineering, Gifu University

*2 Department of Intelligent Image Information, Graduate School of Medicine Gifu University

*3 Technical education course in Faculty of Education, Gifu University

*4 Department of Radiology, Japanese Red Cross Gifu Hospital

*5 Faculty of Health Science, Gifu University of Medical Science

[Purpose] The Patlak plot method is a minimally invasive method of estimating mean Cerebral Blood Flow (mCBF), but variations occur in estimated mCBF by several manual operations. Therefore, this study aims to develop an automatic measurement system for reducing the variations among operators and improving the reproducibility of measurement results. [Method] For each of the aortic arch and the cerebral hemisphere, the ROI using the model of the standardized shape were used. Thereafter, the peak time of accumulation is calculated, and the time axis is corrected. Points which are used for the regression line after plotting are selected. We evaluate this method by calculating mCBF in our system and comparing it with manual measured value. [Result] A total of 143 cases were used for the experiment. Correlation coefficients between the present method and manual measurement values were 0.92 in the right and 0.91 in the left brain. From the results of the Bland-Altman analysis, equivalent results were found in conventional method and this method. [Conclusion] It is suggested that the present method of automatic measurement makes it useful for variations among measuring persons and contributes to improvement of reproducibility of measurement results.

Key words: mean Cerebral Blood Flow, Patlak plot method

テンプレート(全ての原稿の種類に共通) Ver. 2.1 (2017.3.21 改訂)

嚥下時VFにおける頸椎の運動解析に関する基礎的検討

目片 幸二郎*1.2 滝沢 穂高*1松林 潤*3 瀧川 朋亨*4

戸田 一潔^{*5} 伊藤 康夫^{*5} 工藤 博幸^{*1,6}

要旨

我々は嚥下障害の一因として頚椎の運動に着目し、先行研究において、正常嚥下では生理的前彎が減少し ていることを明らかにした.先行研究の解析法の問題点として、頸椎運動解析を行う際に、頭部、体幹の 動きに影響を受けることがあった.このことは今後患者対象に臨床応用する際に、解析精度に関わる大き な問題となっていた.本研究は、この問題を解決するため、第1、2、3、4、5、6の各頸椎椎体の重心6点 を基準にし、最小2 乗法を用いて基準線を作成し、各頸椎の運動解析を行った.その結果、より高精度の 運動解析結果が得られたので報告する.

キーワード:嚥下,X線透視動画,頚椎運動,追跡,テンプレートマッチング

1. はじめに

嚥下障害は患者個人の問題だけでなく, 医 療費増大などの社会的な問題でもあるため, その原因を探り治療法を確立することは重要

*1 筑波大学大学院システム情報工学研 究科コンピュータサイエンス専攻

〔〒305-8573 つくば市天王台 1-1-1〕 e-mail:

k.mekata@mibel.cs.tsukuba.ac.jptaro@virtu al.tsukuba.ac.jp

*2 神戸赤十字病院リハビリテーション 科

*3 京都大学大学院医学研究科 人間健康 科学系専攻 リハビリテーション科学コ ース

- *4 岡山大学整形外科
- *5 神戸赤十字病院整形外科

*6 JST-ERATO 百生量子ビーム位相イメ
 ージングプロジェクト
 投稿受付: 年 月 日

である.この目的のもとに,嚥下と嚥下障害 に関する研究が数多く行われており,その内 容は,嚥下の解剖生理学的研究や,嚥下障害 の原因究明,治療やリハビリテーションに関 する研究など,多岐にわたっている[1].

著者らは先行研究で,正常嚥下では頸椎は 生理的前彎が減少するように運動しているこ とを明らかにした[2].この研究では,頸椎領 域を手動で抽出,追跡していたため,多症例 を使った統計解析が難しかった.そこで前研 究においてテンプレートマッチングを用いて, 嚥下時X線透視動画における頚椎の運動は2 次元画面上に限定される特徴から,2次元テ ンプレートマッチングを用いて頚椎を自動的 に追跡する手法を提案した[3].

先行研究の解析法の問題点として, 頸椎運動解析を行う際に, 頭部, 体幹の動きに影響を受けることがあった.このことは今後患者対象に臨床応用する際に, 解析精度に関わる大きな問題となっていた.本研究は, この問題を解決するため, 第1, 2, 3, 4, 5, 6 の各頸椎椎体(以下 C1, C2, C3, C4, C5, C6)

の重心6点を基準にし,最小2乗法を用いて 基準線を作成し,各頸椎の運動解析を行った. その結果,より高精度の運動解析結果が得ら れたので報告する.頸椎後方固定術を受ける 患者の術前動画に適用した結果を示す.

2. 手法の概要

嚥下造影は日本摂食・嚥下リハビリテーション学会が作成したマニュアルを参考に行う [4]. 動画は 30 フレーム/秒で録画する. 被検 者は体幹傾斜角と頸部が地面に対して 90 度 になるように椅子に座り, 紙コップを使用し て造影剤を自力摂取する. 造影剤は 40%希釈 硫酸バリウム液 10ml を用いる. 撮影開始時 には 1 cmの指標を撮影する.

解析手順は,前研究で用いたテンプレート の C1~C6 の頸椎椎体の重心を求めて,すべ てのスライスで追跡した.その 6 点に最小 2 乗法を用いて直線を求めた(図1参照).次に, 各頸椎の棘突起と椎体の重心を結んだ直線と 最小2乗法で求めた直線のなす角度を求めた.



図1 白線は、各頸椎椎体の重心6点から、最小2 乗法で当てはめた直線を示している.

3. 実験結果

図2に示すように、すべてのスライスで最 小2乗法で求めた直線と各頸椎のなす角度を 求めることが出来た.



図2各頸椎の角度を求めるため、図1で求めた直線に対して、棘突起と椎体の重心を結んだ直線を示している.

4. まとめ

本研究では,頭部,体幹の動きに影響を受けない嚥下時の頸椎運動解析手法を提案した. 今後,患者に適応できるよう研究を続ける. **謝辞**

プログラム作成にあたり貴重なご助言を賜 った筑波大学知的画像処理研究室齋藤祐季氏 に深謝いたします.

利益相反の有無

「なし」

- [1] Logemann JA, Evaluation and treatment of swallowing disorders, College-Hill Press, London, 1998.
- [2] Mekata K, Takigawa T, Matsubayashi J, et al, Cervical spine motion during swallowing, Eur Spine J, vol.22, pp.2558–63, 2013.
- [3] 目片幸二郎,滝沢穂高,松林潤 他: テンプレートマッチングを用いた嚥下時 X 線サジタル透視動画における頸椎棘 突起の追跡: JSCAS vol.19 no.2 2017
- [4] 日本摂食嚥下リハビリテーション学会
 医療検討委員会,
 http://www.jsdr.or.jp/wp-content/uploads/fil
 e/doc/VF18-2-p166-186.pdf, 2014年4月

A preliminary study on motion analysis of cervical spines

in VF during swallowing

Kojiro Mekata^{*1,2} Hotaka Takizawa^{*1} Jun Matsubayashi^{*3} Tomoyuki Takigawa^{*4} Kazukiyo Toda^{*2} Yasuo Ito^{*2} Hiroyuki Kudo^{*1,5}

*1 University of Tsukuba
*2 Kobe Red Cross Hospital
*3 Kyoto University
*4 Okayama University Hospital,
*5 JST-ERATO Quantum-Beam Phase Imaging Project

Our previous study revealed that the physiological lordoses of cervical spines were reduced during normal swallowing in videofluorography. The study had a problem that the motion analysis of cervical spines was affected by the movement of heads and trunks. In the present report, the problem is solved by use of reference lines fitted to the centroids of from first to sixth cervical vertebral bodies. The newly proposed method was applied to the preoperative videofluorography of patients to undergo posterior spine fusion.

Key words: Videofluorography, Cervical spine motion, Tracking, Template matching
CT 画像を用いた頭部線状骨折の自動検出手法の改良

~表面選択型ブラックハット変換を用いた骨折線強調~

山田 あゆみ*1 寺本 篤司*1 工藤 匡平*2 大塚 智子*2

安野 泰史*2 藤田 広志*3

要旨

頭部外傷につづく骨折が主要な血管に達する場合,硬膜外血腫のリスクを増加させる.そのため,骨折は 損傷の位置や重症度を示すマーカーとして重要である.本研究では,表面選択型ブラックハット変換を用 いた CT 画像の頭蓋部線状骨折の自動検出手法を開発し,基礎的な評価を行った.まず,入力画像に対して 二値化とクロージング処理を行い,骨領域を抽出する.そして骨表面にある骨折線を強調する。強調には 新たに開発した表面選択型ブラックハット変換を利用した.これは,頭蓋骨外側と内側の緻密骨(外板およ び内板)に対して独立してブラックハット変換を行うもので,表面認識処理とモフォロジー演算から成り立 つ.人骨封入頭部ファントムを撮影した CT 画像に対し,本手法を適用したところ,ファントム中の人工的 な切断線が明瞭に検出された.12 症例の臨床データを用いた検証では,症例あたりの偽陽性数が 6.83 個の とき,感度 86%の性能を示した.また,従来のブラックハット変換と比較したところ,誤検出が低減した. この結果から,提案手法が頭部線状骨折の自動検出に有用であることが示唆された.

キーワード:頭部外傷,線状骨折,自動検出,表面選択型ブラックハット変換

1. はじめに

今日の救急医療において, CT 撮影は患者の 損傷部位や疾患を迅速かつ正確に把握するた め, 欠かすことのできない検査のひとつとなっ ている[1].

頭部外傷において頭蓋骨骨折がある場合、近

- *1 藤田保健衛生大学大学院保健学研究 科〔〒470-1192 愛知県豊明市沓掛町田楽 ヶ窪 1-98〕
- e-mail: 82016312@fujita-hu.ac.jp
- *2 大同病院〔〒457-8511 愛知県名古屋 市南区白水町9番地〕
- *3 岐阜大学大学院医学系研究科〔〒501-1193 岐阜県岐阜市柳戸 1-1〕

接する血管が破綻することにより,骨折直下の 硬膜下あるいは硬膜外に血腫を生じる可能性 は数倍高くなる.したがって,骨折の有無を診 断することは損傷の部位および重症度を評価 するための指標として最も重要である[2].

救急医療では 24 時間体制の業務が求められ るが、常にその場に画像診断の専門家がいると は限らない.そのため、医師の読影の支援を行 うための、コンピュータ支援診断(computeraided diagnosis :CAD)システムの開発が期待さ れている.

そこで本研究では,CT 画像を用いた骨折線 の自動検出手法に注目する.我々はこれまでに, ブラックハット変換を用いた骨折線自動検出 手法について検討してきた.ブラックハット変 換とはモフォロジー演算の一種である.その検 証の結果,ほとんどの骨折線は検出することが できた.しかしながら,同時に多数の偽陽性も 検出されたことが課題となっていた.そこで, 本研究では頭部 CT 画像における表面選択型ブ ラックハット変換を用いた線状骨折の自動検 出手法の改良を目的とする.その基礎的検討と して,人骨封入ファントムに対し本手法を適用 した.また,臨床画像に本手法を適用し,その 有効性を評価した.

2. 方法

図1に提案手法のフローチャートを示す.以 下に本手法の概要を述べる.

1) 画像入力

入力画像として,骨用関数にて再構成された 頭部 CT 画像を用意する.

2) 骨領域の抽出

入力画像に対して頭蓋骨領域と背景および 脳実質領域を分離するために,あらかじめ定め られたしきい値で二値化する.その後,クロー ジング処理を行い,骨領域抽出画像を取得する. また,骨領域抽出画像を利用し,あらかじめ頭 蓋底以下および寝台など骨折線検出に関わら ない部分を削除する.

なお,骨領域の抽出しきい値は 300[H.U.],ク ロージング処理に用いたフィルタの構造要素 として半径 5 画素の球を用いた.

3) 骨折線の強調

骨折箇所では、本来骨が存在する部分に血液 などが流入することを反映し、周囲と比較して 暗い(画素値が低い).そこで、モフォロジー演算 により、周囲と比較して暗くて小さい領域を抽 出するのに用いられるブラックハット変換を 用いて骨表面にある骨折線を強調する[3].ブラ ックハット変換は眼底画像から血管抽出する 際などにも用いられている[4].

ブラックハット変換の処理の過程を説明す る.まず原画像に最大値フィルタを適用し,細 かい線成分などの画素を埋める.この画像に最



図1 本手法の処理の流れ

小値フィルタを適用し、形状をもとの大きさに 戻す.これらの処理はそれぞれ、膨張処理、収 縮処理ともよばれ、ここまでの処理をまとめて クロージング処理という.クロージング処理後 の画像と原画像を差分することで、取り除かれ た構造が抽出される.我々は、頭蓋骨外側と内 側の緻密骨に対して独立して処理を行う、表面 選択型ブラックハット変換を新たに開発した. 表面選択型ブラックハット変換は、表面認識処 理とモフォロジー演算から成り立つ.表面認識 処理には、骨表面抽出画像の二次微分値を利用 した[5].なお、最大値フィルタおよび最小値フ ィルタの構造要素として半径5 画素の球を用い た.

4) 骨折線の検出

得られたブラックハット変換画像に対してあ らかじめ定められたしきい値で二値化処理を 行い,検出画像とする.

3. 検証

1) 頭部ファントムを用いた評価

本手法により骨折線を検出可能か確認する ために,頭部ファントムを用いた検証を行う.

頭部ファントムには、京都科学製の人骨封入 ファントムを使用した.なお,頭部ファントム の頭頂骨から後頭骨の間に人工的な切断線が 存在する.

頭部ファントムを撮影した CT 画像に,従来 手法および提案手法を適用した結果を図2に示 す.





(a)従来手法(b)提案手法図2 頭部ファントムの検出結果

2) 臨床画像を用いた評価

次に、本手法の有効性を確認するため、12 症 例の頭部 CT 画像データを用いて検出性能の評 価を行った.画像データは大同病院にて頭部を 対象に撮影されたものであり、撮影はすべて TOSHIBA 社製 Aquilion ONE にて行われた.CT 画像の空間分解能(ボクセルサイズ)は 0.47x0.47x0.5mm³である.収集した12 症例のう ち、異常症例は6 症例であり、7 箇所の骨折を 含み、放射線技師のスケッチにより骨折の位置 が明らかになっている.年齢は 5~82 歳(平均 52.1 歳)であり、男性8名、女性4名である.

評価の結果,86%の真陽性率が得られる際の 偽陽性数は,6.83 個/症例であった.

4. 考察

本研究では、モフォロジー処理の一種である ブラックハット変換において、構造要素の形状 を画素ごとにフィットさせる手法を開発し、頭 蓋部の骨折線検出を試みた.

本手法の有効性を評価するために,人骨封入 頭部ファントムおよび臨床症例の CT 画像に対 して本手法を適用した.頭部ファントムに本手 法を適用した結果,ファントム中の頭頂部から 後頭部の間に存在する人工的な切断線が明瞭 に検出された.また,12 症例の臨床画像に対し て本手法を適用したところ,後頭部や側頭部に 存在した骨折線が検出された.しかし,両者と もに頭蓋骨に含まれる正常構造物が検出され た.今後はこれらを骨折領域と判別する手法を 検討し,偽陽性数を削減する必要がある.

5. まとめ

頭部外傷において,骨折は損傷の部位および 重症度の指標として重要であり,骨折を伴う場 合硬膜外血腫などを合併する可能性が高くな る.しかし,CTのスライス面画像上では見逃し が懸念される.そこで本研究では,頭部CT画 像を用いた骨折線の自動検出手法を開発する ことを目的とし,その基礎的評価を行った.

人骨封入頭部ファントムを用いた検証では 人工的な切断線が検出された.さらに,臨床画 像を用いた評価では,症例あたりの偽陽性数が 6.83 個のとき,骨折線の検出感度 86%の結果を 得た.偽陽性として検出された多くは,頭蓋骨 中の正常構造物であったため,今後は検出領域 の形状特徴量などを用いた,偽陽性削除手法を 検討する必要がある.

利益相反の有無

なし

- Digna R. Kool, Johan G. Blickman: Advanced Trauma Life Support®. ABCDE from a radiological point of view. Emergency Radiology, Vol.14, Issue3: 135-141, 2007
- [2] Dan L. Longo, Anthony S. Fauci, Dennis L. Kasper et al: Harrison's principles of internal medicine, 18th ed, McGraw-Hill Professional, New York, 2011, pp3378
- [3] 藤田広志,石田隆行,桂川茂彦:実践 医 用画像解析ハンドブック,第1版,オーム 社,東京,2012,pp109-117
- [4] 石田隆行,桂川茂彦,藤田広志:医用画像 ハンドブック,第1版,オーム社,東京, 2010, pp1344-1346
- [5] 奥富正敏,"ディジタル画像処理",日興美術 株式会社,東京,2012,pp114-119

Improvement of automated detection of linear skull fracture in head CT images

 \sim Enhancement of the fracture line using surface selective black-hat transform \sim

Ayumi YAMADA^{*1}, Atsushi TERAMOTO^{*1}, Kohei KUDO^{*2}, Tomoko OTSUKA^{*2} Hirofumi ANNO^{*2}, Hiroshi FUJITA^{*3}

- *1 Graduate School of Health Sciences, Fujita Health University
- *2 Daido Hospital
- *3 Gifu University

Linear skull fractures, following head trauma, may reach major blood vessels and may cause epidural hematomas. Therefore, skull fractures are primarily markers of the location and sensitivity of an injury. In this study, we develop improved method for automated detection of the linear skull fracture in head computed tomography (CT) images using surface selective black-hat transform. In the proposed method, the bone region is first extracted from the given head CT images. Next, the fracture line in the bone surface is emphasized. As for the enhancement method, a surface selective black-hat transform is newly developed. It conducts black-hat transform independently for each of the compact bone of the outside and inside of the skull, it consists of surface recognition and morphology operation. Finally, the detection result is obtained by thresholding. The results of the experiments conducted using a head phantom showed that the artificial crack in the phantom was clearly detected. Furthermore, using clinical images, the sensitivity was 86% with FPs/case of 6.83. Also, compared with the conventional black-hat transform, false positives were reduced in the proposed method. These results indicate that our proposed method may be useful for the fracture line detection of head CT images.

Key words: head trauma, linear skull fracture, automated detection, surface selective black-hat transform

4D-CT における脳虚血領域の自動検出

李 鎔範*1 飯島 祐希*2 大村 知已*1,3

長谷川 晃*2 高橋 規之*3

要旨

4D-CT 画像を元に得られる灌流画像(CT perfusion: CTP)は、脳虚血性疾患の診断に広く利用されている. しかし、CTP はソフトウェアによって解析方法が異なるため、診断結果がばらつく可能性が指摘されている. そこで、本研究で頭部 4D-CT の原画像から脳虚血領域を自動検出するアルゴリズムを提案する.対象 画像より基底核を含むスライスを決定した後、エッジ保存型平滑化フィルタ(adaptive partial median filter: APMF)を適用した. APMF 処理後画像に対してマスク像をサブトラクションし、造影剤を含む血管領域の みを抽出した.最後に左右脳実質に複数の関心領域(ROI)を設定し、対比する ROI 内の血管面積に左右 差(統計的有意差)があり、かつ、血管面積が小さい領域を虚血候補領域として検出した.検出結果を CTP 画像と比較した結果、概ね同じ位置に虚血領域が確認された.したがって、提案手法は 4D-CT の脳虚血性 疾患の診断支援に有用であると考えられる.

キーワード: CT 灌流, 脳虚血, 左右比較, サブトラクション, エッジ保存型平滑化

1. はじめに

近年, computed tomography (CT) 装置にお ける検出器の多列化が進み, 1 回転でボリュ ームデータをダイナミック撮影する 4 次元 CT (four dimensional CT: 4D-CT) 検査を可能 とした. 頭部領域では静脈より注入した造影 剤の動態をダイナミック撮影して得られる CT perfusion (CTP) および 4D-CT angiography (4D-CTA) が虚血性脳血管障害の診断に利 用されている [1]. 特に CTP では脳組織の時 間濃度曲線 (time density curve: TDC) と正常

*1 新潟大学大学院保健学研究科 [〒951-8518 新潟市中央区旭町通 2-746] e-mail: lee@clg.niigata-u.ac.jp *2 新潟大学医学部保健学科 *3 秋田県立脳血管研究センター 投稿受付: 2017 年 月 日

組織の TDC をデコンボリューションするこ とで得られる伝達関数から各灌流パラメータ 〔脳血流量 (cerebral blood floe : CBF), 脳血 液量 (cerebral blood volume: CBV), 脳組織 平均通過時間 (mean transit time: MTT)〕を 求めることができ, これらから各 CTP 画像を 得る[2].この解析計算は画素単位で行われ, CTP 画像の画素値として反映される. 解析計 算の方法は CT 装置ベンダーが提供するソフ トウェアに依存しており、同じソースデータ を使用しても得られる CTP 画像が異なるこ とが報告されている [3]. このことは, CTP 画像を利用した画像診断にばらつきが生じる 可能性があることを示している. そこで,本 論文では頭部 4D-CT における CTP の解析ソ フトウェアに依存しない画像診断の補助を目 的として、4D-CT のダイナミック画像から脳 虚血領域を自動検出するアルゴリズムを提案 する.

2. 方法

本研究は秋田県立脳血管研究センターの倫 理委員会の承認を得た.図1に提案手法のフ ローチャートを示す.また,処理過程の画像 例を図2に示す.

対象画像として,慢性期脳梗塞2症例(右 中大脳動脈閉塞,右頸部内頚動脈狭窄),急性 期脳梗塞1症例(左中大脳動脈閉塞)の4D-CT 画像を使用した.撮影は東芝メディカル社製 の 320 列 CT 装置によって行われた. 撮影条 件は管電圧 80 kV, 管電流 70-80 mA, テーブ ル移動速度は1 sec/rot, スライス厚 5 mm, 画 像再構成は逐次近似応用再構成法(AIDR3D STANDARD) であった. 造影剤注入から 5 秒後に撮影を開始し、造影剤が流れきる 32 秒後まで1秒間隔で撮影を行った.つまり, 28 セットの頭部 CT 画像 f(x, y, z)=5~32 が得ら れる. x, y, z は画素位置を示す変数, t は時間 変数である. これらの頭部 CT 画像から基底 核を含む断面像 f(x, y, K)_{t=5~32} (K は定数)を 抽出した [図 2(a)]. これは基底核を含む断面 像の脳実質において虚血によるX線低吸収域 を検出しやすく, 臨床でも同断面が診断に利 用されるからである. K は脳実質の断面積の 大きさによって決定することができる[4].

次に $f(x, y, K)_{F5-32}$ に対して適応型部分メジ アンフィルタ (adaptive partial median filter : APMF) [5] を適用した [図 2(b)]. 低線量で 撮影される 4D-CT では量子ノイズが大きい ため,原画像のままでは後述のマスク像のサ ブトラクションによって血管領域を良好に抽 出することができない. そこで APMF よって 血管領域をできるだけぼかさず量子ノイズの みを低減させることによって血管領域の抽出 を良好に行うことができる. APMF のパラメ ータは (M, N, T, P) = (7, 13, 22, 60) とした. 特に重要なパラメータである T は,造影剤の 流入前後の血管領域に関心領域 (region of interest : RIO) を設定し,それらの平均 CT 値の差から求めた.

次に p タイル法による二値化とラベリング 処理によって骨領域を削除した [図 2(c)]. p

頭部4D-CT画像			
•			
基底核を含むスライスの決定			
+			
エッジ保存型平滑化フィルタの適用			
*			
骨領域の削除			
+			
マスク像のサブトラクション			
+			
血管面積の左右比較			
+			
虚血領域の検出			

図1提案手法のフローチャート.



図 2 処理過程の画像例. (a)原画像(*t*=22). (b)APMF 処理画像. (c)骨領域削除後の画像. (d)マスク 画像(*t*=5). (e)差分像[(c) - (d)]. (f)血管領域 を示す二値画像とその上に設置された ROI.

タイル法ではヒストグラムの最大値から 8% の位置をしきい値とした.

次にここまでの処理を実施した $f(x, y, K)_{F5-32}$ において, $f(x, y, K)_{F5}$ をマスク像 [図 2(d)] として $f(x, y, K)_{F5}$ をマスク像をサ ブトラクションし差分像を得た [図 2(e)]. 差 分像では造影剤が流入した血管領域が主に抽 出される. 差分像において, ヒストグラムの 最大画素値から 5%をしきい値とした p タイ ル法により二値画像を作成し, 血管領域を決 定した.

次に左右比較のための ROI を設置した [図 2(f)]. ROI の幅は脳実質に入りきる最大の大 きさ,高さは 30 pixels として,脳実質全体に 複数設置した.正中矢状線を挟んで対比する 左右のROIに造影剤流入量の差があれば流入 量の少ない部位は虚血領域である可能性が高 い.この造影剤流入量は描出された血管面積 で表すことができる.そこで,対比する左右 のROIに対して,ここまでの処理を実施した *f*(*x*, *y*, *K*)_{r=6~32}から血管面積を求め,統計的有 意差検定(t検定)を実施した.そして,統 計的に左右差があった場合,血管面積が小さ い方のROIを虚血領域として出力した.

3. 結果と考察

各症例における提案手法の適用結果と同症 例の CTP 画像を図 3 に示す. 灰色の ROI で 示した領域が, 左右比較で p<0.05 かつ血管面 積が小さかった領域(虚血候補領域)である.

症例1,2は慢性期疾患であり,造影剤が流 れる量は患測と健側で大きな差が見られない. 一方,造影剤が血管内を通過するのにかかる 時間は大きく変化するため,脳組織平均通過 時間の MTT を提案手法による検出結果との 比較に用いた.MTT では患側で値が高くなる (赤色).また,症例3は急性期疾患であるた め患測と健側で脳血流量に大きな差が生じる. そのためこの症例では脳血流量の CBF を提 案手法による検出結果との比較に用いた. CBF では患側で値が低くなる (青色).

3 症例ともに CTP 画像と比較して概ね同じ 位置に虚血候補領域が検出された.提案手法 を用いることで, CTP の解析ソフトウェアに 依存せずにおおまかな虚血領域を把握でき, 画像診断を補助できる可能性が示唆された.

4. まとめ

4D-CT のダイナミック画像から脳虚血領域 を自動検出するアルゴリズムを提案し,3 症 例に適用した結果,良好な検出精度を得た. 提案手法は CTP の解析ソフトウェアに依存 しないという利点を持ち,4D-CT における脳 虚血性疾患の診断支援に有用であると考える.

利益相反の有無

なし



 図 3 提案手法による虚血候補領域(上段:灰色 ROI)と対応する CTP 画像[下段:(a)MTT (b)MTT (c)CBF]. (a)症例1[慢性期脳梗塞(右 中大脳動脈閉塞)]. (b)症例2[慢性期脳梗塞 (右頸部内頸動脈狭窄)]. (c)症例3[急性期 脳梗塞(左中大脳動脈閉塞)].

- Silvennoinen H, Lindsberg PJ, Valanne
 L: Computed tomography perfusion (CTP) imaging in diagnostics of cerebral ischemia. Duodecim 126: 33-39, 2010.
- Wintermark M, Sincis R, Sridhar D, et al: Cerebral perfusion CT: technique and clinical applications. J Neuroradiol 35: 253-260, 2008
- [3] Kudo K, Sasaki M, Yamada K, et al: Differences in CT perfusion maps generated by different commercial software: quantitative analysis by using identical source data of acute stroke patients. Radiology 254: 200-2009, 2010
- [4] 李鎔範,高橋規之,長谷川晃:頭部 CT 画像における基底核を含む断面画像 の自動選択.医用画像情報学会雑誌 33: 16-21,2015
- [5] Lee Y, Takahashi N, Tsai DY, et al: Adaptive partial median filter for early CT signs of acute cerebral infarction. Int J Compt Assist Radiol Surg 2: 105-115, 2007

Computerized Detection of Cerebral Ischemic Region in 4D-CT

Yongbum LEE^{*1}, Yuki IIJIMA^{*2}, Tomomi OHMURA^{*1,3}, Akira HASEGAWA^{*2}, Noriyuki TAKAHASHI^{*3}

*1 Graduate School of Health Sciences, Niigata University

*2 School of Health Sciences, Faculty of Medicine, Niigata University

*3 Research Institute for Brain and Blood Vessels-Akita

CT perfusion (CTP) by 4D-CT is commonly used in diagnosis of cerebral ischemia. However, CTP maps potentially vary depending on commercial CTP software. Therefore, this paper proposed a computerized detection method for cerebral ischemic region from 4D-CT. Cross-sectional images with basal ganglia were determined, and then adaptive partial median filter (APMF) which was an edge-preserving-smoothing filter was implemented. A mask image was subtracted from the APMF images to identify blood-vessel regions with contrast agent. Region of interests (ROIs) were placed on the subtracted images for symmetric comparison of blood vessel's area. If blood vessel's areas in the corresponding ROIs were significantly different, the ROI with smaller blood vessel's area was determined as ischemic region. In comparison with CTP maps, the proposed method was able to detect most ischemic regions and would be useful for ischemic diagnosis in 4D-CT.

Key words: CT perfusion, Cerebral ischemia, Symmetry comparison, Subtraction, Edge-preserving smoothing

テクスチャと色特徴を用いた機械学習による舌苔抽出

太田 雄大^{*1} 中口 俊哉^{*2} Vladimir Bochko^{*3}

要旨

漢方の診断法の一つである舌診は舌の色彩,形状,湿潤,舌苔の状態等から患者の体調を診断する. コン ピュータ支援による定量的な舌診断に関する研究が進められているが,対象は舌質の色彩が主体であり舌 苔を計測,解析する研究は少ない.先行研究として波長 405nm にピークを持つ光源を用いた蛍光撮影によ り舌苔計測の有効性が示されているが,紫外光に近い光源を用いた特殊撮影には汎用性に課題が残る. そ こで通常撮影画像から機械学習を用いて舌苔領域を抽出することを試みた.まず舌画像を小さな矩形領域 に分割する.その矩形領域ごとにテクスチャと色彩に関する計 20種の特徴量を算出して学習器に入力する. 教師データとして舌の蛍光撮影画像を用いる.機械学習にはRandom Forest を用い,Grid Search によりパラ メータを調整した.11名の舌画像から 2667 サンプルを抽出し交差検証を行った結果,感度 88.1%,特異度 84.0%となり,通常撮影画像からの舌苔抽出の可能性が示された.

キーワード:舌画像解析,舌苔,機械学習,Random Forest法,テクスチャ解析

1. 目的

漢方の診断法の一つである舌診は舌の色彩, 形状,湿潤,舌苔の状態等の舌所見から患者 の体調を診断する.現在,コンピュータ支援 による定量的な舌診断に関する研究が進めら れている^[1].しかし,その対象は舌苔が無い 舌質領域の色彩が主体であり舌苔を計測,解 析する研究は少ない.先行研究として,波長 405nmにピークを持つ光源により舌苔に含ま れる細菌が励起して蛍光を発することを用い た蛍光撮影がある.舌苔量に応じて蛍光が強 くなることにより舌苔計測の有効性が示され ているが,紫外光に近い光源を用いた特殊撮 影には汎用性に課題が残る^[2].そこで本研究

*1 千葉大学大学院融合理工学府				
[₸ 263-8522	千葉市稲毛区	弥生	丁 1-33〕
e-mail: adma2221@chiba-u.jp				
*2	千葉大学フ	ロンティア	医工学	センタ
-				
*3	Electrical	Engineering	and	Energy

Technology, University of Vaasa

投稿受付: 2017年5月15日

では、舌の通常画像から機械学習を用いて舌 苔領域を抽出することを試みた.図1に本研 究での提案手法による舌苔領域抽出の例を示 す.舌の通常画像は図2に示す積分球を用い た舌撮影装置により取得され、装置の光源と して LED 光源を使用している.

2. 手法

積分球を用いた舌撮影装置により取得され る舌の通常画像から複数の特徴量を算出して, 学習器に入力する.また,先行研究である舌 の蛍光撮影により取得される舌の蛍光画像を 学習器の教師データとして使用する.舌の通 常画像と蛍光画像の解像度は共に 5184× 3456 である.

舌領域において同一箇所の特徴量と教師デ ータを算出するために通常画像と蛍光画像の 舌輪郭の位置合わせを行う必要がある.図 3(a)のようにそれぞれの舌画像において舌輪 郭を手動で指定する.そして,図3(b)のよう に重心を通る水平な線を基準に15°ごと引 いた直線と指定した輪郭線との24の交点と 重心点を対応点として Thin Plate Spline method^[3]により変形を行う. 次に舌表面領域を手動で指定し、その領域 内を 100 画素×100 画素の矩形領域に分割す る.矩形領域ごとに、通常画像からは表1に 示すテクスチャと色彩に関する計 20 種類の 特徴量を算出して学習機に入力し、蛍光画像 からは蛍光強度を取り出して教師データとし て使用する.算出される特徴量を表1に示す.

舌苔領域抽出における提案手法の有効性を 示唆するために 11 名の被験者に対して実験 を行った.それぞれの被験者の諸元を表2に 示す.実験では積分球を用いた舌撮影装置と 蛍光撮影装置を用いて舌の通常画像と蛍光画 像を撮影する.

3. 実験

11-fold cross validation を行い,全ての被験 者の舌画像で評価を行った.はじめに,提案 手法の有効性を確認するために矩形領域ごと に機械学習の出力値と蛍光強度の相関を算出 した.次に ROC 曲線と Confusion Matrix によ り舌苔抽出精度の評価を行った.

矩形領域ごとの機械学習の出力値と実際の 蛍光強度の相関を解析したところ、それぞれ の被験者の相関係数の平均が 0.74 となった ため提案手法の有効性が確認された.舌苔領 域を陽性、非舌苔領域を陰性として表された ROC 曲線と Confusion Matrix を図 3、表 3 に 示す.AUC が 0.925、感度が 88.1%という結 果より一定の精度の舌苔抽出が確認された.

4. 結論

本研究は積分球を用いた舌撮影装置により 取得される舌の通常画像から特徴量を抽出し, 蛍光撮影装置から取得される舌の蛍光画像か ら教師データを抽出した.これらを用いて機 械学習により舌苔領域を抽出するプログラム を提案し,実験により有効性を評価した.

その結果,矩形領域ごとの機械学習の出力 値と蛍光強度の相関が確認されたことで有効 性が示唆された.また,11名を対象にした評 価実験により一定の精度の舌苔抽出が確認さ れた.

利益相反の有無

なし

表1:舌画像より算出される特徴量

•	R, G, B値の平均
•	L*, a*, b*値の平均
•	H, S, V値の平均
•	フラクタル次元値
•	5スケールのガボールフィルタ値
•	フーリエ解析の高周波成分
•	グレースケールの統計量
	平均,分散,歪度,尖度

表2: 被験者の諸元

被験者	年齢	性別	疾患
1	24	女性	無し
2	24	女性	無し
3	24	女性	無し
4	23	男性	無し
5 22		女性	無し
6	6 22		無し
7	25	男性	無し
8	22	男性	無し
9	22	男性	無し
10	23	男性	無し
11	22	女性	無し

表 3: 舌苔領域推定の Confusion Matrix

		機械学習の推定結果	
		陽性	陰性
	陽性	88.1%	11.8%
	陰性	16.0%	84.0%
	正答率	85.8%	



図1:舌苔領域抽出の例 (左:通常撮影画像,右:舌苔領域推定画像)



図2:積分球を用いた舌撮影装置





(b) 舌輪郭の対応点 図 3:舌輪郭の位置合わせ



- [1] S. Yamamoto, Y. Ishikawa, T. Nakaguchi, et.al, "Temporal Changes in Tongue Color as Criterion for Tongue Diagnosis in Kampo Medicine", Forsch Komplementmed 2012, pp80-85, 2012.
- [2] Yudai OTA, Shuhei IINO, Toshiki ICHIHASHI, Atsuko CHIBA, Satoru NAITO, Toshiya NAKAGUCHI, "Proposal and Evaluation of Fluorescence Imaging System for Non-Contact Tongue Coating Measurement and Tongue Protrusion Guide" 第 35 回日本医用画像工学会大会 (JAMIT2016), PP-48 (2016.7.23, 東京)
- [3] Bookstein, F. L., "Principal Warps: Thin-Plate Splines and the Decomposition of Deformations", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence.**11**(6): 567–585, 1989

Extraction of Tongue Coating by Machine Learning

Using Texture and Color Features

Yudai OTA*1, Toshiya NAKAGUCHI*2, Vladimir BOCHKO*3

*1 Graduate School of Engineering, Chiba University

*2 Center for Frontier Medical Engineering, Chiba University

*3 Electrical Engineering and Energy Technology, University of Vaasa

Tongue diagnosis, which is one of the diagnostic methods of Oriental medicine, diagnoses the physical condition of patients from the tongue color, shape, wetness and tongue coating. Computer-aided quantitative tongue diagnosis researches are in progress, but research objects are mainly the tongue color and there are few studies to measure tongue coating. As a previous study, the effectiveness of measuring tongue coating has been indicated by fluorescence imaging using light sources with a peak at a wavelength of 405 nm. However there is a problem in practically for special imaging using light sources close to ultraviolet light. Therefore, we attempted to extract tongue coating area by machine learning from ordinary RGB imaging. First, the tongue image is divided into small rectangular regions. For each rectangular area, we calculate a total of 20 feature values related to texture and color, and input them to the classifier. Random Forest method was used for machine learning and the tongue fluorescence images are used as training data. 2667 samples were extracted from eleven tongue images and the cross validation was performed. As a result, the sensitivity was 88.1% and the specificity was 84.0%. We indicated the possibility of extraction of tongue coating from general images.

Key words: tongue image analysis, tongue coating, machine learning, Random Forest method, texture analysis

ウェーブレット変換を使用した OCT 画像の

スペックルノイズ除去

村上 毅*1 尾川 浩一*1

要旨

網膜の断層面を映像化することが可能な OCT(Optical Coherence Tomography)は網膜の疾患をはじめ種々の 診断に用いられている.しかし,この画像には光の散乱等の影響でスペックルノイズが生ずる.このノイズは 乗算型であるため, median, Wiener などの簡便なフィルタリングは有効ではない.本報告では,画像の周波数 的な特徴を維持しつつ,雑音を除去することができるウェーブレット雑音除去法について述べる.具体的に は雑音除去に使用する閾値を対象となる画素毎にその近傍領域の強度に応じて動的に変化させて雑音除去 を実現した.また,時間軸方向に加算平均(今回は 32 枚を使用)することで,さらに雑音除去の性能を向上させ た. SN 比を用いて本提案手法の有効性を評価したところ,従来の単純加算平均を用いる手法より 4.9dB 向上 し,26.8dB であった.

キーワード: OCT, ウェーブレット変換,雑音除去

1. はじめに

Optical Coherence Tomography(OCT)は低コ ヒーレント光を使ったイメージング技術で, 非侵襲かつ高速で網膜の断層面を映像化でき る[1].この画像は様々な網膜の疾患の診断に 役立つため、臨床での応用が進められている. しかし,複数の周波数の光の反射光を用いて 生成される OCT 画像は干渉が生じてスペッ クスノイズが発生する.この他,散乱体の動き によっても同様の雑音が発生する.このよう な雑音を除去するために一般に行われている 簡便な方法は時間軸方向で平滑化するという ものである.しかし,スペックスノイズは局所 的に大きな場合があり,十分な雑音除去にな らない場合がある.提案手法では1枚1枚の画 像に対して、ウェーブレット変換を用いて空 間分解能を落とさずに雑音成分のみを除去し

*1 法政大学大学院理工学研究科応用情報工 学専攻

〔〒184-8584 小金井市梶野町 3-7-2〕 e-mail: tsuyoshi.murakami.5h@stu.hosei.ac.jp た後に,時間軸方向で平滑化を行うものであ る.複数の OCT 画像群は拍動の影響から上下 に揺れ動いているため,提案手法の手順は画 像群の位置合わせから始め,次にウェーブレ ット雑音除去を行い,最後に時間軸方向で平 滑化を行った.

2. 方法

2.1 画像群の位置合わせ

画像群の位置を揃えるために,画像上で 網膜のエッジ位置を計測した.原画像は雑 音の影響が強いため,画像平滑化フィルタ を事前に使用した(3×3 の均一重みフィル タを 10 回使用).なお,使用している OCT 画 像は 1024×1024 ピクセルのものである.平 滑化後の画像において y 軸方向でプロファ イルをとり,プロファイル終端方向から濃 度値 125 以上となる位置をエッジとして認 識した.任意の位置でのプロファイル 1 本 では認識精度が不安定なので,同様の処理 を全てのxにおいて行い,平均値を1枚の画 像のエッジとした.本提案手法では 32 枚の OCT 画像を使用しており,全ての画像にお いて先の手順でエッジ位置を計測した.そ して,1枚目の画像を基準として,2枚目以降 の画像をエッジ位置の差分で上下にシフト させ位置合わせとした.位置合わせの済ん だ 32 枚の画像には次章のウェーブレット 雑音除去を行った.



図 1 網膜のエッジ位置の認識

2.2 ウェーブレット雑音除去

使用するウェーブレット雑音除去の閾値 は Bayes Shrink 法を元に以下の式で拡張し た.本手法の閾値はスケーリング係数に応 じて動的に変化し,適応的に雑音を除去し ている[2].また,ウェーブレット雑音除去後 には正方形アーチファクトが生じてしまう が,Translation Invariant De-noising (TID)法 を使用することで解消した[3].処理の手順 概要を以下に記す.

- A. 原画像をシフトさせた複製画像を生成 する(TID 法).シフトの方向は y 方向,x 方向,対角方向で,それぞれ lpixel 移動 させる.
- B. 原画像とシフト画像それぞれにウェー ブレット変換を施す(Haar ウェーブレ ットを使用し、レベルは1とする).
- C. ウェーブレット成分に以下の式で算出した閾値 *T_{x,y}* で雑音除去を行う.雑音除去には Hard Thresholding 法を使用した[4].

$$T_{x,y} = \frac{\alpha \times S^{j}(x,y)}{2^{j}} \times B^{j}$$
(1)

$$\alpha = \frac{1}{N^2} \sum_{i,j=1}^{N/2} \frac{1}{\sqrt{|s^i_{(x,j)}|}}$$
(2)

ここで B^{j} は Bayes Shrink 法から算出し たレベル j における閾値であり, $S_{(x,y)}$ は レベル j におけるスケーリング係数で ある.

- D. それぞれの画像にウェーブレット逆変 換をかけ,複製したシフト画像は元の位 置に逆シフトさせる.
- E. 4 枚の画像で平均をとったものを出力 とする.

2.3 時間軸方向における雑音除去

ウェーブレット雑音除去を施した 32 枚 の画像に対して時間軸方向で平滑化を行っ た.また,時間軸方向に使用する画像枚数を 1~32 で行い,使用枚数における画質の変化 を計測した.

3. 結果

原画像に対してウェーブレット雑音除去を 施した以下の結果では雑音が残っているが, 時間軸方向のプロファイルでは局所的に大き かった雑音を除去できており,時間軸方向で の分散を小さくすることができた.ウェーブ レット雑音除去を使用した後に,32 枚で加算 平均をとった図5の結果では効果的な雑音除 去が行えた.一般的な加算平均のみの結果で ある図 6 と比較して,提案手法が有効的であ ることがわかった.

画質評価のために,画像背景部分でのプロ ファイルから SN 比を以下の式で算出した.な お,ウェーブレット雑音除去を使用した画像 とオリジナルの画像に対して,加算平均をと る枚数ごとに SN 比を計測した.



図2 原画像とプロファイル(y=400)



図3 ウェーブレット雑音除去の結果



図 4 時間軸方向のプロファイル(図 3 の赤点 付近) 左:(x,y)=(399,397) 右:(x,y)=(399,398)





図6 一般的な加算平均のみの結果



図7SNの計測に使用したプロファイル(y=800)



図8加算平均をとる枚数に応じた SN比

4. 考察

時間軸方向における雑音除去は有効的であ るが,局所的な雑音に対して影響を受けやす い.ウェーブレット雑音除去を1枚1枚にかけ ることで,1枚の画像に対しての効果は薄いが, 時間軸方向の局所雑音を除去することができ, 加算平均をより有効的なものにできる.

利益相反の有無

なし

- Chandan Singh RawOat, and Vishal Subhash Gaikwad, "Signal Analysis and Image Simulation for Optical Coherence Tomography (OCT) Systems" 2014 International Conference on, ICCICCT, pp. 626-631, 2014.
- K. Ogawa, M Sakata, and Y. Li,
 "Adaptive Noise Reduction of Scintigrams with a Wavelet Transform,"International Journal of Biomedical Imaging, Vol. 2012,Article ID 130482, 7 pages,doi:10.1155/2012/130482,2012
- [3] R.R.Coifman and D.L.Donoho, "Translation-Invariant Denoising, "Wavelet and Statics,Springer Noters, vol.103,1995
- G. Chang, B. Yu, and M. Vetterli,
 "Adaptive wavelet thresholding for image denoising and compression, " IEEE Trans. Imag. Proc., vol. 9, no. 9, pp. 1532-1546, 2000.

眼科用光干渉断層(OCT)画像からの多方向分離度と

スプライン曲線を用いた自動境界抽出法

花井 良輔^{*1} 鶴岡 信治^{*1} 高瀬 治彦^{*1} 川中 普晴^{*1}

松原 央*2 八神 寿徳*3

要旨

網膜疾患を診断するために光干渉断層画像(OCT 画像)が使用されており,網膜疾患の定量的な評価のため, 網膜階層の境界線の自動計測システムが要望されている.現在提案されているシステムは,パラメータが 多く,臨床で使用するレベルには達していない.本研究では網膜の境界線の位置を決めるために,多数の 角度での分離度を求め,求めた境界点を滑らかに繋ぐために,スプライン曲線を用い,その制御パラメー タを決定する評価関数を定義し,従来法よりパラメータ数の少ない方法を開発した.抽出された境界線を, 医師によってトレースされた正常画像 10 枚,疾患画像 20 枚の境界線と比較した.その結果,網膜の内境 界膜 ILM と色素上皮 RPE の境界線の位置,網膜厚について従来研究と同等以上の抽出精度となった.提案 手法において疾患画像の一部では境界線が内側に引き付けられるため,より様々な OCT 画像に対応したパ ラメータの決定法が必要である.

キーワード: OCT 画像,内境界膜,色素上皮,分離度,スプライン曲線

1. はじめに

光干渉断層計(Optical Coherence Tomography: OCT)の登場により,網膜の黄斑部の高分解能 の断層画像を非接触,非侵襲に撮影できるよう になった [1]. OCT は, SLD(Super-Luminescence Diode)を光源とした 820[nm]の近赤外線を測定 光として用いている. 2008 年には眼底 3 次元画

*1 三重大学大学院 工学研究科
〔〒514-8507 津市栗真町屋町 1577 番地〕
e-mail: 417m231@m.mie-u.ac.jp
*2 三重大学大学院 医学系研究科
*3 三重大学地域イノベーション推進機構
知的財産統括室

投稿受付: 2017 年 5 月 13 日

像解析が保険収載されたことで, OCT の普及が 進んでいる.

網膜の黄斑部は階層構造を成している.網膜 疾患の定量的評価法の一つとして網膜層の厚 みや疾患部の大きさを計測する方法が提案さ れている(図1)[1][2].しかしながら,膨大な数 の連続断層画像を見て診断するには時間がか かり,医師ごとによって評価に個人差が生じる. そのため,薬の投与や手術によって症状がどの 程度回復したかを把握できるような診断支援 システムの要望がある.

従来研究として八木らの研究では、微分フィ ルタを用いたエッジ検出による内境界膜(ILM) と網膜色素上皮(RPE)の抽出法を提案した[3]. しかし、網膜層上に存在する血管の影響で測定 光が遮断され、濃度変化が非常に小さい境界と なった部分で、境界線が断続的に抽出される、 誤った境界を抽出するなどの問題があった(図 2). それらの問題に対処するため山川らの研究 では,動的形状モデルである Active Net を用い た境界抽出が行われ[4],竹野らの研究では,

Active Net を 3 次元へ拡張した格子モデルであ る Active Grid を用いて高精度かつ連続的な境 界抽出を行った[5]. Active Grid は動的形状モデ ルの変形をエネルギーとして表現し,エネルギ ーが最小となる安定状態を探索しながら格子 点位置を移動させ,画像から対象物を抽出する 手法である.しかし,Active Grid を用いた抽出 では格子モデルの制御のため8つのパラメータ をユーザーが試行錯誤の上,画像ごとに個別に 設定する必要があり,不明瞭な境界が抽出でき ない問題があった(図 3).

そこで、本稿では、パラメータを少なくし、 断続のない曲線抽出のためにスプライン関数 を用いる.スプライン関数の形状を決定するた めの特徴量として境界位置を判断する「分離度」 を定義し、ILM と RPE の自動境界線抽出の手法 を示す.

2. 多方向分離度

分離度計算を行う境界点探索範囲を決定す る方法を述べる.OCT 画像に対して判別分析法 (大津の二値化)によって二値化を行う.次にx方 向 30[pixel]範囲で垂直方向へ走査し, y方向 5[pixel]の余白をとり境界点の探索範囲とする.

境界点探索範囲内において計算対象の点の 周り21×21[pixel]の正方形を取り出し,判別分析 法(大津の二値化)により二値化し,その画像を 用いて分離度計算を行う(図 4).多方向分離度計 算の式を以下に示す.

$$S = \max_{d=0.15, 30, \dots, 165} \{ s_d \}$$
(1)

$$S_d = \left| \frac{n_{ud} - n_{ld}}{n_{ad}} \right| \tag{2}$$

 $\begin{pmatrix}
 s_d: d 度のときの分離度(0 \leq S \leq 1) \\
 n_{ud}: 二値化画像の上半分四角形中の白画素の数 \\
 <math>n_{ld}: 二値化画像の下半分四角形中の白画素の数 \\
 <math>n_{ad}: 二値化画像の上(下)半分四角形の画素数$



図1OCT で撮影された網膜断層画像



図2 八木らの手法による抽出失敗例



図3 竹野らの手法による抽出失敗例



図4 探索範囲からの正方形画像の切り取り

また境界が斜めの場合でも分離度が高くな るように, OCT 画像を計算対象の点を中心に 15 度ずつ 165 度まで回転させ得られた分離度*s^d*を 計算し,式1よりそれらの最大値 S をその点の





図6 切り取られた二値化画像

分離度とする(図 5). 例えば図 6 の 0 度(d=0)の 場合,分離度は式 2 より以下のようになる.

0

$$n_{u0} = 0 \ n_{l0} = 152 \ n_{a0} = 21 \times 10 = 21$$
$$s_0 = \left| \frac{0 - 152}{210} \right| = 72.4[\%]$$

3. 提案手法

提案手法のフローチャートを図7に示す.メ ディアンフィルタ(5×5[pixel])によるノイズ削除, 境界点探索範囲を横30[pixel]間隔で抽出した後, 分離度の計算を行い,その情報に基づいた境界 点を使用することで境界抽出を行う.

求められた分離度をもとに OCT 画像に点を 描写する.はじめに,探索範囲内で分離度のし きい値P_sより大きい分離度を持つ点を求め,候 補点とする.次に,その候補点の中心を境界点 の位置とする.

網膜の最も上の層を ILM,下の層を RPE と いい,これらの境界抽出のためにスプライン 関数を使用する.しかし,求められた境界点 から多くの点を通る次数の高い式を求めるの は困難である.従って,ある区間に分け,そ の区間ごとに低次の多項式で近似する区分多

OCT画像(1枚)
ł
2次元ノイズ除去
+
境界点探索範囲の抽出
+
分離度計算
+
境界点の描写
+
境界線の抽出
✓ 網膜の境界線 ○

図7提案手法のフローチャート



図8境界点の描写

項式を考える.しかし,区分の境界で不連続に ならないように補間する必要がある.そこで3 次関数の近似を使用しスプライン補間によっ て区分境界の補間を行う.区分多項式は式3を 用いる.

$$S_{j}(x) = a_{j}(x - x_{j})^{3} + b_{j}(x - x_{j})^{2} + c_{j}(x - x_{j}) + d_{j}$$

(j = 0,1,2,3,..., N - 1)
(3)

$$\begin{cases} S_{j}(x_{j}) = y_{j} \cdots 1 \\ S_{j-1}'(x_{j}) = S_{j}'(x_{j}) \cdots 2 \\ S_{j-1}''(x_{j}) = S_{j}''(x_{j}) \cdots 3 \\ S_{0}''(x_{0}) = S_{N-1}''(x_{N}) = 0 \cdots 4 \end{cases}$$
(4)

スプライン補間の条件として式4より

① 区間内のデータ点を通る.

② 区分境界点の1次導関数が等しい.

③ 区分境界点の2次導関数が等しい.

④ 両端の2次導関数の値を0とする.

を与える.データ点が N+1 個とすると N 個の 区分多項式がある.条件より得られる方程式は ①より 2N 個, ②より N-1 個, ③より N-1 個,
 ④より 2 個であり合計 4N 個なので,それぞれの区分多項式の*a_j, b_j, c_j, d_j*の係数を決定することができる.

ILM の場合, 各列の探索範囲中で最も上にあ る全ての赤点を通過するスプライン曲線を引 く. RPE の場合, 脈絡膜による反射光のノイズ によって不必要な赤点が抽出されるため, 赤い 点の上側半分四角形の領域の平均濃度が P_d 以 上の点を下から走査し, 色を左右から P_n の数だ けマゼンタに変え, その全てのマゼンタ点を通 過するスプライン曲線を引く(図 8, 9). 図 9 の 画像では $P_s = 58$, $P_d = 105$, $P_n = 2$ を用いている.

次に,パラメータを自動決定する関数を式 5 に示す.

$$E_f = \sum_{n=1}^{N} \omega_1 S_n + \omega_2 D_{10}$$
 (5)



提案手法では ILM は P_s , RPE は P_s , P_d , P_n の パラメータによって形が制御される. ILM と RPE それぞれのパラメータを評価関数によっ て自動決定することで境界線 (ILM と PRE)を 抽出する.

はじめに評価関数を、ILM のためのパラメ ータ P_s を変化させ計算し、評価関数が最大とな るパラメータ P_s を最終決定とし境界線抽出を行 う.RPE の場合、パラメータ P_s だけでなく、 P_d 、 P_n の値も変化させ総当りで計算し、パラメ ータの組み合わせを決定する.自動抽出結果 を図 10,11 に示す.



図9正常画像の境界抽出結果



図10 断続のある正常画像の境界抽出結果



図11 疾患画像の境界抽出結果

4. 評価実験

評価実験を抽出結果と眼科医師によるマニ ュアルトレースとを比較することで行った. 正常画像 10 枚,疾患画像 20 枚から ILM, RPE, 網膜の厚さの項目について抽出精度の平均を 求めた.網膜の厚さは ILM と RPE の座標の差 分より求められる.また,医師から求められる 許容誤差は 10[µm]以下と言われており,使用し ている画像において 10[µm]は 4[pixel]に相当す る.抽出精度は式 6 より求められる.

$$A_e = \frac{c}{w} \times 100$$
 (6)
 A_e :抽出精度 [%]
解(トレースとの誤差が 4[pixel]以内)の数

W: 画像の幅 [pixel]

結果を表1に示す.結果より RPE における抽 出精度が,正常画像において 90%から 93%に, 疾患画像において 77%から 87%に向上し,網膜 の厚さも 73%から 91%に向上した.

しかし,疾患部の一部では,スプライン関数 を決定する評価関数の重み係数が適切に設定 されておらず,誤った抽出となる個所(図 12,13 の丸印)が散見された.

		ILM	RPE	網膜の厚さ
学中王汗	正常	99	90	97
伙米于 法	疾患	91	77	72
坦安王汁	正常	99	93	99
灰余于伝	疾患	91	87	91

表1 抽出精度(%)の比較

5. まとめ

C:正

本稿では、パラメータ数を少なくするために 多方向分離度とスプライン関数を用いた自動 境界抽出法を提案した.評価実験の結果,評価 関数によるパラメータ自動設定の上、従来研究 と同等以上の精度で境界抽出することができ た.

しかし,疾患部の一部では失敗がみられたの で,今後は,入力画像から動的に評価関数にお ける重さ係数を変更する手法や,新しい評価関 数の定義や抽出手法について検討していく予 定である.

謝辞

本研究にあたり貴重なご助言を賜った奥山 文雄 鈴鹿医療科学大学教授に深謝いたします.

利益相反の有無

なし



図12 加齢黄斑変性における抽出失敗例



図13 糖尿病網膜症における抽出失敗例

- [1] 岸章冶: OCT 眼底診断学. エルゼビア・ ジャパン株式会社, 東京, 2006, pp2-12
- [2] 吉村長久,板谷正紀:OCT アトラス. 医学書院,東京,2012, pp.2-11, 89-93, 159-183
- [3] 八木利樹: OCT を用いた網膜疾患診断 支援システムのための内境界膜・網膜色素 上皮抽出法に関する一考察,映像情報メデ ィア学会技術報告, vol32, no.21: 27-30, 2008
- [4] Yamakawa A, Kodama D, Tsuruoka S et al: Extraction method of retinal border lines for optical coherence tomography by using one directional active net. Proc. of the 2nd Intl. Workshop on Regional Innovation Studies (IWRIS2010): pp 75-78, 2010
- [5] Takeno N, Tsuruoka S, Kawanaka H et al: Three dimensional active grid for extraction of retinal boundaries on optical coherence tomography. Proc. of SCIS & ISIS 2012, W3-55-5: 799-802, 2012

Extraction Method of Retinal Borderlines for Optical Coherence Tomography Using the Degree of Multi-Directional Separation and Spline Curve

Ryosuke HANAI^{*1}, Shinji TSURUOKA^{*1}, Haruhiko TAKASE^{*1}, Hiroharu KAWANAKA^{*1}, Hisashi MATSUBARA^{*2} Hisanori YAGAMI^{*3}

*1 Graduate School of Engineering, Mie University*2 Graduate School of Medicine, Mie University

*3 Intellectual Property Office, Organization for the Promotion of Regional Innovation, Mie University

Clinical doctors desire auto-extraction system of retinal borderlines for optical coherence tomography (OCT) image. Many researchers proposed auto-extraction systems of OCT image, but they need great effort for the adjustment of parameters in the system to extract the borderlines. The adjustment of parameters requires time, and we are researching the auto-extraction system to reduce the adjustment time. We proposed the combination of the degree of multi-directional separation to determine positions of boundaries, and the usage of spline curve to connect the position smoothly. The degree of multi-directional separation can detect the many directional borderline of retinal structure. The usage of spline curve can reduce the calculation time to decide the position of retinal borderlines in comparison to the previous method. We defined a new evaluation function that determines control parameters. We compared the extracted borderlines with manual traced boundary lines of 10 normal images and 20 disease images by doctor. In the borderlines of ILM and RPE and the thickness of retina, the proposed system extracted borderlines with the same accuracy or higher than the accuracy of the previous research.

(180 words)

Key words: OCT image, ILM, RPE, Degree of multi-directional separation, Spline curve

著者紹介

和文でも英文でも可.



花井 良輔 (はない りょうすけ) 2017 年三重大・工学部・電 気電子工学科卒.現在,三 重大大学院・工学研究科・ 電気電子工学専攻博士前期 課程1年.





ィア学会各会員.









高瀬 治彦 (たかせ は るひこ)

1991年名古屋大・工学部 卒.1996年同大大学院博士 後期課程・電気電子工学専 攻了.現在,三重大大学 院・工学研究科・電気電子 工学専攻准教授.教育支 援,テキストマイニング, ニューラルネットワーク, フォールトトレラントコン ピューティングの研究に従 事.コンピュータ利用教育 学会,電子情報通信学会, 日本知能情報ファジィ学 会,各会員.

川中 普晴 (かわなか ひろはる) 1999年三重大・工学部・電 気電子工学科卒. 2001年同 大学大学院・工学研究科博 士前期課程・工学専攻了. 1996年名古屋大大学院博士 後期課程・電気電子工学専 攻了. 2004年三重大大学 院·工学研究科博士後期課 程・システム工学専攻了. 2009年同大学大学院・医学 研究科博士課程生命医学専 攻了. 現在, 三重大学大学 院·工学研究科准教授. 医 療情報学, 福祉情報工学, 産学連携などの研究に従 事. 2008年日本知能情報フ ァジィ学会・貢献賞. 電気 学会,日本知能情報ファジ ィ学会,電子情報通信学 会,日本医療情報学会, IEEE, 各会員.

松原 央(まつばら ひ さし)

1997年三重大・医学部卒. 2005年同大大学院医学研究 科博士課程了.現在,同大 大学院医学系研究科講師. 三重大学医学部附属病院に て網膜硝子体疾患の診療お よび研究に従事.日本眼科 学会,日本眼科医会,網膜 硝子体学会,日本臨床視覚 電気生理学会,各会員.

八神 寿徳 (やがみ ひ さのり)

2002 年名古屋大・情報文化 学部・自然情報学科卒. 2004 年同大大学院人間情報 学研究科・物質生命情報学 専攻博士前期課程了.2007 年同大学大学院・情報科学 研究科・複雑系科学専攻博 士後期課程了.現在,三重 大・地域イノベーション推 進機構知的財産統括室助 教、産学官連携,知的財 産,流体力学などの研究に 従事.2011年APT Distinguished Paper Award 賞(粉体工学会). 日本混相流学会,日本機械 学会,日本知財学会,粉体 工学会,産学連携学会,日 本食品化学学会,各会員.

位相拡散フーリエ変換映像法による等間隔間引き信号を利用 した MR 圧縮センシング

八坂 俊吾^{*1)}, 伊藤 聡志^{*2)}

要旨

圧縮センシングの MRI 応用では,再生像の画質が信号の収集軌道のランダム性や収集密度に依存し,安定した画質を得ることに課題がある.本研究では再生像の画質安定化と実用性を高める一手法として,撮像法に位相拡散フーリエ変換映像法を使用し,等間隔間引きを基本として収集された信号から画像再生を行う方法について検討を行った.本研究では,特に被写体が実関数であるとの拘束条件が使用できない場合の検討を行い,結果,位相拡散パラメータは信号収集比に依らず大きい方が良好な画像が得られた.再生像の信号対雑音比はフーリエ変換映像法に圧縮センシングを応用する場合よりも高い値が得られ,位相拡散フーリエ変換映像法を使用しランダム収集を行った場合と同等の値が得られた.

キーワード: 圧縮センシング, スパース性, 位相拡散, MRI

1 はじめに

フーリエ変換映像法に基本を置く MRI では, 一 般に信号の収集時間が長いため X 線 CT に比べ 撮像に多くの時間を必要とする. 圧縮センシング (compressed sensing: CS)[1, 2] は信号の標本化と 再構成に関する新しい信号復元理論の枠組みであ り, 圧縮センシングによれば計測の対象が疎性 (ス パース性)をもつ場合は, 標本化定理で必要とさ れる量より少数の信号から観測対象を復元できる. Lustig らは, MRI のいくつかの撮像法に圧縮セン シングを応用し, 撮像時間の大幅な短縮化に成功 している [3].

圧縮センシングを利用し,観測対象の復元を成 功させるためには制限等長性 (Restricted Isometry Property) が必要とされ [2], MRI においてそれを 簡便に実現する方法としてフーリエ変換行列から ランダムに要素を間引く方法がある.

*2 宇都宮大学大学院工学研究科 情報システム 科学専攻

[〒 321-8585 栃木県宇都宮市陽東 7-1-2]

臨床で最も多く使用されているカルテシアン座 標系の場合は、時間読み取り方向の信号収集はそれ と直交する位相エンコード方向に比べて短時間で 行うことができるので信号の間引きは行われずに 位相エンコード方向に間引くことが多い. MRI で 得られる信号は、信号空間の原点付近に信号エネ ルギーが集中するので、原点付近を密に収集する 可変密度収集 (variable density sampling) を採用す ること多い.しかしながら、信号の間引き方によっ て再生像に現れるアーティファクトが異なり、再生 像の品質が異なる場合が生じる. テンプレート画像 などの事前情報を使用する場合でも信号の間引く 乱数の選び方によって再生像の品質は左右される. このように圧縮センシングを MRI に応用する場合 に,信号の収集点数が同数であっても信号の収集 密度を与える関数や収集点分布のランダム性によっ て再生像の品質が変化するという課題がある.

圧縮センシングとは別に山田らは汎用のフーリ エ変換映像法に2次の位相変調項を追加した位相 拡散フーリエ変換映像法[4,5]を利用し,等間隔に 間引いた少数の観測信号から画像を再生する高速 撮像法について研究を行ってきている[6,7,8].こ れは,位相拡散フーリエ変換映像法の信号式に含ま

^{*1} 現在,川口市役所

e-mail:itohst@is.utsunomiya-u.ac.jp

れる位相拡散項には誤差軽減効果があることを利 用したものであり、標本化定理から必要とされる信 号収集数の1/2や1/3の信号からエイリアスを殆 ど生じない画像を再生している [6,8]. また, 位相 拡散フーリエ変換映像法を圧縮センシングに応用 すると観測行列とスパース基底とのインコヒーレ ンス性が向上することにより, 汎用法であるフーリ 工変換映像法よりも高品質な画像を再生できると の報告がある [9, 10]. 位相拡散フーリエ変換法の 再生誤差拡散アルゴリズムとスパース化空間にお ける L1 ノルム最小化を組み合わせ,等間隔の間引 き収集を基本とする少数の観測信号から画像再生 を行う新たな高速撮像法について検討が行われて いる[11].本法によれば信号の間引きをランダム性 を導入する必要がないので、収集点分布のランダム 性により再生像の品質が左右されない. そのため, 一般的な圧縮センシングとは異なり収集点分布や 収集密度に依存しない安定した画質の画像再生が 期待できる.これまでに再生像は実関数と仮定で きる場合の検討について検討を行い、その結果、ラ ンダム間引き収集に匹敵する品質の再生像が得ら れる可能性が示されている [11].

本研究では再生像に比較的大きな位相変化が重 畳する実用的な見地に立った検討を行った.空間的 な位相変化が大きい部位では、低域の信号から推定 した位相分布は誤差が大きくなり、結果、位相補正 を行っても再生像は実関数とみなせない場合があ る.そこで、位相を含んだ画像をスパース化し画像 再生が可能な Multi-scale eFREBAS 変換をスパー ス化関数として使用し、位相補正を必要としない 方法による画像再生について検討を起こった.

2 位相拡散フーリエ変換映像法

位相拡散フーリエ変換映像法 (Phase Scrambling Fourier Transform imaging: 以降, PSFT と称す る)は、図1に示すように位相エンコード方向勾配 磁界に同期して2次関数状の磁界を一定の期間印 加するか、あるいは線形勾配磁界を一加のもと周 波数変調された RF 励起パルスを照射する方法に よって被写体内のスピンの位相を拡散させた後に、 読み出し用の勾配磁界によりエコー信号を読み出 す方法である [4,5]. 2次関数状磁界を使用し、x-y平面を撮像する場合を考える. 読み出し用勾配磁界 G_x の反転時刻からの時間をtとし、 t_{xr} を G_x の 反転時間, $t_x & t - t_{xr}$, として, t_x の中心をNMR 信号 (勾配エコー信号)の中心に設定する.緩和に よる減衰を無視すると勾配エコーの信号式は式(1) で与えられる.

$$v(\gamma G_x t_x, \gamma G_y t_y) = \iint_{-\infty}^{\infty} \left\{ \rho(x, y) e^{-j\gamma b\tau(x^2 + y^2)} \right\}$$
$$\times e^{-j(\gamma G_x t_x x + \gamma G_y t_y y)} dx dy \tag{1}$$

ここで、 $\rho(x, y)$ は xy 平面のスピン密度分布、bは 2 次関数状磁界の係数、 τ はその印加時間、 G_x と G_y はそれぞれ x 方向と y 方向の線形勾配磁界の係 数である.また、 t_y を G_y の印加時間、 γ を核磁気 回転比とした.式(1)は、 $k_x = \gamma G_x t_x, k_y = \gamma G_y t_y$ と変数変換すると、式(2)のように位相変調を施し たスピン密度関数のフーリエ変換式に変形するこ とができる.

$$w(k_x,k_y) = \iint_{-\infty}^{\infty} \left\{ \rho(x,y) e^{-j\gamma b\tau(x^2+y^2)} \right\} e^{-j(k_xx+k_yy)} dxdy (2)$$

また、上式の指数項をまとめると、式 (3) のよう に畳み込み積分を含んだ信号式 $v_{FR}(x',y')$ に変形 することができる.式 (4) の右辺は、光や音波の回 折を説明するフレネル変換式を簡単化したもので ある.

$$v_{FR}(x',y') = v(x',y')e^{-j\gamma b\tau (x'^2 + y'^2)} = \iint_{-\infty}^{\infty} \rho(x,y)e^{-j\gamma b\tau \{(x'-x)^2 + (y'-y)^2\}} dxdy \quad (3)$$
$$x' = -k_x/2\gamma b\tau, y' = -k_y/2\gamma b\tau \qquad (4)$$

PSFT 信号からの画像再構成は,式(2)の信号を逆 フーリエ変換した後に,与えた2次の位相変調項



図 1: 位相拡散フーリエ変換法のパルスシーケンス

の逆位相項を乗じればよい.

$$\rho(x,y) = e^{j\gamma b\tau(x^2 + y^2)} F^{-1}[v(k_x,k_y)] \qquad (5)$$

ここで、 F^{-1} は逆フーリエ変換を示す.被写体に与 えることができる最大の位相変化量は、標本化定 理より再生像上で隣接する画素間 Δx の位相変化 が π のときである.いま、x方向で考え再生像上に おいて中心からの距離が最大になる位置を $m\Delta x$ と するとき $\gamma b\tau$ は以下の条件を満足する必要がある.

$$\Delta x \frac{\partial (\gamma b \tau x^2)}{\partial x}|_{x=m\Delta x} = 2\gamma b \tau m \Delta x^2 \le \pi \qquad (6)$$

ここで被写体のサイズによらない $\gamma b \tau$ の基準とし て視野幅全域をにおいてサンプリング定理を満足 する場合を考える. m = N/2 とおくと,式(7)が 得られる.

$$\gamma b\tau \le \frac{\pi}{N\Delta x^2} (= \overline{\gamma b\tau}) \tag{7}$$

撮像パラメータ $\gamma b\tau$ はこの $\overline{\gamma b\tau}$ を基準とし,係数 hにより $h\gamma b\tau$ と表現することにする.図2に,256 画素の視野の中心に幅が200 画素の矩形モデルを 置いたときの h と PSFT 信号の振幅の関係を示す. 信号エネルギーは不変であるが,位相拡散に関わる 係数 h が大きくなると信号が k 空間で拡がる形と なる.図2(a)のモデル画像を h = 1.0 での条件で 数値的に計算された PSFT 信号を図3に示す.こ の PSFT 信号を式(4)によりフレネル変換型信号 に変形した実部信号を同図(c)に示す.フレネル変 換信号に変形すると,信号の分布は撮像対象をぼ かした様相となり,振幅の変化は(b)に示す PSFT 信号に比べて緩やかになる.



図 2: 位相拡散係数 h と信号拡がりの関係



図 3: 位相拡散フーリエ変換法の信号と信号変形: (a) 数 値モデル, (b) PSFT 信号, (c) フレネル変換型信号

3 PSFT 法の圧縮センシング応用

3.1 圧縮センシングの応用

 ρ を観測対象とするベクトル,sを観測信号, を観測行列とする. 圧縮センシングでは, ρ がス パース性を持つとの仮定のもと標本化理論で必要 とされる信号量より少ない信号の観測で ρ を復元 しようとするものである.式(2)の位相拡散フーリ エ法の信号式で位相拡散項 $\exp\{-j\gamma b\tau(x^2 + y^2)\}$ を関数 Q,間引きを行うフーリエ変換を F_u, また, MR 画像にスパース性を導入する関数を Ψ とする とき, $\tilde{\rho} = \Psi \rho$ として,式(9)から $\tilde{\rho}$ を求める問題 として考えることができる.

$$\mathbf{s} = \mathbf{F}_{\mathbf{u}} \mathbf{Q} \boldsymbol{\rho} = \mathbf{F}_{\mathbf{u}} \mathbf{Q} \boldsymbol{\Psi}^{-1} \boldsymbol{\check{\rho}}$$
$$= \boldsymbol{\Phi} \boldsymbol{\check{\rho}}$$
(8)

$$\mathbf{\Phi} = \mathbf{F}_{\mathbf{u}} \mathbf{Q} \boldsymbol{\Psi}^{-1} \tag{9}$$

圧縮センシングにおいて,高い確率で求める解に達 する条件として観測行列の要素をランダムに選択す る方法がある.汎用的なフーリエ変換映像法におい て観測行列は $\Phi = F_u \Psi^{-1}$ であり,観測行列の要 素をランダムに選択する操作を近似的に行う方法に 信号空間をランダムに間引く方法がある.一方,位 相拡散フーリエ変換法の観測行列は $\Phi = F_u Q \Psi^{-1}$ であり,関数 Qには,位相を拡散する効果がある ので,信号空間の間引きは必ずしもランダムであ る必要はない.そこで,本研究では,信号を等間隔 に間引く方法を採用した.本法では,以下の条件付 き最小化問題を解く.

$$\check{\boldsymbol{\rho}} = \arg \min ||\check{\boldsymbol{\rho}}||_1 \text{ s.t. } ||\mathbf{s} - \boldsymbol{\Phi}\check{\boldsymbol{\rho}}||_2 < \varepsilon$$
 (10)

3.2 画像再生アルゴリズム

PSFT 法の信号は図2に示すように信号空間の 広い領域に比較的大きな振幅の信号が分布する.そ のため,式(1)により PSFT 信号を数値的に計算 する場合には信号の折り返しを考慮しなければな らない.本研究では信号の折り返しを軽減するた めに、収集した信号の両端に N/2 点のゼロデータ を外挿し、2倍の信号データマトリクスにより画像 再構成を行った. PSFT 信号に2次の位相変調項を 乗じて得られるフレネル変換信号は、被写体の分 布をぼかした様相になるため、この空間における 補間の精度は、PSFT 信号空間における補間に比 べて高くなる [6,8]. そこで、ゼロフィル外挿され た PSFT 信号を式 (3) によりフレネル変換信号に 変形し,この空間で線形補間を行った信号から反復 処理に使用する初期画像を作成した. Q_f を式 (3) に示す PSFT 信号をフレネル変換信号に変形する 位相変調項 $e^{-j\gamma b\tau(x'^2+y'^2)}$, Γ をゼロフィルデータ 外挿関数, A を未収集部分の信号を補間する関数, v_L を外挿された PSFT 信号とするとき、初期画像 $\rho_L^{(0)}$ は、式 (11)、(12) により求めた.

$$v_L = \Gamma v \tag{11}$$

$$\rho_L^{(0)} = Q^{-1} F^{-1} Q_f^{-1} A Q_f v_L \tag{12}$$

画像再構成アルゴリズムは, SpaRSA[12]を使用した. 反復回数のインデックスを*i*として式(13)から(16)の反復式を利用した.

$$\check{\rho_L}^{(i)} = \Psi \rho_L^{(i)} \tag{13}$$

$$\check{\rho_L}^{(i)} = \check{\rho_L}^{(i)} + \frac{1}{\beta} \Psi Q^{-1} F_u^{-1} (v_L - F_u Q \rho_L^{(i)})$$
(14)

$$\check{\rho_L}^{(i+1)} = \text{Soft}[\check{\rho_L}^{(i)}, \lambda^{(i)}], \quad \lambda^{(i+1)} = \eta \lambda^{(i)} \quad (15)$$

$$\rho_L^{(i+1)} = \Psi^{-1} \check{\rho_L}^{(i+1)} \tag{16}$$

上式において、 $\beta \geq \eta$ は定数、Soft[•] は $\tilde{\rho}_L^{(i)}$ に対 ししきい値 $\lambda^{(i)}$ によりソフトしきい値処理を行う 関数である.従前法 [6, 8] との変更点は、再生像の スパース性を利用し、L1ノルム最小化を導入する 点、また、従前法では位相補正処理を前提として被 写体が実関数であるとの拘束条件を使用していた が、本研究は実関数の拘束条件を使用せずに位相を 含んだままの再構成に対しても検討を行っている.

4 画像再構成シミュレーション

提案法の適用可能性を調べるために画像再構成 シミュレーションを実施した.信号収集は臨床で最 も使用例の多いカルテシアン座標系とし,MRIに より得られた画像データに対し,数値的に 2 次の 位相を変調を与えた後にフーリエ変換することに より PSFT 信号を合成した.そして,計算機内で 位相エンコード方向に信号の間引き処理を行った. PSFT 信号の合成に使用した画像モデルは,被験者 の同意を得て撮像された 256 × 256 画素の MR 画 像 20 種である.位相画像は,東芝メディカル社製 MRI の Excelart Vantage MRT200-SP6 を使用し, 三次元フィールドエコー法により位相変化の大き い Flow Sensitive Black Blood (FSBB)[13] 像を取 得した.撮像パラメータは,TR/TE が 50/40 ms, フリップ角 20°, スライス厚 1.5 mm, 256 × 256 画素,分解能 0.78 mm である.

被写体が実関数と仮定できる場合は,再構成ア ルゴリズム中にある位相拡散項および被写体が実 関数という拘束条件の2つの因子が再生誤差の軽 減因子に寄与する.一方,本研究のように被写体 が実関数という拘束条件を使用しない場合は、再 生誤差を軽減する因子が減るのでアーティファク トの除去性能が低下する.実関数を仮定した場合 と同様に収集点間隔を同一とする収集点分布を使 用すると再生像には折り返しアーティファクトの残 留がみられた. そこで, アーティファクトの発生を 抑制するために2通りの収集点間隔を組み合わせ る収集則を採用した. すなわち, 実関数の収集で 使用した収集点に新たな間隔の収集点を追加した. 予備的な検討からより少ない収集点の追加でアー ティファクトの除去が可能な間隔として11点おき (1/11)の信号間引きを採用した.信号収集比 1/2, 1/3, 1/4 のそれぞれに 1/11 の信号収集点を加え ると重複する点を除いた信号収集比は、それぞれ 54%, 39%, 32%となる.

比較として PSFT を使用し信号の収集点をラン ダムに選択する圧縮センシング (PSFT-CS と称す る)と、撮像法に汎用法であるフーリエ変換映像法 を使用する圧縮センシング (FT-CS と称する)によ る再構成を行った. 再構成パラメータは、 $\beta = 2.0$ 、 $\eta = 0.9$ とし、スパース化関数には位相を含む複素 画像をスパース化可能な eFREBAS 変換 [14] を使 用した. 観測行列とスパース化関数とのインコヒー レント性を高めるために Multi-scale eFREBAS 変 換 [15, 16] を全ての再構成に利用した. eFREBAS 変換のスケーリング係数 D は、FT-CS では、



図 4: 位相画像をスパース化する場合の PSNR; (a) 信 号の間引きを 32%, 39%, 54% とするときの h と PSNR との関係, (b) 信号の間引き率と PSNR の関係



図 5: 位相拡散係数 h と再生像の関係

 $D = \{3,4,5,6,7,8,9,10\}$ を, PSFT-CSと提案法 では反復処理中の画像サイズが2倍となるので, D 値も2倍程度の $D = \{7,8,9,11,13,15\}$ を使用し た.フレネル変換空間での信号補間は線形補間を使 用した.再生像の品質評価は,式(17)に示すピーク 信号対雑音比 (peak signal-to-noise ratio; PSNR) をを利用した.再生像の二乗平均誤差 (RMSE) は, 信号間引き無しの場合の再生像 (以降,フルデータ 像と称する)と圧縮センシングにより求めた再生像 のそれぞれの絶対値の差より求めた.

$$PSNR = 20 \log \frac{\max[\rho]}{RMSE}$$
(17)

位相拡散パラメータ h と再生像の PSNR の関係 を図 4 に示す.また,信号収集比を 39%とし,hをパラメータとして再構成した結果を図 5 に示す. PSNR が最大になる h は,被写体が実関数と仮定 できる場合と異なり [11],全ての信号収集比でhが 大きい方が PSNR が高くなる傾向が示された.信 号収集比を 39%,h = 1.0の場合に位相変化が





initial image using interpolation in Fresnel signal space 1/3(33%) scan 1/3+1/11(39%) scan

図 6: 位相画像への適用結果 (h=1.0; 実関数の拘束条件 無し): (a) フルデータ再生像, (b) (a) の位相分布像, (c) フレネル変換信号, (d) フレネル変換信号空間で補間後 の再構成像, (e) 1/3 の信号間引き (33%) による再生像, (f) 1/3 と 1/11 の間引き則で収集した信号 (39%) から の再生像

大きい MR 画像を再構成した結果を図 6 に示す. (a) はフルデータ再生像, (b) は (a) の位相分布, (c) は間引きされた PSFT 信号をゼロフィル再構成し た像, (d) は PSFT 信号をフレネル変換型信号に変 形し補間処理を行った後に逆フーリエ変換再構成を 行った像である.フレネル変換空間の補間を利用し た像 (d) は,アーティファクトが大幅に軽減されて おり,これを反復の初期画像として使用した. (e) は実関数と同様に信号の間引き間隔を一定とした 信号収集比 1/3 の再生像, (f) は 1/3 と 1/11 の間 引き則を併用した再生像である.単一の収集点間隔 では (e) の矢印に示す箇所に折り返しアーティファ クトの残留がみられるが, (f) ではアーティファク トが軽減された良好な画像が再生された.

実験的に得られた PSFT 信号への適用可能性を 示すために,静磁場強度 0.2 T の中磁界 MRI を 使用して PSFT 信号を収集し,提案法を適用した. PSFT を実現する 2 次関数状の磁界は,専用に設 計されたコイルシステムを使用し,撮像パラメー タは,データマトリクスサイズ 256 × 256,分解 能 $\Delta x = \Delta y = 0.035$ cm, $\gamma b \tau = 10.0$ rad/cm²(h = 1.0) とした. 撮像対象を"みかん"とし,実関数の 拘束条件を使用せずに再構成した結果を図7に示 す.スパース化関数とスケーリングパラメータは前 述のシミュレーションと同じである. (a) は PSFT 信号の実部, (b) は (a) の信号をフレネル変換型信 号に変換した信号の実部である. (c) はフルデータ 再生像, (d) から (f) は,提案法による信号収集比 54%, 39%, 32% の場合の再生像である. いずれ の信号収集比の場合もアーティファクトの少ない画 像が得られている.

5 考 察

PSFT 法と FT 法の比較では,図4(b)と図6(b) に示すように PSFT 法を使用した場合は PSNR が 大きく改善された.これは,PSFT 法では信号エネ ルギーの分散がフーリエ変換映像法に比べて大き く,信号の間引きを信号空間でほぼ一様にできるこ とが関係している.すなわち,信号空間の高域で も高い収集密度を設定することができるために画 像の細部の構造を復元した画像を再生でき,高い PSNR が得られたものと考える.

PSFT 法を使用するランダムサンプリングと等 間隔サンプリングの比較では、ほぼ同等の PSNR となった. ただし、 ランダムサンプリングは収集点 の選択により PSNR にばらつきがあり、等間隔間 引きを基本とする提案法の方が高い PSNR を取る こともあった.これは、信号の間引きにおいて収集 しない点が長く続く場合があると,再生像に残る アーティファクトが大きくなり PSNR を低下させ たものと考える.一方,提案法では収集点間隔が一 定であるので,常に安定した画質の再生像が得ら れた. FT-CS では可変密度収集を採用することが 多いが、信号の収集密度分布とランダム性という2 つの要素で画質が変動する可能性がある.本方法 は、信号の収集密度分布は一様であり、また信号収 集にランダム性を与える必要はないので収集点分 布の選択が容易である

被写体が実関数との拘束条件を使用しない場合 は、アーティファクト除去に寄与する効果は2次の 位相変調による誤差拡散効果のみとなる.そのた め PSNR は図 6(a) に示すように一様に位相拡散効 果が大きくなる h で高い値が得られた.信号収集 比が 59%の場合に h のピークが 0.8 にシフトした のは、信号の打ち切りによる誤差が原因と考える.



図 7: 実験データへの適用結果:(a) PSFT 信号の実部 (*h*=1.0),(b) 信号(a) のフレネル変換信号,(c) フルデー タ再生像,(d)-(f) 信号量 54%, 39%, 32% からの各再 生像

信号量が多い場合は全体の誤差が小さくなるため, 信号打ち切りによる誤差が全体の誤差の中で占め る比率が大きくなる.よって,この打ち切りによ る誤差を軽減する h を小さくする方向に PSNR の ピークが移動したものと考える.非ランダム間引 き信号を使用し実関数の拘束条件を適用しない場 合でも複数の信号間引き則を併用し,スパース化 関数に位相に対して頑健な Multi-scale eFREBAS 変換を使用することによりアーティファクトの少な い良好な画像が得られた.間引きされた少量の信 号から MR 画像を再生する場合に局所的に大きな 変化をもつ位相を高い精度で推定することが難し い場合がある.この場合には実関数の拘束条件を 使用しない再構成を行えばよい.

PSFT法を実現するには、撮像対象のスピンに対 し2次関数状の位相推移を与える必要がある.この 方法には2次関数状磁界を使用し、位相エンコー ド方向勾配磁界に追加する方法と、RF励起パルス による方法とがある[4].本研究では2次関数状磁 界を使用したが、2次関数状磁界の発生には専用の コイルを設計する他に、主磁界の補正コイルを使 用する例も報告されている[17].RF励起パルスに よる方法では、理論的には2次の位相変調と波形 整形を行ったRFパルスを勾配磁界下で印加する手 法により実現可能である[4].

本法は信号空間を拡大してから再構成処理を行う

ので,再構成時間は信号空間を拡大しない通常の再 構成に比べて長くなる. CPUに Intel(R) Corei7-3770K 3.5 GHz を用い,シングルスレッドで再構 成を行った場合に FT-CS 再構成の約6倍である60 秒程度の計算時間を要した. 圧縮センシングの再 構成には,GPGPUや CPU のマルチスレッドを利 用した高速化の研究が行われており[18,19],これ を利用すれば再構成時間の大幅な短縮化が可能と 考える.

6 まとめ

位相拡散フーリエ変換映像法を利用し,等間隔 を基本として間引き収集された MR 信号から位相 を含んだ MR 画像の再構成を行う新たな圧縮セン シングについて検討を行った.位相を含む複素画 像をスパース化する場合の最適な位相拡散係数は, 信号の収集比によらず位相拡散係数は大きい方が 良好な再生像が得られた.また,このとき複数の信 号間引き間隔を併用することにより折り返しアー ティファクトの少ない画像再生が可能であった.提 案法による再生像の PSNR は,ランダムな収集軌 道を取る場合と同等であり,フーリエ変換映像法に 圧縮センシングを応用する場合より高い値が得ら れた.今後は,さらなる画質改善と再構成の高速化 を図る予定である.

謝 辞

本研究の一部は JSPS 科研費 16K06379 および JSPS/MEXT 科研費 新学術領域研究 16H01530 に より実施された.また,画像データを提供いただい た(株)東芝メディカルシステムズに感謝の意を表 する.

利益相反の有無

なし

- Donoho DL: Compressed sensing. IEEE Trans. Inform Theory, 52: 1289–1306, 2006
- [2] Candès EJ, Wakin MB: An Introduction To Compressive Sampling. IEEE Signal Processing Magazine, 25: 21–30, 2008
- [3] Lustig M, Donoho DL, Pauly JM: Sparse MRI: The Apprication of Compressed Sensing for Rapid MR Imaging. Magn Reson Med, 58: 1182–1195, 2007

- [4] Maudsley AA: Dynamic Range Improvement in NMR Imaging Using Phase Scrambling. J Magn Reson., 76:287-295, 1988
- [5] Wedeen VJ, Chao YS, Ackerman JL: Dynamic Range Compression in MRI by Means of a Nonlinear Gradient Pulse. Magn Reson Med, 6:287-295, 1988
- [6] 山田芳文, 劉 娜, 伊藤聡志: 位相拡散フーリエ 法におけるデータ内挿エイリアスレスフレネ ル変換映像再構成. Medical Imaging Technology, 24: 285-293, 2006
- [7] 伊藤聡志, 劉 娜,山田芳文:位相拡散フーリエ 変換法と超解像法的手法による MRI 測定時間 の短縮.日本磁気共鳴医学会誌,28,142-153, 2008
- [8] 山田芳文, 伊藤聡志: PSFT-MRI における修正 Gerchberg 法によるデータ内挿法を用いたエ イリアスレス映像再構成. MEDICAL IMAG-ING TECHNOLOGY, 26: 225-231, 2008
- [9] 伊藤聡志,長田光司,山田芳文: FREBAS 変換を使用した Compressed Sensing の位相拡散 フーリエ法応用.第37回日本磁気共鳴医学会 大会, P-1-26, 317, 2009
- [10] Wiaux Y, Puy G, Gruetter R, et al.: Spread Spectrum for Compressed Sensing Techniques in Magnetic Resonance Imaging. IEEE International Symposium on Biomedical Imaging, 756–759, Rotterdam, The Netherlands, 2010
- [11] 八坂俊吾, 伊藤 聡志, 山田 芳文: 信号の等間 隔間引きによる MR 画像再構成. 第 34 回日本 医用画像工学会大会, PP1, 2015
- [12] Wright SJ, Nowak RD, Figueiredo M AT: Sparse Reconstruction by Separable Approximation. IEEE Tran Sig Proc, 57, 2479-2493, 2009
- [13] Kimura T, Ikedo M, Furudate N et al: Flow-Sensitive Susceptibility-Weighted Imaging. In Proceedings of the 15th Annual Meeting of ISMRM, Berlin, 2007, p.3015
- [14] 伊藤聡志,山田芳文: 拡張 FREBAS 変換を利 用した雑音画像の多段階鮮鋭化. 信学論 J93-D: 999–1008, 2010
- [15] 伊東賢治, 伊藤聡志, 山田芳文: Multi-scale eFREBAS 変換を利用した MR 圧縮センシン グの検討. 第 33 回日本医用画像工学会大会, OP1-10, 2014
- [16] Ito S, Ito K, Shibuya M, et al.: Compressed Sensing MRI using Higher Order Multi-scale FREBAS for Sparsifying Transform Function, SPIE Medical Imaging 2015, 9413-16, Orlando, USA, 2015
- [17] Zaitsev M, Shult S, Henning J: Extended Anti-Aliasing Reconstruction for Phase-Scrambled MRI with Quadratic Phase Mod-

ulation. ISMRM 17th Scientific Meeting, Honolulu, Hawaii, USA, 2859, 2009

[18] Smith DS, Gorel JC, Welch FB: Accelerating Compressed Sensing MRI Reconstruction with GPU Computing. ISMRM 19th Scientific Meeting 2546, Montreal, Canada, 2011

 [19] 伊藤 聡志, 横山 光人, 山田 芳文: マルチスレッド処理による圧縮センシング再構成の高速化.
 第43回日本磁気共鳴医学会大会講演抄録集, PDF-017, 405, 2015

オブリークスキャン法を利用した MR 圧縮センシング再生像の

画質改善

佐々木 裕也*1, 伊藤 聡志*1

要旨

圧縮センシングのMRI 応用において,信号空間の高域の収集密度を低く設定する可変密度ランダム収集を利用するこ とが多い.このとき,スパース性が高くない画像の場合は再生像の分解能が低下し,テクスチャが失われる傾向がある. 本研究では,圧縮センシングで再生される画像の高品質化を目的とし,信号空間を斜め方向に走査するオブリークスキ ャンを提案した.被験者の同意が得られたボランティア画像を用いて画像再生シミュレーションを行った.信号量 30% から 40%の範囲でシミュレーションを実行した結果,提案法では通常法より多くのテクスチャを維持できており,定 量的にも良好な結果を示した.オブリークスキャンによって高い分解能とアーティファクトが少ない画像を再生できる 可能性が示された.

キーワード: 圧縮センシング, 再構成, オブリークスキャン

1. はじめに

核磁気共鳴現象を利用した生体映像法 (Magnetic Resonance Imaging: MRI)は、X線CTや PET などの画像診断装置と異なり被曝を伴わず に生体を映像化することができる装置として医 療分野で広く普及している.一方で、MRIは、ス ピンの励起と緩和という過程を経るため信号収 集に時間を要するという課題が残されている.

近年,画像は少数のスパース基底により表現されるものとして,少数の観測信号から鮮鋭な画像を復元する圧縮センシング[1,2]が注目されている. 圧縮センシングを MRI に導入[3]することができれば新たなハードウェアを追加することなく撮像時間を短縮できるため,その意義は大きい. 圧縮センシングを MRI に応用する場合に,

信号空間の高域の収集密度を低く設定する可変 密度ランダム収集を利用することが多い.この とき,高域の信号損失が大きいこと,およびスパ ース性の仮定により再生像の分解能が低下し, 画像のテクスチャが失われる傾向がある.

そこで本研究では圧縮センシングによる再生 像の品質改善を目的とし,直交座標系による信 号収集を小変更した斜め軌道による信号収集を 行う方法を提案する(本法をオブリークスキャ ンと称する).本法は通常の信号収集に比べ,信 号空間の高域まで収集することができるため再 生像の分解能の保持性能を高めることが期待で きる.また,軌道が斜め方向であることから,折 り返しアーティファクトの中心位置は位相エン コード方向の間引きに比べて√2倍に広がるため, 再生像への折り返しアーティファクトの重畳が 少なくなり高品質な画像再生が期待できる.本

^{*1} 宇都宮大学 大学院工学研究科 情報システム科学専攻 [〒321-8585 栃木県宇都宮市陽東7-1-2] e-mail: sskyy25bb101994@gmail.com



図1 信号収集分布

研究では、オブリークスキャンを採用した圧縮 センシングにおいて再生像を信号対雑音比、お よび分解能の観点から従前法と比較を行った.

2. オブリークスキャン

本研究では、臨床で最も使用されることの多 いカルテシアン座標系の信号収集に圧縮センシ ングを応用する場合を考える. 圧縮センシング を MRI に応用する場合に、図1(a)に示すよう な、撮像時間に直結する位相エンコード方向の 信号収集を間引く方式(以後、カルテシアンスキ ャンと称する)をとることが多い. それに対し、 本研究で提案する信号収集法を図1(b)に示す. ここで、白線部上の信号を収集する.

提案法では、時間読み取り方向の信号読み取 り時に2つの勾配磁界を印加し、信号空間を斜 め±45度方向に走査する.ただし、信号空間の 原点付近は、信号エネルギーが集中するので図1

(a) と同様に連続的な収集を行う.この方法には2つの利点がある.まず第1に、図1(b)のように(a)に比べて、信号空間の位相エンコード方向の高域の信号を収集することができる.

図 1(a)の信号空間の中央 1/2 四方の領域が通常の 信号収集空間である.提案法では通常の位相エ ンコード方向における信号収集よりも高域の信 号を収集することにより,信号間引きによる分 解能の低下を抑制することが期待できる.第2に, 再生像への折り返しアーティファクトの重畳が 少なくなることである.提案法の軌道の角度は 斜め45度であるため,折り返しアーティファク トは対角方向に出現する.このとき折り返し像 の間隔が√2倍になるため,再生像へのアーティ ファクトの重畳が少なくなると考えられる.

本信号収集方式は、軌道の角度が45度で一定 であることから、直交座標の格子点上の信号を 収集できる.そのため格子点外の信号から格子 点上の信号を推定する re-gridding が原理的に不 要となる.現実的には装置誤差により格子点上 を通らないことも考えられるが、それでも誤差 が小さいことが予想される.オブリークスキャ ンは斜め方向の信号収集であるが、時間読み取 り方向の信号収集点数はカルテシアンスキャン と同一となる.位相エンコード方向の信号収集 点数が同じであれば撮像時間はカルテシアンス キャンと変わらない.

3. 画像再生シミュレーション

被験者の同意が得られた 8 種類のボランティ ア画像を使用して画像再生シミュレーションを 行った.再構成アルゴリズムには反復的閾値法 の一種である SpaRSA[4]を使用し,スパース化関 数には Multi-scale eFREBAS 変換[5]を用いた. Multi-scale eFREBAS 変換で使用したスケール係 数は 4 から 11 とした.画像の評価方法として PSNR (Peak signal-to-noise Ratio) と SSIM[6]を使 用した. PSNR は再生誤差の平均二乗誤差を振幅 の最大値の比で評価する方法である.式(1)を 使用して計算を行う.ここで,RMSE は再生像と フルデータ像の絶対値の差をとった平均二乗誤 差,max[\hat{x}]はフルデータ像の最大振幅を表して いる.

$$PSNR = 20\log \frac{\max[\hat{x}]}{RMSE}$$
(1)

また, SSIM は画像が持つ構造的な特徴の保存性

を評価する方法である. 原画像 *X*, 再生像 *Y* それ ぞれの注目近傍11×11画素からなる局所領域 での平均 μ_x , μ_y , 標準偏差 σ_x , σ_y , 相互相関 σ_{xy} を計算し, 輝度値l(X,Y), コントラストc(X,Y), 構造s(X,Y), の相似性から総合的な相似性 S(X,Y)を計算する. そして, 各点で計算された 値を平均した値を SSIM とする. $S(X,Y)=l(X,Y) \cdot c(X,Y) \cdot s(X,Y)=$

$$\left(\frac{2\mu_{x}\mu_{y}+C_{1}}{\mu_{x}^{2}+\mu_{y}^{2}+C_{1}}\right)\left(\frac{2\sigma_{x}\sigma_{y}+C_{2}}{\sigma_{x}^{2}+\sigma_{y}^{2}+C_{2}}\right)\left(\frac{\sigma_{xy}+C_{3}}{\sigma_{x}\sigma_{y}+C_{3}}\right) (2)$$
式 (2) において C_{1}, C_{2}, C_{3} は発散を防ぐために
設ける正の極めて小さな定数である.本研究で
は画像の最大輝度値を max[\hat{x}] とするとき, $C_{1} =$

 $(0.01 \cdot \max[\hat{x}])^2$, $C_2 = (0.03 \cdot \max[\hat{x}])^2$, $C_3 = C_2/2 \ge \lim [c_6]$.

まず、数値ファントム画像を用いた画像再生 を行った.オブリークスキャンのパラメータは、 $n_x=256$, $n_y=494$, $r_a=r_b=128$, $n_c=10$, $n_{half}=247$, $n_{off_x}=55$, $n_{off_y}=0$ とした.図2に信号量 40%での 再生像を示す.再生結果より、提案法を用いる ことで、矢印部分の市松模様の詳細構造を従来 法より良好に再生できていることが確認できる. 次に MR 画像を用いた画像再生を行った.パラ メータは、予備的な検討から良好な結果が得ら れた $n_x=256$, $n_y=438$, $r_a=r_b=100$, $n_c=10$, $n_{half}=219$, $n_{off_x}=41$, $n_{off_y}=0$ とした.図3に信号量 35%での 再生像を示す. 図 3(h), (i)の比較から, オブリー クスキャンを用いることにより, 再生像のアー ティファクトが減少し, また, (k)と(l)の比較から 画像の詳細構造の保存性が顕著に改善され, カ ルテシアンスキャンに比べて分解能が向上して いることがわかる. 図 4(a)に信号量を 30%, 35%, 40%とした場合の平均 PSNR を示す. この結果よ り PSNR は 2dB 程度改善し, また, SSIM も改善 されていることがわかる.



図2 信号量 40%での再生像比較: (a) フルデー タ像, (b)フルデータの拡大画像, (c) カルテシア ンスキャン, (d) オブリークスキャン



図3 信号量 35%での再生像比較: (a),(d),(g),(j)フルデータ像とその拡大画像,(b),(e),(h),(k) カルテシ アンスキャンとその拡大画像,(c),(f),(i),(l)オブリークスキャンとその拡大画像



5. 考察

図 2 より、カルテシアンスキャンで失われて いる市松模様の詳細構造がオブリークスキャン では良好に再生できていることがわかる.また, 図3より、カルテシアンスキャンでは画像のテ クスチャが失われているのに対し、提案法では より多くのテクスチャを維持できており、全信 号を使用した再生像(j)に近い画像が得られた.こ れは k 空間の高域の信号を収集している効果が 分解能の改善に寄与したものと考える. 再生像 を見ると、折り返しアーティファクトの軽減も 確認できる. これは、サンプリングが斜め45度 方向であるため,折り返しアーティファクトの 中心位置が斜め45度方向となり中心間の距離は √2倍に拡大することが原因と考えることができ る.図4では、信号量30、35、40%で提案法の方 が定量的に良好な結果を示した.本研究では、オ ブリークスキャンにおける信号収集のパラメー タは,信号収集量を変えても同じ値を使用した が,信号量によりパラメータを調整することに より,さらに良質な画像が得られる可能性があ る.一方で,信号収集のパラメータによって再生 像の性質が変わることが課題である.例えば,図 2の数値ファントム画像と図3のMR画像では, 良好な画像を再生するパラメータが異なる結果 となった.また,k空間の信号収集が一様ではな いので,空間分解能に方向依存性が認められる. 今後は,信号収集パラメータと空間分解能の方 向依存性などについて検討を行う予定である.

6. まとめ

本研究では圧縮センシングによる MR 再生像 の画質改善を目的とし,信号収集を斜め方向に 行うオブリークスキャンについて検討を行った. 信号量 30%から 40%の範囲でシミュレーション を行った結果,提案法を用いることで,高い分解 能とアーティファクトの少ない画像を再生でき る可能性が示された.今後は,位相を含む画像へ の応用を検討する予定である.

謝 辞

本研究の一部は, 平成 28 年度科学研究費助成 金(基盤研究(C) 16K06379, 新学術領域研究 16H01530)により実施された.また,本研究を遂 行するにあたり,画像データを提供いただいた 東芝メディカルシステムズ(株)に感謝の意を表 する.

利益相反の有無

なし

- [1] Donoho DL: Compressed sensing. IEEE Trans Inform Theory, **52**: 1289-1306, 2006
- [2] Candès EJ, Wakin MB: An Introduction To Compressive Sampling. IEEE Signal Processing Magazine, 25: 21-30, 2008

- [3] Lustig M, Donoho DL and Pauly JM: Sparse MRI: The application of compressed sensing for rapid MR imaging. Magn Reson Med, 58: 1182-1195, 2007
- [4] Wright S, Nowak R, Figueiredo M: Sparse Reconstruction by Separable Approximation. IEEE Trans Signal Processing, 57: 2479-2493, 2009
- [5] 伊東賢治,伊藤聡志,山田芳文: Multi-scale eFREBAS 変換を利用した MR 圧縮センシン グの検討.第33回日本医用画像工学会大会, OP1-10,2014
- [6] Wang Z, Bovik AC, Sheikh HR et al: Image Quality Assessment: From Error Visibility to Structural Similarity. IEEE Trans Image Proc, 13: 600-612, 2004

TOF-PET における多重散乱を考慮した散乱推定法の開発

山川 善之*1 小林 哲哉*1 北村 圭司*1

要旨

PET 画像の定量性を担保するためには、計測データに混入する散乱線分布を正確に推定し補正 する必要がある。TOF-PET 装置における散乱推定には、単一散乱シミュレーション (Single Scatter Simulation) 法を TOF 計測データに拡張した TOF-SSS 法がある。一般に 2 回以上散乱した多重 散乱線の影響を考慮するために、推定した単一散乱線分布と計測データの裾野が一致するように 絶対値を補正する。しかし、単一散乱線と多重散乱線の分布形状は異なるため、多重散乱線の影 響が大きい場合は散乱推定誤差が大きくなる。そこで、多重散乱線によって散乱線分布の裾野が 広がることを簡易的に再現する方法として、散乱線分布の平滑化処理を導入し、可搬型 DOI-TOF-PET 装置で撮像した臨床データを用いて、散乱補正精度の評価を行った。その結果、 再構成画像の定量性が向上したことから、提案手法の妥当性が確認された。

キーワード: **PET**, 散乱補正

1. はじめに

PET 装置の撮像データには、被写体の放射 能分布から放出された対消滅γ線に由来する 真の同時計数イベントの他に被写体内で散乱 した散乱同時計数が含まれる。PET 画像の定 量性を担保するためには、この散乱同時計数 イベントを正確に推定して補正を行う必要が ある。TOF(Time-of-flight) -PET 装置におけ る散乱推定方法の一つとして、単一散乱シミ $\neg \lor \neg \lor \exists \lor$ (Single Scatter Simulation, SSS) 法[1]を TOF 計測データに拡張した TOF-SSS 法がある[2]。SSS法では、放射能分布を表わ す PET 画像と散乱体分布を表す吸収係数画 像の情報を用い, 単一散乱線をモデル化して 散乱線分布の推定を行う。しかし、実際に計 測される散乱線分布には、2回以上散乱した 多重散乱線が含まれる。一般にこの多重散乱 線の影響を考慮するために, 推定した単一散 乱分布と計測した散乱線分布の裾野が一致す るように、単一散乱線分布にある係数をかけ て、その絶対値を補正する。しかし、単一散 乱線と多重散乱線の分布形状は厳密には異な るため,多重散乱線の影響が大きい場合は散 乱線の推定誤差が大きくなり,散乱補正を適 用した再構成画像の定量性が大きく低下して しまう。

本研究では、多重散乱線の影響により計測 された散乱線分布の裾野が広がること[3]を 簡易的に再現する方法として、推定した単一 散乱線分布に平滑化処理を導入し、可搬型 DOI (Depth-of-interaction) -TOF-PET 装置で 撮像した臨床データを用いて散乱補正精度の 評価を行ったので報告する。

2. 方法

1) 単一散乱シミュレーション

PET 計測データに含まれる散乱同時計数デ ータを推定する方法の一つに、単一散乱シミ ュレーション(SSS)法がある[1]。これは、 被写体の放射能分布と散乱体分布(吸収係数 画像)の情報を基に、放出された対消滅γ線 のうち片方のγ線が被写体内で散乱して PET 検出器で検出される(単一散乱)というモデ

^{*1} 株式会社島津製作所 基盤技術研究 所〔〒619-0237 京都府相楽郡精華町光台 3-9-4〕
ルで解析的に計算される。しかし,実際に計 測される散乱線には2回以上散乱した多重散 乱が含まれるため,一般に計測データのうち 被写体外の領域,つまり散乱線のみが分布す る領域を使用して計算結果と計測値が一致す るようにスケーリング処理を行う。また,SSS 法の計算で用いる放射能画像は散乱線の影響 を補正した正しい放射能画像が必要となるが, SSS 法の計算前には存在しない。そこでまず 初めに散乱線を含んだ画像から SSS 法で散乱 推定を行い,その推定した散乱線分布を用い て散乱補正をした放射能画像を作成するとい う,反復処理が必要となる。図1に SSS 法の フローチャートを示す。

多重散乱を考慮するためにスケーリング処 理が行われているが、単一散乱と多重散乱の 分布は異なり、多重散乱の方が広がって分布 している。そのため、単純に単一散乱分布を スケーリングした場合は、多重散乱を正確に は再現できず、推定結果と実測値に誤差が生 じる。



図1 従来の SSS 法のフローチャート

2) 散乱線の平滑化処理

PET 計測データに含まれる多重散乱を簡易 的に再現する方法として,SSS 法で推定した 単一散乱分布に平滑化処理の導入を行う。散 乱線イベントのうち,単一散乱と多重散乱イ ベントの割合は,被写体の放射能分布や吸収 係数分布に依存する。そのため、多重散乱を 模擬するための平滑化度合の強さも撮像デー タに応じて適切なパラメータを設定する必要 がある。平滑化フィルタにはガウシアンフィ ルタを使用する。平滑化パラメータとして、 投影データの半径方向に5.0, 7.5, 10, 15, 20bin

(FWHM, 1bin=約 8mm)の異なる 5 つの条 件で散乱推定を行った再構成画像を生成して 視覚的評価を行い,適切に散乱線が補正され る平滑化パラメータの最適値の検討を行った。

次にその平滑化パラメータに関して, 撮像 部位や大きさによらず自動決定するアルゴリ ズムの開発を行った。上記の平滑化パラメー タで推定した散乱分布の散乱フラクション (SF)から(1) 式で定義する散乱フラクション の差分値(dSF)を算出し、その変動を調べた。 なお, 添え字の i は平滑化パラメータのイン デックスを表す。横軸に平滑化パラメータ, 縦軸に散乱フラクションの差分値をプロット した結果を図2に示す。左は胸部データの結 果,右は前立腺(骨盤部)データの結果を表 す。青矢印は視覚的に最適と判断された平滑 化パラメータを表しており,この時に散乱フ ラクションの差分値は、極大となっている。 つまり、平滑化パラメータを変動させた場合 に変化する散乱フラクションが極大となる条 件が最適な平滑化パラメータであると期待さ れる。散乱線の平滑化処理を導入したフロー チャートを図3に示す。





図2 平滑化パラメータを変えた場合の散乱フラク ション差分値の変化





2) 使用装置

本研究の評価に用いた DOI-TOF-PET 装置 (fxPET) は, MRI や CT などの既存のイメ ージング装置に着脱可能な可搬型の PET 装 置となっている[4]。検出器は 2.9×2.9×20 mm の LGSO (Lu_{1.8}Gd_{0.2}SiO₅) 結晶を 16×16 アレイに配した4層 DOI シンチレータブロッ クとライトガイド,磁場中でも使用可能な MPPC (Multi-Pixel Photon Counter) で構成さ れ,約 500ps の時間分解能を有する。また, リング径 778mm,軸方向 150mm,中心角 135 度とする円弧状の二つの検出器ヘッドは個別 の C アームに搭載され、撮像目的に合わせ上 下,左右配置や C 型配置等の撮像形態をとる ことが可能である。



図4 可搬型 DOI-TOF-PET 装置

3) 撮像データ

京大病院にて 2015 年 2 月~5 月にかけて実施した臨床研究で取得した FDG-PET 撮像データ 17 例を使用して,従来法と提案法の再構成画像を作成し,全身用 PET/CT (Discovery ST Elite もしくは Discovery IQ, GE 社製)

の SUVmax と比較を行った。撮像プロトコル は次の通りである。約 185MBq の FDG を患 者に投与し,約 60 分の安静待機後に,全身用 PET/CT 装置で約 20 分の撮像を行う。その後, fxPET の設置してある別室へ移動し,上下配 置で 10 分間の撮像を行った。

再構成などのデータ処理条件は表1の通り である。

表1 データ処理条件

再構成アル	3D List-mode TOF DRAMA	
ゴリズム		
反復回数	1	
サブセット	128	
緩和パラメ	30	
ータβ		
吸収補正	MR-AC[5]	
散乱補正	TOF-SSS	
偶発補正	シングル推定	
分解能補正	PSF (shift-invariant)	
ポストフィ	ガウシアン	
ルタ	(FWHM:5.0mm)	

3. 結果と考察

1) 再構成画像の比較

散乱線の平滑化処理なしの再構成画像と, 自動決定した平滑化パラメータを用いて散乱 線の平滑化処理をした再構成画像を図Xに示 す。a),b)は平滑化なし/ありのアキシャル 像,c),d)は平滑化なし/ありのコロナル像 である。上段は胸部付近の症例,下段は前立 腺付近を撮像した症例である。平滑化なしで は多重散乱の影響により推定した散乱線が過 大となっており,画素値の低下が見られる。 特に,膀胱のような強い集積部位の近辺に顕 著に表れる傾向がある。一方で,散乱線の平 滑化処理を行うことで,膀胱近辺の画素値の 低下がなくなった。 散乱線の平滑化の有無により大きく変動す る理由について考察を行う。本来,SSSによ り推定される単一散乱の分布と計測される多 重散乱の分布の形状が一致する(定数倍すれ ば重なる)のであれば,このような現象は発 生しない。つまり多重散乱の分布形状が,単 一散乱と異なることが,根本的な原因と推察 される。また,図1に示されるようにSSS法 による散乱推定は,反復的に処理する必要が あるため,この多重散乱の推定誤差が大きい 場合には,反復処理により誤差が拡大してい き,図5の画像に見られるような大きな画素 値の低下が発生していると考えられる。

なお、fxPET 装置で撮像されるデータは、 不完全投影データである。本研究で使用した データは、図1のように二つの検出器ヘッド を上下に配置した状態で撮像を行っており、 通常の PET 装置では存在する左右方向の LOR (Line of Response)の計測データが存在 しない。つまり、患者の腹側(背側)の輪郭 に沿った情報が欠損しており、画像が上下方 向にぼけて、輪郭が不明瞭となっている。



図 5 平滑化処理導入前後での画像の比較。a)平滑 化なしアキシャル像,b)平滑化ありのアキシ ャル像,c)平滑化なしのコロナル像,d)平滑化 ありのコロナル像

2) 定量性の比較

散乱線の平滑化処理の妥当性を検証するために,FDG-PET 撮像した 17 例の画像データ に対して,従来法の散乱線平滑化なしの再構 成画像,提案法による散乱線平滑化ありの再 構成画像,全身用 PET/CT による再構成画像 を作成し,腫瘍部位もしくは正常組織部位に VOIを設定して SUVmax を取得して比較を行 った。

結果を図 6 に示す。横軸,縦軸は全身用 PET/CT 装置, fxPET の画像から取得した SUVmax を示す。赤、青はそれぞれ平滑化な し/ありで散乱補正を適用した画像の結果を 示す。実線はそれぞれを一次関数で近似した 結果を示す。表2に近似結果の各パラメータ を示す。散乱線の平滑化なし/ありの一次関 数近似から求めた比例係数は 0.96, 0.95 とほ とんど変わらないが、切片は-0.54 から+0.27 と大きく変化した。この切片は、バイアスに 相当するもので, 全身用 PET/CT と fxPET で 同一患者の SUV max の比較を行っているので、 原理的には0となることが期待される。しか し、散乱線平滑化なしでは、-0.54 と負の方向 にバイアスを持っている。これは散乱線の過 大補正による画素値の低下と対応する。一方 で散乱線の平滑化ありでは+0.27 となり、散 乱線の過大補正が低減されていることがわか る。また、相関係数は平滑化なし/ありでほ とんど変化していないが,わずかに提案法が 小さい値となった。相関係数がほとんど変化 しなかった理由に関して,提案法による画質 改善は, 前述のようにバイアス成分に大きく 寄与するものであり、その大きさは SUVmax が約+0.75 の変化である。これは SUVmax の 値が 1.0~10 程度の場合は影響が大きいが, 本研究で評価したデータの大多数の SUVmax が10~30に分布しており,提案法による定量 値の変動が相関係数にほとんど影響を与えて いないものと推察される。

	従来法	提案法			
傾き	0.96	0.95			
切片	-0.54	0.27			
相関係数	0.91	0.89			

表2近似結果

また、前節で述べたように fxPET 装置は、 不完全投影データの再構成画像となるため、 少なからずアーチファクトの影響を受ける。 SUVmax の傾きが 1.0 より小さい(全身用 PET/CT より fxPET の SUVmax が小さい)の は、データ欠損の影響が一因と考えられる。



図6全身用PET/CTとfxPETのSUVmaxの相関関係。赤は散乱線平滑化なし,青は散乱線平滑化あり。実線は一次関数による近似結果。

4. まとめ

本研究では、多重散乱線の影響を考慮して、 単一散乱線に平滑化処理を導入し、 DOI-TOF-PET装置で、散乱線補正精度の妥当 性評価を行った。その結果、視覚評価では散 乱線の過大補正に起因した再構成画像の画素 値低下が明らかに改善し、また全身用 PET/CT との定量値比較評価では、散乱線補正精度の 改善により、バイアスに相当する切片の値は、 -0.54 から 0.27 と0に近づいたが、傾きと相 関係数はほとんど変化しなかった。

謝辞

本研究は,独立行政法人新エネルギー・産 業技術総合開発機構「がん超早期診断・治療 機器の総合研究開発/超早期高精度診断シス テムの研究開発/高機能画像診断機器の研究 開発/フレキシブル PET の実用化検討(継続 研究)」において実施された。

また,本研究に協力いただいた京都大学大 学院医学研究科の先生方に深謝する。

利益相反の有無

なし

文 献

- [1] J. M. Ollinger: Model-based scatter correction for fully 3D PET. Physics in medicine and biology 41.1 (1996): 153.
- [2] Charles C Watson: Extension of Single Scatter Simulation to Scatter Correction of Time-of-Flight PET. IEEE Trans Nucl Sci 54(5): 1679-1686, 2007
- [3] L. -E. Adam, J. S. Karp, and G. Brix: Monte Carlo simulation of the scatter contribution in a 3D whole-body PET. IEEE Nucl Sci Symp & Med Img Conf Rec: Vol. 3, 1969-1975, 1998
- [4] Yamakawa Y, Kobayashi T, Furuta M et al: Development of a dual-head mobile DOI-TOF PET system having multi-modality compatibility. IEEE Nucl Sci Symp & Med Img Conf Rec:M11-69, 2014
- [5] Tanigawa A, Yamaya T, Kawaguchi H, et al: Hybrid segmentation-atlas method for PET-MRI attenuation correction. IEEE Nucl Sci Symp & Med Img Conf Rec: p2727-2729, 2012

Development of a scatter estimation method considering multiple

scattering for TOF-PET

Yoshiyuki YAMAKAWA*1, Tetsuya KOBAYASHI, Keishi KITAMURA*2

*1 Technology Research Laboratory, Shimadzu Corporation

In order to obtain quantitative PET images, it is necessary to correct scatter coincidences from measured coincidence data. For scatter estimation for TOF-PET, Single Scatter Simulation (SSS) method was extended to TOF measurement data. In general, to take into account the effects of multiple scattering in the body, the estimated scatter distribution is scaled to match the measured data outside the object. However, since the distribution of single scattering is different from that of multiple scattering, scaling error leads to overestimation of scatter distribution when the fraction of multiple scattering is large. Therefore, we have developed a method to simply reproduce the spread of the scatter distribution by multiple scattering by a smoothing process of the scatter distribution. We evaluated the accuracy of the proposed method using clinical data acquired with a portable DOI-TOF-PET scanner. Results showed that the PET image quality and quantification were improved by the proposed method.

Key words: Positron emission tomography, Scatter correction

著者紹介





山川 善之 (やまかわ よしゆき) 2006 年東京都立大学理学研究科物理 学専攻 修士課程修了。同年,株式 会社島津製作所入社。現在,基盤技 術研究所放射線技術ユニットシステ ムG所属,主としてPET 装置のラン ダム,吸収,散乱補正ソフトウェア の開発に従事。

小林 哲哉 (こばやし てつや)
 2006 年千葉大・工・情画卒. 2008 年
 同大大学院・自然科学・修士課程了.
 2011 年筑波
 大大学院・システム情報・博士後期
 課程了,同年(株)島津製作所入社.
 博士(工学). IEEE 会員. PET 装置
 の画像再構成・画像処理に関する研究に従事.



北村 圭司 (きたむら けいし) 1989 年東北大学理学部物理学科卒, 同年(株)島津製作所入社.東京研究所,中央研究所,医用機器事業部 技術部を経て,現在,基盤技術研究 所放射線技術ユニットユニット長. 奈良先端科学技術大学院大学客員教 授.博士(工学).PET装置を中心と した放射線機器の開発に従事

対向データを利用した補間法による

SPECT 再構成法の開発

山口 雄貴*1 大倉 保彦*2 山本 めぐみ*2

要旨

【目的】SPECT 収集では投影数を減少させることで、収集時間を短縮できる.しかしながら、アーチファクトや歪みにより再構成画像の画質が低下する.我々は大きなサンプリング角度で収集し、得られなかった中間角度の投影データを対向方向の投影データで補間する方法を考案した.本研究では開発した補間方法を画像再構成に適用して、収集時間を短くしたまま再構成画像の画質を改善すること目的とする.

【方法】360 度収集において 12 view の投影データを 24 view に補間し, MLEM による画像再構成を行った. 対象は Shepp-Logan ファントム及び投影データにノイズを付加した数値ファントムとした. 画質評価は NMSE 及び%RMSU を用いて行った.

【結果】NMSE 及び%RMSU の両方について,開発した補間方法では良好な結果が得られた. 【結論】本研究で開発した補間方法を用いた画像再構成は収集時間を短くしたまま,良好な画質を得ることが可能である.

キーワード: SPECT, 画像再構成, 投影データ補間

1. はじめに

単光子放射断層撮影 (single photon emission computed tomography: SPECT) では、収集時の 投影方向数を少なくすることで収集時間を短 縮することができるが、再構成画像の画質が 低下するため、投影方向数は SPECT 画像にお いて画質を左右する重要な因子といえる. 画 像再構成方法であるフィルタ補正逆投影

(filtered back projection: FBP) 法では特に投 影方向数の影響が大きく,投影方向数 72 程度

*1 広島国際大学大学院 医療・福祉科学 研究科 医療工学専攻〔〒739-2631 東広 島市黒瀬学園台 555-36〕

e-mail: sm16210@ms.hirokoku-u.ac.jp

*2 広島国際大学保健医療学部診療放射 線学科 から再構成画像にアーチファクトが現れる [1]. 一方,最尤推定期待値最大化(maximum likelihood expectation maximization: MLEM) 法では投影方向数の影響は比較的小さいが, 投影方向数が少ない場合,ノイズの影響が見 られる[1].

我々は、これまで線形補間や最近接補間等 を用いて投影データをサイノグラム上で補間 して再構成画像の画質を改善する方法を提案 してきた[2]. 投影データの補間は、投影方向 数の影響の大きい FBP 法では画質を改善す ることができたが、投影データ数の影響が小 さい MLEM 法では画質の改善効果はみられ なかった[2].

本研究では, MLEM 法における投影データ 補間法を新たに考案し,その画質改善効果を 数値ファントムを用いて評価し,提案手法の 有効性を明らかにすることを目的とする.

2. 方法

1) 投影データ補間法

本研究で開発した投影データの補間方法を 示す(図 1).まず,図 1 のように対向方向の 投影データを取らないように検出器をずらし て SPECT 収集する.収集しなかった対向方向 の投影データは,既に収集してある対応する 方向の投影データを左右反転させて補間する.

この補間方法の利点は、線形補間や最近接 補間と異なり、サイノグラムの形状を保持で きることにある(図 2).このようにして補間 して作成した投影データを用いて画像再構成 を行う.



図1 開発した投影データ補間法の概要. SPECT 収 集方向(左),画像再構成する投影データのサ イノグラム(右).オリジナルの投影データ (青),補間して作成した投影データ(赤).



- (d) 最近接補間 12 → 24 view
- (e) 開発手法 12 → 24 view

2) 画像再構成法

本手法では, MLEM 法を画像再構成に用い た. MLEM 法の漸化式は式(1)のように表さ れる.

$$\lambda_{j}^{(k+1)} = \frac{\lambda_{j}^{(k)}}{\sum_{i=1}^{n} C_{ij}} \sum_{i=1}^{n} \frac{y_{i}C_{ij}}{\sum_{j'=1}^{m} C_{ij'}\lambda_{j'}^{(k)}}$$
(1)

ここで, k は繰り返し回数, j および j'は m 番 目までの再構成画素の通し番号, i は n 番目 までの検出器画素の通し番号, C_{ij}は画素 j か ら放出されたガンマ線が検出器 i で検出され る確率, y は開発手法で補間した投影データ, *A* は再構成画像である.

MLEM 画像再構成の条件としては, 繰り返 し回数を 50 回とした. これは, 藤原らの MLEM 法の最適な繰り返し回数の決定の実 験[3]で得られているデータを参考に決定し た.

3. 実験

1) 実験方法

本研究では,投影データ補間法を組み込ん だ画像再構成法の評価のために幾何学的要因 や物理的要因を除外したシミュレーションデ ータを用いた.

実験方法は、橋本らが作成した投影データ 作成ソフトウェア[4]にシミュレーションデ ータを入力して,評価項目ごとに投影データ を作成した.そして開発した投影データ補間 法を MLEM 法に適用した再構成画像の画質 評価を行い、投影データの補間が再構成画像 に及ぼす影響について,補間なしの再構成画 像との比較を行った.画像処理ソフトウェア は, ImageJ を使用した. シミュレーションの 条件は、マトリクスサイズ 128×128、有効視 野 200 mm, ピクセルサイズ 1.56 mm, 収集モ ードはステップ回転収集を用いた.投影デー タは投影データ数 12, 24, 30, 40, 60, 120 と変化させて作成した.本研究における最適 な補間投影方向数を調べるため、次項の NMSE の評価で用いたファントムの再構成画

像を normalized mean square error (NMSE)値 で評価し決定して,以後の補間投影データ数 とした.投影データの補間が再構成画像に及 ぼす影響は,NMSE 法および root mean square uncertainty (%RMSU)について評価を行った.

2) NMSE の評価

ファントムデータは, Shepp-Logan ファン トム(図 3)[5]を用い散乱線, コリメータ開口 径による空間分解能劣化,および統計雑音を 除外したシミュレーションデータを使用した.

NMSE 値は, すべての楕円を含む全断面を 対象とし, 式(2)で算出した.

x:x:00(F))スリイス y:y のマトリクスサイズ f:基準画像 g:評価画像

ここで,基準画像は 120 view の再構成画像, 評価画像は補間した投影データ再構成画像お よび補間なしの投影データ再構成画像とした.

3) %RMSUの評価

ファントムデータは、図 4a のような直径 180 mm の均一な数値ファントムの投影デー タにポワソン分布のノイズを加えたシミュレ ーションデータを使用した(図 4b). ポアソン 分布のノイズは投影データの全カウント (7889870 counts)数を指定して換算し た.%RMSUは式(3)にて算出した.設定した 関心領域(region of interest: ROI)は、図 4b に 示す直径 180 mmの円形型を用いファントム 中心に設定した.

%*RMSU* =
$$\frac{標準偏差}{平均カウント} \times 100$$
 [%] (3)



図 3 Shepp-Logan ファントムの形状.



図4%RMSU測定用ファントムの投影データ(上) と形状(下).統計ノイズなしのデータ(a)に全 カウント数を指定してポアソン分布に従うノ イズを付与した(b).設定した ROI(赤)

4. 結果

1) 最適な補間投影データ数の決定

図5は投影データ数ごとの再構成画像,図 6は投影データ数と NMSE 値の関係を示す。 NMSE 値は,投影データ数の増加に伴い低下 する傾向を示し,基準画像に対し投影データ 数12で0.216と最も高値を示した.投影デー タ数24以上では0.00410から0.000589と大 きな変化を示さなかった.再構成画像からも 投影データ数12からアーチファクトが発生 していることが確認できた.この結果から本 研究で開発した投影データ補間法の補間投影 データ数は,投影データ数12から24への補 間に決定した.





12 view





24 view







40 view 60 view 120 view

図5 投影データ数ごとの再構成画像





2) NMSE の評価

図7は同じ投影データ数12の補間前と補間 後の再構成画像を示す.投影データ補間法を 適用することにより、同じ投影データ数 12 の再構成画像にみられたアーチファクトが改 善され, Shepp-Logan ファントムの各楕円の 境界が識別できるようになり、再構成画像の 画質が改善できていることが確認できた.

投影データ補間法を適用した再構成画像の NMSE 値は 0.00597 となった(図 6). 同じ投 影データ数 12 の再構成画像と比較すると 27.6%低値となり、投影データ補間法を適用 した再構成画像は補間なしの再構成画像と比 較して NMSE 値が優れていた.



補間前 補間後

図7 補間前と補間後の再構成画像の比較.



図8 投影データ数と%RMSUの関係.投影データ 補間法を適用した再構成画像の%RMSU は■ でプロットした.

3) %RMSUの評価

図 8 は投影データ数と% RMSU の関係を示 す. %RMSUは, 投影データ数 12 で 33.71 % と最も低値を示したが,投影データ数24以上 では38.35%から39.21%と大きな変化を示さ ず,投影データ数の増加に伴い38%から39% 程度に収束する傾向を示した.

投影データ補間法を適用した再構成画像 の%RMSUは38.02%となった.同じ投影デー タ数 12 の再構成画像と比較すると 12.8 %高 値となったが,投影データ数24の再構成画像 と比較すると 0.8%低値となり、投影データ 数 24 以上の再構成画像と同程度の%RMSU が得られた.

5. 考察

核医学検査において SPECT 画像は,人体臓 器・組織の機能、代謝、形態を画像として提 供する重要な検査であり広く臨床に用いられ ている.特に SPECT 収集時における投影方向 数は,画質を決定する重要な因子であり,回 転軌道における有効視野に内接する円周を 2 画素で除した投影方向数より多く確保するこ とが望ましい[5].しかし,投影方向数を増加 させることは検査時間の増加につながり,被 験者への負担の増加や投与量の制約から投影 方向数削減の検討も行われている[1].画像再 構成法は、解析的手法である FBP 法と統計的 手法である MLEM 法などの逐次近似法に大 別され,画像再構成法ともに投影数が減少す ると画質が低下する[3].

本研究では投影データを補間し撮像時間を 短くしたまま再構成画像の画質を改善する方 法を考案した.これまでの検討で投影方向数 の影響が大きい FBP 法では線形補間や最近 接補間などを用いてストリークアーチファク トを軽減し画質を改善することができた.し かし, MLEM 法では画質を改善することがで きなかった [2]. 逐次近似法では投影を不完 全データとし,このデータから完全データの 条件付き期待値を求め完全データについての 最尤推定を行うため収集条件が一定であれば 投影方向数が 24 程度でも画質の低下は少な く,投影方向数の影響が小さいと考えられる.

そこで,本研究では MLEM 法において最適 な補間投影データ数を決定するために様々な 投影データ数の再構成画像の NMSE 値の比 較を行った.その結果,投影データ数 12 での NMSE 値が高値を示しストリークアーチファ クトが確認できたことから投影データ数 12 の投影データ補間は MLEM 法において有効 であると考えられる.

NMSE の評価では,新しく開発した投影デ ータ補間法を投影方向数 12 の投影データに 適用した場合,NMSE 値が 0.00597 となり同 じ投影方向数 12 の再構成画像と比較して 27.6 %低い値を示した.本手法は再構成画像 の補間ではなく,投影データの補間であるた め,画質を改善させるには原画像である投影 データの形状をいかに保持するかが重要であ ると考えられる.図2に線形補間および最近 接補間で投影データを補間したサイノグラム を示したが,線形補間ではサイノグラムの辺 縁がボケたようになり最近接補間では辺縁の ボケはないが,形状が滑らかなサインカーブ ではなくなっている.それに対し,本研究で 開発した投影データ補間法はサイノグラムの 形状を保持しているため NMSE 値の大幅な 低減につながったと考えられる.

%RMSUの評価では、開発した投影データ 補間法を適用した場合, %RMSU が 38.02 % となり同じ投影方向数 12 の再構成画像と比 較して 12.8 %高い値を示したが, %RMSU は 投影方向数 24 以上で一定の値に収束する傾 向があり補間法を適用した再構成画像 の%RMSU は投影数 24 以上の値と同程度と なった.これは投影データ数12のサイノグラ ムを投影データ数 24 のサイノグラムに形状 を似せて補間したため,投影方向数12では低 値であった%RMSU から投影データ数 24 の%RMSU に近付いたと考えられる。また, 実験結果から本手法を適用した再構成画像 の%RMSU は投影方向数 24 の再構成画像 の%RMSU と比較して 0.8 %低い値を示した が、線形補間のようにサイノグラムの平滑化 の効果はないので必ずしも本手法でノイズが 低減できるとは限らないと考えられる.

本研究で開発した MLEM 法における投影 データ補間法は原理上,従来の半分の収集時 間で再構成を行っても画質の低下が改善でき, 同程度の%RMSU が得られることから検査時 間の短縮化が期待できると考えられる.

6. おわりに

開発した投影データ補間法の MLEM 法に 対する画質の改善が確認できた.本手法は従 来の半分の収集時間で SPECT 収集が可能で あり,臨床 SPECT 検査の撮像時間短縮への貢 献が期待される.

謝辞

本研究を実施するにあたり,始終懇切丁寧 な御指導頂いた大倉保彦教授に心より感謝致 します.また御助言を頂いた山本めぐみ助教 に 感謝致します.

利益相反の有無

なし.

文 献

[1] 木口雅夫,谷口金吾,穐山雄次他:SPECT 画像における収集ステップ角度による影響に ついて-FBP 法と OS-EM 法の比較-日本放 射線技術学会誌,60(7),1009-1017,(2004) [2] 池田良弘,大倉保彦,:秋山實利:投影デ ータ補間方法を用いた SPECT 画像向上に関 する研究,広島国際大学大学院医療福祉科学 研究科修士論文,2011 [3] 藤原秀司、隂山真吾、磯田康範 他:SPECT

の投影数が再構成画像に及ぼす影響 ーシュ ミレーションデータを用いた FBP 法と ML-EM 法の比較-日本放射線技術学会誌

66(12)1587-1597(2010)

[4] 橋本雄幸,横井幸司,篠原広行:【画像再 構成シリーズ】SPECT 再構成画像の基礎,医 療科学社,東京,2006,pp.80,85-91
[5] 大西秀雄,木田哲夫,篠原広行他:核医 学検査技術学,オーム社出版局,東京,2006, pp.104-171

Development of Single Photon Emission Computed Tomography reconstruction method by interpolation method opposite projection data Yuki YAMAGUCHI^{*1}, Yasuhiko OKURA^{*2}, Megumi YAMAMOTO^{*2}

*1 Hiroshima International University Graduate School of Medical Technology and Health Welfare Sciences *2 Department of Clinical Radiology, Hiroshima International University

Aim: SPECT images reconstructed from few number of projection data are deteriorated by several artifacts. The aim of this study is to develop novel method for SPECT image reconstruction from few number of projection data where the image quality is equivalent to SPECT image reconstructed from normal number of projection data to shorten acquisition time of SPECT study.

Methods: Projection data of 12 view (30-degree step) of Shepp-Logan and Uniform numerical phantom were acquired by simulation study. Projection dataset of 24 view (15-degrees) were interpolated from the 12 view datasets. We developed the asymmetric projection data acquisition method, where relatively large step angle could be employed and opposite side data is inserted each projection direction. We performed MLEM image reconstruction. As evaluation methods, we used NMSE (normalized mean square error) and %RMSU (% Root Mean Square Uncertainty).

Results: NMSE and %RMSU were obtained good result when we used interpolation methods. Conclusions: Image quality of SPECT image was improved by the method developed in this study.

Key words: SPECT, Image Reconstruction, Interpolation of projection data

信号の等間隔間引き収集を基本とする

MR圧縮センシングの検討

風間 椋^{*1)}, 伊藤 聡志^{*1)}

要旨

圧縮センシングを MRI に導入する場合に、一般に信号収集点をランダムに間引く方法がとられる.しか し、このとき、再生像の画質が信号の収集軌道のランダム性や収集密度の分布に依存し、特に2次元撮像で は安定した画質を得にくい問題がある.本研究では再生像の画質安定化を図ることを目的として信号空間 の原点付近を除いた領域は信号を規則的かつ等密度で収集する新たな方法について検討を行った.折り返し アーティファクトを軽減し、かつ画像の細部の構造を復元するためにスパース化関数には Curvelet 変換と eFREBAS 変換を併用し、それぞれ複数の基底関数による展開を行った.位相を含んだ MR 画像再生シミュ レーションの結果、ランダムに収集点を選ぶ場合に比肩する信号対雑音比の再生像を得ることができた.

キーワード:エイリアシング, Curvelet 変換, 圧縮センシング, スパース化関数

1 はじめに

圧縮センシング (compressed sensing)[1, 2] が MRIの撮像に応用[3] されるようになって以来,多 くの研究報告が行われ、臨床への応用研究も進みつ つある. 圧縮センシングの特徴は、MRI に新たな ハードウェアを追加しなくても撮像を高速化でき る点である. 圧縮センシングはその有効性が特に 大きくなる領域、すなわち画像がそもそもスパー ス性を有している血管像、あるいは、ランダムサン プリングを多次元に適用できる心臓シネ撮像など へ応用されることが多くなっている.一方,臨床で 多く使用されるカルテシアンサンプリングによる 2次元撮像では、ランダムに信号を間引きできる次 元は1次元に限られるため、 圧縮センシングの有 効性は、3次元や4次元などの多次元撮像に比べて 低いものになる.また、収集点のランダム性により 画質が左右される度合いも3次元撮像に比べて大 きい.

*1 宇都宮大学大学院工学研究科 情報システム科学専攻 [〒 321-8585 栃木県宇都宮市陽東 7-1-2] e-mail: mt176510@cc.utsunomiya-u.ac.jp 圧縮センシングは一種の不良設定問題であり,L ノルムや全変動 (Total variation) を解くための画 一的な解法はなく,また,画像をスパース化する関 数によっても再生像の画質は変動する.さらに,信 号の間引き方によっても再生像のアーティファクト の現れ方が変わり,再生像の品質が異なることにな る.このように圧縮センシングを MRI 応用する場 合の課題の一つに解に至るアルゴリズムの選択や 信号収集点の選択によって再生像の画質が変動し てしまう点がある.

本研究では、再生像の画質安定化を図ることを 目的とし信号の収集を規則的かつ可変密度とする 新たな方法について検討を行う.我々は、これまで に位相拡散フーリエ変換法[4]を使用し、規則的に 間引き収集した信号から画像再生を行う方法を報 告している[5,6].また、汎用のフーリエ変換法を 使用した方法として信号の収集は等間隔を基本と し、可変密度な収集による画像再生を検討してい る[7].スパース化関数にCurvelet 変換[8]を使用 することにより、可変密度なランダム収集に比肩す る再生像を得ることに成功している.

本研究では,信号収集点の選択をさらに容易と するために,信号エネルギーが集中する信号空間 の原点付近を除いて,信号の収集密度は一定を保

ちながら信号の間引きは等間隔を基本とする間引 き法について検討を行う.この方法は、2次元撮像 に圧縮センシングを応用する場合に信号をランダ ムに間引くことができるのは位相エンコード信号 の1次元のみであり、スパース性が高くない部位 に対して良質な画像を得るには信号の間引き率は 大きく設定できないことを前提としている.本方 法では,信号の収集密度分布を設定する煩わしさ がなくなり、また、信号の高域は低域と同じ密度で 収集できるので分解能の維持が期待される. 再構 成シミュレーションでは,先行研究で優れた特性を 示した Multi-scale Curvelet 変換 [7] をスパース化 関数として使用する検討を行った.次いで、画像の 細部の構造保存性を高めるためにスパース化関数 に Multi-scale eFREBAS 変換 [9, 10] を併用した. 再構成像を通常の可変密度ランダムサンプリング を行う一般的な方法と再生像の比較を行い、再生 誤差の現れ方や信号対雑音比について比較、検討 を行った.

2 画像再生アルゴリズム

2.1 圧縮センシングと画像復元

 ρ を観測対象とするベクトル,sを観測信号, Φ を観測行列とする.フーリエ変換処理の後に間引 きを行う関数を F_u ,また,MR 画像をスパース化 する関数を Ψ とするとき, $\check{\rho} = \Psi \rho$ として,式(1) から $\check{\rho}$ を求める問題として考える [3].

$$\mathbf{s} = \mathbf{F}_{\mathbf{u}}\boldsymbol{\rho} = \mathbf{F}_{\mathbf{u}}\Psi^{-1}\breve{\boldsymbol{\rho}}$$
$$= \Phi\breve{\boldsymbol{\rho}} \qquad (1)$$

$$\Phi = \mathbf{F}_{\mathbf{u}} \Psi^{-1} \tag{2}$$

圧縮センシングにおいて,高い確率で求める解に 達する条件として観測行列の要素をランダムに選 択する方法がある.汎用的なフーリエ変換映像法 において観測行列は $\Phi = F_u \Psi^{-1}$ であり,観測行 列の要素をランダムに選択する操作を近似的に行 う方法に信号空間をランダムに間引く方法がある. 圧縮センシングは,信号に含まれる雑音に関係する 定数を ε として以下の条件付き最小化問題を解く.

$$\breve{\rho} = \arg \min ||\breve{\rho}||_1 \text{ s.t. } ||\mathbf{s} - \Phi \breve{\rho}||_2 < \varepsilon$$
 (3)

本研究で扱う圧縮センシングの複合最小化問題は L2 ノルムとL1 ノルムから構成される. 複数のス パース化関数 $\Phi_1 \ge \Phi_2$ を利用する場合は式 (4) の 問題を解く.

$$\vec{\rho} = \arg \min \left\{ \frac{1}{2} ||\mathbf{s} - \mathbf{F}_{\mathbf{u}} \rho||_{2}^{2} + \alpha ||\Phi_{1} \rho||_{1} + \beta ||\Phi_{2} \rho||_{1} \right\}$$
(4)
Cこで $\alpha \ \varepsilon \ \beta$ は正の重みパラメータである. Composite Splitting Algorithm(CSA)[11] は演算子分
離法に加えて変数分離法を用いることで、複数の
L1 ノルムが組み込まれた最小化問題の解の導出を
行う [11].

2.2 スパース化関数の選択

スパース関数 Ψ の選択によりスパース化の程度, 画像の特徴抽出,および信号の間引きによるアー ティファクト除去程度が左右される.そのため圧縮 センシングにおいて画像復元アルゴリズムととも に Ψ の選択は重要な役割を持っている.本研究で は非ランダム間引きされた信号を圧縮センシングに 応用する場合にアーティファクトの除去性能に優れ る Curvelet 変換 [8] を採用した.そして,Curvelet 変換の展開数を変えたスパース化する Multi-scale Curvelet 変換 [7] により折り返しアーティファクト の除去性能を高める方法を取った.また,Curvelet 変換の他に Multi-scale eFREBAS 変換 [9, 10] と Wavelet 変換についても検討を行った.

3 画像再構成

3.1 点像分布関数によるインコヒーレント性評価

MRIの撮像は2次元とし、カルテシアン座標 系を使用して位相エンコード方向に信号を間引く ものとした. 信号の間引きにより生じる折り返し アーティファクトのインコヒーレント性を測るた めに Lustig らが使用した点像分布関数解析 (Point Spread Function analysis)[3] を用いた. e_iを振 幅1を持つデルタ関数とするとき、PSF(i; j) = $e_i^* F_u^* F_u e_i$ は、位置 *i* にある単位ベクトルが信号 の間引きにより位置 j に及ぼす寄与を示す.標本化 定理を満足するとき、 $PSF(i; j)|_{i \neq j} = 0$ となり、他 の点に干渉を及ぼさない.しかし,信号の間引きを 行った場合は、 $PSF(i; j)|_{i \neq j}$ はゼロにはならない. インコヒーレント性を測る簡便な方法として Lustig は、サイドローブピーク比 (sidelobe-to-peak ratio: SPR) を使用した [3]. SPR は以下の式で与えられ る.本研究では、eiを原点に置いた場合を検討した.



図 1: k 空間の信号収集分布; (a) 等間隔を基本とした間 引き法 (提案法), (b) ランダム間引き

$$SPR = \max_{i \neq j} \left| \frac{PSF(i;j)}{PSF(i;i)} \right|$$
(5)

スパース化関数には Curvelet 変換, Multi-scale Curvelet 変換, Wavelet 変換および Multi-scale eFREBAS 変換を使用した. 信号の収集点分布は 図 1(a) に示すように信号空間の中心点付近は 20 行 を連続的に取得し, それ以外は位相エンコード方 向のデータのインデックスが 3 の倍数と 5 の倍数 の点を収集した. このとき信号収集比は全信号収 集に対して 50%となる.

Curvelet 変換は、斜め方向の成分抽出を改善す るために角度方向に画像を 2^s 個に分解し、半径方 向にはウェーブレット変換の様式で 2^l レベルの多 重解像度解析を行う. Multi-scale Curvelet 変換は、 (*s*, *l*) を (3,2), (3,3), (3,4), (3,5), (3,6) の順で使用 した. Multi-scale eFREBAS 変換は、反復処理の 中でスケーリング係数 *D* を {3,4,5,6,7} の順に循 環的に使用した. Wavelet 変換は、ドベシーの基底 N=6 を使用した. しきい値は収集点数 n のランダ ム間引きを行ったときに PSF に生じる誤差の標準 偏差 $\sigma_{SPR} = \sqrt{(p-1)/N}$ (ただし、p = N/n)[3] を 基準とするが、本研究の収集法ではランダム雑音 状にはならないので、 σ_{SPR} の値の 30%とした.

反復回数 5 回までの SPR の変化を図 3 に示す. Wavelet 変換は基底を変えないため、ほとんど変化 がない. それに対し、展開する基底を変える Multiscale Curvelet 変換や Multi-scale eFREBAS 変換 では、処理回数が増えることにより SPR が顕著に 低下している. Multi-scale Curvelet 変換は 1 回目 の処理により SPR はいったん大きくなるが、それ 以降は低下し、Multi-scale にすることで、反復 5 回時では最も小さな値になった. 5 回反復後の PSF を図 4 に示す. (a) は信号間引き関数をフーリエ変 換することにより得られる PSF である. 規則的な



図 2: スパース化空間における反復的な閾値処理による SPR の変化

信号収集を基本とするため折り返しアーティファク トはランダム雑音状にならず特定の周波数に大きな 誤差として現れている. Multi-scale eFREBAS で は,折り返しアーティファクトが残留しているが, Multi-scale Curvelet 変換ではほとんどの折り返し アーティファクトが除去されている.

3.2 画像再構成シミュレーション

画像再構成シミュレーションでは東芝メディカル 社製 MRI を使用し被験者の同意を得て撮像された 画像を利用した.図2にシミュレーションに使用し た画像モデルを示す.MR 画像は一般に生体の磁化 率の相違や装置誤差により位相をもつ画像になる. 位相変化が空間的に緩やかな場合は,k空間の原点 付近より位相分布を推定し,推定した位相分布関 数を利用して位相を補正することができる.一方, 局所的に大きな位相変化を含む場合はk空間の低 域の信号から精度の高い位相分布の推定は難しい. そこで,位相補正によりMR 画像が実関数と仮定 でき位相補正を行う場合と位相補正を行わず位相 画像をスパース化する場合の2通りのシミュレー ションを実施した.

MRIは、Vantage MRT200-PP5 および Vantage Titan 3T MRT-3010 を使用し、高速スピンエコー 法により撮像したマルチスライス像、および三次元 高速スピンエコー法により得られた位相変化の異 なる画像を利用した.信号の収集点は図1と同一の 分布を使用した.スパース化関数には、Wavelet 変 換、Multi-scale Curvelet 変換、Multi-scale eFRE-BAS 変換、Multi-scale eFREBAS 変換と Multiscale Curvelet 変換を併用する方法(以後、Multiscale Curvelet-eFREBAS 変換と称す)を使用して、



図 3: 使用した MR 画像; 絶対値像と位相分布



図 4: スパース化空間のしきい値処理による点像分布 関数 (PSF) の変化; (a) 間引き関数の PSF, (b)~(d) Wavelet 変換, Multi-scale eFREBAS 変換空間, Multiscale Curvelet 変換による 5 回反復処理後の PSF

再構成アルゴリズムには CSA を利用した [11]. 再 生像の品質は、ピーク信号対雑音比 (peak signalto-noise ratio; 以降, PSNR と称する)を使用した. なお、PSNR は式 (6)を使用し、再生像の二乗平均 誤差 (RMSE) は、フルデータ再生像と圧縮センシ ングにより求めた再生像 ρ_{cs} のそれぞれの絶対値の 差より求めた.

$$PSNR = 20 \log_{10} \frac{\max[\rho_{cs}]}{RMSE} \tag{6}$$

3.2.1 画像を実関数化してスパース化する場合

MR 画像の実関数化は位相画像を絶対値化することにより行った. 信号の収集点は図1に示す PSF の評価と同じものを使用した. ランダム間引きを



図 5: 被写体を実関数化した場合の平均 PSNR 比較



図 6: 再構成像比較 (実関数化の場合) (a) Multi-scale eFREBAS, (b) Multi-scale Curvelet, (c) Wavelet, (d) Multi-scale Curvelet-eFREBAS, (e)~(i) は, (a)~(e) の誤差像

使用する場合は10種類の異なる乱数系列から作成 された信号収集点分布より再構成を実施し、PSNR



図 7: 位相画像をスパース化する場合の平均 PSNR 比較

の平均値,最大値,最小値を求めた.結果を図5に, また再生像と誤差像の例を図6に示す.図5のラン ダム間引きを行う場合は、その平均に加えて最大値 と最小値を示した.図6を見るとWavelet変換を使 用した場合は,再生像にはアーティファクトが多く 残っている.再生像 (a) と (b) は、いずれも誤差の 残留が少ないが, Multi-scale eFREBAS 変換では, ややアーティファクトの残留がみられ, Multi-scale Curvelet 変換では、アーティファクトの残留は少 ないが,再生像の平滑度が大きく画像の細部の構造 が失われている. Multi-scale Curvelet-eFREBAS 変換を使用した(d)では、アーティファクトの残留 が少なく、かつ再生像の詳細構造は(b)よりも多 く復元されている. Multi-scale eFREBAS 変換や Multi-scale Curvelet-eFREBAS 変換を利用した再 生像の誤差像 (e),(f),(h) より, コヒーレントなアー ティファクトの発生が少なく,特定の領域に誤差が 集中していない.

図5に示す各方法のPSNR評価より, Multi-scale Curvelet-eFREBAS 変換を使用した方法は, Multiscale Curvelet 変換や Multi-scale eFREBAS 変換 より高い PSNR を示した. 比較のために Multiscale Curvelet 変換を使用し, 信号のランダム間 引きを行った場合の PSNR は, 等間隔を基本とす る提案法よりも高い値が得られた.

3.3 位相画像をスパース化する場合

信号の収集点分布は実関数化する場合と同一の ものを使用した. Curvelet 変換と Wavelet 変換で は、反復処理の中で再生像を実部と虚部に分離し、 それぞれ独立にスパース化変換する手法を取った. PSNR の平均を図7に、再生像の例を図8に示 す. 再生像を実関数とみなす 3.2 の場合と同様に Wavelet 変換を使用した場合は、アーティファクト



図 8: 再構成像比較 (位相画像) (a) Multi-scale eFRE-BAS, (b) Multi-scale Curvelet, (c) Wavelet 変換, (d) Multi-scale Curvelet-eFREBAS, (e) ランダム間引き信 号を使用した Multi-scale Curvelet, (f)~(j) は, (a)~ (f) の誤差像

の残留が大きいが、Curvelet 変換や eFREBAS 変 換を使用した場合は、アーティファクトが少なく、 良好な再生像が得られた. Multi-scale CurveleteFREBAS 変換を利用した場合の PSNR は、信号 をランダムに間引く場合よりもやや上回る結果が 得られた.

4 考 察

図5の結果からスパース化関数に Wavelet 変換 を使用し,かつ単一の基底を使用する場合は,他の 関数を使用する場合に比べ全般的に PSNR が小さ い. これは、Wavelet 変換の基底とフーリエ変換の 基底との間のインコヒーレンス性が低く,再生像上 のアーティファクトは、Wavelet 変換空間上で高い 振幅を持つ傾向があり、しきい値処理で除去できな いためである. それに対し, Multi-scale Curvelet 変換を利用した場合は, SPR による検討結果と同 様にアーティファクトの除去効果が大きく、良好な 画像が得られた. Curvelet 変換は、高いアーティ ファクト除去効果がある一方で、再生像の平滑化 効果が大きい.この問題を緩和するために画像の 細部の保存性が良好な eFREBAS 変換を併用した. 結果,アーティファクトの除去と細部の構造保存性 に優れた再生像を得ることができた.

位相画像をスパース化する場合に,非ランダム間 引き収集がランダム間引き収集と同等の PSNR が 得られた理由は,再生像上の位相変化が,アーティ ファクトのコヒーレンス性を弱めたことにあると 考える.今後は,従前の可変密度かつ等間隔間引き 収集との比較や,信号量が近いハーフフーリエ法 との比較を行う予定である.

5 まとめ

E縮センシングをMRIに応用する場合に課題と なる再生像の画質安定化を目的とし、等間隔な間 引きを組み合わせた非ランダム間引き信号から画 像再生を行う新たな方法について検討を行った.ス パース化関数の選択では再生像のアーティファクト を抑制に有効な Multi-scale Curvelet 変換と画像の 細部の保存性が良好な Multi-scale eFREBAS 変換 を併用した.画像再生シミュレーションの結果、再 生像を実関数と処理できる場合は、再生像の信号 対雑音比はランダム間引き収集を行う標準的な圧 縮センシングよりやや低くなったが、位相補正処理 を行わずに位相画像のままスパース化する場合は 標準的な圧縮センシングと同程度の信号対雑音比 を得ることができた.本研究により 2 次元撮像に おいて非ランダムな信号収集による圧縮センシン グの応用可能性が示された.今後は、臨床で得られ るような位相を含んだ再生像について多くの再構 成実験を行うことである、

謝 辞

本研究の一部は,平成 28 年度科学研究費助 成金 (基盤研究 (C) 16K06379,新学術領域研究 16H01530)により実施された.また,本研究を遂 行するにあたり,画像データを提供いただいた東芝 メディカルシステムズ(株)に感謝の意を表する.

利益相反の有無

なし

文 献

- Donoho DL: Compressed sensing. IEEE Trans. Inform Theory, 52: 1289–1306, 2006
- [2] Candès EJ, Wakin MB: An Introduction To Compressive Sampling. IEEE Signal Processing Magazine, 25: 21–30, 2008
- [3] Lustig M, Donoho DL, Pauly JM: Sparse MRI: The Apprication of Compressed Sensing for Rapid MR Imaging. Magn Reson Med, 58: 1182–1195, 2007
- [4] Maudsley AA: Dynamic Range Improvement in NMR Imaging Using Phase Scrambling. J Magn Reson., 76:287-295, 1988
- [5] 八坂俊吾,伊藤 聡志,山田 芳文:信号の等間 隔間引きによる MR 画像再構成.第34回日本 医用画像工学会大会, PP1, 2015
- [6] Ito S, Yasaka S, Yamada Y: Image Reconstruction of Under-sampled Signal at Equal Interval using Quadratic Phase Scrambling. International Society of Magnetic Resonance in Medicine 23rd Scientific Meeting (ISMRM2015), 2459, 2015
- [7] 関根和樹、八坂俊吾、伊藤聡志:信号の非ラン ダム間引き収集によるMR圧縮センシングの検 討.第35回日本医用画像工学会大会、OP2-7、 2016
- [8] Candès EJ, Donoho DL: New Tight Frames of Curvelets and Optimal Representations of Objects with piecewise C^2 singularities. Commun. Pure Appl. Math. 57, 219– 266, 2004
- [9] Ito S, Ito K, Shibuya M, et al.: Compressed Sensing MRI using Higher Order Multi-scale FREBAS for Sparsifying Transform Function, SPIE Medical Imaging 2015, 9413-16, Orlando, USA, 2015

- [10] 渋谷萌音,伊東賢治,伊藤聡志,山田芳文: Multi-scale eFREBAS 変換を利用した MR 位 相画像の圧縮センシング.MEDICAL IMAG-ING TECHNOLOGY, **34**:1, 26–37, 2016
- [11] Huang J, Zhang S, Metaxas D: Efficient MR image reconstruction for compressed MR imaging. Medical Image Analysis. 15:670-679, 2011

Study on MR Compressed Sensing using Equi-spaced Under-sampled Signal

Ryo KAZAMA*1, Satoshi ITO*1 *1 Graduate School of Engineering, Utsunomiya University

A new compressed sensing scheme for MR image acquisition in which a regularly under-sampled signal is used instead of random sampling is proposed and demonstrated. To remove the strong aliasing artifact caused by regularly under-sampled signal, we adopt Multi-scale Curvelet transform which decompose the input image into radial direction. The proposed method has an advantage over standard compressed sensing in that the quality of the image does not depend on the randomness of the sampling trajectory. Simulation studies and experiments show that the proposed method has almost the same peak signal-tonoise ratio as that of standard compressed sensing reconstruction using randamly sampled signal.

Automatic Vessel Segmentation using A Combined Deep Network

Titinunt KITRUNGROTSAKUL^{*1}, Yutaro IWAMOTO^{*1}, Xian-Hua HAN^{*2}, Lanfen LIN^{*3}, Xiong WEI^{*4}, Yen-Wei CHEN^{*1,3}

Abstract

Extraction and segmentation of organ's vessel is an important task for surgical planning, computer-aided diagnosis. It is still a challenge task because of the tiny vessel structure, low SNR and various contrast of the available medical data. In this paper, we propose an automatic and robust vessel segmentation approach using multi-pathways deep learning network. The proposed method trains a binary (vessel or non-vessel) classification deep network based on extracted training patches on three planes (axial, coronal and sagittal planes) centered the focused voxels, and thus is prospected to provide more reliable recognition performance by exploring the 3D structure. Furthermore, due to the large variety of device values of medical data, we investigate to first transform the raw medical image into vesselness map, and then conduct vessel extraction based on the proposed network, which is robust and general to the different contrast medical data by different imaging systems. The proposed deep network provides the vessel probability map for voxels in the under-studying medical data, which is used in our post-processing method to generate the final segmentation result. To validate effectiveness and efficiency, we conduct experiments on 20 data with different contrasts and different device value range, and manifest impressive performance compared with state-of-the-art methods.

Keywords : vessel, segmentation, CNN, deep learning, medical imaging

1. Introduction

Understanding of vessel structure can improve the success rate of accurate organ analysis, diagnostics, and surgical operation. Although many vessel segmentation methods and techniques have been developed, the performance of the existed approaches usually vary depending on the modality, application's domain, and other factors. Therein, there are mainly two categories: automatic and semi-automatic methods, which have been proposed to extract the vessel structure.

Region growing is a well-known semi-automatic pixel/voxel based segmentation method, which basically depends on the similarity of intensity and spatial proximity [1,2,3]. Due to the large variety of vessel intensity in medical image, region growing usually lead to over- or under- segmentation.

Recently, deep learning architecture has been demonstrated the powerful ability in computer vision tasks by

- Ritsumeikan University, Shiga, Japan
- e-mail: gr0187vh@ed.ritsumei.ac.jp
- *2 Institute of Advance Industrial Science and Technology, Japan

^{*1} Graduate School of Information Science and Engineering,

^{*3} College of Computer Science and Technology, Zhejiang Univ., China

^{*4} Institute for Infocomm Research, Singapore



Fig. 1. The architecture of our vessel segmentation, which separately trains lower feature for each type of input vector and then merges into a higher level features. Each convolutional layer use RELU as activation function while final layer use softmax function to classify target voxel.

automatically learn hierarchies of relevant feature directly from the input data. The deep convolutional neural network has been successfully applied for image classification and object detection, especially for ImageNet classification competition, which is the most successful network for image classification since 2012 [4].

Motivated by the existed conventional vessel extraction approaches and deep learning framework, we propose an automated vessel segmentation using deep learning framework on the transformed vesselness map by multi-scale approach. We consider the segmentation procedure as a voxel-wise classification problem by integrating three plane structure of the focused voxel. The main contributions of our proposed method are summarized as: (1) we propose a novel VesselNet based on deep learning framework for robust vessel extraction, which is a first application of deep learning for vessel extraction; (2) the proposed framework is an architecture with multi-pathways deep neural networks (DNN), which consists of three separately deep convolutional parts to extract discriminated features of sagittal, coronal and transvers (axial) planes, respectively; (3) we propose to use a vesselness probability map image as the input of DNN instead of the raw CT image, which is robust and can be generalized for vessel segmentation of CT data from different imaging devices.

2. Method

In image processing, image segmentation is the process of partitioning an image into several segments, in which we classify pixels with similar features into the same segment. In our proposed deep learning based vessel segmentation, we use a trained deep neural network to classify each voxel into vessel or non-vessel classes. The advantage of the deep learning based method is that the network will automatically extract the useful features for classifications. In addition to use the deep learning method for classification, we also proposed to use a vesselness probability map (a multiscale filter enhanced image) as input of the network.

We argue that segmentation image is gather from the classified pixel/voxel, therefore we construct a deep convolution network for pixel/voxel classification. To complete the vessel classification task that suitable to clinical data, we focus on two processes; Vessel classification from network and vessel segmentation construction.

Conventional deep neural networks can be considered as a one-pathway network. The input is a 2D image or a 3D image (usually for medical images). In this paper, we proposed a three-pathways network for vessel segmentation from a 3D medical CT volume. The effectiveness of our proposed network architecture will be shown in Sec.3. Our

network architecture is shown in Figure 1. It consists of three separately convolutional networks to extract features of sagittal, coronal, and transverse plans, respectively. Three features from each network are concatenate and used in a fully connected layer. The represented features are learnt by 2D convolutional and pooling layers. At a higher layer of our network, the represented features are merged into higher-level features, which capture complex correlations across the different input vectors which are learnt with fully connected layers.

3. Experimental Results

We evaluate our method using 20 CT volumes [12], where most CT image have tumors, liver abnormalities, and different intensity ranges as shown in Figure 2. Each data is labeled manually by experts. Three CT volumes (No. 16, 18 and 20) have different intensity ranges (the most of data have the average intensity value around 90-140, while the No.16, 18 and 20 have average intensity value less than 60). All computations were performed in NVIDIA GeForce GTX TITAN X GPU with 12GB memory. The training set has randomly extracted from the voxel that have value more than designed threshold T = mean-variance in vesselness probability map image without liver's boundary while the test set will use all voxel that contain vesselness probability map value (T > 0) but still eliminate the boundary of liver. The total of training set has a total of 250k voxels from 4 CT volumes (5% of voxel in each volume). Each voxel, we extracted a 2523 dimensional input vector consisting of three patches of 2D orthogonal patches of 29×29 voxels. The size of convolution kernels was set to 5×5 and the pooling windows were set to 2×2 . The learning rate and momentum were set to 0.00005 and 0.9, respectively. We used a batch size of 2000 data.

We compared our results with the conventional multi-scale filter results in Figure 2. The result shown that our method can perform better performance than the conventional multi-scale filter even with original intensity except No.16, 18 and 20, which have intensity change problems. By using the vesselness probability map as the input, our method performed better than the conventional multiscale filter for all cases even with different intensity range.

In order to show the effectiveness of our proposed three-pathways DCNN, we performed vessel segmentation experiments using different deep learning networks, which are 3 types of one-pathway networks (xy, xz, and yz patch), three-pathways CNN (Vessel Net), and 3D CNN. The average DICE are shown in Figure 3. As shown in Figure 3, our proposed architecture (three-pathways CNN) can get better performance than other architectures. 3D CNN network also can generate good result however, we found that using the 3D convolution method required more training data to get better results. one-pathway CNNs have similar results, which are lower than three-pathways CNN and 3D CNN because they do not use 3D information for vessel segmentation.

4. Conclusion

We designed a deep neural network architecture to automatically segment vessel in liver region image. Our network's features are learned from 2D orthogonal patches which are firstly transform raw data to vesselness probability map using multi-scale method. The transformation can deal with any intensity variation in CT volume data, which is the problem when use raw intensity data. Our network still has problem in network connectivity and under-segmentation in some region.





Fig. 2. Result comparison between our network, original data network, and multiscale.



Acknowledgement

This work is supported in part by Japan Society for Promotion of Science (JSPS) under Grant No. 16J09596 and KAKEN under Grant No.15H01130, 15K00253, 16H01436.

Conflict of interest

In this work, the authors have no conflict of interest to declare.

References

- J. F.O' Brien, and N. F. Ezquerra, "Automated Segmentation of Coronary Vessels in Angiographic Image Sequences Utilizing Temporal, Spatial and Structural Constraints," GVU Technical Report; GIT-GVU-94-30, 1994.
- [2] W.E. Higgins, W.J.T. Spyra, and E.L. Ritman, "Automatic extraction of the arterial tree from 3-D angiograms," IEEE Trans. Engineering in Medicine and Biology Society, vol. 2, pp. 563-564, November 1989.
- [3] Y. Masutani, K. Masamune, and T. Dohi, "Region-growing based feature extraction algorithm for tree-like objects," Proc. of Visualization in Biomedical Computing, pp. 161-167, 1993.
- [4] A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G E. Hinton. "Imagenet classification with deep convolutional neural networks". In Advances in neural information processing systems, pp. 1097–1105, 2012.

A Study on Fine Blood Vessel Segmentation

Using Fully-connected Conditional Random Field

Chenglong WANG^{*1}, Masahiro ODA^{*2}, Yasushi YOSHINO^{*3}, Tokunori YAMAMOTO^{*3}, and Kensaku MORI^{*2}

Abstract

In this paper, we introduce a fully-connected conditional random field (CRF) into blood vessel segmentation problem to improve the segmentation accuracy of tiny blood vessels. Due to the "short boundary" bias of graphical models, conventional local neighboring graph, in which only neighboring voxels are considered, have an unpromising segmentation results on elongate structures such as blood vessels. To address this issue, the fully-connected graphical model was introduced in this paper. Different from the local neighboring graph which only models local pairwise potentials, the fully-connected model establishes potentials over all available pairs of voxels in images. Both phantom data and clinical CT data are tested to evaluate the segmentation accuracy. This paper exploited the potentials of fully-connected CRF model in tiny blood vessel segmentation problem on 3D CT images.

Keywords : fully-connected, conditional random field, blood vessels segmentation

1. Purpose

A lot of state-of-the-art unsupervised blood vessel segmentation methods [1, 2, 3] need fine parameter tuning to obtain the best segmentation result. However, this step is time-consuming. Therefore, machine learning techniques may be one of the effective solutions to issue this problem. Nowadays, deep learning techniques have been widely used in computer vision problem even in medical image processing field. One of existing problems of deep learning approach is large requirement for ground-truth data to learn the features. Lack of ground-truth data may limits the performance of deep learning methods. Thus, shallow learning method such as the support vector machine (SVM), boosting, random forest (RF) and conditional random field (CRF) could be an alternative for a specific low-level image processing task. In this paper, we introduce a fully-connected CRF model into blood vessel segmentation problem to explore the potential of shallow learning techniques. Local neighboring CRF model has short boundary bias which leads to an under-segmentation on details of image such as tiny blood vessels in blood vessel segmentation task. [4, 5, 6] showed that the fully-connected model obtained improvements compared to the local neighboring model obviously. In this work, we use the fully-connected CRF model introduced in [5]. In this model, structured SVM (sSVM) is used to learn the potential of CRF, then efficient dense CRF inference algorithm [4] is performed to estimate the CRF distribution.

2. Method

1) Dense CRF model

Different from the local neighboring CRF model, the fully-connected CRF, a.k.a dense CRF, establishes pairwise potentials on all pairs of voxels in whole 3D volume. We denote the image volume by \mathbf{x} , and the labeling data of image \mathbf{x} as $\mathbf{y} = \{y_i\}$, ($i \in I, I$ is number of samples), g denotes graph generated from \mathbf{x} . Therefore, the Gibbs energy function of the CRF can be written as:

- *2 Graduate School of Informatics, Nagoya University.
- *3 Graduate School of Medicine, Nagoya University.

^{*1} Graduate School of Information Science, Nagoya University, Furo-cho, Chikusa-ku, Nagoya, Japan

Table 1. Designed features set for **x** in this work. Assume that the lineness filter have k = 3 different scales. Statistical features are calculated in local regions with radius $l = \{1, 2, 3\}$ mm. Q_1, Q_2 and Q_3 are first, second and third quartile, respectively

Type of features	Features	
Haasian analasia	$f^{(k)}$	Hessian-based lineness enhancement
Hessian analysis	$ f^{(k)} H \\ f^{(k+3)} H \\ f^{(k+3)} H \\ f^{(k+3)} H \\ f^{(k+3)} \\ f^{(k+3)} \\ f^{(k+3)} \\ f^{(k+3)} \\ $	Hessian eigenvalue ratio $\hat{\lambda}_1, \hat{\lambda}_2, \hat{\lambda}_3$
<i>n</i> -th partial derivative	$f^{(7)}$	Intensity
	$f^{(8)}$	Sobel edge detection
	f ⁽⁹⁺ⁱ⁾	Average
Moment statistical values	$ \begin{array}{c} f^{(7)} \\ f^{(8)} \\ f^{(8)} \\ f^{(12+i)} \\ f^{(15+i)} \\ f^{(18+3i)} \\ f^{(27+i)} \\ \end{array} $	Variance
Order statistical values	$f^{(15+i)}$	Minimum
	$f^{(18+3i)}$	<i>Q</i> 1, <i>Q</i> 2 and <i>Q</i> 3
	$f^{(27+i)}$	Maximum

$$E(\mathbf{y}) = \sum_{i \in g} \Phi_u(y_i, \mathbf{f}_i^u) + \sum_{(i,j) \in \mathcal{C}_g} \Phi_p(y_i, y_j, \mathbf{f}_i^p, \mathbf{f}_j^p), \qquad (1)$$

where \mathbf{f}^u and \mathbf{f}^p represent unary and pairwise features, respectively. Φ_u and Φ_p are unary potential and pairwise potential. \mathbf{c} is clique inside of graph g ($\mathbf{c} \in \mathbf{C}_g$). The main difference between local neighboring CRF and fully-connected CRF is the pairwise clique. In fully-connected model, \mathbf{C}_g denotes set of all edges between arbitrary voxels. However, in local neighboring model, \mathbf{C}_g represents edges only between neighboring voxels.

In [4], the mean field approximation algorithm is used to estimate an approximate solution of the CRF distribution. In [6], the sSVM is utilized to learn the potential of CRF which can distribute an efficient learning. Under the assumption that the ground-truth has the lowest energy ideally, the objective is to learn the parameters that make the ground-truth's energy close to the lowest energy by a largest possible margin. Here, we denote by \mathbf{w} the weight parameters of features, thus the parameters can be updated by solving:

$$\min_{\mathbf{w}} \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C\xi \quad \text{s.t.}$$
(2)

$$E(\mathbf{y},\mathbf{x};\mathbf{w}) - E(\overline{\mathbf{y}},\mathbf{x};\mathbf{w}) \ge \mathcal{L} - \xi \ ,\xi \le 0, \forall \mathbf{y} \neq \overline{\mathbf{y}},$$

where C is a regularization constant, ξ is a slack variable introduced to relax the margin constraints to add external robustness. \mathcal{L} denotes a loss function that measures the difference between ground-truth **y** and labeling $\bar{\mathbf{y}}$. In fully-connected CRF model, dense pairwise term Φ_p can be formulated as:

$$\Phi_p(y_i, y_j, \mathbf{f}_i, \mathbf{f}_j) = \mu(y_i, y_j) \sum_{m=1}^M \mathbf{w}_p^{(m)} k^{(m)} (f_i^{(m)}, f_j^{(m)}),$$
(3)

where \mathbf{w}_p is the pairwise weight parameter which will be updated during the learning. $f_i^{(m)}$ represents *m*-th feature of voxel $i \ (m \in M, M$ is the dimension of feature space). $\mu(y_i, y_j)$ denotes label compatibility function. Conventional Potts model is chosen in this work. According to [4], Gaussian kernel k is utilized to measure the similarity between connected voxel efficiently. Dense Gaussian kernel is given by

$$k^{(m)}(f_i^{(m)}, f_j^{(m)}) = \exp\left(-\frac{\left|\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_i\right|^2}{2\theta_p^2} - \frac{\left|f_i^{(m)} - f_j^{(m)}\right|^2}{2\theta_f^2}\right),\tag{4}$$

where \mathbf{p}_i and \mathbf{p}_j denote the position of voxel *i* and *j*. Kernel parameter θ_p and θ_f control the strength of



Fig. 1. Two segmentation results on phantom data. (a) One slice of the phantom data. (b) Ground-truth. (c) Segmentation results of fully-connected CRF. (d) Segmentation results of local neighboring CRF.



Fig. 2. Sensitivity and specificity comparison results. Both figures show that dense CRF model performs better than local neighboring CRF. Fig. (a) shows sensitivity measure results, and Fig. (b) is specificity measure results. two terms in kernel, respectively. For example, when θ_p increases, longer edges are taken into consideration which means more information is taken into account in a larger extent.

2) Features

This section introduces the feature set used in this work. Different from deep learning techniques, shallow learning approaches are sensitive to the feature space. Thus a proper feature set design is desirable. We designed a 30 dimensional feature space including Hessian analysis features and statistical features. Detailed descriptions of features are given in Table 1. In the Hessian analysis features, both Hessian-based lineness value and eigenvalue ratio are taken into account. The eigenvalue ratio features $\hat{\lambda}_1 = \lambda_2$, $\hat{\lambda}_2 = |\lambda_2|/\lambda_1$, $\hat{\lambda}_3 = |\lambda_3|/\lambda_2$, where λ_1, λ_2 and $\lambda_3(|\lambda_1| \ge |\lambda_2| \ge |\lambda_3|)$ are eigenvalues of the Hessian matrix. As for the statistical features, all the features are calculated inside a local spherical region with radius *l*. Typically, we set $l = \{1.0, 2.0, 3.0\}$ mm.

3) Blood vessel segmentation procedure

Simple processing flows are shown in Fig. 3. $\mathbf{X} = \{\mathbf{x}_n\}$ and $\mathbf{Y} = \{\mathbf{y}_n\}$ $(n \in N)$ represent 3D training data volume and labeling data. \mathbf{X}' denotes test data set.

Learning algorithm:	Testing algorithm:	
Input: Image data set $\mathbf{X} = \{\mathbf{x}_n\}$, labeling data $\mathbf{Y} = \{\mathbf{y}_n\}$,	Input: Test data $\mathbf{X}' = \{\mathbf{x}_n'\}$, Leant model \mathbf{w}' .	
$(n \in N)$. N is number of data.	$(n \in N') N'$ is number of test data.	
Extract features $\mathbf{F} = \{\mathbf{f}_n\}$ from input data X .	Extract features $\mathbf{F}' = \{\mathbf{f}_n\}$ from input data \mathbf{X}' .	
Repeat until w is unchanged.	Calculate CRF potentials Φ_u and Φ_p follows Eq. 3.	
Run dense CRF inference to estimate MAP labeling $\{\bar{\mathbf{y}}_n\}$	Use dense CRF to estimate MAP labeling $\{\bar{\mathbf{y}}_n\}$ for data \mathbf{X}' .	
Perform quadratic programming to solve the Eq. 2.	Output: $\{\bar{\mathbf{y}}_n\}$ as final segmentation results.	
Output: The learnt model \mathbf{w}' .		





Fig. 4. Two segmentation results on clinical CT data. (a) and (d) Volume rendering of kidney VOI. (b) and (e) Ground-truth. (c) and (f) Dense segmentation results.

3. Experimental Results

We performed experiments on both phantom data and clinical CT data. For both experiments, leave-one-out was performed as the cross-validation method. Sensitivity (*Se*) and specificity (*Sp*) were used to evaluate the segmentation accuracy. Kernel parameters θ_p and θ_f are set to 20 according to prior knowledge. Regularization parameter *C* was calculated by the cross-validation.

11 phantom data are used in validation phase. All phantom data are generated by the vascular synthesizer "VascuSynth". Phantom data size is $100 \times 100 \times 100$ voxels with a resolution of $1.0 \times 1.0 \times 1.0$ mm³. Gaussian white noises were added to phantom data with $\sigma = 0.5$. Some slices are shown in Fig. 1. Two segmentation samples are shown in Fig. 1. Detailed validation results are given in Fig. 2.

Seven cases of clinical CT data were tested. Experiments were performed with masks containing the whole kidney region. The masks are segmented using the graph-cut semi-automatically. Sizes of the masks are around $150 \times 150 \times 250$ voxels with a spacing about $0.6 \times 0.6 \times 0.5$ mm³. The ground-truth data were created by two human experts having medical knowledge. Two segmentation results are shown in Fig. 4. The average *Se* of seven cases is 47% and average *Sp* is 99%, that means a serious under-segmentation occurred.

4. Discussions & Conclusions

In this paper, we introduced fully-connected CRF model into 3D blood vessel segmentation problem. Experimental results on phantom data showed that fully-connected CRF have a better segmentation performance than local neighboring CRF. However, the segmentation results on CT data failed to obtain higher accuracy than some fine-tuned segmentation method such like [1]. One reason may be the lack of training data. Another possible reason should be the unbalanced number of foreground samples and background samples due to the sparsity of the blood vessel. Tiny blood vessels thus cannot be learnt sufficiently.

In conclusion, we used the fully-connected CRF in tiny blood vessel segmentation problem. Although the fully-connected CRF model used in this work cannot obtain furthermore accuracy than previous fine-tuned unsupervised method, this work still shows the potential of the fully-connected CRF model in blood vessel segmentation task. Increasing the number of training data should be one of our future works.

Acknowledgement

Parts of this research were supported by MEXT and JSPS KAKENHI (26108006, 26560255, 25242047, 17H00867) and Kayamori Foundation.

Conflict of interest

None

References

- Wang C, Oda M, Hayashi Y et al: Tensor-Based Graph-Cut in Riemannian Metric Space and Its Application to Renal Artery Segmentation. In International Conference on MICCAI: 353-361, 2016
- [2] Tyrrell J. A, di Tomaso E Fuja, D Tong et al: Robust 3-D modeling of vasculature imagery using superellipsoids. IEEE trans. on medical imaging, 26(2): 223-237, 2007
- [3] Friman O, Hindennach M, Khnel C et al: Multiple hypothesis template tracking of small 3D vessel structures. Med. IA, 14(2): 160-171, 2010
- [4] Krhenbhl P and Koltun V: Efficient inference in fully connected CRFs with Gaussian edge potentials. In Advances in NIPS: 109-117, 2011
- [5] Orlando J. I, Prokofyeva E and Blaschko, M. B: A discriminatively trained fully connected conditional random field model for blood vessel segmentation in fundus images. IEEE Trans. on Biomedical Engineering, 64(1): 16-27, 2017
- [6] Payet N and Todorovic S: (RF)²-Random Forest Random Field. In Advances in NIPS: 1885-1893, 2010

全結合条件付き確率場

を用いた腎動脈抽出性能の評価

王成龍^{*1}, 小田昌宏^{*2}, 吉野能^{*3}, 山本徳則^{*4}, 森健策^{*2}

- *1 名古屋大学情報科学研究科
- *2 名古屋大学情報学研究科
- *3 名古屋大学大学院医学研究科

要旨:本稿では,全連結条件付き確率場(fully-connected CRF)を血管抽出に適用し,微小な血管抽出 性能を評価した.従来の近傍条件付き確率場モデルは近傍画素しか考慮していないため,血管のよう な線状構造に対して十分な抽出結果を得ることは難しい.このような欠点を克服するため,本稿では 全連結条件付き確率場を導入し,近傍画素ではなくより広い範囲の画素関係を考慮した抽出手法を提 案する.実験ではファントムデータと臨床 CT データ両方を用いて全連結条件付き確率場モデルを評 価した.本稿は 3D CT 画像上の微細な血管抽出問題に対して全連結条件付き確率場モデル適用の可 能性を示した.

キーワード:全結合,条件付き確率場,血管抽出

眼底画像における視神経乳頭周辺画像を用いた

Deep Learning による緑内障診断

後藤 拓真*1 村松 千左子*1 石田 恭子*2 澤田 明*3

畑中 裕司*4 山本 哲也*3 藤田 広志*1*5

要旨

緑内障は日本における中途失明原因の第一位とされており、40歳以上の日本人の20人に1人が緑内障 と推定されている.緑内障を発病すると眼底に存在する視神経が障害を受け、視神経乳頭陥凹(以下 cup) が拡大する.そのため眼底画像を用いた眼底検査は緑内障の早期発見に有用とされている.しかし cupの 評価には医師の経験と技量が必要とされ、容易ではない.そこで我々は deep learning を用いて視神経乳頭 周辺画像の緑内障判別を試みた.正常153 症例、緑内障148 症例の眼底画像から、視神経乳頭を中心とす る 600×600 画素の範囲を切り出す.その後、正常症例・緑内障症例からともに15 症例ずつ無作為に選びテ ストデータとし、それ以外に対し回転によるデータ拡張を行い学習データとして分類を行った.その結果、 感度 93.3%、偽陽性率 20.0%となった. deep learning を用いることにより、乳頭と陥凹の領域抽出を行わな くても、それと同等の鑑別精度が得られる可能性が示唆された.

キーワード:緑内障, deep learning, 眼底画像, 視神経乳頭

1. はじめに

緑内障は日本における中途失明原因の第一 位とされており、40歳以上の日本人の20人 に一人が緑内障と推定されている[1]. 緑内 障を発病すると眼底に存在する視神経が障害 を受け,視神経乳頭陥凹(cup)の拡大や網膜 神経線維層欠損(nerve fiber layer defect:

*1 岐阜大学工学部電気電子・情報工学科 情報コース

〔〒501-1194 岐阜県岐阜市柳戸 1-1〕 e-mail: takuma@fjt.info.gifu-u.ac.jp

*2 東邦大学医療センター大橋病院

*3 岐阜大学大学院医学系研究科眼科学 分野

*4 滋賀県立大学工学部電子システム工 学科

*5 岐阜大学大学院医学系研究科知能イ メージ情報分野 NFLD) などの所見がみられる.特に視神経 乳頭における垂直乳頭径と垂直陥凹径の比 (垂直 CD 比)や乳頭中心を通る乳頭径とリ ム幅の比(RD 比)は,緑内障かを判断する 上で重要な診断基準とされている[2].しか し cup 領域の特定には医師の経験と技量が必 要とされ,容易ではない.そこで我々は deep learning による視神経乳頭周辺画像を用いた 緑内障判別を試みた.

2. 方法

2.1 処理の流れ

 1) 眼底カメラにより撮影された眼底画像から,視神経乳頭を中心とする 600×600 画素の 範囲を切り出す(図 1).

2) 画像から血管部分を抽出し周辺画素で補 完する.

3) 回転をかけ学習画像枚数を増加させる.

4) deep learning により緑内障判別を行う.





図1 視神経乳頭周辺画像

図2 血管消去画像

2.2 血管消去画像の作成

眼科医が眼底画像から cup 辺縁を判断する 際には、主に視神経乳頭内に存在する血管の 屈曲点を観察することが多い.しかし屈曲点 の判断は難しいため、我々の従来法 [3] では 血管の影響が小さくなるように血管消去をし た画像を用い、濃淡情報から cup 領域を特定 している.本研究では、両画像の有用性を比 較した.

血管消去画像の作成については,以前我々 の研究室で開発された手法[4]を用いて作成 した.

2.3 データ拡張と学習

Deep learning において学習症例数が十分で ないとき,画像に特定の処理を施すことでサ ンプル数を増加させる手法は有用性が認めら れている.本実験では画像を左右両方向に回 転角3°として30°まで回転させることで画像 枚数の増加を行った.

学習にはフレームワーク Caffe, ネットワー クに GoogleNet [5] を用いた. データセット は正常 153 症例,緑内障 148 症例の眼底画像 から,正常症例・緑内障症例ともに 15 症例ず つ無作為に選びテストデータとした. 学習デ ータにはテストデータ以外の画像,それらの 血管を消去したもの,回転によるデータ拡張 を行ったもの,血管消去とデータ拡張を行っ たものの4種類を用意し,それぞれの場合で 分類を行い,結果を比較した.

3 結果

実験結果を表1に示す.学習データに対し て血管消去や回転によるデータ拡張を行った 場合,どれも感度または偽陽性率が改善して いるため,本手法においてこれらの処理は有 用性があると考えられる.

表1 実験結果

血管	データ拡張	感度	偽陽性率
有	無	80.0%	33.3%
無	無	86.7%	33.3%
有	有	86.7%	26.7%
無	有	93.3%	20.0%

4 まとめ

本研究では deep learning により視神経乳頭 周辺画像から緑内障の判別を試みた. 今後は 新たな前処理の追加や他のネットワークの使 用により, 手法の改善を行う.

謝辞

本研究の一部は,文部科学省科研費補助 金・新学術領域研究(26108005)および,公 益財団法人マツダ財団の補助によって行われ ました.

利益相反の有無

なし

文 献

- [1] Yamamoto T, et al.: "The Tajimi study report 2: prevalence of primary angle closure and secondary glaucoma in a Japanese population", Ophthalmology, Vol.112, No.10, pp. 1661-1669, 2005.
- [2] 日本緑内障学会:緑内障性視神経乳頭・ 網膜神経線維層変化判定ガイドライン.
 日本眼科学会雑誌,116巻,1号,pp.42-46, 2012.
- [3] 納土淳,畑中裕司,村松千左子,他:眼 底画像における Cup/Disc 比の自動計測

に基づく緑内障推定法. 電子情報通信学 会技術報告, vol. 110, pp.17-20, 2010.

- [4] 中川俊明,畑中裕司,林佳典,他:眼底 画像におけるモルフォロジーフィルタを 用いた血管抽出および視神経乳頭部の認 識.電子情報通信学会技術報告,vol.105, pp.67-71, 2005.
- [5] Szegedy C, Liu W, Jia Y, et al: Going Deeper with Convolutions. IEEE Computer Vision and Pattern Recognition: 1-9, 2015

Diagnosis of glaucoma using optic disc regions on retinal

fundus images by deep learning

Takuma GOTO^{*1}, Chisako MURAMATU^{*1}, Kyoko ISHIDA^{*2}, Akira SAWADA^{*3} Yuji HATANAKA^{*4}, Tetsuya YAMAMOTO^{*3}, Hiroshi FUJITA^{*1*5}

*1 Department of Electrical, Electronic and Computer Engineering, Informatics Course, Faculty of Engineering, Gifu University

*2 Ohashi Hospital, Toho University Medical Center

*3 Department of Ophthalmology, Graduate School of Medicine, Gifu University

*4 Department of Electronic Systems Engineering, School of Engineering, the University of Shiga Prefecture

*5 Department of Intelligent Image Information, Graduate School of Medicine, Gifu University

Glaucoma is regarded as the leading cause of blindness in Japan, and 1 in 20 Japanese people over 40 years of age is presumed to have glaucoma. When glaucoma progresses, the optic nerves are damaged, and an optic cup is enlarged. Fundus examination using fundus images is considered to be useful for early detection of glaucoma. However, assessment of cup is not easy, requiring physician's experience and skills. Therefore, we investigated an automatic method for distinguishing between glaucoma and non-glaucoma cases using images around the optic disc by deep learning. Fundus images of 153 normal cases and 149 glaucoma cases were obtained by extracting the region of 600×600 pixels centered at the optic disc. We randomly selected 15 cases each from normal cases and glaucoma cases as test data, and the remaining cases were used as training data. As a result, the true positive rate was 93.3% whereas the false positive rate was 20.0%. The result indicates that the comparable classification accuracy can be obtained without segmentation of cup and disc by using the convolutional neural network.

Key words: glaucoma, deep learning, fundus image, optic disc

深層学習を利用した全乳房超音波画像における

腫瘤検出手法の検討

平松 祐哉*1 村松 千左子*2 小林 宏暢*3 原 武史*1.2

藤田 広志*1,2

要旨

乳がんの検診にマンモグラフィに加え超音波検査を行うことは検出感度の向上につながり、特に乳腺濃度 の高い女性に有効とされている.乳房超音波自動ボリュームスキャン(ABVS)は、操作者の技量によらず 乳房全体の画像が得られるため、二重読影や前回検査との比較を用意にし、検診に有用なモダリティであ る.しかし、1度の検査で何百枚もの画像が得られ、医師の読影負担となる.そこで、我々は ABVS の読 影補助のための腫瘤の自動検出法の開発を目指している.本研究では深層学習を利用して、腫瘤の検出と 偽陽性削除について検討した.初期検討では、集中度フィルタを用いて一時検出した腫瘤候補に対し、深 層学習を用いて偽陽性候補の削減を行い 60%以上の偽陽性数の削減に成功した.提案手法は ABVS 画像に おける腫瘤の自動検出に有用な可能性を示唆した.

キーワード:乳がん,腫瘤,全乳房自動超音波スキャン,検出,畳み込みニューラルネットワーク

1. はじめに

乳がんは日本や米国,欧米諸国で女性に起 こるがんで最も罹患率が高い.乳がんによる 死亡率の低下には,早期発見と適切な治療が 重要である.乳がんの早期発見にはマンモグ ラフィによる定期検診が有効とされているが, 近年マンモグラフィに加え,超音波検査を併 用することの有用性が認識されている.特に, 日本人女性は乳腺濃度が高く,乳がんの罹患 年齢のピークも欧米と比較して低いため,超

*1 岐阜大学医学系研究科知能イメージ 情報分野

〔〒501-1194 岐阜市柳戸 1-1〕

e-mail: yuya@fjt.info.gifu-u.ac.jp

*2 岐阜大学工学部電気電子・情報工学科 情報コース

*3 名古屋セントラル病院乳腺・内分泌外 科 音波検査が有効と考えられる.

一方,これまで超音波検査は医師や技師が ハンドプローブを用いて行い, 必要な断面画 像のみ保存されていたが, 全乳房のボリュー ムデータを自動スキャンにより取得する超音 波装置の普及も進んでいる.乳房超音波ボリ ュームスキャン (Automated Breast Volume Scan: ABVS) は操作者間の技量によらず、乳 房全体の画像が得られるため, 二重読影や前 回検査との比較を容易にし,検診に適してい る.しかし1度の検査で数百枚の画像が得ら れ,医師の読影負担が懸念される.そこで、 我々は ABVS の読影を補助し、マンモグラフ ィとの併用読影を容易にするコンピュータ支 援診断システムの開発が望まれる. 我々は, そのような読影支援システムの一部として、 ABVS における腫瘤の自動検出手法の開発を 目指しており,本研究では特に深層学習を利 用した偽陽性削除法について検討した.

2. 方法

従来法 [1] では、ABVS に 3 次元のベクト ル集中度フィルタ [2] 処理を施し、2 値化に より初期候補を検出した.本研究では、検出 された初期候補領域を対象に、腫瘤と偽陽性 候補の分類を畳み込みニューラルネットワー ク (CNN)を用いて行った.初期検討として フレームワークには Caffe [3]、ネットワーク には AlexNet [4] を用いた.

各候補の3次元領域より体軸断面から矢状 断面方向に面を回転させながら、スライス画 像サンプルを得た.学習ケースに対しては、 腫瘤はサンプル数が少ないため、5度間隔で 36スライス、偽陽性候補に対しては20度間 隔で9スライス作成した.テストデータは全 て9スライス再構成した.また、腫瘤に対す る周辺領域割合を変化させた2サイズのサン プルセットを作成した.

学習にはサンプル数をそろえるため,偽陽 性サンプルの選択を行った.その際,ランダ ム法(手法1),より偽陽性らしい候補の選択 (手法2),間違えやすい候補の選択(手法3) の3パターンについて比較した.

3. 結果

学習とテストには 59 スキャンに含まれる 90 腫瘤と 7781 の偽陽性候補を用いた. これ らを症例単位で 2 グループに分け, 2-fold cross validation 法により評価した.





サンプルの選択手法の違いによる結果の FROC (free-response receiver operating characteristic)曲線を図1に示す.本研究では, 手法3が他の2手法と比較して精度が劣り, 腫瘤候補に似ているより間違えやすい偽陽性 候補を選択的に学習させることは,精度を低 下させる結果となった.

4. まとめ

本研究では, CNN を用いた ABVS における 腫瘤の偽陽性削除法の検討を行った. CNN を 用いることにより,約10%の真陽性率の低下 で60%の偽陽性数削減に成功したが,更なる 手法の改善が必要である.

謝辞

本研究の一部は JSPS 科研費基盤 C (No.17K09061), MEXT 科研費新学術領域研 究(No.26108005)の助成を受けたものです.

利益相反の有無

なし

文 献

- [1] 平松祐哉,村松千左子,小林宏暢,他:
 三次元乳腺超音波画像における腫瘤の自動検出.日本医用画像工学会大会予稿集
 PP-50,2016
- [2] Okura J, Uchiyama Y, Yamauchi M et al: Computerized detection of aneurysms in MRA images based on gradient concentration filter. Jpn J Imaging and Information Sciences in Medicine 24: 84-89, 2007
- [3] Jai Y, Shelhamer E, Donahue J et al: Caffe: Convolutional architecture for fast feature embedding. arXiv 1408.5093, 2014
- [4] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton GE: ImageNet classification with deep convolutional neural network. NIPS 1106-1114, 2012

Detection of Breast Masses on Automated Whole Breast Ultrasound

Images Using Deep Learning

Yuya HIRAMATSU^{*1}, Chisako MURAMATSU^{*2}, Hironobu KOBAYASHI^{*3}, Takeshi HARA^{*1,2}, Hiroshi FUJITA^{*1,2}

- *1 Department of Intelligent Image Information, Graduate School of Medicine, Gifu University
- *2 Department of Electrical, Electronic and Computer Engineering, Faculty of Engineering, Gifu University
- *3 Department of Breast & Endocrine Surgery, Nagoya Central Hospital

Breast ultrasound examination in addition to mammography in breast cancer screening is considered effective for improving cancer detection rate, especially for those women with dense breasts. Automated breast volume scan (ABVS) is a useful screening tool because of its operator independence and acquisition of whole breast data, which facilitate double reading and comparison with the previous exams. However, a large number of images obtained in each study may become a burden for radiologists. We have been investigating an automated mass detection method to assist reading ABVS. In this study, we examined a false positive reduction method using deep learning. In this preliminary investigation, we applied a convolutional neural network to initial detection candidates and succeeded in removing 60% of false positives at a cost of 10% decrease in sensitivity. The proposed method can be useful for automated detection of breast masses on ABVS.

Key words: Breast cancer, Breast masses, Automated breast volume scan, Detection, Convolutional neural network
Deep Learning による腫瘤の類似度決定法の検討

樋口 峻市^{*1} 村松 千左子^{*2} 原 武史^{*2,3} 藤田 広志^{*2,3}

要旨

我々の研究グループは腫瘤陰影の良悪性鑑別を支援するためのマンモグラム (MG) と乳腺超音波画像 (US) を利用した類似画像検索の手法を提案し、その有用性を示唆した.本研究の目的は、近年検診で推奨され ている MG と US の併用を取り入れた腫瘤の類似画像検索によるコンピュータ支援診断 (CAD) システム の開発である.しかし特徴量抽出において、現在は腫瘤の輪郭の取得を手動で行っているため、臨床応用 実現には課題があり、操作者間の誤差が生じる可能性がある.また各画像での自動輪郭抽出は、乳腺との 重なりや後方エコーの存在により容易ではない.そこで本手法では、精密な輪郭情報に依存しない類似度 決定法として、Deep Learning (DL)の利用を提案し、その初期検討として MG を対象に腫瘤の分類を行っ た.その結果、高い分類精度が得られ、畳み込みニューラルネットワーク (CNN) により抽出された特徴 量は類似度決定に有効な可能性が示唆された.

キーワード:腫瘤陰影,類似画像検索,コンピュータ支援診断 (CAD), Deep Learning, 畳み込みニューラ ルネットワーク (CNN)

1. はじめに

近年本邦における乳がんの罹患率は増加傾向にあり,現在,女性に起こるがんの中で第一位となっている[1].これまでに,医師の負担の軽減や診断の補助を目的としたコンピュータ支援診断(CAD)[2]システムの開発が進められ,マンモグラム(MG)や乳腺超音波画像(US)における良悪性鑑別CADは,観察者実験で有用性が示唆されている[3].しかし,悪性度の数値は医師が直感的に理解しにくいため,我々は参考となる過去の類似症例を提示するシステムの開発に取り組んできた[4].この際特徴量抽出において,腫瘤の輪郭

*1 岐阜大学大学院自然科学技術研究科 知能理工学専攻知能情報学分野

[〒501-1194 岐阜市柳戸 1-1]

e-mail: higuchi@fjt.info.gifu-u.ac.jp *2 岐阜大学工学部電気電子・情報工学科 情報コース

*3 岐阜大学大学院医学系研究科再生医 科学専攻知能イメージ情報分野 の取得を手動で行っている.そのため,臨床 応用実現には課題があり,操作者間の誤差が 生じる可能性がある.また MG や US での自 動輪郭抽出は,乳腺との重なりや後方エコー の存在により容易ではない.そこで,詳細な 輪郭情報に依存しない方法として,画像を直 接入力する畳み込みニューラルネットワーク (CNN:Convolutional Neural Network[5])を利 用する手法を検討する.今回はその初期検討 として,MG を対象に腫瘤の分類を行い,Deep

Learning (DL) による類似度決定法の有効性

2. 方法

を検討した.

DL を用いた類似度決定法の事前学習とし て, CNN により MG における腫瘤の良悪性 2 分類を行った.5 種類(良性 2 種類及び悪性 3 種類)の組織分類からなる良性 104 症例,悪 性 82 症例の内,各々ランダムに全 ROI 数の 約1割をテストデータとし,残りを学習デー タとして用いた.すべての ROI がテストデー タに含まれるように 10 組のデータセットを 作成し実験を行った.フレームワークには Caffe[6], ネットワークには AlexNet[7]を用いた.

3. 結果

DLを用いた良悪性2分類実験の結果を表1 に示す.6つのセットで精度が80%以上と高 い数値が得られ,残りの4つのセットについ ては70%以上ではあるが比較的低い値となっ た.しかし,今回の実験ではデータ拡張をし ていないことから,セットによっては学習デ ータ中にテストデータに合った画像が不足し ていたことが考えられるため,各データセッ トで精度に偏りが生じたと考えられる.した がって,データ拡張,あるいは学習データに 用いる画像の追加により精度向上が期待でき る.平均では 83.28%の精度が得られたため, MGにおいてDLにより抽出された特徴量は, 類似度決定に有効な可能性が示唆された.

表1各データセットでの良悪性2分類

データセット	精度
Case1	95.31
Case2	71.86
Case3	70.31
Case4	76.56
Case5	90.63
Case6	75.0
Case7	84.38
Case8	87.50
Case9	90.63
Case10	90.63
平均	83.28

4. まとめ

DL を用いた良悪性 2 分類を行った結果, 高い検索性能が得られたため,MG において DL を利用した類似度決定は有効である可能 性が示唆された.今後は回転やコントラスト 調整などデータ拡張により精度向上を目指し, 抽出した特徴量を類似画像検索で利用するこ とを試みる.また,主要な腫瘤陰影の組織型 5 分類も行っていく.

謝辞

本研究の一部は, JSPS 科研費・基盤 C (No.17K09061), MEXT 科研費・新学術領域 研究(No.26108005)の助成を受けたものです.

本研究を行うにあたり,有益なご指導を賜 りました,国立病院機構名古屋医療センター の遠藤登喜子先生,大岩幹直先生,森田孝子 先生に心より感謝いたします.

利益相反の有無

なし

文 献

- [1] Matsuda A, Matsuda T, Shibata A, et al.: Cancer incidence and incidence rates in Japan in 2008. Jpn J Clin Oncol 44(4): 388-396, 2013
- [2] 藤田広志: "21 世紀の診断と治療に関わる画像技術,次の10年の進歩は?CADについて",医用画像情報学会雑誌27(4), 81-84,2010
- [3] Chan HP, Doi K, Vyborny CJ, et al.:
 Improvement of radiologists characterization of mammographic masses by using computer-aided diagnosis. Radiology 212(3), 817-827, 1999
- [4] 高橋徹哉,村松千左子,平松祐哉,他: マンモグラムと乳腺超音波画像の併用に よる腫瘤の類似画像検索-多次元尺度法 に基づく心理物理的類似度の検討-,電 子情報通信学会技術研究報告, vol.115, no.401, MI2015-107, 161-164, 2016
- [5] 岡山貴之: 深層学習 講談社, 2015
- Y. Jia, E. Shelhamer, J. Donahue, S. Karayev, L. Jonathan, R. Girshick, S. Guadarrama, T. Darrell, Caffe: Convolutional architecture for fast feature embedding, arXiv, 1408.5093, 2014
- K rizhevsky, A., Sutskever, I., and Hinton,
 G. E., "ImageNet classification with deep convolutional neural network," In:
 Advances in Neural Information processing Systems 25, 1106-1114, 2012

Study on similarity determination method of tumor mass by Deep

Learning

Shunichi HIGUCHI^{*1}, Chisako MURAMASTU^{*2}, Takeshi HARA^{*2,3}, Hiroshi FUJITA^{*2,3}

- *1 Department of Intelligent informatics Division of Intelligence Science and Technology Graduate School of Science and Technology Gifu University
- *2 Department of Electrical, Electronic and Computer Engineering, Engineering Gifu University
- *3 Department of Intelligent Image Information, Graduate School of Medicine Gifu University

We have previously proposed a similar image retrieval method using mammograms (MG) and breast ultrasound (US) images to support benign and malignant discrimination of breast masses, and shown its usefulness. The purpose of this study is to develop a computer-aided diagnosis (CAD) system based on similar image retrieval of masses by incorporating the combined use of MG and US as recommended for clinical examination in recent years. However, in feature extraction, acquisition of the tumor contour is currently performed manually. Therefore, it is not practical for the clinical application, and the variation between operators may occur. On the other hand, an automatic contour extraction in each image is not easy due to the overlap with the mammary gland and the presence of the posterior shadow. In this study, as an initial investigation of deep learning-based similarity determination, classification of tumors on MGs was performed. As a result, high classification accuracy was obtained, which suggests that the features extracted by the convolutional neural network may be useful for similarity determination.

Key words: Breast masses, Similar image retrieval, Computer-aided diagnosis (CAD), Deep learning, Convolutional neural network (CNN)

OP11-6 畳み込み深層ニューラルネットワークを画像診断に用いるために有用な前処置ソフトウェアの開発

○立花 泰彦,小畠 隆行,尾松 徳彦,岸本 理和,東 達也 量子科学技術研究開発機構 放射線医学総合研究所 分子イメージング診断治療研究部

畳み込み深層ニューラルネットワーク (CDNN) の画像診断への応用は急速に発展しつつあるが、学習のために大量の画像が 必要な点は臨床実装に向けた課題となっている.これを解決する工夫として、対象画像から多数のサブイメージを生成する手 法がある.本研究では脳 MRI 画像を対象としてこれを自動的に行うソフトウェア開発を行った.脳実質全体の軸位断像から解 剖学的な情報を利用して対象となるスライスをまず抽出し、次に皮質下や深部白質など特定の解剖学的領域よりサブイメージ 群をランダムに切り出し、さらに特定の解剖学的領域を任意に除去(マスク)することが可能である.画像から完全にランダム なサブイメージを切り出すのではなく解剖学的な情報を根拠とした処理を行うことで、大量の画像を生成しつつ、さらに得ら れた学習結果がどのような部位に着目して得られたものであるかを後顧的に評価できるようになる点が有用であると考える.

CT 像から抽出した腹部動脈領域における

CNN を用いた過検出削減でのパッチ画像生成手法の検討

小田 昌宏*1 山本 徳則*2 吉野 能*2 森 健策*1

要旨

本稿では Convolutional neural network (CNN)を用いたパッチベースの腹部動脈領域過検出削減におけるパ ッチ画像生成手法の比較検討を行う. CNN は多数の学習データから識別対象を的確に識別するフィルタを 自動生成する働きを持ち,手動作成フィルタより高い識別性能を示す場合がある.血管抽出においては CT 像から局所的なパッチ画像を切り出し,CNNを用いて血管であるか判断する方法などがとられる.従来手 法においては CT 像の axial, sagittal, coronal 平面に平行な平面上で生成する 2D パッチ画像,これら3 平 面を組み合わせた 2.5D パッチ画像,3D パッチ画像などが提案されているが,これらの腹部動脈抽出にお ける有用性は明らかではない.本稿では,腹部動脈抽出の過検出削減において CNN による分類器を利用し, この CNN で用いるパッチ画像の種類と腹部動脈抽出性能の関係について考察する.実験では,2D パッチ 画像を用いた場合に 2.5D や 3D パッチ画像を用いた場合よりも高い適合率が得られた.

キーワード:腹部動脈抽出, Convolutional neural network, パッチ画像, CT 像

1. はじめに

人体の解剖構造理解は様々な目的において 有用である.特に血管は多くの臓器に関連を 持ち,手術において頻繁に確認されるため, 血管構造抽出が必要とされる.

医用画像からの血管抽出手法はこれまで多 数提案されている.手法[1]では,領域拡張法 とヘッセ行列の固有値を用いた線状構造強調 フィルタによる腹部動脈抽出を行っている. この手法では,門脈,静脈などの動脈と類似 した部分で過抽出が発生していた.

本稿では, CT 像から抽出した腹部動脈候 補領域の過検出削減において, パッチ画像べ

*1 名古屋大学大学院情報学研究科

〔〒464-8601 愛知県名古屋市千種区不 老町〕

e-mail: moda@mori.m.is.nagoya-u.ac.jp *2 名古屋大学医学系研究科

ースの Convolutional neural network (CNN)を 利用する.パッチ画像は CT 像から切り出し た局所画像であり,これを動脈であるか否か に分類する 2 クラス分類器として CNN を利 用する.

3D 画像である CT 像から切り出すパッチ画 像には 2D, 2.5D, 3D のものがある. 2D パッ チ画像は,特定の平面上で CT 値をサンプリ ングした 2D グレースケール画像である. 2.5D パッチ画像[2]は互いに直交する 3 平面上で CT 値をサンプリングし,3 平面の CT 値を RGB の各チャンネルに格納した 2D カラー画 像である. 3D パッチ画像は,CT 像の局所領 域をそのまま切り出した 3D グレースケール 画像である.本稿では,CNN を用いた過検出 削減手法を提案すると共に,パッチ画像の種 類による削減性能の違いについて検討する.

2. CNN を用いた腹部動脈過検出削減

2.1 パッチ画像

動脈候補領域の各画素を中心とするパッチ 画像を生成する.

1) 2D パッチ画像

Axial, coronal, sagittal 平面上で CT 値をサ ンプリングし, 2D グレースケールパッチ画像 を 3 平面それぞれについて生成する. 画像サ イズは 38x38 画素とした.

2) 2.5D パッチ画像

Axial, coronal, sagittal 平面上で CT 値をサ ンプリングし、3 平面上の CT 値を RGB チャ ンネルに格納した 2D カラー画像を生成する. 画像サイズは 2D パッチ画像と同じである.

3) 3D パッチ画像

38x38x38 画素の領域から CT 像を切り出し た画像を 3D パッチ画像とする.

2.2 CNN のネットワーク構造定義及び学習

CNN を用いて各パッチ画像を2クラス(パ ッチ画像の中心が動脈上にある,またはない) に分類する.分類には独自に設計した CNN 構造を用いた.CNN は学習用症例から生成し た約 32 万枚のパッチ画像を用いて学習を行 った.これらのパッチ画像には2クラスそれ ぞれおおよそ同数の画像が含まれる.

2.3 CNN による過検出削減

CT 像に手法[1]を適用し動脈候補領域を得る.動脈候補領域の各画素においてパッチ画像を生成して CNN で分類し,動脈上にないと分類された画素を削除する.

3. 実験及び考察

動脈相の造影 CT 像 4 例を用いて実験を行った.実験に用いた CT 像の仕様は,画像サイズ 512×512 pixels,スライス枚数 331~626 枚,画素間隔 0.63~0.70 mm,再構成間隔 0.40 ~0.50 mm,スライス厚 0.50-0.75 mm,管電圧 120 kVp,管電流 280~442 mAs である.提案 する過検出削減法によって得られた動脈領域 の抽出精度を Leave one out 法で評価した.従 来手法[1]と提案手法の抽出精度を表1に示す. 適合率,再現率は画素単位で算出した.

結果から、従来手法[1]と比較して提案手法

表1 パッチ画像種類別の動脈領域抽出精度

パッチ画像の種類	適合率	再現率
従来手法[1]	91.3%	80.0%
2D パッチ(Axial)	95.4%	77.0%
2D パッチ(Coronal)	95.4%	76.8%
2D パッチ(Sagittal)	96.0%	76.4%
2.5D パッチ	92.3%	78.9%
3D パッチ	94.0%	77.0%

は再現率が同程度でありながら,適合率に向 上が見られた.多くの情報を含む 2.5D 及び 3Dパッチよりも 2Dパッチの方が高い適合率 となっていた.これは,2.5D 及び 3Dパッチ が注目画素だけでなくその周辺画素の情報を 多く含むため,CNN が多くの情報を適切に分 類することができず適合率が低下したと考え られる.含有する情報が少ない 2D パッチで あっても,動脈の分類には有用である.

4. むすび

CT 像からの腹部動脈抽出結果に対する過 検出削減にパッチベースの CNN を用いた. また,様々なパッチによる結果の違いについ て調査を行った. 今後の課題として,腹部動 脈抽出における CNN の利用,血管構造知識 を活用した抽出処理の実現などが挙げられる.

謝辞

本研究の一部は,JST ACT-I(課題番号 JPMJPR16U9),JSPS 科研費 26108006, 25242047,17H00867,AMED研究費「革新的 がん医療実用化研究事業」,ならびに栢森情報 科学振興財団研究助成金によった.

利益相反の有無

なし

文 献

- Oda M, Yamamoto T, Yoshino Y, et al: Segmentation method of abdominal arteries from CT volumes utilizing intensity transition along arteries. Int J CARS 11(1): S46-S47, 2016
- [2] Roth HR, Lu L, Seff A, et al: A new 2.5D representation for lymph node detection using random sets of deep convolutional neural network observations. MICCAI: 520-527, 2014

Comparison of patch generation methods in CNN-based false positive reduction of abdominal artery segmentation

result from CT volume

Masahiro ODA^{*1}, Tokunori YAMAMOTO^{*2}, Yasushi YOSHINO^{*2}, Kensaku MORI^{*1}

*1 Graduate School of Informatics, Nagoya University*2 Nagoya University Graduate School of Medicine

A patch-based false positive reduction method from abdominal artery segmentation results using convolutional neural networks (CNNs) have been proposed. This paper compares segmentation accuracies of the false positive reduction results utilizing some patch generation techniques. CNNs can automatically construct image classifiers from training data. The CNN classifiers achieve higher classification performance compared to manually designed classifiers in some cases. In blood vessel segmentation, CNNs are used to classify patch images into blood vessel or not. The patch images are generated from local region in a CT volume. Previously, 2D (on axial, sagittal, coronal planes), 2.5D (contains the three 2D patch images), and 3D patch images are reported in patch-based methods. These patch images are used in a false positive reduction, which uses CNN classifiers, of an abdominal artery segmentation result. This paper compares relationships between the patch image generation methods and abdominal artery segmentation accuracies. From the result, a higher precision rate was obtained when we used 2D patch images compared to 2.5D and 3D patch images.

Key words: Abdominal artery segmentation, Convolutional neural network, patch image, CT image

胸部3次元CT 画像を用いたじん肺の粒状影解析

佳樹*2 仁木 登*2 公貴*1 鈴木 秀宣*2 河田 日野

加藤 腾也^{*3} 岸本 卓巳^{*4} 芦澤 和人*5

要旨

じん肺は、粉じんを肺に吸入することによって生じる職業性呼吸器疾患である. 我国において毎年24万人 前後の粉じん労働者がじん肺健康診断を受診している. CT 画像は胸部単純 X 線撮影に比べて第1型の微 小(1-3mm)な病変を検出することができるため、労災認定条件の鑑別に有用である.本報告では、じん肺 CT 画像からマニュアルと自動で粒状影を抽出する. 粒状影の頻度・大きさや肺血管との関係を用いてじん 肺の重症度を定量化する.これを用いて粒状影の自動抽出法を検討する.

キーワード: CT, CAD, 医用画像処理

1. はじめに

じん肺は、粉じんを肺に吸入することによっ て生じる職業性呼吸器疾患である。日本の粉じ ん作業従事労働者数は昭和 60 年をピークに減 少し、平成 12 年で 35 万人であったが、近年は 約 50 万人前後で推移しており増加傾向となっ ている. じん肺が進行すると肺結核・続発性気 胸・肺がんなどの合併症に罹患しやすくなるた め,健康診断で適切な診断・治療が必要である. また、じん肺健康診断として胸部単純 X 線や肺 機能検査が実施されている. 胸部単純 X 線によ って第0型, 第1型, 第2型, 第3型, 第4型 に分類され, 第1型以上の患者は労災認定とな

*1	徳島大学大	学院	先端技術	科学教育部	
ĺ	₹770-8502	徳島県	徳島市南	常三島町 2	-
1]					
e-n	nail: c50173	8006@1	tokushima-	u.ac.jp	
*2	徳島大学大	、学院	社会産業	理工学研究	ż
部					
*3	川崎医科大	、学			
*4	岡山労災病	雨院			
*5	長崎大学				

る. CT 画像は胸部単純 X 線に比べて第1型の 微小(1-3mm)な病変を検出することができる ため、胸部 CT 検査による診断法が検討されて いる.本報告では、じん肺 CT 画像からマニュ アルと自動で粒状影を抽出する. 粒状影の頻 度・大きさや肺血管との関係を用いてじん肺の 重症度を定量化する.これを用いて粒状影の自 動抽出法を検討する.

2. 撮影条件と手法

再構成間隔[mm]

再構成関数

岡山労災病院で診断されたじん肺 12 症例を 用いた. 撮影条件を表1に示し、症例別の職業 歴を表2に示す. これらのCT 画像に(1)肺動静 脈の抽出,(2)粒状影の抽出,(3)粒状影・肺動静 脈の定量的解析を適用した.

装置	Aquilion PRIME	
管電圧[kV]	120	
管電流[mA]	240	
スライス厚[mm]	1.0	
画素間隔[mm]	0.625, 0.781	

1.0

FC13-H,FC52

表1 撮影条件

型区分	症例番号	職業歴	
	А	窯業(29年)	
0/1	В	窯業(40年)	
	С	随道掘削(35年)	
	D	窯業(40年)	
1/0	Е	窯業(11年)	
	F	窯業(42年)	
1 /1	G	採石業(43年)	
1/1	Н	船舶製造業(23年)	
1/2	Ι	窯業(35年)	
	J	窯業(23年)	
2/2	K	採鉱業(14年)	
	L	採石業(45年)	

表2 型区分と職業歴

(1) 肺動静脈の抽出

本研究室で開発された肺がんCT検診CADの 胸部構造解析を用いて肺血管を自動抽出し,自 動での未抽出,過抽出,肺動静脈の分類をマニ ュアルで修正する.

(2) 粒状影の抽出

肺動静脈の抽出結果と比較し粒状影をマニ ュアルで抽出する.また,本研究室で開発され ている粒状影の自動検出プログラムの抽出結 果と比較して未抽出部分を補正する.

(3) 粒状影・肺動静脈の定量的解析法

肺・肺葉の粒状影の大きさ・分布・頻度,肺動 静脈の径・量を計測し,これらと型区分の関係 を定量的に解析した.

3. 結果

(1) 肺の粒状影の解析結果

粒状影の抽出結果例を図1に示し、粒状影の 体積計測結果を図2に示す.1/2以上の症例で は重症度が高くなるにつれて粒状影の体積が 増加しているが0/1から1/1まではばらつきが 見られた.図3に粒状影の直径と累積頻度の関 係を示す.重症度が高くなるにつれてグラフの 傾きが緩やかになる傾向が見られた.



0/1(C) 図1 粒状影の抽出結果



図2 粒状影の体積の測定結果



図3 粒状影の直径と累積頻度

(2) 肺葉の粒状影の解析結果

肺を左右肺に分類した後に右上葉・右中 葉・右下葉・左上葉・左下葉に分類した.右 肺・左肺の粒状影数に対する肺葉別の粒状影 数の割合を求めた.上葉優位が8例,下葉優 位が2例,不均一が2例となった

(3) 肺血管の解析結果

末梢の肺血管に着目して解析した。直径1画 素と直径3画素の肺血管の抽出結果を図4に示 す。型区分が高くなるにつれて胸膜付近の直径 1画素の血管が減少する傾向が見られた。

0/1 (C) 1/0 (E) 1/2 (I) 1/2 (K)

(紫色:直径1画素,黄色:直径3画素)図4 肺血管の抽出結果

4. まとめ

じん肺 CT 画像から肺動静脈・粒状影を抽出 した. 粒状影の大きさ・分布・頻度と肺動静 脈の径・量を計測し,これらの定量情報と重 症度との関係を示した. 今後の課題として気 管・気管支との関係,粒状影の自動抽出法に ついて検討する.

利益相反の有無

なし

文 献

- [1] 滝島任,中村雅夫,千代谷慶三:じん肺患者の呼吸機能検査ハンドブック.真興交易 医書出版部,1991,P3-10
- [2] 永井厚志編:呼吸器疾患 第3版.日本医 事新報社, 2015, P241-250
- [3] H.Suzuki, Y.Kawata, N.Niki, et al: Computer aided diagnosis for severity assessment of pneumoconiosis using CT images, Proc. SPIE Medical Imaging, Vol.9785, pp.978531-1-6, 2016.

Pneumoconiosis shadow analysis using 3D thoracic CT images

Koki Hino^{*1}, Hidenobu Suzuki^{*1}, Yoshiki Kawata^{*1}, Noboru Niki^{*1} Katsuya Kato^{*2}, Takumi Kishimoto^{*3}, Kazuto Ashizawa^{*4}

*1 Tokushima University
*2 Kawasaki Medical School
*3Okayama Rosai Hospital
*4 Nagasaki University

Pneumoconiosis is occupational respiratory illness to occur by inhaling dust to the lungs. 240,000 participants have a screening for diagnosis of pneumoconiosis every year in Japan. Computerized approaches have attracted attention to quantify size and frequency of nodules (smaller than 3mm) observed in pneumoconiosis on thin-section CT images. We were interested to investigate whether the quantifications reflect the proper severity degree of pneumoconiosis. In this paper, we present methods to quantify dimensions of the nodules and spatial relationship between pulmonary vessels on 3D thoracic CT images.

Key words: X-ray image, CT, Medical image processing

肺がん CT 検診コンピュータ診断支援システムの

読影ワークフロー解析

守本 達郎*1 松廣 幹雄*2 鈴木 秀宣*2 河田 佳樹*2仁木 登*2

楠本 昌彦*3 土田 敬明*4 江口 研二*5 金子 昌弘*6

要旨

CT は高精度かつ大容量の画像が臨床現場に提供されている. 医師の負担急増が課題となっている. この膨大な画像を知的処理でコンピュータによる読影の支援システムが求められている. 本研究は,専門医の読影手順をワークフロー解析によって定量的に評価することでより効率的な読影支援システムの開発を目指している.

我々の研究室で開発している CT-CAD システムを用いた読影の操作履歴を収集するシステムを開発した. このシステムを用いた医師のワークフローをもとにシステムの改善を行った. キーワード: CAD

1. 背景

日本人の死亡原因別にみると,がんによる 死亡者数が一番多い,またがんの部位別死亡 者数を見ると肺がんが男性の22%で1位,女 性が12%で3位と多い.

がんと診断されてから5年相対生存率は全部 位のがんで59%,肺がんは29%と低い.

肺がんの5年相対生存率を上げるために早期 発見,早期治療が重要である.

肺がんの早期発見を目的に現在の日本では集 団検診で胸部レントゲンが一般的に実施され

*1 徳島大学大学院先端技術科学教育部 〔〒770-8506 徳島市 南常三島町 2-1〕 e-mail: c501548001@tokushima-u.ac.jp *2 徳島大学大学院ソシオテクノサイエ ンス研究部 *3 国立がんセンター東病院 *4 国立がんセンター中央病院

- *5 帝京大学医学部
- *6 東京都予防医学協会

ている.しかし胸部単純 X 線写真は心臓や大

動脈など胸部臓器の影や脊柱や肋骨などの影 で死角にある場合や5ミリ以下の初期がんな どは発見が困難な場合があり診断の遅れにつ ながる場合がる.

現在マルチスライスCTを用いた肺がんCT 検診が注目されている.単純X線写真と比べ, マルチスライスCTは断層象のため臓器によ る死角がない,装置の高精細化によって1ミ リ以下の空間解像度を持つ装置では5ミリ以 下の小さながんの発見も容易に行えるため, マルチスライスCTは肺がんの早期発見に貢 献している,一部医療施設で肺がんCT検診 が実施されている.



図1 低線量CT画像

しかしマルチスライスCTは大量の画像デー タを生成するため、読影を行う医師に大きな 負担になることが課題とされる. さらに患者 の被ばく線量を抑えるためにCT検診では低 線量で撮影しノイズが多く、コントラストも 低い画像を用いることがさらなる医師の負担 になる.

これらの医師の負担を軽減し読影の効率化 を行うための支援システムの開発が求めら れている. 我々の研究室では肺がん CT 検診 の読

影支援を行うシステムの CT-CAD Viewer の 開発を行っている.このシステムは比較読影 支援機能や胸部構造解析によって結節などを 検出する.

2. 目的

CT-CAD Viewer を用いて読影を行う医師の ワークフローを明らかにする.

操作をしているユーザの行動を記録・認識す ることで,見落としやミスの発生を防止し, 使用するユーザの行動を予測して,使用する ツールや情報を提供して,より高効率な支援 システムの開発を目指す.

ワークフロー解析の結果をもとに現在の支援 システムを効率化するツールの開発と実装を 目指す.

3.1. 操作履歴の収集

ワークフロー解析を行うために、読影医師の操作履歴の収集する機能を実装した. 操作履歴は、CT-CAD Viewer の状態とユーザの操作を時刻と共に記録する.

Viewerの状態は各設定、診断情報を状態変数として記録する.

ユーザの操作は UI 毎の種別 ID と操作内容 のパラメーターを時刻と共に記録する.

操作履歴は最初に初期状態の状態変数が記 録され、ユーザの操作ごとに操作と、操作に よって状態が変更された状態変数を操作履歴 として記録する.

読影の最後に、読影医師が最終所見を入力 して、読影が終了する.ここまでの操作履歴を 診断結果と共に SR に記録する.



図2 支援システムの動作画面



図3 読影履歴のワークフロー図

記録された診断履歴からワークフロー解析 を行う.医師が注目した情報や使用したツー ルから判断のフローを明らかにする

3.2. 支援システムの改善

肺がんCT検診の経験のある医師に CT-CADを用いて肺がんCT検診を実施した, この時の読影履歴をワークフロー解析すると 医師が過去の検診時に診断された結節に注目 していた. また LAV%の変化について注目 していた.

医師が注目した情報をより効率的に支援する ためのツールを CT-CAD に追加実装する.

1. 追加実装したツールは過去・現在の結節 のマークを表示し,現在表示している画像の 位置情報を表示する. 医師が CAD の支援無 しで読影を行う間は過去の検診時に診断した 結節を現在の CT 画像上にマッピングし表示 する. 位置のマッピングには血管の構造をも とに行った. さらに医師が CAD 支援有りで 読影を行うとき CAD が検出した結節候補の 解析データの詳細を選択表示することができ る.

診断レポートに結節の最終結果の概要として 表示する画像とし生成する

2. 検出した LAV を透視画像上に表示する, 解析した LAV%と肺容積量などの情報も合わ せて表示する. 胸部構造の解析が正常に行え ば肺葉区域ごとの解析結果など詳細な情報も 追加表示可能である.

3拡大表示の自動移動する.拡大サジタル画 像の表示の要望があり実装した.表示中のス ライス画像を中心に拡大表示したサジタル画 像を表示する,表示するスライスが移動する と拡大サジタル画像の中心が自動的に移動す る.

4. 結果

医師が行った読影の操作履歴のワークフロ ー解析を行い,医師が読影中に関心を持った 情報を明らかにした,

医師が関心を持つ情報をもとに支援システム の表示を変更し、より高効率な支援システム の開発を行った.

利益相反の有無

なし

文 献

- [1] がんの統計編集委員会、がんの統計 15、
 国立がん研究センターがん対策情報センター、2015
- [2]M. Kaneko, et al., "Peripheral Lung Cancer: Screening and Detection with Low-Dose Spiral CT versus Radiography," Radiology, vol.201, no.3, pp.798-802, 1996.
- [3]National Lung Screening Trial Research Team : The National Lung Screening Trial: Overview and Study Design, Radiology, vol.258, no.1, pp.243-253, 2011.
- [4] 金子昌弘. 肺がん検診の現状と将来.
 Official Journal of Japan Society of Ningen Dock, 2010, 24.Suppl: 1207-1211.

- [5] 仁木登.肺がん CT 検診のコンピュータ支 援診断の展開. 電子情報通信学会論文誌 D,2008,91.7,1715-1729
- [6] National Lung Screening Trial Research Team, Reduced lung-cancer mortality with low-dose computed tomographic screening. The New England journal of medicine, 2011, 365.5: 395-409..
- [7]守本達郎,鈴木秀信,河田佳樹,仁木登, 大松広伸,楠本昌彦,土田敬明,江口研 二,金子昌弘 "肺がん CT 検診の CAD Viewer", JAMIT PP1, 2014
- [8] 守本達郎,松廣幹雄,鈴木秀宣,河田佳樹, 仁木登,大松広伸,楠本昌彦,土田敬明, 江口研二,金子昌弘 "肺がん CT 検診コ ンピュータ診断支援システムのワーク フロー解析"jspfi9 P-25 2017

Work flow analysis of a computer aided diagnosis system for lung

cancer CT screening

Tatsuro MORIMOTO^{*1}, Mikio MATSUHIRO^{*2} Hidenobu SUZUKI^{*2} Yoshiki KAWATA^{*2} Noboru NIKI^{*2} Masahiko KUSUMOTO*3Takaaki TSUCHIDA*4Kenji EGUCHI*5Masahiro KANEKO*6

> *1 System Innovation Engineering Graduate School of Advanced echnology and Science The University of Tokushima
> *2 Dept.ofOpt.Science,University of Tokushima
> *3National Cancer Center Hospital East
> *4National Cancer Center Hospital
> *5School of Medicine Univ of Teikyo
> *6Tokyo Health Service Association

Write the abstract of the paper in this area in 200 words. If the paper is written in English, write the abstract in Japanese.

Key words: CAD

逐次選択法を用いた特徴量の決定に基づく肺結節自動検出

青山 正人*1 片山 玄汰*2 藤原 久志*1 増谷 佳孝*1

要旨

医師により結節の位置と領域が明示された 10 症例(結節数は 16 個)の CT (Computed Tomography)画像 を用いた. CT 画像から肺野領域を抽出し,CT 値と形状指標の値を全結節が初期候補に含まれるように設 定して検出した.候補領域ごとに 16 特徴量(体積,球形度,2次中心モーメント,歪度,尖度,曲度と CT 値の最小値,最大値,平均値に CT 値ヒストグラムのピーク値,半値幅,1/10 値幅,コントラスト,エント ロピー)を計算した.識別器を SVM とした leave-one-out 交差検定法による平均偽陽性数で評価した.

全 16 特徴量の総当たり($2^{16} - 1 = 65535$ 通り)探索による結果と,提案手法である 16 特徴量それぞれ を最初の特徴量とし,残り 15 特徴量を前向き逐次選択法で決定する組合せ($16\sum_{i=1}^{15} i = 1920$ 通り,総当たり探索の 2.9%)探索による結果は,検出感度 0.875 のときの平均偽陽性(FP)数が,4.4 個(7 特徴量)と 10.9 個(5 特徴量)であった.全探索の 2.9%の組合せ探索でも,比較的 FP 数が少ない組合せを探索できる ことが分かった.

キーワード: CT, 肺結節, 検出, 逐次選択, コンピュータ支援検出/診断

1. はじめに

X線 CT (Computed Tomography) 装置などで 撮影される医用画像は,装置の高性能化に伴い, 高解像度化が進むとともにデータ量が膨大に なり,医師の負担は増大し続けている[1].その ような環境下で診断する医師の負担を軽減す るため、コンピュータ処理によって画像から抽 出された候補を「第2の意見として」医師が診 断に利用する、コンピュータ支援検出/診断の 研究も急速に進められている[2].

本稿では、肺結節の検出支援を対象に、肺結 節を画像中の候補領域ごとに計算した 16 種類 の特徴量から少ない FP 数で検出するための組 合せ探索について述べる.総当たり探索と二種 類の逐次選択法,逐次選択法に基づいて効率的 に探索する提案方法を比較評価する.

*1 広島市立大学大学院情報科学研究科 〔〒731-3194 広島市安佐南区大塚東 3-4-1〕

e-mail: aoyama@hiroshima-cu.ac.jp *2 広島市立大学情報科学部

2. 対象画像

図1に肺結節を含む胸部 CT 画像を示す.図 1 中の丸で囲んだ部分が結節である.使用した 画像は,医師により肺結節の位置と領域が確定 された10 症例(結節数は16 個)である.



図1 胸部 CT 画像 (左: 体軸断面, 中央: 冠状断面, 右: 矢状断面).

3. 肺結節自動検出の概要

CT 画像から抽出した肺野領域に対して,ボ クセルサイズを1.25³mm³で等方ボクセル化後, CT 値が-790HU,形状指標値が0.93より高い領 域を求め,全 16 結節が十分検出できた体積上 位 1100 個を初期候補領域とした.

初期候補領域ごとに領域の体積,球形度,2次 中心モーメント, 歪度, 尖度 (VOL, SPHE, SCM, SKEW, KURT), 曲度の最小値, 最大値, 平均値 (CU_{min}, CU_{max}, CU_{mean}), CT 値の最小値, 最大値, 平均値 (CT_{min}, CT_{max}, CT_{mean}), CT 値ヒストグ ラムのピーク値, 半値幅, 1/10 値幅, コントラ スト, エントロピー (PEAK, FWHM, FWTM, CONT, ENTR) の 16 特徴量を計算した. 識別器 にはカーネル関数を放射基底関数とした非線 形 SVM を使用し, leave-one-out 交差検定法によ り FP 数を求めた.

4. 特徵量選択法

逐次選択法は、評価尺度に基づき、追加/削除する特徴量を逐次的に選択していく方法である.特徴量を逐次的に選択していく方法である.特徴量を追加していく前向き逐次選択(Forward Stepwise Selection / FSS)法[3]と削除していく後向き逐次選択(Backward Stepwise Selection / BSS)法を用いて探索した.提案手法は、各特徴量を最初の特徴量に指定した上で、二つ目以降の特徴量選択にFSS法を用いる方法である.本稿の16特徴量の場合、提案手法の組合せは1920(= $16\sum_{i=1}^{15}i$)通りになる.これは、総当たり探索の65535(= $2^{16} - 1$)通りの2.9%であり、組合せ探索に要する計算時間を大幅に削減できることが分かる.

5. 実験

全16 結節中12 個が検出できる感度(12/16 と 表記)から全て検出できる16/16 まで,FP 数を 評価尺度として,FP 数が少なくなる特徴量の 組合せを探索した.表1 は検出感度 14/16 (=0.875)のときのFSS 法,BSS 法,提案手法の 三種類の探索法によるFP 数最小の時の特徴量 の組合せを示す.提案手法では5 特徴量の時の 平均 FP 数 10.9 個が最小であった.総当たり探 索では CT_{min}, CU_{min}, CU_{mean},FWHM,FWTM, SPHE,ENTR の7 特徴量の時の平均 FP 数 4.4 個が最小であった.提案手法は 2.9%の組合せ 探索にも関わらず,比較的総当たり探索に近い FP 数となる組合せが得られた.

6. まとめ

提案手法の組合せ探索は、逐次選択法の組合 せ探索の 136 (= $\sum_{i=1}^{16} i$)通りよりは組合せが増加 するものの、比較的 FP 数が少ない特徴量の組 合せを効率的に探索できることが分かった. 表 1: 逐次選択法による探索結果(特徴量選択順. 網掛けは組合せに含まれない. BSS 法では,網 掛け 10 特徴量を除いた残り6 特徴量が組合せ)

探索法	FSS 法	BSS 法	提案手法
FP 数 [個]	31.0	32.0	10.9
1	VOL	SPHE	FWHM
2	$\mathrm{CU}_{\mathrm{mean}}$	$\mathrm{CU}_{\mathrm{min}}$	$\mathrm{CU}_{\mathrm{min}}$
3	CONT	KURT	$\mathrm{CU}_{\mathrm{mean}}$
4	FWTM	ENTR	SPHE
5	ENTR	SCM	CONT
6	FWHM	CT_{min}	CT_{mean}
7	SKEW	VOL	CU_{max}
8	CT_{min}	CU_{max}	ENTR
9	SCM	CT_{max}	FWTM
10	KURT	CT _{mean}	SCM
11	SPHE	FWTM	CT _{max}

謝辞

研究遂行にあたり,画像データ,CIRCUS CS プラグインソフトウェア開発キットを提供し て頂いた,東京大学医学部附属病院 22 世紀医 療センターコンピュータ画像診断学/予防医 学講座の林直人先生,野村行弘先生に深謝いた します.

利益相反の有無

なし.

文 献

- 西谷弘:膨大なデータに振り回されている診療現場の視点から. Med Imag Tech 25: 75-78, 2007
- [2] Suzuki K.: Machine Learning in Computer-Aided Diagnosis of the Thorax and Colon in CT: A Survey. IEICE TRANS. INF. & SYST. E96-D(4): 772-783, 2013
- [3] Takaki Y., Aoyama M., Komoto D. et al.: Computerized Determination of the Likelihood of Malignancy of Pulmonary Nodules Using High-resolution CT and Positron Emission Tomography Scans. Adv Biomed Eng. 3: 116-122, 2014

Lung nodule detection based on feature determination

using stepwise selection methods

Masahito AOYAMA*1, Genta KATAYAMA*2, Hisashi FUJIWARA*1, Yoshitaka MASUTANI

*1 Graduate School of Information Sciences, Hiroshima City University*2 Faculty of Information Sciences, Hiroshima City University

CT (Computed Tomography) images of ten cases (16 nodules) in which the position and region of the nodule were clearly indicated by the radiologists were used. The lung field was extracted from the CT image and the CT value and the shape index value were set so that all the nodules were included in the initial candidate. Sixteen features (volume, sphericity, secondary central moment, skewness, kurtosis, and, minimum / maximum / mean values of curvedness and CT value, respectively, and peak, full width at half maximum, full width at tenth maximum, contrast, entropy based on the CT value histogram) were calculated for each candidate region. The average false positive number by leave-one-out cross validation method with classifier as SVM was evaluated.

The performance was evaluated by setting the detection sensitivity to 0.875. The results obtained by brute force searching of all 16 features ($2^{16} - 1 = 65535$ combinations) and by proposed method in which combine the remaining 15 features by the forward stepwise selection ($16\sum_{i=1}^{15} i = 1920$ combinations, 2.9% of brute force search) to the first feature showed 4.4 (7 features) and 10.9 (5 features), respectively, as the average number of false positives (FP). It was found that combinations with relatively few FP numbers can be searched even in the 2.9% combination search of the brute force search.

Key words: CT, lung nodule, detection, stepwise selection, Computer-Aided Detection / Diagnosis

胸部 CT 像における線状解剖構造の統計的濃度モデル

久保 貴寬*1, 斎藤 篤*1, 花岡 昇平*2, 清水 昭伸*1

要旨

医用画像処理において, 臓器の変動を少数のパラメータで表現した統計モデルがしばしば用いられるが, 血管などの線状構造を対象としたモデル構築はほとんど行われていない.本稿では,肺血管の濃度分布の 統計モデルの構築を行う.構築法には Stacked Auto Encoder (SAE)を用いる.実験対象は,肺尖部付近の 血管を模して作成した人工画像と, Visible Human Project の胸部 CT 像とした.統計モデルの評価は,未知 のデータを正しく表現する能力(Generalization)と,モデルから生成される形状の不自然さを目視により評 価した.また,それらの性能を Principal Component Analysis (PCA)と比較した.

キーワード:統計モデル,線状構造,血管,パッチベース法, Visible Human Project

1. はじめに

医用画像処理において, 臓器の形状などを少数のパラメータで表現した統計モデルは, 重要な役割を果たしている[1]. これまで, 肝臓などの充実性の臓器を対象としたモデルは多数提案されている.しかし, 血管などの細い器官を対象とした検討はほとんど行われていない.これは, 形状や濃度の分布が高い非線形性を持つためである.

本稿では肺の血管の濃度分布の統計モデル を構築する.血管全体のモデル化は困難である ため、今回は、部分画像(画像パッチと呼ぶ) とし、その中央に血管が存在する場合を対象と する.従って、想定される変動は、血管の向き、 太さ、枝分かれの有無、その他の非線形な変形 であるが、今回は特に血管の向きに注目する. モデル化の方法には Stacked Auto Encoder (SAE)[2]を用いた.また.対象画像は、血管の向 きのみが異なる人工画像パッチと、実際の胸部 CT 像とした.構築した統計モデルの性能評価 は、Generalization[3]と、モデルから生成した形 状の不自然さを目視により評価した.

*1 東京農工大学大学院工学研究院
[〒184-8588 東京都小金井市中町 2-2416]
E-mail: s179327x@st.tuat.ac.jp

*2 東京大学医学部附属病院放射線科

2. 人工画像パッチと実画像パッチの作成法

2.1 人工画像パッチの作成法

今回は、胸部 CT 像上の肺尖部付近の血管に 着目するため、対象とする血管の半径が 1 ~ 2[Voxel]程度、背景と図形の濃度差が 710[H.U] 程度である.そこで、人工画像は標準偏差 1[Voxel] のガウシアンの濃度プロファイルを 持つ円筒を作成し、濃度差が 710[H.U]になるよ うに調整し、PSNR が 10[dB] になるように正規 乱数を加法的に加えた.また、z 軸(体軸に平 行な軸)を中心に線状構造を回転(回転角は $-\pi/2$ から $\pi/2$ までの一様分布)させた.人工画 像パッチ例を Fig.1 に示す. 左から順に z=0,...,z =8 のスライスである.



 Fig.1
 人工画像パッチの例(左から右へ同一 画像の各スライスを表示)

2.2 胸部 CT 像からの画像パッチの作成法

アメリカの国立医学図書館が作成した Visible Human Project [4]の胸部 CT 像を利用す る. 胸部 CT 像の右肺の肺尖部に設定した ROI から9×9×9[Voxel] の部分画像を作成し,血管 が中央にある画像のみを抜き出すために,線状 度[5]がある閾値以上の画像パッチを抽出し学 習データとする.学習データ例を Fig.2 に示す. 同様に左肺の肺尖部に対してもパッチを作成 しテストデータとする.



Fig.2 作成した画像パッチ例(CT 像)

3. 血管の統計モデル構築手法と評価方法

モデル化には人工画像を用いた実験では5層, 胸部 CT 像を用いた実験では7層の砂時計型の SAE を用いた(Fig.3 は5層の例).入力は,画 像パッチをラスタスキャン順にベクトル化し, 最大値を1,最小値を0となるように正規化を 行ったものである.ここで SAE は層数の増加に つれて学習が困難になることが知られている. そこで,層ごとに pre-training を行ない[6],得 られた重みを初期値として Fine-tuning を行っ た.また,活性化関数にはシグモイド関数,目 的関数の最適化手法には Adam 法[7]を用いた.



Fig. 3 実験に用いた 5 層 SAE

本研究では SAE 以外に,比較のために PCA も用いた.具体的には,入力データ行列から平 均ベクトルμを引いたデータ行列をXとし,式(1) の共分散行列Σを固有値解析する.

$$\Sigma = \frac{1}{N-1} \mathbf{X} \mathbf{X}^{\mathrm{T}} \tag{1}$$

$$\Sigma \mathbf{V} = \mathbf{V} \Lambda \tag{2}$$

ここで、Vは固有ベクトル行列, Λは固有値が対 角成分上に対角行列, Nはデータ数である.

構築した統計モデルの評価は、テストパッチ に対する表現力を評価する式(3)の Generalizationと、モデルから生成される画像パ ッチの目視によって行う.

(Generalization) =
$$\frac{1}{\text{ND}} \Sigma_{n=1}^{\text{N}} ||\mathbf{X}_{n} - \mathbf{X}'_{n}||_{1}$$
 (3)

ここで, **X**_nはテストパッチ画像, **X**_n'は再構成し たパッチ画像, N はパッチ数, D は次元数であ る.

4. 実験条件と実験結果

人工画像の場合の SAE のユニット数などは Fig.3 に示したとおりであるが, 胸部 CT 像の場 合は7層とし, かつ, 中央の層のユニット数は 実験的に7とした.

人工画像パッチと胸部 CT 像の画像パッチの Generalization を求めたところ,いずれも統計的 有意差をもって SAE の方が優れていた.テスト 用の画像パッチに対する逆投影の画像パッチ を Fig.4 に示す.これからは,PCA の方がボケ ていることがわかり,Generalization の観点から は SAE が優れていることが確認できた.



Fig.4 逆投影画像パッチ例(中央のスライスの み表示. 左:人工画像,右:CT像)

次に、モデルのパラメータ(PCAの場合は主 成分スコア, SAE の場合は中央の層に対する値) を与えて生成した画像パッチを Fig.5 と6 に示 す. ここで, PCA のパラメータは, 主成分ベク トルに沿って等間隔に選んだ. SAE の場合は, 人工画像では図中の赤点で示した位置をサン プリングした.また,実際の胸部 CT 像の場合 には、ある特定のユニットのサンプリング値に 対応する画像パッチを示した. これらの図から は、PCAの場合には人工画像とCT像の両方に おいて線状構造の生成に失敗していることが わかる.一方, SAE の場合は,人工画像の場合 には精度よく線状構造が表現できていること が確認できた.しかし, CT 像の場合には, 出力 された図形が線状構造らしくなく,精度が低下 することがわかった.



 Fig.5 PCA の低次元部分空間における画像パッチ例(中央のスライスのみ表示. 左:人工

 画像,右:CT像)



 Fig.6 SAE の低次元部分空間における画像パッチ例(中央のスライスのみ表示. 左:人工 画像,右:CT像)

5. むすび

本稿では、SAE を用いて血管などの線状構造 に対する統計的濃度モデルを構築した.人工画 像,胸部 CT 像に対してモデルを構築して性能 を評価したところ、PCA に対する有意差を確認 した.しかし、実 CT 像においてはモデルから 生成される形状が線状構造らしくないなどの 問題も残されていた、これは、回転以外の変形 の影響だと考えられる.今後は、回転以外の変 形への対応が課題である.

謝辞

日頃から熱心にご討論いただく東京農工大 学 清水昭伸研究室の各位に深謝致します.

利益相反の有無

なし

文 献

- Heimann T, Meinzer H.P: Statistical shape models for 3D medical image segmentation: a review. Medical image analysis 13.4 : 543-563, 2009
- [2] Bengio Y, Lamblin, P, Popovici D et al: Greedy layer-wise training of deep networks. Advances in neural information processing systems 19: 153, 2007
- [3] Styner M.A, Rajamani K.T, Nolte L.P et al: Evaluation of 3D correspondence methods for model building. Biennial International Conference on Information Processing in Medical Imaging. Springer Berlin Heidelberg, 2003, pp63-75
- [4] U.S. National Library of Medicine, The Visible Human Project "https://www.nlm.nih.gov/research/visible/visi ble_human.html. Accessed: 2017-02-10.
- [5] Sato Y, Nakajima S, Shiraga N et al: Threedimensional multi-scale line filter for segmentation and visualization of curvilinear structures in medical images. Medical image analysis 2.2 : 143-168, 1998
- [6] Hinton G.E, Osindero S, Teh Y.W: A fast learning algorithm for deep belief nets. Neural computation 18.7: 1527-1554, 2006
- [7] Kingma D, Jimmy Ba: Adam: A method for stochastic optimization. arXiv preprint arXiv:1412.6980, 2014

Statistical appearance model of tubelike anatomical structure on a

thoracic CT volume

Takahiro KUBO*1, Atsushi SAITO*1, Shouhei HANAOKA*2, Akinobu SHIMIZU*1

*1 Tokyo University of Agriculture and Technology

*2 The University of Tokyo Hospital

Abstract:

A statistical appearance model of an organ is often used to express the statistical variation with a small number of parameters. However, no research on a statistical model of tubelike anatomical structures, such as blood vessels, has been reported. This paper constructs a statistical model of pulmonary blood vessels using a Stacked Auto-Encoder (SAE). Materials for the modeling are artificial volumes of apical pulmonary blood vessels and the thoracic CT volume of Visible Human Project. We evaluated the model using the ability of describing unseen instances (generalization) and the ability to represent only valid instances by visual assessment. We also compared these abilities with those of Principal Component Analysis.

.Keywords: Statistical model, Tubelike anatomical structure, Vessel, Patch based method, Visible Human Project

放射光 CT 画像による肺二次小葉の

気管支系・血管系の3次元形態解析

斉藤 くるみ*1 小林 裕弥*1 河田 佳樹*2 仁木 登*2

梅谷 啓二*3 中野 恭幸*4 阪井 宏彰*5 伊藤 春海*6

要旨

肺の正常形態と極早期の疾患形態のミクロレベルでの画像化とその定量的な形態解析は、次世代の胸部 画像診断に貢献することが期待できる.末梢肺構造は肺小葉の解剖によって理解され、それに基づいた病 態解析が行われている.しかし3次元のミクロ構造と細血管は十分に解析されていない.本研究は肺標本 を高輝度放射光 CT で撮影し、その画像から気管支系や血管系の微細構造を3次元的に可視化して解析す る.

キーワード:放射光 CT,肺,細葉,二次小葉, SPring-8

1. はじめに

肺の正常形態と極早期の疾患形態のミクロ レベルでの画像化とその定量的な形態解析は, 次世代の胸部画像診断に貢献することが期待 できる.肺は気管支・肺動脈系の太さに応じ た支配域に分割される.肺葉と葉気管支,肺 区域と区域気管支,肺亜区域と亜区域気管支, 肺2次小葉と小葉気管支,肺細葉と終末細気 管支などは支配域とそれぞれに関与する責任 気管支の名前である[1].末梢肺構造は二次小 葉の解剖によって理解され,それに基づいた 病態解析が行われている.しかし,3次元の 気管支系や細血管系は十分に解析されていな

*1 徳島大学大学院先端技術科学教育部 [〒770-8506 徳島市南常三島町 2-1] e-mail: c501638027@tokushima-u.ac.jp *2 徳島大学大学院社会産業理工学研究 部 *3 (財)高輝度光科学研究センター

- *4 滋賀医科大学
- *5 兵庫県立尼崎総合医療センター
- *6 福井大学

い. 肺標本を高輝度放射光 CT で撮影し,その画像から気管支系や血管系の微細構造を 3 次元的に可視化して解析する.

2. 放射光 CT の撮影条件と標本

撮影対象の伸展固定肺標本は直径約4cmで あり, Heitzman 法に準じて作製された.二次 小葉の血管を観察するためにナノ粒子造影剤 (バリウム)を使用した.撮影装置には大型 放射光施設 Super Photon Ring 8 (SPring-8) の BL20B2 ビームラインを利用した. BL20B2 の 光源は偏光電磁石である.このビームライン の特徴として. ビームラインの全長は 215m であり、光源から標本までの距離は 210m で ある. ビームサイズは 300mm x 30mm であり, ビームの広がり角は約 5.4 µ rad とほぼ平行な X線ビームである. ビームサイズに比べて肺 標本が大きいため通常の CT 撮影では肺標本 全体の撮影を行うことができない. そこで以 下の方法によりオフセット撮影(拡大撮影) を行った.

- (a) 試料台中心を検出面中心から 8mm 移動 させた.
- (b) 通常撮影と同じ補正を行いながら 360 度 撮影した.

(c) 同じ投影方向の左右画像を,重複部分を 考慮し重ね合わせた.

(d) 重ね合わせ画像を合成して再構成を行った.

撮影には Nikon 製のカメラ D800E を使用した.

3. 二次小葉の解析

二次小葉を解析するために,小葉を支配す る気管支と小葉間隔壁,肺動静脈をセミオー ト抽出する.抽出した気管支から領域の分類 を行う[2][3][4].まず,終末細気管支に注目 する.終末細気管支にお椀型に開口する肺胞 をマニュアル抽出し,肺胞の有無により終末 細気管支を呼吸細気管支に分類する.次に, 肺胞の出現頻度から呼吸細気管支を肺胞管に 分類する.図1の手順で気管支系と血管系を 解析して可視化する.



4. 抽出結果

図2に二次小葉の構成要素の抽出結果を示 す.静脈は二次小葉の外側から内側に広がり, 動脈は二次小葉の内側に広がり気管支に併走 していた.図3に気管支系の抽出結果を示す. 図4に毛細血管の抽出結果を示す.血管系の 解析では毛細血管を可視化した.



5. まとめ

肺標本の方射光 CT 画像から肺ミクロ構造 の気管支系・血管系を可視化できた. 今後は 解析結果から二次小葉以下の領域のオート分 類法を構築する. また,病態(肺気腫,肺がん, 喘息)の発症・進展の機序を解明し,肺3次元 ミクロ診断学の構築を目指す.

利益相反の有無

なし

文 献

- [1] 伊藤春海:呼吸器感染症の画像診断に 必要とされる肺既存構造. Antibiotic & Chemotherapy: 22-29, 2007
- [2] Kawata Y, Niki N, Umetani K : Microstructural analysis of secondary pulmonary lobule imaged by synchrotron radiation micro CT using offset scan mode. Proc. SPIE Medical Imaging, Vol.7626: pp762610-1-9, 2010
- [3] Saito K, Maeda K, Kobayashi Y, Kawata Y, Niki N, Umetani K, Nakano Y, Sakai H, Itoh H : Three-dimensional microstructure analysis of human lung specimens using a synchrotron radiation micro-CT. International Forum on Medical Imaging in Asia, pp2-31, 2017
- [4] Minami K, Maeda K, Kawata Y, Niki N, Umetani K, Nakano Y, Sakai H, Ohmatsu H, Itoh H : Microstructure analysis of the pulmonary acinus by a synchrotron radiation CT. Proc. SPIE Medical Imaging, Vol.9783, pp978355-1-6, 2016

3D Analysis of airway and vascular structures

in secondary pulmonary lobule using SRµCT images

Kurumi SAITO^{*1}, Yuya KOBAYASHI^{*1}, Yoshiki KAWATA^{*1}, Noboru NIKI^{*1}, Keiji UMETANI^{*2}, Yasutaka NAKANO^{*3}, Hiroaki SAKAI^{*4}, Harumi ITOH^{*5}

*1 Tokushima University

*2 Japan Synchrotron Radiation Research Institute

*3 Shiga University of Medical Science

*4 Hyogo Prefectural Amagasaki General Medical Center

*5 Fukui University

Changes on CT of images at micro level from the normal lung, which indicate a very early stage lung disease and quantitative analysis of morphology on these images may contribute to the diagnosis of chest image in the next generation. Pathological analysis of peripheral lung structure is performed based on the anatomy of the pulmonary lobule. However, three-dimensional structures of blood vessels have not been fully analyzed. Three-dimensional visualization of microstructures and quantitative analysis of the bronchial and the vascular systems were achieved through CT images of lung that were taken using high luminance synchrotron radiation micro-CT. Inflated and fixed lung specimen have been prepared by the Heitzman method. Lung specimen was placed in the contrast agent (barium) in order to see the blood vessels of the lung secondary lobule. Lung specimens were taken in the SPring-8. Lung specimen is shoot by a Nikon camera D800E. For converting the synchrotron radiation micro-CT image to projection data, we set a region of interest (secondary pulmonary lobule). Structural elements of the secondary pulmonary lobule (bronchioles, pulmonary artery, pulmonary vein, interlobular, lung pleura) were extracted by threshold processing. This paper presents quantitative analysis of bronchioles and blood vessels structures.

Key words: Synchrotron radiation micro CT (SRµCT), lung, pulmonary acinus, secondary pulmonary lobule, SPring-8

Learning an overcomplete codebook of tensor local structures for

multi-phase medical image retrieval

Jian Wang^{*1}, Xian-Hua Han^{*2}, Yingying Xu^{*3}, Lanfen Lin^{*3},

Hongjie Hu^{*4}, Chongwu Jin^{*4}, Yen-Wei Chen^{*1,3}

Abstract

Content Based Image Retrieval (CBIR) systems that search similar images in a large database are attracting more and more research interests recently, and have been applied to medical image characterization for expert's experience sharing. One challenging task in CBIR is how to extract features for effective image representation. Therein sparse coding technique has been proven to be an effective way to learn inherent structure features for image analysis. However, it is necessary to first vectorize the 2- or 3-dimensional spatial structure for analysis with sparse coding, and then destroy the spatial relation of nearby voxels. In this study, we propose a multilinear sparse coding method to learn features from multi-dimensional medical images. We regard high dimensional local structures as tensors and propose a K-CP (CANDECOMP/PARAFAC) algorithm to learn a tensor dictionary in an iterative way. With the learned tensor dictionary, sparse coefficients of tensor local structures are calculated by multilinear orthogonal matching pursuit (MOMP) algorithm, which is an extended multilinear version of the conventional linear OMP. The proposed multilinear sparse coding method is prospected to be more efficient and effective for inherent feature extraction compared with conventional linear methods. The proposed method is applied to a CBIR system for retrieval of focal liver lesions (FLLs) and achieves promising retrieval performance.

Keywords : Multi-phase medical image, tensor, sparse coding, CBIR, FLL

1. Image representation using the tensor overcomplete codebook learned by K-CP algorithm

This study aims to investigate an effective image feature representation framework based on tensor analysis techniques for multi-dimensional medical images, which has the following steps: 1) instead of SIFT, we exploit the local patch (structure) as the local descriptor, which can retain all detailed information of multi-dimensional medical images. Furthermore, we regards local patches as tensors to maintain the inherent spatial structure. 2) instead of the commonly used K-means algorithm [1] or K-SVD algorithm [2] in the conventional sparse coding techniques, we propose the K-CP method to learn a tensor codebook to more accurately approximate any local descriptor, which captures the spatial structure of multi-dimensional medical images at the same time. 3) The orthogonal matching pursuit (OMP) algorithm is extended to multilinear (MOMP) to calculate the sparse coefficients between tensor training

^{*1} Graduate School of Information Science and Engineering, Ritsumeikan University (Kusatsu, Japan)

^{*2} Faculty of Science, Yamaguchi University [Yamaguchi, Japan]

^{*3} College of Computer Science and Technology, Zhejiang University [Hangzhou, China]

^{*4} Department of Radiology, Sir Run Run Shaw Hospital [Hangzhou, China]



Fig. 1 Examples of each lesion type on 3 phases. Rows are images belong to same contrast phase, while columns are images from same lesion: cyst, FNH, HCC, HEM, METS



Fig. 2 The retrieval performance comparison of the tensor-/vector- based sparse coding methods

samples and the codewords. 4) The average pooling method is employed to form a feature representation of a medical image from local descriptor coefficients. Finally, the K-nearest-neighbors (KNN) method is used to measure the similarity of medical images based on their feature representations.

2. Experiments and Results

A multi-phase medical dataset is constructed with the help of radiologists, which consists of 5 types of FLLs and in total 137 medical cases. Each case has volumes in 3 phases. Examples from each of the five lesion types are shown in Fig. 1, in which the column shows the visual difference on different phases.

The retrieval performance of the proposed multilinear sparse coding method is shown in Fig. 2. Regarding local structures as tensors to maintain the inherent spatial structure, the proposed multilinear sparse coding technique improves the retrieval performance of the conventional sparse method.

3. Conclusions

In this paper, we proposed the k-CP method to learn an overcomplete tensor codebook model for representation of multi-phase high-dimensional medical images. Regarding local structures as tensors, the core information of the high-dimensional medical data are extracted, while maintaining the spatial structure, with the codebook model learned by the proposed K-CP method. The proposed method outperforms the conventional vector-based sparse coding method when evaluated in a content-based medical image retrieval (CBMIR) system for retrieval of focal liver lesions using multi-phase CTs.

The author(s) declare(s) that there is no conflict of interest regarding the publication of this paper.

References

- [1] I. Diamant, A. Hoogi, C. F. Beaulieu, M. Safdari, E. Klang, M. Amitai, H. Greenspan, and D. L. Rubin, "Improved patch based automated liver lesion classification by separate analysis of the interior and boundary regions," IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, vol. 20(6), pp. 1585–1594, Nov. 2016.
- [2] J. Wang, X. H. Han, Y. Xu, L. Lin, H. Hu, C. Jin, and Y. W. Chen, "Sparse codebook model of local structures for retrieval of focal liver lesions using multi-phase medical images," International Journal of Biomedical Imaging, Volume 2017 (2017), Article ID 1413297, 13 pages

スパースコーディング超解像処理の

医用画像に対する特性の検討

鈴木 崇師^{*1} 大田 淳子^{*1} 梅原 健輔^{*1} 石丸 直樹^{*1}

大野 隼輔*2 岡本 健太郎*3 石田 隆行*1

要旨

スパースコーディング超解像処理(ScSR)は、高解像度画像(HR 画像)と低解像度画像(LR 画像)との 対応関係を学習して HR 画像を再構成する手法である.HR 画像の画質は学習画像に依存することが報告さ れているが、医用画像に対する学習画像の選択基準や種々の医用画像に対して適用した場合の特性は明ら かになっていない.そこで本研究では、胸部 X 線画像(CXR)および CT 画像に対し、ScSR 処理における 最適な学習画像と特性を検討した.CXR154 例、胸部 CT 画像 44 例をテスト画像とし、一般物体画像 91 枚、 テスト画像とは異なる CXR 93 枚、CT 画像 45 枚をそれぞれ用いて学習した.学習済みモデルを用いて ScSR による HR 画像を再構成し、PSNR、SSIM を測定し、従来の画像補間法と比較した.各学習画像間には、 PSNR、SSIM において有意な差は認められなかった.モダリティ間では、CT は CXR と比較して、PSNR、 SSIM ともに対 Bilinear 比が高値を示した.

キーワード:スパースコーディング超解像処理 (ScSR), アップサンプリング,高解像度化, CT, 胸部単純 X線像 (CXR).

1. 序論

近年,医療用 4K ディスプレイでは高解像, 高コントラストの表示が可能となり,より正確 な画像診断へ繋がると期待されている.しかし, 高解像ディスプレイに対応した高解像度撮像 が可能であるハードウェアの開発や整備には コストがかかるため,画像取得後に画像処理に よって高解像化を行う超解像技術が注目され ている.その中でも,学習型超解像技術はアー チファクトの発生が少ないとされている[1].

スパースコーディング超解像処理(Sparse

*1 大阪大学大学院医学系研究科 〔〒565-0871 大阪府吹田市山田丘 1-7〕

e-mail: tishida@sahs.med.osaka-u.ac.jp

*2 大阪国際がんセンター

*3 天理よろづ相談所病院

coding Super-Resolution: ScSR) [2][3] は,代表的 な学習型超解像技術の一つで,近年医用画像へ の適用も試みられている. ScSR では,あらかじ め低解像パッチ(画像の小領域)と高解像パッ チのペアの特徴を学習して,辞書と呼ばれるデ ータベースを作成する.入力画像に対する一番 近い低解像度パッチを辞書から探し,それに対 応する高解像度パッチに置き換えていき高解 像度な画像を得る.先行研究では,ScSR の学習 用に使用する画像の種類が処理後の画質に関 係していると報告されている[4].しかし,医用 画像に ScSR を適用する際にどのような学習画 像を選択すべきなのか,どのような医用画像に 対しても ScSR は有用なのかどうかは明らかに なっていない.

本研究では, ScSR の医用画像に対する特性を, 学習画像とテスト画像を変化させ作成した高 解像度画像に対してそれぞれ定量評価を行い, 比較検討した.

2. 方法

2.1 スパースコーディング超解像処理 (ScSR)

本研究では, Yang らが提案したスパースコー ディング超解像処理を用いた[2][3]. アルゴリ ズム1にこのスパースコーディング超解像処理 の流れを示す.

画像の拡大補間による画像の劣化過程は以 下のように表すことができる.

$$Y = SHX \tag{1}$$

Y は低解像度画像を拡大補間し劣化した画像, X は高解像度画像, S はダウンサンプリングオ ペレータ, H は画像のブレを表すフィルタであ る.しかし,与えられた低解像度画像 Y に対し て,この式を満たす X は無限に存在するため, この式のみを用いて X を一意に定めることはで きない.これは, X のパッチ x についても同様 である.そこで,Yang らの手法では,スパース コーディングの原理を用いて,まず局所におい て高解像度パッチを推定し,その後に(1)式に より正則化して最終的な高解像度画像を求め る.

まず,あらかじめ,学習用の画像から高解像 度画像と低解像度画像の対応関係を学習し,低 解像度な辞書 *D*_lと高解像度な辞書 *D*_hにパッチ のペアとしてそれぞれ格納したものを作成す る.入力された低解像度画像内の各パッチyに 対して,*D*_lのスパースな線形和で表される式を 探索する.この線形和と同じ係数を *D*_lに対応す る *D*_hの基底と結合させることで高解像度なパ ッチ xを生成する.

 $\min \| \alpha \|_0 s.t. \| F D_l \alpha - F y \|_2^2 \le \epsilon.$ (2) ここで, F は線形な特徴抽出オペレータを示す. 辞書を構築する際,ノイズの影響を最小限にす るため,学習用の低解像度画像と高解像度画像 に対して特徴抽出を行うことで探索の精度や 効率を向上させることができる[5].低解像度画 像を補間拡大し,画像の水平方向と垂直方向に 以下の線抽出フィルタと勾配抽出フィルタを 用いて処理を行い,低解像度画像の特徴とした.

$$f_1 = [-1, 0, 1], f_2 = f_1^T, f_3 = [1, 0, -2, 0, 1], f_4 = f_3^T,$$
(3)

f₁~f₄ は各特徴抽出フィルタを示し,*T* は転置行 列を表す.

ここで(2)式は, NP 困難であるため,より効率的に(2)式を解くために可能な限り α を十分スパースにし, l^l ノルム最小化問題を解く.

$$\min \|FD_l \alpha - Fy\|_2^2 + \lambda \|\alpha\|_1 \tag{5}$$

ここで λ はスパース性を表すパラメータである. (5) 式を解いただけでは, 隣り合うパッチ同士 の連続性が保たれないため, 各パッチをオーバ ーラップさせながらラスタスキャンしていく. one-pass algorithm により, オーバーラップする パッチを最適化していく.

$$\min \|\alpha\|_{1} \, s. t. \, \|FD_{l}\alpha - Fy\|_{2}^{2} \le \epsilon_{1}.$$

$$\|PD_{h}\alpha - w\|_{2}^{2} \le \epsilon_{2}.$$
(6)

Pはオーバーラップする領域のマトリクスサイズ、wは(5)式により求められたオーバーラップする部分の高解像度パッチの画素値である.
 (6)式は以下のように書き表すことができる.

$$\min \left\| \widetilde{D}\alpha - \widetilde{y} \right\|_{2}^{2} + \lambda \|\alpha\|_{1}$$
(7)

 $\widetilde{D} = \begin{bmatrix} FD_l \\ \beta PD_h \end{bmatrix}, \quad \widetilde{y} = \begin{bmatrix} Fy \\ \beta w \end{bmatrix}, \quad \beta \text{ it 対応する低解像度画}$ 像と隣接するパッチと互換性のある高解像度 パッチとの間のトレードオフを制御するパラ メータである.

ここで、 $y \ge D_{la}$ は必ずしも一致しないため, 上記の過程により生成された高解像度画像 X_0 は(1)式を満たすとは限らない.そこで、以下 の式を計算し、最終的な超解像画像とする.

 $X^* = \arg\min_{\mathbf{v}} \|SHX - Y\|_2^2 + c\|X - X_0\|_2^2 \quad (8)$

2.2 対**象**

本研究では、日本放射線技術学会が公開して いる胸部単純X線像データベースの CXR 画像 154 例と、米国の National Cancer Institute が公開 している、The Cancer Imaging Archive の胸部 CT 画像 44 例をテスト画像とし、学習画像には、テ スト画像とは異なる CXR 画像 93 例、CT 画像 45 例、医用画像とは無関係な一般物体の画像 (General 画像) 91 例を使用した。

2.3 実験

本研究で行った実験の流れを図1に示す.

2.3.1. 学習フェーズ

CXR 画像, CT 画像, 一般物体画像の辞書を それぞれ作成した. 辞書作成の条件は, 辞書サ イズを 1024, スパース正則化パラメータ(辞書 lambda)を 0.15, パッチサイズを 5, パッチ数 を 100000, 拡大率を 2 とした. 辞書作成時の拡 大法には Bicubic を用い, 一般物体画像はグレ ースケールに変換した後, 辞書作成を行った.

2.3.2. テストフェーズ

Bicubic 法で縮小し,劣化させた低解像度 CT 画像,CXR 画像をテスト画像として 2.3.1 項で 作成したそれぞれの辞書を用いて,画像補間法

(Bilinear 法)[6]および ScSR を適用して高解像 度画像に再構成した. 超解像処理の条件は,ス パース正則化パラメータ(テスト lambda)を 0.15,オーバーラップを4,拡大率を2,逆投影 法繰り返し回数を20とした.



図1 本実験のフローチャート

アルゴリズム 1 Sparse coding Super-Resolution

2.4 定量評価と統計解析

画質比較には、ピーク信号対雑音比(Peak Signal-to-Noise Ratio: PSNR)と構造的類似性指数(Structural Similarity: SSIM)を計測した.統計解析は、一元配置分散分析および Tukey の多重比較検定を行った.

2.4.1 ピーク信号対雑音比 (PSNR)

PSNR は信号レベルに対する雑音レベルの比 であり,雑音の大きさ *MSE* に対する画像信号値 の最大値 *MAX* の比で定義され,式は下記のよ うに示される[7].

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{MAX^2}{MSE}$$

MAX は画素値の取りうる最大値であり,本研究 では8bits 画像を用いたため255とした.また, MSE(Mean Square Error)は平均二乗誤差と呼ば れ,原画像と処理画像との差の二乗誤差である. MSE が小さければ小さいほど原画像に近い画 像とされており,主に復元などの処理の評価に 用いられる.値が少ないほど劣化が激しく,高 いほど劣化していないことを示す.

2.4.2 構造的類似性指数 (SSIM)

PSNR は画像復元の程度を評価する際に広く 用いられている指標であるが、人間の視覚特性 と必ずしも一致しないといわれている.

SSIM は局所的な構造的違いを評価することが可能であるため, PSNR と比較してよりヒト

の視覚評価に近い評価である.式は下記のよう に示される[8].

SSIM =
$$\frac{(2\mu_x\mu_y + c_1)(2\sigma_{xy} + c_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)}$$

(μ_x, μ_yは平均, σ_x, σ_yは標準偏差, σ_{xy}は共分散, c₁, c₂は任意の値とした.)

x は元画像における局所領域 x, y は比較画像に おける同じ位置の局所領域 y である, 値が高い ほど構造が類似していることを示す.

3. 結果

学習画像間の画質を定量解析し,比較した結 果を図 2,3 にそれぞれ示す.図 4,5 に各学習 画像を用いて学習し,ScSR 法を適用した画像を 示す.視覚的にも異なる学習画像間で顕著な違 いは認められなかった.表1に CT,CXR のテ スト画像について,ScSR 法を適用した画像の PSNR,SSIM の Bilinear 法を適用した画像の PSNR,SSIM で割った比を示す.CXR は Bilinear と比較して,PSNR は平均 6.4%,SSIM は平均 0.2%上昇したのに対し,CT は PSNR が平均 16.4%,SSIM が平均 4.0%の上昇を認め,PSNR, SSIM ともに CT の方が CXR よりも Bilinear 比 が大きくなる結果となった.









図3 CXR 画像における学習画像の違いによる比較 (a) PSNR, (b) SSIM



(a) CT (b) CXR (c) 一般物体画像

図 4 ScSR における学習画像を変化させたときの
 高解像度画像(テスト画像:CT)



(a) CT

(c) 一般物体画像

図 5 ScSR における学習画像を変化させたときの 高解像度画像(テスト画像:CXR)

(b) CXR

表1 CT, CXR における Bilinear に対する ScSR の画質の平均値の比.

	PSNR	SSIM
СТ	1.16	1.03
CXR	1.06	1.00

4. 考察

4.1 学習画像間での比較

先行研究では、ScSR の学習に使用する画像の 種類が処理後の画質に影響を与えると報告さ れていた[4]が、本研究では学習に使用する画像 の種類は処理後の画質に大きな影響を与えな い結果となった.このことから、ScSR では学習 画像の種類は再構成後の高解像度画像の画質 に大きく影響しない可能性が示唆された.

4.2 モダリティ間での比較

テスト画像のパッチは、学習画像から作成した辞書のパッチの線形和で表され、1次元の勾配に基づくエッジ検出オペレータと線検出オ

ペレータ[9]を x 軸方向と y 軸方向にそれぞれ掛け合わせることで,合計4種類の高周波成分を抽出し,その線形和を得ている. CXR 画像, CT 画像それぞれにこの4種類の特徴抽出オペレータを適用し,可視化すると図 6~9 の画像が得られた.



(a) A 軸刀向 (b) I 軸刀向 図 6 勾配に基づくエッジ検出を適用した CT 画像



図7線検出に基づくエッジ検出を適用した CT 画像





(b)Y軸方向





(a) X 軸方向(b) Y 軸方向図 9 線検出オペレータを適用した CXR 画像

これらの画像から CT 画像では各オペレータか らそれぞれ高周波成分を検出しているのが視 覚的に確認できた.一方,CXR 画像では,エッ ジ検出はうまく機能しているのに対し,線検出 オペレータはノイズを多く検出し,モアレを強 調した上,線成分がうまく抽出できていないこ とがわかった.このことから,CXR では線検出 オペレータがうまく機能しなかったことが,CT 画像に比べて CXR 画像の方が ScSR による画 像補間法に対する画質改善の程度が小さかっ た原因であることが示唆された.

5. まとめ

本研究では、ScSR において、学習画像の種類 は画質に大きく影響を与える要素でないこと が示唆された.また、テスト画像は CXR 画像と 比較し CT 画像の画質がより向上したことから、 ScSR は CXR と比較して CT 画像の画質をより 向上させる特性を有していることが示唆され た.

利益相反の有無

なし.

文 献

[1] Yang J, Wright J, Huang T.S, et al: Image Super-Resolution Via Sparse Representation. IEEE Transactions Image Processing **19**: 2861-2873, 2010

[2] Yang J, Wright J, Ma Y, et al: Image Super Resolution as Sparse Representation of Raw Image Patches. In Proc, IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition: 1-8, 2008

[3] 加藤利幸,日野秀逸,村田昇:スパースコ ーディングを用いたマルチフレーム超解像,

IPSJ, Vol.2013-CVIM-187 No.3: 1, 2013

[4] Trinh DH, Luong M, Dibos F, et al: Novel Example-Based Method for Super-Resolution and Denoising of Medical Images. IEEE Transactions on Image processing **23**: 1882-1895, 2014

[5] 谷口和輝, 韓先花, 岩本祐太郎 他: ベクトル量子化と多様体学習を用いた超解像技術, 電子情報通信学会技術研究報告, MI, 医用画像: 39-44, 2012

[6]藤田広志,石田隆行,桂川茂彦:実践医用 画像解析ハンドブック.原武史,目加田慶人, 加野亜紀子編:オーム社,東京:131,172,2012

[7] 勝間裕章,西村敏博:画像の鮮鋭度評価を 目的とした輝度勾配の性質に関する研究,電子 情報通信学会技術研究報告, IE vol. 107: 97-100, 2007

[8] Wang Z, Bovik A.C, Sheikh H.R. et al: Image quality assessment: from error visibility to structural similarity, IEEE Transactions on Image Processing Vol. 13: 600-612, 2004

[9] 田村秀行:コンピュータ画像処理,オーム 社,東京:181-206,2002

Sparse Coding Super-Resolution for Medical Imaging

Takanori SUZUKI^{*1}, Junko OTA^{*1}, Kensuke UMEHARA^{*1}, Naoki ISHIMARU^{*1}, Shunsuke OHNO^{*2}, Kentaro OKAMOTO^{*3}, Takayuki ISHIDA^{*1}

- *1 Department of Medical Physics and Engineering, Graduate School of Medicine, Osaka University
- *2 Osaka International Cancer Institute
- *3 Tenri Hospital

The sparse coding Super-Resolution (ScSR) is the method to generate High-Resolution (HR) images. Previous studies have reported that quality of HR image depends on the training datasets. However, few studies have focused on the optimal training dataset. In this study, we applied and evaluated the ScSR with 2 test datasets and 3 training datasets. Computed Tomography (CT) and Chest X-Ray (CXR) images were used as the test datasets, and CT, CXR, and non-medical images were used as the training datasets. We reconstructed HR images with the dictionary which learned the relationship between HR images and LR images of the training images. The image quality was evaluated by measuring peak signal-to-noise ratio (PSNR) and structure similarity (SSIM). In our experiments, we compared the ScSR method with the bilinear interpolation method. Our experimental results suggested that the ScSR scheme significantly outperformed the bilinear interpolation method in both CT and CXR, in particular with CT, and training datasets in the ScSR didn't have a marked influence on the quality of HR images of CT and CXR images.

Key words: Sparse coding super-resolution (ScSR), Up-sampling, High-resolution, Computed tomography (CT), Chest X-ray (CXR).

Regularized POCS Super-Resolution Based on Global Prior of MR images

Naoki KAWAMURA^{*1}, Tatsuya YOKOTA^{*1}, Hidekata HONTANI^{*1}

Abstract

Many 3D MR images have anisotropic spatial resolution to assure enough signal-to-noise ratio. In this study, we propose a super-resolution to restore an isotropic high resolutional MR image, given multiple MR images with anisotropic resolution that are orthogonal together. A restored image using super-resolution based project onto convex sets converges toward the true solution theoretically, but those methods are affected by artifacts or noise in practice. To address this problem, we impose total variation and rank regularizers on one of those algorithms.

Keywords : POCS, Super-Resolution , Tensor Rank, Total Variation

1. Introduction

MR imaging is an important modality for observing 3D tomographic image [1]. However, in many cases, the spatial resolution of an MR image is anisotropic: The resolution along the through-slice direction is several times lower than that of the in-plane direction. This is mainly caused by the motive of assuring enough signal-to-noise (SN) ratio of MR image, where a trade-off relationship between SN ratio and the spatial resolution along the through-slice direction.

To improve the resolution of an MR image, super-resolution technique can be used [2, 3]. The objective of super-resolution is to restore the high-frequency components of a given image, where only low frequency components are measured. There are many project onto convex sets (POCS) super-resolution methods, where the super-resolution is solved by iterations of projections onto two or more convex sets that impose some constraints to the reconstructed image [4, 5]. One of the POCS, called the Gerchberg algorithm [5], where the signal boundary prior and the pass-band are used for the projections, can be easily applied to an MR image. Though the image after projections converges toward the true solution theoretically, practically the projections are deviated by noise or ringing artifacts [4, 5, 6].

In this study, we propose a new super-resolution technique where the Gerchberg algorithm is re-interpreted as the convex optimization problem and consequentially can be regularized by low-total variation (TV) and low-rank priors.

2. Problem Statement

We assume that multiple D (e.g., two or three) anisotropic MR images of the same object captured with relatively different slice orientations are given.

For example, two MR images of the same object measured with multiple orthogonal slice orientations are denoted by $X_1 \in \Re^{n \times N \times N}$ and $X_2 \in \Re^{N \times n \times N}$, i.e., the size of a slice image is $N \times N$ and the number of the slices is n. For simplicity, we assume that the scaling factor denoted by β is determined by $\beta = N/n$. It is assumed that X_j can be observed from the original image, $X_0 \in \Re^{N \times N \times N}$, which is an isotropic noise-free MR image. Let the Fourier transform of X_j be denoted by F_j and let $\Omega_j (j = 1, ..., D)$ denote the only region in the frequency space in which the spectrum of the original image is observed in Ii. It should be noted that $\Omega_0 := \bigcup_j \Omega_j$ does not cover the whole spectrum space and that diagonal regions are not observed in any of the images. The objective of our study is to restore the unknown frequency components of F_0 using prior information.

*1 Department of Computer Science, Nagoya Institute of Technology

[Gokiso-cho, Showa-ku, Nagoya-shi, Aichi, Japan]

e-mail: kawamura@iu.nitech.ac.jp

Receive: May 15, 2017
3. Methodology

The proposed method is obtained by combining LRTV super-resolution [7] and the Gerchberg algorithm [5]. The Gerchberg algorithm is given in the form of an iterative projections: (i) set the signal outside the object region to zero in signal domain, and (ii) fit the measured spectrum for the pass-band. The regularization approach cannot be applied directly to those projections and thereby we first give a re-interpretation of the Gerchberg algorithm as the form of an optimization problem. The Gerchberg algorithm can be re-interpreted as solving the following convex optimization problem for the spectrum F:

$$\min_{F} ||F_0 - P_{\Omega_0} \circ F||_{F}$$
s.t. $P_{\overline{\Gamma}} \circ \text{IDFT}(F) = O$
(1)

, where $P_{\overline{\Gamma}}$ is an index array which indicates the indices outside the object, and $P_{\Omega 0}$ indicates the spectrum indices for the pass-band. *O* is a zero 3D array. The object function represents fitting the spectrum *F* with F_0 for the pass-band (the projection (ii)), and the constraint represents the signal outside the object is noise to be zero (the projection (i)).

Then, the TV and rank regularizers can be imposed to Prob. (1) such that

$$\min_{f,x} \sum_{j=1}^{D} (x_j - \mathrm{DS}_j(x)) + \lambda_{\mathrm{TV}} ||Y||_{1,2} + \frac{\mu}{2} ||f_o - R_{\Omega_0} f||_2^2 + \frac{\lambda_{\mathrm{LR}}}{3} \sum_{i=1}^3 ||M_{i(i)}||_* + \frac{\varepsilon}{2} \sum_{i=1}^3 ||x - m_i||_2^2 \\
s.t. \quad Y = [L_1 x, L_2 x, L_3 x], \quad x = Gf, \quad 0 = R_{\overline{\Gamma}} x$$
(2)

, where $x_j = \text{vec}(X_j)$, $f_o = \text{vec}(F_0)$, $m_i = \text{vec}(M_i)$, and $M_{i(i)} = \text{unfold}_i(M_i)$. DS j is a downsample operator along the direction j. R_{Ω} and $R_{\overline{\Gamma}}$ is diagonal matrices, where $\text{diag}(R_{\Omega_0}) = \text{vec}(P_{\Omega_0})$ and $\text{diag}(R_{\overline{\Gamma}}) = \text{vec}(P_{\overline{\Gamma}})$, respectively. L_d is a partial differential operator with respect to d-th axis, and G is an inverse Fourier basis. λ_{TV} , λ_{LR} , μ , and $\varepsilon > 0$ are the parameters that determine the balances between projections. All the terms and constraints in Prob. (2) are convex or linear; thereby Prob. (2) can be solved via PDS [8] or ADMM [9].

3. Experiments

We evaluated the performance of the proposed method with brain phantom MR image from Brain Web [10]. The original image has spatial resolution of $1 \times 1 \times 1$ mm³. Two measurements along coronal and sagittal directions are simulated to observe anisotropic images with the resolution of $1/\beta \times 1 \times 1$ mm³ and $1 \times 1/\beta \times 1$ mm³. The proposed method is compared with the several existing methods: nearest-neighbor (NN), bi-cubic interpolation, zero-padding in Fourier domain (ZP), the Gerchberg algorithm [5], TV regularized super-resolution (TV) [11], and LRTV [7]. We denote the proposed method as LRTVG, and the proposed method in the case without rank regularizer (i.e., $\lambda_{LR} = \varepsilon = 0$) is denoted by TVG. The performance was evaluated via PSNR in the object region. Fig. 1 shows the restored images. The results of NN, Bi-cubic, and ZP are blurry. Although there are sharp edges restored by the Gerchberg algorithm, the result is co-occurred with ringing artifacts. The regularized based method of TV and LRTV performs better than above and the proposed method outperforms those methods.

We further compared the performances changing the scaling-factor and Gaussian noise level of the observed images (Table. 1). When the noise level is high, the performance of proposed method is slightly lower than that of LRTV. When the scaling-factor is large, the proposed method outperforms the other methods significantly.

Finally, we compared the performances using the dataset provided from the OASIS [12]. Fig.2 shows the boxplot PSNR results with $\beta = 8$. The significant differences between LRTVG and the existing methods are found by two-sample t-tests with p = 0.05.



Fig. 1 Illustration of the restored images ($\beta = 8$).

25.29

23.75

22.78

23.23

23.81

22.50

23.72

23.57

22.21

22.29

22.13

21.70

21.44

22.12

21.81

Table 1 1 Style results with respect to scaling-factor and Gaussian horse level.									
β	Noise	LRTVG	TVG	LRTV	TV	Gerchberg	ZP	Bi-	Nearest-
	Level	(Prop.)	(Prop.)					cuibic	Neighbor
8	0 %	27.51	27.36	26.71	26.39	25.10	24.96	22.65	21.88

25.40

23.87

22.82

8

12

12

0.05 %

0%

0.05 %

25.25

24.82

22.89

25.14

24.65

22.83

Table 1 PSNR results with respect to scaling-factor and Gaussian noise level.



Fig. 2: PSNR-boxplot with 10 images from OASIS ($\beta = 8$).

3. Conclusions

In this study, we proposed a new super-resolution method, where a POCS based algorithm is re-interpreted as the form of a convex optimization problem to be incorporated with regularization approach. Extensive experimental results are shown that the proposed method outperforms the state-of-the-art methods.

Acknowledgements

The experimental data was provided from the OASIS project, which was funded by NIH Grant Number: P50 AG05681, P01 AG03991, R01355 AG021910, P50 MH071616, U24 RR021382, and R01 MH56584. This study was supported by JSPS KAKENHI Grant Number: 26108003, and 15K16067.

Conflicts of Interest

The authors have no conflicts of interest associated with this study.

References

- J. L. Prince, J. M. Links, Medical Imaging Signals and Systems, Pearson Prentice Hall Upper Saddle River, New Jersey, 2006.
- [2] I. Bankman, Handbook of medical image processing and analysis, Academic Press, 2008.
- [3] H. Greenspan, Super-resolution in medical imaging, The Computer Journal 52 (1) (2009) 43-63.
- [4] R. W. Gerchberg, Super-resolution through error energy reduction, Journal of Modern Optics 21 (9) (1974) 709–720.
- [5] D. C. Youla, H. Webb, Image restoration by the method of convex projections: Part 1-theory, IEEE Transactions on Medical Imaging 1 (2) (1982) 81–94.
- [6] L. M. Kani, J. C. Dainty, Super-resolution using the Gerchberg algorithm, Optics Communications 68 (1) (1988) 11–17.
- [7] F. Shi, J. Cheng, L. Wang, et.al., LRTV: MR image super-resolution with low-rank and total variation regularizations, IEEE Transactions on Medical Imaging 34 (12) (2015) 2459–2466.
- [8] A. Chambolle, T. Pock, A first-order primal-dual algorithm for convex problems with applications to imaging, Journal of Mathematical Imaging and Vision 40 (1) (2011)
- [9] S. Yang, J. Wang, et. al., An efficient ADMM algorithm for multidimensional anisotropic total variation regularization problems, in: Proceedings of the 19th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining, ACM, 2013, pp. 641–649.
- [10] C. A. Cocosco, V. Kollokian, et.al., Brainweb: Online interface to a 3d MRI simulated brain database, in: NeuroImage, Citeseer, 1997.
- [11] A. Marquina, S. J. Osher, Image super-resolution by TV-regularization and Bregman iteration, Journal of Scientific Computing 37 (3) (2008) 367–382.
- [12] D. S. Marcus, T. H. Wang, et.al., Open access series of imaging studies (OASIS): crosssectional mri data in young, middle aged, nondemented, and demented older adults, Journal of Cognitive Neuroscience 19 (9) (2007) 1498–1507.

MR 超画像のための大域事前情報に基づく正則化凸射影法

河村直輝^{*1} 横田達也^{*1} 本谷秀堅^{*1}

*1 名古屋工業大学

要旨:3次元 MR 画像は十分な SN 比を確保するため、スライス間の空間分解能を低く設定される。本稿では同一試料を複数の方向から撮影した MR 画像を入力として、全方向に対して高分解能な MR 画像を再構成するための超解像法を提案する。超解像において、従来の信号の輪郭を使った凸射影法は理論的に真値へ収束する。しかし、実画像ではリンギングやノイズの影響を受ける。そこで提案法では、画像の Total Variation と低ランク性に基づく正則化を行うことで、これらの問題に対処する。

キーワード:凸射影法,超解像, Tensor Rank, Total Variation

MRI 画像に対するスパースコーディング

超解像処理の有用性

石丸 直樹*1 大田 淳子*1 梅原 健輔*1 鈴木 崇師*1

大野 隼輔*2 岡本 健太郎*3 石田 隆行*1

要旨

高解像度診断用ディスプレイの実用化に伴い,医用画像の高解像度化が求められてきているが,MRIの解 像度をハードウェアレベルで改善するには,長時間撮像を要し,患者の負担が大きい.そこで本研究では, MRI 画像を対象にスパースコーディング超解像処理(ScSR)を適用し,その有用性を検討した.頭部 MRI 画像のうち T1 強調画像,T2 強調画像,FLAIR 画像,TOF 画像を用いた.それぞれ ScSR および従来の画 像補間法を適用し,得られた高解像度画像の PSNR,SSIM を計測し,評価,比較した.T1 強調画像,造影 後 T1 強調画像,T2 強調画像,FLAIR 画像のすべてにおいて,ScSR の PSNR,SSIM ともに Bilinear,Bicubic と比較して有意に高値を示した(p<0.05).TOF 画像ではすべての再構成画像において,ScSR の PSNR, SSIM ともに Bilinear,Bicubic と比較して高値を示した.ScSR は MRI の T1, T2, FLAIR, TOF 画像におい て,従来の画像補間法よりも顕著に画質を向上させることが示唆された.

キーワード:超解像処理,スパースコーディング,高解像度化,MRI 画像,アップサンプリング

1. はじめに

近年,4K ディスプレイが医療診断モニターに 実用化されており,主にマンモグラフィでの領 域でその威力を発揮している.最小水準の画素 ピッチによって高解像度の画像が得られ,石灰 化がより明瞭に描出できるという報告がある. また,東芝メディカルが4K対応の「医療用裸 眼3D ディスプレイ」を発売し,X線CT画像を

*1 大阪大学大学院医学系研究科
(〒565-0871 大阪府吹田市山田丘 1-7)
e-mail: tishida@sahs.med.osaka-u.ac.jp
*2 大阪国際がんセンター
*3 天理よろづ相談所病院

用いた脳外科手術や内視鏡手術の術前シミュ レーションなどの用途に期待されている.この ようにさまざまなモダリティにおいて高解像 度ディスプレイの普及が進められているが、そ の高解像度ディスプレイに合わせた高解像度 画像を各モダリティで提供する必要がある.

高解像度の MRI 画像を得るにはマトリクス サイズを増やして撮像する必要がある.しかし, マトリクスサイズは MRI 検査において撮像時 間に関わる重要な因子の1つである.撮像時間 は(位相方向のマトリクスサイズ)×(繰り返 し時間 TR)×(加算回数 NEX)であると言わ れており[1],マトリクスサイズを増やすと撮 像時間が増加してしまう.MRI 検査では一回の 検査で様々なシーケンスを撮像するので部位 にもよるが,どの部位でも 20 分以上の時間を 要する.このため,患者への負担を考えると, これ以上の撮像時間の延長は厳しいのが現状 となっている.

一方で,近年,画像取得後に解像度を上げる 超解像処理が注目されている. 超解像処理とは, 動画や静止画の解像度を上げる画像処理技術 のことである.代表的な超解像処理として学習 型方式 [2] であるスパースコーディング超解像 処理 (Sparse-cording Super-Resolution: ScSR) が 挙げられている. 先行研究では人や動物などの 一般物体画像において, ScSR は従来の拡大補間 法 (Bicubic interpolation) よりも画質が向上す ることが報告されている [3]. この技術は医用 画像への応用も期待されており、実際に試みて いる研究もいくつか報告されている [4-6]. し かし MRI 画像については, T1 強調画像や T2 強調画像など様々なシーケンスに対する ScSR の有用性は報告されておらず、その汎用性は明 らかになっていない.

本研究では、MRI 画像のさまざまなシーケン スを対象に ScSR の処理を行い、その画像と、 従来の拡大補間法で得られた画像とを定量的 に比較検討し、ScSR 処理の MRI 画像に対する 汎用性を検証した.

2. スパースコーディング超解像処理

本研究では代表的な学習型方式である,スパ ースコーディング超解像処理を用いた.学習型 方式とは、学習用画像である高解像度画像と, 低解像度画像の対応関係を事前に学習して,入 力画像から高解像度画像を推定する手法であ る.以下に今回のスパースコーディング超解像 処理の簡単な手順を示す [7,8].

初めに学習画像から高解像度パッチと対応 する低解像度パッチを学習して作成した高解 像度辞書 *D_h*と低解像度辞書 *D_l*を作成する.低 解像度画像 Yを入力し,5×5のパッチyをラス タスキャンで4画素ずつオーバーラップしなが ら,各パッチyに対して *D_l*に格納された基底か らスパースな表現を探索していく.

 $\min \|\alpha\|_1 s.t. \|FD_l\alpha - Fy\|_2^2 \le \epsilon.$ (1) ただし, α はスパース表現の係数, F は特徴抽 出オペレータを表す.

そして(1)式のスパース表現に用いた D_l の 基底に対応する D_h の基底に α を結合し,高解 像度パッチ $x=D_h\alpha^*$ を生成する.





本研究で対象とした画像は、米国 National Cancer Institute が公開しているデータベース The Cancer Imaging Archive の頭部 MRI 画像の うち、T1 強調画像 15 例 (各症例について造影 前と造影後の画像を取得)、T2 強調画像 13 例、 水抑制画像 18 例 (FLAIR 画像: Fluid attenuated IR)、血管画像 2 例 (TOF 画像: Time of flight)で ある. マトリクスサイズはすべて 256×256 で ある. これをテスト画像とした. このテスト画 像すべてを、Bicubic 法を用いて 2 分の 1 倍に 縮小して劣化し、これを低解像度画像とした. その低解像度画像を ScSR および従来の拡大補 間法 (Bilinear, Bicubic) で 2 倍に拡大した. 図 1 に本実験のフローチャートを示す.

4. 評価

得られた画像の画質を,定量評価するために, 2種類の定量評価指標を測定した.

4.1 ピーク信号対雑音比 (Peak signal-tonoise ratio: PSNR)

PSNR とは,画質の再現性に影響を与える信 号がとりうる最大のパワーと劣化をもたらす ノイズの比率を示し,下の式(3)で表される.

$$PSNR = 10 \times \log_{10} \frac{MAX^2}{MSE}$$
(2)

ここでの MAX は画像が取りうる最大のピク セル値であり, MSE は平均二乗誤差を表す.こ の値が低いほど劣化が激しく,高いほど劣化し ていないことを示す.

4.2 構造的類似性 (Structural similarity: SSIM)

SSIM とは, (3)で示した **PSNR** よりヒトの視 覚に近い指標であると報告されており [9],下 の式(4)で表される.

SSIM
$$(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)}$$
 (3)

 μ_{x}, μ_{y} は局所的な平均, σ_{x}, σ_{y} は局所的な標準偏 差, σ_{xy} は局所的な共分散, x は拡大画像, y は テスト画像である. C_{I}, C_{2} は任意で決められる 値である. この値が1に近いほど構造が類似し ていることを表す.

統計解析は,一元配置分散分析および Tukey の多重比較検定を行った.

5. 結果

5.1 定量評価の結果

図 2~5 にそれぞれのシーケンスでの PSNR, SSIM の Boxplot を示す. T1 強調画像 (造影前, 造影後), T2 強調画像, FLAIR 画像すべてにお いて, ScSR が従来の拡大補間法 (Bilinear, Bicubic) に比べ, PSNR, SSIM ともに有意に高 値を示した.











図3 T1 強調画像(造影後)での結果 (a) PSNR, (b) SSIM



図4 T2 強調画像での結果. (a) PSNR, (b) SSIM





図5 FLAIR 画像での結果. (a) PSNR, (b) SSIM

5.2 画像での結果

それぞれのシーケンスにおいて,テスト画像 と各手法による拡大画像を1例ずつ図 6~10 に 示す.

どのシーケンスでも ScSR が従来の画像補間 法(Bilinear, Bicubic)よりも組織が明瞭に描出 されており,画質が向上しているのが観察でき る.



図9 FLAIR 画像での結果. (a) オリジナル画像, (b) Bilinear, (c) Bicubic, (d) ScSR

ナル画像, (b) Bilinear, (c) Bicubic, (d) ScSR





(b)







図 10 TOF 画像における各手法による画像. (a) オ リジナル画像, (b) Bilinear, (c) Bicubic, (d) ScSR

6. 考察

画質が ScSR で最もよいと観察できるのは高 周波成分が起因していると考えられる. TOF 画 像について,オリジナル画像から,各手法によ り得られた高解像度画像をサブトラクション した画像を図 11 に示す.

図 11 により各手法により失われた高周波成 分を可視化することができる. Bilinear, Bicubic では差分像に血管影が描出されていることか ら,拡大により多くの高周波成分が失われてい る. それに対し ScSR では,差分像に血管影が ほとんど描出されていないことから,高周波成 分を保ったまま拡大をできていることがわか る. 5.2 の画像の比較において, ScSR がどのシ





図 11 TOF 画像におけるオリジナル画像と各手法 で得られた画像のサブトラクション画像.(a) Bilinear, (b) Bicubic, (c) ScSR

(c)

ーケンスでも画質が向上していることが観察 できたのはこのためであると考えられる.

ScSR は従来の画像補間法より画質が向上す るので,実際の臨床で活用することができれば, 今までは観察することができなかった小さな 病変を発見することが可能になる.ただし,こ の手法にはまだ課題があり,その1つとして挙 げられるのが処理時間である.今回の頭部 MRI 画像のマトリクスサイズは 256×256 であった が,1枚当たり平均1分ほどの時間を要する. マトリクスサイズが大きくなるとさらに処理 時間が増加する.処理時間の短縮が臨床で活用 する上では重要である.

大学病院などの大病院では 3T の高性能 MRI が普及されており,高速撮像法も豊富であるが [10],地方の多くの病院ではまだ普及してい ないのが現状である.実際に(株)フィリップ スエレクトロニクスジャパンの MRI 装置は 2013 年の時点で日本全国に 945 台設置をして いるが,その中で 3T の装置は 198 台程度と少 なくその普及率は 20%程度であり [11],3T の MRI 装置を設置していない病院では高速撮像 法も十分ではない.また,高速撮像法の可能な 高性能な MRI 装置を備えた病院においても,マ トリクスサイズを減らして撮像時間を短縮し, 撮像後に ScSR で解像度を上げることで今まで の画質を担保できることは,長時間の拘束に耐 えられない患者に対してもより負担の少ない 撮像を可能とすることが期待できる.しかしど の程度までマトリクスサイズを小さくしても ScSR で解像度を上げることで診断可能なレベ ルの画像を作成できるかは今後検討していく 必要がある.

7. まとめ

ScSR は従来の画像補間法(Bilinear, Bicubic) よりも MRIのT1 強調画像, T2 強調画像, FLAIR 画像, TOF 画像において顕著に画質が向上され ることが示された.

利益相反の有無

なし.

文 献

- [1] 小塚隆弘, 稲邑清也:診療放射線技術
 上巻(改定第13版), 土`井司, 隅田伊織編:
 南江堂, 東京, 2012, pp243
- [2] 小森 秀樹:知っておきたいキーワード 超解像処理.映像情報メディア学会誌 Vol.63, No.10:1400-1402, 2009
- [3] Yang J, Wright J, Ma Y, et al: Image Super Resolution as Sparse Representation of Raw Image Patches. In Proc, IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition: 1-8, 2008
- [4] Iwamoto Y, Han X, Siino A et al: Super Resolution of 3D Medical Volumetric Images Using Sparse Representation and Self-Similarity, IEICE Trans. D Vol.J98 NO.10: 1312-1324, 2015
- [5] Inagaki T, Shono H: Feature extraction with Sparse-coding for medical images. IPSJ SIG Technical Report, Vol.2009: MPS-76 No.34, 2010

- [6] Ota J, Umehara K, Ishimaru N et al : Evaluation of the sparse coding superresolution method for improving image quality of up-sampled images in computed tomography. Proc. of SPIE vol.10133, 101331S:101331S-101331S-9, 2017
- Yang J, Wright J, Huang T S et al: Image Super-Resolution Via Sparse Representation.
 IEEE TRANSACTIONS ON IMAGE PROCESSING, VOL.19 NO.11: 2861-2873, 2010
- [8] 加藤利幸,日野英逸,村田昇:スパース コーディングを用いたマルチフレーム超 解像. IPSJ SIG Technical Report Vol.2013-CVIM-187 No.3: 1-9, 2013
- [9] Wang, Z, Bovik A C, Sheikh H R et al : Image quality assessment: from error visibility to structural similarity. IEEE Transactions on Image Processing Vol.13: 600-612, 2004
- [10] 大阪大学附属病院放射線部ホームページ:代表的な検査について「MRI 検査」: http://www.hosp.med.osaka-u.ac.jp/home/hpradio/inspection/mri.html: 2007, (Accessed 2017.5.15)
- [11] MRI 都道府県設置台数一覧(2013 年 8 月 31 日現在). 映像情報 Medical MRI 増刊 号:1-3, 2013

Sparse Coding Super-Resolution Imaging for Enhancing

Image Resolution in MRI

Naoki ISHIMARU^{*1}, Junko OTA^{*1}, Kensuke UMEHARA^{*1}, Takanori SUZUKI^{*1}, Shunsuke OHNO^{*2}, Kentaro OKAMOTO^{*3}, Takayuki ISHIDA^{*1}

- *1 Department of Medical Physics and Engineering, Graduate School of Medicine, Osaka University
- *2 Osaka International Cancer Institute
- *3 Tenri Hospital

High-resolution medical images are desirable for practical application of high-resolution displays, however, it takes a long scanning time to improve image resolution in MRI. In this study, we applied and evaluated the sparse coding superresolution (ScSR), which is one of the image processing techniques to obtain high-resolution images, for enhancing image resolution in MRI. For evaluation, T1-weighted images (T1), T2-weighted images (T2), fluid attenuated IR images (FLAIR), and time of flight images (TOF) were used as the test datasets. We up-sampled all images up to twice and compared the quality of the ScSR scheme and bilinear and bicubic interpolations, which are the traditional interpolation schemes. The image quality was evaluated by measuring peak signal-to-noise ratio (PSNR) and structure similarity (SSIM). As a result, PSNR and SSIM of the ScSR were significantly higher (p < 0.05) than those of other two interpolations in T1 (original and contrast-enhanced), T2 and FLAIR. In TOF, PSNR and SSIM of the ScSR were higher than those of other two interpolations for all images. These results suggest that the ScSR schemes markedly improve resolution of MRI in T1, T2, FLAIR and TOF, in comparison with the traditional interpolation schemes.

Key words: Super-resolution, sparse coding, high resolution, MRI, up-sampling.

シックスライス CT 画像における

経時差分画像のアーチファクト低減手法

田中亨*1 石川亮*1 中込啓太*1 宮狭和大*1 佐藤清秀*1 八上全弘*2*3

赤坂太*2 尾上宏治*2 久保武*2 西尾瑞穂*2*3 江本豊*4 富樫かおり*2

要旨

同一患者を異なる時点で撮像した3次元断層画像を変形位置合わせし、その経時差分画像を生成・提示す る技術がある.この技術は病変等の経時変化の可視化に有効であり、医師の読影の支援技術として期待さ れている.しかし、実臨床で広く利用されているスライス厚が厚い画像(シックスライス画像)の経時差 分では、例え正確な位置合わせが実施されたとしても、単純な差分処理ではパーシャルボリューム効果に 起因するアーチファクトにより差分画像の視認性が低下する.本稿では、シックスライスの CT 画像を対 象に、その差分画像に特有のアーチファクトを低減する差分手法を提案する.提案手法は、スライス厚に 応じて画像間の離散化位置のずれを考慮した差分処理を行うことで、アーチファクトを低減する.本稿で は、人工画像を用いた定量評価実験と、臨床画像を用いた医師の主観評価実験を行い、従来手法と比べた 提案手法の有用性を示す.

キーワード:経時差分,CT,アーチファクト低減

1. はじめに

医療画像診断の分野では,診断の対象となる 画像(現在画像)と現在画像より過去の時点で 撮像された同一患者の画像(過去画像)を医師 が比較して観察し,その差から病変を検出する 比較読影が広く行われている.しかし,特に Computed Tomography (CT)画像のような多数の 2次元スライス画像から構成される3次元医用 画像を比較読影する場合には,医師の負担が大 きい.このような負担を軽減するため,過去画

*1 キヤノン㈱

〔〒212-8602 神奈川県川崎市幸区柳町 70-1〕
e-mail: tanaka.toru396@canon.co.jp
*2 京都大学大学院医学研究科

2 京都八千八千虎区于幼元杆

*3 京都大学医学部附属病院先制医療・生活 習慣病研究センター

*4 京都医療科学大学

像と現在画像(経時画像)の間の位置ずれを変 形位置合わせにより補正し,画像間で対応する 画素の画素値の差を算出する差分処理を行う ことで,病変の変化などの画像間の差異を差分 画像として可視化し,比較読影を支援する経時 差分技術が開発されている [1-4].

医用画像の変形位置合わせの手法として Large Deformation Diffeomorphic Metric Mapping (LDDMM)[5]法が注目されている.LDDMM法 は、トポロジーを保存した滑らかな変形を行う ことで、生体に起こり得ない変形を抑制するこ とができる.我々は、がんの骨転移の検出を支 援するため、CT 画像を用いた経時差分技術に LDDMM法を応用し、医師による比較読影にお ける病変の検出精度等の観点で良好な結果が 得られることを確認した[6-8].文献[6-8]で はスライス厚が1mmのシンスライス CT 画像 を対象としているが、実臨床では、それよりも スライス厚が厚いシックスライス画像が広く 用いられている.シックスライス CT 画像に経 時差分技術を適用した場合,例え正確な位置合 わせが実施されたとしても,パーシャルボリュ ーム効果に起因するアーチファクトにより差 分画像の視認性が低下するという課題がある. この課題に対応するため,本稿では,パーシャ ルボリューム効果に起因する差分画像上のア ーチファクトの要因である離散化位置のずれ を考慮した差分処理手法を提案する.

2. 差分アーチファクト

変形以外の経時変化が生じていない部位を 撮像した画像間の差分画像は、対応する画素値 が0になることが望ましい.しかし、実際には 差分画像上に信号が現れることがある.本稿で は、これを差分アーチファクトと呼ぶ.図1に 差分画像と差分アーチファクトと呼ぶ.図1に 差分画像を差分アーチファクトの例を示す.図 1では差分画像を、画素値が0である画素を灰 色、正の画素を白色、負の画素を黒色とした濃 淡で表している.また、以降の差分画像も同様 である.図1(a)は、シックスライス CT 画像を 用いて生成した差分画像であり、図中の矢印は、 がんの骨転移により経時画像間で画素値が変 化した部位を示している.図1(b)(c)は、以下で 説明する差分アーチファクトの例であり、図 1(a)中の矩形枠内を拡大して表示している.

差分アーチファクトの発生には,主に2つの 要因が考えられる.1つ目は,経時画像間の位

(a) (c)

図1 差分画像と差分アーチファクト

置ずれによって生じるアーチファクトである. この差分アーチファクトの例を図1(b)の矢印で 示す.これは、経時画像間の位置合わせが不完 全で位置ずれが残った場合などに生じる.2つ 目は,パーシャルボリューム効果に起因するア ーチファクトである. この差分アーチファクト は、図1(c)で示すように、体軸方向に明暗のパ ターン状に描出される. CT 画像は, 撮影装置に よって取得された被検体の内部構造の情報を, 3 次元空間における一定の大きさで離散化表現 した画素の集合である.同一の物体を撮像した 画像間の対応する画素であっても,離散化基準 (離散化表現する際の基準位置や離散化のサ イズ)が異なると、それらの画素値は異なる. したがって, 単純な差分処理では, 差分画像上 にアーチファクトとなって描出される.

図2を用いて,離散化基準の違いによって生 じる画素値の差を説明する.図2で示す2つの 撮像対象は,経時変化が生じていない同一の物 体であるが,撮像により離散化した画素に変換 する際,破線で表される離散化基準が異なる場 合には,異なる画像(図2の画像1および画像 2)が生成される.一般的に,差分処理を実施す る場合,一方の画像の画素値とこれに対応する 位置の他方の画像の画素値を補間して求め,こ れらの差を算出する.仮に,離散化基準の違い が明らかであり,それを正しく補正できたとし ても,図2の画像1の画素と,これに対応する 位置の画像2の画素値(ここでは隣接画素の画 素値から線形補間で求めることにする)との差



図2 離散化基準の違いによる画素値の差

を算出すると差分アーチファクトが生じる.こ のアーチファクトの原因である離散化の基準 位置のずれの大きさは,最大で各画像の離散化 のサイズ(図2の破線の間隔)の半分になる可 能性がある.仮に2つの画像間で離散化の基準 位置が反対方向にずれた場合,画像間の離散化 の基準位置のずれは,最大で離散化サイズの半 分の和となる可能性がある.

3. 関連技術

差分画像上に生じる差分アーチファクトを 低減する手法として,ボクセルマッチング法 (Voxel matching: VM)が提案されている [9-11]. この手法は,3次元画像を対象とした画像間の 位置ずれに起因する差分アーチファクトを低 減する手法である.ボクセルマッチング法の処 理は以下の式の通りである.

 $u_{opt} = \arg\min_{u \in U} |I_{cur}(x) - I'_{pre}(x+u)|$ (1) ここで、 I_{cur} は現在画像、 Γ_{pre} は現在画像と対応 位置が合うように変形した過去画像である. x は差分処理を行う注目画素の座標であり、Uは x の周囲に設定する探索範囲である.式(1)は、 現在画像の注目画素と画素値の差分が最小と なる変形過去画像上の位置を探索することを 表している.次に、次式により、式(1)で求めた 位置における画像間の差分値を、注目画素にお ける差分画像の画素値として取得する.

$$I_{sub}(x) = I_{cur}(x) - I'_{pre}(x + u_{opt})$$
(2)

ここで、I_{sub}は差分画像を表している.これにより、ボクセルマッチング法では、探索範囲Uと同程度の位置合わせ誤差によって生じうる差分アーチファクトを低減できる.この探索範囲は、x、y、z軸方向それぞれの幅をn(3~5)画素として実験的に適切な値を定めている[11].

ボクセルマッチング法は、位置ずれだけでな く、離散化基準の違いによる差分アーチファク トの低減にも有効に作用する可能性がある.そ の場合には、入力する経時画像の解像度や両画 像間の変形関係に応じて探索範囲を適切に設 定する必要があると考えられる.しかし、それ について言及した文献は著者らが知る限りで は存在しない.また,ボクセルマッチング法は, 現在画像には注目画素を設定し,変形過去画像 には探索範囲を設定する,という非対称性があ る.そのため,どちらの画像に探索範囲を設定 するかによって,出力される差分画像が異なる という課題もある.

4. 適応的ボクセルマッチング法

本稿で提案する手法は、ボクセルマッチング 法をベースとしつつ、画像間の離散化基準の違 いによる差分アーチファクトを低減する手法 である.本稿では、これを適応的ボクセルマッ チング法(Adaptive voxel matching: AdVM)と呼 ぶ.適応的ボクセルマッチング法は、ボクセル マッチング法とは異なる 2 つの特徴がある.1 つ目の特徴は、離散化の基準位置のずれの期待 値に合わせて、ボクセルマッチング法の探索範 囲を適応的に設定する点である.2 つ目の特徴 は、非対称性を解決するため、経時画像の両方 に探索範囲を設定し、対称的な差分処理を行う 点である.以下で2つの特徴を説明する.

1) 適応的な探索範囲の設定

前述の通り、2 つの画像間において、離散化 の基準位置のずれは最大で各画像の離散化サ イズの半分の和である.そのため,適応的ボク セルマッチング法の x, y, z 軸方向それぞれの 探索範囲 V を, 画像間の離散化の基準位置のず れの最大値と同一の大きさとする.これにより, 離散化の基準位置のずれによって起こりうる 差分アーチファクトを低減できる.しかし,経 時画像間の変形位置合わせによって過去画像 を変形させた場合,変形過去画像上では,過去 画像撮像時の軸方向が保持されていないため, 適切な軸方向に探索範囲を設定することは難 しい. したがって,変形過去画像ではなく過去 画像上の適切な軸方向に探索範囲を設定して 画像間の差分を算出する. その方法を以下の式 で示す.

 $v_{opt1} = \operatorname{argmin}_{v \in \mathcal{V}} \left| I_{cur}(x) - I_{pre}(x+d+v) \right| \quad (3)$

$$I_{1}(x) = I_{cur}(x) - I_{pre}(x + d + v_{opt1})$$
(4)

ここで、Ipre は過去画像であり、d は変形位置合

わせにより取得した現在画像の注目画素 x と対 応する過去画像上の位置 x+d を示す変形量であ る. V'は探索範囲であり, V'=wV を探索範囲と して使用する.wは,探索範囲Vに係る重み係 数であり, 0~1の値で設定する. 探索範囲 V は すべての画素で離散化の基準位置が最もずれ た場合でも差分アーチファクトを低減できる 範囲である.しかし,実際は離散化の基準位置 のずれは画素ごとに異なり, ずれが小さい画素 に対しては, 差分アーチファクトだけでなく本 来の差分まで消してしまう可能性がある.その ため、本稿では経験的に係数 w=0.5 を使う.こ れは,探索範囲 V'が,画素ごとに異なる離散化 の基準位置のずれの期待値となる値である.式 (3)によって、現在画像の注目画素と対応する過 去画像上の位置の周囲に撮像時の軸方向に合 った探索範囲を設定することができ、その範囲 内で差分が最小となる位置を探索できる. そし て,式(4)でその位置の差分値を算出する.

2) 対称的な差分処理

適応的ボクセルマッチング法では,現在画像 の注目画素の周囲にも探索範囲を設定するこ とで,両方の画像で同一の処理を実施し,対称 的な差分処理を行う.現在画像上に探索範囲を 設定して画像間の差分を算出する方法を以下 の式で示す.

 $v_{opt2} = \arg\min_{v \in \mathcal{U}} \left| I_{cur}(x+v) - I_{pre}(x+d) \right| \quad (5)$

$$I_{2}(x) = I_{cur}(x + v_{opt2}) - I_{pre}(x + d)$$
(6)

式(5)では,式(3)で過去画像に設定していた探索 範囲 V'を現在画像の注目画素の周囲に設定し て画像間の差分が最小となる位置を探索する. そして,式(4)と式(6)で算出した I₁ と I₂ から差 分画像の画素値を算出する.本稿では,以下の 式で差分画像の画素値を算出する.

$$I_{sub}(x) = \begin{cases} I_1(x), & |I_1(x)| - |I_2(x)| \ge 0\\ I_2(x), & |I_1(x)| - |I_2(x)| < 0 \end{cases}$$
(7)

式(7)は、I₁とI₂の最大値を差分画像の画素値と することを表している.最小値や平均値を利用 することでも対称性を保つことはできるが、本 稿では、必要以上に信号が消えることを防ぐた



図3 差分処理の対称性

め,最大値とした.

図3に、差分処理の対称性の例を示す.図 3(a)(b)は球状の3次元画像の1断面を表示している.図3(c)は、図3(a)をIpre,図3(b)をIcurとして式(3)と式(4)を用いて生成した差分画像であり、図3(d)は、式(3)から式(7)で生成した差分 画像である.図3(c)では、左側の球と比較して 右側の球の差分値が小さくなっている.この原 因は、右側の球は、図3(b)の画素値0(黒)に対 し、図3(a)から画素値0に近い画素を探索する ことで、明領域との差分値が取得されにくいた めである.一方、図3(d)は、対称的な差分処理 により、どちらの球も同じように差分値が算出 され、どちらの画像に探索範囲を設定するかに 依存しない差分画像が得られている.

5. 人工画像による定量評価実験

1) 実験方法

提案手法の性能を定量的に評価するため,人 工画像を用いた実験を行った.

(1) 人工画像

対象物体として仮想的な球体を設定し,過去 と現在の人工画像を生成した.過去画像と現在 画像の球体のサイズは等しく,半径 r=8,16, 32,64 mm の4種類を用いた.球体の CT 値 (CT 画像における画素値)は,50~400 Hounsfield



Unit (H.U.)のグラデーション状とした. ただし, 現在画像を生成するための球体は,中心から半 径 r/4 mm の領域を病変と定義して, CT 値に変 化を加えた.ここでは,変化を加える領域を変 化領域と呼び,変化領域を除いて半径 5r/4 mm からなる領域を周辺領域と呼ぶ. CT 値の分布 を図 4 に示す.なお, CT 値のレンジは,人体の 骨や筋肉,軟組織等の標準的な CT 値によって 定めた.

(2) 擬似シックスライス画像の生成方法

本実験で用いる画像はシックスライス画像 である.そこで、高解像度の人工画像を一旦生 成し、その高解像度画像を数スライスごとに z 軸方向に平均化して統合することで、擬似的に シックスライスの人工画像を生成した.擬似シ ックスライス画像は、x および y 軸方向の解像 度を1mmに固定し, z 軸方向の解像度を3,5, 7 mm の3 つのスライス厚で生成した.擬似シ ックスライス画像を生成する平均化処理を、以 下の式に示す.

$$I_{pseudo}(X,t) = \frac{\sum_{i}^{N} I(x_{i}+t)}{N}$$
(8)

ここで、 I_{pseudo} は擬似シックスライス画像、X は 擬似シックスライス画像の座標を示し、 x_i (i=1,2, ..., N)は X が示す擬似シックスライス画像の1 画素の領域に含まれる高解像度画像の画素の 座標を表している. t=(t_x , t_y , t_z)は離散化の基準位 置のずれ量である. t_x , t_y , t_z は x, y, z 軸方向のず れ量を高解像度画像の画素数で表している.

(3) 評価方法

提案手法の性能を他の差分手法と比較する ことで評価を行った.比較手法として,通常の 差分処理と, n=3 および 5 のボクセルマッチン グ法,非対称な適応的ボクセルマッチング法, そして,一般的なアーチファクト低減手法であ る平均化手法を用いた.平均化手法では,通常 の差分処理で得られる差分画像を平均化する. しかし,3次元空間の全方向に平均化した場合, 画像の劣化が著しい.したがって,離散化の基 準位置のずれが最も大きくなる可能性がある z 方向のみ平均化することとした.本実験では, z 方向の解像度と同サイズの平均化フィルタを 用いた.

評価対象の差分画像は、to=(0,0,0)で生成した Ipseudo(to)と離散化の基準位置を変えて生成した Ipseudo(t)の差分値を各差分手法により算出して 生成した. このとき, Ipseudo(to)と Ipseudo(t)の間で は,離散化の基準位置のずれ量 t の分だけ画像 間でサブボクセルの位置ずれが生じているた め、この位置ずれを補正して差分値を算出した. 評価には、離散化基準の違いが存在しない理想 的な差分処理がなされた場合に得られる差分 画像(リファレンス画像)との比較を行った. すなわち,過去と現在の高解像度画像の両方を, t=toの擬似シックスライス画像に変換し、これ らの画像間の差分画像をリファレンス画像と した.そして,変化領域と周辺領域のそれぞれ において, リファレンス画像との類似度を表す Sum of Squared Difference (SSD)値を算出し,定 量評価値とした. SSD 値は, 領域のサイズによ る影響を抑制するため,変化領域と周辺領域そ れぞれの1画素あたりの SSD 値を利用した.

2) 実験結果

図5の上段に、半径16mmの球をスライス厚 5mm、t=t₀で仮想的に撮像して生成した過去と 現在の人工画像と、それらの差分であるリファ レンス画像を示している.図5の中段と下段に、 t=t₀で生成した過去画像の擬似シックスライス 画像と、t=(0,0,5)で生成した現在画像の擬似シ ックスライス画像との差分画像を各差分手法 で生成した結果を示している.適応的ボクセル マッチングの結果では、他の差分手法と比較し て、変化領域の差分を残しつつ差分アーチファ クトを大幅に低減していることがわかる.図6 に,各軸方向に離散化の基準位置をずらした全 組み合わせ結果から求めた周辺領域の SSD 値 の平均値を示す. n=3 および 5 のボクセルマッ チング法,非対称な適応的ボクセルマッチング 法,適応的ボクセルマッチング法は周辺領域の





図7 人工画像の変化領域の SSD 値

SSD 値が低く、リファレンス画像と類似した結 果が得られていることから, 差分アーチファク トを低減していることがわかる.図7に、変化 領域の SSD 値の平均値を示す. 適応的ボクセル マッチング法では、他の手法と比較して、変化 領域の SSD 値も小さいことからリファレンス 画像と類似した差分画像を得られていること がわかる.図7において、スライス厚3mmの 結果では、離散化の基準位置のずれが大きくな いため,通常の差分処理や平均化手法の差分画 像がリファレンス画像と近い結果になってい ることがわかる.しかし,スライス厚が厚くな るにつれ, どちらも変化領域の SSD 値が大きく 増加している.一方,適応的ボクセルマッチン グ法では、スライス厚が厚くなった場合でも SSD 値の変化が小さいことから,離散化のサイ ズに対してロバストな結果が得られているこ とがわかる. これらの結果から、シックスライ ス画像における離散化基準の違いに起因して 生じる差分アーチファクトの低減手法として, 適応的ボクセルマッチング法が有用であるこ とがわかる.

6. 臨床画像を用いた主観評価実験

提案手法の臨床的な有用性を評価するため, 実際に経時変化があった患者の画像を用いて 差分画像を生成し,医師による主観評価実験を 行った.本実験は,京都大学医学部の医の倫理 委員会の承認を得て行った.

1) 評価対象

評価対象の画像は,10 症例の臨床画像(CT 画 像)を使用した.これらの症例は,過去画像を 撮像した検査日と現在画像を撮像した検査日 の間の期間に,がんの骨転移が発生した症例で あり,上記期間の平均間隔は15.1±10.8 か月で ある.全症例で,合計32 か所(椎骨9,肋骨10, 胸骨4,肩甲骨3,骨盤4,大腿骨2)に骨転移 が存在していた.32 か所のうち,15 か所の骨転 移は造骨性,17 か所は溶骨性の骨転移である. 骨転移のサイズの範囲は,約7~56 mm(平均値 18.5±10.9 mm,中央値16.0 mm)であった.

10 症例の画像は, x, y 軸方向の画素数が 512

×512 画素,スライス数が 619±170 枚であり, x,y 軸方向の解像度が 0.625~0.743 mm,スラ イス厚は1 mm であったが,シックスライス画 像における差分アーチファクトを再現するた め,人工画像を用いた前節の実験と同様の方法 でスライス厚5 mmの擬似シックスライス画像 に変換した.なお,擬似的にシックスライスに する処理の妥当性は,実際の CT 装置で撮像し た同一の被検体のデータを,スライス厚を揃え て再構成した画像との比較により確認した.

そして、これらの擬似シックスライスの画像 対に対して LDDMM 法に基づく変形位置合わ せ[6]を施し、そののちに差分画像を生成した. 差分処理では、通常の差分処理、平均化手法、 適応的ボクセルマッチング法の各差分手法を 適用した.

なお,本処理は, Intel Xeon E5-2687W v3 (3.10GHz) × 2 CPU を搭載したマシンを使用し て実施した.1 症例あたりの処理時間は,通常 の差分処理が 0.8±0.2 秒,平均化手法が 2.6± 0.7 秒,適応的ボクセルマッチング法が 23.9± 6.0 秒であった.

2) 評価方法

医師による主観評価時には、3次元断層画像 である過去画像と現在画像、いずれかの差分手 法で生成した差分画像に加えて、その差分画像 を体軸に垂直な方向に、投影経路中の最大値と 最小値の平均値を投影した投影画像の4種類の 画像を医師に提示した.その際、医師には、適 用した差分手法は伝えずに、各症例における病 変の位置のみを伝えた.そのうえで、3名の放 射線科医が、病変の見易さや、病変以外の領域 における差分アーチファクトの様子などに基 づき、症例ごと、差分手法ごとに、読影におけ る差分画像の有用性について5段階(5:有用で ある~1:有用でない)で評価を行った.

3) 評価結果

主観評価結果を表1に示す.いずれの医師も 10 症例の評価結果の中央値が,適応的ボクセル マッチング法で最も高い結果となった.各差分 手法の全症例,全被験者の主観評価値のヒスト グラムを図8に示す.各差分手法において,読

表1 主観評価値



図8 主観評価値のヒストグラム



図9 臨床画像の差分画像

影診断に有用であることを示す評価値(4 また は5)を得た症例数は、通常の差分処理が全30 例中11例、平均化手法が19例、適応的ボクセ ルマッチング法が22例であり、適応的ボクセ ルマッチング法が最も多く、通常の差分処理と 比較して2倍に増加した。

図9に,本実験に用いた症例の一つを例示する. 図9の上段に経時画像,中段と下段左に各差分

手法により出力した差分画像を示す. 下段右に は、スライス厚 1mm の経時画像から通常の差 分手法で生成した差分画像を示す.これは、離 散化基準の違いが小さく, パーシャルボリュー ム効果に起因する差分アーチファクトが少な い本来の差分画像である. 図中の白枠の矢印は, 差分として現れるべき造骨性の骨転移を示し ており、白抜きの矢印は、差分アーチファクト を示している.通常の差分処理や平均化手法で は,本来の差分画像と比較し,差分アーチファ クトが多く描出されているため, 差分画像の視 認性が低下し,本来の差分である骨転移を見つ けることが難しい.一方,適応的ボクセルマッ チング法を適用して生成した差分画像では,骨 転移以外で生じている差分アーチファクトが 低減されたことで、骨転移の差分が強調されて







平均化



AdVM

図10 臨床画像の差分値の投影画像

いることがわかる.

図 10 は、各差分手法を用いて生成した投影 画像を示している. 図中の矢印は、骨転移を示 している. 適応的ボクセルマッチング法を適用 した差分画像は、他の差分画像と比較して、骨 転移の差分を残しつつ、差分アーチファクトが 低減されたことにより、骨転移が強調されてい ることがわかる.

7. 考察

表1および図9,図10に示したように,提案 手法は多くの症例において他の差分手法より も高い評価を得た.一方,全症例,全被験者の 30例中4例で,他の差分手法よりも評価がわず かに悪化する場合があった.その一例を図11に 示す.図11の1段目は,経時画像の骨転移の位



AdVM

AdVM (コントラスト調整後)

図 11 主観評価値が悪化した症例

置を白枠の矢印で示している. 各差分手法によ り生成した差分画像は 2~4 段目の左側に示し ており、白抜きの矢印は差分アーチファクトを 示している.これらの症例では,経時画像間で 画素値の変化が小さい骨転移に対して適応的 ボクセルマッチング法を適用した結果、骨転移 の画素値の差を探索的に求めたことにより、本 来の差分を消してしまい、差分画像上で骨転移 のサイズが小さく描出されていた. これは, 画 像間で差が生じている画素と画素値が近い画 素が探索領域内に存在していたことで、差分を 打ち消してしまったと考えられる.特にシック スライス画像では,スライスに垂直な体軸方向 に探索範囲が広く,スライス厚が5mmの画像 間においては, 適応的ボクセルマッチング法の 体軸方向の探索範囲は 2.5 mm となる. そのた め, 画像上の骨転移が, 体軸方向に薄い形状で 撮像されている場合,差分が消えてしまい差分 画像上で小さく描出される可能性が高くなる ことが課題として挙げられる.この課題への対 策の一つとして, 差分画像を観察する際に, 表 示系のウィンドウ幅を絞り, コントラストを上 げて表示することが考えられる. 図 11 の 2~4 段目の右側に各差分手法を適用した差分画像 のコントラストを調整した差分画像を示す.通 常の差分処理や平均化手法では,差分画像のウ ィンドウ幅を絞ることにより、骨転移だけでな く差分アーチファクトも強調されている.一方, 適応的ボクセルマッチング法では,差分アーチ ファクトが大幅に低減されているため、差分ア ーチファクトを抑制しつつ骨転移が強調され た差分画像を得ることができる.

また,もう一つの課題として,通常の差分手 法や平均化手法と比較して差分処理の速度が 遅いことが挙げられる.実際の臨床で用いるた めには,処理を高速化することが望ましい.

8. おわりに

本稿では、シックスライス CT 画像を用いて、 臨床の読影に有用な差分画像を生成するため の差分アーチファクト低減手法である適応的 ボクセルマッチング法について述べた. 適応的 ボクセルマッチング法では,離散化サイズに対 してロバストに差分アーチファクトを低減す ることができ,病変部等の本来の差分が強調さ れた差分画像を生成することができた.

なお、適応的ボクセルマッチング法は、画像 間の位置合わせが高精度に行われていること を前提として、離散化基準の違いによる差分ア ーチファクトを低減する手法である.画像間に 位置ずれが生じている場合、対応しない位置と の差分を算出してしまうことで、差分アーチフ ァクトではなく本来の差分を消してしまうこ とが起こりうる.したがって、高精度な位置合 わせ手法との組み合わせが重要となる.

本稿では、スライス厚が相対的に厚いシック スライスの CT 画像を対象とした差分画像のア ーチファクト低減を目的として、適応的ボクセ ルマッチング法を提案した.しかし、提案手法 の適用範囲はこれに限定されるものではない. これまでに我々は、スライス厚が薄い(1mm 以 下)シンスライス CT 画像に対しても、提案手 法が差分画像の視認性向上に有効であること を確認している.また、実験では骨の病変を例 題として臨床データによる検証を行ったが、骨 以外の部位についても応用が期待できる.今後 は、より多様な撮像部位や他のモダリティで撮 像した画像への展開が期待される.

利益相反の有無

なし

文 献

- Kano A, Doi K, MacMahon H et al: Digital image subtraction of temporally sequential chest images for detection of interval change. Med Phys 21: 453-461, 1994
- [2] Loeckx D, Maes F, Vandermeulen D et al: Temporal subtraction of thorax CR-images using a statistical deformation model. IEEE Trans Med Imag 22: 1490-1504, 2003
- [3] Ishida T, Katsuragawa S, Kawashita I et al:3D temporal subtraction on multislice CT images using nonlinear warping technique.

Proc SPIE 6514: 6514131, 2007

- [4] 板井善則,金亭燮,石川聖二,他:三次 元画像マッチング手法による胸部マルチ スライス CT 画像を用いた経時的差分技術 の開発.画像電子学会誌 36:883-890,2007
- [5] Mirza F. Beg, Michael I. Miller, Alain Trouve et al: Computing large deformation metric mappings via geodesic flows of diffeomorphisms. Int J Comput Vis 61(2): 139-157, 2005
- [6] Sakamoto R, Aoyama G, Nakagomi K et al: Temporal subtraction system for detecting bone metastasis using LDDMM : preliminary study. Int J Comput Assist Radiol Surg 9, Supplement 1: S264-265, 2014
- [7] Sakamoto R, Yakami M, Fujimoto K et al: Temporal subtraction images derived by Large Deformation Diffeomorphic Metric Mapping facilitate identification of bone metastases in follow-up CT. Proceeding of The 100th Annual Meeting of Radiological Society of North

America (RSNA), 2014

- [8] Sakamoto R, Yakami M, Fujimoto K et al: Temporal subtraction of serial CT scans by large deformation diffeomorphic metric mapping (LDDMM) for identification of bone metastases. Radiology, in press
- [9] 板井善則,金亨變,石川聖二,他:ボク セルマッチング法による経時差分画像上 のアーチファクトの低減法,電子情報通信 学会技術研究報告 107(461):281-284, 2008
- [10] Itai Y, Kim H, Ishikawa S et al: A new registration method with voxel-matching technique for temporal subtraction images. Proc SPIE 6915: 691531, 2008
- [11] Itai Y, Kim H, Ishikawa S et al:
 Development of a Voxel-Matching Technique for Substantial Reduction of Subtraction
 Artifacts in Temporal Subtraction Images
 Obtained from Thoracic MDCT. J Digit
 Imaging 23(1): 31–38, 2010

Artifacts reduction in temporal subtraction images of

thick-slice CT images

Toru TANAKA^{*1}, Ryo ISHIKAWA^{*1}, Keita NAKAGOMI^{*1}, Kazuhiro MIYASA^{*1}, Kiyohide SATOH^{*1}, Masahiro YAKAMI^{*2*3}, Thai AKASAKA^{*2}, Koji ONOUE^{*2}, Takeshi KUBO^{*2}, Mizuho NISHIO^{*2*3}, Yutaka EMOTO^{*4}, Kaori TOGASHI^{*2}

*1 Canon Inc.

*2 Graduate School of Medicine, Kyoto University

*3 Preemptive Medicine and Lifestyle Disease Research Center, Kyoto University Hospital

*4 Kyoto College of Medical Science

Temporal subtraction is a technique that calculates a subtraction image of a pair of registered images acquired from the same patient at different time points. Past studies have shown that the technique is effective in visualizing pathological changes over time, and therefore, it has been expected to be a supporting tool for medical doctors in radiological interpretation. However, in case of thick-slice images (which are widely used in actual clinical practice), even with an accurate image registration, artifacts caused by partial volume effects have deteriorated quality of the subtraction image. In this study, we proposed a method that reduces such artifacts by considering gaps of discretizing position based on the slice thickness of the two input images in the calculations of the subtraction. In this paper, we evaluated the proposed method in the following two ways: 1) quantitative evaluation using synthetic data and 2) radiologists' subjective evaluation using clinical data. Our results show that, in terms of both quantitative evaluation and radiologists' subjective evaluation, the proposed method was superior to the conventional subtraction method.

Key words: Temporal subtraction, CT, Artifact reduction

学習型超解像技術を応用した

超低線量 CT(Computed Tomography)画像の高画質化

浅尾 充彦^{*1} 中山 良平^{*1} 高橋 正志郎^{*1} 大西 悠吾^{*1} 相原 健一^{*2} 市川 泰崇^{*3} 北川 覚也^{*3} 佐久間 肇^{*3}

要旨

低線量で通常線量 CT と同等の画質が得られれば,通常検査でも被曝を抑えた CT 検査が可能となる.本研 究の目的は,通常の 1/20 の線量で撮影した超低線量 CT を学習型超解像技術の応用により高画質化するこ とである.提案手法では,まず,超低線量 CT 画像と通常線量 CT 画像を小領域 (パッチ) に切り出し,超 低線量パッチ,通常線量パッチのペアを辞書に格納する.次に,入力された別患者の超低線量 CT 画像をパ ッチに分割し,各入力パッチに類似した超低線量パッチを辞書から探索後,対応する通常線量パッチで置 き換えることにより高画質化画像を合成する.提案手法による高画質化画像の通常線量 CT 画像に対する Root Mean Squared Error, Peak Signal-to-Noise Ratio は, 52.3, 21.6dB であった.両指標とも逐次近似再構成 法 (57.6, 20.8dB) より高く,提案手法の有用性が示された.

キーワード:超低線量 CT,超解像技術,高画質化

1. はじめに

近年,通常診療ルーティンの検査の一つとし て,CT (Computed Tomography)が広く用いられ ている.放射線被曝は癌の発症リスクが生じる ため,被曝量をできる限り抑制したCT検査が 推奨される.しかし,CT撮影時の線量を落と すほど,得られるCT 画像のノイズレベルが高 くなり,解像度も下がり,明らかな画質劣化が みられ,診断能の低下を引き起こす問題がある.

低線量 CT 画像の画質を改善するため,上位 機種の CT 装置には,FBP 法(Filter Back Projection:フィルタ逆投影法)や逐次近似再構 成法が搭載されている.FBP 法は低線量 CT 画 像のノイズの低減と同時に解像度を下げてし まう問題がある.一方,逐次近似再構成法は解 像度を下げることなく,ノイズを低減可能であ るが,膨大な演算時間を要する欠点がある.ま

- *1 立命館大学理工学部電子情報工学科
 〔〒525-8577 草津市野路東 1-1-1〕
 e-mail: ri0035fr@ed.ritsumei.ac.jp
- *2 日本マイクロソフト株式会社
- *3 三重大学附属病院中央放射線部

た,逐次近似再構成法は最上位機種の CT 装置 にのみ搭載されており,その普及率は低い.

低解像画像を後処理でソフトウェア的に高 解像度化する画像処理技術の一つとして,学習 超解像技術がある.学習型超解像技術は,事前 に参照用の低解像画像と高解像画像の対応す る位置の局所領域(パッチ)のペアを辞書とし て準備し,入力低解像画像のパッチを類似した 高解像パッチで置き換えることにより高解像 画像を生成する技術である[1,2].学習型超解像 技術は,最適な辞書が構成できれば,良好な高 画質化が期待できる.そこで本研究では,超解 像技術を超低線量 CT,通常線量 CT に展開する ことにより,超低線量 CT 画像をソフトウェア 的に高画質化するアルゴリズムを構築する.

2. 方法

1) 実験試料

実験試料は, 鈴鹿回生病院の 64 列 CT 装置 (GE 社製, 米国) で撮影された 12 人のボラン ティア患者(平均年齢: 69±7.3 歳, 年齢の範囲: 60-84 歳)の通常線量および超低線量胸部 CT 画 像である.本研究では, 放射線被曝の低減の観 点から,通常の低線量よりさらに線量を低減し た超低線量 CT を使用した.通常線量の CT 画 像は 200~300mA の管電流で取得され,超低線 量 CT 画像は 20mA の固定管電流により取得し た.超低線量 CT の有効線量は 0.5mSv である.

2) 超低線量 CT 画像の高画質化手法

学習型超解像技術では,事前に参照用の高解 像画像とそれに対応した低解像画像を用意す る.高解像画像と低解像画像の対応する位置か ら切り出した小領域(パッチ)のペアを学習デ ータとして辞書に格納する.そして,入力され た別の低解像画像に適合するパッチを辞書か ら探索して,高解像度化した超解像画像を合成 する.

本研究では、学習型超解像技術を超低線量 CT 画像の高画質化に応用するため、学習型超解像 技術の高解像画像、低解像画像をそれぞれ通常 線量 CT 画像、超低線量 CT 画像に置き換える. 通常線量 CT 画像と超低線量 CT 画像を同時に 撮影することはできないため、2 画像間で写っ ている部位の位置が微妙に異なる.したがって、 通常線量 CT 画像と超低線量 CT 画像を位置合 わせ処理後、N×Nの大きさのパッチに切り出 し、対応する位置の通常線量パッチと超低線量 パッチのペアを辞書に格納する.

次に,高画質化の対象である別患者の超低線 量 CT 画像を入力し, N×Nの大きさのパッチに 分割する.そして,分割された各入力パッチに 対し,辞書の超低線量パッチの中から類似パッ チを選択する.パッチ間の類似度は,対応する 画素値に基づくユークリッドの距離d_iで定義す る.

$$d_{i} = \sqrt{\sum_{n=1}^{N \times N} \{LDP_{i}(n) - InP(n)\}^{2}}$$

LDP_{i}:辞書内の超低線量パッチ

InP:入力パッチ

ここで,ユークリッドの距離*d*_iが最小となる*K* 個の超低線量パッチを選択する.そして,これ らの類似超低線量パッチの線形和で入力パッ チを復元するための重み係数*W*_kを最小二乗法 により求める.

$$InP(n) \approx \sum_{k=1}^{K} W_k * similar LDP_k(n)$$

そして,類似超低線量パッチに対応する通常線 量パッチと重み係数W_kの線形和により,入力パ ッチに対する高画質パッチを生成する.

Virtual NDP(n)
$$\stackrel{\text{def}}{=} \sum_{k=1}^{K} W_k * NDP_k(n)$$

 NDP_k :類似パッチに対応する通常線量パッチ これらの処理を全ての入力パッチに適用する ことにより,超低線量 CT 画像の高画質化画像 を生成する.本研究では,N = 5, K = 5とした.

3) 評価指標

本研究の目的は,超低線量 CT 画像を通常線 量 CT 画像と同等の画質に改善することである. したがって,超低線量 CT 画像を高画質化した ときの通常線量 CT 画像に対する忠実度を評価 指標とする.本研究では,劣化画像の復元の評 価において頻繁に使用される 2 指標を用いて,



図1 通常線量画像,超低線量画像,および超低線量CT画像を提案手法,逐次近似再構成法(veo)で高画 質化した画像の比較

	超低線量 CT	提案手法 画像	veo 画像
RMSE	67.9	52.3	57.6
PSNR	19.4	21.6	20.8

表1 通常線量 CT 画像に対する忠実度

提案手法,逐次近似再構成法 (veo, GE 社) によ る高画質化画像の通常線量 CT 画像に対する忠 実度を比較する.

RMSE(Root Mean Squared Error: 平均平方誤 差)は、通常線量 CT 画像と高画質化画像間の 画素値の差を表す指標であり、値が0に近いほ ど誤差が少なく、通常線量 CT 画像に近い画像 が得られたことを示す.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{\Omega} \sum_{l \in \Omega} (NDCT(l) - virtual NDCT(l))^2}$$

Ω:画像に含まれるボクセル数
 NDCT:通常線量 CT 画像
 virtual NDCT:高画質化 CT 画像

PSNR(Peak Signal-to-Noise Ratio: ピーク信号 対応比)は、高画質化画像が通常線量 CT 画像 と比較して、どの程度劣化したのかを表す指標 であり、値が大きいほど劣化が少ないことを示 す.

$$PSNR = 20 * log_{10} \left(\frac{MAX_I}{RMSE}\right)$$

MAX_I:通常線量 CT 画像の最大画素値 PSNR の値が大きいほど雑音が少ない画像であ ることを示す.

3. 結果と考察

図1に通常線量画像,超低線量画像,および 超低線量 CT 画像を提案手法,逐次近似再構成 法 (veo) で高画質化した画像を示す.提案手法, veo で高画質化された画像は,超低線量 CT 画 像のノイズが低減され,画質が改善されている ことが分かる.また,veo 画像は滲んだような 画質となっており,提案手法による高画質化画 像の方がより鮮明な印象がある.表1に,超低 線量画像,および提案手法,逐次近似再構成法 (veo) で高画質化した画像の通常線量 CT 画像 に対する忠実度を示す.2 指標ともに提案手法 で高画質化された画像が,veo 画像よりも通常 線量 CT 画像に忠実な画像が生成できた結果と なった.逐次近似再構成法は搭載されている CT 装置で撮影した画像にのみ適用可能である.一 方,提案手法はどの CT 装置で撮影された超低 線量 CT 画像に対しても,後処理として適用可 能であり,これも提案手法の優位性である.

しかし,逐次近似再構成法同様,提案手法に も、十分に信号を復元できていない箇所やボケ た箇所が生じている.これは辞書に真に類似し たパッチが含まれていなかったことが原因で あると考える.今後,辞書に格納するパッチペ アを増やし,パッチのパターンを増加すること により,この問題を解決できる可能性がある.

4. まとめ

本研究では超低線量 CT 画像の高画質化に学 習型超解像技術の概念を応用した.逐次近似再 構成法 (veo) より,提案手法による高画質化画 像の方が,通常線量 CT 画像に対する忠実度が 高い結果を示した.提案手法を臨床に応用する ことにより,今までの臨床では得られなかった 高画質な超低線量 CT 画像で診断することが可 能となり,医師の診断能を向上させるだけでな く,受診者の負担軽減も期待できる.

謝辞

研究遂行にあたり貴重なご助言を賜った三 重大学医学部附属病院のスタッフの方々に深 謝いたします.本研究は JSPS 科研費 15H01118 の助成を受けたものです.

文 献

- Freeman WT, Jones TR, Pasztor EC: Example-based super-resolution. IEEE Comput Graph Appl 22: 56-65, 2002.
- [2] Rueda A, Malpica N, Romero E: Single-image super-resolution of brain MR images using overcomplete dictionaries. Med Image Anal 17: 113-132, 2013.

マイクロ CT 画像情報を利用した特徴点対応付けに基づく

顕微鏡画像の3次元再構築

長柄 快^{*1} Holger R. ROTH ^{*2} 中村 彰太 ^{*3} 小田 紘久 ^{*1}

守谷 享泰*2 小田 昌宏*2 森 健策*2

要旨

病理顕微鏡画像はがんの確定診断に非常に重要である.しかしながら標本作成の過程において,その3次 元構造情報は失われ,また薄切による物理的な変形も発生する.多くの3次元再構築法が提案されている が,ほとんどのアプローチは2次元である顕微鏡画像の情報だけを使用する.物理的な変形により3次元 構造を復元することは難しい.そこで本研究では、マイクロ CT 画像情報を利用した顕微鏡画像の3次元 再構築手法を提案する.顕微鏡画像を作成する前にマイクロ CT スキャナを用いて標本の画像化を行う. このマイクロ CT 画像を利用して各顕微鏡画像の非剛体変形を行う.提案手法を適用した結果、マイクロ CT 画像を利用することで3次元構造を滑らかに復元することができた.

キーワード:レジストレーション,マイクロ CT,3次元再構築,顕微鏡画像,特徴点対応付け

1. はじめに

顕微鏡画像は病理診断に用いられる非常に 高い空間分解能を有する画像である.病理診断 の際には,顕微鏡画像を用いて微細な構造を観 察することで,病変の種類を診断し,適切な治 療を選択することができる.しかし,顕微鏡画 像を作成するためには標本を薄切する必要が あり,薄切によって3次元構造情報が失われる. 3次元の微細構造を観察することで病変の構造 や進行に関する新たな知見が得られると考え られており,顕微鏡画像の3次元再構築に関す る様々な手法が提案されている[1].しかし,薄 切による変形から顕微鏡画像のみを利用して3 次元再構築することは困難である.特に肺標本 の場合,標本は空気領域が多いため変形が起こ

*1 名古屋大学大学院情報科学研究科 〔〒464-8603 名古屋市千種区不老町〕 e-mail: knagara@mori.m.is.nagoya-u.ac.jp *2 名古屋大学大学院情報学研究科 *3 名古屋大学大学院医学系研究科 りやすく,3次元再構築はより困難である.そ こで、マイクロ CT 画像情報を利用した顕微鏡 画像の3次元再構築手法を提案する.マイクロ CT 画像は顕微鏡画像に比べて空間分解能は低 いが3次元構造を観察することができる.本手 法では、マイクロ CT 画像の持つ3次元構造を 利用し、顕微鏡画像の3次元再構築を行う.

2. 提案手法

本手法は、顕微鏡画像の整列、マイクロ CT 画 像との位置合わせ、顕微鏡画像の変形の3つの ステップからなる.最初に、特徴点対応付け[2] を利用して各顕微鏡画像のおおよその向きを 揃える.ここで、隣のスライスだけでなくN枚 の隣接スライスと対応付けを行い、最も対応点 が多いスライスに合わせるように変換を行う. これにより、大きな変形があるスライスがあっ ても誤差が蓄積せず全体の向きを揃えること ができる.次に、整列した顕微鏡画像とマイク ロ CT 画像の位置合わせを行う.マイクロ CT 画 像の各スライスと各顕微鏡画像をマイクロ CT



(a) 再構成前 (b) 再構成後 図 1 ボリュームレンダリングにより描画した提案手法適用前と適用後の顕微鏡画像を示す.再 構成後の画像からは再構成前の画像では観察できない管状の構造が確認できる.

画像に位置合わせするための変換行列を推定 する.最後に,各顕微鏡画像の非剛体変形を行 う.各顕微鏡画像に対してマイクロ CT 画像の 対応するスライスを基準に非剛体位置合わせ を適用する.

3. 実験と考察

実験のために、肺の標本を Heitzman 法で伸展 固定し、マイクロ CT スキャナ(inspeXio SMX-90CT Plus,島津製作所)により撮影した.画像 サイズは1430×1430×1034(画素)、解像度は 49×49×49(μ m)であった.その後.標本を 3 μ m で薄切,H&E 染色を行い、顕微鏡画像を撮 影した.顕微鏡画像はスライド毎に異なるが、 200,000×100,000画素程度と非常に画像サイ ズが大きいため、20分の1に縮小して実験を行 った.実験に用いた顕微鏡画像の画像サイズは 1949 画素×1115 画素、スライス枚数は70枚. 解像度は22×22(μ m× μ m)であった.また、 実験にはN = 10を用いた.

提案手法により再構築した結果例を図1に示 す.図1(a)が提案手法適用前,図1(b)が適用後 となっている.提案手法を適用することにより, 再構成後の画像からは再構成前の画像では観 察できない管状の構造が確認できる.マイクロ CT 画像から得られる3次元情報を利用するこ とで,3次元構造が復元された顕微鏡画像の3 次元再構築が行われた.

4. むすび

マイクロ CT 画像を利用した 3 次元再構築手

法により3次元構造情報を復元することができた.今後の課題として,構造情報から算出される特徴量を基準とした非剛体位置合わせを用いることにより,より滑らかな3次元再構築ができると考えられる.また,各画像に含まれる構造を抽出し,その構造情報を3次元再構築に利用することが考えられる.

謝辞

日頃から熱心に御討論頂く名古屋大学森研 究室の諸氏に感謝する.本研究の一部は, MEXT/JSPS 科研費 26108006 によった.

利益相反の有無なし

文 献

- Ourselin S, Roche A, Subsol G et al: Reconstructing a 3D structure from serial histological sections. Image and Vision Computing 19(12), 25-31, 2001
- [2] Alcantarilla F, Nuevo J, Bartoli A: Fast Explicit Diffusion for Accelerated Features in Nonlinear Scale Spaces. In: British Machine Vision Conf. (BMVC), 2013
- Glocker B, Sotiras A, Komodakis N et al:
 Deformable Medical Image Registration: Setting the
 State of the Art with Discrete Methods. Annual
 Review of Biomedical Engineering 13(1), 219-244, 2011

Micro-CT Volume Guided 3D Histology Reconstruction

Based on Feature Matching

Kai NAGARA^{*1}, Holger R. ROTH^{*2}, Shota NAKAMURA^{*3}, Hirohisa ODA^{*1}, Takayasu MORIYA^{*2}, Masahiro ODA^{*2} and Kensaku MORI^{*2}

*1 Graduate School of Information Science, Nagoya University
*2 Graduate School of Informatics, Nagoya University
*3 Nagoya University Graduate School of Medicine

Histological images are used in pathological diagnosis. However, in the process of histological image generation, it is necessary to slice the specimen. Due to such slicing process, the three-dimensional information of the specimen is lost. Various researches for three-dimensional reconstruction using serial-sectioned histological images have been conducted in order to recover three-dimensional information. However, since heavy deformation occurs in specimens due to slicing process, it is difficult to reconstruct histological images three-dimensionally. This paper proposes a method for three-dimensional reconstruction of sequential histological images using X-ray micro-tomography (µCT) volumes. Before making histological images, µCT scanning is performed for obtaining a volumetric image of a lung specimen. After aligning histological images to the µCT volume, we deform each histological images based on the µCT volume utilizing the non-rigid registration. Our registration results showed that our method is possible to perform smooth 3D reconstruction of histopathological images.

Key words: registration, micro CT, 3D reconstruction, histological image, feature matching

Branch and Bound Algorithm と論理積を用いた

蛍光顕微鏡画像からの血中循環がん細胞の自動検出

辻 幸喜^{*1} 陸 慧敏^{*1} タン ジュークイ^{*1} 金 亨燮^{*1}

米田 和恵*2 田中 文啓*2

要旨

日本人の死因の第一位はがんであり,死因全体の28.9[%]を占める.そこで近年,新しいバイオマーカーとして CTCs (circulating tumor cells:血中循環がん細胞)に注目が集まっている. CTCs を含む顕微鏡画像を解析することにより,転移がんの検出精度の向上が期待されている.そこで本論文では,血液中の CTCs を 判定するうえで,コンピュータによる定量的な解析を可能とすべく,蛍光顕微鏡画像から CTCs を自動検 出する手法の開発を行う.まず,フィルタリング処理により,顕微鏡画像から細胞領域を抽出する.次に, 抽出された領域のうち,細胞同士が重なり合うものに対し Branch and bound algorithm を用いて単一細胞へ 分割する.最後に,領域の論理積により,注目する細胞が CTCs であるか否かを判断する.本論文では,6 サンプル分の画像 5040 枚に対して提案手法を適用し, TP 91.89[%], FP 53.26[%]という結果を得た.

キーワード: 蛍光顕微鏡画像, 血中循環がん細胞, 分枝限定法, 論理積

1. 序論

がんに対する新たなバイオマーカーとして, CTCs(血中循環がん細胞:circulating tumor cells) に注目が集まっている.CTCs は腫瘍から離脱 した細胞が血液中に流れ出したもので,転移性 がん患者の血中に存在することが知られてい る.CTCsを解析することにより,がんの早期発 見・早期治療,抗がん剤の効果の評価などが可 能になると期待されている[1].CTCs 検出には 様々な方法があるが,多様な標的に対応可能な マイクロ流体デバイス(Universal CTC-chip)の 研究が進んでいる[2,3].この装置は,特定の物

*1 九州工業大学大学院工学府機械知能 工学専攻〔〒804-8550 福岡県北九州市戸 畑区仙水町 1-1〕

e-mail: kim@cntl.kyutech.ac.jp

*2 産業医科大学医学部第2外科学

質に対する抗体で表面をコーティングされて いるため、血液中から高い確率で目的の細胞を 捕捉できる.また、プレパラートのような透明 な板状の形状を持つため、捕捉した細胞を蛍光 顕微鏡で撮影することにより、CTCsの解析が 可能となる.CTCsの解析のため、ある物質を特 定の波長で蛍光発色させ、その反応の組み合わ せを用いて判断を行う.赤い光でサイトケラチ ン、緑の光で白血球、青い光で細胞の核を反応 させる.表1に、ある細胞がCTCsであると判 断できる唯一のパターンを示す.この表におい て、「+」は陽性反応、「-」は陰性反応を示す. ここで、1[μ]の人の血液中には、白血球だけで も約 5,000~9,000 個存在する.よって、CTCsの 解析において、混在する血球細胞との判別に多

表1 CTCs の反応

	サイトケラチン	白血球	細胞核
反応	+	-	+

大な労力を要するという問題点が挙げられる. そこで本論文では、血液中の CTCs を判定する うえで、コンピュータによる定量的な解析を可 能とすべく、蛍光顕微鏡画像から CTCs を自動 識別する手法の開発を行う.

2. 手法

提案手法の流れを図1に示す. CTCs の解析 において3つの波長を用いて蛍光発色させるた め,1症例につき3種類の画像が生成される. 本論文では,それぞれを赤画像,緑画像,青画 像と呼ぶ.

2.1 細胞候補のセグメンテーション

まず,赤画像において細胞領域を抽出する. 次に,抽出された領域の周りに64×64[pixel]の ROIs (関心領域: region of interest)を設定する. 緑画像と青画像においては,赤画像の ROIs と 同じ座標に ROIs を設定し,設定された ROIs に 対するセグメンテーションを行う.これは, CTCs の判定者が実際に行っている手順に基づ く.赤い光で反応させたサイトケラチンは,他 の画像と比較し,1)画像中の細胞の数が最も少 ない,2)各細胞の大きさが大きい,3)背景成分と の輝度値の差が大きく細胞が鮮明,という特徴 がある.よって,赤緑青のうち,赤を基準にし



て、緑と青に細胞が存在するかを判定する方法 が実際の現場では採用されている.また、表1 より、赤の細胞が陽性反応を示す(赤画像に細 胞領域が存在する)領域以外は、考慮する必要 がないことがわかる.よって、画像中の細胞領 域の数が最も少ない赤を基準にすることによ り、計算コストの削減を行うことが可能である.

細胞のセグメンテーションには, 我々の先行 研究[4]に示す手法を用いる. これは, 主にフィ ルタリング処理を用いた手法である. 具体的に は, Li らの Selective enhancement filter[5]や, Achanta らの Saliency map[6]を主に用いる.

2.2 重なり合った細胞の分割法

画像上の細胞に関して, 隣り合う細胞同士が 結合した状態で撮影されることがある. したが って、重なり合った細胞に対し、単一細胞への 分割を行う.これは、CTCsを判定する際、判定 者は一つ一つの細胞を個別に解析する必要が あることに基づく.具体的には、提案手法によ り抽出される領域一つが、細胞一つの情報と対 応し、その情報のみを保有するよう、分割処理 を行う.まず,抽出された領域の持つ情報が, 単一細胞であるか否かを, SVM (Support vector machine) [7]により学習したパターン認識モデ ルを用いて識別する.これも,先行研究[4]での 手法を用いる.次に、オブジェクト中の高い輝 度値で与えられる領域を細胞の核の領域とし, 領域の分割を行う.この細胞分割の問題を,二 値整数計画問題として定式化する.これは基本 的に Bise らの手法[8]に基づく.

Maximize
$$\sum_{i}^{N} \boldsymbol{\rho}_{i}^{\mathsf{T}} \boldsymbol{x}_{i}$$
 (1)

Subject to $C_{ii}^{\mathsf{T}} x_i \le 1, x \in \{0, 1\}$ (2)

ここで、変数xは $N \times 1$ のベクトルであり、最適 な細胞の核領域を示す. Cは $N \times N$ の行列であり、 重ならないように領域を選択するという制約 条件を表す. ρ は $N \times 1$ のベクトルであり、重み を意味する. これは式(2)の制約条件を満たし、 式(1)の目的関数を最大化する変数xを選択する 組み合わせ最適化問題である. この問題を解く ため、Branch and bound algorithm[9]を適用する. これも、我々の先行研究の手法に基づく[10].

2.3 CTCs の識別

最後に、論理積による CTCs の識別を行う. これは、細胞のセグメンテーションと分割後の 領域に関し、赤緑青それぞれの同じ座標におい て細胞領域が存在するかを見る.そして、領域 が存在するか否かの組み合わせを用い、その細 胞が CTCs であるか否かを判断する.表1より、 CTCs の有無を識別するため、論理積による識 別手法を次式で定義する.

$$Cell = \begin{cases} CTC \ (if \ red \cap \overline{green} \cap blue = 1) \\ not \ CTC \ (otherwise) \end{cases}$$
(3)

ここで, red, green, blueはそれぞれ, ある細胞 Cellにおいて, 赤画像, 青画像, 緑画像上の細胞 領域が陽性または陰性のどちらの反応を示す かを表す. つまり, 細胞Cellの座標に領域が存在 すれば陽性反応の値1を, 領域が存在しなけれ ば陰性反応の値0を持つ.

3. 実験結果

本論文では、6 サンプル分の画像 5040 枚に対 し提案手法を適用した.全ての画像において、 画像サイズは1296×966[pixels]である.入力画 像のうち赤画像,緑画像,青画像のそれぞれの 例を図 2 に示す.ただし同図において、それぞ れの画像は視覚的に見やすいよう濃度コント ラストを調整している.また、本論文では、提 案手法の性能評価を TPR (真陽性率:True positive rate) と FPR (偽陽性率:False positive rate) とを用いて行った.それぞれの評価式を次 式に示す.

$$TPR = \{(A \cap B)/A\} \times 100 \tag{4}$$

 $FPR = (C/B) \times 100 \tag{5}$

ここで、Aは CTCs の正解領域の集合を意味し、 領域一つが細胞一つの情報を持つ. この Ground truth は医師の手動判定により作成されたもの である. Bは提案手法により CTCs であると識 別された領域の集合を意味する. ただし、Bは CTCs であると誤識別された正常細胞領域も含 む. Cは提案手法により CTCs であると誤識別 された正常細胞領域の集合を意味し、CTCs で あると識別された細胞領域Bのうち不正解のも の($\overline{A} \cap B$)を指す. したがって、性能評価におい



図 2 入力画像の例 (a) 赤画像, (b) 緑画像, (c) 青画像

て、本論文では面積による評価は行わず、識別 した細胞領域の個数による性能評価を行うこ とを意味している.提案手法の性能評価を行っ た結果を表2に示す.

サンプル	TPR[%]	FPR[%]	CTCs Ø
番号			数[個]
1	100.0	93.33	1
2	69.23	66.67	13
3	94.12	39.62	68
4	100.0	76.12	16
5	83.33	44.44	6
6	93.18	12.77	44
平均	91.89	53.26	148

表2提案手法による識別結果の性能評価

4. 考察

本論文では,論理積を用いて蛍光顕微鏡画像 から血中循環がん細胞(CTCs)を自動検出する 手法を提案した.提案手法によりCTCsである と識別された細胞領域のうち,正解であるもの の例を図3に示す.同図において,これらの画 像は濃度コントラストを調整している.また, 6 サンプル分 5040 枚の画像に対し提案手法を 適用し,性能評価により本手法の有用性を確認 した.

表2に示す性能評価の結果より,TPRに関し て提案手法は概ね良好な結果を得ている.全サ ンプルの平均のTPR に関しても良好な結果を 得ている.しかし,それぞれの症例間を比較す ると,性能差が見られることが分かる.これに ついて考察する.これは,症例間の画像の違い によるもとであると考えられる.それぞれの症 例において,蛍光顕微鏡で撮影する際の環境の 違いによって,得られる画像が異なる.その例 を図4に示す.同図において,それぞれの画像 は,赤画像の一部を示している.また,これら



図 3 提案手法により CTCs と識別された例 (a) 赤画像(陽性反応)

- (b) 緑画像(陰性反応)
- (c) 青画像(陽性反応)



(c) 赤画像(症例3)

の画像は濃度コントラストを調整している.同 図(a)は,背景成分がほとんど含まれない画像で あることが分かる.同図(b)に示す画像の背景成 分は,CTC-Chipの模様である.同図(c)は,蛍光 発色させるための薬品が照射した光を反射し ている様子を表している.このように,セグメ ンテーションが容易な画像から,背景成分が強 いため細胞領域抽出が比較的困難な画像まで, 様々な画像が得られる,したがって,環境変化 により頑健な識別手法の開発が求められる.

また,表2より,FPR に関して全体的に低い 性能であることが分かる.これは,提案手法の 論理積の手法に原因があると考える.論理積で は,セグメンテーションした細胞が存在するか 否かのみを考慮しているため,背景成分のよう なノイズ成分が含まれていた場合,陽性反応で あると判断している.よって,これも改善する 必要がある.

そこで、上述した 2 つの問題を改善すべく、 特徴量解析の導入を予定している. 2.3 節で示 した論理積の手法の代わりに、ANN (Artificial neural network) や、SVM (Support vector machine) のような機械学習アルゴリズムを用いて識別 モデルを構築し、それにより CTCs の識別を行 うことを予定している.特徴量解析を行う理由 は、細胞の特徴量を考慮することでノイズ成分 を取り除き、FPR の削減が可能であると見込ま れるためである.また、CTCs の識別精度の向上 が期待できる.これらは、今後の展望である.

5. 結論

本論文では, 蛍光顕微鏡画像から血中循環が ん細胞を自動で識別する手法を提案した. 提案 手法を 6 サンプル 5040 枚の画像に適用した結 果, TP = 91.89[%], FP = 53.26[%]という結果を 得た. 今後は特徴量解析と機械学習を導入する ことにより, さらなる検出精度の向上と, FPR の削減を目指す予定である.

利益相反の有無

なし.

謝辞

本研究は,文部科学省科学研究費補助金若手 B(26861131),文部科学省卓越研究員事業補助 金(16809746)の補助を受けている.

文 献

- F. Tanaka *et al.*: Circulating tumor cells (CTCs) in lung cancer: current status and future perspectives. *Lung Cancer: Targets and Therapy*, Vol.1, pp.77-84, 2010.
- [2] T. Ohnaga, et al.: Polymeric microfluidic devices exhibiting sufficient capture of cancer cell line for isolation of circulating tumor cells. *Biomedical Microdevices*, Vol.15, pp.611-616, 2013.
- [3] K. Yoneda *et al.*: Capture of EpCAM-negative circulating tumor cells (CTCs) with a "Universal CTC-Chip". AACR Annual Meeting 2015, 2015.
- [4] K. Tsuji *et al.*, "Automatic segmentation of cell candidate regions in microscopy images based on selective enhancement filter," *IEICE Tech. Rep.*, Vol.116, No.176, IE2016-48, pp.21-22, 2016.
- [5] Q. Li et al., "Selective enhancement filters for nodules, vessels, and airway walls in two- and three-dimensional CT scans," Medical Physics, Vol.30, No.8, pp.2040-51, 2003.
- [6] R. Achanta et al., "Frequency-tuned salient region detection," Computer Vision and Pattern Recognition, pp.1597-1604, 2009.

- [7] C. Cortes et al., "Support-vector networks," Machine Learning, Vol.20, pp.273-297, 1995.
- [8] R. Bise et al., "Cell detection from redundant candidate regions under non-overlapping constraints," IEEE Transactions on Medical Imaging, Vol.34, No.7, pp.1417-1427, 2015.
- [9] G.T.Ross et al., "A branch and bound algorithm for the generalized assignment problem," Math. Program., Vol.8, pp.91-103, 1975.
- [10] K.Tsuji et al., "Automatic segmentation of cell candidate regions in microscopy images based on an optimization algorithm," The 16th International Conference on Control, Automation and Systems, 2016.

Automatic Identification of Circulation Tumor Cells

in Fluorescence Microscopy Images

Based on Branch and Bound Algorithm and Logical Conjunction

Kouki TSUJI*1, Huimin LU*1, Joo Kooi TAN*1, Hyoungseop KIM*1, Kazue YONEDA*2, Fumihiro TANAKA*2

*1 Kyushu Institute of Technology, Japan.

*2 University of Occupational and Environmental Health, Japan.

Circulating tumor cells (CTCs) can be a useful biomarker since they may have some information about cancer metastasis. The blood sample from cancer patient is analyzed by fluorescence microscope. The blood have a lot of cells as well as leukosyte, but there are few CTCs. Therefore analyzing them is not easy work for pathologists. In this paper, we propose a method which automatically detects circulating tumor cells in fluorescence microscopy images. First, we extract cell regions in microscopy images by using filtering processing. Second, separate the connecting cell regions into single cell regions, based on the branch and bound algorithm. Finally, we identify CTCs by using logical conjunction method. We demonstrated the effectiveness of our proposed method using 6 cases (5040 microscopy images), and achieved a true positive rate of 91.89[%] and a false positive rate of 53.26[%].

Key words: Circulating tumor cells, Branch and bound algorithm, Logical conjunction

スペクトル情報と色補正を用いた

肝病理標本画像の組織分類

橋本 江美*1 石川 雅浩*2 篠田 一馬*1 長谷川 まどか*1

駒形 英樹*2 小林 直樹*2 持留 直樹*3 岩本 千佳*4

大内田 研宙*5 小田 義直*3 橋爪 誠*4

要旨

ディジタル画像を用いたコンピュータ診断支援において,病理画像の組織構造やその変化を定量的に示す ことは重要である.しかし,ヘマトキシリン・エオジン染色の肝病理標本画像において,線維と細胞質の 色は似ているため,ディジタル画像として一般的に使用される RGB 画像では識別が困難である.そこで本 研究では,RGB 画像よりも多くのスペクトル情報を持つマルチスペクトル画像を使用した肝病理標本画像 の組織分類の手法を提案する.本手法は,線維と細胞質について分類しやすい波長を選択し,画素単位の Bag of features を生成して組織分類を行った.また,色素量推定を用いた色補正により画像間の色のばらつ きを抑えた場合についても組織分類を行い,分類精度の比較を行った.組織分類の結果,全体分類精度は RGB のみの場合よりも 6%向上し,色補正を用いることで更に 18%向上し,スペクトルと色補正による組 織分類が有効であることを確認した.

キーワード:マルチスペクトル画像,肝病理標本,組織分類,色素量推定, Bag of features

1. はじめに

病理診断は,病理医が患者から採取した組織 を顕微鏡で観察し,良悪性の判断や病気の進行 度の決定を行う.ディジタル画像を用いたコン

*1 宇都宮大学大学院工学研究科

〔〒321-8585 宇都宮市陽東 7-1-2〕

e-mail: 15hashimoto@mclaren.is.utsunomiyau.ac.jp

*2 埼玉医科大学保健医療学部

*3 九州大学医学研究院病態制御学

*4 九州大学医学研究院先端医療医学講座

*5 九州大学病院臨床・腫瘍外科

投稿受付: 2017年5月15日

ピュータ診断支援では、組織構造について定量 化をすることで病理診断の支援となる.ディジ タル画像解析においては、一般的に普及してい る RGB 画像よりも多くのスペクトル情報を持 つマルチスペクトル画像(MSI)を使用するこ とで、従来よりも精度の高い画像解析が可能と なる. MSI を利用した画像処理では、ディジタ ル染色[1]や色強調を用いた線維領域の強調法 [2]が提案されている.文献[1]では、ヘマトキシ リン・エオジン染色(HE 染色)された肝病理組 織標本のスペクトル情報を利用して、マッソ ン・トリクローム染色(MT 染色)に相当する 画像を擬似的に生成する手法を提案している. 文献[2]では、MSI の主成分との色のずれを利用 して特定の波長帯域を強調する手法により、線
維領域の色強調を行っている. 文献[1][2]では, 組織分類や特定の波長領域の選択を行ってい るが, ユーザによる目視評価や波長領域の選択 がされている. すなわち, ディジタル染色およ び領域の色強調においてユーザの主観による 影響が考えられる. 組織の分類や抽出を定量的 に行うことができれば, ユーザの主観による影 響を小さくすることができる. 組織構造を定量 的に示す方法として, 色素量推定を用いた色補 正による構造認識が検討されている[3]. 文献[3] では、色補正の基準となる画像の各組織の波形 と, 色補正後の画像の波形を比較し, 評価を行 っている. 文献[3]で用いられている標本画像で は、分類対象の組織に線維が含まれていない. 肝がんでは線維化なども診断の手がかりとな るため、線維領域を含んだ標本においても色補 正が有効であるか検討が必要である.また,波 形を比較した分類であることから、他の特徴量 や機械学習を用いることで精度の向上が期待 できる.

そこで本研究では、MSIのスペクトル情報と 色補正を使用した新しい組織分類方法を提案 する.HE 染色された肝病理標本を対象に組織 分類を行い、定量的評価により提案手法の有効 性を確認する.

2. 組織分類の手法

本手法では、まず色補正を行う.次に、組織 分類に有効な波長を選択し、選択した波長に対 して、画素単位の Bag of features (BoF)を生成 する.最後に、生成した画素単位 BoF を用いて 機械学習の Random forest (RF)により分類を行 い、分類結果を得て評価する.以下では、色補 正,波長選択と画素単位 BoF の生成について説 明する.

2.1. 色素量推定による色補正

病理標本は、標本ごと、標本の組織状態や染 色時間によって染色状態にばらつきが生じる. そこで、染色状態のばらつきを改善するために、 色素量推定[5]を用いた色補正を行う. n 種類の 色素により染色された標本の分光吸光度o(λ)は、 ランベルト・ベール則に基づいて式(1)で表される.

$$o(\lambda) = \sum_{i=1}^{n} k_i(\lambda)c_i + e(\lambda)$$
(1)

ここで、 $k_i(\lambda)$ は各色素の分光吸収係数、 c_i は色 素量、 $e(\lambda)$ は残差成分である.また、 c_i に補正係 数 w_i をかけることによって染色濃度を調整す ることができる(式(2)).

$$o(\lambda) = \sum_{i=1}^{n} w_i k_i(\lambda) c_i + e(\lambda)$$
(2)

式(2)から逆問題を解くことにより,色素量c_iを 推定することができる.補正係数w_iについては, 基準画像の色素量をそれぞれ分類画像の色素 量で除算して決定する[3].これにより,使用す る画像の色素量を基準画像と同じ色合いに補 正して評価することが可能となる.

2.2. 波長選択

HE 染色の肝病理標本画像では、線維と細胞 質の色は似ており分類が困難である.そこで、 線維と細胞質について分類に有効な波長を選 択する.波長選択は Forward stepwise selection を 使用する. Forward stepwise selection は,最初, 波長 1 つのみで分類を行い分類精度算出する. その後、1 つずつ波長を追加して同様に分類精 度を算出し、分類に有効な波長の組を選択する 手法である.本研究では、10-fold cross- validation を用いて評価し、分類精度が増加しなくなった 点までの波長を分類に有効な波長の組として 選択する.

2.3. 画素単位 BoF の生成

従来の BoF[4]は、画像から複数の局所特徴量 を抽出し、ベクトル量子化して画像を1つの特 徴ベクトルで表す.本研究で提案する画素単位 BoFは、局所特徴量をスペクトルとし画素ごと に BoF を生成する.画素単位 BoF の生成の流



図1 画素単位 BoF の生成の流れ

れを図1に示す.はじめに、局所特徴量を定義 する.ある注目画素の局所特徴量は、波長選択 で選ばれた波長と、注目画素を中心とした5× 5[pixel]の領域から構成される.次に、各組織100 画素分の局所特徴量をランダムサンプリング し、K-meansでK個にクラスタリングする.K 個のクラスタからそれぞれ中心となるデータ を算出し、それらをコードブックとする.最後 に、各局所特徴量の25 画素をユークリッド距 離が一番近いコードブックに投票することに よりヒストグラムを生成する.このヒストグラ ムが画素単位 BoF となる.

3. 実験

3.1. 実験条件

実験には, Biomex 社の Human Liver Cancer Tissue Microarray HE 染色標本を使用し, MSI の 撮像にはエバ・ジャパン社製の NH-3 を用いた. MSI の画像サイズは 752×480[pixel]である. 波 長範囲は 420~720[nm], 5[nm]間隔の 61 バンド である. 分類対象にした組織は, 細胞核, 類洞, リンパ球, 線維, 細胞質の 5 つの組織とする. 使用画像は 3 枚とし, 学習用 2 枚・テスト用 1 枚で 3-fold cross-validation により分類精度を算 出する. BoF のコードブック数は 60 とした. 色 補正で用いる基準画像は, コントラスト値が高 い画像とする. 使用画像の原画像とアノテーシ ョン画像を図 2 に示す. なお, 図 2(a)は, MSI を RGB 画像に変換した画像である.



黄:線維,水色:細胞質

3.2. 評価方法

評価方法は, Confusion Matrix を作成し, 全体 の正解率と組織別の再現率を分類精度として 算出する.3 クラスのときの Confusion Matrix を 表1に示す.

表1 Confusion Matrix (3 クラス)

		正解				
		クラスA	クラスB	クラスC		
分	クラス A	а	b	с		
類結	クラス B	d	e	f		
果	クラス C	g	h	i		

また,全体正解率とクラスAの再現率の算出 式をそれぞれ式(3),(4)に示す.全体正解率は全 体のうちでどれだけ正しく分類できたか,クラ ス A の再現率はクラス A のデータのうちどれ だけ正しく分類できたかを示す.クラス B,ク ラス C についても,クラス A と同様に算出す る.

全体正解率
=
$$\frac{a+e+i}{a+b+c+d+e+f+g+h+i}$$
 (3)
再現率(クラスA) = $\frac{a}{a+d+g}$ (4)

4. 実験結果

波長選択の結果を表2に示す.色補正なしと 色補正ありで比べると,色補正ありでは色補正 なしで選ばれなかった720nmの波長が最初に 選ばれている.これは,色補正を行うことによ り720nmのデータのばらつきが小さくなり,波 長選択で行った分類の精度が向上したことが 考えられる.

表2	選択波長	[nm]	(
- <u>1</u>			くんき レミリス ノ

				() <u> </u>			
	535,	620,	585,	525,	630,	545,	
色補正なし	510,	565,	615,	515,	540,	520,	
	580, 665						
在埔正なり	720,	640,	525,	475,	515,	555,	
色袖正のり			535	, 570			

分類精度を表3に示す. RGB 値のみ, 色補正 なしの選択波長のみ(14 バンド), 色補正なし の BoF および色補正ありの BoF で分類精度を 比較した.表3より, RGB 値と比較すると, 全 体正解率で選択波長では4%, BoF を用いると BoF なしと比べて2%分類精度が向上した.ま た, 色補正を加えることで更に18%向上した. 特に線維に着目すると, RGB 値のみ, 選択波長 のみ, 色補正なし BoF では50%未満の分類精度 が, 色補正を加えることで 87%の分類精度を得 たことを確認した.線維は特に標本によって色 合いが異なっていることから, 色補正を行うこ とで標本間の色の違いが軽減され, 分類精度が 大きく向上したと考えられる.提案手法による 組織分類が有効であることを確認した.

表3 分類精度

	RGB	選択 波長	BoF 色補正 なし	BoF 色補正 あり
細胞核	0.84	0.85	0.88	0.91
類洞	0.80	0.84	0.86	0.91
リンパ球	0.40	0.40	0.30	0.46
線維	0.28	0.44	0.38	0.87
細胞質	0.54	0.45	0.56	0.68
全体	0.57	0.61	0.63	0.81

分類結果画像の一部を図3に示す.図3より 目視で確認すると,線維領域において BoF と色 補正を用いることで誤分類が少なくなってい ることが確認できる.



(a) アノテーション画像



5. まとめ

本研究では、肝病理標本画像を対象にスペク トル情報と色補正を用いた組織分類の手法を 提案した.BoFを用いた場合、分類精度は6%向 上した.また、色補正を用いることで更に18% 向上した.以上の結果から、スペクトル情報と 色補正を用いることで組織分類が有効である ことを確認した.今後は、標本の画像枚数を増 やして同様に実験を行うこと、選択された波長 に関してデータのばらつき以外に組織の特徴 があることを分析することが課題である.

謝辞

本研究の一部は, JSPS 科研費 JP26108002, 15K21336, 15K20899, および公益財団法人コニ カミノルタ科学技術振興財団 コニカミノルタ 画像科学奨励賞の助成を受けたものです.

利益相反の有無

なし.

文 献

- Pinky A. Bautista, Tokiya Abe, Masahiro Yamaguchi, Yukako Yagi, Nagaaki Ohyama, "Digital Staining of Pathological Tissue Specimens Using Spectral Transmittance," Proc. SPIE 5747, Medical Imaging 2005: Image Processing, pp.1892-1903, 2005.
- [2] Noriaki Hashimoto, Yuri Muarkami, Pinky A. Bautista, Masahiro Yamaguchi, Takashi Obi, Nagaaki Ohyama, Kuniaki Uto, Yukio Kosugi, "Multispectral Image Enhancement for Effective Visualization," Optics Express, Optical Society of America, Vol.19, No.10, pp.9315-9329, 2011.
- [3] 石川雅浩,橋本江美,篠田一馬,長谷川ま どか,加藤茂夫,駒形英樹,小林直樹,"マ ルチスペクトル画像による色素量補正を 用いた HE 染色肝病理画像中の構造認識," 電子情報通信学会総合大会講演論文集 2016年_情報・システム(2), p.170, 2016.
- [4] 山崎俊彦,"画像の特徴抽出 2: Scale-

Invariant Feature Transform (SIFT)と Bag of Features (BoF),"映像情報メディア学会誌, Vol.64, No.4, pp.530-537, 2010.

[5] 田代充良,村上百合,山口雅浩,小尾高史, 大山永昭,阿部時也,八木由香子,"マルチ スペクトル病理画像に基づく染色濃度調 整処理の実装方法に関する検討," Medical Imaging Technology, Vol.26, No.4, 2008.

Tissue Classification of Liver Specimens

Using Spectral Features and Color Correction

Emi Hashimoto^{*1}, Masahiro ISHIKAWA^{*2}, Kazuma SHINODA^{*1}, Madoka HASEGAWA^{*1}, Hideki KOMAGATA^{*2}, Naoki KOBAUASHI^{*2}, Naoki MOCHIDOME^{*3}, Chika IWAMOTO^{*4}, Kenoki Ohuchida^{*5}, Yoshinao ODA^{*3}, Makoto HASHIZUME^{*4}

*1 Graduate School of Engineering, Utsunomiya University

*2 Faculty of Health and Medical Care, Saitama Medical University

*3 Department of Anatomic Pathology, Graduate School of Medical Sciences, Kyushu University

*4 Department of Advanced Medical Initiatives, Faculty of Medical Sciences, Kyushu University

*5 Department of Surgery and Oncology, Graduate School of Medical Sciences, Kyushu University

In digital pathology diagnosis, accurate recognition and quantification of the tissue structure is an important factor for computer-aided diagnosis. However, the classification accuracy of cytoplasm is low in hematoxylin and eosin (HE) stained liver pathology specimens because the RGB color values of cytoplasm are almost similar to that of fibers. In this paper, we propose a new tissue classification method for HE stained liver pathology specimens by using multispectral image. At first we select valid spectra from the image to make a clear distinction between fibers and cytoplasm, and then classify five types of tissue based on the bag of features (BoF). In addition, we use the color correction using the dye amount estimation. The average classification accuracy for all tissues was improved by 6% in the case of using BoF in comparison with using only RGB. Furthermore, the classification accuracy was improved by 18% in the case of using the color correction.

Key words: multispectral image, liver pathological specimens, tissue classification, dye amount, Bag of features

スパース自己符号化器を用いた HEp-2 細胞画像

認識システム

韓 先 花*1 陳 延 偉*2

要 旨:間接蛍光抗体法を用いた抗核抗体 HEp-2 細胞のスクリーニング検査がよく用いら れている。近年、デジタルイメージングシステムは、IIF 画像の定量解析および自動理解と いう計算機支援診断システムの開発を注目されている。本研究では HEp-2 細胞画像認識シ ステムにおいて HEp-2 細胞画像の判別的表現法を提案する。画像表現に Codebook モデル法 をよく用いられ、局所的な特徴を最近傍の Codeword で近似し、事前に学習された Codebook の統計量で表現する。しかし、最近傍の Codeword で大きな近似誤差を生じされる問題点が ある。そこで、スパース表現で局所的な特徴を近似することで、誤差を削減することがで きるが、局所特徴毎で最適化する必要があり、計算コストが高い。本研究ではスパース Auto-encode を用いて局所特徴をコーディングし、画像に渡りスパース係数を統合すること で高速且つ判別的な HEp-2 画像表現法を提案する。

キーワード:HEp-2 細胞認識,画像表現,Codeword,自己符号化器,Residual構造,計算機 支援診断システム

1. 序 論

間 接 蛍 光 抗 体 (indirect immunofluorescence: IF) 法を用いた抗核 抗体 HEp-2 細胞のスクリーニング検査が世 界的に多くの施設で用いられている。IIF

(間接免疫蛍光)スライド読み出しが暗い 部屋で蛍光顕微鏡で細胞周期と関わる様々 なパターンに精通した技術者や技師によっ て主観的に行われる。読影するのは莫大な 時間がかかるだけではなく、技師の経験や 設備によって大きいばらつきなスクリーニ ング結果を得てしまうという問題点がある。 近年、デジタルイメージングシステムは、

*1 山口大学大学院創成科学研究科 (〒753-8511 山口県山口市吉田 1677-1)
 *2 立命館大学情報理工学部

IIF スライドの自動読み取りのために開発 され、IIF 画像の定量解析および自動理解 という計算機支援診断システムの開発を注 目されている。この中に、抗核抗体の種類 を対応する HEp-2 細胞 staining パターンの 自動理解・認識するため、IIF 画像の注目 領域に対しテクスチャ(フーリエ、ウェー ブレット、局所パターン)解析・表現する ことである程度の認識精度を得られた(そ れぞれ独自のデータセットに対して幾つか の staining パターンの識別は 60~80%の 正解率を得られた) [1-9]。また、2012 年 からHEp-2細胞 staining パターンの自動理 解・認識する国際コンテストが開催され、 世界中の研究チームから開発した自動理 解・認識システムを同じデータベースや実

験条件で検証・評価を行った。その中に、 2012 年と 2013 年の HEp-2 細胞認識コンテ ストの認識・評価においてトップランクの 精度を獲得した手法は、主に HEp-2 細胞画 像から得られた二値量子化の局所記述子に 対して単純にヒストグラムの低次統計量で はなく、空間上の隣接関係との構造統計量 を抽出し、識別に有効な特徴であるかを検 証した[3,4,8]。また、こちらの手法で HEp-2 細胞画像 staining パターンの認識精度で はポジティブ輝度タイプ(Positive intensity type: P-タイプ)のデータセッ トに対し 90%程度で、intermediate 輝度タ イプ(I-タイプ)のセットに対し、80%程度 を達成した。しかし、HEp-2 細胞画像を表 現するため、まず画像から得られた局所パ ッチに二値量子化してから、統計量の抽出 を行う。この二値量子化によって、大量の 情報を失ってしまうという問題点がある。

一方、一般画像認識において、Bag of Features (BOF) [10] モデルを提案され、様々 な応用にその有効性を検証した。BoF では画 像から抽出した大量の局所記述子を統合す るコードブークモデルの代表的な手法の一 つである.しかし BOF では、ベクトル量子 化 (Vector Quantization: VQ) によりコー ドブーク内に最近傍の基底のみで局所記述 子を表現 (Hard assignment) しているた め、誤差が多く発生する。そして複数の基底 を自動的に選択し局所記述子を再構成する スパース表現 (Sparse coding: Sc)を適用さ れ、より高信頼性の BOF モデルを提案され た。しかし Sc アルゴリズムでは入力データ 毎に最適化を行い、スパース係数ベクトル を計算するため、計算コストが高いという 問題点がある。そこて、本稿では Sc の代わ

りにスパース Auto-encoder (SAE) を用い た局所記述子を再構成するモデルを学習す る。 学習された Auto-encoder ネットワーク の重みベクトル ₩ は基底をとし、中間層の 全ニューロンの反応強度はスパース係数ベ クトルを見直す。ある入力画像のすべて局 所記述子のスパース係数ベクトルをプーリ ングすることで画像表現ベクトルを纏めら れる。SAE で事前に構築すれば、任意な入 カデータに対して最適化を行う必要ではな く、ニューロン間の重み係数を用いて簡単 且つ高速にスパース係数ベクトルを計算で きる。また、Scと同様に SAE では複数の基 底(重みベクトル)を用いても入力データ を完全に表現しきれない部分がある。そこ て、本研究では入力データと再構成との誤 差を更に SAE でコーディングす、新たな Residual SAE を提案する。提案した手法 は2013年のHEp-2細胞認識コンテストデー タセットを用いて実験し、その有効性を検 証した。

2. SAE を用いた高速コードブークモデル

近年、画像表現として画像から抽出した 大量の局所記述子を統合するコードブーク モデルが盛んに研究され、一般画像認識に おいて高い認識精度を得られることが検証 された.コードブークモデルは主に以下の 三つのプロセスで画像表現ベクトルを抽出 する.

局所特徴の抽出:入力画像からキーポイントを検出し、そのキーポイント周辺の小領域から成るパッチから局所的な特徴を抽出する.本稿では画像の全画素はキーポイントとしてを用いる.また、局所特徴はそのまま注目画素を中心とした1*1のパッチを使用し、すべ

ての情報を保持できる。

- ② コーディング (Coding):事前に学習 したコードブークを用いて、局所記述 子を再構成する.局所記述子を再構成 するため、コーディング中の各基底に 対応する係数を並べた係数ベクトルが 生成される.一枚の画像から局所記述 子と同数の係数ベクトルが得られる.
- プーリング (Pooling):入力画像から 生成された全ての係数ベクトルを統合 し、その画像の表現ベクトルを生成す る.

コードブークモデルの代表的な手法である Bag-of-Features では、局所記述子のコ

ーディング法としてベクトル量子化 (Vector Quantization: VQ)によりコード ブーク内に最近傍の基底のみで局所記述子 を表現するが、その改良としてスパース表 現(Sc)はVQを置き換えてより高信頼性 な局所記述子の再構成法を提案する。しか し、Scでは入力データ毎に最適化を行い、 スパース係数ベクトルを計算するため、計 算コストが高いという問題点がある。そこ て、本稿ではScの代わりに SAE を用いた局 所記述子を再構成するモデルを学習する。

学習された Auto-encoder ネットワークの 重みベクトル W は基底をとし、中間層の全 ニューロンの反応強度はスパース係数をと する。また、より高信頼性な局所記述子を 表現するため、新たな Residual SAE を提 案する。次は、SAE 及び提案する Residual SAE の構造について詳しく説明する。



図1 SAE の概念図

2.1 SAE

SAE は 3 層ニューラルネットにおいて、 入力層と出力層に同じデータを用いて学習 させ、中間層ニューロンの反応強度はスパ ース正則化される項目を追加したオートエ ンコーダのことである。

トレーニング画像から得られた大量の局 所記述子(局所パッチ)を $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, ..., \mathbf{x}_M]^T$ とし、SAEのトレーニングサンプルとする。 SAE は最適なパラメーター $\mathbf{W}_1, \mathbf{W}_2, \mathbf{b}_1$ と \mathbf{b}_2 を学習し、出力 \mathbf{Y} は入力 \mathbf{X} を近似でき 且つ隠れ層ニューロンの反応係数はスパー スである。以下の式で表す:

$$\mathbf{z}_{i} = f(\mathbf{W}_{1}\mathbf{x}_{i} + \mathbf{b}_{1})$$
(1)
$$\mathbf{y}_{i} = \mathbf{W}_{2}\mathbf{z}_{i} + \mathbf{b}_{2}$$
(2)



図 2 Residual SAE の概念図

 $l(\mathbf{W}, \mathbf{b}) = \sum_{i=1}^{N} \|\mathbf{y}_{i} - \mathbf{x}_{i}\|^{2} + \lambda_{1} R_{1}(\mathbf{W}_{1}, \mathbf{W}_{2}) + \lambda_{2} R_{2}(\mathbf{Z}) \quad (3)$

こで $z_i \in \Re^{D \times 1}$ は隠れ層の特徴であり、Dは

隠れ層のニューロン数で、f(·)は活性化関数 であり、 R_1 と R_2 はそれぞれ重みと隠れ層係 数の正則項目である。活性化関数f(·)はロジ スティクスシグモイド関数を用い、Wの正 則化関数は1、ノルム、スパース性正則項目 はKL 情報量で測る[12]。式(3)を最小になる ような \mathbf{W}_1 , \mathbf{W}_2 , \mathbf{b}_1 と \mathbf{b}_2 を求める。 \mathbf{Z}_i は SAEでコーディグされた入力 x; のスパー ス係数ベクトルである。任意画像のすべて 局記述子から得られたスパース係数ベクト ルをaverageプーリングすることで、画像の 表現ベクトルを計算する。SAEの概念図は 図1に示す。しかし、SAEでは入力データ を完全に表現しきれない可能性がある。そ こて、本研究ではその再構成誤差を再コー ディングするResidual SAEを提案する。

2.2 Residual SAE

より入力データを高精度に近似するため、 SAEで表現しきれない残差(Residual)を 新たなSAEを再コーディングする構造ネッ





トワークを提案し、Residual SAEと名付け る。Residual SAEの構造は図2に示す。画 像の局所記述子群において原 SAEと Residual SAEとも得られたスパース係数 ベクトルをそれぞれプーリングすることで 求めたベクトルは画像の表現特徴をとしま す。

3. HEp-2 細胞の認識実験

本稿ではICIP2013コンテストのHEp-2 細胞 データセットを用いてSAEとResidual SAE の有効性を検証しる。用いた細胞データセ ットはPositive とIntermediate intensity の二種類サブセットを持ち、それぞれ6 Staining パターンのシングル細胞の画像 があり: Homogeneous, Speckled, Nucleolar, Centromere、Golgi とNuMem。各パターンの画 像数は347枚から約1660枚まで、Positiveサブ セットは6155枚で、Intermediateサブセッ トは7451枚がある。まず、Positiveと Intermediateサブセットからそれぞれのパ ターンから50枚の細胞画像をランダムに取 り、各画像の全画素を中心に7*7の局所 パッチを抽出し、トレーニングサンプルと してSAEとResidual SAEモデルを学習す る。Positiveサブセットから学習された SAEの重みパラメターW1を可視化したも のは図3(a)に示す。またSAEとResidual SAEの再構成誤差はそれぞれ図3(b)と(c)に 示す。図3からResidual SAEの再構成誤差 はSAEの23.35から3.70まで減少させたこ とが示した。

任意な画像からの局所パッチ群を学習さ れたSAEとResidual SAEモデルに入れ、ス パース係数ベクトルを求める。また、SAE とResidual SAEの係数ベクトルをそれぞ れプーリングすることで、画像の表現特徴 をとする。また、分類器は線形SVM を用 い、PositiveとIntermediateサブセットの 画像パターンを認識する。Positiveと Intermediateサブセットにおいて各パター ンからそれぞれ50、100、150、200、300 枚画像(Tnumで示す)をランダムに選んで トレーニングデータをとし、残たのはテス ト画像をする。各実験は10回を行い、平均 認識精度を求め、図4に示す。図4から、SAE を用いて得られたコードブックモデルの統 計量はある程度の認識精度を得られ、また、 Residual SAEを加えることで更なる認識 精度の向上を検証した。



(a) Positive Intensity



(b) Intermediate Intensity
 図 4 SAE と Residual SAE を用
 いた HEp-2 細胞の認識結果

4. 結論

本稿では画像表現によく用いられる Codebookモデル法において高速且つ高精度 の再構成するためSAEを取り入れ、局所記述 子をコーディングし、画像に渡りプーリン グすることで画像を表現する特徴抽出法を 提案した。更に、SAEで局所記述子を表現し きれない残差に対して新たなResidual SAEを提案した。複数層のResidual SAEを を用いること入力データの完全再構成を期 待できる。提案した手法はHEp-2画像へのパ ターン認識実験を行い、その有効性を検証 した。

謝辞

本研究は文部科学省研究補助金基盤 研究(C)(15K00253)と国立情報学 研究所公募研究の助成を受けたものです。

利益相反の有無

なし

文 献

- [1] R. Hiemann and N. Hilger and U. Sack and M. Weigert, Objective quality evaluation of fluorescence images to optimize automatic image acquisition, Cytometry Part A, vol.69, No. 3, pp:182-184, 2006.
- [2] P. Foggia, G. Percannella, P. Soda, and M. Vento. Benchmarking hep-2 cells classification methods. IEEE Transaction on Medical Imaging, 2013
- [3] R. Nosaka and K. Fukui, "Hep-2 cell classification using rotation invariant co-occurrence among local binary patterns," *Pattern Recognit.*, vol. 47, pp. 2428–2436, 2013.
- [4] R. Nosaka, C. H. Suryanto, and K. Fukui, "Rotation invariant cooccurrence among adjacent LBPs," Int. Workshop Comput. Vis. Local Binary Pattern Variants (LBP2012), Part I, LNCS 7728, pp. 15-25, 2012.
- [5] P. Perner, H. Perner, and B. Muller, "Mining knowledge for hep-2 cell image classification," J. Artif. Intell. Med.,

vol. 26, pp. 161-173, 2002.

- [6] M. Pietikinen, A. Hadid, G. Zhao, and T. Ahonen, Computer Vision Using Local Binary Patterns. New York, NY, USA: Springer-Verlag, 2011.
- [7] V. K. Pothos, C. Theoharatos, E. Zygouris, and G. Economou, "Distributional-based texture classification using non-parametric statistics," *Pattern Anal. Appl.*, vol. 2, pp. 117–129, 2008.
- [8] X. Qi, R. Xiao, L. Zhang, and J. Guo, "Pairwise rotation invariant cooccurrence local binary pattern," in *Proc. 12th Eur. Conf. Comput. Vis.*, 2012, pp. 158–171.
- [9] A. Rigon, P. Soda, D. Zennaro, G. Iannello, and A. Afeltra, "Indirect immunofluorescence in autoimmune diseases: Assessment of digital images for diagnostic purpose," *Cytometry B (Clin. Cytometry)*, vol. 72, no. 3, pp. 472–477, 2007.
- [10] S. Lazebnik, C. Schmid, J. Ponce, Web Caching and Replication, "Beyond bags of features: Spatial pyramid matching for recognizing natural scene categories", CVPR, 2006.
- [11] Y. Bengio, "Learning deep architectures for ai," *Foundations and trends* R *in Machine Learning*, vol. 2, no. 1, pp. 1–127, 2009.
- [12] A. Ng, "Sparse autoencoder," CS294A Lecture notes, p. 72, 2011.

4時相CT画像を用いたLI-RADSに基づく肝癌のコンピュ

ータ支援診断

山本 颯斗*1 木戸 尚治*1 平野 靖*1

田辺 昌寛*2 清水 昭伸*3金 亨燮*4

要旨

肝癌は肝臓に発生する腫瘍の一つで、診断には4時相 CT 画像が有用である. 肝癌の診断基準を統一す るために LI-RADS というガイドラインが作られている. 肝癌のリスクがある患者の4時相 CT 画像に対し て LI-RADS を適用することで、肝癌である可能性を低悪性度の LR-1 から高悪性度の LR-5 の 5 クラスに分 類している. しかしながら、LI-RADS に基づく分類は医師の経験や主観に左右されることが多く、医師に よって分類結果に差が生じるという問題がある. そこで本研究では、コンピュータによる LI-RADS に基づ いた肝癌の確信度の分類を定量的に行うことを目的とする.まず,4時相 CT 画像から肝腫瘤領域を抽出し、 得られた肝腫瘤領域に対し、早期濃染、最大径、Washout、Capsule の 4 項目を使用して LI-RADS に基づい た分類を行った. 本手法を、山口大学医学部附属病院で撮影された4時相 CT 画像に適用し、医師により 分類したものとの診断結果と比較を行い一致率 79.2%という良好な結果を得た.

キーワード:CT, 医用画像処理, コンピュータ支援診断, 肝癌

1. はじめに

肝癌は肝臓にできる腫瘍の一つであり, 一般的に,約95%が肝細胞癌である[1][2].肝 癌の検査として造影剤を用いた4時相のX線 CT 画像を撮影する.医師はこの4時相のCT 画像から肝癌と肝臓の造影剤の濃淡パターン の違いにより診断を行う.[3]しかし,肝癌の 画像特徴に基づいた診断には明確な基準が存 在しなかった.そこで,診断基準を統一する ために2011年にACR (American College of Radiology)の肝臓読影専門の診断医の委員会

*1 山口大学大学院創成科学研究科電気 電子情報系専攻

〔〒755-8611 宇部市常盤台 2-16-1〕
e-mail: <u>g103vg@yamaguchi-u.ac.jp</u>
*2 山口大学大学院医学系研究科
*3 東京農工大学大学院工学府

*4 九州工業大学大学院工学府

投稿受付: 2017年5月15日

によって LI-RADS というガイドラインが作 られた[3]. 肝癌のリスクがある患者の,4時 相の CT 画像に対して LI-RADS を適用し,診 断結果が LR-5 に近づくほど肝癌の可能性が 高いと判断される[4].しかし,問題点として, 肝癌の画像特徴の分類は医師の経験や主観に 左右されるため,LI-RADS による分類結果も 医師によってばらつきが生じるという点が挙 げられる[5].

そこで本研究では、医師による分類結果のばらつきを軽減するために、コンピュータによる LI-RADS に基づいた肝癌の分類を定量的に行うことを目的とした.

本研究では、4 時相の CT 画像から肝癌領 域を抽出し、抽出された肝癌領域に対し、 LI-RADS のうち、早期濃染、最大径、Washout, Capsule の 4 つの肝癌の画像特徴を基に分類 を行い、悪性度が高い LR-3 から LR-5 の 3 ク ラスの分類を行った.

2. 提案手法

本研究では、LI-RADSで用いられる、早期濃 染の有無,肝癌領域の最大径,Washout,Capsule, の4つの画像特徴を分類し、その結果を基に LI-RADSを用いた肝癌の分類を試みた.図1に本 手法のフローチャートとその手法の詳細を述 べる.



図1 提案手法のフローチャート

1) 動脈相の肝癌抽出

4 時相の CT 画像のうち, 肝癌が最も明瞭 に造影されている画像の動脈相に対し, 清水 らのグラフカット法を用いた半自動肝腫瘤領 域抽出を行った. [6]

まず,手動で肝癌領域と肝癌周辺の肝臓領 域を 2~3 スライス程度マークし正解データ を作成する.作成した正解データを用いてグ ラフカット法により肝癌領域を抽出する.そ の後,症例によって肝癌が過抽出された場合, ラベリング処理やモルフォロジー処理を行い 過抽出領域を除去する.得られた肝癌領域を 図2に示す.



図 2 グラフカット法を用いた肝癌抽出結果

2) 他の相にレジストレーション

動脈相を他の3時相に合わせるためにまず, アフィン変換を行い, グローバルマッチング を行った後, FFD を行い, ローカルマッチン グを行う.これらの変形で得られた変形パラ メータを用いて動脈相の肝癌領域を他の3時 相にレジストレーションをする.画像の類似 度は正規化相互情報量より求めた.

3) 肝癌の4つの特徴の分類

3.1)最大径の測定

まず,肝癌の最大径を求めた.得られた動 脈相の肝癌領域に縮小処理を用い,取り除か れた領域を肝癌の辺縁領域とした.得られた 辺縁領域の2点間の座標のユークリッド距離 を求め,これを辺縁領域の全座標で行い,最 大値を求めた.最大値にスペーシングサイズ を掛け,肝癌領域の最大径を3次元的に求め た.

次に早期濃染,Washout,Capsuleの有無を 求めるために4時相の肝癌と肝癌の周辺領域 のCT値を求めた.単純CTの肝癌の平均CT 値を C_p ,肝癌の周辺領域のCT値を H_p ,動 脈相の肝癌の平均CT値を C_A ,肝癌の周辺領 域のCT値を H_A ,門脈相の肝癌の平均CT値 を C_V ,肝癌の周辺領域のCT値を H_V ,平衡 相の肝癌の平均CT値を C_D ,肝癌の周辺領 域のCT値を H_D とした.また肝癌領域の周 辺の肝臓領域は肝癌領域に膨張処理と閾値処 理を適応することにより抽出した.得られた 肝癌の周辺の肝臓領域を図3に示す.



図3 周辺領域の抽出結果

3.2)早期濃染の分類

早期濃染の分類を行うために,動脈相の肝 癌領域**S**_Aに対する画素の CT 値を**S**_A(x)とし, 下の式を満たす領域*a*を求めた.

$$a = \begin{cases} 1, |S_A(x) > h_A \cap S_A(x) > C_P \\ 0, |otherwise \end{cases}$$

求めた領域 a を早期濃染領域とし, 肝癌領 域に対する早期濃染領域の割合を求める.こ の早期濃染領域の割合に固定閾値法を用いて 早期濃染の有無を調べた. 閾値は試行錯誤的 に 40%とした.

3.3)Washout の分類

Washout の分類を行うために、門脈相の肝 癌領域 S_V に対する画素の CT 値を $S_V(x)$ と し、下の式を満たす領域 w_1 を求めた.

$$w_{1} = \begin{cases} 1 \mid S_{V}(x) < h_{v} \cap S_{V}(x) < C_{A} \\ 0 \mid otherwise \end{cases}$$

次に平衡相の肝癌領域 S_D に対する画素の CT 値を $S_D(x)$ とし、下の式を満たす領域 w_2 を求めた.

$$w_{2} = \begin{cases} 1 \mid S_{D}(x) < h_{D} \cap S_{D}(x) < C_{A} \\ 0 \mid otherwise \end{cases}$$

求めた $w_1 \ge w_2$ を Washout 領域とし, 肝癌 領域に対する Washout 領域の割合を求めた. この Washout 領域の割合に固定閾値法を用い て Washout の有無を調べた. 閾値は試行錯誤 的に 10%とした.

3.4)Capsule の分類

Capsule の分類を行うために. 門脈相の肝癌 領域に縮小処理を用いて,外側領域と内側領 域に分割した. 肝癌の外側領域 Out_v に対する 画素のCT 値を $Out_v(x)$, 肝癌の内側領域 In_v に 対する画素のCT 値を $In_v(x)$ として,それぞ れ以下の式を満たす領域 Out'_v , In'_v を求めた.

$$Out_{V}' = \begin{cases} 1, |Out_{V}(x) > h_{V} \\ 0, |otherwise \end{cases}$$
$$In_{V}' = \begin{cases} 1, |In_{V} > h_{V} \\ 0, |otherwise \end{cases}$$

求めた**Out**[']_v, *In*[']_vを Capsule 領域とし, 肝癌 領域の外側領域と内側領域に対する Capsule 領域の割合を求め,外側領域の Capsule 領域 の割合が内側領域の Capsule 領域の割合より 大きい症例に対して固定閾値法を用いて Capsule の有無を調べた. 閾値は試行錯誤的に 35%とした. 同様の処理を平衡相でも行い, 門脈相または平衡相で Capsule があるとされ た症例を Capsule であると分類した.

得られた4つの特徴の分類結果を元に,肝 癌をLI-RADSの表に基づき分類を行った.用 いたLI-RADSの分類を図4に示す.

		早期濃染が無い		Ę	早期濃染がある	
最大径(mm)		< 20	≥ 20	< 10	10-19	≥ 20
[0個	LR-3	LR-3	LR-3	LR-3	LR-4
Washout Cansule	1個	LR-3	LR-4	LR-4	LR-4	LR-5
• Capsule	2個	LR-4	LR-4	LR-4	LR-5	LR-5

図 4 LI-RADS

3. 実験

1) 対象データ

実験では、山口大学医学部附属病院で撮影 された肝癌の存在する腹部 X 線 CT 画像 15 症例である. 症例の中には複数の腫瘤を持つ ものもあり,計 24 病変を分類対象とした.対 象とした CT 画像の詳細を以下に示す.

- ·性別:男11名女4名
- ・年齢:75±5.7歳
- ・画像サイズ:512×512[pixels]
- ・スライス厚:0.1[mm]
- ・スライス枚数:293~1034枚
- 2) 評価方法

医師による肝癌の4つの特徴の分類結果及 びその結果を基に LI-RADS を用いた肝癌の 分類結果と,提案手法による肝癌の4つの特 徴の分類結果及びその結果を基に LI-RADS を用いた肝癌の分類結果を比較した.評価に 使用する正答率は以下の式で表される.

4. 結果

最大径の測定結果を図5のようになり,全症例の正答率は 83.3% となった.

	コンピュータの測定結果				
医		< 10(mm)	10~19(<i>mm</i>)	$\geq 20(mm)$	正答率
類に	< 10(<i>mm</i>)	6	1	0	85.7%
福 よ ス	10~19(mm)	1	6	2	66.7%
分	$\geq 20(mm)$	0	0	8	100%

図5 最大径の測定結果

早期濃染の分類結果は図 6 のようになった. *E*(+)は早期濃染が有ることを示し, *E*(-)は 早期濃染が無いことを示す.全症例の正答率 は 100.0%となった.

	コンピュータによる分類結果				
分医瓶		E(+)	E(-)	正答率	
短呼に	E(+)	22	0	100%	
来よる	E(-)	0	2	100%	

図6 早期濃染の分類結果

Washoutの分類結果は図7のようになった. W(+)はWashoutが有ることを示し、W(-)はWashoutが無いことを示す.全症例の正答率は88.3%となった.

	コンピュータによる分類結果				
分医		W(+)	W(-)	正答率	
規門に出	W(+)	15	2	88.2%	
未よ る	W(-)	2	5	71.4%	

図7 Washout の分類結果

Capsule の分類結果を図 9 のようになり, *C*(+)は Capsule が有ることを示し, *C*(-)は Capsule が無いことを示す. 全症例の正答率は 88.3%となった.

	コンピュータによる分類結果				
分医		C(+)	C(-)	正答率	
ねに	C(+)	2	3	40.0%	
末よる	C(-)	1	18	94.7%	

図 8 Capsule の分類結果

また,これらの肝癌の特徴の分類結果を 用いて,LI-RADSに基づいた肝癌の分類結果 を図9に示す.全症例の正答率は79.2%とな った.

	コンピュータによる分類結果				
分医		LR-3	LR-4	LR-5	正答率
類師結に	LR-3	6	3	0	66.7%
果よろ	LR-4	0	4	1	80.0%
	LR-5	0	1	9	90.0%

図9 LI-RADS の分類結果

5. 考察

本研究では、4 時相 CT 画像を用いて、 LI-RADS に基づく肝癌をLR-3 からLR-5の3 段階分類する手法を提案した.LI-RADSの分 類結果は 79.2%の正答率を得ることができた が、24 病変中、5 病変に対して誤識別となっ た.これは4つの肝癌の特徴の分類で誤分類 が起きたからであると考えられるが、これら の誤分類の大きな原因として、分類に用いた 肝癌と周辺領域の CT 値の差だけでは.分類 の精度が低い肝癌の特徴があるからだと考え られる.早期濃染の分類では CT 値の差を用 いての分類が有用であったが Washout, Capsuleの分類では CT 値の差では誤分類が起 きた.Washout 領域の割合を図 10 に示す.ま た赤でプロットされた症例は医師の分類によ り,Washout があると分類された症例であり, 青でプロットされた症例は医師の分類により, Washout が無いと分類された症例を示す.ま た提案手法で設定した閾値 10%を緑の横線で 示す.



図 10 Washout 領域の割合

図から、実際には Washout が有るが閾値より 低い症例や、実際には Washout が無いが閾値 より高い症例が存在した.また Washout 領域 の割合が閾値 10%付近である症例が多く存在 した.そのためさらに多くの画像特徴を求め、 それらの特徴量も用いて分類を行うことが今 後の課題であると言える.

6. まとめ

本稿では、4 時相 CT 画像を用いた LI-RADS に基づく肝癌の分類を行うために 肝癌と周辺領域を抽出し、これらの領域の CT 値の差を求め、識別を行うことを提案した. その結果、早期濃染の分類を高い精度で行う ことができたが、Washout、Capsule で誤分類 が起き、LI-RADS に基づいた肝癌の分類にも 誤分類が起きた. 今後の課題として、特徴量 を増やし、識別率を上げることが挙げられる.

7. 謝辞

本研究は日本学術振興会科学研究費補助 金新学術領域研究(26108009)による支援を受 けた.

利益相反の有無

無し.

文 献

[1] 独立行政法人国立がん研究センターが ん対策情報センター. 肝細胞がん 受診か ら診断,治療,経過観察の流れ. pp.2-4

[2] 香田渉,蒲田敏文,他."肝細胞癌"
 臨床画像 7 月号,メジカルビュー社,
 pp.27

[3] 日本医用画像工学会. 医用画像 工学ハンドブック. pp.567

[4] LI-RADS v2014

https://nrdr.acr.org/lirads/

[5] Matthew S. Davenport,MD, ShokoufehKhalatbari,MS, Peter S.C.Liu,MD, et al.:Repeatability of Diagnostic Features andScoring Systems for Hepatocellular CarcinomabyUsingMRImaging.radiology.rsna.org.Radiology:Volume272:Number 1-july 2014

 [6] 関ロ博之,清水昭伸,富士本晃司,他.
 "ブースティングとグラフカットを用いた 胸部 CT 像からの GGO 結節の抽出手法", MEDICAL IMAGING TECHNOLOGY Vol.30 No.4 September 2012

Computer-aided diagnosis for hepatic cancer based on LI-RADS

using 4-phase dynamic CT images

Hayato YAMAMOTO^{*1}, Shoji KIDO^{*1}, Yasushi HIRANO^{*1,} Masahiro TANABE^{*2}, Akinobu SHIMIZU^{*3} KIM Hyoung seop^{*4}

*1 Graduate School of Sciences and Technology for Innovation, Yamaguchi University*2 Graduate School of Medicine, Yamaguchi University

*3 Graduate School of Sciences and Technology for Innovation, Tokyo University of Agriculture and Technology
 *4 Graduate School of Engineering, Kyushu Institute of Techology

Hepatic cancer is one of the tumors occurring in the liver, and 4-phase dynamic CT images are useful for diagnosis. In order to improve the diagnostic criteria, the guideline called LI-RADS is detemined.LI-RADS is applied to the 4-phase dynamic CT images of patients with risk of hepatic cancers.

However, classification based on LI-RADS depends on the experience and subjectivity of the radiologists, so there is a problem that classifications of doctors are different.

Therefore, in this study, we aim to quantitatively classify hepatic cancers based on LI-RADS by computers.

At first, we extracted hepatic cancer regions from the 4-phase dynamic CT images, and next we used the four features "Enhancement in the arterial phase", "maximum diameter", "Washout", and "Capsule" to classify hepatic cancers based on LI-RADS.As a result, average classification rate based on radiologists is 79.2%. The results showed the effectiveness of the proposed method.

Key words: CT, LI-RADS, computer-aided diagnosis, hepatic cancer

MRI 肝臓造影検査における 2D フルオロ画像の自動位置

決めに関する検討

後藤 隆男*1 荒木 未来*1 尾崎 正則*1 浅野 健二*1

要旨

MRI 肝臓造影検査においては、大動脈を通る 2D 画像をリアルタイムで観測し、ボーラスの到達 を目視によって確認しながら撮像を開始する手法がある(フルオロトリガー法). この手法にお いては、大動脈を通る 2D 画像を位置決めする作業に時間がかかり、経験を必要とする. よって、 オペレータワークフローについて改善の余地があるといえる. 我々は今回この 2D 画像を自動で 設定する手法を提案する. 通常検査の冒頭で収集される 2D スカウト画像中のアキシャル画像を 解析に用いた. アキシャル画像は部位毎に 6 つに分類され、対応する大動脈の存在確率を示すア トラスを作成した. 大動脈の検出には Hough Forest と Random Forest を組み合わせて適用した. 40 例のデータセットに適用し、その結果、大動脈の検出能は約 96%、2D 画像は良好な描出を得 た.

キーワード: MRI 造影検査,オペレータワークフロー、フルオロトリガー、Hough forest, Random forest

1. はじめに

MRI 肝臓造影検査においては, 肝特異性造影 剤(Gd-EOB-DTPA)を用いた検査が肝腫瘍性病 変の診断に有効であり, 広く普及している[1]. しかし, この検査では, ボーラス投与後の画像 化するタイミングを正確に捉えないと造影剤 の特徴を反映した画像を良好に描出すること はできない. このような造影剤の到達をリアル

*1 GE ヘルスケアジャパン株式会社技術本 部 MR 技術部

〔〒191-8503 日野市旭が丘 4-7-127〕 e-mail: Takao.Goto@ge.com

タイムで知る方法として、SmartPrep 法[2]とフ ルオロトリガー法[3]と呼ばれる2つの手法があ る. これまで我々は SmartPrep 法に関してオペ レータワークフローを改善する手法を提案し てきた[4,5]. 一方、フルオロトリガー法におい てはボーラスの到達を目視で確認するため(Fig. 1)、大動脈を通る 2D 画像を位置決めする作業 が必要である.この作業には慣れたオペレータ でも40秒~1分の時間を要し、オペレータワー クフローについて改善の余地があるといえる. 我々は今回この 2D 画像(フルオロ画像) を自 動で設定する手法を提案する.フルオロ画像で は大動脈を通る画像を設定する必要があり、既 に提案した SmartPrep 法で使うトラッカーの自 動位置決めと同様に大動脈の位置を検出する 必要がる.先の大動脈検出では、腹部の広い範 囲を通る大動脈を検出するため、アンサンブル 学習法の一つである AdaBoost 識別器を用いた



Fig. 1 Time changes of fluoro trigger image

[6]. 本手法では、さらに識別能力を上げるため、 識別対象の周りの情報を使う Hough Forest と呼 ばれる手法を用い[7]、最終段には Random Forest[8]を適用して大動脈の中心位置を特定し た. なお、大動脈の検出に用いた画像は、通常、 検査の冒頭に取得されるスカウト画像であり、 全体の検査時間が延びることはない.

2. 方法

2.1 フルオロ画像の自動位置決め方法

Fig.2に本手法のフローチャートを示す. 解析

に用いるスカウト画像は、 SSFSE (Single Shot Fast Spin Echo) シーケンスを使って撮 像され、7~10枚のアキシャル 画像を得る. プロトコルは、 TR/TE = 1100/80 ms、スライス 厚 8 mm、スライス間隔 5 mm、 FOV 480 mm × 480 mm、再構 成マトリクス 512 × 512 で

ある.画像の感度補正は行っておらず、撮像は 自由呼吸下で行われた.

本手法の基本的な考え方は先の方法[4,5]と同 じであり、初めに脳脊髄液(Cerebral Spinal Fluid, 以下 CSF)の位置を検出した後、CSF を中心 にしてアキシャル画像の一番上側(Superior side) から大動脈を半時計周りでシーケンシャルに 検出していく(Fig.2 中、Pipeline detection). 今 回は回転する 64 × 64 のサブウインドウを設 定し、その中で Hough Forest の 28 × 28 のパ ッチを 50 個ランダムに置いた. パッチ画像か ら Hough Forest のアルゴリズムを通して最も大



Fig. 2 Flow chart of automated prescription of fluoro image

動脈が存在しそうな位置に各パッチが投票す る.得られた Hough Map の最大値を大動脈の位 置とする.ここで、パッチ画像の特徴量はHoG、 ピクセル値、一次微分、二次微分の画像とした. 大動脈の中心位置を正確にするため、Hough Map から得られた大動脈の位置を初期位置と して、さらに Random Forest で大動脈中心位置 を検出する.中心位置の探索範囲は、11 × 11 ピクセル領域であり、検出のためのサブウィン ドウサイズは、28 × 28 である. 最後に、得ら れた大動脈の位置をアキシャル面に投影して 直線でフィッティングしてフルオロ画像の面 を決定する (Fig. 2 中、Oblique Plane). ここで、 フィッティングには主成分分析の手法を使い、 Oblique Plane の線は、得られた第一主成分に相 当する.なお、以前の方法[4,5]と同様に大動脈 は血液の信号を呈する明るい大動脈(bright aorta)と血液の信号が消失する暗い大動脈(dark aorta)の2つに最終的に識別される.明るい大 動脈は、暗い大動脈に比べると検出誤差が大き いのでフィッティングの際には明るい大動脈 に暗い大動脈の半分の重みを加えた.

肝臓検査で使用するスカウト画像は、腹部全体を示す必要があり、様々な器官や組織の中から大動脈を検出する必要がある.このような条件下で正確に大動脈の位置を掲出するため、アキシャル画像は、その解剖を元に6つに分類され、その内4種類に対して大動脈の存在範囲を示す確率アトラスを新たに作成し、Hough Mapに適用した.Fig.2中、Cass2~5がアトラスを適用した画像であり、Class1,6がアトラスを適用した。す動脈の検出対象画像から外した. Class1は肩の部分が入っており、CSFの検出が難しいのと、Class6では肝臓の位置より更に下で、下肢の血管が複数入り、誤検出(False Positive)を起こし易い.実際、フルオロ画像でこの位置を観測対象とすることはない.

2.2 評価方法

各識別器は、交差検定法により学習サンプル を使って十分な性能が得られることを確認し た後に、実際の Fig. 2 のフローに組み込んだ. Table 1 は各識別器が学習したサンプル数を表 している.ここで、Hough Forest のサンプル数 は、64 × 64 のサブウインドウの数に相当する.

大動脈の検出性能は、大動脈中心(Ground Truth)と実際の検出中心とのユークリッド距離で評価した. GT は、MRI のアプリケーション スペシャリストと MRI 画像処理に従事したことのある技術者の2名で決定した.

アルゴリズムが算出したフルオロ画像の設定 パラメーターが正しいかどうかは、同じ披験者 から取得した 3 次元造影画像(T1 強調 Fast Spoiled Gradient echo)をリフォーマットし、2 次 元画像を得て大動脈の描出能から判断した.

本研究においては,倫理委員会の承認の後、 個々にインフォームドコンセントを得て、40人 の被験者についてフルオロ画像自動位置決め の評価を行った.被験者の年齢構成は、平均67.7 歳、最少27歳、最大85歳であった.

	Positive samples	Negative samples
Classification for axial images	556	
Hough Forest	453	910
Random Forest	709	1179

Table 1 Number of training samples

3. 結果

大動脈の検出精度を Table 2 に示す.前回同様、bright aorta の検出誤差が平均と標準偏差で1.5 倍ほど dark aorta の検出誤差より大きい.全体的には、検出位置が円形の大動脈から外れた

	Error [mm]
Mean of dark aorta	2.16
Standard deviation of dark aorta	2.33
Absolute maximum of dark aorta	19.1
Mean of bright aorta	3.34
Standard deviation of bright aorta	3.43
Absolute maximum of bright aorta	19.2

 Table 2 Detection error of aorta



Fig. 3 Oblique images reformatted by manual (a, c) and based on the computation results of the algorithm (b, d).

のは全体の 4~5%であり、Table 2 より、最大 19.2 mm であった.

Fig.3は、3次元の造影画像から得られた大動 脈を横切る 2D 画像を求めたものである.Fig.3 中、a,c はマニュアルにて3次元画像をリフォー マットして 2D 画像を得たもので、b,d はアルゴ リズムが算出した 2D 画像の設定パラメータを 元にリフォーマットしたものである.また図中 のクロスマークはアルゴリズムがスカウト画 像上で検出した大動脈の位置をプロットした ものである.a,b は結果がよく一致しているが、 c,d については、d において、上部大動脈の描出 能がよくない.大動脈の位置を外している点が 2 箇所確認できる.

4. 考察

大動脈の検出誤差については、次の2つの原因 があった.一つは大動脈近くに存在する食道を大 動脈として誤検出したこと.もう一つは、Fig.4のフ ルオロ画像に見られるように、大動脈が途中で屈 曲して変形している場合、屈曲部は円形の断面を 呈していないことから検出できかかったケースであ る.今回学習サンプルとしたデータセットは、殆どが



Fig. 4 Deformation of aorta

健常ボランティアから抽出したもので、変形 した大動脈のサンプルは含まれなかった. 今後、屈曲した画像などを学習サンプルに 取り込み改善を計りたい.

フルオロ画像の断面でうまく大動脈が検 出できなかったのは、元々の大動脈の検 出位置に誤りがあったこと(Fig. 3d)に加え て次の3つの要因がある.一つは、アルゴ リズムが解析したスカウト画像を撮像した後、 3Dの造影画像を撮像するまでに、10~15 分間他のシーケンスによる撮像をしていた ため、披験者がその間に動いてしまったこ

とがある. 大動脈の径は 10~15 mm なので、10 mm でも全体的にずれると適切なフルオロ画像は得ら れなくなる. もう一つは、大動脈の位置が Fig. 2 の ように反時計周りに回転するように存在するのでは なく、ある狭い範囲に集中して存在する場合である. この場合、直線でフィッティングする際、少しのずれ が角度を変えてしまうことになる.最後に、今回解 析したスカウト画像は、披験者の体躯に合わせて 肝臓全体を撮像したのではなく、ガントリー中心か ら上下 (Superior/Inferior) に等間隔でアキシャル 画像を撮像したため、披験者によっては特に下側 (Inferior)の大動脈位置の情報が足りず、上側の 大動脈を主に横切る 2D 画像となる場合があった. 勿論、フルオロ画像として下側の大動脈は必ずしも 必要でないならば問題とならない. 今後実際の臨 床の場での評価が必要であると考えられる.

なお、今回は腹部大動脈をターゲットにしたフル オロ画像を自動設定することを試みたが、肝臓以 外では、大動脈弓部を主に観測するケースもある. そのような場合についても今後検討していく予定で ある.

5. まとめ

MRI 肝臓造影検査で用いられるフルオロトリガ ー法において、大動脈を通る2Dフルオロ画像を自 動で位置決めする手法を提案した.通常検査の冒 頭で収集される 2D スカウト画像中のアキシャル画 像を解析に用い、大動脈の検出には Hough Forest と Random Forest を組み合わせて適用した.40 例 のデータセットに適用し、フルオロ画像は良好な描 出を示した.

利益相反の有無

利益相反有り。著者らは全て GE ヘルスケアジ ャパン株式会社の社員である。

文 献

- [1] Brismar TB, Dahlstrom N, Edsborg N, Persson A, Smedby O, Albiin N: Liver vessel enhancement by Gd-BOPTA and Gd-EOBDTPA: a comparison in healthy volunteers. Acta Radiol. 50:709–715, 2009
- Ho VB, Foo TK: Optimization of gadoliniumenhanced magnetic resonance angiography using an automated bolus-detection algorithm (MR SmartPrep). Invest Radiol. 33:515–523, 1998
- [3] Alan HW, Stephan JR, et al: Fluoroscopically triggered contrast-enhanced three-dimensional

MR angiography with elliptical centric view order: application to the renal arteries. Radiology **205**: 137-146, 1997

- [4] 後藤隆男, 椛沢宏之: MRI 肝臓スキャンに おける SmartPrep Tracker の位置きめの自動 化の検討. Med Imag Tech **31**:105-112, 2013
- [5] Goto T, Kabasawa H: Robust automated bolus tracker positioning for MRI liver scans. Magn Reson Imag 33: 63-71, 2015
- [6] Freund Y, Schapire RE: A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting. Journal of Computer and System Sciences 55: 119-139, 1997
- [7] Gall J, Yao A, et al: Hough forests for object detection, tracking, and action recognition. IEEE trans PAMI 33:2188-2202, 2011
- [8] Breiman L: Random Forests. Machine Learning 45: 5-32, 2011

Evaluation of automated slice positioning for 2D fluoroscopic image in

DCE-MRI liver scans

Takao Goto*1, Miki Araki*1, Masanori Ozaki*1, Kenji Asano*1

*1 MR Engineering, GE Healthcare Japan, Ltd.

In dynamic enhanced-contrast MRI, fluoro-trigger method is used to start the scan triggered by the arrival of the bolus monitoring the flow of contrast agent visually in real time. It is a troublesome and time-consuming task to prescribe such a two-dimensional image (fluoro-image) crossing through abdominal aorta, resulting in the need of skillful operation. Thus, there is an opportunity to improve operator workflow. We proposed a new method to prescribe the fluoro-image automatically. Several axial images acquired in usual scout scan were analyzed and classified into 6 classes by the anatomy. Corresponding atlases showing the existence probability of the aorta location is used to restrict the area searching the aorta. To detect the location of the aorta, combination of hough forest and random forest classifiers were applied. Testing 40 patient datasets, we obtained 96 % accuracy of the aorta detection and sufficient delineation of the fluoro-image.

Key words: DCE-MRI, Operator workflow, Fluoro-trigger, Hough forest, Random forest

テンプレート(全ての原稿の種類に共通) Ver. 2.1 (2017.3.21 改訂)

形状特徴を用いた肝線維化の状態進行度推定

森口 和也*1 大竹 義人*1 堀 雅敏*2 岡田 俊之*3

今井 康陽*4 大城 幸雄*3 富山 憲幸*2 佐藤 嘉伸*1

要旨

現在,従来の診断方法である侵襲的な肝生検に代わる,非侵襲的な診断手法の確立が求められている.肝 線維化は進行に伴い右葉が萎縮,左葉が肥大することが解剖学的に知られており,肝臓形状を用いた線維 化ステージの推定が実現可能と思われる.本研究では MR 画像から抽出した肝臓形状を入力とする識別器 を構築し,PLS 回帰によって線維化ステージを推定する手法を提案する.また,肝臓形状・血液検査情報・ 弾性率を統合し,線維化ステージ推定を行った.実験では,血液検査情報と弾性率の組み合わせが相関係 数 0.87,標準誤差 0.55 と最も良い結果となった.肝臓形状を用いた推定は,直接的な情報である弾性率に 推定制度は及ばなかったものの,既に線維化との関係づけが確立している血液と大きく変わらない精度で ステージ推定が可能なことが示された.

キーワード: 肝線維化, 状態進行度推定, 情報統合, 統計形状モデル

1. はじめに

肝線維化とは線維化し硬くなった肝臓組織が 蓄積する状態であり,慢性肝障害を持つ患者に おいて発症する.線維化が進行すると肝硬変や 肝癌に進行するため,早期での発見が重要とな る.肝線維化の診断方法は三つに大別される.

*1 奈良先端科学技術大学院大学情報科 学研究科 [〒630-0192 奈良県生駒市高山町 8916-5] e-mail: yoshi@is.naist.jp *2 大阪大学大学院医学系研究科 [〒565-0871 大阪府吹田市山田丘 2] *3 筑波大学医療医学系 [〒305-8575 茨城県つくば市天王台 1-1-1] *4 市立池田病院消化器内科 [〒563-8510 大阪府池田市城南 3 丁目 1 番 18 号] 投稿受付: 2017 年 5 月 15 日

第一に現在確定診断として広く用いられる肝 生検があげられる.しかし、肝生検は肝臓に針 を穿刺する侵襲的な方法であり,まれに合併症 を併発する危険性がある.また,針生検で得ら れる肝細胞は極めて小さくサンプリングエラ ーが生じるなどの問題点が指摘され肝生検に 代わる非侵襲的な診断手法が求められている. 第二に血液生化学検査があげられ、複数の血液 情報を組み合わせた線維化の指標を構築する 等の研究が盛んである[1]. 第三に画像診断があ げられる. 肝線維化が進行すると右葉萎縮, 左 葉が肥大などの形態的所見により, CT や MRI による診断が試みられている.また,肝臓の弾 性率を測定し肝の硬さを測定が可能な MR エラ ストグラフィ(MRE)での診断も多く行われてい る. これらの形状[2][3],血液[1][4],弾性率[5] の個々を用いた肝線維化の分類やステージ推 定は既に行われているが,これらを組み合わせ たステージ推定はこれまで報告されていない. 本研究では,形状・血液・弾性率を組み合わ せた, 複数モダリティの肝線維化の線維化ステ ージの推定を行った[6]. 統合後のパラメータを

入力とした PLS 回帰による線維化ステージ推 定を行った. 主成分分析ではパラメータの分散 が最大になるように,主成分を算出しているが, 線維化ステージを考慮していないため、主成分 が線維化ステージの推定に寄与するとは限ら ない.対して、PLS 回帰は主成分分析とは異な り、線維化ステージを考慮しており、主成分回 帰に対して,ステージ推定に有用な次元削減が 可能である. PLS 回帰を用いて, 肝機能を評価 する Child Pugh スコアを推定する研究も報告さ れている[7]が, Child Pugh スコア最も軽度なス テージA2で2年生存率90%[8]と重篤な患者を 対象としており,病理での確定診断がついてい る線維化ステージの推定を扱う点、血液・弾性 率との比較統合を検討する点で本研究とは異 なる.

2. データセット

実験には市立池田病院から提供いただいた 53 症例(男性 25 名,女性 28 名 年齢 37~88) の造影 MR 画像,血液検査情報,MRE 弾性率を 用いた.血液検査項目は Tbil, PT, Alb, AST, ALT, γGTP, PLT の 7 項目である.

53 症例は肝生検によってステージを診断され ており,ステージの内訳はF0(正常)7例,F1 が13例,F2が15例,F3が7例,F4(肝硬変)が 11例である.線維化ステージは新犬山分類であ り,ステージの詳細を表1に示す[9].

線維化の程度				
F0	線維化なし			
F1	門脈の線維化性拡大			
F2	線維化性架橋形成			
F3	小葉のひずみを伴う			
	線維架橋形成			
F4	肝硬変			

表1 新犬山分類における線維化ステージ.

3. 手法

1) 形態情報について

形状パラメータの算出方法を説明する.造影 MR 画像から手動で抽出した肝臓形状をポリゴ ンに変換し,症例間で対応付けられた三次元頂 点座標ベクトルを入力として統計形状モデル を構築した.今回の実験で使用した頂点数は 4000 であり,これらの三次元頂点座標ベクトル *x*_i(i=1,2,...,m)と平均座標ベクトル*x*を以下 のように定義する.ただし,mは学習データ数, nを頂点数とする.

$$\mathbf{x}_{i} = \left(x_{i}^{(1)}, y_{i}^{(1)}, z_{i}^{(1)}, \dots, x_{i}^{(n)}, y_{i}^{(n)}, z_{i}^{(n)}\right)^{T} \quad (1)$$
$$\overline{\mathbf{x}} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m} \mathbf{x}_{i} \qquad (2)$$

三次元頂点座標ベクトル x_i 主成分分析を実行し、 固有ベクトル行列を Φ とすると、統計形状モデ ルx(s),形状パラメータ s_i は以下のように表さ れる、

$$\boldsymbol{x}(\boldsymbol{s}) = \boldsymbol{\overline{x}} + \boldsymbol{\Phi}\boldsymbol{s} \tag{3}$$

$$\mathbf{s}_i = \Phi^T (\mathbf{x}_i - \overline{\mathbf{x}}) \tag{4}$$

血液検査・MRE について

血液検査項目は7項目全てを標準化し、血液 パラメータ**b**_iとした.

MRE は MRE 画像における肝臓 ROI の平均 である MRE 弾性率を,弾性パラメータ e_i とした.

3) 各パラメータの統合方法

形状パラメータ s_i ,血液パラメータ b_i ,弾性パ ラメータ e_i は以下のように結合する.

$$\boldsymbol{f}_{\boldsymbol{i}} = \{\boldsymbol{s}_{\boldsymbol{i}}^{T}, \boldsymbol{b}_{\boldsymbol{i}}^{T}, \boldsymbol{e}_{\boldsymbol{i}}^{T}\}$$
(5)

 f_i を入力とし、PLS 回帰による線維化ステージの推定を行った.また、形態情報、血液検査、 MRE の統合による線維化ステージの推定の概要を図1に示した.



図1線維化ステージの推定の概要

3. 実験結果

本研究では症例数の少なさより, F0 と F1 を 統合し F0&1 として, F0&1, F2, F3, F4 の 4 クラスで実験を行った.

1) ステージ別平均形状解析

肝線維化ステージ毎の形態的変化の解析を 行うためにステージ別平均形状解析を行った. この実験はステージ解剖学的に知られている 形態的変化を定量的に評価することを目的と である.肝臓形状の対応付けられた三次元頂点 の平均値をステージ毎に計算し、ポリゴンモデ ルを作成した.作成したポリゴンモデルの対応 付けられた座標毎に距離誤差を計算した. F0& F1 のステージ別平均形状を基準とした場合の F2,F3,F4 平均形状との距離誤差をカラーマップ に当てはめ、ポリゴンに重畳した結果を図2に 示した.図2のポリゴン上で赤く着色されてい る部分は基準である F0&F1 と比較して,肥大し ている部分である.また、青く着色されている 部分は萎縮している部分である. F2,F3,F4 にお いて左葉の縁に肥大が見られ, F2.F3.F4の右葉 上部, F4 では更に右葉の下部にも萎縮が確認で きた.



図2F0&F1を基準とした距離誤差

2) 線維化ステージの推定

各種パラメータ*s_i*, *b_i*, *e_i*の組み合わせを入 力とした PLS 回帰で線維化ステージの推定を 行った. この実験では形状,血液,弾性の3つ のパラメータ,それぞれで線維化ステージの推 定を行い,またパラメータの統合による相補的 な推定精度の向上を目的としている.なお,PLS 回帰の成分数は学習データ内の leave-one-out 交 差検証による平均二乗予測誤定が最小となる ように決定した. 正解と予測結果の相関係数を 計算し,推定の結果と共に図3に示した.推定 結果に対し,ステージ全体及びステージ毎に標 準誤差を計算し,その結果を表2に示した.

統合していない単独パラメータによる推定 は相関係数,全体標準誤差ともに,弾性パラメ ータが相関係数 0.84,標準誤差 0.62 と最も良い 結果となった.ステージ毎の標準誤差では, F0&F1,F2 においては弾性パラメータが最小, F3,F4 においては血液パラメータが最小となっ た.統合したパラメータを含めると,相関係数, 全体標準誤差ともに血液+弾性が相関係数 0.87 標準誤差 0.55 と最も良い結果となった.また, 形状パラメータに着目すると,形状+血液にお いては推定精度の向上が見られた.しかしなが ら,形状+血液,形状+血液+弾性においては, 形状の F0&F1, F2,F4 の標準誤差は統合した弾 性より高く,統合した際に,推定精度を低下す る結果となった.



図3 各パラメータでの線維化ステージ推定

標準誤差 組合せ	F0&F1	F2	F3	F4	全体
形状	0.71	0.80	0.57	0.79	0.89
血液	0.77	0.54	0.47	0.74	0.88
弾性	0.31	0.50	0.71	0.79	0.62
形状+血液	0.64	0.72	0.71	0.72	0.85
形状+弾性	0.55	0.76	0.63	0.69	0.77
血液+弾性	0.44	0.61	0.43	0.58	0.55
形状+血液+弾性	0.54	0.67	0.69	0.65	0.73

表2 ステージ毎の標準誤差

4. 考察とまとめ

ステージ別平均形状解析では小数のデータ を利用した実験であったが、線維化の進行と共 に、左葉が肥大、右葉が萎縮する傾向が確認で きた.今後、実験に使用するデータを増やすこ とで、個人差による平均形状への影響が緩和さ れ、より明瞭な形態的変化が観測できると考え ている.

線維化ステージ推定において相関係数,全体 標準誤差ともに血液+弾性が最も良い結果と なった.これは F0&F1,F2 において推定精度が 高い弾性と,F3,F4 において推定精度が高い血 液が相補的に作用し,ステージ全体の推定精度 が向上したと考えられる.形状パラメータは, 血液との統合を除き,相補的に作用することが できず,線維化の影響を間接的計測した形状パ ラメータは弾性という直接的な計測データに 劣る結果となった.しかし,臨床において繊維 化との関係づけが確立している血液検査と比 較しても,単独での予測精度においては,大き く変わらない線維化ステージの推定が可能だ ということが示された.

今回提案した PLS 回帰は次元削減後に最小 二乗回帰を行っているが,最小二乗回帰に代わ り,入力となるパラメータの高次元空間におけ る最適な超分離平面を算出するサポートベク タマシンを回帰に拡張したサポートベクタ回 帰を用いることで高い汎化性を持ち,線維化ス テージの推定精度が向上できると考えている.

謝辞

本研究は,文科省・科研費,新学術領域・課題 番号 26108004 および基盤 C・課題番号 22591330 の助成を受けた.

利益相反の有無

なし

文 献

[1] S. Islam, L.Antonsson, J. Westin, et al, "Cirrhosis in hepatitis C virus-infected patients can be excluded using an index of standard biochemical serum markers," Scandinavian Journal of Gastroenterology, Vol. 40, No. 7, p p . 8 6 7 - 8 7 2 , 2 0 0 5

- [2] D. P. Mukherjee, K. Higashiura, T. Okada, et al,"Utilizing disease-specific organ shape components disease discrimination: for Application to discrimination of chronic liver disease from CT data," In Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI 2013), Part I, LNCS, Vol. 8149, pp.235-242, Nagoya, Japan, September 2013
- [3] M.Hori, T. Okada, K. Higashiura, et al, "Quantitative Imaging: Quantification of Liver Shape on CT Using the Statistical Shape Model to Evaluate Hepatic Fibrosis," Academic Radiology, Vol. 22, Issue 3, pp.303-309, March 2015
- [4] Z. Jiang, K. Yamauchi, K. Yoshioka, et al, "Support Vector Machine-Based Feature Selection for Classification of Liver Fibrosis Grade in Chronic Hepatitis C," Journal of Medical Systems, Vol.30, Issue 5, pp.389-394, October 2006

- [5] S. K. Venkatesh, G. Wang, S. G. Lim, et al, "Magnetic resonance elastography for the detection and staging of liver fibrosis in chronic hepatitis B," European Radiology, Vol.24, Issue 1, pp.70-78, January 2014
- [6] Y. Masaki, F. Yokota, Y. Otake, et al, Information fusion for computer-aided diagnosis of liver fibrosis, Technical Committee on Medical Imaging, March 2015
- [7] 健山智子, 上谷芽衣, 小原伸哉, et al, "PLS 回帰を用いたステージ予測を含む肝硬変 症支援診断",第35回日本医用画像工学会大 会, July 2016
- [8] D'Amico, Gennaro, Guadalupe, et al, "Natural history and prognostic indicators of survival in cirrhosis: a systematic review of 118 studies", Journal of hepatology 44.1 (2006): 217-231.
- [9]市田文 弘,小俣政男,辻孝夫,et al, "慢性肝炎の肝組織診断基準—新犬山分類",犬山シンポジウム記録刊行会編.中外医学社,東京,1996,183-188

Estimation of liver fibrosis stage using shape feature

Kazuya MORIGUCHI^{*1}, Yoshito OTAKE^{*1}, Masatoshi HORI^{*2}, Toshiyuki OKADA^{*3} Yasuharu IMAI^{*4}, Yukio OSHIRO^{*3}, Noriyuki TOYAMA^{*2}, Yoshinobu SATO^{*1}

*1 Graduate School of Information Science, Nara Institute of Science and Technology
*2 Graduate School of Medicine, Osaka University
*3 Department of Surgery, Faculty of Medicine, University of Tsukuba
*4 Ikeda Municipal Hospital

Liver biopsy is used as gold standard diagnostic method of liver fibrosis. However, it is invasive and has risks of sampling error and complications. Therefore, a noninvasive and safe diagnosis method is required. Since the right lobe of liver becomes atrophied and the left lobe hypertrophies with liver fibrosis progress, estimation of fibrosis stage using liver shape can be expected. In this study, we built a linear regression model using shape feature from MR images and report the liber fibrosis stage estimation method with partial least squares regression(PLS-R). In addition, we suggest integration of liver shape, blood information and elasticity from MR elastography to improve regression accuracy. The result of this experiment showed that the best the combination is blood information and elasticity (correlation: 0.87, Standard error: 0.55). Estimation accuracy based on liver shape fell short of estimation accuracy based on direct information elasticity. However, it was shown that estimation based on liver shape and estimation based on blood information which has already established association with liver fibrosis didn't have significant difference.

Key words: liver fibrosis, stage estimation, information fusion, statistical shape model

血管情報を用いた経時リンパ節の

自動対応付け手法に関する研究

舘 高基*1 小田 昌宏*1 中村 嘉彦*2

寶珠山 裕^{*3} 三澤 一成^{*4} 森 健策^{*1}

要旨

本研究では、血管の情報を利用した経時リンパ節の自動対応付け手法について報告する. がんの進行度及 び治療の有効性を確認する際には、リンパ節の経時変化が観察される. この際、医師により目視でリンパ 節の対応付けが行われるが、この作業は煩雑かつ定量性に欠けるものであり、自動対応付け手法の開発が 望まれている. 経時リンパ節の自動対応付け手法には非剛体位置合わせが多く用いられているが、腹部臓 器は構造の変化が大きく、対応付けに失敗する可能性がある. そのため本手法では、非剛体位置合わせを 用いずに経時リンパ節を自動で対応付けるために、血管の情報を利用する. 血管情報としては、リンパ節 と血管との位置関係を3次元方向ベクトルで表現し利用した. 実験は11 組の経時症例から抽出したリンパ 節画像を対象に行い、予め定めた正解対応関係の内どれだけ対応付けに成功したかを正解率として評価を 行った. 全体での正解率は70.1%であった.

キーワード:リンパ節,経時変化,血管

1. はじめに

2016年、日本における死因の第一位はがん である[1].中でも胃がん、大腸がんの罹患 数は2012年の統計ではそれぞれ2位、1位と 非常に多く、死亡数についても2014年の統計 でそれぞれ3位、2位である[2].がん細胞が 最初に発生した場所から血管やリンパ管に入 り込み、血液やリンパ液の流れに乗って別の 臓器・器官に移動し、そこで数が増大するこ

*1 名古屋大学大学院情報学研究科
〔〒464-8601 名古屋市千種区不老町〕
e-mail: ktachi@mori.m.is.nagoya-u.ac.jp
*2 苫小牧工業高等専門学校
*3 名古屋大学大学院情報科学研究科
*4 愛知県がんセンター

とを転移と呼ぶ.がん細胞はリンパ液の流れ や血液の流れが集まる場所に転移することが 多く、転移してしまうと一般的に治療するこ とは極めて困難となる [3].そのため、がん の早期発見、及び早期の治療開始は非常に重 要である.

がんの治療法としては外科療法,放射線療法,化学療法の3つが代表的である [3].外 科療法は,がんの治療法で最も基本となる治療法であり,がん細胞とリンパ節などの周辺 組織を切除することでがん細胞を取り除く治療である.がん細胞を完全に切除することが 出来ればこの段階で治癒することも可能であ るが,がんが既に広がっている場合や外科手術が困難である場合には放射線療法や化学療 法が用いられる.放射線療法は,遺伝子を傷 つけることで分裂を阻害,もしくは細胞が自 ら脱落する現象を増強することによってがん 細胞を消滅・減少させる治療であり,外科療 法と同様に特定の部位のみに効果を発揮する. 一方化学療法は、抗がん剤などの薬物を点

滴・服用することによってがんを破壊・縮小 させる治療であり、血液やリンパ節を巡って 全身のがん細胞に効果を発揮することが出来 る.実際のがん治療においては、外科手術や 放射線により大きながん細胞を取り除いてか ら、抗がん剤による化学療法で全身に回った 小さながん細胞を死滅させるという方法が取 られる.

このとき,がんの進行度合いや薬物投与に よる治療の有効性を確認するために,がんの 発生した部位の近くのリンパ節の経時変化が 観察される.しかし,治療の効果,病変の進 行によってリンパ節そのものの大きさが変化 してしまうことや,時間により腹部臓器の形 状が変化することなどの要因で,複数の CT 像上で同一のリンパ節を目視で対応付ける作 業は非常に煩雑なものとなる.また,医師個 人の判断による部分が大きく,定量性に欠け ていると考えられる.そのため,コンピュー タを利用した定量的な経時リンパ節の自動対 応付け手法の開発が望まれる.

CT 画像におけるリンパ節の経時変化の研 究では,主に非剛体位置合わせ [4-6]を利用 することで CT 像間の位置ずれを補正してい る.しかしこの手法では,胃などの時間によ って形状が大きく変化する臓器による位置ず れを補正することが出来ず,対応付けに失敗 する問題点がある.

そこで本稿では,非剛体位置合わせを用い ずに経時リンパ節を自動で対応付ける手法と して,血管との位置関係を利用する方法を提 案する.腹部臓器の変形により位置が変化す る際も血管とリンパ節は局所的には同様の動 き方をするため,局所的な血管とリンパ節の 位置関係は大きく変化しないものと考えられ る.

2. 手法

2.1 血管情報

本手法では、血管情報として動脈系の血管

との位置関係を用いる.動脈は心臓から拍出 される血液が流れる血管であり、心臓から大 動脈として起こり、枝を出しながら分岐を繰 り返して次第に細くなる.本手法で利用する 血管は、腹大動脈 (Ao)、腹腔動脈 (CA)、脾 動脈 (SA)、総肝動脈 (CHA)、上腸間膜動脈 (SMA)、左腎動脈 (LRA)、右腎動脈 (RRA) の7種類である.これらの血管の構造を図1 に示す.この血管画像は、CT 像から手動で 血管領域の抽出を行った後に、松﨑らによる 血管自動命名手法 [7]を用いて解剖学的名称 を付与することによって獲得している.

こうして得られた命名済みの血管画像に対 して、前述の7種類の血管領域の位置を取得 する.位置の取得は、バウンディングボック スと呼ばれる対象領域を含む最小の直方体を 構築することによって行う.獲得したバウン ディングボックスのうち、Aoのバウンディン グボックスに関しては尾側の面の重心を、そ れ以外の血管のバウンディングボックスに関 しては直方体の重心を計算することによって 距離を計測するための基準点を各血管に設定 する.このため、基準点は厳密には血管上に 存在していない場合もある.この基準点を, 対応付けを行うリンパ節の含まれている2枚 のCT 像それぞれに関して設定する.



図1 本手法で用いる血管の画像.血管の 名称毎に異なる色のラベルが割り当てられ ている.

2.2 経時リンパ節対応付け

2.1 節で設定した基準点との位置関係を用 いて,経時リンパ節の対応付けを行う.ここ で,2 枚の CT 像のうち時間的に前に撮像さ れたものを基準画像,後に撮像されたものを 経時画像と呼ぶこととする.基準画像内のリ ンパ節の位置を求める際には基準画像の血管 情報を,経時画像内のリンパ節の位置を求め る際には経時画像の血管情報を利用する.ま た,リンパ節領域に関してはそれぞれの CT 像から手動で抽出したものを利用し,各リン パ節にはそれぞれ異なるラベルが割り当てら れているものとする.

まず,基準画像内のリンパ節すべてに対し て経時画像内のリンパ節のいずれかを対応付 ける.基準画像内のラベル番号 *i* のリンパ節 *L_i*と対応するリンパ節を,経時画像内から探 す操作は以下の通りである.

- I. 基準画像内のリンパ節 L_i と各血管に 設定した基準点との距離を測定し,最 も近くに位置する基準点,最も遠くに 位置する基準点を特定する.また,最 も近い基準点の座標とリンパ節 L_iの 座標の差を成分とするベクトルを計 算する.
- II. 経時画像内において、リンパ節 Liと最 も近い基準点と同名の血管に設定された基準点を探し、この基準点の座標 とリンパ節の座標の差を成分とする ベクトルを画像内のリンパ節すべて に対して計算する.
- III. リンパ節 Li と経時画像内のリンパ節 で、I、II で計算したベクトルの差を取 って求めたベクトルの大きさを対応 関係の評価値とする.この値を経時画 像内のすべてのリンパ節に対し計算 する.この操作の模式図を図2に示す.
- IV. Iで求めた L_iの最も遠くの基準点が Ao に設定した基準点でなかった場合の み, Ao に設定した基準点の座標と L_i の座標の差を成分とするベクトル, Ao に設定した基準点の座標と経時画像



図2 IIIの操作の模式図.基準画像 t₁で注 目しているリンパ節と最も近い基準点を経 時画像 t₂内でも利用するようにしている.

内のリンパ節の座標の差を成分とする ベクトルをそれぞれ計算し,その差の 大きさも評価値に加える.

 V. 評価値が最も小さくなるような経時 画像内のリンパ節を、リンパ節 L_iと対 応付ける.

すなわち,基準画像内のラベル番号 i のリ ンパ節 L_i と経時画像内のラベル番号 j のリン パ節 L_j の対応関係の評価値 f(i, j)は, I で求め た最も近い基準点からリンパ節 L_i , L_j までの 方向ベクトル $\mathbf{v}_i^{nearest}$, $\mathbf{v}_j^{nearest}$ と, IV で求めた Ao の基準点からリンパ節 L_i , L_j までの方向ベ クトル \mathbf{v}_i^{Ao} , \mathbf{v}_i^{Ao} を用いて

$$f(i, j) = \| \mathbf{v}_i^{nearest} - \mathbf{v}_j^{nearest} \| + F \| \mathbf{v}_i^{Ao} - \mathbf{v}_i^{Ao} \|$$
(1)

と表せる. Fは, I で求めた最も遠くの基準点 が Ao の基準点であった場合に 0, そうでない 場合に 1 となるスカラー変数である. この評 価値 *f*(*i*, *j*)が最小となる対応関係を求める. あ る画像内での **v**^{nearest}. **v**^{Ao} を図 3 に示す.

このようにして,基準画像内のリンパ節す べてに対して経時画像内のいずれかのリンパ 節が対応付けられる.このままでは対応関係 の重複が発生するため,経時画像内でのリン パ節に対して基準画像内のリンパ節を対応付 ける操作を行い,双方向で対応関係が一致し たもののみを正式に対応関係とする.

3. 実験

腹部造影 CT 像 18 枚からなる経時症例 11



図3 $v^{nearest}$, v^{Ao} の模式図. 青色の円がそれ ぞれリンパ節を,緑色の矢印が $v^{nearest}$ を, 赤色の矢印が v^{Ao} を表す. 図中左側のリン パ節から見て Ao の基準点は最も遠いもの であるため, v^{Ao} は評価値に含まれない.

組を用いて実験を行った. CT 像の仕様は, 画像サイズが 512×512×488-982 画素,画素 解像度が 0.645-0.822mm,スライス厚が 0.500-0.801mm となっている.また,基準画 像と経時画像の間の撮影間隔は約2ヶ月程で あり,同一患者から2回のみ撮影された症例 が4つ,3回撮影された症例が2つ,4回撮影 された症例が1つとなっている.実験の入力 には,これらのCT 像から手動で抽出した名 前付き血管画像及びリンパ節マーク画像を用 いた.全症例を合わせた経時リンパ節の対応 関係の数は87 組である.このうち,対応付け に成功したのは61 組であり,正解率は70.1% であった.対応付けに成功したリンパ節の例 を図4に示す.

4. 考察

本手法では,腹部領域の経時リンパ節に対 して血管との位置関係を用いることで, 70.1%の正解率で対応付けを行うことが出来 た.ここで,非剛体位置合わせ [4]を利用し た際の正解率は 69.0%であり,提案手法を用 いても従来手法と概ね同精度の対応付けが行 えていることから,血管情報を利用すること による経時リンパ節の対応付け手法の可能性 を示すことが出来たと考える.

しかし,経時症例によっては正解率が50%



図 4 対応付けに成功したリンパ節の例. 左側が基準画像,右側が経時画像である. 同色の円で囲われた領域が対応付けに成功 したリンパ節を示している.



図 5 胃の形状が大きく変形している経時 症例の胃とリンパ節を3次元画像表示した もの. 左が基準画像, 右が経時画像である. 図中の茶色の領域が胃の領域を示しており, 基準画像と経時画像で大きく形状が変化し ていることが確認できる.

以下となる場合もあった.これは,図5に示 すように画像間での胃の形状が大幅に変形し ており,現状利用している血管の情報では位 置関係を正しく把握することが出来なかった ことが原因であると考えられる.このため, より詳細に腹部臓器の変化を捉えられるよう に,利用する血管の量を増やすことが必要で あると考えられる.胃の変形を良く反映する 血管としては,肝門脈系に属する RGEV など が挙げられる.また,本手法では血管を利用 して設定している基準点が厳密には血管上に 位置していない場合も存在しており,これも 腹部臓器の変形を上手く捉えられない一因で あると考えられる.そのため,バウンディン グボックスを利用せず,必ず血管上に基準点 が来るように手法に変更を加える必要がある と考えられる.

5. まとめ

本稿では、血管との位置関係を利用して経 時リンパ節を自動で対応付ける方法について 報告した.正解率は70.1%であり、非剛体位 置合わせを利用した従来手法とほぼ同じ正解 率で対応付けを行うことが可能であった.今 後の課題としては、利用する血管の情報の増 加や、基準点の設定方法の変更など、より腹 部臓器の形状の変形に頑健に経時リンパ節の 位置を特定し対応付ける方法の検討が挙げら れる.

謝辞 日頃から熱心にご討論いただく名古屋 大学森研究室の諸氏に深く感謝する.本研究の 一部は,JSPS 科研費 17H00867,25242047, 26108006,26560255,JSPS 二国間交流,AMED 研究費「革新的がん医療実用化研究事業」並び に柏森情報科学振興財団研究助成金によった.

利益相反の有無 なし.

文 献

- [1] 厚生労働省:平成 27 年(2015) 人口動
 態統計(確定数)の概況.
 http://www.mhlw.go.jp/toukei/saikin/hw/jin
 kou/kakutei15/index.html
- [2] 独立行政法人国立がん研究センターがん対策情報センター:がん情報サービス:最新がん統計.
 http://ganjoho.jp/reg_stat/statistics/stat/summary.html
- [3] 独立行政法人国立がん研究センターがん対策情報センター:がん情報サービス:がんになったら手に取るガイド.
 http://ganjoho.jp/hikkei/index.html
- [4] 中村嘉彦, 寶珠山裕, 林雄一郎, 他:3
 次元腹部 X 線 CT 像からの経時リンパ
 節の自動検出精度の検討. 電子情報通信

学会技術研究報告, MI 116: 39-42, 2016

- [5] Jiayong Y, Binsheng Z, Sean C, et al : Automated matching and segmentation of lymphoma on serial CT examinations. Medical Physics 34 : 54-62, 2007
- [6] Peicong Y, Kenneth S, Chueh Loo P : Automating the tracking of lymph nodes in follow-up studies of thoracic CT images. computer methods and programs in biomedicine **106** : 150-159, 2012
- [7] 松崎哲朗,小田昌宏,北坂孝幸,他: 分岐パターン解析による腹部動脈および 肝門脈系に対する解剖学的名称の自動対応付け.電子情報通信学会技術研究報告, MI 113: 19-24, 2014

A Study on Automatic Matching of Follow-up Lymph Nodes

Using Blood Vessel Information

Kouki TACHI^{*1}, Masahiro ODA^{*1}, Yoshihiko NAKAMURA^{*2} Yutaka HOSHIYAMA^{*3}, Kazunari MISAWA^{*4}, Kensaku MORI^{*1}

- *1 Graduate School of Informatics, Nagoya University
- *2 Tomakomai Technical College
- *3 Graduate School of Information Science, Nagoya University
- *4 Aichi Cancer Center Hospital

In this paper, we report an automatic matching method of follow-up lymph nodes using blood vessel information. Observing follow-up lymph nodes is important to check cancer stages or effectiveness of treatment. For observing temporal change of the lymph nodes, surgeons try to find corresponding lymph nodes on follow-up CT volumes. However, this work is complicated and time consuming. Therefore, automatic corresponding lymph nodes matching method of is desired. Non-rigid registration is often used for automatic matching of follow-up lymph nodes. However, it doesn't work well if the abdominal organs change their shapes greatly on follow-up CT volumes. Therefore, we propose an automatic matching method of follow-up lymph nodes using blood vessel information. Non-rigid registration is not used in this method. The positional relations between the lymph nodes and the blood vessel is used as the blood vessel information. These relations are represented by direction vectors. Experiments were performed on lymph nodes extracted from 11 pairs of follow-up CT volumes. The accuracy of the proposed method was 70.1%.

Key words: lymph node, temporal change, blood vessel
多発性嚢胞腎における嚢胞発育様式の

3次元データを用いた解析手法の構築

松永 佳久*1 石井 琢郎*2 五十嵐 辰男*2

要旨

多発性嚢胞腎(ADPKD)では腎容積が腎機能障害の指標の一つとして用いられている.しかしながら, この腫大速度は症例により大きく異なり,この要因として嚢胞の発生頻度や密集度などが考えられる.そこ で嚢胞の数やサイズといった形態情報を3次元診断画像から抽出した指標により解析を試みた.8 患者10 症例の MR-T2 強調画像より,腎領域を抽出し3次元構造を再構成し,これより可変二値化処理を用いて嚢 胞領域を抽出した.スケルトン処理による骨格化を行い,骨格線本数と長さの分布を特徴量とし,嚢胞発 育形状から腎機能との比較を試みた.嚢胞の癒合具合が高くなり,腎機能が低下していく様子を骨格線の 長さ分布より定量的に示された.これより,嚢胞同士の癒合は腎機能障害に関する重要なリスク因子であ ることが示唆された.腎全体を用いた嚢胞の形態情報の解析は ADPKD の病態評価に有用であり,提案手 法による腎機能に関する予後推定が可能であることが示唆された.

キーワード:多発性嚢胞腎, MRI, スケルトン, 形態情報解析, 3D 医用画像処理

1. はじめに

常染色体優性多発性嚢胞腎 (Autosomal Dominant Polycystic Kidney Disease: ADPKD) は両側腎臓に多数の嚢胞が進行性に発生,増 大し正常な腎臓の組織が破壊され減少し,こ れにより腎臓の機能が低下する疾患である [1].

ADPKD の診断は主に超音波画像, CT, MRIなどの画像が用いられている.特にCT, MRIによる画像診断は,疾患の重症度や進行 度の評価に適しており[1],例えば疾患の進行 度を示す指標として,囊胞を含む腎容積計測 は多く用いられている[1][2].腎容積の増加速 度は症例により大きく異なるが[1][3],症状が 軽度な時点でこの進行予後を推定することは 困難である.腎容積の増加には嚢胞の発生頻 度や成長速度が関連していると考えられる.

*1 千葉大学大学院融合理工学府基幹工学 専攻医工学コース

〔〒263-8522 千葉市稲毛区弥生町 1-33〕
 e-mail: y_matsunaga@chiba-u.jp
 *2 千葉大学フロンティア医工学センター

これらの因子を数値化するため, 嚢胞形状の 細線化処理による骨格線情報を用いた ADPKD の予後予測手法の開発が取り組まれ ている. 先行研究[4][5]では2次元2値化画像 に距離画像変換を用い,スケルトン特徴点群 に注目した細線化処理を,ADPKD と診断さ れた18症例のMR-T2強調画像のうち, 腎茎 部を含む冠状面の腎領域に対して行った.こ の嚢胞領域の細線化処理により嚢胞形状によ る骨格線群が得られた.

また骨格線の本数 (嚢胞数) と長さ (嚢胞 径)の分布及び分岐点数 (嚢胞隣接数)を ADPKD の新たな特徴量として定義した.

これらの嚢胞形状から得られる特徴量群は, 同程度の腎面積を持つ ADPKD を嚢胞の発生 数,成長速度の観点で層別化できたことから, ADPKD の腎機能の予後判定に有用であるこ とが示唆された.しかしながら,これらの先 行研究では腎の任意の一断面を用いた解析で あったため,両腎の嚢胞分布の偏り(図 1, 2) を考慮した,3 次元における形状特徴解析が 必要であると考えられた.



線本数の平均と標準偏差

3 次元形状データに対する細線化処理には 距離変換画像を利用した手法[6]や,入力図形 の稜線を消去する手法[6]など多くの提案が なされており,入力画像の特徴や抽出データ の活用目的に応じて適切な手法を選択する必 要がある[7][8].本研究では,MRIやCTを用 いて取得した ADPKD の嚢胞 3 次元形状の形 態特徴量の抽出を行い,腎機能指標との関係 性を調査することを目的とした.

2. 手法

まず初めに、入力図形の形状特徴量の一つ であるスケルトンの抽出を行った.スケルト ンが与えられると、その距離値から元の図形 が復元できる.これよりスケルトン特徴量は 嚢胞の形状特徴の抽出に適していると考えら れた.

2.1 スケルトン抽出

スケルトンの抽出はモルフォジー演算を用 いた手法[9]や距離変換画像を用いた手法[6] など多数ある.本稿では MATLAB® R2014b (Mathworks, Inc., Natick, MA, USA)を用いた, "bwmorph(skel)"関数による距離画像変換に よるスケルトンの抽出を行った.

まず,各3軸方向の3断面の全2次元スラ イス画像に対してスケルトン処理を行う.そ れぞれの全スライスから抽出されたスケルト ン群をそれぞれ S_{sa} (sagittal), S_{co} (coronal), S_{ax} (axial) として定義した.さらに以下に示す 式(2.1) による集合をとることで提案手法に おける骨格線となるスケルトン候補群 (3D Skeleton) を抽出した.

$S_{3D} = (S_{sa} \cap S_{co}) \cup (S_{co} \cap S_{tr}) \cup (S_{tr} \cap S_{sa}), \quad (1)$

この時,抽出されるスケルトン群は細線状 態(図 4(a))であったため,十分に細いスケル トン群を得るためにオイラーの公式(式 2)に よる注目画素の連結性を基にした細線化処理 [10]を施した.

$$\boldsymbol{X}(\boldsymbol{N}) = \boldsymbol{O}(\boldsymbol{N}) - \boldsymbol{H}(\boldsymbol{N}) + \boldsymbol{C}(\boldsymbol{N}), \qquad (2)$$

これにより抽出されたスケルトン群を本稿 における3次元スケルトンと定義した(図3).



図 3 (a) 太いが線状を呈すスケルトン群 (b) 提案手法における骨格線 (青点)

以下の図4に幾何学モデルに対する従来手法[11]と提案手法の適用結果を示す.図3,4 内において、スケルトンは青い点群にて示されている.今後、本稿におけるスケルトン群は青点にて示す.



図4 従来手法と提案手法による骨格化

また, 画素の連結数から分岐, 若しくは面 となっている画素 (連結数>2) を消去し, 骨 格線 (図 3(b) 青点) を分離し本研究におけ る骨格線として定義した. これにラベリング 処理を適用することで骨格線本数と骨格線長 という指標データを得た. さらに, 骨格線長 はその長さのヒストグラムに特徴的な変異を 観察できたので症例間の比較を可能にするた めにこれを基に骨格線長さの累積比率をグラ フ化した.

ADPKD における嚢胞は主に球形の集合か らなる物体であると考えられたため、球形に 対して良好なスケルトン抽出がされる提案手 法の適用が望ましいと考えられた.この後、 球を用いた、嚢胞幾何学モデルによる検証実 験を行った.

2.2 診断画像への適用

まず,入力画像に対して2次元ウィナーフ ィルタによりガウス性ノイズを除去し,鮮鋭 化フィルタによるエッジ強調を行った.そし て泌尿器科の専門医により手動で作成された 腎領域のマスク画像と論理積をとることで腎 領域の抽出を行った.さらに双3次補間によ る腎領域の3次元形状の再構成を経て,MR 画像の輝度ムラに影響させない可変2値化に より嚢胞領域を抽出した.可変2値法は二値 化をすることのみに焦点をおいた手法である. 以下にその概要を示す.背景がゆったりと変 動する画像に対して,走査マスクをかけてラ スタスキャンすることで局所的に判定基準を 設定する手法である. ここで,注目画素を *I(m,n)* とし,それを 含む局所的なマスク内データの平均値と標準 偏差をそれぞれ *IL*, *σL* とし, 嚢胞領域と腎 実質部分を二値化する判定基準として次の 3 つの条件を用いる.

・第1条件

嚢胞部分の画素 *I(m,n)* は、局所平均値より大きい。

$$I(m,n) > I_L \tag{3}$$

・第2条件

嚢胞部分では,走査マスク内の標準偏差は 平均値と比べてある程度大きい. これは,走査マスク内に嚢胞部分が含まれて

いる場合には,標準偏差は平均値の約10% 以 上の値となると考えられる.

$$\frac{o_L}{l_L} > 0.1 \tag{4}$$

・第3条件

第 1 条件, 第 2 条件を満たさなかった *I(m,n)* が画像内の輝度値の最大値 *Max* の 40%よりも大きい.

$$I(m,n) > 0.4 \cdot Max \tag{5}$$

図 5 に可変閾値法を用いて二値化した画像 を示す.ここで,走査マスクは 10×10 [pixel] の正方形 (図 5 赤枠),画像サイズは 256× 256 [pixel]の DICOM 画像である.



図5 可変閾値法による二値化画像

これに対して Cityblock 距離による 26 連結 の距離画像変換を行い,提案手法によるスケ ルトンの抽出を行った.

3. 幾何学モデルによる検証実験

嚢胞モデルの準備として、ADPKD と診断 された MRI 診断画像、5 症例を用いて嚢胞サ イズ調査を行った.目視で確認可能な嚢胞か ら、大サイズ、中サイズ、小サイズを任意に 決定し、画像中より手動によりサイズの取得 を行った.この結果、解像度 256×256 [pixel] の画像において、半径が大サイズでは約 20 [pixel]、中サイズでは約 12 [pixel]、小サイズ では約 6 [pixel]であった.この時の1 [pixel] あたりのスケールは 1.367 [mm]であった.

これより,検証用の嚢胞モデルとして, それぞれの検証目的に応じて,半径 5~20 [pixel]程度の球モデルを準備し,検証を行った.

3.1 対象

臨床画像上で2次元での腎頚部を通る1断 面の Coronal 画像から泌尿器科の専門医が手 動で嚢胞数をカウントし,嚢胞面積,腎領域 等を実測したデータを基に嚢胞の密集度が異 なる2症例(図6)を選び,これを近似したモデ ルを作成した.





図 6 密集度の異なる症例(左:低,右:高)

3.2 結果

256×256×117 [pixel] の空間内に中心を境 に 80×60×60 [pixcel] の領域を用意し,この 中に半径 R = 4,8,16 [pixel] の球による小 S, 中 M,大Lの嚢胞モデルを各症例により参考 にし,その割合を変化させて嚢胞腎モデルと した.この時,各嚢胞腎モデルを構成する嚢 胞モデル (球形) の合計数は共に 84 個とし, 提案手法によるスケルトン抽出を行った.



図7 骨格化結果

また,それぞれの骨格線長の累積密度分布 のグラフを示す.



3.3 考察

骨格線長の累積密度分布グラフ(図 8)において、特徴が見られた.すべての骨格線の中で、頻度の高くなる骨格線長が大きく異なった.これより、骨格線長は嚢胞のサイズと嚢胞同士の癒合具合つまり密集度に関係してい

ると考えられた.特に,嚢胞モデル症例1と 症例2のモデルの密集度により構造がより複 雑化した場合に比較的に短い骨格線(1~3 [pixel])程度の確率密度が増加し,グラフの形 状に反映されると考えられた.

この時,短い骨格線の発生を確認するため に,同数の比較的に大きな嚢胞モデル(r = 16[pixel], N = 10)を用いて,モデルの癒合が生 じた場合の 1~3 [pixel]の骨格線の発生を目 視により確認することで,この比較的に短い 骨格線の発生が嚢胞の癒合(密集)由来であ ることを検証した.この結果を以下の図 9, 10に示す.



図9 低密集での比較的短い骨格線群 (赤点)



図10 高密集での比較的短い骨格線群(赤点)

図 10 の青丸内にて、モデルの癒合部での比 較的に短い骨格線の発生が確認された.これ より比較的に短い骨格線の増加は嚢胞の癒合 の頻発に由来するものであることが考えられ た.これらの骨格線長の分布と、短い骨格線 長の頻度(1~3 [pixel])の比較、検証はどのよう なサイズの嚢胞により全体構造が形成されて いるのか、どれ程の癒合が生じ密集度が変化 するのかを観察する上で、非常に重要な指標 と成りうることが考えられた.これらより骨 格線長は各嚢胞モデルのサイズ分布と密集度 を表すことが示唆された.

4. 診断画像への適用

4.1 対象

標準的治療を行っている ADPKD 8 患者 10 症例を対象とした. MR 画像は 1.5 [T] MAGNETOM Symphony, Siemens Healthcare 社製にて撮像され,撮像法には T2-weighed half-Fourier single shot turbo spin echo (HASTE) 法を用いた. この DICOM 形式, MRI-T2 強調画像の Coronal 画像,画像サイズ は 256×256 [pixel],スライス厚 4 [mm],スラ イス間隔 4 [mm] であり,1 ピクセル当たりの スケールは 1.3 [mm/pixel] であった. これよ り,腎領域を抽出し3次元構造を再構成し, これより可変二値化処理を用いて嚢胞領域を 抽出し,提案手法によるスケルトン抽出を試 みた.以下に対象とした症例群を示す.



図 11 本研究において対象とした症例群

4.2 結果

診断画像を用いた嚢胞領域の骨格化の一例 として,症例3における入力とした嚢胞領域 と骨格化の結果を示す.



図 12 症例 3 における嚢胞領域



図 13 嚢胞領域のスケルトン抽出結果

モデルによる検証結果を踏まえて,算出された提案手法における比較的に短い骨格線長の累積密度と,臨床指標として,eGFR 値[1]の相関を求めることで,この関係性の検証を行った.相関値は等分散を仮定しないピアソン相関係数にて行い,相関値 R,p 値を算出した.



図 14 eGFR 値と短い骨格線の累積密度

4.3 考察

各症例での嚢胞領域の抽出とスケルトンの 抽出はおおむね成功したと考えられるが、奥 行き方向の解像度がその他に比べて非常に悪 かったために、嚢胞辺縁部などの形状の再現 性があまり良くなかった.これは撮像時によ りスライス厚を薄くすれば解決する可能性の ある問題であるが、スライス厚を薄くするこ とは撮像時間を長くすることになるので臨床 的に現実的ではない.また今回の画像群では 呼吸同期はされていなかったため、撮像時間 の長期化は難しいと考えられる.また、Axial 画像を用いた補間も考えられたが画像間のレ ジストレーションが難しく、検討する価値は あるが今回は単純な双3次補間で処理時間を かけずに形状の再構成を行った.

それぞれのスケルトン抽出結果では嚢胞が より多く癒合している場所にスケルトンが多 く集中し、短い骨格線は複雑な形状を表すも ので、癒合の中心部では非常に大きな骨格線 が検出されていた. また, やはり形状の再構 成時にスライス厚の厚みによる凹凸が現れ, ここでスケルトンが骨格線を形成する様子が 頻繁に観察されているため, 嚢胞領域の再現 性がより向上することでよりよいスケルトン の抽出と骨格線の形成がされると考えられる. 今回,対象とした症例数は10症例とわずかで はあったが, 臨床画像において抽出された提 案指標と eGFR 値と相関を認めることが出来 た (図 14). 比較的短い骨格線の累積密度が eGFR 値と負の強い相関を得ていた(図 13). 嚢胞モデルでの検証から比較的に短い骨格線 の累積密度は嚢胞同士の癒合具合(密集度) により増加していく傾向が観察されていた. これに対して eGFR 値は低下すればするほど 腎機能が低下していることを指めした指標で ある[1]. これと強い負の相関を示すというこ とは嚢胞の強い癒合が腎実質を破壊し、腎機 能を低下させていることを定量的に評価して いるのではないかと考えられた.

関連研究[12]では、PKD 症例において、腎 実質での間質の炎症が重要であり、嚢胞の癒 合は、血流障害に伴った炎症反応の結果だと 推測されている.最終的にネフロンを破壊す る要因は、炎症反応で出てきたファイバーが、 嚢胞間隙を埋めて収縮することで一気にネフ ロンを破壊するモデルが示唆されている.こ れは嚢胞の癒合が腎機能低下に大きく寄与し ており重要であると考えられており[13],本 稿にて得ている結果に一致していると考えら れた.

今回の症例群では左右の腎で嚢胞の密集度 や分布が大きく異なる症例があった.一例と して症例5は明らかに左右の腎で嚢胞の癒合 具合が異なっている様子が伺える.腎機能は 正常部位が機能を代替していく臓器なのでこ のような症例の場合,実際の eGFR 値よりも 症状が深刻である可能性が考えられた.その ため,提案手法により左右の腎に分けた解析 を行ことでより病期や腎機能以外の ADPKD における病態を知ることが出来るのではない かと考えられた.さらに,抽出されたスケル トン群のヤコビアンを用いることで嚢胞腎の 発育方向などを観察できるものと考えられる.

本研究では症例数の少なさから ADPKD の 嚢胞の発育様式による症例のパターン化まで には至らなかったが,嚢胞が癒合し腎実質を 破壊し腎機能を低下させていることを定量的 に表現できる指標を求めることができる可能 性を示唆した.また,嚢胞の癒合が生じる過 程を観察することで嚢胞発育様式による ADPKD における病態の予後推定が可能であ ることが示唆された.

5. おわりに

ADPKD における半自動的な 3 次元嚢胞領 域とスケルトンの抽出, 骨格線の形成を行い 得た. さらに骨格線の本数やその長さの分布 が症例の特徴によって異なることから嚢胞形 成様式において嚢胞同士の癒合具合が高くな ることで腎機能が低下していくことを骨格線 の長さ分布より定量的に示した. 嚢胞の癒合 が多くに存在する発生様式症例では eGFR 値 の低下が見られた. これより, 嚢胞同士の癒 具合は腎機能障害に関するリスク因子である ことが示唆された.

腎全体を用いた嚢胞の形態情報の解析は ADPKD の病態評価に有用であり,提案手法 による腎機能に関する予後推定が可能である ことが示唆された.

謝辞

研究遂行におきまして臨床画像データの提 供をして下さった,千葉東病院泌尿器科部長, 香村衡一先生,研究に対する多くの助言を頂 きました,千葉大学大学院医学研究院泌尿器 科学,寺中さやか先生,竹内信義先生に深く 感謝致します.また本稿を執筆する機会を頂 きました,現在の指導教員であるフロンティ ア医工学センター,中村亮一准教授に感謝致 します.

利益相反の有無

なし.

文 献

- [1] 堀江 重郎, 望月 俊雄, 武藤 智, et al, エ ビデンスに基づく多発性嚢胞腎 (PKD) 診療ガイドライン, 2014.
- [2] Benjamin A. Cohen, Irina Barash, Danny C. Kim et al: Intraobserver and Interobserver Variability of Renal Volume Measurements in Polycystic Kidney Disease Using a Semiautomated MR Segmentation Algorithm. AJR Am J Roentgenol 199(2): 387-93, 2012.
- [3] Jared J. Grantham, Arlene B. Chapman, Vicente E. Torres: Volume Progression in Autosomal Dominant Polycystic Kidney Disease: The Major Factor Determining Clinical Outcomes. Clin J Am Soc Nephrol 1(1): 148-57, 2006.
- [4]小山晃広,川村和也,五十嵐辰男, 多発性嚢胞腎における嚢胞発育様式の数 量化.日本医工学治療学会第30回学術大 会,2014.

- [5] Sayaka Teranaka, Takuro Ishii, Yoshihisa Matsunaga, Akihiro Koyama, Koichi Kamura, Shinichi Sakamoto, Tomohiko Ichikawa, Tatsuo Igarashi, Skeletonization of Renal Cysts of Autosomal Dominant Polycystic Kidney Disease using Magnetic Resonance Imaging, Journal of Medical Imaging and Health Informatics, (in press).
- [6] 鳥脇 純一郎,村上 伸一,3 次元画像処
 理入門,東京電機大学出版局,pp13-56,2010.
- [7] 番正 聡志, 齋藤 豊文, 鳥脇 純一郎, ス ケルトンを用いた3次元細線化アルゴリ ズムの改善-偽枝・縮退発生の制御機能 をもつ細線化-. 電子情報通信学会技術 研究報告 100(44): 71-8, 2000.
- [8] 齋藤 豊文,森健策,鳥脇純一郎,ユー クリッド距離変換を用いた3次元ディジ タル画像の薄面化および細線化の逐次型 アルゴリズムとその諸性質.電子情報通 信学会論文誌 J79-D-2(10): 1675-85, 1996.
- [9] 入山 彰夫, 剣持 雪子, 小谷 一孔, モル フォロジカルスケルトンによる 3 次元画 像の構造解析. 情報通信学会技術研究報 告 101(569): 79-86, 2002.
- [10] S.Lobregt, P.W.Verbeek, F.C.A.Groen, Three-Dimensional Skeletonization:
 Principle and Algorithm, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2(1), pp75-7, January, 1980.
- [11] Ta-Chih Lee, Rangasami, Building Skeleton Models via 3-D Medial Surface/Axis Thinning Algorithms, Graphical Models and Image Processing, 56 (6), pp.462-78, November, 1994.
- [12] Ta MH, Harris DC, Rangan GK, Role of interstitial inflammation in the pathogenesis

of polycystic kidney disease, Nephrology (Carlton), 18(5), pp317-30, 2015.

[13] Anil Karihaloo, Li X, editor, Polycystic Kidney Disease [Internet], Chapter 14 Role of Inflammation in Polycystic Kidney Disease, Brisbane (AU), Codon Publications, 2015.

Assessment of Occurrence and Growth Patterns of Cysts with Autosomal Dominant Polycystic Kidney Disease using 3D-shape

Yoshihisa Matsunaga*1, Takuro Ishii*2, Tatsuo Igarashi*2

*1 Graduate School of Engineering, Chiba University*2 Center for Frontier Medical Engineering; Chiba University

Autosomal dominant polycystic kidney disease (ADPKD) is a disease in which many cysts develop in the renal parenchyma and continuously progress, with enlargement of the cysts over the lifetime. Progression of renal dysfunction is monitored using measurement of renal volume. Estimation of growth speed of cysts seems to be efficacious in predicting time to start therapies. However, it is still challenging to determine prognosis since enlargement of the cystic region and renal volume are caused by histologically and physically complex factors. Therefore, this study aimed to extract morphological features of the 3D cystic region to indicate the growth and occurrence speed of the cysts, and the pattern of cyst progression to develop additional indices providing a more precise estimate of prognosis in ADPKD using volumetric data. Proposal method employed extraction 3D skeleton, and some indexes extracted verified how indicating 3D shape of cysts.

Key words: ADPKD, MRI, Skeleton, Morphological analysis, 3D-Medical imaging

著者紹介



松永 佳久(まつなが よしひさ) 2017 年千葉大大学院工学研究科人工シス テム科学専攻メディカルシステムコース 前期博士課程修了.現在,千葉大学院融合 理工学府基幹工学専攻後期博士課程に在 籍.



石井 琢郎 (いしい たくろう) 2014 年千葉大学大学院工学研究科人工シ ステム科学専攻博士後期課程修了.現在, ウォータールー大学 Department of Electrical and Computer Engineering 博 士研究員.工博.超音波を用いた生体内流 れの高速撮像と流れ場の解析による泌尿 器と循環器の診断技術の研究に従事.



五十嵐 辰男(いがらし たつお) 1985 年博士号取得(千葉大学医学部).現 在,千葉大学フロンティア医工学センター 特任教授. 医博. 内視鏡画像処理や等張液 を用いた新規治療系開発に従事.

周波数解析に基づく

Cine MR 画像を用いた子宮ぜん動定量化法

和田 春奈*1 新居 学*1 中島 章*2 米須 勇*2

佐久本 哲郎*2 徳永 義光*2 小橋 昌司*1

要旨

子宮は筋組織で構成され、子宮筋層の収縮が波のように伝播する子宮ぜん動が生じる. ぜん動は卵巣ホ ルモンで制御され、胚の着床を助けるなど妊娠、出産で重要な役割を担う. Cine MR 画像で観察した子宮ぜ ん動頻度と妊娠率に相関があることが報告されており、適切なぜん動を促す治療で妊娠率向上が期待でき る. しかし、現在のぜん動頻度評価は医師による目視評価で客観性に欠ける. 本研究では Cine MR 画像に よる子宮ぜん動の自動定量化法を提案する.提案手法ではまず子宮の動き・変形を補正するために各フレー ム間において非剛体位置合わせを行い、次にフーリエ変換による周波数解析により子宮ぜん動の頻度を推 定する. 提案手法により Cine MR 画像での子宮の動き・変形の補正が行え、周波数スペクトルのピークか ら推定した子宮ぜん動頻度が視覚評価と相関が高いことを明らかにした.

キーワード: 子宮ぜん動, 非剛体位置合わせ, フーリエ変換, Cine MRI

1. はじめに

子宮は筋組織で構成されており、ぜん動と 呼ばれる子宮筋層の収縮が波のように伝播す る運動が起こる.このぜん動は卵巣ホルモン によって調節され、黄体期には胚の着床を助 けることが知られている[1].このように子宮 のぜん動は妊娠、出産において重要な役割を 担っている.

文献[2]より,子宮筋腫を有する患者におい て黄体期に子宮ぜん動が3分間に2回以上認 められる患者の妊娠率は,3分間に2回未満 の患者に比べて低くなることが報告されてい

*1 兵庫県立大学大学院工学研究科 〔〒671-2280 姫路市書写 2167〕 e-mail: wada.h.jp@ieee.org *2 医療法人 杏月会 空の森クリニック 投稿受付:2017年5月15日 る.したがって、子宮ぜん動頻度と妊娠率に は相関があると考えられ、子宮ぜん動の頻度 をコントロールすることで妊娠率の向上が期 待できる.

しかし現在の子宮ぜん動頻度評価は医師に よる目視評価で客観性に欠ける.子宮ぜん動 の解析に関する先行研究として,子宮内膜境 界形状の変化および子宮筋層の画素値変化を マッピングすることによる子宮ぜん動の可視 化や,ぜん動面積の算出が挙げられる[3][4]. しかしながら,これらの手法ではぜん動頻度 などの具体的な値の算出法は示されていない. そこで,本研究では, Cine MR 画像を用いた 子宮ぜん動の定量化法を提案する.

2. 使用データ

本研究は不妊治療中被験者 27 名 66 例の骨 盤 2 次元 Cine MR 画像を対象とする. 各デー タは, 60 フレームまたは 90 フレームで構成 され,画像分解能は 0.92mm×0.92mm,フレ ームレートは 0.5 枚/sec である.

3. 方法

提案法では,まず MR 画像での子宮の動き を補正するために非剛体位置合わせを適用し, 次に子宮領域を,動的輪郭法を用いて抽出す る.領域内の画素値の時系列方向の変化に対 してフーリエ変換を行い得られたスペクトル の平均を算出することで子宮ぜん動を算出す る.

3.1 非剛体位置合わせ

Cine MR 画像では体内組織の動きや子宮の 持続性収縮により,子宮領域に移動・変形が 生じ,ぜん動の抽出が困難である.そこで初 めのフレームを基準画像とした B-spline 関数 補間に基づく非剛体位置合わせ[5]により子 宮領域の動きと変形を補正する.

3.2 子宮領域の抽出

位置合わせした Cine MR 画像から時間平均 画像を次式で求める.

$$\tilde{I}(p) = \frac{\sum_{n=1}^{N} I'(p,n)}{N} \tag{1}$$

ただし、pは画像上の任意の座標、nはフレ ーム番号、Nは Cine MR 画像のフレーム数、 I'(p,n)はフレームnにおける位置合わせ後 の点pの画素値を示す.次に得られた時間平 均画像から動的輪郭モデルを用いた半自動処 理で子宮領域、子宮内膜領域を抽出し、以下 の処理はそれぞれを関心領域とする.

3.3 子宮ぜん動頻度の推定

関心領域内各点の画素値時系列変化に対し て,(2)式でフーリエ変換を行い,周波数スペ クトルを求める.

$$Y_{p}(t) = \sum_{n=1}^{N} I'(p,n) e^{-i\frac{2\pi n}{M}}$$
(2)

ただし,*t*は各周波数成分,*p*は画像上の任 意の座標,*n*はフレーム番号,*N*は Cine MR 画像のフレーム数,*i*は虚数単位,*M* は任意 の自然数である.

次に,関心領域全体の平均スペクトルを計 算し,そのピークからぜん動頻度を推定する. 従来の子宮ぜん動検査は3分間の観察でのぜ ん動回数を用いるため[2],3分ぜん動回数を 最終出力とする.

3. 結果

3.1 非剛体位置合わせ

非剛体位置合わせにより,66 例中52 例の 子宮の動き・形状変形の補正に成功した.失 敗例では腸管などが活発に動き,子宮の移動 変形が大きい場合に生じた.図1に子宮領域, 子宮内膜領域の抽出結果を示す.



図1 子宮領域(左)と子宮内膜領域(右)の抽出結果

3.2 3分子宮ぜん動回数の推定

図2に子宮領域および子宮内膜領域の平均 周波数スペクトルを示す.同図より,子宮領 域ではピーク周波数は0.0167Hz,3分ぜん動 回数は2.99回と推定した.子宮内膜領域では ピーク周波数は0.0222Hz,3分ぜん動回数は 3.99回と推定した.



図3に位置合わせが行えた52例において目視 評価(参照値)と提案法による3分ぜん動回 数の比較結果を示す.子宮領域(uterus),子宮 内膜領域(endometrial)をそれぞれ関心領域と した場合の結果である.相関係数は0.11,0.23 となり,子宮内膜領域を関心領域とすること で推定精度が向上することを確認できた.



図3 目視評価との3分ぜん動回数の比較結果

次に、目視評価と誤差が大きい例で同程度 の振幅を持つピークが複数確認されたため、 他方のピークを用いて3分ぜん動回数を算出 した結果を図4に示す.相関係数は0.75とな り推定精度が向上したことより、スペクトル 算出法、ピーク検出法を改善することで高精 度に3分ぜん動回数を推定できることを確認 できた.



図3 目視評価との3分ぜん動回数の比較結果

3. まとめ

本研究では,非剛体位置合わせと周波数解 析に基づく子宮 Cine MR 画像からのぜん動回 数の算出法を提案した.提案法により Cine MR 画像での子宮の動き・変形の補正が行え, 周波数スペクトルのピークから推定した3分 間子宮ぜん動回数が視覚評価と相関が高いこ とを明らかにした.今後の課題は,周波数解 析法,ピーク検出法の改善,また3分間ぜん 動回数検査値に基づく不妊治療法の検討であ る.

利益相反の有無

なし

文 献

- 大池澄孝,石原楷輔,菊池三郎:子宮 内膜運動と卵巣ホルモン動態および子宮 収縮との関連性についての検討. ACTA OBST GYNAEC JPN 42: 86-92, 1990
- [2] Yoshino O, Hayashi T, Osuga Y et al: Decreased pregnancy rate is linked to abnormal uterine peristalsis caused by intramural fibroids. Human Reproduction Vol. 25, No. 10, pp2475-2479, 2010
- [3] 西浦正英,木戸晶,富樫かおり他:
 MR 画像を用いた子宮ぜん動の可視化.
 電子情報通信学会技術研究報告 MI Vol.
 21,2005, pp1-6
- [4] 藤田奈央,佐藤哲大,中井朝子他:
 MR 画像を用いた子宮ぜん動運動の解析 (MRI).電子情報通信学会技術研究報告 Vol. 109, 2010, pp259-264
- [5] Rueckert D, Sonoda L.I, Hayes C et al : Nonrigid registration using free-form deformations: application to breast MR images. IEEE Trans Med Imag 18, 1999, pp712-721

ダイナミック造影 MRI における濃度変化パターンに

基づいた参照領域抽出法の検討

生駒 洋子*1 小畠 隆行*1 立花 泰彦*1 尾松 徳彦*1

岸本 理和*1 東 達也*1 辻 比呂志*2

要旨

ダイナミック造影 MRI (DCE-MRI) では、対象領域と参照領域の造影剤濃度の時間変化に対しコンパートメントモデルを用いて解析することで、対象領域の血行動態を定量的に評価することができる.しかし、形状が複雑で不均質な組織から参照領域を手動で選択するには、煩雑な作業を要する.本研究では、前立腺腫瘍を対象に、造影剤濃度の時間変化パターンに基づいた簡便な参照領域の抽出法を検討した.造影剤濃度マップから濃度変化パターンを反映する一次元の指標 R をボクセル毎に算出したところ,R 値は組織からの洗い出しが早い腫瘍で低く、遅い筋肉で高くなった.この R マップから、筋肉など典型的な参照領域として抽出したところ、手動で細かく設定した大殿筋領域と同様の時間濃度曲線が得られた.本手法は、濃度変化パターンを基に参照領域を自動的に抽出することができ、腫瘍の血行動態の定量評価に有用と思われる.

キーワード:DCE-MRI, コンパートメントモデル,参照領域法,パターン分類,前立腺腫瘍

1. はじめに

ダイナミック造影 MRI (dynamic contrast-enhanced magnetic resonance imaging: DCE-MRI)では、ガドリニウム造影剤を静脈 から急速注入した後、数十フレームのダイナ ミック撮像を行って造影剤濃度の経時的変化 を画像化することで、組織の血流・血管透過 性(血行動態)を評価することができる.悪 性腫瘍の発育、浸潤には血管新生が関与して

*1 量子科学技術研究開発機構放射線医 学総合研究所分子イメーイング診断治療 研究部

〔〒263-8555 千葉市稲毛区穴川 4-9-1〕
 e-mail: ikoma.yoko@qst.go.jp
 ★2. 見 ス 以 於林後耳の 閉路 將 林 約 約 月

*2 量子科学技術研究開発機構放射線医 学総合研究所重粒子線治療研究部 投稿受付:2017年5月15日 おり,血管新生の活発化に伴い血流・血管透 過性が増加する.そのため,DCE-MRIでは, 腫瘍部位において早期相での濃染とその後の 早い洗い出しが見られ [1],腫瘍の機能的変 化を評価することで,腫瘍の診断能向上や病 期診断,治療効果判定に役立つものと期待さ れる.

造影剤濃度の時系列データから血行動態を 定量的に評価するには、薬物動態理論に基づ いたコンパートメントモデル解析を行い、移 行速度定数を算出する[2].しかし、入力関 数である動脈の時間濃度曲線を測定データか ら正確に求めるのは難しく、解析が複雑で定 量精度も低い.そのため、DCE-MRI 撮像から 得られる血行動態の情報を臨床診断に有効に 活用するには、簡便かつ高精度で実用的な血 行動態の評価法の確立が望まれる.そこで、 動脈入力関数の代わりに参照領域の時間濃度 曲線を用いる参照領域法が提案された[3].し かし,形状が複雑で不均質な組織から参照領 域を手動で選択するには,煩雑な作業を要す る.

本研究では,前立腺腫瘍を対象に,造影剤 濃度の時間変化パターンに基づいた簡便な参 照領域の抽出法を検討した.

2. 方法

1) 薬物動態モデル

動脈から血管外細胞外腔への造影剤の移行 は、血管と組織をそれぞれ独立した1つのコ ンパートメントとみなしたコンパートメント モデルで表される(図1)[2].動脈血漿中お よび血管外細胞外腔の造影剤濃度を *C*_p(*t*),

 $C_{e}(t)$,両コンパートメント間の移行速度定数 を k_{ep} とすると、 C_{e} の時間変化は(1)式で表さ れる.ここで、測定画像のあるボクセルにお ける血管外細胞外腔および血管の体積比を V_{e} , V_{p} とすると、ボクセルの組織中造影剤濃度 $C_{t}(t)$ は(2)式で表される.ここで、⊗は畳み 込み積分を表す.



図 1 DCE-MRI の薬物動態解析に用いられるコン パートメントモデル

$$\frac{dC_e(t)}{dt} = k_{ep} \cdot C_p(t) - k_{ep} \cdot C_e(t)$$
(1)

$$C_{t}(t) = K_{t} \cdot e^{-k_{ep}t} \otimes C_{p}(t) + V_{p} \cdot C_{p}(t)$$

$$\left(K_{t} = V_{e} \cdot k_{ep}\right)$$
(2)

2) 参照領域法

対象領域と参照領域のコンパートメントモ デル(図2)において、血管体積比 V_p が十分 小さいと仮定すると、対象領域、参照領域の 組織中造影剤濃度 $C_t(t)$, $C_r(t)$ は(3)式で表さ れる.ここで、対象領域と参照領域の動脈入 カ関数 C_pが等しいと考えると, C_tは C_rを用いて(4)式で表され,動脈入力関数の代わりに参照領域の時間濃度曲線を用いることで,対象領域と参照領域のパラメータ比を求めることができる.



図 2 参照領域法における対象領域と参照領域の コンパートメントモデル

$$C_{i}(t) = K_{i} \cdot e^{-k_{ep}t} \otimes C_{p}(t)$$

$$C_{r}(t) = K_{i}^{r} \cdot e^{-k_{ep}^{r}t} \otimes C_{p}(t)$$
(3)

$$C_{t}(t) = K_{t}^{R}(k_{ep}^{r} - k_{ep}) \cdot e^{-k_{ep}t} \otimes C_{r}(t) + K_{t}^{R} \cdot C_{r}(t)$$

$$\left(K_{t}^{R} = \frac{K_{t}}{K_{t}^{r}}\right)$$
(4)

3) 濃度変化パターンの一次元数値化

各ボクセルの時間濃度曲線から,(5)-(7)式 により濃度変化パターンを反映する一次元の 指標 *R* を求める [4].

$$M_0 = \int_0^T C_t(t) dt \tag{5}$$

$$M_1 = \int_0^T t \cdot C_t(t) dt \tag{6}$$

$$R = \frac{M_1}{M_0} \tag{7}$$

ここで, $C_t(t)$ が(3)式で表されると, R は(8) 式のように K_t に依存しない k_{ep} のみの関数と なる. すなわち,同じ R 値を持つボクセルは, 時間濃度曲線の振幅 K_t は異なるものの同じ k_{ep} 値を持ち,同様の濃度変化パターンを示す と考えられる.

$$R = \frac{\int_0^T t \cdot e^{-k_{opl}} \otimes C_p(t) dt}{\int_0^T e^{-k_{opl}} \otimes C_p(t) dt}$$
(8)

4) 臨床データの解析

腫瘍領域が明瞭な前立腺腫瘍の DCE-MRI 画像を対象に,参照領域の自動抽出を試みる. まず,参照領域として手動で大殿筋を選択す る.次に,ボクセル毎にRを算出し,作成さ れたRマップから大殿筋と同じR値を持つと 思われるボクセルを参照領域として抽出する. 抽出された参照領域ボクセルの平均時間濃度 曲線を,手動で選択した大殿筋領域の時間濃 度曲線と比較する.

3. 結果

前立腺腫瘍の DCE-MRI 濃度マップでは, 腫瘍で組織からの洗い出しが早く,正常辺縁 域や大殿筋では遅く,血行動態に応じて異な る濃度変化パターンを示した(図3).時間濃 度曲線から指標 Rをボクセル毎に算出したと ころ,R値は腫瘍で低く,正常辺縁域や大殿 筋で高く,血行動態の違いを反映する分布と なった(図4).このRマップから,R値のヒ ストグラムのピークを中心にR=2.8~2.9のボ クセルを参照領域として抽出した.その結果, 抽出された参照領域ボクセル群において,手 動で細かく設定した大殿筋領域と同様の時間 濃度曲線が得られた(図5).



図 3 前立腺腫瘍のダイナミック造影マップ(左) と時間濃度曲線(右).造影マップは5分間の平 均濃度画像をT1強調画像上に重ね合わせて表示.



図 4前立腺腫瘍のダイナミック造影マップ(図 3) から得られた *R*マップ



図5 手動で選択した大殿筋領域とRマップから自動抽出した参照領域ボクセル群の時間濃度曲線

4. まとめ

提案手法は,濃度変化パターンを基に参照 領域を自動的に抽出することで,簡便かつ客 観的に参照領域を選択することができ,腫瘍 の血行動態の定量評価に有用と思われる.今 後は,濃度変化パターンの分類法の改良に加 え,解剖学的情報なども加味することで,自 動抽出法のさらなる高精度化を目指す.

利益相反の有無:なし

文 献

- [1] Oto A, Kayhan A, Jiang Y et al: Prostate cancer: differentiation of central gland cancer from benign prostatic hyperplasia by using diffusion-weighted and dynamic contrast-enhanced MR imaging. Radiology 257:715-723, 2010
- [2] Tofts PS: Modeling tracer kinetics in dynamic Gd-DTPA MR imaging. J Magn Reson Imaging 7:91-101, 1997
- [3] Yang C, Karczmar GS Y, Medved M et al: Estimating the arterial input function using two reference tissue in dynamic contrast-enhanced MRI studies: Fundamental concepts and simulations. Magn Reson Med 52: 1110-1117, 2004
- [4] Kimura Y, Hsu H, Toyama H et al: Improved signal-to-noise ratio in parametric images by cluster analysis. NeuroImage 9: 554-561, 1999

Extraction of reference region using time course pattern

in DCE-MRI studies

Yoko IKOMA^{*1}, Takayuki OBATA^{*1}, Yasuhiko TACHIBANA^{*1}, Tokuhiko OMATSU^{*1}, Riwa KISHIMOTO^{*1}, Tatsuya HIGASHI^{*1}, Hiroshi TSUJI^{*2}

*1 National Institute of Radiological Sciences QST, Department of Molecular Imaging and Theranostics

*2 National Institute of Radiological Sciences QST, Department of Charged Particle Therapy Research.

In dynamic contrast-enhanced MRI (DCE-MRI) studies, circulatory function of the target region can be evaluated quantitatively by a compartmental analysis using time-concentration curves of the target and reference regions. However, it is difficult to define the reference region manually because this task is complicated and affected by the tissue heterogeneity. In this study, we developed a method for extracting the reference region automatically based on time-course pattern for DCE-MRI studies of patients with prostate cancers.

One-dimensional index of time-course pattern, called R here, was calculated voxel by voxel from the time-concentration curve obtained from DCE-MRI. As a result, the R-value was lower in the tumor region, and higher in the normal region and gluteus muscle region, meaning that the contrast media in the tumor was washed out more rapidly from the tissue. From this R map, voxels having R-value same as the typical reference region were extracted as the reference region. The time course of extracted reference region was similar to that of the manually defined gluteus muscle.

The proposed method can automatically extract the reference region based on the time-course pattern, and it would be useful for the quantitative evaluation of circulatory function in DCE-MRI studies of patients with prostate cancers.

Key words: DCE-MRI, Compartment model, Reference tissue model, Pattern classification, Prostate cancer

Automated delineation framework of clinical target volume on treatment planning computed tomography based on Bayesian inference for prostate cancer radiation therapy

Kenta NINOMIYA^{*1}, Hidetaka ARIMURA^{*2}, Motoki SASAHARA^{*1} Taka-aki HIROSE^{*1,4}, Saiji OHGA^{*3}, Yoshiyuki UMEZU^{*4} Hiroshi HONDA^{*3}, Tomonari SASAKI^{*2}

Abstract

The goal of this study was to develop an automated delineation framework of clinical target volumes (CTVs) on treatment planning computed tomography (CT) based on Bayesian inference for prostate cancer radiation therapy. The framework was developed based on the Bayesian inference with a probabilistic atlas of the CTV and occurrence probabilities of planning CT values. CTV contours determined by radiation oncologists were employed as references for evaluation of the framework. The average Euclidean distance and Dice's similarity coefficient (DSC) between the references and estimated CTVs for 10 test cases was 4.2 ± 3.5 mm and 0.79 ± 0.10 , respectively. The proposed framework could be feasible for estimating CTVs of prostate cancer when CTVs were located close to an average position.

Keywords : prostate cancer, radiation treatment, Bayesian inference, probabilistic atlas, computed tomography

1. Introduction

Image guided radiation therapy has been widely employed for prostate cancer radiation therapy. Contrasts around boundaries between the prostate and surrounding soft tissues are very low on CT images to be utilized for treatment plans. Further, the subtle boundaries may lead intra- and inter-planner variations in contours of prostates. The variations of contours of regions of interest for radiation treatment (CTVs, organs at risks (OARs), etc.) could affect dose distributions. Therefore, the automated delineation frameworks of the prostate on CT images are needed for clinical practice, because automated delineation frameworks could reduce these variations of contours. There are many researches to attempt to extract prostates from medical images automatically [1-9], but the research topic is still a challenging task due to the low contrast of prostates on CT images. The Bayesian inference could be feasible for estimation of the low contrast prostates, because the probabilistic atlases can be used as prior knowledge (prior probability [10]) on the prostate locations.

^{*1} Department of Health Sciences, Faculty of Medical Sciences, Kyushu University [3-1-1 Maidashi, Higashi-ku, Fukuoka, 812-8582, Japan]

e-mail: knt.eat.24splash@gmail.com

^{*2} Department of Health Sciences, Graduate School of Medical Sciences, Kyushu University

^{*3} Department of Clinical Radiology, Graduate School of Medical Sciences, Kyushu University

^{*4} Department of Medical Technology, Kyushu University Hospital

Probabilistic atlases represent existence probabilities of an object at each voxel.

The goal of this study was to develop an automated delineation framework of CTVs (corresponding to prostates in low-risk groups) on treatment planning CTs based on the Bayesian inference for the prostate cancer radiation therapy.

2. Materials and frameworks

Figure 1 shows the overall scheme of our proposed framework. We used ten cases including planning CT images (pixel size: 0.9766 mm, matrix size: 512×512) and structure data (binary images) of prostates, bladders and rectums determined by radiation oncologists.



Figure 1. An overall scheme of our proposed framework.

Probabilistic atlases

Probabilistic atlases of pelvic bones and CTVs were generated from ten cases. Figure 2 illustrates a procedure for constructing probabilistic atlases.

Pelvic bone probabilistic atlas (Fig.2(a)). First, bone regions were extracted from CT images by thresholding. Extracted bone regions were registered to a reference bone region which was obtained by manual contouring. The centroid matching between reference and extracted bone regions was applied along left-right and anterior-posterior directions. The template matching was applied with the Dice's similarity coefficient (DSC) of a similarity index along superior-inferior direction. After registration, binary data of bone regions were averaged in each voxel for all cases to construct the pelvic bone probabilistic atlas.

CTV probabilistic atlas (Fig.2(b)). CTVs were moved according to the translation vector which was obtained from registration of pelvic bones. A probabilistic atlas of the CTV was also obtained by averaging in each voxel for all translated CTVs.

Occurrence probabilities for CT values

The occurrence probabilities for CT values of CTV and background regions were calculated by approximating histograms obtained from the two regions with Gaussian functions. Since



Figure 2. Procedures of constructing of probabilistic atlases for pelvic bones (a), and CTVs (b).

background regions were defined as surrounding regions of CTVs, they were obtained by subtracting the CTV from the dilated CTV.

Estimation of CTVs

The estimation of CTVs consisted of two steps. In the first step, a probabilistic atlas of the pelvic bone was registered to a test CT image according to the mutual information [11]. A probabilistic atlas of the CTV was translated according to the matrix which was obtained from the previous registration. In the second step, posterior probabilities were calculated as the degree of CTV regions based on the Bayesian inference. Finally, CTV regions were estimated by thresholding posterior probabilities. However, if the estimated CTV region overlapped with OARs (the rectum and/or the bladder), the overlapped regions were removed from the estimated CTV regions.

Evaluation of the proposed framework

The proposed framework was evaluated by calculating the DSC [12] and the Euclidean distance based on a leave-one-out-cross-validation test for 10 cases. DSCs were calculated between estimated CTV regions and ground truths that were determined by radiation oncologists. Euclidean distances

were measured between centroids of the estimated and the true CTV regions.

3. Results and Discussion

Figure 3 shows a comparison of CTVs determined by a radiation oncologist (ground truth) and estimated by the proposed framework. The average Euclidean distance and DSC between the ground truths and estimated CTVs for 10 test cases was 4.2 ± 3.5 mm and 0.79 ± 0.10 , respectively. As for some cases, the locations of the probabilistic atlas of the CTV did not match with those of true CTVs after the pelvic bone registration. That is because the locations of some CTVs were different from the average location of the CTVs corresponding to the CTV atlas location.

4. Conclusions

We have developed an automated delineation framework of clinical target volume on treatment planning computed tomography based on the Bayesian inference for prostate cancer radiation therapy. The proposed framework could be feasible for estimating CTVs of prostate cancer were located close to an average position. However, the further investigations are needed for more accurate segmentation of CTVs.



Figure 3. A comparison of CTVs determined by a radiation oncologist (ground truth by white lines) and estimated by the proposed framework. Black lines represent estimated CTV contours.

Acknowledgement

The authors would like to express their appreciation to all of the members of the Arimura laboratory who provided precious comments and advices for this study.

Conflict of interests

The authors do not have any conflict of interests to disclose.

References

[1] Shu L, Dinggang S: A learning Based Hierarchical Framework for Automatic Prostate Localization in CT Images. Med Image Comput Assist Interv, 2011: 6963, 1-9

[2] Andrew G, Lawrence J, Sheplan O, et al.:Combining Prior Day Contours to ImproveAutomated Prostate Segmentation. MedicalPhysics, 2013; 40(2): 021722, 1-7

[3] Sang H. P, Yaozong G, Yinghuan S, et al.: Interactive Prostate Segmentation Using Atlas-guided Semi-supervised Learning and Adaptive Feature Selection. Medical Physics, 2014; 41(11): 111715, 1-10

[4] Ninon B, Filipa G, Jamie M, et al.: Iterative Framework for The Joint Segmentation and CT Synthesis of MR Images: Application to MRI-only Radiation Therapy Treatment Planning. Phys. Med. Biol., 2017; 62: 4237-4253

[5] Wei L, Shu L, Qianjin F, et al.: Learning Image Context for Segmentation of Prostate in CT-guided Radiotherapy. Med Image Comput Assist Interv, 2011; 14: 570-578

[6] Dengwang L, Pengxiao Z, Xiangfei C, et al.:Automatic Multiorgan Segmentation in CTImages of The Pelvis Using Region-specific

Hierarchical Appearance Cluster Models. Medical Physics, 2016; 43(10): 5426-5436

[7] Soumya G, James W. D, Martin A. E, et al.: Multi-atlas and Unsupervised Learning Approach to Perirectal Space Segmentation in CT Images. Australas Phys Eng Sci Med, 2016; 39: 933-941

[8] Sang H. P, Yaozong G, Dinggang S: Multi-atlas Based Segmentation Editing with Interaction-guided Constraints. Med Image Comput Assist Interv, 2015; 9351: 198-206

[9] Qiangjin F, Mark F, Songyuan T, et al.: Segmenting CT Prostate Images Using Population and Patient-specific Statistics for Radiotherapy. Proc IEEE Int Symp Biomed Imaging, 2009; 282-285

[10] OkadaT, ShimadaR, HoriM, et al.: Automated Segmentation of the Liver from 3D CT Images Using Probabilistic Atlas and Multilevel Statistical Shape Model. Acad Radiol, 2008; 15:1390-1403.

[11] Pluim J, Maintz A, Max A. V, et al.: Multi-Information-Based Registration of Medical Images: A Survey. IEEE Trans Med Imaging, 2003; 22(8):986-1004.

[12] Crum W, Camara O, Hill D, et al.: Generalized Overlap Measures for Evaluation and Validation in Medical Image Analysis. IEEE Trans Med Imaging, 2006; 25(11):1451-1461.

前立腺癌放射線治療における臨床標的体積の自動抽出法

二宮健太^{*1}, 有村秀孝^{*2}, 笹原基希^{*1}, 大賀才路^{*3} 梅津芳幸^{*4}, 本田浩^{*3}, 佐々木智成^{*2}

- *1 九州大学大学院医学系学府保健学専攻
- *2 九州大学大学院医学研究院保健学部門
- *3 九州大学大学院医学研究院臨床放射線科
- *4 九州大学病院医療技術部

本研究の目的は前立腺癌放射線治療における臨床標的体積 (clinical target volume : CTV) の自動抽出法の 開発である.提案手法は確率アトラスと CTV 内の CT 値の生起確率を用いたベイズ推定に基づいている. 骨盤領域と CTV の確率アトラスを作成した. 骨盤領域の確率アトラスをテスト症例に対して位置合わせ を行い,その際に生成される移動ベクトルを用いて CTV の確率アトラスの移動を行った. 移動後の CTV の確率アトラスと生起確率を用いてベイズ推定を適応し,領域を推定した. 放射線腫瘍医によって決定さ れた CTV を用いてユークリッド距離と Dice's similarity coefficient (DSC) を計算し,提案手法を評価した. 我々の提案手法は CT 画像上で前立腺癌における CTV を自動抽出する方法として有用である可能性を示し た.

Key words: 前立腺がん,放射線治療,ベイズ推定,確率アトラス,治療計画 CT

テンプレート(全ての原稿の種類に共通) Ver. 2.1 (2017.3.21 改訂)

乳房専用 PET 画像を用いた乳腺腫瘍の自動検出手法の開発

と初期的評価

箕浦 菜月*1 寺本 篤司*1 山室 修*2 村瀬 香帆*2

伊藤 あかり*2 高橋 克彰*2 大見 久美子*2 西尾 正美*3

藤田 広志*4

要旨

近年,乳房を撮像対象とした乳房専用 PET 装置が開発され臨床利用が始まっている.乳房専用 PET は全身 PET/CT と組み合わせて行われ,全身 PET/CT よりも詳細に乳房内を観察できるがノ イズが多く腫瘍を正確に指摘することが困難な場合がある.本研究では乳房専用 PET 装置のノ イズ特性を加味した乳腺腫瘍の自動検出手法を開発する.本手法では乳房専用 PET 画像から高 集積な領域を検出する.まず PET 画像の画素値を SUV に変換する.次に,2値化処理により高 集積な領域を検出する.ここで乳房専用 PET 画像は検出器の端(検出器の底側や胸壁側)でノイズ が高くなるという特性を持つため,スライス毎にしきい値を変化させて2値化する.その後ラベ リング処理を行い,候補領域を得る.検証には乳房専用 PET 画像 10 症例を用いて,腫瘍検出能 力を評価した.その結果全身 PET/CT 画像からは検出できなかった小さな乳腺腫瘍を検出できた.

キーワード: 乳房専用 PET 装置, 乳腺腫瘍, 自動検出

1. はじめに

乳がんは日本女性が罹患する最も多いがん である[1].近年,核医学検査の分野では乳 房のみを撮像対象とした乳房専用 PET 装置 が開発され [2,3],臨床での利用が始まって いる.乳房専用 PET 装置には大別して対向型 乳房専用 PET 装置とリング型乳房専用 PET 装置がある.前者は,マンモグラフィのよう に乳房を2枚の平板上の検出器で乳房を挟ん

*1 藤田保健衛生大学大学院保健学研究
科〔〒470-1192 愛知県豊明市沓掛町田楽 ヶ窪 1-98〕e-mail: teramoto@fujita-hu.ac.jp
*2 東名古屋画像診断クリニック
*3 名古屋放射線診断クリニック

*4 岐阜大学医学系研究科

で撮像する.後者は,O型あるいはC型に配置された検出器の中心に乳房を下垂させて撮像する[4].本研究では後者に注目する.

リング型乳房専用 PET 装置は左右の乳房 を片側ずつ検出器内に配置して撮像を行うこ とで,乳房の3次元断層像が得られる.臨床 では,乳房専用 PET 検査は検診でのがん検索 や乳がん患者のフォローアップに用いられて おり,全身 PET/CT 検査と組み合わせて行わ れる.図1に乳房専用 PET 画像と全身 PET/CT 画像を示す.乳房専用 PET 画像では全身 PET/CT 画像よりも詳細に乳房内を観察でき る.しかしながら,乳房専用 PET は図1(a)に 示すようにノイズが多く,医師は乳腺腫瘍を 正確に指摘することが困難な場合がある.

このような場合,コンピュータ支援診断シ ステム (Computer Aided Diagnosis:以下 CAD) が有用である. CAD は医師の診断を支援する ための「第2の意見」であり,膨大な医用画 像をコンピュータで定量的に解析し,病変の 候補を提示することで医師の診断を支援する ものである [5].

ノイズの多い乳房専用 PET 画像をコンピ ュータに入力して解析を行い,その結果を医 師に提示することで,診断精度の向上が期待 できる.そこで,我々は乳房専用 PET 画像を 用いた乳腺腫瘍の自動検出を行う取り組みと して乳房専用 PET 装置のノイズ特性を加味 した乳腺腫瘍の自動検出手法を開発し,その 初期的な評価を行った.



(a)

(b)

図1 乳房専用 PET 画像と全身 PET/CT 画像の比較. (a) 乳房専用 PET 画像, (b) 全身 PET/CT 画像

2. 手法

乳房専用 PET 画像を用いた乳腺腫瘍の自動検出処理のフローチャートを図3に示す.

本手法では,乳房専用 PET 画像から乳房内 の高集積な領域を検出する.



図3提案手法のフローチャート

2.1 SUV 変換

PET 装置から出力される画像の画素値は FDG 投与量や体重により変化する.そこで, 最初に PET 画像のすべての画素値を FDG 投 与量,体重で正規化した Standardized Uptake Value (以下 SUV) に変換し [6], 検出に利 用する.

2.2.2値化

図4にスライス位置とノイズの標準偏差の 関係を示す.図4に示すように乳房専用 PET 画像は検出器の端(検出器の底側や胸壁側)で ノイズが高くなるという特性を持つ.そこで 我々はスライス毎のノイズ特性に基づいて選 択的にしきい値を変化させる方法を提案する.

スライス毎のノイズ特性に基づいて(図 5(b)),しきい値を決定する(図 5(c)).決定し たしきい値を用いて乳房専用 PET 画像を2値 化する(図 5(d)).



図4乳房専用 PET 画像のノイズ特性. 縦軸はノイズの標準偏差, 横軸はスライス位置を表す.

2.3 腫瘍の認識

2 値化された画像に対してラベリング処理 を行い,乳房内の高集積領域を認識する.以 上の処理により,乳房内の候補領域が得られ る.





(c)
 (d)
 図5高集積領域の自動検出.(a) 乳房専用 PET 原
 画像,(b) スライス毎のノイズ特性,(c)スライス
 毎に決定した2値化しきい値,(d)2値化画像

3. 検証

3.1 検証方法

本手法の有用性を評価するために,東名 古屋像診断クリニックで撮影された 10 症例 (乳がん5症例,正常5症例)を対象に乳腺腫瘍 検出能力を評価した.

3.2 結果および考察

高集積領域の自動検出結果の例を図6に示 す.図6(a)に示すような全身 PET/CT でも検出 可能な大型の腫瘍だけでなく,同図(b)のよう な全身 PET/CT では検出できない小型の腫瘍 も検出された.



図6 高集積領域検出結果. (a) 全身 PET/CT で検出 可能であった大型の乳腺腫瘍, (b) 全身 PET/CT で は検出されない小型の乳腺腫瘍

4. 結論

乳房専用 PET 画像を用いて,乳腺腫瘍を自動検出する手法を提案した.検証を行った結果,全身 PET/CT では検出できない小型の腫瘍が検出され,本手法の有用性が示唆された.

謝辞

本研究の一部は,文部科学省科学研究費補 助金(新学術領域研究:26108005:「医用画像に 基づく計算解剖学の多元化と高度知能化診 断・治療への展開」)により行われました.

利益相反の有無

なし

文 献

- [1] がんの統計編集委員会:編がんの統計
 <2015 年版>.公共財団法人 がん研究振
 興財団,東京,2016,pp14
- [2] 北村圭司: PET イメージングの最前
 線. 医用画像情報学会雑誌 26(2): 31-35,
 2009
- [3] 水田哲郎: PET の最新技術動向. 電 気設備学会誌 **34**(4): 239-242, 2014
- [4] 乳房専用 PET 診療ガイドライン.日本核医学会,東京,2013,pp2
- [5] 藤田広志: 医用画像のためのコンピュ ータ支援診断システムの開発の現状と 未来. 日本写真学会誌 66(8): 484-490, 2003
- [6] Keys JW: SUV : Standard uptake or silly useless value?. J Nucl Med 36(10): 1836-1839, 1995

Development and initial evaluation of automated detection scheme of

breast tumors using dedicated breast PET images

Natsuki MINOURA^{*1}, Atsushi TERAMOTO^{*1}, Osamu YAMAMURO^{*2}, Kaho MURASE^{*2}, Akari ITO^{*2}, Katsuaki TAKAHASHI^{*2}, Masami NISHIO^{*3}, Hiroshi FUJITA^{*4},

- *1 Graduate School of Health Sciences, Fujita Health University
- *2 East Nagoya Imaging Diagnosis Center
- *3 Nagoya Radiological Diagnosis Center
- *4 Graduate School of Medicine, Gifu University

Recently, dedicated breast PET (db PET) has been developed and it has begun clinical use in Japan. Usually, it is performed with PET/CT. Db PET can observe the breast in more detail than PET/CT. However, since db PET images are noisy, it may be difficult to accurately identify small tumors. In this study, we develop a method for automated detection of breast tumors considering its noise characteristics. In this method, increased uptake regions are detected from db PET images. First, each pixel value is transformed to standardized uptake value. Next, increased uptake regions are detected by thresholding. Here, noise level increases at the edge of the detector (the bottom side of the detector and the chest wall side) in db PET images. Using this characteristics, db PET image is segmented by changing the threshold value for each slice. Then, candidate regions are obtained by applying labeling to the image. In order to evaluate the usefulness of our method, the tumor detection ability was evaluated using 10 case of db PET images. As a result, small tumors were detected, which were not detected by PET/CT images.

Key words: Dedicated breast PET, Breast cancer, Automated detection

KINECT とパノラマ X 線装置を用いたデンタル

フュージョン画像の生成

川合 晃平^{*1} 尾川 浩一^{*1} 福井 達真^{*2} 勝又 明敏^{*2}

要旨

本研究の目的は歯科用パノラマ X 線装置で撮影したパノラマ X 線画像と KINECT によって再構成した 3 次元顔表面画像をフュージョンした歯科用画像を生成することである.提案手法において 3 次元顔画像は KINECT の赤外線センサとカメラ及び,光路長を長くするために取り付けた鏡を用いてデータを取得して再構成した.3 次元顎骨画像はトモシンセシス法により作成したパノラマ X 線画像を歯列中央位置の曲面にマッピングすることで再構成した.3 次元顎骨画像と 3 次元顔画像の位置合わせはタングステンマーカを用いて行ったので報告する.

キーワード:パノラマX線撮影装置,顔画像, フュージョン, KINECT

1. はじめに

歯科診断において,患者の顎骨を画像化する方 法として歯科用パノラマX線装置が用いられてい る.図1のような歯科用パノラマX線撮影装置を 使用して撮影を行うことで患者の顎骨のパノラマ X線画像をトモシンセシスの技術を用いて生成で きる[1].さらに、このパノラマ画像を歯列中心部 の曲面にマッピングすることで3次元顎骨画像を 生成できる.この様にして作った3次元顎骨画像 を、3Dスキャナを用いて作った3次元額表面画像 とフュージョンできれば診断画像の適用範囲が広 がると考えられる.現在、このようなフュージョ ン画像を生成する特殊な歯科用 X 線 CT 装置は存 在するが,装置が大型で高価であるという問題が ある[2]-[3]. そこで安価でコンパクトな KINECT を顔画像取得のためのセンサとして既存の歯科用 パノラマ X 線装置に取り付け,顔表面と顎骨のデ ータを同時に収集し,フュージョン画像を生成で きるようなシステムを考案した[4]. KINECT は Microsoft によって開発されたセンサデバイスで ある. これには Depth カメラと RGB カメラが付 いており,3D スキャナとして利用することができ る[5].

工学専攻〔〒184-8584 東京都小金井市梶野 町 3-7-2〕

^{*1} 法政大学大学院理工学研究科応用情報

e-mail: kohei.kawai.2x@stu.hosei.ac.jp *2 朝日大学歯学部



図1 歯科用パノラマX線装置

2. 提案手法

患者の顔画像を得るために、歯科パノラマX線 装置の検出器側上部に KINECT を, X 線管側に鏡 を取り付け、歯科パノラマX線撮影装置が回転す ると同時にデータを収集するシステムを考案した. ここで鏡を使った理由として, KINECT で有効な Depth データを得るには 40cm 以上の光路長が必 要となるためである.本研究で使用する歯科パノ ラマX線装置の検出器とX線管の回転軌道は単純 な円軌道ではなく、そこに回転軸の移動が加わっ た複雑な動きをする. そこで, 位置の補正を行う ために KINECT で患者の撮影を行う前に棒ファン トムの撮影を行った.また,3次元顔表面画像と3 次元顎骨画像の位置合わせを行うためにタングス テンマーカを患者の顔に付けて撮影を行った.こ のとき、歯科パノラマ X 線装置の回転時間は 12 秒であるため、それに合わせて KINECT での撮影 も12秒間で60回行い、図2に示すような640× 480 画素の RGB データと Depth データを取得した. 次に回転中心軸付近の横 80×縦 300 画素の Depth データを回転角度ごとに3次元実空間座標に変換 した. その後, 変換したデータを 500×500×500 ボクセル空間上にマッピングした(ボクセルサイ ズ 0.5×0.5×0.5mm³). そのとき, 重なりが多い部 分を顔の表面であるとみなした. さらに顔の表面 を滑らかにするため 3×3×3 の範囲の Dilation を 6回と Erosion を 4回行った(図 3). この様にし

て決められた顔画像を構成するボクセル群に対し RGBデータをマッピングして顔の3次元画像を生 成した.さらにフュージョン画像を生成するため に顔表面3次元画像と3次元顎骨画像の対応する マーカ間の距離と分散の値が最小になる位置を求 め位置合わせを行った.



図 2 RGB 画像(左)と Depth 画像(右)



図 3 Dilation と Erosion をする前後のスライス画像右: 処理前 左:処理後

3. 実験方法

図 4 のように歯科用パノラマ X 線撮影装置に KINECT と鏡を取り付け,人物の顔表面の再構成 を行う実験を行った.初めに棒ファントムの撮影 を行い,次に人物の撮影を行った.人物の撮影で は図 5 のように顔に位置合わせのためのタングス テンマーカを 5 つ取り付けて撮影を行った.使用 した装置は QRmaster-P で,データ収集時間は 12 秒であり 60 方向の画像から3次元顔画像を作った. このときの実験風景を図 6 に示す.この際,頭部 と鏡を取りつけた X線管との距離は角度ごとに異 なっているため棒ファントムの撮影で得た座標を 用いて補正をした.このとき歯科パノラマ X 線装 置の撮影では図7のようなパノラマ画像を得られ る.これを3次元空間上の歯列中心部の曲面にマ ッピングすることで3次元顎骨画像を生成した. フュージョン画像を生成するためにこれらの3次 元顔表面画像と3次元顎骨画像のマーカ部分を利 用して位置合わせを行った.



図4 実験ジオメトリ



図5 タングステンマーカ取り付け位置





4. 実験結果と考察

パノラマ画像から得られた3次元顔表面画像を 図8に, KINECTによって得られた3次元顔画像 を図9に示す.3次元顔表面画像と3次元顎骨画 像のフュージョン画像を図 10 に示す.それぞれ左 の画像は正面から,右の画像は左側から見た画像 である.位置合わせ後の対応するマーカ間の距離 は一定になるはずであるが今回の実験ではばらつ きがあった.

5. まとめ

歯科用パノラマ X 線撮影装置にとりつけた KINECT を用いた 3 次元顔画像を生成する手法を 提案し,人物のフュージョン画像を生成に成功し た.



図7 歯科パノラマ画像



図 8 3 次元顎骨画像



図 9 KINECT によって得られた 3 次元顔表面 画像



図 10 フュージョン画像

利益相反の有無

なし

文 献

- K. Ogawa, R. P. Langlais, W. D. McDavid, et al. "Development of a new dental panoramic radiographic system based on a tomosynthesis method", Dentomaxillofacial Radiology (2010) 39, 47-53
- [2] "Introducing the 3Shape X1TM. The new age CBCT scanner". 3shape. http://www.3shape.com/new+products/x1/cbct+s canners,(参照 2016-05-02)
- [3] "GALILEOS Comfort^{PLUS}. The 3D unit recommended by dentists. For the highest demands." Sirona – The Dental Company. http://www.sirona.com/en/products/imaging-syst ems/galileos/,(参照 2016-05-02)

- [4] K. Kawai, K. Ogawa. "Image fusion of a dental CT image with a face image", 医学物理, vol.36,Sup.1, p.129(2016)
- [5] 中村薫,斎藤俊太,宮城英人. KINECT for Windows SDK プログラミング C++編.秀和シ ステム, 2012,32

死亡時 CT 像からの複数臓器認識処理

宮川 和也*1,斉藤 篤*1,花岡 昇平*2,稲井 邦博*3,

法木 左近*4,木村 浩彦*5,西島 昭彦*6,清水 昭伸*1

要旨

本報告では、死亡時 CT 像から、あらかじめ抽出された解剖学的ランドマークと肝臓に基づいて、心臓 と肺を認識する画像処理アルゴリズムについて述べる.具体的には、入力画像からランドマークと肝臓領 域を抽出したのち、それらを用いて学習画像と位置合わせする.得られた変形場を学習画像の肺と心臓の ラベル画像にも適用し、条件付確率アトラスを構築する.その後、この確率アトラスを用いた最大事後確 率法により心臓と肺の領域を認識する.本報告では、提案法を実際の死亡時 CT 像 10 症例に適用して性能 を評価した結果を示し、有効性について議論する.

キーワード: 死亡時 CT 像, 複数臓器認識, 条件付確率アトラス, 最大事後確率法, 死亡時画像診断

1. はじめに

現在日本では、ご遺体を CT や MRI で撮影 し、画像から死因特定を行う Autopsy imaging (Ai:死亡時画像診断)の導入が進み、院内 死亡患者の直接死因究明は生前に撮影された CT 像、検査結果、及び臨床記録を加味する と、70%の精度で直接死因が究明されると報 告される一方、生前医療情報に乏しい突然死 や犯罪関連死などでは、依然その精度は 30% 程度に留まっている[1]. これは、このような 遺体は特異病変に乏しいことも多く、また多 くの症例は死後経過時間が不明な上に様々な 死後変化を生じているため、折角大量の画像 データが得られても臨床画像診断で蓄積され

*1 東京農工大学大学院工学研究院
[〒184-8588 東京都小金井市中2-24-16]
e-mail:s171185t@st.go.tuat.ac.jp
*2 東京大学医学部附属病院放射線科
*3 福井大学医学部分子病理学
*4 福井大学医学部腫瘍病理学
*5 福井大学医学部放射線医学
*6 福井大学医学部 Ai センター

た知見をそのまま適応できないことも原因と される.そのため,読影医には多大な負担を かけているのが現状で,死後画像の診断も専 門とする放射線診断医はごくわずかに存在す るのみである.そこで,読影医の負担軽減や 診断精度向上を目的とした計算機診断支援シ ステムの開発が進められている.[2].ここで, 死亡時 CT 像は死後変化により生体と異なる 特徴を持つため(図1参照),死亡時 CT 像に 特化したシステムが必要となる.

)

CAD システムでは、まず、画像中の臓器の 認識を行う.これまで、死亡時 CT 像上の単 一臓器については、肝臓[3]および肺[4]を抽出 した報告がある.また、生体を対象とした研 究では、複数臓器を対象とした報告が幾つか ある [5-8].隣接臓器の関係を利用すること で生体同様に精度向上が期待されるが、死亡 時画像においては複数臓器を認識した報告は ない.



(a) (b) 図1 生体の CT 像(a)と死亡時 CT 像(b)の例

本報告では,解剖学的ランドマーク(LM) [9]と肝臓[3]の認識結果を用いて,肺と心臓を 認識する処理について述べる.まず,LM と 肝臓を用いて空間的標準化を行い,肺と心臓 の条件付き確率アトラスを構築する.次に, 最大事後確率法(Maximum a Posteriori; MAP) により肺と心臓を抽出する.

2. 提案手法

図2に処理のフローチャートを示す.



まず,文献[9]の処理を用いて肺や心臓に近 く安定して認識可能な胸骨,椎骨等のLMを 32 点抽出する.次に,文献[3]により肝臓領域 を抽出する.その後,抽出されたLM点と肝 臓ラベルに対して,学習症例のそれらをプロ クラステス法[10]により位置合わせする.ま た,得られたアフィンパラメータを用いて学 習症例の肺と心臓のラベルを変形させ、それ らを用いて肺と心臓の条件付き確率アトラス を構築する.その後、この確率アトラスに基 づく EM アルゴリズム[6]を用いて MAP 法を 行い、認識結果とした.

3. 実験及び考察

本研究はあらかじめ倫理委員会の承認を得 て、遺族から書面で同意後に撮影された 10 症例のAi画像から体幹部の3次元CT像を作 成し、leave-one-out により評価を行った. 画 像サイズは $512 \times 512 \times 416 - 1148$ [voxel]であ り、画素サイズは $0.744 - 0.841 \times 0.744 - 0.841$ ×1[mm/voxel]である.評価は Jaccard Index(JI) を用いた. 図3に心臓と肝臓のJIを示す. こ こで、提案法との比較として、LM や肝臓を 用いずに、頸骨の一部に基づいて位置合わせ を行った場合の結果も示した. また、図4に は、提案法により、肺と心臓のJIの平均が比 較手法と比べて一番大きく改善した症例と性 能が低下した症例の結果を示した.





図3 実験結果



(a)
 (b)
 (a: 症例 15, b: 症例 7)
 黃: 肝臟,橙: 心臟,青: 肺

図3からは、比較手法に比べ、大部分の 症例で精度が向上することが確認できた.特 に精度が改善された症例15(図4(a))では、 肺の一部に拾いすぎが見られたが、比較的正 確に抽出されていた.これは肝臓とLMの情 報が、横隔膜の位置を正確に合わせるために 有用であったためだと考えられる.一方、図 4(b)の失敗例は、腹水による横隔膜の挙上 によりLMと臓器の位置関係が崩れたことと、 肝臓の抽出に失敗したことにより、位置合わ せが誤ったことが原因だと考えられる.

次に、参考として、生体における心臓と肺の認識精度と比較する.まず、生体では、最近の代表的な研究である文献[11]や[12]によると、評価値は異なるが心臓の平均 Dice 係数は 0.91[11]、肺の平均 JI は 0.94[12]であった. それに対し、本研究では心臓の平均 Dice 係数と肺の平均 JI はそれぞれ 0.63 と 0.62 であり、大きな差がある.これは、死体特有の非線形の変形や濃度変化によるものであり、今後は、さらにこれらの点に着目して改良を進める予定である.

3. まとめ

本稿では,死亡時 CT 像から,あらかじめ 抽出した肝臓と解剖学的 LM を用いて,肺と 心臓を認識するための画像処理アルゴリズム について述べた.

今後の予定としては,死後変形に対応する ために,非剛体変換を用いた位置合わせや, 条件付きの SSM の導入により,一層の認識精 度の向上を目指す.

謝辞

日頃から熱心にご討論いただく東京農工大 学 清水昭伸研究室の各位に深謝いたします.

利益相反の有無

なし

文 献

- [1] Inai K, Noriki S, Kimura H, et al.: Postmortem CT is more accurate than clinical diagnosis for identifying the immediate cause of death in hospitalized patients: a prospective autopsy-based study. Virchows Arch 469: 101-109. 2016
- [2] 平野靖,時安竣一,清水昭伸 他:死後 CT 像のテクスチャ解析による死因推定. Medical Imaging Technology, Vol. 33, no.4, pp.177-184, 2015
- [3] Saito A, Yamamoto S, Shimizu A et al. : Automated liver segmentation from a postmortem CT scan based on a statistical shape model, International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery, 2016
- [4] 立花幸子,斉藤篤,清水昭伸 他:死 亡時 CT 像からの肺野セグメンテーショ ンに関する検討.信学技報, Vol. 114, no. 482, MI2014-112, pp. 289-29, 2015
- [5] Park H, Bland P, Meyer C: Construction of an abdominal probabilistic atlas its application in segmentation. IEEE Trans Med Imaging 22(4): 483-492, 2003
- [6] Shimizu A, Ohno R, Ikegami T, et al.: Segmentation of multiple organs in non-contrast 3D abdominal CT images International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery, vol.2, no.3-4, pp.135-142, 2007
- [7] Tong T, Robin W, Joseph V. H et al.:
 Discriminative dictionary learning for abdominal multi-organ segmentation, Medical Image Analysis, Vol. 23, Issue 1,

p92-104, 2015

- [8] Okada T, Marius G. L, Hori M, et al.: Abdominal multi-organ segmentation from CT images using conditional shape-location and unsupervised intensity priors, Medical Image Analysis, vol.26, pp.1-18, 2015
- [9] Hanaoka S, Shimizu A, Masutani Y et al.: Automatic detection of over 100 anatomical landmarks in medical CT images: a framework with independent detectors and combinatorial optimization. Medical Image Analysis, Vol. 35. pp.192–214, doi:10.1016/j.media.2016.04.00, 2017
- [10] Peter H. S, Rovert M. C: Fitting one matrix to another under choice of a central dilation and a rigid motion. Psychometrika, Vol. 35, pp 245-255, 1970
- [11] Rahil S, Daniel B, Theo v. W et al.: Automatic segmentation and quantification of the cardiac structures from non-contrast-enhanced cardiac CT scans, Physics in Medicine and Biology, 2017
- [12] Nakagomi K, Shimizu A, Togashi K et al.: Multi-shape graph cuts with neighbor prior constraints and its application to lung segmentation form a chest CT volume. Medical Image Analysis, vol.17, pp.62-77, 2013

Multi-organ segmentation algorithm from a postmortem CT volume

Kazuya MIYAGAWA^{*1}, Atsushi SAITO^{*1}, Shouhei HANAOKA^{*2}, Kunihiro INAI^{*3}, Sakon NORIKI^{*4}, Hirohiko KIMURA^{*5}, Akihiko NISHIJIMA^{*6}, Akinobu SHIMIZU^{*1}

*1 Tokyo University of Agriculture and Technology
*2 Department of Radiology, Tokyo University Hospital
*3 Division of Molecular Pathology, Department of Pathological Sciences, Faculty of Medical Sciences, University of Fukui
*4 Division of Molecular Pathology, Department of Pathological Sciences, Faculty of Medical Sciences, University of Fukui
*5 Division of Radiology, Department of Radiology and Laboratory Medicine, Faculty of Medical Sciences, University of Fukui
*6 Autopsy imaging center, Faculty of Medical Sciences

This paper describes an image processing algorithm to recognize a heart and a lung from a postmortem CT volume using anatomical landmarks and liver extracted in advance. Once landmarks and a liver region are obtained from the input image, all training volumes are aligned to the input volume based on the extracted landmarks and liver region. The deformation fields for the alignment are applied to label volumes of lungs and hearts of training data, and a conditional probabilistic atlas of a lung and a heart in the input volume is constructed. Subsequently, maximum a posteriori method with the atlas recognizes the heart and lung regions in the input volume. This paper presents the results of evaluating the performance by applying the proposed method to 10 postmortem CT volumes and discusses the effectiveness

Key words: Postmortem CT volume, Multi-organ segmentation, Conditional probabilistic atlas, Maximum a posteriori, Autopsy imaging

Influence of Higher Order Potential and Voxel-Connection in Multi-Organ Segmentation Based on Conditional Random Field

Ying YANG^{*1}, Masahiro ODA^{*2}, Takayuki KITASAKA^{*3},

Holger ROTH^{*2}, Kazunari MISAWA^{*4}, Kensaku MORI^{*2}

Abstract

In this paper, we investigate the influence of higher order potential and voxel-connection structure in torso organ segmentation from CT volumes based on conditional random field (CRF). Many methods of automated segmentation from CT volumes have been proposed. However, lots of parameters require to be adjusted empirically to obtain precise organ regions in these methods. Here, we extract organ regions from CT volumes by estimating the labels of each voxel based on a CRF model. We construct a CRF model using the stochastic gradient descent algorithm in the learning phase and maximum a posteriori (MAP) inference in the prediction of the model. To solve the problem of low segmentation accuracy and the extracted regions with rough boundary in the previous method, we introduce higher order potential and new voxel-connection structure for the CRF-based organ segmentation. We perform the experiments using the CRF model with the new voxel-connection structure and new higher order cliques to evaluate their impact. The experimental results of 10 CT volumes showed that the higher order cliques and the voxel-connection structure for organ segmentation based on the CRF model.

Keywords : Segmentation, Machine learning, Conditional random field, Voxel-connection, Higher order potential

1. Introduction

Accurate detection and segmentation of organs, blood vessels and other regions of interest on medical images are crucial tasks in the medical image processing. Organ region information can be utilized for such purposes as the computer-aided diagnosis or computer-assisted surgery. Therefore, many researches have been done so far with the aim of proposing automated approaches for organ regions segmentation from CT volumes. However, lots of automated organ segmentation [1-4] methods include the discrete optimization of a heuristic objective function which contains numbers of parameters required to be adjusted empirically.

For the segmentation method based on the Conditional Random Field (CRF) proposed in this paper, the

^{*1} Graduate School of Information Science,

Nagoya University [Furo-cho, Chikusa-ku, Nagoya, 464-8601, Japan]

e-mail: yyang@mori.m.is.nagoya-u.ac.jp

^{*2} Graduate School of Informatics, Nagoya University

^{*3} Faculty of Information Science, Aichi Institute of Technology

^{*4} Aichi Cancer Center Hospital

parameters of the CRF model can be trained automatically. We defined the process of organ segmentation as the organ label inference of each voxel in 3D images in the proposed method. In a multi-organ segmentation based on the CRF, voxel-connection structures and higher order cliques of the model play an important role and affect the precision of organ regions inference, especially organ boundaries. Nevertheless, no investigation on the suitable voxel-connection structure and higher order potential for the CRF-based multi-organ segmentation has been reported yet.

In this paper, we construct a CRF model with different voxel-connection structures from the previous method [5] to analyze how the connection structure and higher order potential affect the performance of the multi-organ segmentation. Comparing with the previous work [5], we introduce a new voxel-connection structure and a higher order potential to extract the organ regions with clear boundary and to learn the relationship between the central voxel and the surrounding voxels in terms of distance. In the experiments, we evaluate the performance of multi-organ extraction method based on the CRF with the 10 cases of CT volumes. In the Section 2, we describe the method in detail. The experiments and discussion are described in the Section 3.

2. Method

2.1 Overview

We propose a multi-organ segmentation method based on the CRF [6]. In the training phase, the CRF is trained with the training input CT volumes and their organ labels. Weight parameters are optimized via stochastic gradient descent with feature vectors and organ labels. In the testing phase, the organ labels of the testing input CT volumes are predicted via maximum a posteriori estimation.

2.2 3D CRF formulation

CRF is a discrimination model of the conditional distribution $p(\mathbf{y} | \mathbf{x})$, which computes the probability of assigning a label \mathbf{y} to an input variable \mathbf{x} .

The conditional distribution $p(\mathbf{y} | \mathbf{x})$ can be written as

$$p(\mathbf{y} \mid \mathbf{x}) = \frac{1}{Z(\mathbf{x})} \exp\left\{\sum_{i} \sum_{k} w_{k} \psi_{k}(x_{i}, y_{i}) + \sum_{i} \sum_{j \in \mathcal{N}_{i}} \sum_{k} v_{k} \phi_{k}(y_{i}, y_{j}) + \sum_{i} \sum_{j \in \mathcal{N}_{i}} \sum_{n \in \mathcal{N}_{i}} \sum_{k} t_{k} \phi_{k}(y_{i}, y_{j}, y_{n})\right\},$$
(1)

where the partition function $Z(\mathbf{x})$ is given by

$$Z(\mathbf{x}) = \sum_{\mathbf{y}'} \exp\{\sum_{i} \sum_{k} w_{k} \psi_{k}(x_{i}, y_{i}') + \sum_{i} \sum_{j \in \mathcal{N}_{i}} \sum_{k} v_{k} \phi_{k}(y_{i}', y_{j}') + \sum_{i} \sum_{j \in \mathcal{N}_{i}} \sum_{n \in \mathcal{N}_{i}} \sum_{k} t_{k} \phi_{k}(y_{i}', y_{j}', y_{n}')\},$$
(2)

Here, *i* and *j* denote positions and *k* is the index of binary functions ψ_k , ϕ_k and ϕ_k . Details of the functions are explained below. **y**' represents assigned labels. Given a voxel *i*, N_i is the set of surrounding voxels in pairwise relationships, which is shown in Fig. 1. The structure of 6-neighbors shown in Fig. 1 (a) causes low segmentation accuracy of some organs like spleen or kidney and we cannot learn the relationship between distant voxels, which was used in the previous method [5]. In Fig. 1 and Fig. 2, each point denotes the center of voxel, and the points connected with the bars represent the two voxels are related. Here, we propose a new voxel-connection structure with 10 neighboring voxels shown


(a) Previous voxel-connection

(b) Proposed voxel-connection

Fig. 1 Pairwise voxel-connection structures of CRF model. Each point denotes the center of the voxel. And the points connected with the bars represent the two voxels are related in training or prediction.



Fig. 2 Triplet cliques in the proposed method. Three voxels connected with the bars make one triplet clique. And four triplet cliques are designed for one voxel.

in Fig. 1 (b) to solve the problem. At the same time, we introduce a higher order potential in the CRF model to solve the problem that the extracted organ region had rough boundary in the previous method. So, we propose the combination of second order cliques and triplet cliques to get clear and accurate regions of each organs. N_t is the set of surrounding voxels in the triplet clique. The structure of four triplet cliques is shown in Fig. 2. The observation value \mathbf{x}_i consists of the voxel position, intensity and the geodesic distance from background. The geodesic distance between two voxels of the CT volume is defined as an accumulated distance on the shortest path between these two voxels [7]. ψ_k , ϕ_k and ϕ_k are feature functions which are defined as

2.3 Training phase

The goal of the training phase in CRF-based organ segmentation is to find the optimal weight parameters W_k , V_k and t_k with the given CT volumes and their organ labels. The weight parameters update

successively with each of the CT volumes and their organ labels. Considering the log-likelihood function L of $p(\mathbf{y} | \mathbf{x})$, given as

$$L = \log p(\mathbf{y} | \mathbf{x})$$

= $\sum_{i} \sum_{k} w_{k} \psi_{k}(x_{i}, y_{i}) + \sum_{i} \sum_{j \in N_{i}} \sum_{k} v_{k} \phi_{k}(y_{i}, y_{j}) + \sum_{i} \sum_{j \in N_{i}} \sum_{n \in N_{i}} \sum_{k} t_{k} \varphi_{k}(y_{i}, y_{j}, y_{n}) - \log Z(\mathbf{x}).$
(3)

The optimal weights can be obtained by solving *L* using stochastic gradient descent method for the conditional probability $p(y_i | \mathbf{x})$. The update of weight parameters are as follows:

$$w_k \leftarrow w_k + \mu \frac{\partial L}{\partial w_k},$$
 (4)

$$v_k \leftarrow v_k + \mu \frac{\partial L}{\partial v_k},\tag{5}$$

$$t_k \leftarrow t_k + \mu \frac{\partial L}{\partial t_k},\tag{6}$$

where μ is the learning rate ($\mu > 0$).

Due to the computational complexity of the conditional probability, we utilize approximated conditional probability $q_i(y_i | \mathbf{x})$ instead. $q_i(y_i | \mathbf{x})$ can be estimated by the mean field approximation method [8], which applies the update equation repeatedly. The definition is as follows:

$$q_{i}(y_{i} \mid \mathbf{x}) \leftarrow \frac{1}{Z_{i}} \exp\left\{\sum_{k} w_{k} \psi_{k}(x_{i}, y_{i})\right.$$
$$\left. + \sum_{\mathbf{y}'} \sum_{j \in \mathcal{N}_{i}} \sum_{k} v_{k} \phi_{k}(y_{i}, y_{j}) q_{j}(y_{j} \mid \mathbf{x}) + \sum_{\mathbf{y}'} \sum_{j \in \mathcal{N}_{i}} \sum_{k} t_{k} \varphi_{k}(y_{i}, y_{j}, y_{n}) q_{j}(y_{j} \mid \mathbf{x}) q_{n}(y_{n} \mid \mathbf{x})\right\},$$
(7)

where Z_i is a normalization term for the probability of a label. The initial value of $q_i(y_i | \mathbf{x})$ is defined as

$$q_i(y_i \mid \mathbf{x}) \leftarrow \frac{1}{Z_i} \exp\left\{\sum_k w_k \psi_k(x_i, y_i)\right\}.$$
(8)

In this paper, we set the maximum iteration number of updates as T = 64.

2.4 Prediction phase

In the prediction phase, the organ labels \hat{y} of an input CT volumes are obtained by maximizing a posteriori estimation, which is defined as

$$\hat{\mathbf{y}} = \underset{\mathbf{y}}{\arg\max} p(\mathbf{y} \mid \mathbf{x}), \tag{9}$$

For the sake of simplicity and computational efficiency, we utilize the approximated conditional

probability $q_i(y_i | \mathbf{x})$ instead of $p(\mathbf{y} | \mathbf{x})$ to predict organ labels as well.

Organs	Previous method [5]	Proposed method
Right Lung	0.94	0.94
Left Lung	0.92	0.91
Heart	0.65	0.75
Liver	0.67	0.73
Spleen	0.36	0.69
Right Kidney	0.38	0.77
Left Kidney	0.37	0.78

 Table 1 DICE coefficients of major organs.

Hence, the labels of organs \hat{y} are given by

$$\hat{y}_i = \arg\max_{y_i} q_i(y_i \mid \mathbf{x}), \tag{10}$$

where \hat{y}_i is the predicted organ label of the voxel *i*.

3. Experiment and discussion

We used ten cases of torso CT volumes to perform the experiments with a two-fold cross-validation. Detailed information about the CT volume can be summarized as: slice size: 512×512 pixels, number of slices: 641-741 slices, pixel spacing: 0.732-0.919 mm/pixel, reconstruction pitch: 1.0 mm, X-ray tube current: 90-300 mAs, and tube voltage: 120 kVp. The number of organ labels was set to 39 including lungs, heart, aorta, Esophagus, gall bladder, stomach, liver, spleen, kidneys, and so on. And gold standard in the experiments were manually created by two engineers who have anatomical knowledge. The maximum number of iteration *T* was set as 64 and the number of training epochs was 26 in the experiment. The segmentation results of the proposed method and the previous method were given in Table 1, in which we compared average DICE coefficients of major organs. Figure. 3 depicts predicted organ regions in CT slices and original CT slices. Each predicted organ region was shown with the different colors. The experimental results revealed that the voxel-connection and higher order potential can affect the performance of organ segmentation based on CRF model.

The results shown in Table 1 can prove that it is effective to learn the relationship between the distant voxels with the more complex voxel-connection structure. Proposed model with the voxel-connection of 10 neighbors and the triplet cliques performed better in estimating most of the organs than the previous one. Especially, the accuracies of the spleen, left and right kidney were much improved. The possible reason for lack of improvement in the lung segmentation was that the proposed pairwise voxel-connection and higher order clique have complexed structures which fit for detailed parts so that they are not extremely effective on extraction of large size organs like lungs. Moreover, it can be seen from Fig. 3 and Fig. 4 that some organ regions like the region of lung or liver still have rough boundary. It indicates that it is still necessary to modify the structure of pairwise voxel-connection and the structure of higher cliques to extract the organ region with clear boundary. The utilization of shape constraint and new features can solve the problem of rough boundary probably.



Fig. 3 3D volume rendering of the segmented organs shown in the different colors. The segmented organs include right lung, left lung, heart, liver, spleen, right kidney and left kidney.



Fig. 4 The slices of original CT image and the corresponding segmentation results of each organs and bones. Each extracted region is shown in the different colors.

4. Conclusions

We proposed the new voxel-connection structure and higher order potential in the CRF-based multi-organ segmentation. Here, we evaluated their impact on the performance of organ segmentation with the CRF. The experimental results showed that the voxel-connection and higher order clique can affect the performance of organ segmentation based on the CRF model. The segmentation accuracy was improved compared with the previous method. The proposed method will contribute to understanding patient specific anatomy and create reference information in computer-assisted surgery.

Future work involves modification of the voxel-connection structure, investigation of new features, combination of CRF model and deep learning methods and evaluation using large datasets.

Conflict of Interest (COI): No potential COI to disclose

Acknowledgement

Parts of this research were supported by the MEXT, the JSPS KAKENHI Grant Numbers 26108006, 2542047, 26560255, 17H00867, AMED Practical Research for Innovative Cancer Control, JSPS Bilateral International Collaboration Grants and JST ACT-I.

We thank Dr. Hayashi and Mr. Nimura in Mori Laboratory, Information & Communication, Nagoya University, for their great support.

Conflict of Interest (COI) of the Co-Presenter : No potential COI to disclose

References

- [1] Shimizu A, et al.: Segmentation of multiple organs in non-contrast 3D abdominal CT images. International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery 2(3): 135-142, 2007
- [2] Park H, et al.: Construction of an abdominal probabilistic atlas and its application in segmentation. IEEE Transactions on Medical Imaging 22(4): 483-492, 2003
- [3] Okada T, et al.: Construction of hierarchical multi-organ statistical atlases and their application to multi-organ segmentation from CT images. International Conference on Medical Image Computing and Computer Assisted intervention, **5241**: 502-509, 2008
- [4] Chu C, et al.: Multi-organ segmentation based on spatially-divided probabilistic atlas from 3D abdominal CT images. International Conference on Medical Image Computing and Computer Assisted intervention, 8150: 502-509, 2013
- [5] Nimura Y, et al.: Automated torso organ segmentation from 3D CT images using conditional random field. In Proceeding of SPIE Medical Imaging on International Society for Optics and Photonics, 9785: 97853M-97853M
- [6] Taskar B, et al.: Statistical Relational Learning, The MIT Press, London, 2007, pp93-122
- [7] Pham T, et al: Parallel implementation of geodesic distance transform with application in superpixel segmentation. International Conference on Digital Image Computing: Techniques and Applications (DICTA), Hobart, 2013, pp1-8
- [8] Koller D, et al: Probabilistic Graphical Models: Principles and Techniques, The MIT Press, London, 2009, pp449-476

条件付き確率場による医用画像からの多臓器抽出における

Higher Order Potential とボクセル連結構造の影響に関する考察

楊瀛 *¹, 小田昌宏 *², Roth Holger*², 北坂孝幸 *³, 三澤一成 *⁴, 森健策 *²

- *1 名古屋大学大学院情報科学研究科
- *2 名古屋大学大学院情報学研究科
- *3 愛知工業大学情報科学部情報科学科
- *4 愛知県がんセンター中央病院

要旨:本稿では,条件付き確率場による医用画像からの多臓器抽出における Higher Order Potential とボク セル連結構造の影響に関して考察する.これまで医用画像からの臓器領域自動抽出を目的とした多くの研 究が報告されている.しかし,それらの多くは経験的に決定する調整パラメータを含むといった問題が存 在する.本報告では,臓器領域抽出を医用画像全体にわたる各画素の臓器ラベル推定問題としてとらえ, 条件付き確率場に基づいて臓器領域を抽出する.条件付き確率場による学習過程では確率的勾配降下法を 用いてパラメータを逐次的に更新し,推定過程では最大事後確率によって臓器ラベルを推定する.また, 従来とは異なる新しいボクセル連結構造と Higher Order Potential をモデルに取り入れ実験を行い,臓器抽 出精度に与える影響を分析した.本手法を3次元 CT 画像 10 例へと適用した結果,連結構造と Higher Order Potential が抽出精度に影響を与えることが確認された.

キーワード:セグメンテーション,機械学習,条件付き確率場,ボクセル連結, Higher Order Potential

Unsupervised 3D Medical Image Segmentation using

K-means and Joint Unsupervised Learning

Takayasu MORIYA^{*1}, Holger R. ROTH^{*1}, Shota NAKAMURA^{*2}, Hirohisa ODA^{*3}, Kai NAGARA^{*3}, Masahiro ODA^{*1}, Kensaku MORI^{*1}

Abstract

In this paper, we propose a novel unsupervised segmentation method for 3D medical images. Our method has two phases: (1) learning deep representations using JULE that alternately clusters representations output by a CNN and updates the CNN parameters using cluster labels as supervisory signals; (2) segmentation by applying K-means to the deep representations from the trained CNN. We evaluate our method on a lung cancer specimen image scanned with a micro-computed tomography (micro-CT) scanner. We aim to automatically divide the image into the regions of invasive carcinoma, noninvasive carcinoma, and normal tissue. Segmenting the regions on the micro-CT image based on histopathological features could contribute to the future pathological examination. Qualitatively, our results show that deep representations could be useful for unsupervised segmentation of 3D medical images. Keywords : Segmentation, Unsupervised learning, Convolutional neural network.

1. Introduction

Recently, convolutional neural networks (CNNs) have advanced image segmentation using deep representations. However, it is challenging for recent supervised CNN-based segmentation methods to cope with medical images because obtaining manual annotations is very time-consuming and requires expert medical knowledge. Thus, research into unsupervised learning, especially for 3D medical images, is promising. In this paper, we investigate whether representations learned by unsupervised deep learning aid in the segmentation of medical images. Our main contribution is to combine joint unsupervised learning (JULE) [1] with conventional K-means for medical image segmentation.

2. Method

The proposed segmentation method consists of two phases: (1) representation learning phase and (2) segmentation phase. In the representation learning phase, we conduct JULE to learn the representations of 3D patches randomly extracted from an unlabeled target image. JULE tries to find optimal cluster labels in the forward pass and optimal CNN parameters in the backward pass to minimize the loss function. JULE iterates these passes over multiple timesteps as a recurrent process until it obtains the desired number of clusters. Due to the iteration, we can obtain more discriminative representations and thus better clusters. In the segmentation

^{*1} Graduate School of Informatics, Nagoya University

^{*2} Nagoya University Graduate School of Medicine

^{*3} Graduate School of Information Science, Nagoya University



Fig. 2 Our segmentation results. Left: Original image. Middle: Ground truth. Right: Result. In the ground truth, the red, green, and blue regions correspond to the region of invasive carcinoma, noninvasive carcinoma, and normal tissue, respectively. In the results of the JULE based segmentation, colors indicate the same cluster, but are assigned at random.

phase, we first extract 3D patches from the target image. The trained CNN transforms each patch into a representation vector. We then divide the representations into K clusters by K-means. Finally, each representation is assigned a label l ($1 \le l \le K$) and we project these labels onto the original image for segmentation.

3. Result

In our experiments, we used a cancer specimen images scanned with a micro-CT scanner (inspeXio SMX-90CT Plus, Shimadzu Corporation, Kyoto, Japan). The size of the original image is $1083 \times 1024 \times 1024$ voxels and the resolution of the image is $29.63 \times 29.63 \times 29.63 \times 29.63 \times 402 \times 602 \times 624$ voxels. We aimed to divide each image into three histopathological regions: (a) invasive carcinoma; (b) noninvasive carcinoma; and (c) normal tissue. Fig. 2 shows qualitative examples of one slice for K = 4. This result shows the potential ability to learn features that distinguish three regions.

4. Conclusion

We proposed a novel unsupervised segmentation method that combine JULE with K-means. We showed the potential abilities of our new method of 3D medical image segmentation. In order to obtain better results, some components might need further adjustment for micro-CT images.

Acknowledgement

This research was supported by the Kakenhi by MEXT and JSPS (26108006) and the JSPS Bilateral International Collaboration Grants.

Conflict of interest

None.

References

[1] Yang J, Parikh D, Batra D: Joint unsupervised learning of deep representations and image clusters, IEEE CVPR, pp. 5147-5156, 2016.

K-means 法と Joint Unsupervised Learning による

3次元医用画像の教師なしセグメンテーション

守谷享泰 ^{*1}, Holger R. Roth ^{*1}, 中村彰太 ^{*2}, 小田紘久 ^{*3}, 長柄快 ^{*3}, 小田昌宏 ^{*1}, 森健策 ^{*1}

- *1 名古屋大学大学院情報学研究科
- *2 名古屋大学大学院医学系研究科
- *3 名古屋大学大学院情報科学研究科

要旨:本論文では、3次元医用画像向けの新しい教師なしセグメンテーションの手法を提案する.提案手法は2つの段階に分けられる.1つ目の段階では、JULE を用いた深層表現学習をおこなう.JULE は、CNN から出力される表現の クラスタリングと、クラスタラベルを教師信号とした CNN の更新を繰り返す手法である.2つ目の段階では、訓練済みの CNN から生成された深層表現に対し、K-means 法を適用してセグメンテーションをおこなう.評価には肺がん標本のマイクロ CT 画像を用い、浸潤領域、非浸潤領域、正常領域という3つの領域に分けることを試みた.マイクロ CT 画像上で病理組織学的特徴に基づいたセグメンテーションをおこなうことは、将来の病理診断精度の向上につながる. セグメンテーション結果の定性評価から、深層表現が3次元医用画像のセグメンテーションに有用であることが示された.

キーワード:セグメンテーション,教師なし学習,畳み込みニューラルネットワーク

第36回日本医用画像工学会大会(JAMIT2017) 大会役員委員会名簿

五十音順·敬称略

	大会長			
藤田 広志	岐阜大学			
原武史	岐阜大学			
委 昌				
有村 秀孝	九州大学			
石田 隆行	大阪大学			
伊藤 聡志	宇都宮大学			
	法政大学			
	国立循環器病研究センター			
内山 良一	熊本大学			
小田 昌宏	名古屋大学			
小尾高史	東京工業大学			
	岐阜医療科学大学			
	徳島大学			
北坂 孝幸	愛知工業大学			
	島津製作所			
木戸 尚治	山口大学			
金 亨燮	九州工業大学			
木村 裕一	近畿大学			
工藤博幸	筑波大学			
佐藤嘉伸	奈良先端科学技術大学院大学			
	京都大学			
清水 昭伸	東京農工大学			
	電気通信大学			
菅 幹生	千葉大学			
杉本 直三	京都大学			
	筑波大学			
武田 徹	北里大学			
橘 理恵	大島商船高等専門学校			
田中利恵	金沢大学			
陳 延偉	立命館大学			
寺本 篤司	藤田保健衛生大学			
中口 俊哉	千葉大学			
中田 典生	東京慈恵会医科大学			
根本 充貴	近畿大学			
野崎 太希	聖路加国際大学			
野村 行弘	東京大学			
花岡 昇平	東京大学			
羽石 秀昭	千葉大学			
原口 剛	コニカミノルタ			
平野 靖	山口大学			
本谷 秀堅	名古屋工業大学			
増谷 佳孝	広島市立大学			
松原 友子	名古屋文理大学			
目加田慶人	中京大学			
森 健策	名古屋大学			
八上 全弘	京都大学			
山谷 泰賀	量子科学技術研究開発機構 放射線医学総合研究所			
湯浅 哲也	山形大学			

業務委員会				
委員長				
松田 幸夫	日立製作所			

日本医用画像工学会(JAMIT) 役員名簿 (平成29年5月31日現在)

五十音順・敬称略

	氏名	所属
会長	尾川 浩一	法政大学
	工藤 博幸	筑波大学
副会長	佐藤嘉伸	奈良先端科学技術大学院大学
	羽石 秀昭	千葉大学
	小尾高史	東京工業大学
	清水 昭伸	東京農工大学
	中田 典生	東京慈恵会医科大学
	原武史	岐阜大学
常任幹事	原口 剛	コニカミノルタ
	花岡 昇平	東京大学
	松田 幸夫	日立製作所
	目加田慶人	中京大学
	山谷 泰賀	量子科学技術研究開発機構 放射線医学総合研究所
	湯浅 哲也	山形大学
	石垣 武男	名古屋城北放射線科クリニック
	伊藤 聡志	宇都宮大学
	伊藤 俊英	シーメンスヘルスケア
		JICARS (国際コンピュータ支援放射線医学・外科学協会)
		国立循環器病研究センター
	大松 広伸	網走刑務所
	大山 永昭	東京工業大学
	岡田 知久	京都大学
	掛川 誠	浜松ホトニクス
	勝俣健一郎	国際医療福祉大学
	北坂 孝幸	愛知工業大学
-	木戸 尚治	山口大学
	黒木 嘉典	新村病院、博愛会 HPN 東京
	真田 茂	元 金沢大学
	篠川 毅	島津製作所
	杉本 直三	京都大学
幹 事	滝沢 穂高	筑波大学
	武田 徹	北里大学
	陳 延偉	立命館大学
	塚本 信宏	さいたま赤十字病院
	土居 篤博	富士フイルム
	縄野 繁	国際医療福祉大学
	仁木 登	徳島大学
	西原栄太郎	東芝メディカルシステムズ
	長谷川純一	中京大学
	畑中 裕司	滋賀県立大学
	平野 靖	山口大学
	□ 福田 国彦	東京慈恵会医科大学
	藤田 広志	岐阜大学
	細羽 実	京都医療科学大学
	増谷 佳孝	広島市立大学 5.1月11
	森 健策	名古屋大字
	▲ 推樹	札幌厚生病院
監 事 -	★滕 裕 □ □ □ □ □ □ □ □ □ □ □ □ □ □ □ □ □ □ □	埼玉メデイカルセンター
	川岸 将実	キヤノン