

X線CT画像におけるアトラス構築に基づく胸鎖乳突筋自動認識の初期検討

神谷 直希[†], 家田 皓将^{††}, 周 向荣^{††}, 東 華岳^{†††}, 山田 恵^{††††}, 加藤 博基^{†††††},
村松 千左子^{††}, 原 武史^{††}, 三好 利治^{††††††}, 犬塚 貴^{††††}, 松尾 政之^{†††††††}, 藤田 広志^{††}

[†]愛知県立大学情報科学部情報科学科 〒480-1198 愛知県長久手市茨ヶ廻間 1522-3

^{††}岐阜大学大学院医学系研究科知能イメージ情報分野 〒501-1194 岐阜県岐阜市柳戸 1-1

^{†††}産業医科大学医学部第1解剖学講座 〒807-8555 福岡県北九州市八幡西区医生ヶ丘 1-1

^{††††}岐阜大学大学院医学系研究科神経内科・老年学分野 〒501-1194 岐阜県岐阜市柳戸 1-1

^{†††††}岐阜大学医学部附属病院放射線科 〒501-1194 岐阜県岐阜市柳戸 1-1

^{††††††}岐阜大学医学部附属病院放射線部 〒501-1194 岐阜県岐阜市柳戸 1-1

^{†††††††}岐阜大学大学院医学系研究科放射線医学分野 〒501-1194 岐阜県岐阜市柳戸 1-1

(2016年12月31日受付, 2017年2月28日最終受付)

Automated segmentation of sternocleidomastoid muscle using atlas-based method in X-ray CT images: Preliminary study

Naoki KAMIYA[†], Kosuke IEDA^{††}, Xiangrong ZHOU^{††}, Kagaku AZUMA^{†††}, Megumi YAMADA^{††††},
Hiroki KATO^{†††††}, Chisako MURAMATSU^{††}, Takeshi HARA^{††}, Toshiharu MIYOSHI^{†††††††},
Takashi INUZUKA^{††††}, Masayuki MATSUO^{††††††††}, Hiroshi FUJITA^{††}

[†]Department of Information Science and Technology, School of Information Science and Technology, Aichi Prefectural University,
1522-3 Ibaragabasama, Nagakute-shi, Aichi, 480-1198, JAPAN

^{††}Department of Intelligent Image Information, Graduate School of Medicine, Gifu University,
1-1 Yanagido, Gifu, 501-1194, JAPAN

^{†††}Department of Anatomy, School of Medicine, University of Occupational and Environmental Health,
1-1 Iseigaoka, Yahatanishi-ku, Kitakyushu, Fukuoka, 807-8555 JAPAN

^{††††}Department of Neurology and Geriatrics, Graduate School of Medicine, Gifu University,
1-1 Yanagido, Gifu, 501-1194, JAPAN

^{†††††}Department of Radiology, Gifu University Hospital,
1-1 Yanagido, Gifu, 501-1194, JAPAN

^{†††††††}Radiology Service, Gifu University Hospital, 1-1 Yanagido, Gifu, 501-1194, JAPAN

^{††††††††}Department of Radiology, Graduate School of Medicine, Gifu University,
1-1 Yanagido, Gifu, 501-1194, JAPAN

(Received on December 31, 2016. In final form on February 28, 2017)

Abstract : Sternocleidomastoid muscle is the biggest skeletal one in neck region and has a medical significance for evaluating the influence of Amyotrophic lateral sclerosis (ALS). Since the morphological change of the muscle is often associated with ALS, the precise measurement of volume and density for the muscle is important for the early and quantitative diagnosis. The purpose of this study was to evaluate the initial results of automatic segmentation for the sternocleidomastoid muscle in whole-body and torso CT images. We construct a probabilistic atlas for the sternocleidomastoid muscle without any abnormalities. The procedure to construct the atlas was based on the technique developed for internal organs. The muscle shape for the atlas was created by manual procedures, and used as gold standards for the evaluation of segmented results. The probabilistic atlas was aligned with each individual muscle on the basis of the bone anatomical location and the edge of the muscle. We used 10 cases of whole-body CT images with abnormalities in the skeletal muscles, and 20 cases of torso CT images with no abnormalities in the skeletal muscles. As a result, the average concordance rates of sternocleidomastoid muscle were 60.3% and 65.4%, respectively. We successfully segmented the major area of the sternocleidomastoid muscle. This is because the atlas of sternocleidomastoid muscle deformed using the information of bone anatomical location and edge of the sternocleidomastoid muscle is fitted in the shape of the individual muscle.

Keywords : Atlas, Segmentation, Whole-body CT image, Sternocleidomastoid muscle

1. 緒 言

筋萎縮性側索硬化症 (ALS) は、その進行に伴い随意筋が萎縮する。その結果、呼吸困難や嚥下障害などの機能障害につながるとされる[1]。近年、高齢化に伴い、脊椎症

を合併する ALS 患者が増加傾向にあり[2]、上肢または下肢症候で発症した ALS 関連の疾患と、頸椎症や腰椎症などの ALS 以外の疾患との鑑別が重要であるとされている。現在、薬物治療により、ALS の進行を遅らせることは可能であるが、ALS の早期診断法や、積極的に診断するた

めの画像検査法は未だ確立されていない[3]。そのため、ALS の早期診断を支援する新たな画像検査法が期待される。本研究の対象とする胸鎖乳突筋は、脳神経と頸髄神経の二重支配を受けている筋であり、頸椎症と比較し、ALS では影響を受けやすい部位である。そのため、胸鎖乳突筋の形態や濃淡情報の把握や解析が必要である。しかしながら、この胸鎖乳突筋を医師が画像上から手動で抽出するためには膨大な時間が必要である。そのため、作業補助を目的とした筋の自動認識が望まれる。

計算機を利用した筋の認識や解析は、筋骨格系の疾患や障害の定量解析を目標としている。とりわけ、骨格筋の形態の変化や筋量の定量解析は臨床上重要である。我々は、非造影の体幹部 CT 画像を用いた骨格筋の部位別自動認識に取り組んでおり、計算解剖モデルを構築し、表層部や深部の筋の自動認識を実現した[4]。同様に、CT 画像における筋の認識では、モデルを利用し、股関節や大腿部の筋骨格の認識が行われている[5]。他にも、MR 画像を用いた筋の自動認識などは存在するが、本研究の対象である胸鎖乳突筋については取り組まれていない。

本研究では、アトラスを用い、全身 CT 画像および体幹部 CT 画像における胸鎖乳突筋の自動認識を行う。これは、CT 画像の撮影において、被ばく低減のため、全身ではなく体幹部のみ撮影が実施されることが多いためである。そのため、胸鎖乳突筋が全て描出された全身 CT 画像に加え、胸鎖乳突筋の下部領域のみが描出された体幹部 CT 画像においても、アトラスを用いた手法で胸鎖乳突筋の自動認識を行う。本手法で用いるアトラスは、対象とする組織の存在確率を割り当てた確率アトラスを指し、三次元の形状モデルとなる。これは、臓器の自動抽出において高精度な臓器位置および形状の特定が可能な手法である[6]。この原理を利用し、一般的に臓器の自動認識に用いられているアトラス法が、胸鎖乳突筋の自動認識に使用可能か検討する。

2. 方法

2.1 アトラス構築に基づく胸鎖乳突筋認識手順の概要

胸鎖乳突筋の認識手順を Fig.1 に示す。4つのステップからなり、まずは、Step 1 で胸鎖乳突筋の確率アトラスを構築する。確率アトラスでは、正しい胸鎖乳突筋領域を示す正解領域が必要である。ここでは、名古屋大学開発によ

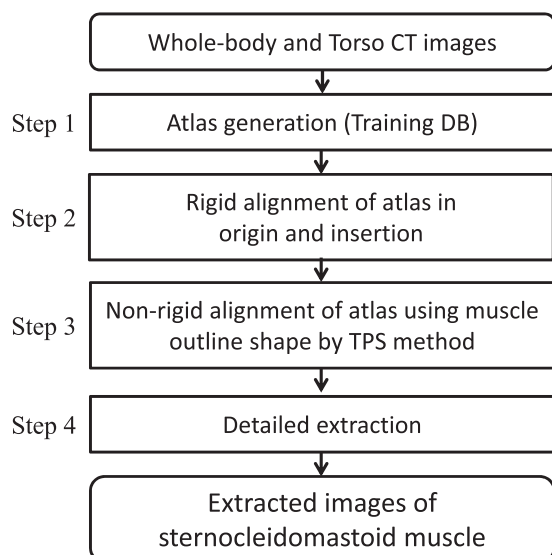


Fig.1 Flowchart of our proposed method. DB: Data Base, TPS: Thin-Plate Splines

る医用画像診断支援共通プラットフォーム PLUTO [7]に移植されたグラフカットツール[8]を用いる。グラフカットツールでは、液晶ペンタブレットを用いた対話的手法[8]により、筆者が入力した胸鎖乳突筋領域とその他の背景領域をシードとして、グラフカット法に基づき、胸鎖乳突筋領域が得られる。その後、医師 (K.A.) が胸鎖乳突筋領域の過抽出および未抽出領域に対する修正を行い、正解領域とする。そして、すべての胸鎖乳突筋の起始部と停止部を、同一の位置に位置合わせし、正解領域を重ね合わせる。これが、胸鎖乳突筋の形状を示す確率アトラスとなる。作成されたアトラスを患者の症例に適用する位置合わせを Step 2 および Step 3 で行う。Step 2 では、胸鎖乳突筋の解剖学的付着部位をランドマーク (LM: LandMark) として使用し、起始位置として胸骨頭を、停止位置として側頭骨乳様突起・後頭骨上項線上に設置した LM に対し、アトラスの剛体位置合わせを行う。そして、Step 3 において、起始・停止間の体軸方向における中央スライスで位置合わせを行う。ここでは、非剛体位置合わせ手法により、胸鎖乳突筋候補領域の体表側の輪郭を用い、胸鎖乳突筋の対軸方向の中間部における位置合わせを行う。最後に、Step 4 モルフォロジ処理を用いてノイズ除去を行う。以降でそれぞれの詳細を述べる。

2.2 胸鎖乳突筋のアトラスの生成

まず、胸鎖乳突筋の形状モデルとなる確率アトラスの生成を行う。アトラスは領域の加算により生成するため、位置合わせが必要である。本研究では、位置合わせには、手動で入力した起始・停止位置の LM を用い、正解領域をアフィン変換により移動・回転し、基準の同位置への位置合わせを行う。ここでは、アトラス法による手法の妥当性を検証するため、全身上記の位置合わせの結果において、自己症例を除く 6 症例以上の領域が重なる画素を胸鎖乳突筋のアトラスとする。全身 CT 画像において学習した胸鎖乳突筋の正解画像と生成したアトラスの結果を Fig.2 に示す。

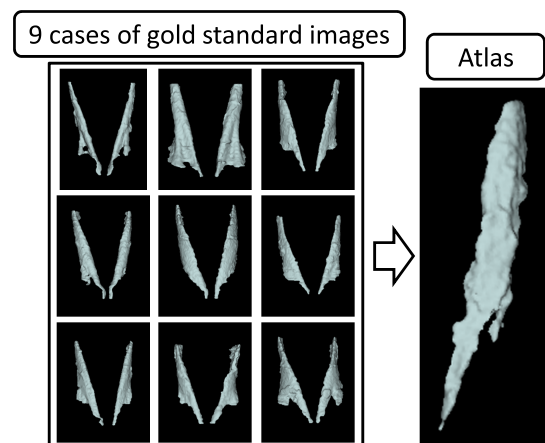


Fig.2 Atlas generation of the sternocleidomastoid muscle

2.3 解剖学的付着点に基づくアトラスの剛体位置合わせ

前節で生成したアトラスを患者の症例へ適用するため、胸鎖乳突筋の解剖学的付着点を基準に剛体位置合わせを行う。剛体位置合わせにはアフィン変換を用い、平行移動および回転移動による位置合わせを行う。このアフィン変換を用いた位置合わせは大局的な位置ずれ補正として用いられている[9]。本研究では、この位置合わせをアトラスの症例に対する大局的な配置に用いる。骨格筋は、起始と停止で骨格に付着する。そのため本手法では、前節と同様に、手動入力した起始である胸骨頭と停止、すなわち側頭骨乳

様突起および後頭骨上項線位置における LM をアトラスの位置合わせ後の点として用いる。すなわち、アトラスにおける起始・停止が実際の患者画像上から取得した起始・停止の LM へ一致するようにアフィン変換行列を求め、アトラスの剛体位置合わせを行う。全身 CT 画像における胸鎖乳突筋の起始・停止位置と胸鎖乳突筋領域を Fig.3(a)、体幹部 CT 画像における起始・停止位置と胸鎖乳突筋領域を Fig.3(b) に示す。橙色が胸骨頭、青色が鎖骨頭、黄色が側頭骨乳様突起・後頭骨上項線、緑色が胸鎖乳突筋候補領域の最前部を示す。まず、アトラスの上端と停止の LM が一致するようにアトラスを自動で axial・coronal・sagittal 方向に平行移動する。次に、アトラスの下端と起始の LM が一致するよう、アトラスの並行・回転移動を行い、アトラスの剛体位置合わせを実現する。これにより、胸鎖乳突筋の上端と下端にあたる解剖学的付着位置を基準として、アトラスを患者の症例に配置することができる。

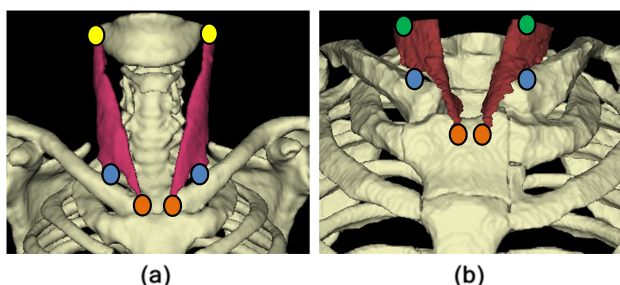


Fig.3 Origins and insertions of sternocleidomastoid muscles in Orange: Sternal head, Blue: Clavicular head, Yellow: Mastoid process of temporal bone and outer side of superior nuchal line of occipital bone, Green: The front of candidate region of sternocleidomastoid muscle. (a) whole-body CT image and (b) torso CT image.

2.4 輪郭情報に基づくアトラスの非剛体位置合わせ

前節のアトラスの剛体位置合わせにより、胸鎖乳突筋の起始・停止部において、アトラスの位置合わせが実現される。しかし、人体の体軸方向の中間部では、真の胸鎖乳突筋領域と配置されたアトラスの位置の誤差が存在する。そのため、まず、アトラスの中間部において、横断面の 1 スライスを用い、アトラスの剛体位置合わせを行う。ここでは、胸鎖乳突筋が体表側に存在することから、体表側の候補領域における輪郭情報を使用する。そして、剛体位置合わせ後のアトラスの輪郭において、輪郭の重心から各方向の最大と最小位置 4 点の LM を配置し、Thin-Plate Splines [10] (以後 TPS) を用い、中間位置におけるアトラスの非剛体位置合わせを行う。

まず、アトラスの体軸方向の中間部において横断面の 1 スライスを選択する。次に、濃淡情報を用い、骨格筋領域を認識する。その後、26 近傍の Sobel フィルタを用い、胸鎖乳突筋を含む骨格筋の輪郭を得る。そして、輪郭の最大領域を選択し、胸鎖乳突筋候補領域の輪郭を取得する。同様の処理をアトラスに適用し、アトラスの体表側の輪郭を取得する。その後、アトラスと胸鎖乳突筋候補領域の輪郭情報を用い、位置合わせを行う。ここでは、アトラスの輪郭を含む 20×20 [pixel] の範囲を設定する。範囲内においてアトラスの平行移動を行い、体表側のアトラスの輪郭と胸鎖乳突筋候補領域の輪郭の一致する面積が最大となる位置にアトラスを自動的に平行移動する。胸鎖乳突筋候補領域の輪郭とアトラスの剛体位置合わせ前の結果を Fig.4(a)、胸鎖乳突筋候補領域の輪郭とアトラスの剛体位置合わせ後の結果を Fig.4(b) に示す。赤色が胸鎖乳突筋候補領域の

輪郭、黄色が位置合わせ前後の胸鎖乳突筋のアトラスである。その後、剛体位置合わせ前後のアトラスの周辺に 4 点の移動 LM を設定し、手動入力した起始・停止位置に固定 LM を設定する。LM を基準にアトラスに TPS を適用し、アトラスの非剛体位置合わせを実現する。原画像上に正解画像と位置合わせ前のアトラスを配置した結果を Fig.5(a)、原画像上に正解画像と位置合わせ後のアトラスを配置した結果を Fig.5(b) に示す。黄緑色が位置合わせ前のアトラス、橙色が位置合わせ後のアトラス、青色が胸鎖乳突筋の正解領域である。これにより、胸鎖乳突筋の候補領域にアトラスが重ね合わせられていることが分かる。

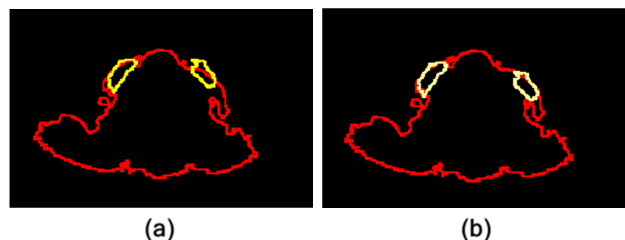


Fig.4 Before and after the rigid alignment of atlas using edge information in (a) and (b), respectively. Red: Candidate region of muscle edge, Yellow: Atlas.

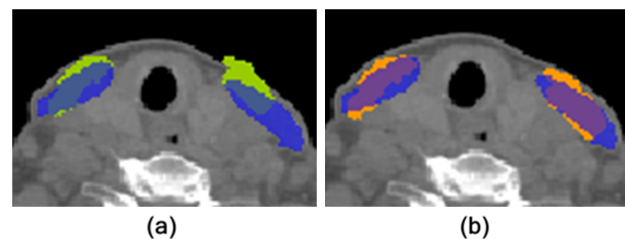


Fig.5 Before and after the non-rigid alignment of atlas using TPS in (a) and (b), respectively. Blue: Gold standard image, Green and Orange: Atlas.

3. 評価

3.1 試料画像

全身 CT 画像を用いた評価には、10 症例を用いる。画素数は 512×512 [pixel]、スライス枚数は 1929-2433 [slice]、空間分解能は $0.820-0.977$ [mm] $\times$ $0.820-0.977$ [mm] $\times$ 0.625 [mm] である。実験対象には、骨格筋に所見のある CT 画像を用いた。具体的には ALS が 5 例、腰部脊柱管狭窄症が 2 例、頸椎症が 1 例、首下がり が 1 例、高 CK 血症が 1 例のデータである。

体幹部 CT 画像を用いた評価には、骨格筋に所見のない 20 症例を用いる。画素数は 512×512 [pixel]、スライス枚数は 849-1104 [slice]、空間分解能は 0.625 [mm] $\times$ 0.625 [mm] で構成される非造影体幹部 CT 画像である。

なお、本研究は愛知県立大学および岐阜大学において倫理委員会の承認を得ている。

3.2 評価内容

評価は、胸鎖乳突筋の領域抽出に必要な時間と、自動抽出領域と手動抽出領域の類似度の 2 つの観点で行う。

領域抽出に必要な時間は、本手法の自動抽出結果を入力として、2.1 で述べたグラフカット法により修正を行う手法と本手法の結果を使用せず、グラフカット法により最初から胸鎖乳突筋領域を抽出する手法の 2 つの手法において、胸鎖乳突筋領域を得るために要する時間を比較する。ここでは、胸鎖乳突筋領域が画像中にすべて含まれる全身 CT

画像を用いる。

領域の類似度の評価には、Jaccard の類似係数を用いる。ここでは、医師の指導により生成した正解画像との一致率、再現率、適合率を評価する。正解領域を A、検出領域を B とすると、(1)式に一致率、(2)式に再現率、(3)式に適合率の算出式を示す。

$$\text{一致率}[\%] = \frac{A \cap B}{A \cup B} \times 100 \quad (1)$$

$$\text{再現率}[\%] = \frac{A \cap B}{A} \times 100 \quad (2)$$

$$\text{適合率}[\%] = \frac{A \cap B}{B} \times 100 \quad (3)$$

4. 結 果

全身 CT 画像 10 症例における一致率、再現率、適合率の平均はそれぞれ 60.3%、71.1% および 80.7% であった。この結果を用い、胸鎖乳突筋領域を正確に抽出するために要する時間は平均 23 分であり、用いない場合の平均 30 分と比較し 7 分の作業時間短縮がみられた。

体幹部 CT 画像 20 症例における一致率、再現率、適合率の平均はそれぞれ 65.4%、78.0% および 81.2% であった。全身 CT 画像における認識結果の一例を Fig.6(a)、体幹部 CT 画像における認識結果の一例を Fig.6(b) に示す。緑色が正解画像と一致した領域、赤色が過抽出の領域、灰色が未抽出の領域である。辺縁部において未抽出および人体内部領域の過抽出が見られるものの、胸鎖乳突筋領域の起始・停止に基づく位置の同定および初期領域の認識に全ての症例で成功した。全身 CT 画像の原画像上に配置した一致率 72.8% の症例の認識結果を Fig.7 (Fig.7-1: axial 面、

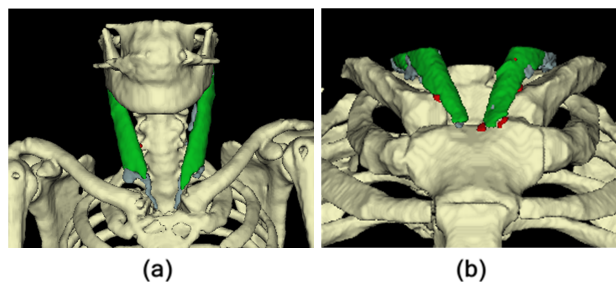


Fig.6 Segmentation results of the sternocleidomastoid muscles in Green: Concordant area, Red: Over-extracted area, Gray: Un-extracted area. (a) whole-body CT image (accordance rate: 72.8%) and (b) torso CT image (accordance rate: 75.3%).

Fig.7-2: coronal 面, Fig.7-3: sagittal 面) に示す。緑色が正解画像と一致した領域、赤色が過抽出の領域、水色が未抽出の領域である。

5. 考 察

全身および体幹部 CT 画像における胸鎖乳突筋の抽出結果と正解画像の平均一致率はそれぞれ 60.3% および 65.4% であり、胸鎖乳突筋の初期領域を自動認識することにより、医師が胸鎖乳突筋領域の抽出に要する作業時間の短縮が可能であった。そのため、胸鎖乳突筋の初期領域として良好な認識精度であるといえる。しかしながら、提案手法で得た結果を初期領域とし、胸鎖乳突筋の全自動を行う場合には、抽出精度が課題となる。特に、人体内部領域における過抽出は、胸鎖乳突筋に隣接する骨格筋との濃淡値の差が小さく、互いの骨格筋の境界が不明瞭なためアトラス

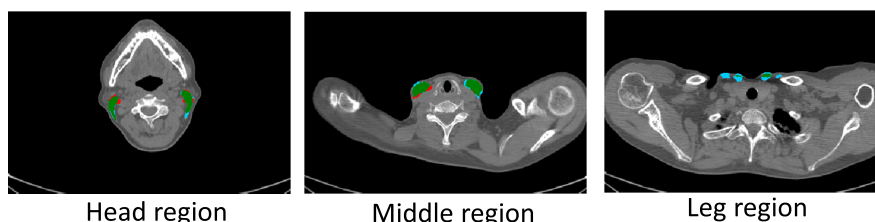


Fig.7-1 Axial slices in whole-body CT

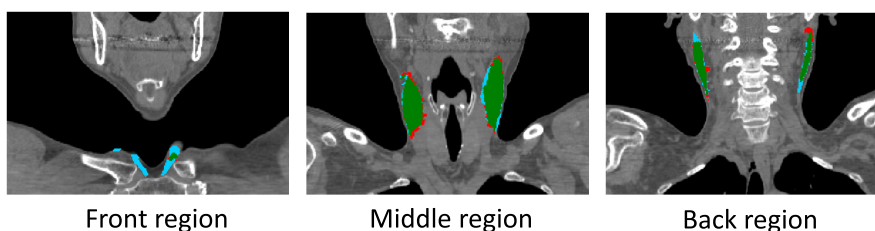


Fig.7-2 Coronal slices in whole-body CT

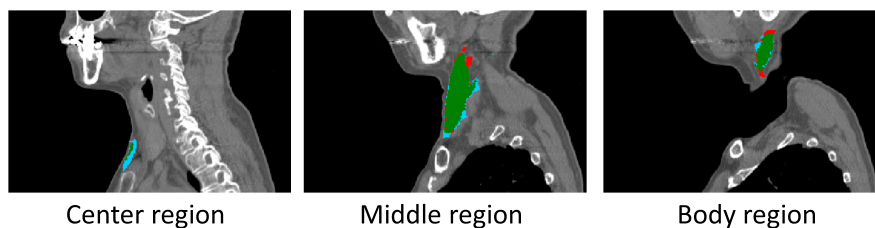


Fig.7-3 Sagittal slices in whole-body CT

Fig.7 Segmentation results of sternocleidomastoid muscles. Green: Concordant area, Red: Over-extracted area, Light blue: Un-extracted area.

内の領域を誤って胸鎖乳突筋であると認識した。これは、胸鎖乳突筋の輪郭形状を利用し、内側に接する骨格筋との境界を認識することで改善が見込まれる。また、未抽出領域に着目すると、胸鎖乳突筋の下部に未抽出となる領域が存在する。これは、胸鎖乳突筋の下部は個体差が大きいいため、アトラスを用いた形状モデルの配置において、起始と停止の2点を用いた位置合わせでは、下部の個体差に対する対応が不十分であったためであると考ええる。すなわち、本研究で使用した起始に加え、もう一つの解剖学的起始である鎖骨頭の位置情報を利用し、胸鎖乳突筋下部の個体差に対応した変形位置合わせを行うなど、精密認識を行う必要があると考える。

また、本研究では、全身CT画像および体幹部CT画像を用いた胸鎖乳突筋の全領域と下部の認識を行い、認識対象の撮影範囲の異なる筋を対象をとしたが、ともに平均一致率が60%を超えており、同程度の認識率で初期領域の自動認識を実現できた。そのため、アトラス構築に基づく骨格筋の自動認識手法は、体幹部CT画像や全身CT画像に応用でき、安定して骨格筋の初期領域を認識できる手法であることが示唆された。

まとめ

本研究では、アトラスの剛体・非剛体変形による位置合わせという簡便な手法により、頸部の複雑な骨格筋の一部である胸鎖乳突筋の自動認識を実現した。全身および体幹部CT画像における平均一致率は、それぞれ60.3%および65.4%であった。解剖学的位置情報や輪郭情報を用いたアトラスの変形が個人特有の胸鎖乳突筋の形態にフィッティングされたため、胸鎖乳突筋の初期領域を良好に認識できた。これにより、一般的なアトラスを用いた臓器や組織の自動認識法は、胸鎖乳突筋の部位認識においても有用であることが示唆され、骨格筋認識においても利用可能であった。

また、本手法により得られた結果を入力とし、胸鎖乳突筋の正確な領域を得るために要する作業時間は、本手法による結果を用いない場合と比較し、平均で7分の作業時間短縮を確認した。そのため、本研究で認識した胸鎖乳突筋の初期領域は、医師が正確な胸鎖乳突筋を抽出するために要する時間の削減に利用でき、胸鎖乳突筋の初期領域として有用であると言える。

今後は、鎖骨頭の情報を利用したアトラスの非剛体変形位置合わせによる未抽出領域の認識や胸鎖乳突筋内部の隣接する骨格筋との境界の認識手法による過抽出の抑制法を

考案し、認識精度の向上を目指す。さらに、ALS症例における胸鎖乳突筋の部位別解析について取り組む。

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26108005）およびJSPS科研費（若手研究(B)15K21588）により行われました。

参考文献

- [1] 野崎園子, 国富厚宏, 斉藤利雄, 他: 筋萎縮性側索硬化症患者の摂食・嚥下障害: 嚥下造影と呼吸機能の経時的変化の検討, 臨床神経学, 43(3), 77-83, 2003.
- [2] M. Yamada, Y. Furukawa, and M. Hirohata: Amyotrophic lateral sclerosis: frequent complications by cervical spondylosis, Journal of Orthopaedic Science, 8(6), 878-881, 2003.
- [3] MC. Kiernan, S. Vucic, BC. Cheah, et al.: Amyotrophic lateral sclerosis, Lancet, 377(9769), 942-955, 2011.
- [4] 神谷直希: 体幹部非造影CT画像における骨格筋の全自動認識—現状と将来像—, 医用画像情報学会雑誌, 31(2), 32-35, 2014.
- [5] F. Yokota, T. Okada, M. Takao, et al.: Automated CT Segmentation of Diseased Hip Using Hierarchical and Conditional Statistical Shape Models, Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention-MICCAI 2013, 190-197, 2013.
- [6] 北川輝彦, 周 向栄, 原 武史, 他: 体幹部非造影X線CT画像における肝臓アトラスの構築とその肝臓自動抽出法への応用, 電子情報通信学会論文誌D, J91-D(7), 1837-1850, 2008.
- [7] 二村幸孝, 出口大輔, 北坂孝幸, 他: PLUTO: 医用画像診断共通プラットフォーム, Medical Imaging Technology, 26(3), 187-191, 2008.
- [8] 山口昌太郎, 周 向栄, 陳 華岳, 他: CT画像における体幹部の解剖学的構造のデータベース構築法に関する考察, 信学技報, 112(411), 83-88, 2013.
- [9] 前田真也, 板井善則, 金 亨燮, 他: 胸部MDCT画像からの経時差分画像上のアーチファクトの低減法, Medical Imaging Technology, 25(5), 399-403, 2007.
- [10] F. L. Bookstein: Principal warps: Thin-plate splines and the decomposition of deformations, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intel., 11(6), 567-585, 1989.