

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

家田 皓将[†] 神谷 直希[‡] 周 向荣[†] 山田 恵^{†‡} 加藤 博基^{‡‡}
東 華岳^{†‡‡} 村松 千左子[†] 原 武史[†] 藤田 広志[†]

[†] 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 〒501-1194 岐阜県岐阜市柳戸 1-1

[‡] 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

^{‡ ‡} 岐阜大学附属病院放射線科 〒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

E-mail: [†] ieda@fjt.info.gifu-u.ac.jp

あらまし 本研究では、ALS 疾患が疑われる全身 CT 画像を対象とし、ALS の鑑別に必要な全身骨格筋の自動認識技術の開発を目的とする。そのため、臓器領域が多く含まれる体腔の自動認識を行い、体腔領域を全身から差分することにより、全身の骨格筋認識を実現する。ここでは、アクティブバルーンモデルを用い、腹腔領域を取得する。その後、TPS 法により、初期認識した体腔領域を腹腔境界の位置を基準に変形することで体腔を精密認識し、全身の骨格筋の認識精度の向上を試みる。本手法により、10 症例中 7 症例において全身骨格筋の大域を良好に認識し、ALS の鑑別に必要な基礎技術を示した。

キーワード ALS, CAD, 全身 CT 画像, 骨格筋

Study of the body cavity recognition based on TPS method for systemic skeletal muscle recognition in whole-body CT images

Kosuke IEDA[†] Naoki KAMIYA[‡] Xiangrong ZHOU[†] Megumi YAMADA^{†‡}
Hiroki KATO^{‡‡} Kagaku AZUMA^{†‡‡} Chisako MURAMATSU[†] Takeshi HARA[†]
and Hiroshi FUJITA[†]

[†] Department of Intelligent Image Information, Graduate School of Medicine,
Gifu University 1-1 Yanagido, Gifu, 501-1194 Japan

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

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

^{‡ ‡} Department of Radiology, Gifu University School of Medicine 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

E-mail: [†] ieda@fjt.info.gifu-u.ac.jp

Abstract The purpose of this research is to recognize whole skeletal muscles for whole-body CT images suspected of an ALS. Therefore, by automatically recognizing the body cavity, which includes many organs, and subtracting it from the original image, we recognize the whole skeletal muscles. First, we recognize the abdominal cavity using active balloon model. Second, we improve recognition accuracy of the whole skeletal muscles by deforming the body cavity region based on the boundary of the abdominal cavity using thin-plate splines (TPS) method. Using the proposed method, whole muscle region was well recognized in 7 of 10 cases indicating the usefulness of the method as the necessary basic technologies for differentiation of ALS.

Keywords ALS, CAD, Whole-CT image, Skeletal muscle

1. はじめに

現在、筋萎縮性側索硬化症(ALS)の進行における随意筋の萎縮により、呼吸困難・嚥下障害などの機能障害が問題となっている。また、ALSの根本的な治療法は開発されていないが、薬物治療により、ALSの進行を遅らせることが可能である。しかし、ALSは他の筋疾患との鑑別が難しく、早期確定診断による治療は困難である。また、ALSの検査方法は多岐にわたり、除外診断が主な検査方法となるため、ALSを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[1]。そのため、本研究では、全身CT画像を用い、コンピュータにより、全身の骨格筋を自動認識・解析を行うことで、ALSの早期発見や、発症部位の特定への支援システムの開発を目的とする。

また、ALSを対象とした画像診断に関する研究として、超音波画像を用いたALSにおける舌の線維束性収縮を検出する手法があり、検出感度が高いことが報告されている。超音波検査は四肢筋においても線維束性収縮の検出感度が高い可能性があり、今後の発展が期待されている[2]。

我々はこれまでに、全身骨格筋の大域認識・区分化により、ALSの解析に応用できる可能性を示した[3]。しかし、この従来法では、体腔領域のうち、腹腔領域の認識精度に課題が残った。それにより、腹部の骨格筋の認識において未抽出・過抽出が発生した。そのため、本研究では、アクティブバルーンモデルとTPS法を用いた体腔領域の精密認識により、全身骨格筋の認識精度向上を目的とする。

2. 方法

2.1. 自動認識手順の概要

全身骨格筋の認識手順を図1に示す。従来法については、[3]に記述してあるため、簡単な処理の流れのみを説明する。はじめに、濃淡情報を用い、全身骨格の認識を行う。次に、認識した骨格において解剖学的位置特徴により、頭部と頸部、右上肢、左上肢、右下肢、左下肢、胸部、腹部、骨盤部の8領域に区分する[3]。その後、臓器領域が多く含まれる体腔の認識を行う。まず、肺領域と肋骨の情報を用い、胸腔領域の認識を行う[3]。次に骨盤部の4点を基準に胸腔領域において非剛体変形を適用し、体腔領域を取得する[3]。骨盤部の基準4点は、1点目は恥骨結合の人体前面部とし、2点目は骨盤下端における骨盤部の重心とする。3点目と4点目は、腸骨稜付近に存在する左右2点とする。

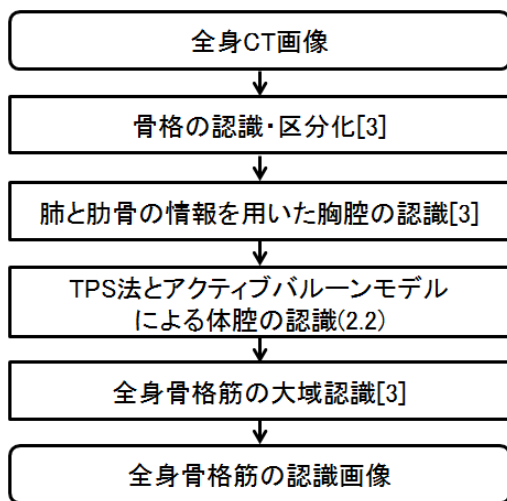


図1 全身骨格筋の自動認識の流れ

従来法では、大津の二値化により、認識した骨格筋・臓器領域と前述の手法で認識した体腔領域の情報を用い、全身骨格筋の大域認識を実現した[3]。しかし、従来法では、腹腔領域の認識精度に課題があるため、本研究では、正確な腹腔領域を認識し、腹腔境界の位置情報に基づく体腔領域の変形により、体腔の認識精度の向上を目指す。

まず、腹腔の認識を行うが、腹腔には個体差があり、骨格筋と臓器領域が隣接する場合にその2つの領域は濃淡値が近いいため、濃淡情報のみにより、正確な腹腔の認識は困難である。そのため、本研究では、内臓脂肪の特徴点群からアクティブバルーンモデルにより腹腔の表面形状を形成することにより、腹腔を認識する。そして、認識した腹腔境界の情報を用いた体腔の変形により、体腔の精密認識を行い、全身骨格筋の認識精度向上を目指す。

2.2. TPS法とアクティブバルーンモデルによる体腔の認識

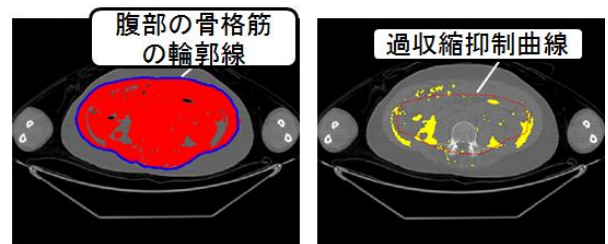
体腔の認識のために、Thin-Plate Splines[4](以後TPS)を用い、認識した胸腔領域を変形させることにより、体腔の初期領域を取得する。その後、体腔の認識精度向上のために、腹腔領域の認識を行う。腹腔境界の位置情報を用いた体腔の初期領域の変形により、体腔の精密認識を行う。

2.2.1. アクティブバルーンモデルを用いた腹腔の認識

本研究では、腹腔境界の認識に、アクティブバルーンモデルを用いる[5]。アクティブバルーンモデルは、Kassら[6]が提案したSnakesの動的輪郭モデルを3次元に拡張したモデルである。バルーンモデルのエネルギーの最小化により、3次元空間中の離散的、かつ接続関係が不明な座標点から物体の表面形状の再生が可能である。

本研究では、個体差があり、離散的な内臓脂肪領域の特徴点群からアクティブバルーンモデルにより、腹腔の境界表面の形成を行う。また、今回は体軸方向に正確な腹腔の認識を目的としていないため、大域的に区分された腹部領域の情報を用い、腹腔の認識を行う。

内臓脂肪領域を認識するために、まず皮膚と上肢領域を削除する。その後、大津の二値化により、腹部の骨格筋・臓器領域を認識する。認識した腹部の骨格筋・内臓領域において、スライスごとにSnakes法を適用し、腹部の骨格筋を囲む閉曲線を生成する[図2(a)]。そして、閉曲線の内部を補間した領域と認識した腹部の骨格筋・臓器領域の差分により、内臓脂肪領域を認識する。また、内臓脂肪の情報だけでは、内臓脂肪の離散的な特徴群において、バルーンモデルの過収縮が発生する。そのため、腹部の骨格筋の表層から経験的に



(a)Snakesによる腹部の骨格筋の輪郭線 (b)内臓脂肪の特徴点群および過収縮抑制曲線

図2 内臓脂肪の特徴点群の認識

30[pixel]を削除した輪郭をバルーンモデルの過収縮抑制曲線に設定する。図 2(b)に内臓脂肪の特徴点群および、過収縮抑制曲線の認識結果を示す。

本研究におけるバルーンモデルの初期形状は、特徴点群を内包する球体に基づく、5 角形および 6 角形の面を用いて構成する[図 3(a)]。バルーンモデルの各面は 3 角形のパッチで構成され、パッチの各頂点の節点のエネルギーを最小化することにより、バルーンモデルを収縮し、腹腔境界を認識する。また、今回は体軸方向における腹腔境界の認識を目的としないため、計算処理時間短縮のためにバルーンモデルの体軸上下 2 点を固定し、バルーンモデルを収縮する。

本研究では、節点 p において最小化するエネルギー $E(p)$ は式(1)のように内部エネルギー $E_{int}(p)$ と外部エネルギー $E_{ext}(p)$ の和で構成される。

$$E(p) = E_{int}(p) + kE_{ext}(p) \quad (1)$$

ここで、内部エネルギーは、5 角形および 6 角形の面における 3 角形パッチ S_i の面積の和であり、式(2)で定義される。 k は経験的に 5000.0 の値を設定した。

$$E_{int}(p) = \sum S_i^2 \quad (2)$$

また、外部エネルギーは内臓脂肪領域の特徴点群をサンプル点とした場合、式(3)で定義される。

$$E_{ext}(p) = \sum_s -G_\sigma(s - p) \quad (3)$$

ここで、 G_σ は分散 σ^2 のガウス関数、 s は内臓脂肪の特徴点である。これらのエネルギーを最小化し、バルーンモデルの収縮を実現する。また、計算するエネルギーは、節点 $p = (x, y, z)$ において、計算処理時間短縮のために、 $p' = (x \pm 3, y \pm 3, z \pm 3)$ の近傍 27 位置でエネルギー $E(p')$ を算出する。各節点においてエネルギーの最小化を 30 回実行する。

また、各節点において、バルーンモデルの収縮を実行しない判定条件を 2 点設定した。1 点目は、各面の移動前の節点と最小のエネルギーが決定された移動後の節点と 5 角形および 6 角形の各点から形成される立体(図 4)と交差する内臓脂肪のサンプル点数が一定値を超えた場合である。2 点目は、バルーンモデルの過収縮抑制曲線と前述した立体が交差した場合である。バルーンモデルの収縮終了後の結果を図 3(b)に示す。

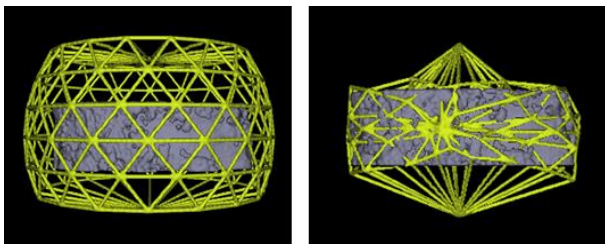


図 3 アクティブバルーンモデルにおける収縮処理

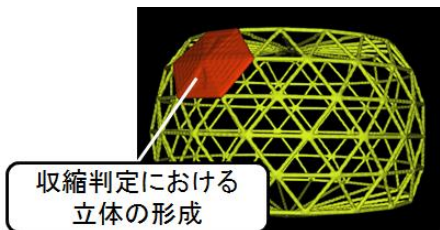


図 4 バルーンモデルにおける収縮判定処理

2.2.2 腹腔の境界情報を用いた TPS による体腔の認識

バルーンモデルの収縮終了後、メッシュ状のモデルから腹腔境界を形成し、認識した領域の axial 面において円形度が最も高いスライスを選択する。選択されたスライスにおいて、腹腔境界上に TPS に使用する移動基準点を設定する。また、胸部と骨盤下端において、変形を制御するために固定点を配置する。ここでは、腹部の制御点において、人体背面部の 2 点を固定点とする。これは、アクティブバルーンモデルにおいて認識した腹腔領域では、脊柱起立筋を腹腔領域に含んでしまうためである。そのため、人体背面部においては、初期認識した体腔領域の方が正確な境界のため、腹部における人体背面部の 2 点は初期認識した体腔の境界上で固定する。図 5 に腹部の移動点・固定点と胸部と骨盤下端の固定点を示す。固定点は青点、移動点は青以外の点で示す。これらの制御点を用いた体腔の初期領域の変形により、体腔領域の精密認識を行う。

3. 実験

実験には、全身 X 線 CT 画像 10 症例を用いる。画素数は 512×512 [pixel]、スライス枚数は 1929~2433 [枚]、空間分解能は $0.820 \sim 0.977$ [mm] \times $0.820 \sim 0.977$ [mm] \times 0.625 [mm] である。今回の実験対象には、筋に異常がある症例の CT 画像を用いた。具体的には ALS、高 CK 血症、頸椎症、球脊髄性筋萎縮症と診断された症例である。その中には、ALS が 6 症例、頸椎症が 2 症例含まれている。

評価は、筆者が目視において体腔領域の認識精度について評価を行う。また、従来法と腹部の骨格筋認識精度についての目視比較も行う。

4. 結果

10 症例中 7 症例で体腔の大域的な認識に成功した。3 症例では、骨盤部や腹部における体腔の未抽出により、臓器の誤認識が発生した。しかし、本手法により、その 3 症例は、従来の体腔領域よりも正確な体腔領域の認識を実現した。図 6(a)に従来法により認識した体腔領域を示し、図 6(b)にアクティブバルーンモデルと TPS による体腔の認識結果を示す。また、従来法と本手法において、骨格筋の認識結果を比較した例を図 7 に示す。図 7 より、従来法と比較し、側腹部の筋領域が正確に認識できているとともに、腸領域の過抽出も抑制されていることがわかる。

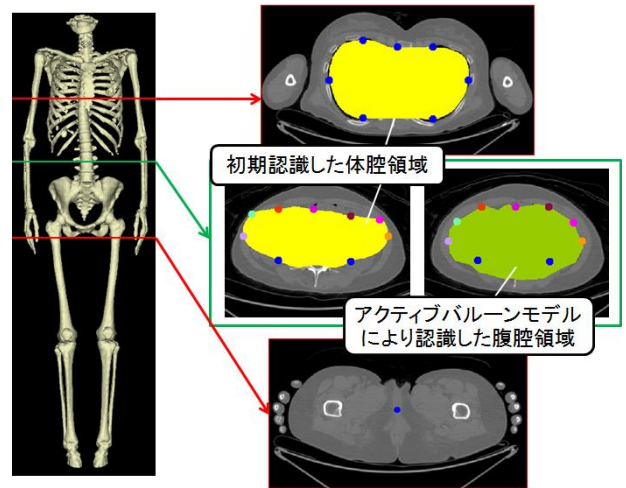
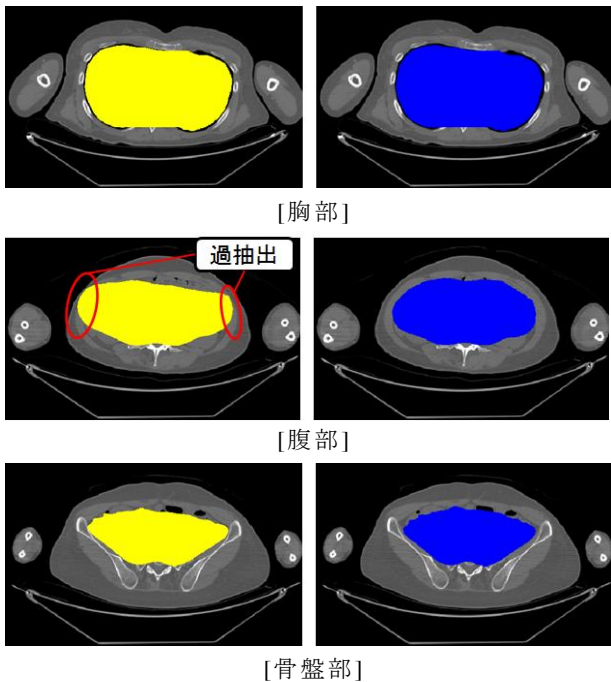


図 5 TPS における移動前と移動後の制御点



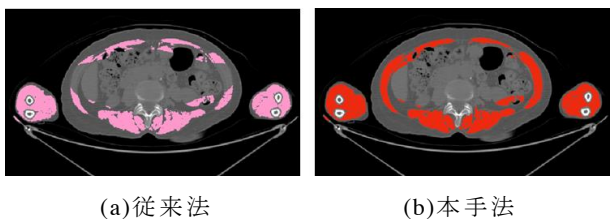
(a)従来法 (b)本手法
図 6 体腔の認識結果の比較

5. 考察

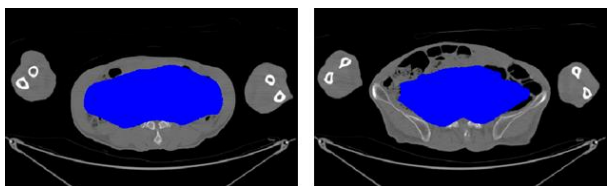
本手法により、全身骨格筋の自動認識のための体腔領域について、認識精度の向上を実現した。骨盤腔の認識精度に課題が残るものの、10 症例中 7 症例において体腔の大域的な認識に成功した。本手法は個体差のある人体の体腔領域の大域的な自動認識において有効な手法であると考えられる。

本手法で課題となった骨盤腔の認識精度に問題が残る症例を、図 8 に示す。本研究では、体腔の初期領域の取得に骨盤部の基準 4 点を用いたが、骨盤腔が膨張している症例において、4 点の骨盤の情報だけでは正確な骨盤腔の形状へ体腔を变形することができなかった。今後は TPS における骨盤腔の制御点を増加することにより、正確な骨盤腔領域の認識を行い、体腔の精度向上を目指す。

また、骨格筋と臓器が隣接し、内臓脂肪の情報量少



(a)従来法 (b)本手法
図 7 腹部の骨格筋の認識結果の比較



[腹部] [骨盤部]
図 8 骨盤腔において問題が残る症例

ない症例や、内臓脂肪の誤認識が発生した症例では、アクティブバルーンモデルにおける正確な腹腔境界の認識ができなかった。これに対しては、バルーンモデルの収縮判定処理を詳細に設定し、より正確な腹腔境界の認識を行う必要がある。

6. まとめ

本研究では、全身 CT 画像を用いた全身骨格筋認識のための体腔領域の認識手法の改良を行った。まず、骨盤部の情報を用いた TPS による胸腔領域の変形により、体腔の初期領域を認識した。次に、アクティブバルーンモデルを用い、内臓脂肪の情報から腹腔領域を認識した。その後、腹腔境界の情報を用いた TPS による体腔領域の変形により、体腔の精密認識を行った。本研究では骨格筋に所見のある症例を使用しており、個体差の大きいデータであったが、10 症例中 7 症例において、体腔領域の大域認識に成功した。

今後は、骨盤腔領域の精度向上や骨格筋の精密認識手法を考案し、全身骨格筋の認識精度の向上を目指す。さらに、ALS の症例における本手法の臨床応用について、必要な機能、精度、評価法について議論する。

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。

文 献

- [1] MC. Kiernan, S. Vucic, BC. Cheah, MR. Turner, A. Eisen, O. Hardiman, JR. Burrell and MC. Zoing, "Amyotrophic lateral sclerosis," *Lancet*, vol.377, no.9769, pp.942-955, Mar.2011.
- [2] S. Misawa, Y. Noto, K. Shibuya, S. Iose, Y. Sekiguchi, S. Nasu and S. Kuwabara, "Ultrasonographic detection of fasciculations markedly increases diagnostic sensitivity of ALS," *Neurology*, vol.77, no.16, pp.1532-1537, Oct.2011.
- [3] 家田皓将, 神谷直希, 周向荣, 東華岳, 山田恵, 村松千左子, 原武史, 藤田広志, "全身 CT 画像における骨格の解剖学的区分情報を利用した全身骨格筋の自動解析の初期検討," 第 34 回日本医用画像工学会大会予稿集, PP37, pp.1-4, Aug.2015.
- [4] F. L. Bookstein, "Principal warps: Thin-plate splines and the decomposition of deformations," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intel.*, vol.11, pp.567-585, Jun. 1989.
- [5] 関田義和, 松田一朗, 伊東晋, "アクティブバルーンモデルによる特徴点群からの表面形状の再生," *信学技報*, vol.99, no.445, pp.17-24, Nov.1999.
- [6] M. Kass, A. Witkin and D. Terzopoulos, "Snakes: Active contour models," *Int. J. Comput. Vision*, vol.1, no.4, pp.321-331, Jan.1988.