

## 研究速報

骨格と骨格筋の解剖学的位置関係に基づく体幹部

X線 CT 画像からの骨格筋の自動抽出

神谷 直希<sup>†a)</sup> 周 向榮<sup>†</sup> (正員)陳 華岳<sup>††</sup> 原 武史<sup>†</sup> (正員)藤田 広志<sup>†</sup> (正員) 横山龍二郎<sup>†††</sup>兼松 雅之<sup>†††,††††</sup> 星 博昭<sup>††††</sup>

Automated Extraction of Skeletal Muscles from Torso X-Ray CT Images Based on Anatomical Positional Information between Skeleton and Skeletal Muscles

Naoki KAMIYA<sup>†a)</sup>, Nonmember, Xiangrong ZHOU<sup>†</sup>, Member, Huayue CHEN<sup>††</sup>, Nonmember, Takeshi HARA<sup>†</sup>, Hiroshi FUJITA<sup>†</sup>, Members, Ryujiro YOKOYAMA<sup>†††</sup>, Masayuki KANEMATSU<sup>†††,††††</sup>, and Hiroaki HOSHI<sup>††††</sup>, Nonmembers<sup>†</sup> 岐阜大学大学院医学系研究科再生医学専攻知能イメージ情報分野, 岐阜市

Department of Intelligent Image Information, Division of Regeneration and Advanced Medical Sciences, Graduate School of Medicine, Gifu University, 1-1 Yanagido, Gifu-shi, 501-1194 Japan

<sup>††</sup> 岐阜大学大学院医学系研究科病態制御学講座解剖学分野, 岐阜市

Department of Anatomy, Division of Disease Control, Gifu University Graduate School of Medicine, Gifu University, 1-1 Yanagido, Gifu-shi, 501-1194 Japan

<sup>†††</sup> 岐阜大学医学部附属病院放射線部, 岐阜市

Department of Radiology Services, Gifu University Hospital, 1-1 Yanagido, Gifu-shi, 501-1194 Japan

<sup>††††</sup> 岐阜大学医学部附属病院放射線科, 岐阜市

Department of Radiology, Gifu University Hospital, 1-1 Yanagido, Gifu-shi, 501-1194 Japan

<sup>†††††</sup> 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, 岐阜市

Department of Radiology, Division of Tumor Control, Graduate School of Medicine, Gifu University, 1-1 Yanagido, Gifu-shi, 501-1194 Japan

a) E-mail: kamiya@fjt.info.gifu-u.ac.jp

あらまし 体幹部 X 線 CT 画像から骨格筋を自動抽出する手法を提案する。人体の三次元構造を二次元に変換し、臓器と骨格の位置関係を単純化する。単純化された位置情報から解剖学的に特徴的な点を取得し、骨格筋の抽出、分類を行い、提案手法の有効性を確認した。

キーワード 体幹部 CT 画像, 骨格筋抽出, CAD

## 1. まえがき

近年の高齢化社会において、加齢に伴う運動機能の変化を解析するために、骨格筋の体積の測定が求められている。計算機による医用画像処理においては、骨格筋は人体を覆う存在であるため、臓器の解析処理において誤抽出の原因となる。特に、人体腹部の前面では骨格が存在しないため、内臓脂肪量に依存するが、臓器と骨格筋は密接することが多い。ゆえに、骨格筋

は抽出だけではなく、部位ごとの認識が求められる。本論文では、各骨格筋が解剖学的に起始・停止する点を用いて骨格筋を部位ごとに認識する手法を提案する。

医用画像における骨格筋領域の抽出に関する研究は、人体解剖学データベースの構築のために行われている。Karlらは Visible Human Project [1]により体系的な臓器可視化の手法 [2] を提案している。また、運動機能の解析のために、Benjaminらは MR 画像における大腿部の骨格筋のモデリング手法 [3] を提案している。文献 [1] では腹直筋、腹斜筋、腹横筋、大腰筋、内閉鎖筋は分類されているが、胸部や背面の骨格筋は分類されていない。MR 画像を対象とした文献 [3] の手法は、骨格筋と臓器の境界が不明りょうな CT 画像における処理にそのまま適用できるかは疑問である。

本論文では、仮想的に人体を切り開いた展開画像の生成手法を提案する。次に、展開画像から骨格筋の起始・停止する位置情報の取得法を提案する。そして、展開画像上で特定された骨格と骨格筋の位置関係を利用し、濃淡情報から骨格筋の認識を行う手法を提案する。また、骨格の多い胸部と骨格の少ない腹部において、展開画像を用いた骨格筋の抽出と分類を行い、これらの手法の原理的な有効性を示し、加齢による運動機能変化の解析に求められる骨格筋体積の測定に適用可能であるか考察を行う。

## 2. 処理手順

## 2.1 骨格筋の構造

骨格筋の構造は、一端または両端が体の骨格に結合する横紋筋線維の集束であり、体肢筋と体幹筋に分けることができる [4]。CT 画像上では X 線吸収量が臓器領域と類似し、濃淡値の分布が重なるため、抽出は容易ではない。そこで、以下に示す手順を考案した。

## 2.2 骨格筋抽出の処理の概要

骨格筋抽出の処理手順を図 1 に示す。本手法では骨格筋が起始・停止する骨格の解剖学的位置情報を利用し胸部・腹部の骨格筋抽出を行う。ここでは林らの手法 [5] により分類された骨格情報を利用する。骨格筋は骨格の体表側に面状に存在し、それぞれの筋は結合しており局所的な変動が少ないため、人体を二次元的に展開し、連続的な筋を平面上の処理として扱う。本手法では骨格上の解剖学的に意味のある箇所を制御点 (landmark, 以降 LM) を配置し、それらをスプライン曲線に補間し、筋の存在範囲の特定を行う。

## 2.3 初期構造認識

ここでは周らの手法 [6] により、事前に筋の認識に

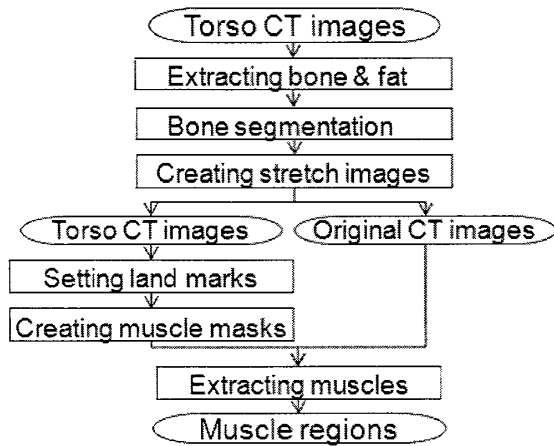


図 1 骨格筋自動抽出処理の概要

Fig. 1 Outline of processing procedure of automated skeletal muscle extraction.

用いる骨格と、CT 値により分類が可能な組織の認識を行う。体幹部 X 線 CT 画像を入力とし、濃淡情報に基づいたしきい値処理と領域拡張法、臓器の形状情報、異なる臓器・組織間の相対関係によって空気領域、脂肪、骨格筋と臓器、骨格の認識画像を得る（以下、初期構造認識画像）。ここで認識される筋肉領域は、隣接する臓器と濃淡値により識別可能な部位のみである。胸部では肺野は空気の CT 値をもつため筋と臓器との識別が可能であるが、腹部では筋と臓器は識別されない。更に、識別された骨格を林らの構造分岐に基づく手法 [5] を用いて分類した骨格分類画像を得る。

#### 2.4 展開画像の作成

初期構造認識画像と骨格分類画像を用い人体の展開画像を作成する。骨格筋認識では骨格情報を用いるため、骨格の少ない腹部において、胸部と骨盤部の骨格の位置情報は重要となる。特に、筋の起始、停止箇所と、体表から骨格表面までの距離情報は重要である。ここで、起始、停止箇所は骨格筋の位置を決めるために必要である。一方、体表から骨格表面までの距離情報は、認識対象の骨格筋が人体の表層に存在することから、その厚みを表現するために必要である。ここでは、胸部・骨盤部の骨格の体表からの距離情報を、前面に骨格の存在しない腹部で利用する。本手法では、仮想的に人体を背中を表から内側に順に切り開いた展開画像を生成する。以下に作成方法を示す。

##### Step1: 画像条件の決定

原画像を  $I = f_1(x, y, z)$ 、変換後の展開画像を  $g = f_2(i, j, k)$ 、変換関数を  $t$  とし、 $g = t(I)$  と表す。  $x, y, z$  はそれぞれ入力画像における横軸、縦軸、

体軸の画素の位置を、  $i, j, k$  はそれぞれ展開画像の横軸、縦軸、奥行の画素の座標である。入力画像の横、縦、高さをそれぞれ  $w, h, d$  [pixel] とするとき、定義域は  $x = 0, \dots, w-1, y = 0, \dots, h-1, z = 0, \dots, d-1$  である。展開画像の横幅は体表面の輪郭の画素数に等しいため、原画像の Axial 断面において 8 近傍の輪郭線追跡 [7] を行い、その画素数の最大数を  $max_{border}$  とする。また、原画像の各画素における体表からのユークリッド距離の最大を  $max_{euclid}$  とすると、展開画像の定義域はそれぞれ  $i = 0, \dots, max_{border} - 1, j = 0, \dots, d-1, k = 0, \dots, max_{euclid} - 1$  となる。例えば、  $k = 0$  は体表上を、  $k = 10$  は体表から 10 画素内側を示す。

##### Step2: 座標変換 $t$

入力画像の  $z$  枚目の断面における座標変換  $t$  を以下に示す。座標変換は入力画像の各変数を逐次的に計算することで得られる。

まず、  $j = z$  とする。これは、入力画像の  $z$  枚目の断面が展開画像における  $j$  座標となることを意味する。次に、  $k = d_E(x, y)$  とする。ここで、  $d_E(x, y)$  は入力画像の  $z$  枚目の断面における二次元座標  $(x, y)$  を利用し、体外の空気領域までの二次元ユークリッド距離値 [7] を求める関数とする。これは、入力画像の人体領域の任意の点における距離値は展開画像上におけるスライス枚数であることを意味する。最後に、  $i$  座標を求める。ここでは、座標配列  $L_{(z,k)}(u)$  を定義する。これは、ある断面  $z$  における体外の空気領域までの距離  $k$  における点の  $x$  座標の値を格納する。ここでは、骨格分類画像から得られた脊柱の重心の  $x$  座標を始点とし、入力画像上の距離値  $k$  となる座標の時計回りの追跡により得られる。また、  $u$  は配列 index を示し、  $z$  枚目の断面における、体外の空気領域までの距離  $k$  における配列の長さを  $border_{(z,k)}$  とすると、  $u = 0, \dots, border_{(z,k)} - 1$  となる。変換は座標配列の中心を展開画像の  $x$  軸の中心、  $max_{border}/2$  に一致させる。よって、座標リストは  $x = L_{(z,k)}(i + \alpha_{(z,k)})$  と表すことができ、  $i = L_{(z,k)}^{-1}(x) - \alpha_{(z,k)}$  となる。ここで、  $\alpha_{(z,k)} = (max_{border} - border_{(z,k)})/2$ 、また、  $L_{(z,k)}^{-1}$  は座標値から配列 index を取得する変換とする。

これまでに得られた初期構造認識画像の展開画像（以下、初期構造展開画像）から骨格の展開画像を以下の手法で得る。まず、初期構造展開画像における骨格の値をもつ座標を逆変換  $t^{-1}$  し、展開前の画像の座標を得る。次に、展開前の座標における骨格分類画像

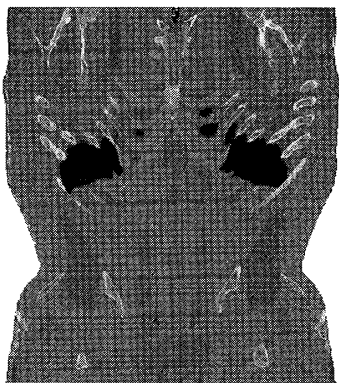


図 2 体幹部 CT 画像の展開画像の一断面

Fig. 2 A slice of stretched image of torso CT image.

上の値を参照し、分類された骨格の値を得る。原画像の展開画像の一例を図 2 に示す。

### 2.5 展開画像からの骨格筋認識

初期構造展開画像では、各組織が体表からの距離により皮下脂肪、骨格筋と内臓、骨格、内臓脂肪の順に平面上に示される。ここでは胸部と骨盤部の骨格の位置情報を用い、マスク画像を作成する。そして、マスク画像により探索範囲を限定し、濃度値を用いて認識を行う。本研究では、胸部で大胸筋を、腹部で腹直筋と、外腹斜筋、内腹斜筋、腹横筋をまとめた側腹部の筋（以下、側腹筋）を対象とする。

#### Step1：筋の存在範囲のマスク作成

骨格展開画像上に展開された分類済みの骨格ラベル上に、以下に示す条件の骨格上に自動的に LM を配置し、スプライン曲線補間を行う。そして曲線間の領域を筋の存在範囲のマスクとする。展開画像上の骨格構造は胸骨の重心の  $i$  座標に対してほぼ左右対称となるため展開画像の  $max_{border}/2$  に対して左右に対称的に LM を設定する。胸部では、 $max_{border}/2$  を対称とし、胸骨側の肩甲骨上端、第 5 肋骨の左端と右端、胸骨の上端の 4 点に LM を左右それぞれ設定する。腹部では、剣状突起を対称とし、第 12 肋骨の左右端と剣状突起の 5 点に LM を設定する。寛骨部では、 $max_{border}/2$  を対称とし、左右それぞれ寛骨の左右端、上端の 3 点に LM を設定する。最後に、各 LM をスプライン曲線補間で接続する。胸部では 4 点を利用した四次、腹部では 5 点を利用した五次、寛骨部では 6 点を利用した六次のスプラインを用いる。胸部は左右の 4 点ずつの 2 本のスプライン曲線を、腹部では 5 点、寛骨部は 6 点を用いてそれぞれ曲線を得る。

次に、スプライン曲線を用いて筋の存在範囲のマス



図 3 骨格展開画像上におけるマスク画像の一断面

Fig. 3 A slice of mask image on the bone stretched image.

クを作成する。各曲線は筋の起始・停止点を表すため、各曲線を閉じた領域とし、マスク領域を得る。大胸筋の存在範囲は胸部の曲線より上部の第 5 肋骨と肩甲骨で囲まれる領域をマスクとする。腹直筋と腹斜筋の存在範囲は腹部と寛骨部の曲線間の領域をマスクとする。図 3 にマスク画像の 1 スライスを示す。

#### Step2：認識

大胸筋は胸骨・肋骨の表面に存在するため、胸部のマスク領域かつ初期構造認識画像における骨格筋領域または臓器領域を大胸筋領域とする。

腹部は濃淡値のみでは識別が困難な内臓脂肪や臓器が骨格筋と接することが多い。そのため、胸筋と肺野のように濃淡情報のみによる境界の判別は困難である。ここでは、骨格筋は体腔の表面に存在し、胸部と腹部において筋厚の変化が少ないと仮定する。ここでは、展開画像では同一平面上の点は体表から等距離であること、腹部においても胸部の筋の体表からの距離情報、胸部や寛骨部の骨格の位置情報を利用する。よって、初期構造展開画像において肋骨の存在する最大のスライス番号を取得し、腹部マスクの最大の深さとする。最後に、初期構造認識画像においてマスク領域かつ骨格筋または臓器とされた CT 値をもつ領域を腹直筋と側腹筋領域とする。

次に、腹直筋と腹斜筋の識別を行う。腹部のマスクにおいて、体軸方向の画素数が  $max_{border}/2$  の両側でそれぞれ最小となる座標を取得し、取得した座標を基準軸の左側を  $rectus_l$ 、右側を  $rectus_r$  とすると  $rectus_l$ 、 $rectus_r$  間の領域を腹直筋、その他を側腹筋候補とする。更に  $rectus_l \pm 20$ 、 $rectus_r \pm 20$  [pixel] の範囲において、体軸方向の腹直筋、腹斜筋の画素数を計測し、最小となる座標を新しい  $rectus_l$ 、 $rectus_r$  とし、その間の領域を腹直筋、その他を腹斜筋領域とする。

### 3. 実験結果と考察

#### 3.1 症例と結果

体幹部マルチスライス CT 画像 23 症例を用いて実験を行った。実験には異なる CT 装置で撮影された画像を用いた。画像の内訳は、G 社の装置で撮影された 20 症例と T 社の装置で撮影された 3 症例であり、それぞれスライス間隔 0.625 [mm]、解像度  $0.625 \times 0.625$  [mm] とスライス間隔 1 [mm]、解像度  $0.723 \times 0.723$  [mm] の撮影条件で撮影された画像である。結果の一例の三次元表示を図 4 に示す。

二次元の各断面表示と三次元のボリュームレンダリング表示について、著者 3 (解剖学の専門医) が目視により評価した結果を表 1 に示す。ここでは、加齢による運動機能変化の解析に必要な骨格筋体積の測定に必要十分であるかを重視し、他の臓器領域を過抽出した場合や、明らかな構造の欠落が存在する場合を失敗とした。図 4 より、各筋の起始、停止における筋線の認識も可能であった。胸部においては、骨格が多いため高い分類成功率 (91.3%) が得られた。失敗例は濃度値により筋との識別ができなかった乳腺領域の過抽出が原因である。腹部における抽出と分類の失敗では、展開画像上への LM の配置の失敗が原因であり、

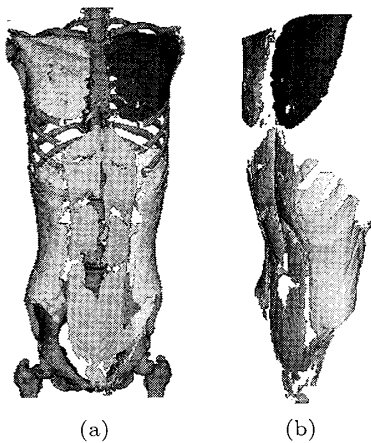


図 4 骨格筋認識結果の三次元表示 (a) 骨格と同時表示, (b) 左側面

Fig. 4 3-D view of skeletal muscle recognition result. (a) view with skeleton, (b) left side view.

表 1 抽出結果と分類結果 (23 症例)

Table 1 Extraction and classification result (23 cases).

	Extraction	Classification	Failure
PM	21 (91.3%)	21 (91.3%)	2 (8.7%)
AR	20 (87.0%)	19 (82.6%)	4 (17.4%)

PM: Pectoralis major muscle

AR: Abdominal region

抽出不足や腹直筋と腹斜筋の分類の誤りが生じた。

#### 3.2 考察

人体の展開画像の利用により、従来困難であった骨格筋の抽出・分類を行うことができた。特に、腹部における従来手法では、内臓脂肪からの距離値を用いる [8] ため、内臓脂肪量の個人差が大きく安定した抽出が困難であった。しかし、本手法では展開画像上の骨格から取得した LM を用いるため、解剖学的な骨格筋の起始、停止が利用でき、個人差の影響を受けにくい。そのため、本手法では骨格の認識精度と LM の設定精度が全体の骨格筋の分類精度に影響を与える。胸部では、骨格筋の内側面に骨格が多く存在するため、安定した LM の設定ができ、認識精度も高かった。腹部では、起始、停止する骨格は胸部と骨盤部に離れているため、その距離が最も大きい腹部前面の腹直筋で改善の余地がある。特に、本手法では、展開画像上にスライスごとに LM を配置したため、LM 数が増加し、設定に失敗したスライスでは骨格筋の認識に失敗した。よって、スライスごとに設定した LM から二次元のマスク領域を得る本手法から、より少ない LM 点数で実現可能な三次元曲面のマスク領域とすることでより安定した骨格筋認識が可能になると考えられる。

#### 4. むすび

体幹部 X 線 CT 画像から人体領域の展開に基づく胸部と腹部の骨格筋自動抽出手法を提案し、骨格との相対位置の特定に基づく自動分類に有効な手法であることを確認した。今後の課題として、LM の安定した配置手法の開発、展開画像からの骨格情報を利用した他の部位の骨格筋の抽出・分類法の開発を予定している。

謝辞 本研究の一部は、日本学術振興会科学研究費補助金、及び、厚生労働省がん研究助成金によって行われました。

#### 文献

- [1] Y. Qin, Z. Cheng, T. Zhuang, H. Wang, Y. Wang, Z. Yan, R.M. Tiede, and U. Hohne, "Interactive segmentation of muscles and 3D representation of meridians based on Visible Human," Engineering in Medicine and Biology Society, 2005. IEEE-EMBS 2005. 27th Annual International Conference, pp.5116-5119, 2005.
- [2] K.H. Hohne, B. Pflessner, A. Pommert, M. Riemer, R. Schubert, T. Schiemann, U. Tiede, and U. Schumacher, "A realistic model of human structure from the Visible Human data," Meth. Inform. Med., vol.40, no.2, pp.83-89, 2001.
- [3] B. Gilles, L. Moccozet, and N.M. Thalmann,

- “Anatomical modelling of the musculoskeletal system from MRI,” MICCAI 2006, LNCS 4190, pp.289–296, 2006.
- [4] J.W. Rohen, 横地千仞, E.L. Dorecoli, 解剖学カラーアトラス, 医学書院, 2004.
- [5] 林 達郎, 周 向栄, 原 武史, 藤田広志, 横山龍二郎, 桐生拓司, 星 博昭, “体幹部 X 線 CT 画像における自動的な骨格の構造認識手法の開発,” 第 25 回日本医用画像工学会大会, OP3-4, 2006.
- [6] 周 向栄, 原 武史, 藤田広志, 横山龍二郎, 星 博昭, “マルチスライス体幹部 CT 画像からの人体組織・臓器領域の認識に関する初期的な検討,” 医用画像情報学会雑誌, vol.20, no.1, pp.44–47, 2003.
- [7] 鳥脇純一郎, 画像理解のためのデジタル画像処理 (I)(II), 昭晃堂, 1988.
- [8] 神谷直希, 周 向栄, 原 武史, 藤田広志, 横山龍二郎, 星 博昭, “X 線 CT 画像における体幹部の展開と解剖学的構造の自動認識への応用,” 信学技報, MI2005, 2005.  
(平成 19 年 9 月 14 日受付, 20 年 1 月 23 日再受付)