

PART 3 新しい撮影法，撮影装置と画像処理 骨格・骨格筋のimage-based model およびCAD

本稿では，体幹部という広い範囲で，CT画像から骨格と骨格筋をコンピュータで自動認識する最新の手法を紹介する。さらに，正常人体の加齢による骨密度および筋力の変化を定量化することによって，病変の予防診断への可能性を展望する。

周 向栄 藤田広志

骨格と骨格筋の臨床診断には，骨格筋と軟骨の詳細がよく描画されるMRIが一般的に使われている。ただし，MRIは撮影費用が高く，撮影時間が長いので，一般的な目的ですべてのケースに適用することは難しい。一方，高速撮影が可能なX線CT装置の発展により，医療現場では大量のCT画像が使われている。最近，CT撮影を正常検者の多い検査（例えば，肺癌の集団検診）に応用した報告がわが国でみられている。CT撮影は，目的に応じて患者の特定の臓器（肝臓，肺野など）における異常（癌，炎症など）診断が一般であるが，CT画像上に写っているそれ以外の人体領域の情報はほとんど利用されていない。特に，CT画像に含まれている骨格・骨格筋の情報は，人体の運動機能との関連が強く，利用する価値が大きいと考える。

本稿では，ほかの目的で撮影された体幹部CT画像から，骨格と骨格筋を自動認識する最新のわれわれの研究成果による新しい手法を紹介し，その認識結果を画像のコンピュータ支援診断（computer-aided diagnosis；CAD^{*1}）¹⁻³）に応用するという最新技術を記述する。

骨格構造の自動認識と 正常人体の骨密度分布の計測

わが国では，人口の急速な高齢化に伴い，現時点では約1,100万人が骨粗鬆症に罹患していると推定され，骨格に対する社会的関心が高まりつつある⁴）。骨粗鬆症などの異常な骨格を理解するには，正常な骨格に対する正確な理解が必要である。

Pitfall

- ・ 体幹部CT画像の撮影は，複数の病変の存在の確認や，手術前後の病態の確認などの目的で実施されている。
- ・ 体幹部CT画像は800～1,000枚のスライス画像から構成されるため，医師がすべてのスライス画像をていねいに読影するためには，莫大な時間が要求される。
- ・ 医師の読影を支援し，その効率化を図るために，コンピュータの積極的な活用に期待が大きい。

用語アラカルト

*1 CAD

CADとは，コンピュータの解析結果を「第2の意見」として利用して画像診断（読影）を行う「医師による診断」であると定義される。CADに期待されるものは，医師の画像診断の正確さの向上，医師間（施設間）の診断結果のバラツキの減少，診断時間の短縮による生産性の向上などである。特に，集団検診において，有用性が高いと期待される。

Zhou X, Fujita H：岐阜大学大学院医学系研究科知能イメージ情報分野

CT画像による大量の情報から骨格を正確に解析し、診断精度の向上や読影労力の軽減を行うために、骨格を対象としたCADシステムの開発が期待される。われわれがめざしているCADシステムは、まず計算機で骨格の領域を自動抽出し、それぞれの部位を認識する必要がある。そして、各部位から特徴量を計測し、事前に計測された正常の値と比較して、異常の候補を検出するものである^{5,6)}。本稿では、この流れに沿って概説する。

以下、われわれが開発した骨格領域の自動抽出法、骨格構造の自動認識法を、次に、正常な椎体を用いた骨密度(bone mineral density ; BMD)*2の計測・解析の結果を、最後に、このような結果に基づいて骨粗鬆症を診断するCADシステムを示す。

※ 骨格領域の自動抽出

単純X線CT画像上にある骨格領域は比較的CT値が高いため、単純な濃淡閾値処理で骨格領域(軟骨を除く)の抽出ができる。また、濃淡閾値を症例ごとに適切に決めることができれば、軟骨を含む骨格領域の全体を抽出することも可能である。CT画像と抽出された骨格領域の一例を図1に示す。ただし、CT画像上にある大動脈の石灰化成分や、体内の異物なども(拾いすぎ成分)しばしば骨格として抽出される問題があり、それを防ぐために、抽出された骨格領域に小成分除去などの連結成分処理を加える必要がある。われわれはこの手法を

300症例(患者年齢は20歳以上)に適用した結果から、骨格領域の自動抽出の成功を確認している。

※ 骨格構造の自動認識

CT値に対する濃淡閾値処理により抽出された骨格領域から、解剖学的構造に基づいて骨格の構造を認識する。図2に示した処理の流れに従って、順番に各骨格部分を認識していく。

まず、腰椎と大骨盤の横幅の差を利用して大骨盤を抽出し、下肢骨を認識する。次に、大骨盤に隣接した腰椎の孔を追跡して脊柱管を抽出し、脊柱管を利用して脊柱を抽出する。さらに、肋骨と椎間板を利用して脊柱の各椎体を認識する。そして、環状の構造を利用して脊柱を基準に肋骨を認識し、肋骨を基準に胸骨を認識する。最後に、脊柱、胸骨、および肋骨を利用して胸郭を特定する。また、胸郭外部の骨格から位置と容積の特徴を利用して上肢骨を認識する。

以上の認識手順を体幹部単純X線CT画像48症例(男性38症例、女性10症例、年齢20~88歳)に適用した結果、下肢骨98%、脊柱92%、肋骨98%、胸骨90%、上肢骨96%、胸郭96%の症例で認識に成功している⁷⁾。失敗の内訳は、肋軟骨による失敗、第7肋骨と剣状突起の誤認識、第5、6腰椎と仙骨の誤認識、鎖骨の誤認識であった^{7,8)}。本手法は単一の骨格の構造が前提であり、椎体の個数が通常と異なる場合には対応できない。したがって、構

Tips & Tips

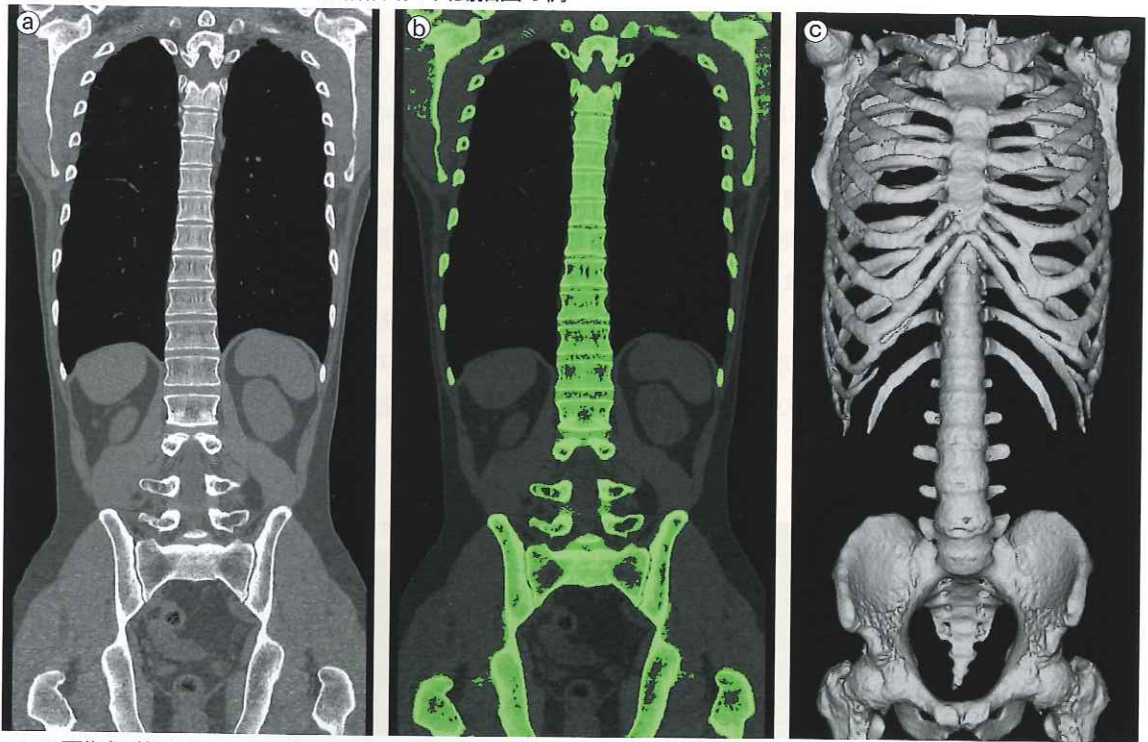
- ・人体の解剖学的な構造を計算機により自動認識することは、コンピュータ支援診断システムの開発にとって重要である。現在、全身MRIや全身CT撮影が可能となっており、患者の個別な解剖学的構造を全身規模で計算機により分析することが可能となった。
- ・人体構造の一部については人間の目でも識別しにくいと、計算機による自動認識手順の開発はかなり困難といえる。その問題の解決法として、計算機のなかに人体のモデルを事前に作成して、入力される患者の画像と照合することによって患者の個別な解剖学的構造を認識するアプローチが有効であると考えられる。
- ・人体のモデルの作成には困難な点がいくつか存在しており、現時点では、汎用性の高い人体のモデルの作成法について、まだ定まった手法がない状況である。

●用語アラカルト●

*2 BMD

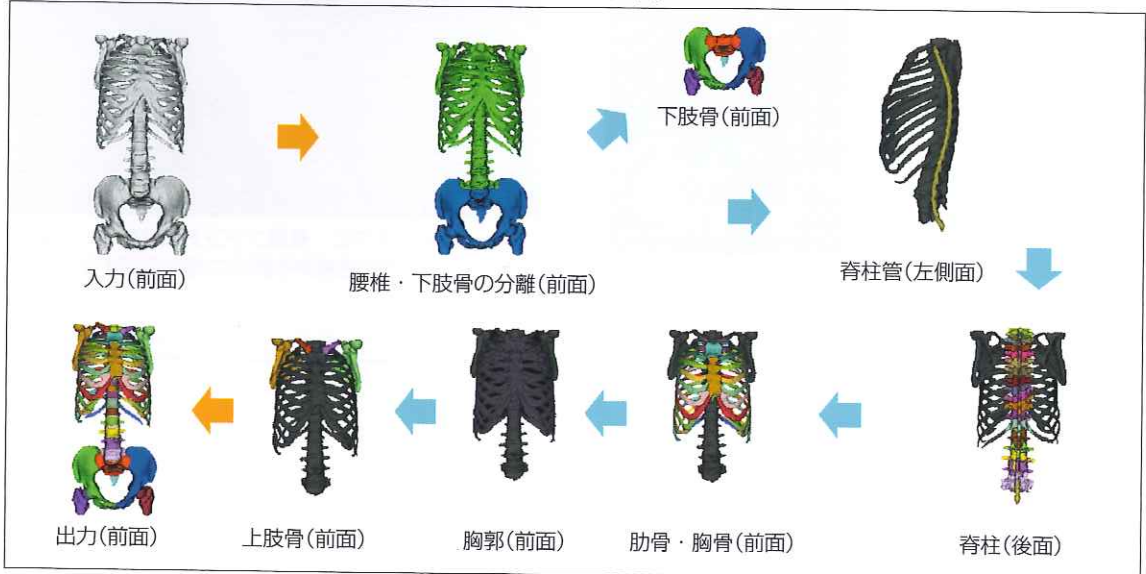
骨サイズの影響を除外するために、二重X線吸収法(dual X-ray absorptiometry ; DXA)では骨塩量を骨面積(cm²)で除した値、定量的CT測定法(quantitative CT ; QCT)や末梢骨用定量的CT測定法(peripheral QCT ; pQCT)では骨塩量を骨体積(cm³)で除した値で示す。実際にQCTでは、密度が既知の骨量ファントムを患者と一緒に撮影し、CT値とBMDの関係を示す検量線を作成する。そして、検量線を用いてCT値からBMDに変換する。

図1 コンピュータ処理による骨格領域の自動抽出の例



a: CT画像(冠状面の1スライス), b: 抽出された骨格領域(冠状面の1スライス), c: 抽出された骨格領域(三次元表示)

図2 コンピュータによる骨格の各部位の自動認識処理の流れ図



造的な相違を吸収できる手法の開発が必要である。今後は、骨格の形状パターンを生成し、パターンマッチングにより、骨格の解剖的構造の認識と検証を行うことを予定している。

※ 正常人体における骨格の特徴分布の調査

● 椎体のBMD

骨折は椎体、前腕骨遠位部、大腿骨頸部、上腕骨近位部、および肋骨などの部位で生じやすい。

このなかで最も頻度の高い骨折は椎体骨折であり、わが国では70歳代前半の25%、そして80歳代の43%が椎体骨折を有している。骨折の原因として、加齢によるBMDの低下があげられる。CT画像における各椎体のBMDの測定と正常人体のBMDの分布の把握は、CADの開発に必要不可欠である⁹⁾。特に、各年齢層、性別、および椎体における正常人体のBMDの分布は異常を判断するときの基準ともいえる。

そこで、われわれは136症例(男性87症例：平均58歳、女性49症例：平均61歳)のX線CT画像を用

いて、第12胸椎から第1仙椎までの椎体海綿骨部のCT値を測定した(図3)。続いて、骨量ファントムを使用して(図4)、CT値からBMDを推定した。女性における年齢とBMDの関係を図5に示す。この結果から、加齢により女性の第3腰椎のBMDが減少する様子がわかる。

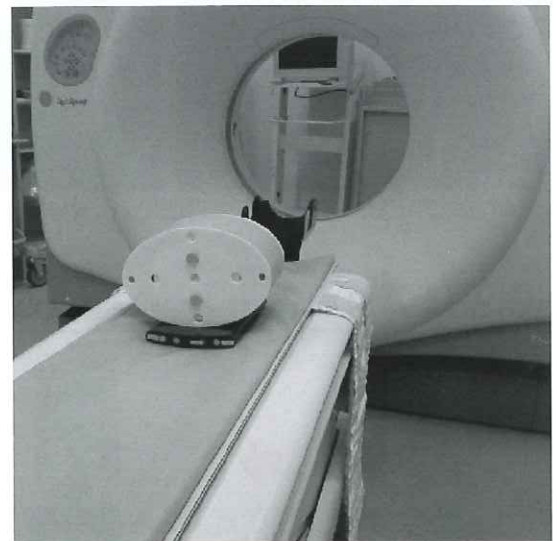
さらに、計測結果を用いて各椎骨のBMDの相関関係を解析し、第12胸椎から第5腰椎までの椎骨間のBMDには統計的な有意差がなく、これらの椎骨間では1つの椎骨のCT値を測定すれば、ほかの椎骨のBMDを推定できる可能性が示唆された¹⁰⁾。

図3 各椎体海綿骨部のCT値の計測領域の設定

CT画像の矢状面の1スライスを示す。各計測領域を異なる色で表現している。

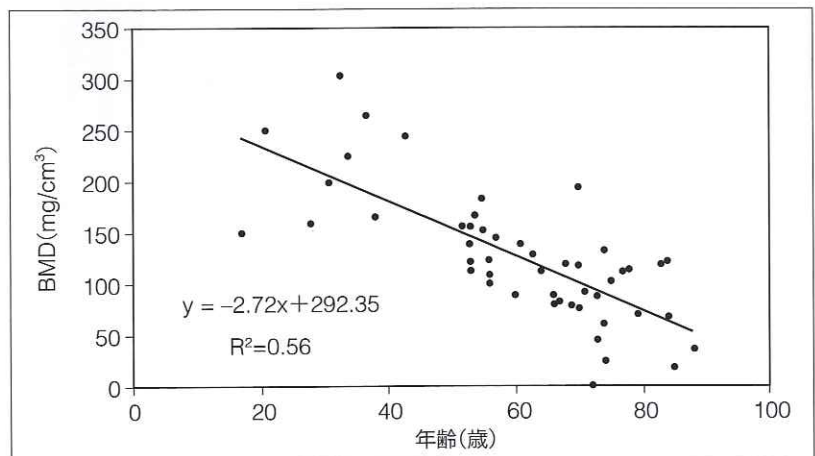


図4 BMDとCT値の関係の測定



人体ファントムの下に、骨量ファントムを置き、CT画像上でファントム内の各標準物質のCT値を測定する。

図5 女性の第3腰椎におけるBMDと年齢の相関



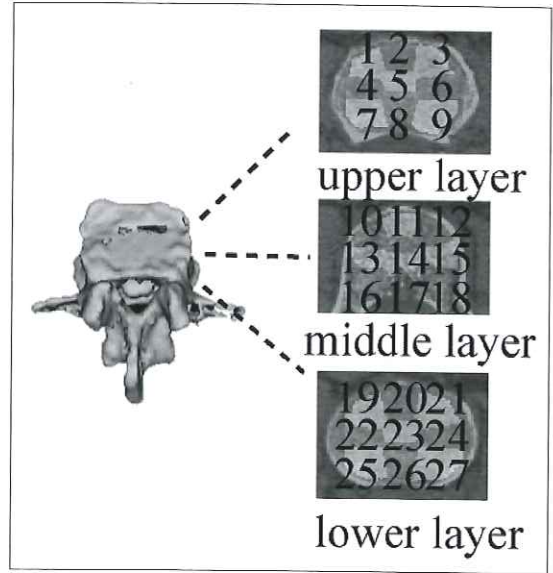
(文献10より)

また、近年のX線CT装置では、空間分解能が約0.6mmの高精細な画像を生成できる。この解像度では、1つの椎体当たり約50枚の画像が生成されるため、椎体のより詳細な解析が可能である¹¹⁾。われわれはここに注目し、椎体の内部におけるBMDの分布の計測・解析を行っている。具体的には、第12胸椎から第1仙椎までの各椎体を27等分し、前方、後方、上方、下方、左方、右方、中央、および全体の8領域のBMDを計測して比較を行った(図6)。その結果、胸腰椎移行部と腰椎の前方と中央、および第1仙椎の後方、下方、および中央の位置が、骨密度の低い領域であった。したがって、胸腰椎移行部と腰椎では、もし前方と中央の位置の骨密度を選択的に計測すれば、椎体の骨折危険性の予測の向上に寄与する可能性が示唆された¹¹⁾。

● 椎体の正常変異

正常な分布との比較に基づくわれわれのCADシステムのアプローチでは、異常症例以外に正常変異の症例が検出される可能性が考えられる。そのため、どのような変異がどれくらいの頻度で存在するのかを把握する必要がある。図7に、椎骨の数に関する正常変異の症例の1例を示す。

図6 椎体の関心領域の定義



前方：1～3, 10～12, 19～21

後方：7～9, 16～18, 25～27

上方：1～9

下方：19～27

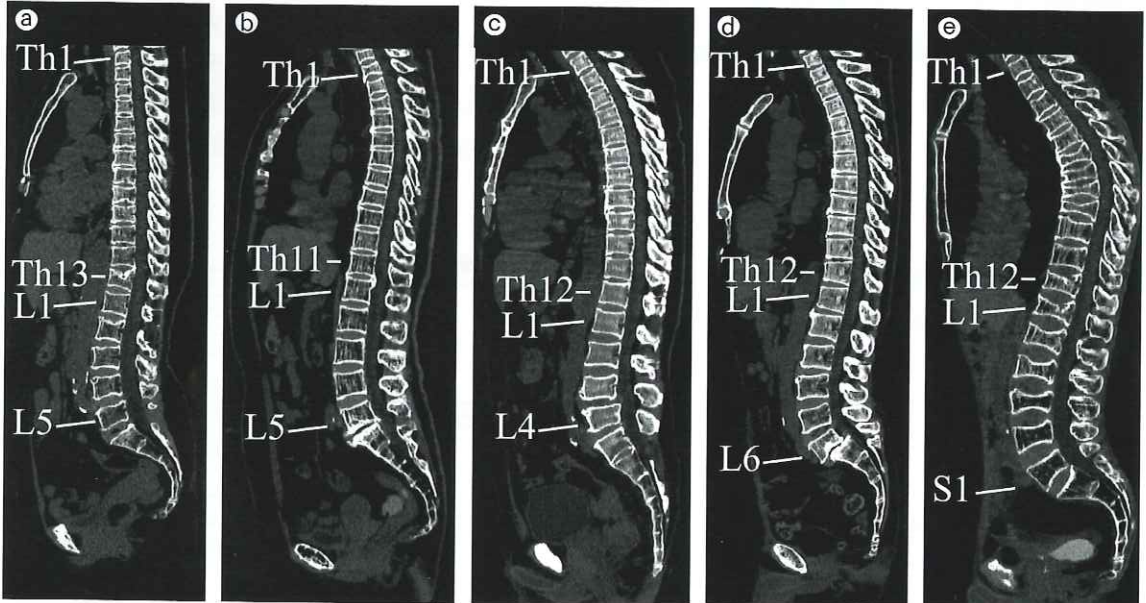
左方：1, 4, 7, 10, 13, 16, 19, 22, 25

右方：3, 6, 9, 12, 15, 18, 21, 24, 27

中央：14

全体：1～27

図7 椎骨の数に関する正常変異



椎骨の正中矢状面の1スライス

a: 胸椎の1椎骨過剰例, b: 胸椎の1椎骨減少例, c: 腰椎の1椎骨減少例, d: 腰椎の1椎骨過剰例, e: 仙椎の1椎骨過剰例

※ CT画像に基づく骨格のCADの開発

われわれのアプローチによる骨粗鬆症診断支援システムの開発の流れを図8に示す。まず、大量のCT画像を用いて、前項(正常人体における骨格の特徴分布の調査)で記述したように骨の特徴量を解析し、特徴量と骨粗鬆症の関係を解明する。また、CT画像のなかで正常な症例のみを集め、正常な症例における特徴量の分布(正常分布モデル)を構築する。次に、骨格から特徴量を自動計測する手法を開発する。前述したように、計算機で自動的に骨格の抽出、各部位の同定を行い、そこから特徴量を自動計測するものである。このシステムでは、骨粗鬆症の検査対象画像が入力されたとき、骨格の特徴量の自動計測手法を用いて、検査対象画像から骨格の特徴量を計測する。そして、事前に構築された正常分布モデルと比較し、正常分布の範囲内であれば正常とし、範囲外であれば骨粗鬆症の候補として指摘を行う。

骨粗鬆症の診断支援システムの開発は、われわれの研究グループ以外にも提案されており、これまでに確立されている二重X線吸収法(DXA)によるBMDと、脊椎X線画像による形状を用いた診断基準をCT画像に応用した方法などが提案されている^{12,13)}。

体幹部CT画像からの骨格筋の自動認識

臨床画像において骨格筋はMRI、CT、および超音波などの装置により描画される。特にMRIにおいては筋肉を心筋、平滑筋、および骨格筋と組織別に分類することが可能である。一方、CTにおいては高速で高精細な画像の取得が可能であるが、骨格筋は臓器領域と同等のCT値分布をもつため、各筋の境界や筋と臓器の境界の視認は困難である。また、計算機による画像解析においても濃淡値分布のみの利用ではそれらの識別が困難である。

しかし、日本CT検診学会では今後のCT検診について、「(前略)今後のCT検診については病変の早期発見にとどまるのではなく、ハイリスクグループの抽出と予防的な治療、あるいは生活習慣の

指導などにより更に積極的に病気の予防にも関わっていく(後略)」と示されており、CT画像のより発展的な利用が期待されている。現在、骨格筋の観察のみを目的としてCT画像が用いられることは少ないが、ほかの目的(CT検診や転移性病変の確認など)により、体幹部のCT画像が撮影されることは少なくない。それらの画像においては、一般に対象とする臓器や周辺組織に注目されることが主である。

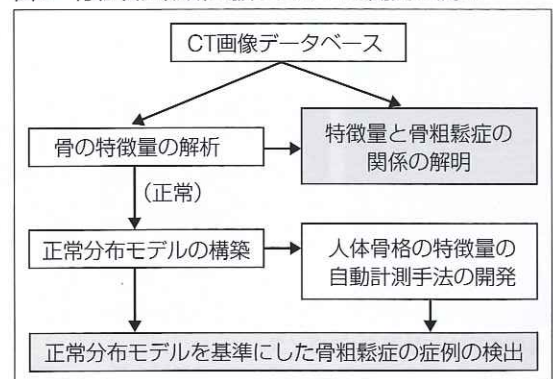
そこで、われわれは計算機を利用することにより、読影者の利用しなかった画像情報を自動的に解析し、情報を提示することで、画像情報を有効活用するシステムを開発中である。それは患者のQOLの向上や経済的にも有益と考えられる。よって、骨格筋の観察を目的とせず、撮影された非造影の体幹部X線CT画像を用い、骨格筋領域の認識と部位ごとの分類を行った。

※ 計算機による骨格筋領域の自動認識法

● 骨格筋の自動抽出

非造影の体幹部X線CTを利用した骨格筋の自動抽出は、筆者らにより人体の仮想的な展開画像を用いる手法¹⁴⁾や、人体の解剖学的芯線を用いる手法¹⁵⁾が報告されている。前述のとおり、非造影CT画像において骨格筋は臓器領域と同様の濃淡値分布をもつため、いずれの方法においても濃淡値以外の情報が必要である。そこで、骨格筋の解剖学的な接続点(起始・停止)を特徴点として自動的に取得し、骨格筋の位置情報とした。次に、各

図8 骨粗鬆症診断支援システムの開発の流れ



特徴点を結ぶことにより骨格の芯線とし、骨格筋の走行を表現した。続いて、それらの芯線に対してスプライン曲面をあてはめることにより骨格筋の存在領域を取得し、その領域内の濃淡値により骨格筋の抽出を行った。

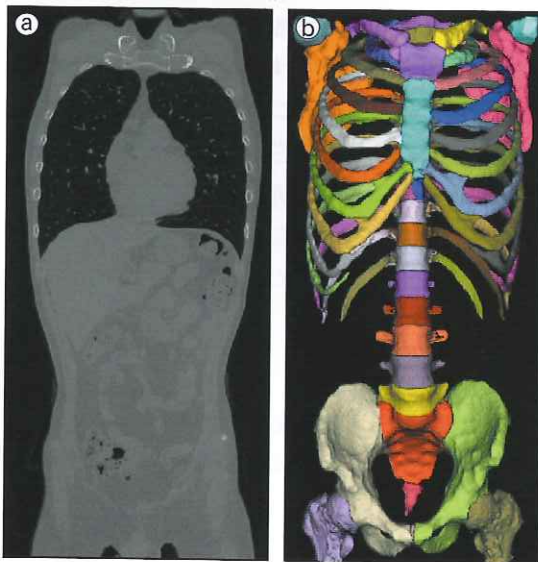
● 骨格構造からの骨格筋の特徴点の自動認識

本手法では、骨格から解剖学的な特徴点を自動

表1 各部位の認識に使用するランドマーク(LM)の位置

部位	LMの設定箇所
腹直筋	起始：剣状突起 停止：恥骨結合 起始：第7肋骨下端 停止：恥骨稜
側腹筋	起始：第7肋骨下端 停止：恥骨稜 起始：第5-12肋骨 停止：腸骨稜の外唇
大腰筋	起始：第12胸椎、第1-4腰椎 停止：筋裂孔の重心
胸筋	起始：第2-6肋骨 停止：上腕骨頭

図9 原画像と骨格認識画像



a：原画像
体幹部CT画像(非造影)を用いる。

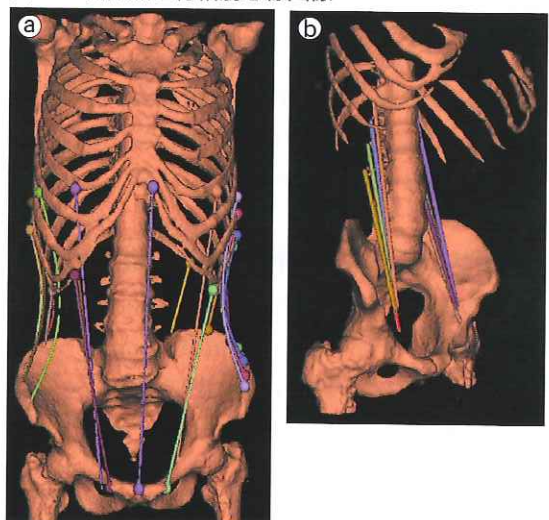
b：骨格認識画像
原画像から自動抽出した骨格に対し認識処理を行ったものであり、各色は各骨の認識を意味する。

的に取得する。特徴点の認識には林らの手法¹³⁾により分類された骨格の位置情報を利用する。特徴点は分類された骨格の相対的な空間位置関係から表1に示す箇所自動的に設定した。ただし、胸筋の停止点は、われわれが使用した体幹部CT画像に解剖学的な停止点である上腕骨の大結節稜が含まれていなかったため、上腕骨頭とした。また、大腰筋の停止点についても同様の理由で、筋裂孔の重心に特徴点を自動的に設定した。図9に原画像と特徴点の自動認識に用いる骨格分類画像の三次元表示を示す。骨格分類画像の各色は骨格の分類に対応する。

● 骨格筋のモデルの作成とそれに基づく骨格筋の分類

前述の骨格筋の特徴点である起始・停止の解剖学的な対応点を結び、筋線の走行に相当する骨格筋芯線を得た。ここで、腹直筋、側腹筋については対応する特徴点を直線で結ぶのではなく、さまざまな体格の症例に対応するため、中点において内臓脂肪の表面上を通るようにスプライン曲線で接続を行った。図10に骨格上の特徴点と対応する特徴点を結んだ骨格筋芯線画像を、表層筋用と深部筋用とに分けてそれぞれ示す。

図10 特徴点と骨格筋芯線画像



a：表層筋の芯線画像，b：深部筋の芯線画像
骨格の抽出画像から認識した骨格筋の特徴点と特徴点を結ぶことにより得た骨格筋芯線画像を示す。

次に人体表面に存在する表層筋については、各骨格筋の芯線に対して曲面をあてはめることにより骨格筋の存在範囲(骨格筋マスク画像)を得た。そして、この存在範囲内において濃淡値と体表からの距離情報を用いて、各筋の認識・分類を行った。

次に深部筋である大腰筋の認識を行う。大腰筋は胸椎から腰椎、大腿部までの広い範囲において腹部中央付近に存在する。そして、周辺には腎臓をはじめとする多くの組織が存在し、先に示した表層筋のような面状の構造をしていないため、曲面をあてはめでは認識できない。よって、ここでは大腰筋の芯線に対する外形のモデリングを行った。

大腰筋のモデル曲線は、あらかじめ20~80歳の男性15症例、女性5症例から抽出した大腰筋領域に骨格筋芯線をあてはめ、芯線から大腰筋の境界までの距離値に対して二次の関数近似を行って作成している。このモデル曲線は芯線の midpoint の大腰筋径を最大と仮定したものである。このモデル曲線を表2に示す。

このモデル曲線を未知の症例に適用する。具体的には、未知の症例において自動設定した特徴点を結ぶ骨格筋芯線に対して表2の各関数を対応させる。ただし、 β は芯線の midpoint における大腰筋の表面までの最大距離を自動的に求め、代入する。そして芯線の midpoint からの距離を逐次的に代入することにより得られる値を直径とする球内で、濃淡値により大腰筋の認識・分類を行った。図11に骨格筋芯線に基づいて作成した骨格筋マスク画像を示す。CT画像上に骨格筋の存在位置を大まかに表現できることがわかる。

◆ 骨格筋の認識・計測結果の精度評価

体幹部X線CT画像15症例(男性12症例、女性3症例)において骨格筋の自動認識を行った¹⁴⁾。評価は、大腰筋については、医師の指導のもと作成した手入力画像を正解画像とし、正解画像と抽出結果の体積を比較し、一致率、再現率、および適合率により評価を行った。それぞれ、正解画像の領域をA、認識結果の領域をBとしたとき、

一致率は $\frac{A \cap B}{A \cup B}$ 、再現率は $\frac{A \cap B}{A}$ 、適合率は $\frac{A \cap B}{B}$ で

ある。平均一致率は81%、平均再現率は92%、平均適合率は87%となった。腹直筋、側腹筋、および胸筋は、解剖学の専門医の目視により認識結果を評価したところ、胸筋は91%の症例で成功し、腹直筋と側腹筋は83%の症例で成功した。また、腹直筋、側腹筋、および大腰筋については、臍の断面において手入力画像との比較を行った結果、誤差3mm以内で認識に成功した^{14,15)}。

処理結果の例を図12に示す。図12aは、入力CT画像を三次元表示した結果である。図12bは、骨格筋の抽出結果と認識結果の合成画像である。各色が認識結果に対応する。図12cは、骨格筋の認識結果と骨格画像の合成画像である。三次元表示の結果から、骨格を用いた骨格筋の認識は解剖学的に正しい位置情報が得られていることがわかる。入力CT画像の二次元断面に認識結果を合成した結果を図12dに示す。ここから、二次元断面においても良好な認識結果が得られていることがわかる。ただし、側腹筋は単一の領域として示され、解剖学的にはさらに内腹斜筋と外腹斜筋、腹横筋に認識可能であるが、本手法ではいまだ実現できてない。図12eは、原画像から抽出した骨格と骨格筋を差分した結果である。これにより臓器を取り囲むように存在する骨格筋が取り除かれ、内臓臓器を観察できることがわかる。図12f, gは、骨格筋の認識に用いた芯線画像より作成した曲面画像の内外により、脂肪を皮下脂肪と内臓脂肪に分類した結果である。これは脂肪量の定量的な解析にも有効であると考えられる¹⁵⁾。

表2 大腰筋のモデル曲線とR²値

starting point of center line	model curve	R ² value
第12胸椎	$y_1 = -0.0002x_1^2 + \beta_1$	0.75
第1腰椎	$y_2 = -0.0005x_2^2 + \beta_2$	0.90
第2腰椎	$y_3 = -0.0007x_3^2 + \beta_3$	0.85
第3腰椎	$y_4 = -0.0008x_4^2 + \beta_4$	0.77
第4腰椎	$y_5 = -0.0009x_5^2 + \beta_5$	0.66

図11 骨格筋芯線画像より作成したマスク画像

a: 横断面

骨格筋芯線画像と原画像を重ね合わせた結果、マスク画像が腹壁の境界にほぼ一致していることがわかる。
b: マスク画像の三次元表示
腹直筋マスクと腹斜筋マスクが確認できる。

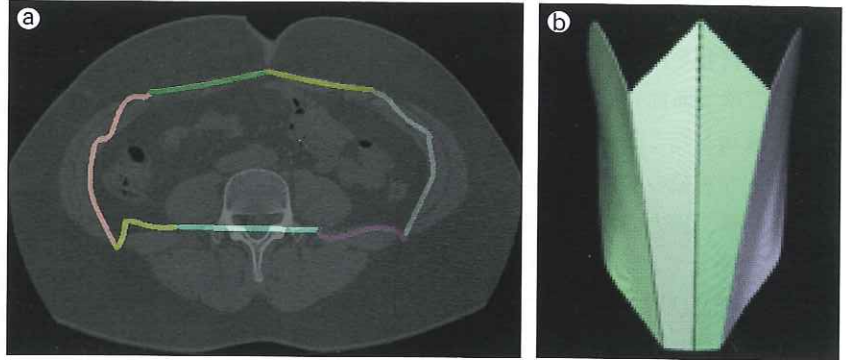
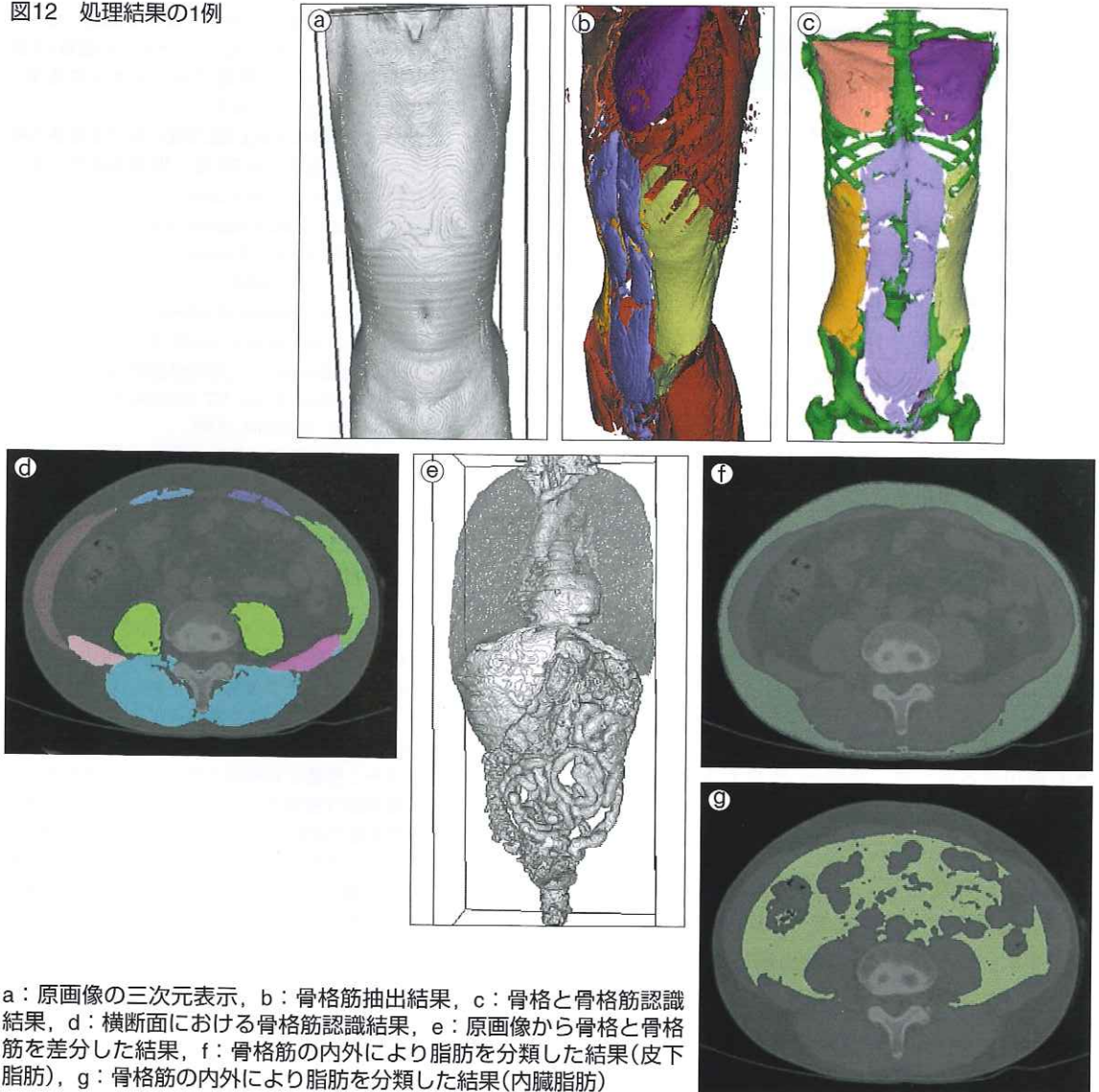


図12 処理結果の1例



a: 原画像の三次元表示, b: 骨格筋抽出結果, c: 骨格と骨格筋認識結果, d: 横断面における骨格筋認識結果, e: 原画像から骨格と骨格筋を差分した結果, f: 骨格筋の内外により脂肪を分類した結果(皮下脂肪), g: 骨格筋の内外により脂肪を分類した結果(内臓脂肪)

◆今後の展開

骨格の情報をを用いた骨格筋の自動認識手法を提案し、二次元断面においては非常に良好な精度で認識に成功したことを確認した。また、三次元での自動的な筋量の解析が可能となったため、今後、加齢と筋量、筋力の関係に関する解析を行う予定である。そして、非造影のCT画像という、骨格筋量の解析とは異なる目的で撮影された画像に対しての画像情報の有効活用を目的としたCADシステムの構築を行う予定である。

まとめ

本稿では、CT画像から骨格と骨格筋を自動認識する手法を紹介した。CT画像から体幹部という広い範囲での骨格と骨格筋の構造を、コンピュータで完全に自動認識できる可能性をはじめて示した最新の結果である。骨格と骨格筋の認識結果に基づいて、正常人体の加齢による骨密度と筋力の変化を定量的に把握することが可能となり、正常範囲からはずれた症例を自動的に提示するCADシステムの実現に一步近づいた。CT画像に“眠っている”診断情報を、コンピュータのパワーで完全に掘り出して、より広い範囲で医師の画像診断をサポートすることが、近い将来に実現できるようになると信ずる。

謝辞

本稿で紹介した内容は、岐阜大学大学院医学系研究科藤田研究室の林 達郎氏(産官学連携研究員)と神谷直希氏(博士後期課程2年)の研究内容から主に構成されている。本稿の作成にあたり両氏から多大のご協力をいただき、ここに謝意を表します。また、本研究に関する共同研究者でもある岐阜大学の原武史先生、陳 華岳先生、横山龍二郎先生、兼松雅之先生、星 博昭先生らに感謝申し上げます。なお、本研究の一部は日本学術振興会科学研究費補助金、厚生労働省がん研究助成金(長谷川班)、および栢森情報科学振興財団研究補助金によって行われました。

■文献

- 1) Kobatake H : Future CAD in multi-dimensional medical images-Project on multi-organ, multi-disease CAD system. *Comput Med Imaging Graph*, 31 : 258-266, 2007.
- 2) Doi K : Computer-aided diagnosis in medical imaging : Historical review, current status and future potential. *Comput Med Imaging Graph*, 31 : 198-211, 2007.
- 3) 藤田広志 : コンピュータ支援診断(CAD)の現状概観. *日本放射線技術学会雑誌*, 63(12) : 1389-1395, 2007.
- 4) 折茂 肇 : 骨粗鬆症の予防と治療ガイドライン2006年. ライフサイエンス出版, 2006.
- 5) 周 向栄ほか : 体幹部領域の単純CT画像における解剖学的正常構造の認識. *Med Imag Tech*, 24 : 167-172, 2006.
- 6) 周 向栄ほか : 正常構造の理解に基づく知的CAD, 特集CAD最前線2007 : 次世代CADシステムへの挑戦(多臓器・多疾病CADシステム開発プロジェクトの成果). *INNERVISION*, 22 : 21-25, 2007.
- 7) 林 達郎ほか : 体幹部単純X線CT像における骨格の解剖学的構造の自動認識. 2007年電子情報通信学会総合大会予稿集, CDROM : D-16-8, 2007.
- 8) Hayashi T, et al : Automated segmentation of the skeleton in torso X-ray volumetric CT images. *Int J Comp Assist Radiol Surg*, 1 : 522-523, 2006.
- 9) Nishihara S, et al : Evaluation of osteoporosis in X-ray CT examination : A preliminary study for an automatic recognition algorithm for the central part of a vertebral body using abdominal X-ray CT images, *Comput Med Imaging Graph*, 29 : 259-266, 2005.
- 10) 林 達郎ほか : X線CT像における脊椎椎体部の骨密度の調査. *生体医工学*, 45(4) : 256-266, 2007.
- 11) 林 達郎ほか : X線CT画像からの人体の椎体海綿骨部における低骨密度領域の分布に関する研究. *生体医工学*, 46(4) : 2008, 印刷中.
- 12) 田中孝明ほか : 体幹部マルチスライスCT画像を用いた骨粗鬆症診断支援アルゴリズムの構築. *電子情報通信学会技術研究報告*, MI 2007-136 : 401-404, 2008.
- 13) 元木瑞穂ほか : マルチスライスCT画像を用いた骨粗鬆症解析アルゴリズム. *電子情報通信学会技術研究報告*, MI 2007-144 : 439-442, 2008.
- 14) 神谷直希ほか : 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. *電子情報通信学会論文誌D*, J91-D(7) : 1918-1922, 2008.
- 15) 神谷直希ほか : 体幹部X線CT画像における骨格の位置情報を用いた側腹筋と大腰筋の自動認識. *電子情報通信学会技術研究報告*, MI2007-39 : 23-27, 2007.