

体幹部 X 線 CT 画像における脊柱の正中矢状面を利用した 椎体の骨密度と彎曲角度の自動計測法

韓 明旭[†], 林 達郎[†], 周 向荣[†], 陳 華岳^{††}, 原 武史[†],
藤田 広志[†], 横山 龍二郎^{†††}, 兼松 雅之^{†††,††††} 星 博昭^{†††††}

[†]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 岐阜市柳戸 1-1

^{††}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 〒501-1194 岐阜市柳戸 1-1

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

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

^{†††††}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 〒501-1194 岐阜市柳戸 1-1

(2009年2月9日受付, 2009年6月4日最終受付)

Automated measurement method of bone mineral density of vertebral bones and spinal curvature using sagittal plane in X-ray torso CT images

Mingxu HAN[†], Tatsuro HAYASHI[†], Xiangrong ZHOU[†], Huayue CHEN^{††}, Takeshi HARA[†],
Hiroshi FUJITA[†], Ryujiro YOKOYAMA^{†††}, Masayuki KANEMATSU^{†††,††††}, and Hiroaki HOSHI^{†††††}

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

^{††}Department of Anatomy, Graduate School of Medicine, Gifu University Gifu 501-1194, Japan

^{†††}Radiology Services, Gifu Univ. School of Medicine and University Hospital Gifu 501-1194, Japan

^{††††}Department of Radiology, Gifu Univ. School of Medicine and University Hospital Gifu 501-1194, Japan

^{†††††}Department of Radiology, Division of Tumor Control, Graduate School of Medicine, Gifu University Gifu 501-1194, Japan

(Received on February 9, 2009. In final form on June 4, 2009)

Abstract : The number of patients with osteoporosis is increasing every year in Japan. The bone-mineral-density (BMD) and spinal curvature are two important factors related to the fractures and osteoporosis. Recently, multi-detector-row CT images are widely used in clinical medicine and may have the potential for osteoporosis diagnosis. The development of a computer-aided diagnosis (CAD) system that can support the osteoporosis diagnosis is now required. This study proposes a method that can measure the distributions of BMD in each of vertebral trabecular bones and angles of spinal curvatures automatically on torso CT images. This method extracts the regions of the vertebral bones firstly and then generates a sagittal plane of the human spine. Finally, 4 corner points of each vertebral bone region are identified and used for measuring the BMD distributions and spinal curvatures. This method was applied to 20 CT cases and the results were compared with the gold standard that were generated by a medical expert. The errors of the average value of BMD have the mean value of 6.93 mg/cm³ (std.dev. : 6.82). The angles have the mean value of 4.62 degrees (std. dev. : 3.23) in thoracic region and 4.40 degrees (std. dev. : 5.08) in abdomen. These results showed a good performance of our purposed method and possibility for supporting the CAD of osteoporosis diagnosis.

Key words : X-ray CT images, CAD, Osteoporosis, Vertebral body, Bone mineral density

1. はじめに

近年、肺がん検診に X 線 CT 装置 (MDCT) が用いられ始めている。また、腹部の臓器や組織の診断にも MDCT が使用されている。このとき、肺がん検診では胸椎、腹部 X 線 CT 検査では腰椎が画像に含まれる。検査対象の臓器や組織の診断に用いた画像に含まれる胸椎と腰椎から骨粗鬆症を診断すれば、一度の撮影で複数の検査が可能であり、患者にとって有用と考える。MDCT は、被曝や骨密度 (bone-mineral-density : 以下 BMD) の測定の再現性に関する問題が指摘されているが、皮質骨と海綿骨の BMD を別々に測定、あるいは、骨折の好発部位である中位胸椎を測定できる利点がある。

これまで、複数の研究グループが MDCT から椎骨の BMD を解析する研究を行い、BMD と年齢、性別、および椎骨の位置の関係を明らかにした [1-5]。また、Kobayashi

等 [6] は、脊柱の彎曲角度が椎骨の骨折に関する独立した危険因子であることを示した。したがって、BMD と彎曲角度は、骨粗鬆症やそれに伴う骨折の診断に有用な特徴量であり、これらの特徴量を解析すれば、他の検査で撮影した MDCT から骨粗鬆症の診断もできると考える。しかし、MDCT は大量の画像で構成されるため、医師は検査対象の臓器の読影のみでも大きな負担がかかっており、検査対象外の領域も診断するのは容易ではない。そこで、BMD と彎曲を自動的に測定し、これらの値が異常な症例を医師に指摘する計算機支援診断 (computer-aided diagnosis : CAD) システムの開発が望まれている。

計算機を用いた骨格の自動認識手法 [7-13] やそれに基づく骨格の特徴量の解析手法 [13, 14] が提案されている。例えば、田中等 [13] は椎間板の識別に基づいて椎体を自動的に認識し、そこから骨密度を計測して骨粗鬆症を診断する手法を提案した。しかし、骨粗鬆症化した患者では、しば

しは椎体の終板の形状が複雑化し、椎体を正確に認識するのは困難となる。Campbell-Kyureghyan 等[15]は、各椎体から角 4 点を決定し、それを用いて脊柱の形状モデルを構築する手法を提案した。本研究も Campbell-Kyureghyan 等[15]と同様に椎体を単純な形状（椎体の角 4 点）で表し、それに基づいて自動的に椎体の BMD と彎曲角度を計測するアプローチを提案する。このアプローチでは、椎体の角 4 点を正確に決定する必要がある。そこで本研究では、従来の手法で認識した骨格を利用して、椎体の角 4 点を自動的に決定する手法を開発する。その後、椎体の BMD と彎曲角度を自動的に定量化し、解剖学の専門医の指導の元で作成した正解値と比較することによって、本手法の有効性を評価する。

以下、第 2 章で撮影機器と試料画像について述べ、第 3 章で CT 画像から椎体の BMD と彎曲角度を自動的に定量化する手法を説明する。第 4 章では、20 症例の CT 画像による実験とその結果を述べ、第 5 章で考察し、最後に第 6 章でまとめを述べる。

2. 撮影機器と試料画像

本研究では、精密検査を目的として、2002 年 5 月から 2003 年 4 月に MDCT で体幹部を撮像した高精細な画像を用いる。使用機器は GE 社製 LightSpeed Ultra、撮影条件は、濃度分解能 12 bit, FOV=320-380 mm, マトリクスサイズ 512×512 pixel, 管電圧 120 kV, 管電流 Auto mA, スライス厚 1.25 mm, 再構成間隔約 0.6 mm である。前処理として、ボクセル寸法が等方性の構造をもつように、sinc 関数を用いて補正を行い、スライスの間隔を修正した。その結果、本研究で使用する画像は、0.625-0.742 mm の等方性の空間分解能である。

使用した症例数は 20 症例（男性 15 症例、女性 5 症例、平均 54 歳）で、これらはすべて椎骨（Th1-L5）に骨折と病理学的な変化が認められない症例である。

3. 提案手法

椎体の BMD と彎曲角度の計測手法の概要を Fig.1 に示す。まず、CT 画像から骨格領域を抽出する。次に、骨格の各部位を分離し、脊柱管と椎体を認識する。続いて、脊柱管の情報を利用して脊柱の正中矢状面画像を生成する。ここで、正中矢状面画像を利用するのは、正中矢状面画像は 1 枚の画像であり、これを解析すれば単純な処理で BMD と彎曲角度を計測できるためである。最後に、椎体の角 4 点を用いて椎体の BMD と彎曲角度を計測する。なお、骨格の抽出は文献[8]、骨格の認識は文献[9]、脊柱の正中矢状面画像は文献[10]の手法をそれぞれ利用しており、Fig.1 の網かけの部分に対応する。以下、3.1.~3.3. でこれらを簡単に説明し、3.4.~3.5. に本論文の提案手法である展開画像を用いた椎体の角 4 点の自動抽出と、それに基づく椎体の BMD と彎曲の定量化手法の詳細を示す。

3.1. 骨格の抽出

骨格は CT 画像において CT 値が高い。そこで、CT 画像のヒストグラムに基づいて濃淡しきい値を自動的に決定し、しきい値以上の濃淡を持つ画素値を骨格とする。しかし、濃淡しきい値処理のみでは一部の軟骨が抽出できないため、領域拡張法により軟骨を抽出する。このとき、領域拡張法のパラメータは“領域漏れ”を考慮して、自動的に決定する[8]。

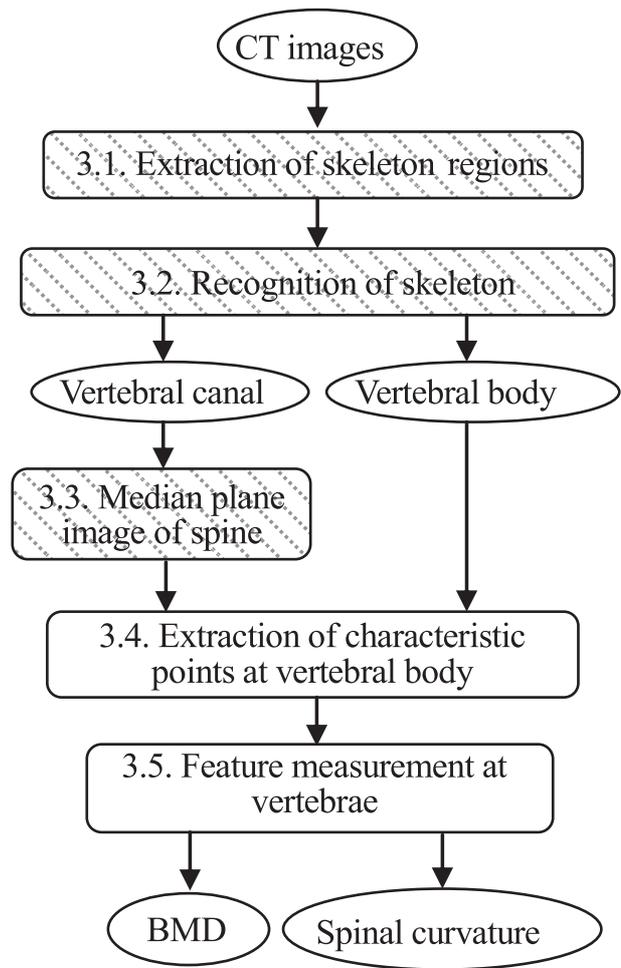


Fig.1 Flowchart of our study. (The previous works were marked with the shadow.)

3.2. 骨格の認識

脊柱管は常に椎骨の正中面に位置するため、椎骨の位置の参照に有用である。また、本研究では椎体ごとに BMD の計測を行うため、すべての椎体を認識する必要がある。そのため、以下の手順で脊柱管と椎体を認識する。

3.2.1. 脊柱管の認識

脊柱管は脊柱内部の空洞領域として視認されるため、骨格の構造（肋骨と骨盤の位置）を解析し、脊柱の大まかな位置を特定する。次に、脊柱からの距離画像を生成し、スライスごとに距離画像の値が極大である点を脊柱管の中心点として抽出する。最後に、脊柱管の中心点から脊柱までの最短距離値を入力し、逆距離変換を用いて脊柱管を抽出する[9] (Fig.2(a))。なお、本研究は胸椎と腰椎を対象とするため、腰椎より下方の脊柱管は抽出の対象外とした。

3.2.2. 椎体の認識

抽出した脊柱管と肋骨、骨盤上口[16]の位置に基づいて、体軸方向の位置を正規化する。そして、Closing 処理[17]を用いて椎間板を抽出し、椎間板を利用して椎体を認識する[9] (Fig.2(b))。

3.3. 脊柱の正中矢状面画像の生成

1 枚の画像で脊柱の正中面を表現すれば、BMD と彎曲を測定するための椎骨の特徴点を容易に検出できると考える。しかし、撮影時における患者の姿勢の違いや、脊柱の

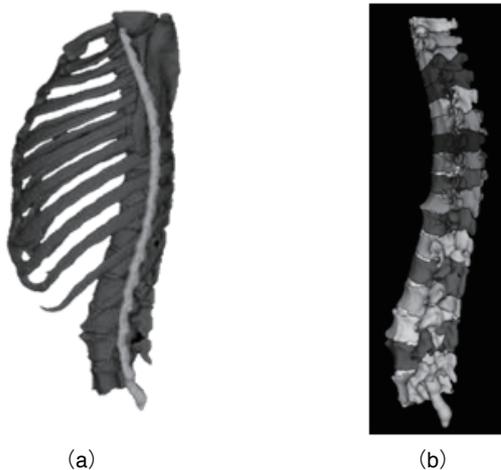


Fig.2 Recognition results of skeleton. (a) Vertebral canal. (b) Vertebral body.



Fig.3 Reconstructing a median plane image of spine. (a) One slice of sagittal section in CT images. (b) Median plane image of spine.

彎曲の個体差のために、CT画像から前彎と後彎を1枚のsagittal断面で確認するのは困難である。そこで、本手法では、スライスごとに3.2.1で抽出した脊柱管の左右の中心位置を計算し、その前後の画素上のCT値をプロットすることにより、すべてのスライスに脊柱管の中心を含む画像を作成する。この画像を、本研究では脊柱の正中矢状面画像と定義する。なお、このアルゴリズムの詳細は付録1に示す。

脊柱の正中矢状面画像を生成した結果の1例をFig.3に示す。Fig.3(a)はCT画像の矢状面の1スライス、Fig.3(b)は脊柱の正中矢状面画像である。Fig.3から、元のCT画像の矢状面の1スライスではTh1付近の椎体を確認できないが、脊柱の正中矢状面画像では1枚の画像からTh1-L5の椎体の確認が可能であることがわかる。

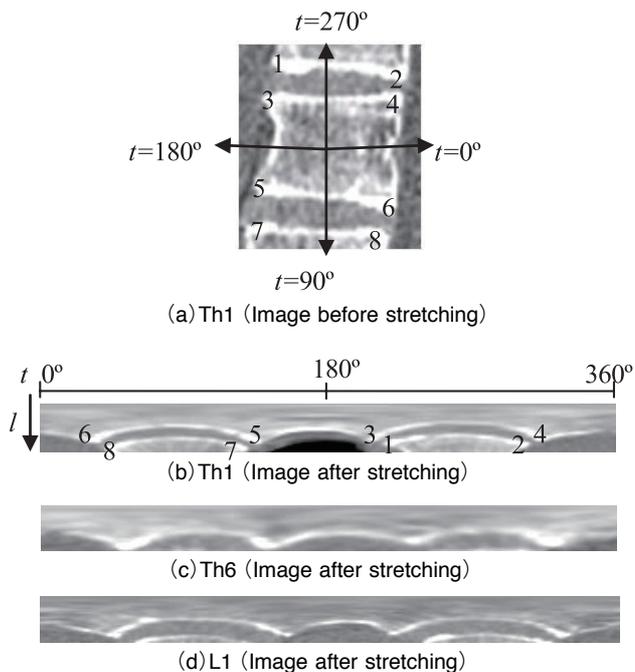


Fig.4 Stretched images for three vertebral bodies. l : Normalized width of vertebral bodies, t : Angle. The corresponding points before and after image stretching were attached with a same number (1-8) in (a) and (b).

3.4. 椎体の特徴点の抽出

3.2.1と3.2.2で記述した手法によって大まかな骨格の抽出と認識を行ったが (Fig.2 参照), BMDと彎曲角度を計測するには、より正確に特徴点を抽出する必要がある。各椎体を正確に認識すれば特徴点の抽出は容易である。しかし、各椎体は隣接しており、周辺に病変が存在する場合もあるため、原画像からそのまま特徴点を抽出することは困難であると考え、展開画像を利用して特徴点を抽出する手法を提案する。展開画像上では、各椎体は波の形状として観察されるため、“波”を抽出することにより、椎体の特徴点の抽出を実現できると考える。以下に、特徴点の抽出手順を示す。

3.4.1. 椎体の展開画像の作成

まず、脊柱の自動認識結果の正中矢状面画像を用いて、各椎体に以下の処理を行う：

Step 1: 椎体の重心 n を求める。

Step 2: 脊柱管上の点 p を求める。ただし、点 p は椎体の重心 n と脊柱管の最短距離 d を満たす画素とする。

Step 3: 椎体の重心 n から脊柱管上の点 p を通り、長さ l の直線を描画する。ただし、 $l = 1.5 \times d$ とする。

Step 4: 椎体の重心 n を基準に、Step 3で描画した直線を360 degree回転し、椎体の展開画像を作成する。

Step 5: 直線 l を30等分して正規化する。

ここで、直線 l の長さを d の1.5倍としたのは、Step 4で描画した円が椎体をすべて包含させるためである。また、Step 5で正規化処理を行ったのは、上下の椎体間の大きさを補正するためである。この処理により、すべての椎体に対して同じ大きさの展開画像を作成できる。展開画像では、縦軸を l pixel、横軸を t degree とする。Fig.4にTh1の展開前の画像 (a)、Th1、Th6、およびL1の展開後の画像 (b-d)をそれぞれ示す。Fig.4(a, b)内の数字 (1-8)は、展開前と展開後の椎体の角の点の対応関係を示している。

Fig.4 から、展開画像上では、 $t=45$ degree, 135 degree, 225 degree, 315 degree の付近に、椎体の角の4点が分布し、概ね波状の形状として椎体の皮質骨を確認できる。しかし、展開画像には上下の椎体の一部も含むため Fig.4 (b) に、対象の椎体の角3-6だけでなく、上下の椎体の角1, 2, 7, 8を含む、これらを削除する必要がある。

3.4.2. 上下の椎体の削除

展開画像上では、椎体の皮質骨は波状の形状をもち、椎体の重心から一定の距離にあるという特徴に注目して、形状と距離により皮質骨の領域を限定する。すなわち、皮質骨の領域外の画素値を0に置き換えることにより、上下の目的外の椎体を含む領域を削除する。具体的には、Fig.5に示すように、 $t=0, 90, 180, 270$ degreeにおける l_1 pixel から $t=45, 135, 225, 315$ degree における l_2 pixel にそれぞれ直線を描き、続けて $t=90, 180, 270, 360$ degree における l_1 pixel にそれぞれ直線を描く。また、そのときの直線の厚み(縦幅)は d_1 pixel とする。その後、この処理で描画されなかった領域の画素値を0とする(Fig.5の黒色の領域)。Fig.5 から、上下の椎体を含む領域外の画素が削除(黒色の領域)されていることがわかる。

3.4.3. エッジ強調画像の作成

皮質骨は周囲よりCT値が高いが、部分的に淡い部分も存在する。そのため、以下の式に示す Gaussian と Laplacian フィルタを用いて、皮質骨のエッジを強調する。

$$f_{sc} = M(G(f)) \quad (1)$$

$$f_e = \text{Mask}(T(-L(f_{sc}))) \quad (2)$$

ここで、 G は Gaussian フィルタ、 M は正中矢状面画像の構築関数、 L は Laplacian フィルタ、 T は椎体を展開する関数、 Mask は椎体の抽出範囲を限定する関数、 f は CT 画像、 f_{sc} は Gaussian フィルタを適用した正中矢状面画像、 f_e はフィルタを適用して得られたエッジ強調画像である。このフィルタ処理の結果を Fig.6 に示す。Fig.6 から、周辺の組織より、皮質骨のエッジが強調されたことがわかる。

3.4.4. パターン画像の作成

Th1-L5 の椎骨は形状がそれぞれ異なるため、位置や濃淡値のみで角の4点を特定するのは困難である。ここで、椎体の展開画像は波の形状である点に着目し、正弦波とマッチングすることによって皮質骨の角の4点の位置を推定する。しかし、椎体の幅や高さ(すなわち、展開画像上の波の周期と振幅)は個体差があり、マッチングするには最適な周期と振幅を決定する必要がある。そこで、本研究では、周期と振幅を変動させて複数の正弦波のパターンを

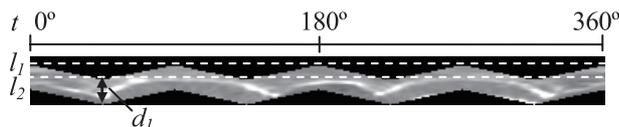


Fig.5 Range of cortical bone at vertebral bodies.

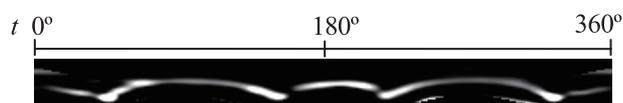


Fig.6 Result image after edge-enhancement filtering.

作成し(以下パターン画像)、そのパターンと展開画像との比較によって角4点の位置を推定する。具体的には、以下の式でパターン画像 P_1 と P_2 を生成する。

$$P_1 = A_1 * \sin\left(\frac{t}{180} * \pi * \omega_1 + \alpha\right) + C \quad (3)$$

$$P_2 = A_2 * \sin\left(\frac{t}{180} * \pi * \omega_2 + \alpha\right) + C \quad (4)$$

$$\omega_1 = \frac{360}{s*2} \quad (5)$$

$$\omega_2 = \frac{360}{180-s*2} \quad (6)$$

ここで、 s は正弦波の周期を制御する変数、 A_1 と A_2 は正弦波の振幅、 α は正弦波の初期位相、 C は正弦波の上下の位置を制御する変数をそれぞれ表す。これら s, C, α の値により、位置と形状を調整してパターン画像を生成する。また、椎骨の皮質骨の厚さに対応するため、(3)式と(4)式の出力値を縦方向に拡張し、 d_2 pixel の厚さとしたパターン画像の例を Fig.7 に示す。Fig.7(a) はパターン画像における P_1 と P_2 の境界の詳細である。Fig.7(b) はパターン画像の周期を変化した画像である。Fig.7(c-e) は Fig.7(b) を下, 右, および左に変化させた画像である。

3.4.5. 角4点の抽出

3.4.3. で作成したエッジ強調画像と 3.4.4. で作成したパターン画像を用いて角4点を抽出する。具体的には、任意のパターン画像をエッジ強調画像に重ねて差分し、残ったエッジ強調画像の平均濃淡値が最も高くなるパターン画像を選択する。もし平均濃淡値が同じであれば、面積がより大きいパターン画像を選択する。それから、パターン画像上の角4点について、幅 d_2 pixel の矩形を設定し、その中で、最もエッジ強調画像の濃淡値が高い1点を角4点としてそれぞれ抽出する。抽出に利用したパターンと抽出結果の一例を Fig.8 に示す。

3.5. 脊柱の特徴量計測

3.5.1. 椎体海綿骨部のBMDの推定

椎体は中心部がBMDの低い領域であるため[4]、本研究

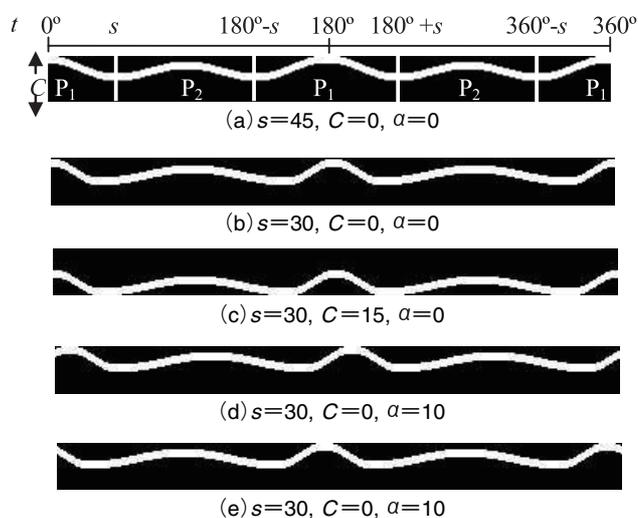


Fig.7 Examples of the pattern images. (a) details of pattern, (b) pattern adjusted by parameter s , (c) pattern by parameter C , (d,e) pattern by parameter α .

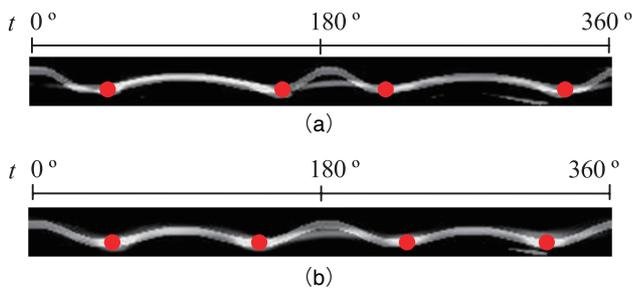


Fig.8 Extraction results by pattern matching. (a)Result of thoracic vertebra, and (b) Result of lumbar vertebrae.

は椎体中心部の平均 BMD を計測する。具体的には、3.3. で抽出した領域を上下と前後にそれぞれ 3 分割し、中央の領域を抽出する。それから、平均 CT 値を求め、以下の式で、BMD を推定[5]する。

$$x = \frac{y - 3.2382}{1.1316} \quad (7)$$

ここで、 x は BMD、 y は CT 値である。

3.5.2. 脊柱の彎曲角度の測定

3.4.で抽出した 4 点を用いて、脊柱胸部と腰部の彎曲角度を測定する。本研究では、胸部の後彎の範囲を Th1-Th12 と定義し、Th1 の上部の 2 点と Th12 の下部の 2 点を用いて測定を行う。また、腰部の前彎の範囲を L1-L5 と定義し、L1 の上部の 2 点と L5 の下部の 2 点を用いて測定を行う。具体的には上部の 2 点と下部 2 点を通る直線のなす角度を彎曲角度とする。

4. 実験と結果

実験条件として、3.4.2.の椎体の削除処理は、 $max=6$ 、 $min=15$ 、 $d_1=15$ とした。3.4.3.のGaussianフィルタは $\sigma=2.1$ とした。3.4.4.のパターン画像の作成処理は、 A と d_2 を固定値 $A_1=6$ 、 $A_2=4$ 、 $d_2=5$ とした。そして、 $s=30\sim 45$ 、 $\alpha=-10\sim 10$ 、 $C=0\sim 15$ の間でそれぞれ 1 ずつ変化させ、計 4800 パターンの画像を生成した。これらのパラメータは、本研究では経験的に決定した。

椎体の角 4 点は、BMD と彎曲角度の計測結果に影響するため、正確な抽出が必要である。そこで、解剖学の専門医の確認によって角 4 点の正解画像を作成し、本手法と正解画像の 4 点の平均ユークリッド距離を用いて性能を評価

した。20 症例における各椎体の抽出結果の平均誤差は、2.35 mm (標準偏差: 0.84) であった。胸椎の抽出結果の平均誤差は 1.95 mm (標準偏差: 0.25) で、腰椎の抽出結果の平均誤差は 3.30 mm (標準偏差: 1.00) であった。

20 症例の CT 画像に本手法を適用して得られた椎体中央部の BMD と手動で計算した値を比較した結果、両者の平均誤差は 6.93 mg/cm^3 (標準偏差: 6.82) であった。20 症例における Th1-L1 の正解画像と本手法の BMD の平均と標準偏差の値を Fig.9 に示す。

20 症例の CT 画像に本手法を適用して得られた彎曲角度と手動で計算した彎曲角度を比較した結果、彎曲角度の平均誤差は胸部で 4.62 degree (標準偏差: 3.23)、腰部で 4.40 degree (標準偏差: 5.08) であった。手動で計算した彎曲角度と本手法を適用して得られた彎曲角度、およびそれらの差を Fig.10 に示す。

5. 考察

椎体の角 4 点の抽出は、正解との平均誤差距離が 2.35mm と良好な結果であった。椎体の位置に注目すると、腰椎は胸椎より角 4 点の抽出誤差は 1.35 mm 大きかった。これは、2 症例の大動脈に高い CT 値を示す石灰化があり、これらを濃淡しきい値処理で骨格として誤抽出したことが原因である。そのため、正確な脊柱の展開画像を作成できずに角 4 点を誤抽出し、腰椎における誤差が増大した。誤抽出した椎体の領域は、正しく抽出した椎体より面積が大きく、他の椎体と領域が重なる場合もあった。解決策としては、本手法の抽出結果を元に、領域の面積や重なりなどの情報を利用する処理の追加が考えられる。また、誤差が大きかったのは大動脈の石灰化のある症例のみであったため、誤抽出の結果を利用すれば、大動脈の石灰化の検出にも応用できる可能性があると考えられる。

BMD の計測結果を椎体ごとに比較すると、全体的な傾向として上方の胸椎で誤差が大きく、下方になるにつれて誤差が小さくなった。BMD の標準偏差は、上方の胸椎で大きく下方に向かうにしたがって小さくなる傾向が文献 [9]で報告されている。本研究における BMD の計測位置は角の 4 点に依存するため、これらの抽出精度によって計測位置がわずかにずれる場合がある。したがって、標準偏差の大きい胸椎の方が腰椎より誤差が大きかったと考える。しかし、全体的には BMD の計測値の平均誤差は 6.93 mg/cm^3 と良好な結果を示していた。これは、椎体の中心部 1/9 の領域で計測したため、抽出した角 4 点がわずかにずれていても、BMD の計測位置にはあまり影響しなかったからで

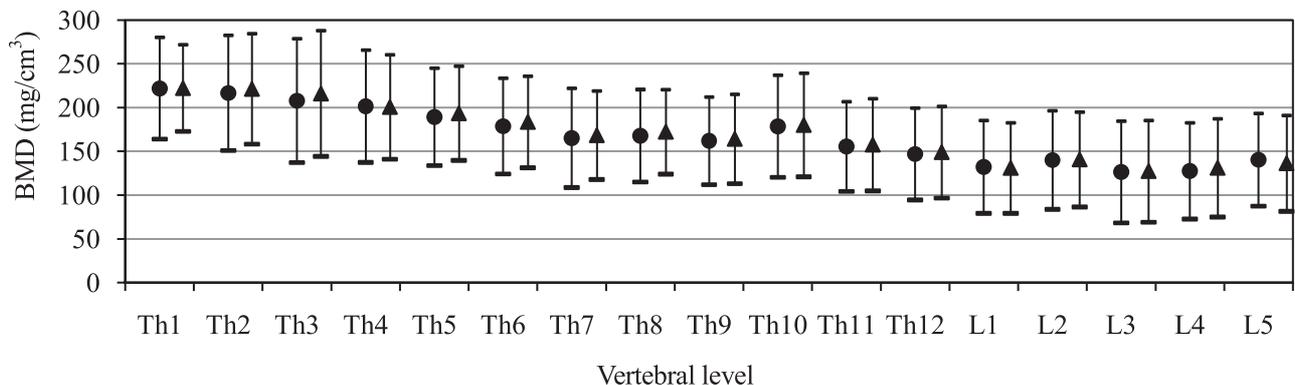


Fig.9 BMDs for gold standard and measurement result (Th1-L5). ● : averaged BMD for gold standard, ▲ : averaged BMD for result.

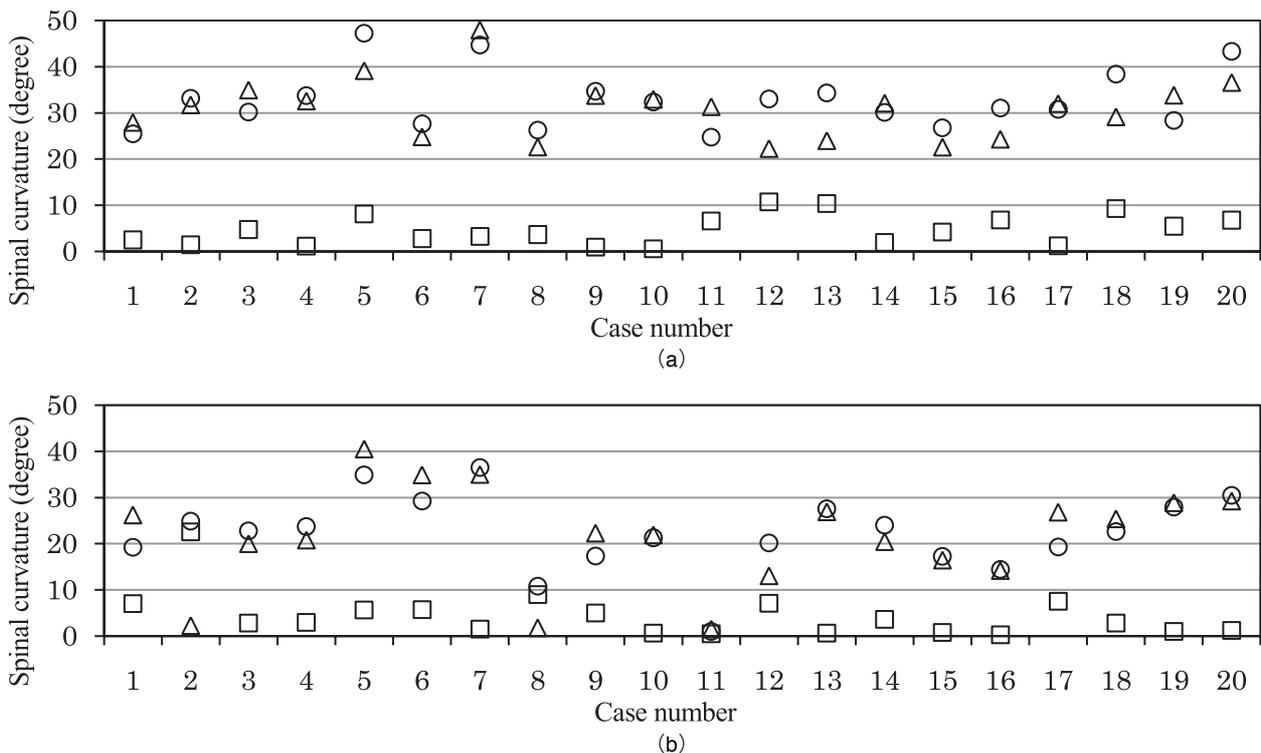


Fig.10 Curvature results of thoracic vertebrae and lumbar vertebrae. (a) curvature result of thoracic vertebrae and (b) curvature result of lumbar vertebrae. ○: gold standard and, △: measuring result, □: subtraction between the gold standard and measured result.

あると考える。

胸部と腰部の彎曲角度の自動計測結果の平均誤差は5 degree 以内であったが、一部に誤差が大きい症例も見られた。本手法の彎曲角度の計測は、椎体の角4点の抽出精度に依存する。そのため、抽出した各点が上下にわずかにずれると、それらを結ぶ直線の向きが大きく変化する。よって、これが彎曲角度の誤差につながったと考える。Prujjs 等[18]と Morrissy 等[19]は Cobb 法による脊柱の彎曲角度の医師間によるばらつきを調査した。Prujjs 等の実験では3人の医師が計測し、医師間の差の標準偏差が2.0 degree、最大の差が7 degree であった。Morrissy 等の実験では4人の医師が計測し、医師間の差の標準偏差が2.4 degree、最大の差が10 degree であった。計算機で自動的に計測した本手法は、医師による計測精度には及ばないが、20症例の胸部と腰部(計40箇所)の中で37箇所(92.5%)が10 degree 以内の誤差で計測できており、本手法が臨床診断に利用できる可能性が示唆された。

今回の手法では、椎体の角4点のみを利用し、良好な結果を確認した。今後の展開として、パターン画像の分布を解析し、上に凸の部分を決すれば、椎体の終板の中心点も抽出できると考える。このように特徴点を増やしてそれらの位置を検証することで、椎体の角4点の抽出精度の向上が期待できる。さらに、椎体の角4点と終板の中心点を抽出すれば、椎体の前・中央・後の高さが計測できるため、高さを利用した椎体骨折の評価にも応用できると考える。

6. まとめ

本研究では CT 画像から、骨格領域の抽出と認識を行い、脊柱の正中矢状面画像を生成した。そして、椎体の特徴点の抽出を行い、BMD と彎曲角度を自動計測する手法を開発した。本手法を20症例の CT 画像に適用し、専門医に

よる正解領域と比較し、性能を評価した。その結果、骨密度は 6.93 mg/cm^3 (標準偏差: 6.82)、彎曲角度は胸部で 4.62 degree (標準偏差: 3.23)、腰部で 4.40 degree (標準偏差: 5.08) であり、提案手法の有効性を確認した。

今後の課題として、血管の石灰化による誤抽出の改善や症例数の増加による追加実験することなどが挙げられる。

謝 辞

本研究を遂行するにあたり、有益なご助言をいただいた藤田研究室の方々に感謝の意を表します。本研究の一部は、柏森情報科学振興財団研究補助金、岐阜大学活性化経費、および厚生労働省がん研究助成金(飯沼班)によって行われました。

文 献

- [1] D. Weishaupt, M. E. Schweitzer, M. N. DiCuccio, et al: Relationships of cervical, thoracic, and lumbar bone mineral density by quantitative CT, J Comput Assist Tomogr., 25(1), 146-150, 2001.
- [2] N. Yoganandan, F. A. Pintar, B. D. Stemper, et al: Trabecular bone density of male human cervical and lumbar vertebrae, Bone, 39(2), 336-344, 2006.
- [3] W. W. Lu, Y. Zheng, A. Holmes, et al: Bone mineral density variations along the lumbosacral spine, Clin Orthop Relat Res., 378, 255-263, 2000.
- [4] 林達郎, 周向榮, 陳華岳, 他: 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), 451-457, 2008.
- [5] 林達郎, 周向榮, 陳華岳, 他: X線 CT 画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.
- [6] T. Kobayashi, N. Takeda, Y. Atsuta, et al: Flattening of sagittal spinal curvature as a predictor of vertebral fracture, *Osteoporos Int.*, 19, 65-69, 2008.
- [7] 韓明旭, 林達郎, 周向榮, 他: 体幹部 X 線 CT 画像における解剖学的位置情報に基づく下肢骨の自動認識, *信学技報*, MI2008-14, 75-80, 2008.
- [8] X. Zhou, T. Hara, H. Fujita, et al: Automated segmentations of skin, soft-tissue, and skeleton from torso CT images, *Proc. SPIE, Medical Imaging 2004*, 5370, 1634-1639, 2004.
- [9] T. Hayashi, X. Zhou, T. Hara, et al: Automated segmentation of the skeleton in torso X-ray volumetric CT images, In: *Proceedings of the 20 th International Congress and Exhibition of Computer Assisted Radiology and Surgery 2006*, Springer, 522-523, 2006.
- [10] 林達郎, 周向榮, 陳華岳, 他: X 線 CT 画像からの椎体海綿骨部における骨密度の分布の解析, *信学技報*, MI2008-22, 35-40, 2008.
- [11] 本間俊樹, 清水昭伸, 小畑秀文, 他: 3次元胸部 CT 像上の骨の統計的分類法と死亡時画像診断への応用, *信学技報*, MI2006-162, 19-22, 2007.
- [12] 花岡昇平, 野村行弘, 根本充貴, 他: 側彎に対応した全脊椎の自動 CT セグメンテーション, 第 27 回日本医用画像工学会大会 JAMIT Annual Meeting 2008, B5-06, 2008.
- [13] 田中孝明, 元木瑞穂, 財田伸介, 他: 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, *信学技報*, MI2007-136, 401-404, 2008.
- [14] 元木瑞穂, 財田伸介, 久保満, 他: 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, *信学技報*, MI2007-144, 439-442, 2008.
- [15] N. Campbell-Kyureghyan, M. Jorgensen, D. Burr, et al: The prediction of lumbar spine geometry: Method development and validation, *Clin Biomech.*, 20(5), 455-64, 2005.
- [16] 奈良村五十志, 林達郎, 周向榮, 他: 体幹部 X 線 CT 画像における体腔構造の自動認識, *Medical Imaging Technology*, 26(4), 261-271, 2008.
- [17] 小畑秀文: *モルフォロジー*, コロナ社, 東京, 1996, 43.
- [18] J. E. H. Pruijs, M. A. P. E. Hageman, W. Keessen, et al: Variation in Cobb angle measurements in scoliosis, *Skeletal Radiol.*, 23(7), 517-20, 1994.
- [19] R. T. Morrissy, G. S. Goldsmith, E. C. Hall, et al: Measurement of the Cobb angle on radiographs of patients who have scoliosis, Evaluation of intrinsic error. *J Bone Joint Surg.*, 72(3), 320-327, 1990.

付録 1

CT 画像から脊柱の正中矢状面画像を作成するための擬似コードを以下に示す:

```
for(z = 0; z < N; ++z)
  for(y = 0; y < M; ++y)
    g(y, z) = f(center[z], y, z);
```

ここで, f は CT 画像, g は脊柱の正中矢状面画像, $center[z]$ は z 番目のスライスにおける脊柱管の左右方向の中心位置, M は人体の前後方向の画素数, N は CT 画像のスライス枚数である.