

アトラスに基づく体幹部マルチスライス CT 画像からの 胸部骨格の構造認識

周 向榮, 小林 晋士, 原 武史, 藤田 広志, 横山 龍二郎, 桐生 拓司^{†1)}, 星 博昭^{†1)}

岐阜大学大学院医学系研究科再生医科学専攻再生工学講座知能イメージ情報分野

〒501-1194 岐阜市柳戸 1-1

^{†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

(2005 年 7 月 4 日受付, 最終 2005 年 7 月 16 日受理)

Atlas-based Structure Recognition of Chest Bone Frames from Torso Multi-slice CT Images

Xiangrong ZHOU, Shinji KOBAYASHI, Takeshi HARA, Hiroshi FUJITA,
Ryujiro YOKOYAMA, Takuji KIRYU^{†1)} and Hiroaki HOSHI^{†1)}

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

^{†1)}Department of Radiology, Division of Tumor Control, Graduate School of Medicine, Gifu University,
Yanagido 1-1, Gifu 501-1194, Japan

(Received July 4, 2005, in final form July 16, 2005)

Abstract : Recognizing the human anatomical structure is an important process for the CAD system using the 3-D multi-slice CT images. The identified bone frames provide the useful information of human anatomical structure. In this research, we propose a method to identify the structure of chest bone frame by classifying the chest bone frame into 5 parts (spine, sternum, ribs, shoulder blades, and clavicles). In this method, we generate the probabilistic atlases of chest bone structure from pre-recognized structures of bone frames, and make a classification of unidentified bone frames based on the atlases. We applied this method to 53 cases of the 3-D multi-slice CT images, and confirmed its effectiveness from the results.

Key words : Torso 3-D CT image, Chest bone frame, Atlas, Thin-plate spline, CAD

1. はじめに

高精度の 3 次元 CT 画像が医療現場において活用されるに伴い, 医師が読影に用いる画像の数が増加している. そこで, 画像の読影を補助するコンピュータ支援診断 (computer-aided diagnosis, 以下 CAD) システムの開発が要望されている. これまでの CAD システムでは, 胸部や腹部の限定された範囲における CT 画像を用いて, 肺野, 大腸, 肝臓などの特定

臓器のセグメンテーションや, それら臓器から特定病変の検出を行う単機能なものであった. しかしながら, CT 装置の進歩により, 体幹部全体を高速で撮影することができる現在では, 多臓器・多疾病を対象とする CAD システムの開発が望まれている.

多臓器・多疾病を対象とした CAD システムにおいては, 数多くの情報に対応するために, 異常部位の情報のみならず, 人体の解剖学的な正常構造を正確に認識しておくことが重要となる. そして, 人体の正常構造を認識する基準として, 抽出が容易であ

り、個人差の少ない骨格の情報が有用な情報として用いることができると考えられる。その骨格情報をより細かな部位に分類・認識することで、より有用な情報としてそれを用いることができる。そこで本研究では、体幹部 CT 画像から抽出した骨格の中で、胸部の骨格においてその構造解析を行う。

これまでの研究においても、西尾らは骨格の形状特徴を利用した分類・認識を行っている[1]。また、われわれは骨格の位置・形状等の特徴や骨格の連結性などの特徴を利用して、胸部骨格の分類および認識を行ってきた[2]。しかし、これまでの認識方法では、骨格特徴の微小な個人差に認識結果が大きく依存していた。また、認識成功時には精密な認識結果が得られる一方、認識失敗時には大幅な誤認識が出るという問題があった。そこで本研究では、骨格構造の認識をロバストに行う新しい手法を提案する。本手法による骨格認識では、認識対象の骨格そのものの特徴を利用せず、すでに認識が成功している骨格画像を多数用いて骨格のアトラスを作成し、そのアトラスを基に骨格の認識を行う。

各部の骨格の相対的な形状情報や位置情報を有するアトラスを作成するためには、骨格の形状や位置の個人差を吸収する必要がある。本手法では、Thin-Plate Spline[3]（以下 TPS）という 3 次元の画像変形手法を用いて骨格の変形を行い、骨格形状や位置の個人差を吸収する。TPS は画像中の特徴点であるランドマークを基準に、それを対応する位置へと移動させ、画像全体を非線形に変形させる方法である。そのため、本手法では骨格から位置や形状の基準となるランドマークを取得し、それを用いて画像の変形を行う。TPS はランドマークの取り方により 2 次元および 3 次元画像の両方で自由な変形が可能な優れた手法で、荻原等はこれを臓器抽出のために利用している[4]。確率的なアトラスを作成して画像の認識を行う手法は、Park らが腹部臓器の認識に利用している[5]。また、我々のグループにおいても、北川らがアトラスの肝臓抽出への応用を試みている[6]。本研究はそれを骨格の認識に新しく応用したものである。骨格の認識においては、濃度値（ここでは CT 値に相当）の情報は限られた部分にしか有

効ではない。また、細部の認識を行うためには骨格の連結性が重要な情報となってくる。そのため、本手法では濃度値の情報を扱わず、確率的なアトラスの情報と連結性の情報を利用した手法を用いて骨格の認識を行う。

2. 骨格アトラスによる胸部骨格認識

2.1 概要

3 次元体幹部 CT 画像における胸部骨格の認識処理では、領域拡張法などの処理により抽出した胸部骨格を入力とし、その骨格を数種類の骨格に分類し異なるラベルを付けたラベル画像を出力として得る。一方、本研究で用いる骨格アトラスによる胸部骨格認識の手順は、骨格アトラスの作成とアトラスを用いた認識処理の二つに分けられる。

2.2 で示す骨格アトラスの作成では、すでに認識が行われている骨格画像を学習用の画像として用い、それらの画像から骨格の位置確率をモデルにしたアトラスを作成する。このアトラス作成時や骨格の認識時においては、さまざまな症例の骨格の形状や位置を一致させるために、2.2.2 に示す TPS を用いた画像の変形を行う。このようなアトラスを用いる骨格の認識法により、骨格細部の形状の個人差や骨格の誤抽出部分などに左右されにくい、ロバストな骨格認識を行うことができる。

2.2 で作成したアトラスを利用して、対象とする骨格の認識手順を 2.3 に示す。

2.2 骨格アトラスの作成

2.2.1 概要

骨格アトラスの作成時の手順は 3 段階にわけられる。まず、すでに骨格各部の認識ができている骨格画像から、骨格の基準となるランドマークを自動で取得する。そのランドマークによって TPS による骨格画像の変形を行い、変形した画像を基にアトラスを作成する。

2.2.2 TPS(Thin-Plate Spline)

TPS は非線形な画像変形法の一つで、2 次元平面

を3次元空間上の薄膜と想定して変形させる手法である。変形前の画像上の座標 (x, y) を変形後の座標 (x', y') にマッピングさせる関数は、式(1)で表される。

$$f(x, y) = a_1 + a_x x + a_y y + \sum_{i=1}^n w_i U(\|P_i - (x, y)\|) \quad (1)$$

ここで、 P_i は画像上から抽出した特徴点であるランドマークの座標であり、 n はその数である。また、各係数 a_1, a_x, a_y および w は以下の式(2)～式(7)から導出できる。

$$L^{-1}Y = (W | a_1 \ a_x \ a_y) \quad (2)$$

$$Y = (V | 0 \ 0 \ 0) \quad (3)$$

$$V = (v_1, \Lambda, v_n) \quad (4)$$

$$L = \begin{bmatrix} K & P \\ P^T & O \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$P = \begin{bmatrix} 1 & x_1 & y_1 \\ 1 & x_2 & y_2 \\ \Lambda & \Lambda & \Lambda \\ 1 & x_n & y_n \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$K = \begin{bmatrix} 0 & U(r_{12}) & \Lambda & U(r_{1n}) \\ U(r_{21}) & 0 & \Lambda & U(r_{2n}) \\ \Lambda & \Lambda & \Lambda & \Lambda \\ U(r_{n1}) & U(r_{n2}) & \Lambda & 0 \end{bmatrix} \quad (7)$$

ここで、 W は係数 w を並べた列ベクトル、 V は変形目的画像上のランドマークの位置ベクトルを並べた列ベクトル、 P は P_i を式(6)のように並べた行列である。また、関数 U は次の式(8)を用いる。

$$U(r) = r^2 \log(r^2) \quad (8)$$

また、ここで $r_{i,j}$ は各ランドマーク間の距離である。

TPS は、式(1)～式(7)までの式を3次元に拡張することで、3次元画像への変形を行うことができる。このとき、関数 U は次の式(9)を用いる。

$$U(r) = |r| \quad (9)$$

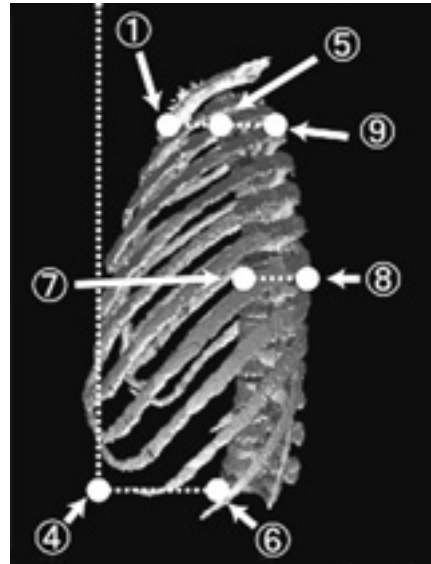
本研究では、この3次元用のTPSを用いて実験を行う。

2.2.3 ランドマークの取得と骨格の変形

TPSによる変形の基準となる9点のランドマークの位置をFig. 1に示す。このランドマークは骨格を基準に指定されており、ランドマーク①は胸骨、②と③は肩甲骨、⑤～⑦は脊柱、⑧と⑨は肋骨を主な



(a) Front View



(b) Side View

Fig. 1 Position of nine landmarks from two different views.

基準としている。この中で、ランドマーク④、⑧、⑨は骨格上の点ではなく、空間中に浮遊している点である。これは、これらのランドマークが主にアフィン変換による骨格全体の位置合わせに用いられるように設計してあるためである。

これら9点のランドマークを基に、実験に用いる骨格を標準的な形状に変形させる。具体的には、標準的な形状と判断できる1症例の骨格を選択し、その骨格から得られたランドマークにその他の症例の骨格のランドマークを合わせることで変形を行う。こうして得られた変形後の骨格は選択した標準骨格に近い形状の骨格となる。これを“標準形骨格”と呼称し、これらの骨格画像を用いて“骨格アトラス”を作成する。

2.2.4 骨格アトラスの作成

TPSによる変形で得られた骨格認識済みの標準形骨格を用いて、骨格アトラスの作成を行う。ここで、骨格アトラスとは、画像の各画素において任意の骨格が存在する確率を示す画像のことを表す。骨格アトラスの各画素は多次元のベクトルで表現され、各要素が対象とする骨格の存在する確率を原則的に0～1.0の範囲で表す。本研究では、胸部骨格を脊柱・胸骨・肋骨・肩甲骨・鎖骨の5種類の骨格に分類するため、アトラスの各画素は5次元のベクトルであり、各要素は1番目から5番目まで順に、脊柱、胸骨、肋骨、肩甲骨、鎖骨の存在する確率を表す。

任意の骨格が存在する確率を表す方法として、2種類の方法をとる。一つ目の方法は、アトラスの各画素におけるベクトルの要素別に、対応する骨格が存在する確率を表現する方法である。ベクトルの各要素単独での表現のため、各要素の総和は1ではない。この方法で表したアトラスを、以下では式 $P(v)$ [$P(v)=(P_{v1}, P_{v2}, P_{v3}, P_{v4}, P_{v5})$]で表現する。ここで、 $v=[x, y, z]$ は任意の画素を示す座標を表す3次元のベクトルであり、各要素 x, y, z はそれぞれ画像の x 座標、 y 座標、 z 座標の値を示す。また、本研究において扱う画像は、体の左右方向を x 、前後方向を y 、体軸方向を z で表現している。

二つ目の方法は、アトラスの任意の画素が認識対

象とする5種類の骨格の中で、どの確率でどの骨格にあたるかを表す方法である。この方法では、アトラスの任意の画素におけるベクトルの各要素の総和が1になる。ただし、アトラスの任意の画素においてすべての骨格が存在する確率が0であるとき、アトラスの画素は0ベクトルとなることとする。この方法で表したアトラスを、以下では式 $C(v)$ [$C(v)=(C_{v1}, C_{v2}, C_{v3}, C_{v4}, C_{v5})$]で表現する。各画素において、アトラスのベクトルが指す骨格の分離度が十分に大きければ $P(v)$ のみで認識が可能である。しかし、実際には形状の個人差のため、アトラスが指す骨格の存在確率にあいまいな部分が生じる。このような部分を正確に認識するために $C(v)$ を用いる。

2種類のアトラスの作成は、以下のようにして行う。最初に骨格認識済みの標準形骨格から各骨格を重ね合わせた5種類の画像を生成する。この画像の生成方法は、標準形骨格の全画素を走査し、脊柱が存在すれば1番目の画像のその画素を1加算する。同様に胸骨ならば2番目の、肋骨ならば3、肩甲骨ならば4、鎖骨ならば5番目の画像を加算していく。これを用意した全ての骨格認識済みの標準形骨格から行い、各骨格の合成画像を得る。このとき、骨格の情報は各骨格の位置情報のみを用い、濃度値やその他の情報は用いない。この画像を、以下では $A_i(v)$ で表現する。ここで、 i は5種類の合成画像の番号を表す識別子である。この合成画像を用いて上記の2種類のアトラスを作成する。

まず、 $P(v)$ はアトラスの各画素に以下の式(10)を適用することで作成する。

$$P(v) = \begin{bmatrix} k_1 \cdot A_1(v)/N \\ k_2 \cdot A_2(v)/N \\ k_3 \cdot A_3(v)/N \\ k_4 \cdot A_4(v)/N \\ k_5 \cdot A_5(v)/N \end{bmatrix} \quad (10)$$

ここで、 N はアトラス作成に用いた標準形骨格の画像の数であり、骨格の合成画像 $A_i(v)$ の取り得る最大の濃度値である。 k_i は合成画像における各画像間の濃度値のばらつきを抑える補正係数で、非負の実数である。 $P(v)$ は補正係数がなければ0～1.0の

範囲で表されるが、補正係数の存在のため確率が 1.0 を超える場合が存在し得る。しかし、実際の処理においては特に問題とはならないため、これは無視する。

また、 $C(v)$ は $P(v)$ と同様アトラスの各画素に、以下の式(11)を適用することで作成する。

$$C(v) = \begin{bmatrix} k_1 \cdot A_1(v) / \sum_{i=1}^5 \{k_i \cdot A_i(v)\} \\ k_2 \cdot A_2(v) / \sum_{i=1}^5 \{k_i \cdot A_i(v)\} \\ k_3 \cdot A_3(v) / \sum_{i=1}^5 \{k_i \cdot A_i(v)\} \\ k_4 \cdot A_4(v) / \sum_{i=1}^5 \{k_i \cdot A_i(v)\} \\ k_5 \cdot A_5(v) / \sum_{i=1}^5 \{k_i \cdot A_i(v)\} \end{bmatrix} \quad (11)$$

ここで、補正係数 k_i は式(10)と同様のものを用いる。ただし、上記にて述べた通り、ある画素において全ての骨格の存在する確率が 0 であるならば $C(v)$ を 0 とするため、 $\sum A_i(v)$ が 0 ならば $C(v)$ を零ベクトルとする。

2.3 アトラスを用いた骨格認識

2.3.1 概要

2.2 で作成した骨格アトラスを用いて骨格の認識を行う。まず、認識対象の骨格から 2.2.3 で示した 9 個のランドマークを取得し、TPS を用いて標準形骨格へ変形を行う。そして、以下に述べる認識処理を適用した後、再度 TPS によってもとの骨格形状へと逆変形を行う。認識処理の結果はラベル番号が 1~6 の範囲で 3 次元のラベル画像が得られる。各ラベル番号がそれぞれ脊柱・胸骨・肋骨・肩甲骨・鎖骨を示し、骨格の存在しない背景部分についてはその画素値を 0 とする。また、ラベル番号が 6 のものについては分類結果を不定とし、脊柱・胸骨・肩甲骨・肋骨・鎖骨のどれにも割り当てられないものとする。

TPS によって認識対象とする骨格を変形させる理由は単純に処理効率によるものであり、アトラスを

標準形から認識対象の形状へと変形させて認識処理を行っても同様の結果を得ることができる。

認識処理は、アトラスにより示される骨格の存在確率が高い部分と低い部分の 2 段階の処理に分けて行う。これは、本手法で用いる外部特徴量がアトラスのみのため、骨格の存在確率が低い部分においては、アトラスをそのまま利用すると認識精度に問題が生じるからである。そのため、まず存在確率が高い高確率部の認識処理を行い、その結果を利用して存在確率が低い低確率部の認識処理を行う。以下に高確率部と低確率部の認識手順を示す。

2.3.2 高確率部の認識

1 段階目の処理として、アトラスの高確率部の認識を行う。アトラスの高確率部では、アトラス $C(v)$ の各画素のベクトルにおいて、最大の要素の番号を認識結果としてラベル画像にセットする。アトラスが高確率部である条件は、任意の画素においてアトラス $C(v)$ の最大要素の値と、その要素番号におけるアトラス $P(v)$ の要素の値が共に一定の閾値以上であれば、その画素は高確率部であると認識する。本研究では、 $C(v)$ の最大の要素の値が 0.8 以上、その要素番号における $P(v)$ の値が 0.1 以上であれば高確率部であるとして実験を行った。

2.3.3 低確率部の認識

2.3.2 で得た高確率部の認識結果を基に低確率部の認識を行う。低確率部とは、認識対象とする画素、すなわち入力骨格上の画素において高確率部以外の部分を低確率部と呼称する。低確率部の認識には高確率部の認識で得た結果からの距離値を用いる。ただし、この距離値は入力骨格の連結成分に沿った距離値であり、入力骨格において背景にあたる画素についてはその値を定義しない。

まず、この距離値を画像の各画素において求めた距離画像を生成する。この距離画像は、それぞれ高確率部の認識で得た脊柱・胸骨・肋骨・肩甲骨・鎖骨からの連結性に沿った距離値を各画素にもった 5 種類の画像である。上記に述べたように、入力骨格画像上で背景にあたる部分は画像の画素値を定義し

ない。また、対応する高確率部からの連結性がない領域においても、同様に画素値を定義しない。高確率部の認識で得たこの距離画像を、以下では $Dist_i(v)$ で表現する。識別子 i は、対象とする距離画像の番号を表す。

上記の5種類の距離画像から、各画素における距離係数を算出する。距離係数は画像の各画素において0～1.0の範囲で示される係数で、各画素において各部位の高確率部からの距離が近ければ1.0に近く、遠ければ0に近づく。また、高確率部からの連結性がない部分においては0となる。この距離係数を、以下では $D_i(v)$ で表し、式(12)により求めることができる。

$$D_i(v) = 1 - Dist_i(v) / \sum_{j=1}^5 Dist_j(v) \quad (12)$$

ただし、 $Dist_i(v)$ が未定義ならば $D_i(v)=0$ とする。また、 $\sum Dist_j(v)$ の部分において $Dist_i(v)$ が未定義ならば、それを0として扱う。

上記で得られた距離係数 $D_i(v)$ とアトラス $C(v)$ の各要素との積をとったベクトル画像を、 $D(v)$ で表す。 $D(v)$ は、以下の式(13)で得られる。

$$D(v) = \begin{bmatrix} D_1(v) \cdot C_{v1} \\ D_2(v) \cdot C_{v2} \\ D_3(v) \cdot C_{v3} \\ D_4(v) \cdot C_{v4} \\ D_5(v) \cdot C_{v5} \end{bmatrix} \quad (13)$$

ただし、 $D_i(v)$ が零ベクトルの時、 $D(v)$ は以下の式(14)により求める。

$$D(v) = \begin{bmatrix} D_1(v) \\ D_2(v) \\ D_3(v) \\ D_4(v) \\ D_5(v) \end{bmatrix} \quad (14)$$

低確率部の認識方法は、任意の画素 v の認識において $D(v)$ のベクトルの最大の要素を表す要素番号を認識結果としてラベル画像にセットする。ここで、もし $D(v)$ が零ベクトルならば、その認識結果を不定として、ラベル画像に6の番号をセットする。

3. 実験方法と結果

胸部骨格を文献[2]の手法により脊柱・胸骨・肋骨（肋軟骨）・肩甲骨・鎖骨の5種類に分類し、これに成功していると目視で確認した画像53症例を用いて、アトラスによる骨格認識の実験を行う。実験方法は、認識対象の画像以外の52症例を用いて骨格アトラスを作成し、それを用いて対象とする骨格の認識を行う。これをleave-out-methodですべての症例に対して行い、認識後の画像と画像との一致度を各部位に対して算出する。

使用した画像の原画像は、濃度分解能12[bit]、空間分解能0.6[mm]、画像サイズ512×512×944～1104[voxel]の体幹部マルチスライスCT画像であり、少なくとも骨格に関する病変は見られない症例である。この画像のサイズを半分にした画像から、胸部骨格を抽出・分類し、5種類の骨にそれぞれ異なるラベル番号を与えた画像を実験に用いた。

TPSの変形に用いたランドマークについては、認識済みの骨格画像から自動的に取得をした。しかし、骨格抽出処理時の骨格の過抽出が原因で、自動取得

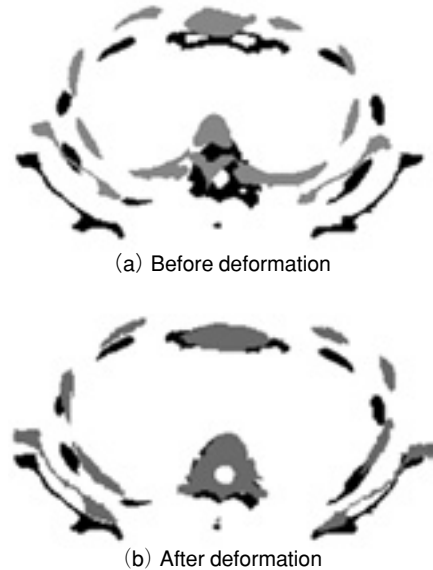


Fig. 2 Bone frame deformation by TPS
Black : standard bone frame
Gray : object bone frame

Table 1 Average distance from the standard bone frame.

	before deformation	after deformation
Average	63.38	20.31
Minimum	14.51	7.97
Maximum	127.6	67.12
Variance	981.15	130.31

に失敗した症例が8症例程度存在したため、それらについては手動でランドマーク位置の取得を行った。

骨格のアトラス生成において用いた、骨格の合成画像における各部位の濃度値のばらつきを抑える補正係数は、脊柱(k_1)が1.2, 胸骨(k_2)が1.5, 肋骨(k_3)が1.5, 肩甲骨(k_4)が1.0, 鎖骨(k_5)が2.0と画像から経験的に決定した。

TPSによる変形が画像の個人差の吸収にどれだけの有効性があるかを示すために、TPSによる変形前と変形後の画像の例をFig. 2に、各画素における標準骨格からの距離平均の全症例に対する平均・最大・最小・分散をTable 1に示す。また、実験に用いた53症例すべての画像を用いて作成した、骨格アトラス $P(v)$ を各ベクトルの要素ごと、すなわち各部位の骨格ごとにボリュームレンダリングにより3次元表示した画像をFig. 3に示す。骨格認識の結果に

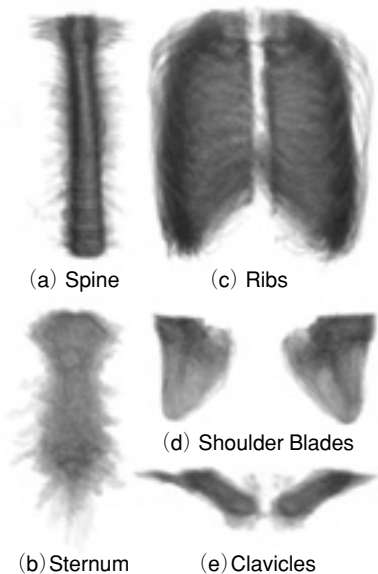


Fig. 3 Skeletal atlases from 3-D view using volume rendering.

ついては、認識を行った画像1症例を3次元表示した画像をFig. 4に、認識後の画像と元の分類画像との症例ごとの一致度の平均・最大値・最小値・分散をTable 2に示す。

4. 考 察

TPSによる変形において、Table 1の結果から実験対象の骨格が変形により標準の骨格に近い形状になっていることが分かる。Fig. 2から、変形前の画像が標準の画像に対し大きな位置や形状のずれが発生していることが分かる。Fig. 2に示された症例には、変形前の画像と標準画像は、体軸方向に骨格の位置が約30スライス(37mm)ほどのずれがあった。このずれは、CT撮影時の人体の位置及び患者の体格の違いによるものと考えられる。そして、TPSの変形により、変形後の画像は標準の画像に近い位置や形状となっていることが分かる。Fig. 2においては、変形後の画像については、肋骨や肩甲骨は十分に一致しているとはいいがたいが、脊柱や胸骨が標準とよく一致しているといえる。

骨格のアトラスについては、Fig. 3より脊柱や肩甲骨は画像がよく集中していることが分かる。この

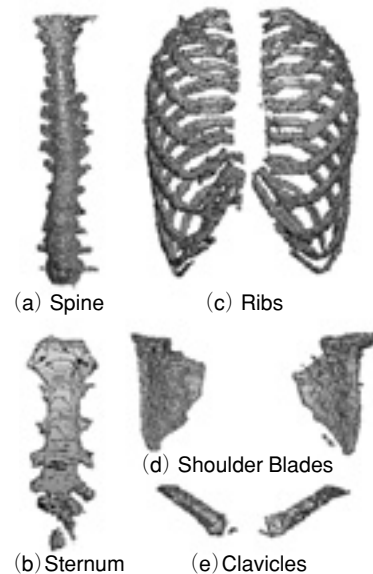


Fig. 4 Result images of the recognized bone frames from 3-D view.

Table 2 Coincidence of the bone frame(%).

	Spine	Sternum	Rib	Shoulder Blade	Clavicle
Average	91.6	76.1	85.8	94.2	83.5
Min.	96.1	90.4	92.7	99.5	97.3
Max.	83.3	63.2	60.4	80.6	52.0
Variance	5.7	44.3	25.6	27.5	85.7

ことから、脊柱や肩甲骨においては全ての症例において画像の位置が良く一致し、高い精度で認識を行うことが可能であると期待できる。脊柱や肩甲骨の位置が良く一致している理由として、脊柱からは3点、肩甲骨からは2点のランドマークを取得して位置合わせを行っていることが挙げられる。逆に、胸骨、肋骨、鎖骨についてはあまり画像が集中していない。その理由として、肋骨についてはそれを基準に2点のランドマークを取得しているが、実際の肋骨上ではなく空間中に指定されているためである。そのため、肋骨の全体的な形状が大まかに一致しているものの、肋骨1本1本に対応したランドマークではないためにアトラスが1枚の面のようになっている。また、胸骨については下2/3程度の領域の不安定な形状が、鎖骨からは基準となるランドマークを取得していないことが理由として挙げられる。また、鎖骨については原画像自体が鎖骨全体を撮影している画像が多くないため、全体的な確率そのものがあまり高くなっていない。また、アトラスの補正係数を試行錯誤で調整しても、大きな改善は見られなかったことから、今後は、アトラスの収束性を高めるために、ランドマークの数を増加する必要があると考える。

骨格の認識については、Fig. 4のように全体的な結果としてはすべての症例において認識が可能であった。Table 2より、脊柱と肩甲骨はアトラスからの期待通り高い一致率を得ているが、逆に胸骨についてはあまり一致率が高くないことが分かる。ただし、この結果はアトラス作成と認識の評価に利用した認識済みの骨格が、骨格の接合部など細かい部分において十分な精度をもっていない領域があることを考慮しておく必要がある。そのため、全体的に体積が少なく、肋骨との接合部が多く、複雑な形状

となる胸骨の誤差が大きくなった。しかし、目視で確認したところ全体的な形状としてはすべての症例において認識が成功していた。

逆に、接合部多くもたず、実験に用いた画像の形状の誤差が少ない鎖骨と肩甲骨については、一致率が胸骨より高い値であっても、全体的な形状としては十分な精度でない症例があった。鎖骨については、食道の軟骨や最上部の肋骨を鎖骨とした部分があった。また、肩甲骨については肋骨との距離が近い部分において、相互に誤認識している部分が見られた。その理由としては、TPSによる変形においても特に上部において肋骨と肩甲骨の位置が安定して一致しなかったことが考えられる。これらの症例については、ランドマークの位置や数を改善していく必要がある。

5. まとめ

骨格アトラスを用いた骨格の認識手法を提案した。本手法による骨格の認識では、骨格の形状特徴や連結性の特徴を用いたこれまでの手法に比べ、どのような症例であっても一定の精度で骨格の認識が可能であった。この結果から、本手法による骨格認識は骨格から特徴点であるランドマークを取得すれば、骨格の認識を行うことが可能であることを確認した。また、アトラスを作成する画像を用意することで胸部骨格以外の骨格においても本手法により認識が可能であると考えられる。

今後は、未分類の骨格からのランドマークの自動取得、骨格CT値の情報の利用、より認識に適したランドマークの設定などの点を改善していく必要がある。

謝辞

本研究を進めるにあたり、有益なご助言を頂きました藤田研究室の諸氏に感謝いたします。本研究の一部は、文部科学省科学研究費補助金特定領域研究、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（縄野班）によって行われました。

参考文献

- [1] 西尾貴志, 財田伸介, 山田信廣, 他: マルチスライス CT 画像を用いた胸郭の抽出アルゴリズム, 信学技報, MI2004-44,13-16, 2004.
- [2] 小林晋士, 周 向榮, 原 武史, 他: 3 次元体幹部 CT 画像における骨格の分類と胸郭の自動抽出, 信学技報, MI2003-16, 25-30, 2003.
- [3] Bookstein F: Principal Warps : Thin-Plate Splines and the Decomposition of Deformations, IEEE Trans. PAMI, 11, 567-585, 1989.
- [4] 荻原義裕, 荻原由香里, 小畑秀文: 複数臓器抽出のための 3 次元 Thin-Plate Spline による人体構造のモーフィング, 信学技報, MI2004-28, 1-6, 2004.
- [5] Park H, Bland P, and Meyer C: Construction of an Abdominal Probabilistic Atlas and Its Application in Segmentation, IEEE Trans. Med Imag, 22, 483-492, 2003.
- [6] Kitagawa T, Zhou X, Hara T et al.: Statistical Investigations for Density and Position of Liver Region in Multi-slice Torso CT Images, 90th Scientific Assembly and Annual Meeting of the RSNA, 817, 2004.