大腿骨形状の統計的モデリング

岡田　俊之[*1),*2)]，桝本　潤[*3)]，中島　義和[*2), *1)]，佐藤　嘉伸[*2), *1)]

菅野　伸彦[*4)]，田村　進一[*2), *1)]

要旨

統計的臓器形状モデルはモデルベースの領域抽出やインプラントの設計などさまざまな目的に利用できる可能性がある．高品質な統計的臓器形状モデルを生成するためには，入力データ間に適切な対応関係を与える必要がある．しかし，従来の問題点として，入力データ間に正しい対応関係が与えられていないこと，多くの対応点の取得を手動で行っているといったことが挙げられる．

そこで我々は，大腿骨の統計的臓器形状モデルの生成を目的として，複数のデータ間に半自動的に対応付けを行う手法を提案する．まず，大腿骨を解剖学的な特徴点，線によっていくつかの区域に分割する．次に，分割した各区域の表面上に，解剖学的な特徴点によって一意に定まるような，2 次元の座標系を定義する．この手法により，いくつかの解剖学的な特徴点を与えれば，自動的に複数のデータ間に適切な対応関係を与えることができる．実験によって，提案した対応付けの妥当性を検証する．

キーワード：形状解析，主成分分析，解剖学的構造

1. はじめに

平均形状と個人差の情報を利用した統計的臓器形状モデルはモデルベースの領域抽出および 3 次元再構成，インプラントの設計，医療シミュレーションなどさまざまな目的に利用できる可能性がある〔1〕〔2〕〔3〕〔4〕．統計的臓器形状モデルを生成するためには，モデルの生成に用いる入力データ間の特徴形状，解剖学的構造に適切な対応関係を与える必要がある．また，モデルの品質を改善するためには，多くの入力データが必要であり，入力データ間の対応関係もできるだけ多く与える必要がある．しかし，従来の問題点として，これらの入力データ間に正しい対応関係が与えられていないこと，多くの対応点の取得を手動で行っているといったことが挙げられる．多数の入力データに手動で対応関係を与えることは，多大な労力を要する作業である．

そこで我々は，大腿骨の統計的臓器形状モデルの生成を目的として，複数のデータ間に半自動的に対応付けを行う手法を提案する．この手法では，複数の解剖学的な特徴形状から大腿骨を複数の領域に分割し，それぞれの領域の表面に対して 2 次元座標系を定義する

――――――――――――――――――

*1 大阪大学大学院情報科学研究科コンピュータサイエンス専攻
[〒565-0871 大阪府吹田市山田丘 2-2]
e-mail: toshi@image.med.osaka-u.ac.jp
*2 大阪大学大学院医学系研究科多元的画像解析分野
[〒565-0871 大阪府吹田市山田丘 2-2]
*3 株式会社 AZE
[〒101-0044 東京都千代田区鍛冶町 2-4-7 アセンド神田鍛冶町]
*4 大阪大学大学院医学系研究科器官制御外科学講座
[〒565-0871 大阪府吹田市山田丘 2-2]

ことにより，対応点を定義する．この手法により，いくつかの解剖学的な特徴点を与えれば，自動的に複数のデータ間に適切な対応関係を与えることができ，モデル生成の労力を軽減できると考えられる．

2. 統計的大腿骨形状モデルの生成法

統計的大腿骨形状モデルを生成するための入力データ間の対応付けの方法について述べる．入力データ間の対応付けは以下のようにして行う．

1. 大腿骨の解剖学的特徴形状を取得する．
2. 取得した特徴形状を基に，大腿骨を 4 つの領域に分割する．
3. 各領域の表面に対して，2 次元座標系を定義する．

2.1 解剖学的特徴形状

大腿骨に対して以下の特徴点，特徴線を解剖学的な特徴形状として定義する(Fig. 1)．

1．骨頭中心 V_{Hc} ，2．大腿骨の主軸 A_P，
3．頚部軸 A_N，4．頚部中心断面 P_{Nc}，
5．骨頭頂上点 V_{Ht}，6．大転子の頂点 V_{Gt}，
7．小転子 V_{Lt}，8．大転子の尾根線 $L_R(s)$，
9．大転子の谷線 $L_V(s)$，
10．小転子の反対側の突起 V_{Lp}

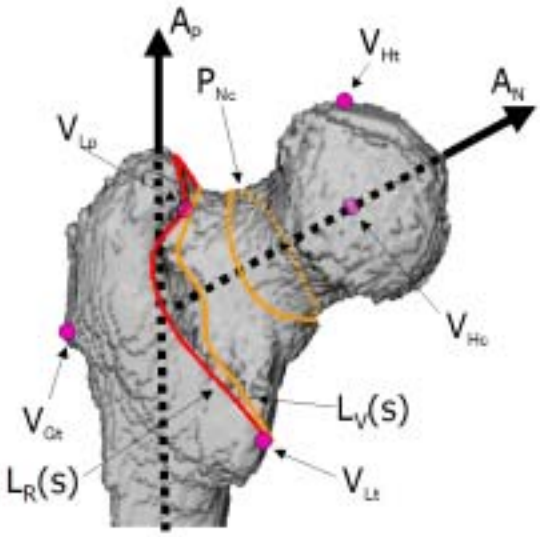


Fig. 1 Anatomy features of femur

上記の特徴形状の内，V_{Hc} は骨頭部分の画像に対して球フィッティングを行うことにより，算出可能である．

A_P,A_N,V_{Ht},V_{Gt},V_{Lt},V_{Lp} は CT 画像から大腿骨の主軸解析を利用することにより，自動的に算出することができる〔5〕．

P_{Nc} は頚部軸を法線とする断面の面積が最小になるところとして算出する．

$L_R(s)$,$L_V(s)$は CT 画像(ボリューム)から手動により取得するものとする．

2.2 大腿骨領域の分割および座標系の定義

上述の解剖学的特徴形状を基に，大腿骨を骨頭部，頚部，大転子部，骨幹部の 4 つの領域に分割する(Fig. 2)．以下，それぞれの領域について，領域の定義と表面座標系の定義について述べる．

2.2.1 骨頭部座標系：$C_H(\theta, \phi)$

骨頭部の領域は，骨頭中心を通り，頚部軸を法線とする断面より上部の領域とする．この領域に対し，V_{Hc} を通り A_N の延長線上を極 $V_{Hp}(\phi=90^\circ)$ とし，V_{Hc}，V_{Ht}，A_N からなる基準面 P_H で切った断面を $\theta=0$ とする球面座標系 $C_H(\theta, \phi)$を定義する(Fig. 3)．

2.2.2 頚部座標系：$C_N(\theta, z)$

頚部の領域は，骨頭中心断面($C_H(\theta, 0^\circ)$)から $L_V(s)$までの領域とする．この領域に対し，A_N を中心軸とし，P_H で切った断面を $\theta=0$ とする円筒座標系を定義する(Fig. 4)．P_{Nc} を $z=0$ とし，骨頭側を $z>0$，大転子

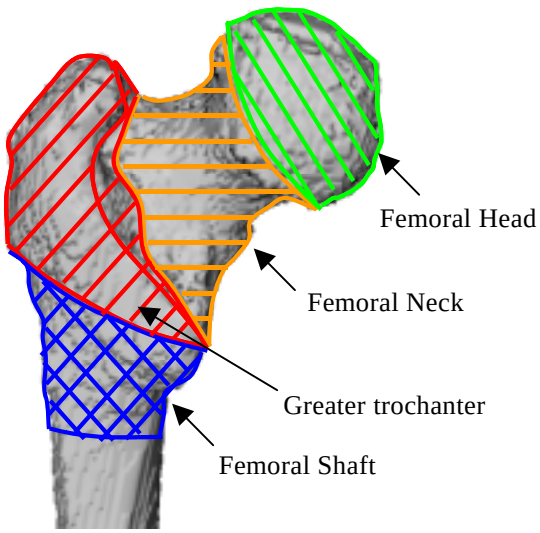


Fig. 2 Divided femur region

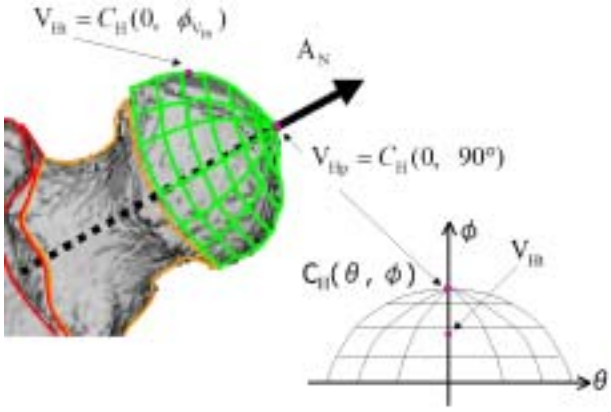
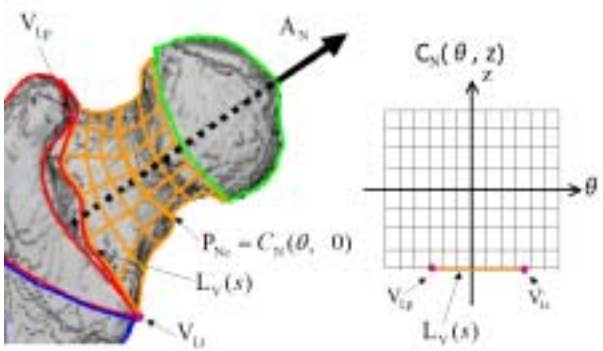


Fig. 3 Femoral head



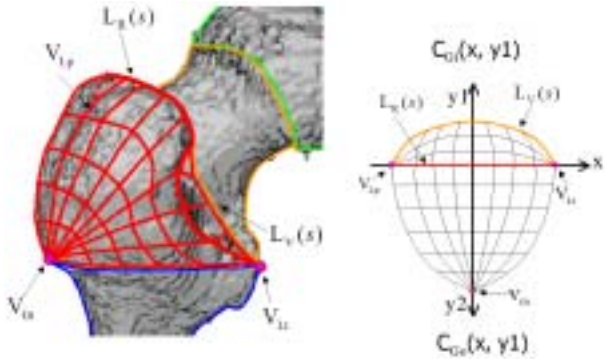


Fig. 5 Greater trochanter

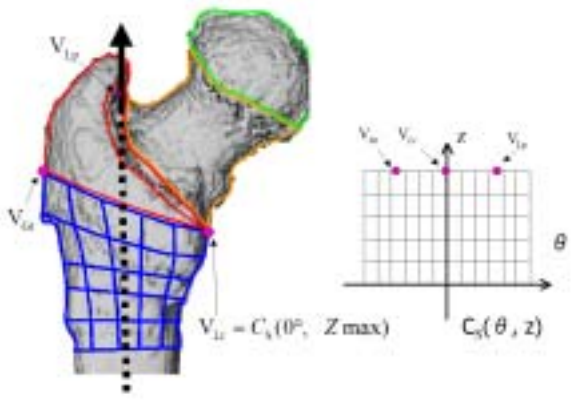


Fig. 6 Femoral shaft

と V_{Lp} の中点を通り，A_N を法線とする平面で切った切り口および Lv(s)からなる曲線とする．

2.2.3 大転子部座標系：$C_{Gi}(x, y1)$,$C_{Go}(x, y2)$

大転子部の領域は，V_{Lt}，V_{Gt} および V_{Lt}，V_{Lp}，V_{Gt} の重心 V_{Gc} からなる平面で切った断面の切り口 $L_{Lt}(s)$, V_{Lp}，V_{Gt} および V_{Gc} からなる平面で切った断面の切り口 $L_{Lp}(s)$および $L_V(s)$で囲まれた領域とする(Fig. 5)．この領域に対し，V_{Lt} を x=0, V_{Lp} を x=Xmax とし，$L_R(s)$と $L_V(s)$で囲まれた領域を $C_{Gi}(x, y1)$，$L_{Lt}(s)$,$L_{Lp}(s)$および $L_R(s)$で囲まれた領域を $C_{Go}(x, y2)$とする．

2.2.4 骨幹部：Cs(θ , z)

骨幹部の領域は，大転子部，頚部の領域との境界と大腿骨の最上部から脚長の 20%の位置(Lmin とする)で囲まれた領域とする(Fig. 6)．この領域に対し，A_P を中心軸とし，Lmin の断面を θ =0 とする円筒座標系を定義する．

以上のようにして定義した各座標系上の点を入力データの対応点とする．

3. 統計解析

上述の対応付けにより，各入力データに対して求められた点列を統計解析することにより，入力データ間にどのような方向成分に形状の差があるかを求めることができる．十分な数の入力データからモデルを生成すれば，この変形成分を最適化することで，未知のデータを表現することができると考えられる．

3.1 入力データの正規化

それぞれの入力データは位置姿勢やスケールが異なっているので，そのままでは，統計解析を行うことができない．そこで，統計解析を行う前に，入力データの位置姿勢およびスケールの正規化を行う必要がある．入力データの正規化は次のようにして行う．まず，入力データの中から 1 つを選び，それを参照データとする．次に，それぞれの入力データに式(1) のような剛体変換およびスケール変

換を行う．

$$\mathbf{q}'_i = e\mathbf{R}\mathbf{q}_i + \mathbf{T} \quad (1)$$

ここで，q_iは正規化する入力データの点の座標，q'_i は変換後の入力データの点の座標，T は平行移動を表す 3 次のベクトル，R は回転を表す 3×3 の行列，e はスケールである．剛体変換およびスケール変換を行った入力データの点 q'_i と参照データの対応する点 p_i に対して，コスト関数 C を

$$C = \sum_{i=1}^{N} \left| \mathbf{q}'_i - \mathbf{p}_i \right| \quad (2)$$

と定義する．そして，式(2) が最小になるように，剛体変換のパラメータ(平行移動 3 パラメータ，回転 3 パラメータ) とスケール変換のパラメータ(拡大縮小の 1 パラメータ) を最適化する．最適化のアルゴリズムには Powell 法を用いる〔6〕．全ての入力データについてこの変換パラメータの最適化を行うことで，位置姿勢およびスケールが正規化された入力データを得ることができる．

3.2 入力データの統計解析

入力データの統計解析には主成分分析を用いる．3.1 で述べた方法で正規化を行った複数の入力データを用いて，以下のように主成分分析を行う．m 個の入力データがあるとする．まず，それぞれの入力データの点の座標 $\mathbf{p}_j = \left(x_j, y_j, z_j\right)$ を式(3)のように m×3 次のベクトルに変換する．

$$\mathbf{f}_i = \left(x_{i_1}, y_{i_1}, z_{i_1}, x_{i_2}, y_{i_2}, z_{i_2}, \ldots, x_{i_n}, y_{i_n}, z_{i_n}\right)^T \quad (3)$$

これらの入力データ $\mathbf{f}_i$ から入力データの平均データ

$$\bar{\mathbf{f}} = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m} \mathbf{f}_i \quad (4)$$

を求める．次に，それぞれの入力データから平均のデータを引いたものを以下のような行列に並べる．

$$\mathbf{G} = \left(\mathbf{f}_1 - \bar{\mathbf{f}}, \ldots, \mathbf{f}_m - \bar{\mathbf{f}}\right) \quad (5)$$

そして，共分散行列 GGT の固有値分解を行い，固有値 λ_i と対応する固有ベクトル $\mathbf{u}_i$ を求める．以上より，それぞれの入力データは固有値と対応する固有ベクトルを用いて，式(6)のように表すことができる．

$$\mathbf{f}_i = \bar{\mathbf{f}} + \sum_{i=1}^{m} b_i \mathbf{u}_i \quad (6)$$

ここで，b_i は固有ベクトル $\mathbf{u}_i$ の重みである．入力データが十分に多ければ，b_i を適当に変化させることで未知のデータを表現することができると考えられる．

4. 実験

4.1 統計的形状モデル生成実験

提案手法を用いて，大腿骨の統計的形状モデルの生成を行った．

4.1.1実験条件

実験には大腿骨 CT 画像の左足部分を 13 例用いた．これらの CT 画像は画像サイズが 256×512 pixel，Field Of View(FOV) が 450×450mm，骨頭部と膝部のスライス厚は 2 mm，骨幹部のスライス厚は 10mm であった．

13 例のデータそれぞれに対し，2 節で述べた方法により，解剖学的特徴形状の取得，表面座標系の定義を行い，統計解析を行った．

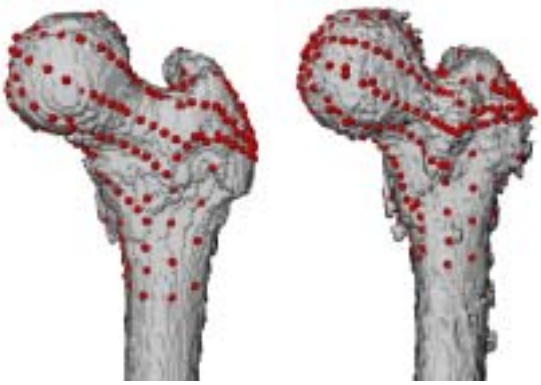
4.1.2実験結果

実際に取得した対応点を 2 例について fig.7 に示す．また，これらの 13 例の対応点から生成した平均モデルに対して，主成分分析結果の第 1 主成分をそれぞれ±20σ(σは標準偏差)変化させたときのモデルの変形のようすを Fig.8 に示す．

Fig. 8 より特に頚部の形状が変化している。このことより、実験に用いた 13 例のデータ間では、頚部の形状差が最も大きかったことがわかる。

4.2 未知データに対するモデルの表現実験

提案手法により得られる統計的形状モデルが未知データに対して，どの程度の表現精度



(a) case1 (b) case2

Fig. 7 Corresponding point

が得られるかを調べるための実験を行った.

4.2.1 実験方法

実験は Leave-one-out Cross validation 法により行った．具体的な実験方法は以下のとおりである.

(1) 13 例のデータそれぞれについて 1 例ずつテストデータを選び，以下を行う.
(2) テストデータ以外の 12 例を用いて，統計モデルを生成する.
(3) 生成したモデルの変形パラメータをテストデータとの対応点同士の距離誤差が最小になるように最適化する.
(4) そのときの距離誤差の平均値を評価値とする.

4.2.2 実験結果

13 例のデータについて距離誤差を算出した結果を Table. 1 に示す.

13 例の距離誤差の平均値は 3.92[mm]であった.

5. 考察

統計的形状モデル生成実験では 13 例のデータを用いたので, 主成分の数は 12 個であった．一般に，n 個のデータからは，n-1 個の主成分が得られるが，モデルを記述するパラメータはできるだけ少ない方が望ましい．そのため，全ての主成分を用いず，いくつかの主成分の変形のみで個々の形状を表現できるかどうか，また，その際の主成分数がいくつなのかを検証する必要がある.

(a) –20 σ

(b) mean

(c) +20 σ

Fig. 8 Model deformation

6. まとめ

本研究では，大腿骨を対象として統計的臓器形状モデルの入力データ間の対応点を半自動的に求める方法を提案し，13 例の大腿骨形

case	error
case1	3.06
case2	5.12
case3	3.53
case4	4.01
case5	5.02
case6	4.31
case7	3.63
case8	3.97
case9	3.31
case10	2.89
case11	4.06
case12	3.65
case13	4.37

Table.1 Distance error of corresponding point

状の統計解析を行い，その統計的形状モデルを生成した．また，生成した統計的形状モデルが未知データに対して，どの程度の表現精度を得られるかを検証した．実験の結果，13例の対応点の距離誤差は平均で 3.92[mm]であった．今後，入力データを増やしてモデルを生成する予定である．また，本手法により得られる入力データ間の対応点の妥当性を検証する必要がある．

文　献

〔1〕 H. Lamecker, M. Seebass, H. C. Hege et al: A 3D Statistical Shape Model Of The Pelvic Bone For Segmentation. In Proc. SPIE 2004, to be published

〔2〕 B. Moghaddam, J. Lee, H. Pfister et al: Model-Based 3D Face Capture with Shape-from-Silhouettes. IEEE International Workshop on Analysis and Modeling of Faces & Gestures In conjunction with ICCV'03, Nice, France, October 2003

〔3〕 M. A. Styner, K. T. Rajamani, L. P. Nolte et al: Evaluation of 3D Correspondence Methods for Model Building. Information Processing in Medical Imaging, 2003

〔4〕 M. R. Kauss, V. Pekar, C. Lorenz et al: Automated 3-D PDM Construction From Segmented Images Using Deformable Models. IEEE Trans Med Imag, Vol.22, No8, 1005-1013, 2003

〔5〕 O.Ron, L.Joskowicz, A.Simkin et al: Computer-Based Periaxial Rotation Measurement for Aligning Fractured Femur Fragments: method and preliminary results. Journal of Computer-Aided Surgery, Vol.3(6), May 1999

〔6〕 W. H. Press, S. A. Teukolsky, W. T. Vetterling et al: NUMERICAL RECIPES in C. 技術評論社, 299-306, 1993.