

3次元パラメトリック形状モデルと複数X線投影像を用いた 股関節の形状復元

中村かほり[†] 倉爪亮[†] 岡田俊之^{††} 佐藤嘉伸^{††} 菅野伸彦^{††}

長谷川勉[†]

[†]九州大学

〒812-8581 福岡県福岡市東区箱崎6-10-1

^{††}大阪大学

〒565-0871 大阪府吹田市山田丘2-2

E-mail: †nakamura@irvs.is.ksyuhu-u.ac.jp

あらまし X線CTやMRIは、生体の内部構造を短時間かつ非接触で取得できるため、現在多くの医療現場で用いられている。しかし高い精度が得られるX線CTは、一方で従来のX線レントゲン撮影と比較して被爆量が大きい、装置が大型かつ高価、緊急性を要する骨折などでは利用しづらいなどの問題がある。そこで本論文では、より手軽なX線撮影装置によって得られる複数のX線投影像を用いて、特に人工関節手術や骨折治療においてニーズの高い股関節の3次元形状を復元する手法を提案する。本手法は、まず一般的な大腿骨の形状モデルとして、多数の大腿骨サンプルの3次元形状から、主成分分析の手法によりある1つの平均形状と数個の形状パラメータからなる3次元パラメトリック形状モデルを構築する。次に実際の患者のX線投影像に対し、股関節像の輪郭線と2次元距離場をLevel Set Methodにより構築し、これを用いて大腿骨のX線投影像と3次元パラメトリック形状モデルの位置合わせ、および形状パラメータ推定を行う。本論文では、51例の患者のデータから作成した大腿骨パラメトリック形状モデルを用い、CT画像から得られた10人の患者の大腿骨形状に対して、X線投影像を模した2次元画像を作成して形状パラメータ推定実験を行い、提案手法の基本性能を確認する。

キーワード アライメント, X線投影像, 大腿骨, パラメトリック形状モデル, 2次元距離場

3D reconstruction of a femoral shape using a parametric model and two 2D radiographs

Kahori NAKAMURA[†], Ryo KURAZUME[†], Toshiyuki OKADA^{††}, Yoshinobu SATO^{††}, Nobuhiko SUGANO^{††}, and Tsutomu HASEGAWA[†]

[†] Kyushu University

Hakozaki 6-10-1, Higashi-ku, Fukuoka, 815-8540, JAPAN

^{††} Osaka University

Yamadaoka 2-2, Suita, 565-0781, JAPAN

E-mail: †nakamura@irvs.is.ksyuhu-u.ac.jp

Abstract One of radical cures of hip joint diseases is a replacement operation to an artificial hip joint. In general, the preoperative examination is indispensable for this operation in order to determine an adequate shape of an artificial hip joint. A patient usually receives Computed Tomography (CT) examination to obtain a preoperative 3D shape of a patient's joint. However, radiation exposure by CT scan is much higher than the one by radioscopy, which is typically used for a diagnosis of osseous anomalies. This paper proposes a method to estimate a 3D shape of patient's femur from two radiographs and a parametric femoral model. Firstly, we develop the parametric femoral model utilizing statistical procedure of 3D femoral models taken by CT images of 51 patients. Then, the pose and shape parameters of the parametric model are estimated from two 2D images using a distance map constructed by the Level Set Method. Experiments using synthesized images are carried out to verify the fundamental performance of the proposed technique.

Key words Registration, Radioscopy, Femur, Parametric model, Distance map

1. はじめに

X線 CT(Computed Tomography) や MRI(Magnetic Resonance Imaging) は、生体の内部構造を短時間かつ非接触で取得できるため、現在多くの医療現場で用いられている。しかし高い精度が得られる X 線 CT は、一方で従来の X 線レントゲン撮影と比較して被爆量が大きい、装置が大型かつ高価なため設置施設は大規模な医療機関に限られる、データ量が多く解析が難しい、事前に準備が必要で緊急性を要する骨折などでは利用しづらい、などの問題がある。そこで手間のかかる CT 画像を撮影することなく、より手軽な X 線撮影装置によって得られる複数の X 線投影像を用いて、生体の内部構造、例えば骨格形状が 3 次元復元できれば、コスト、手間、X 線被曝などの観点からメリットが大きい。特に大腿骨に関しては、人工関節手術（関節機能を代用する人工部品を設置する手術）や骨折治療において、CT 画像なしでの 3 次元的な計算機誘導手術を行ないたいという外科医からの強い要望があり、X 線投影像からの 3 次元形状復元に対するニーズが大きい。

一方、2 次元の X 線投影像からの 3 次元形状の復元は基本的に ill-posed な問題であり、通常十分に多数枚の画像、あるいは形状に対する何らかの拘束が必要である。しかし人体の骨形状はある一定のパターンがあり、それがモデル化できれば、少数の X 線投影像からの 3 次元復元が可能となる。さらに実際の問題として、形状復元のためには X 線投影像内で対象部位のみを抽出し、その位置姿勢を特定する必要がある。

そこで本論文では大腿骨の 3 次元復元問題に着目し、多くの骨形状データから作成した大腿骨パラメトリック形状モデルを用い、異なる 2 視点から撮影した 2 枚の大腿骨 X 線投影像から、大腿骨の位置、姿勢、3 次元形状を推定する手法を提案する。本手法は、Level Set Method の一手法である Fast Marching Method を用いて X 線投影像内の大腿骨輪郭線から 2 次元距離場を構築し、それをを用いて 3 次元パラメトリック形状モデルと 2 次元大腿骨像の位置合わせ、パラメトリック形状モデルの形状パラメータ推定を行うものである。本論文では 51 例のデータから作成した大腿骨パラメトリック形状モデルを用い、CT 画像から得られた 10 人の患者の大腿骨形状に対して、X 線投影像を模した 2 次元画像を作成して位置姿勢および形状パラメータの推定を行った結果を示し、提案手法の基本性能を確認する。

2. 関連手法

2 次元画像から変形を伴わない 3 次元物体の位置姿勢を推定する手法は、実画像を 3 次元モデルに重ねて表示するテクスチャマッピングを実現する手法として、これまでに、1) 2 次元画像と 3 次元幾何モデルのそれぞれにおいて、特徴点やエッジなどの特徴量を抽出、比較し、相対位置姿勢を推定する手法 [1], [2], [3], 2) 3 次元物体の形状取得に用いられる多くのレンジセンサにおいて、距離画像の付加的な情報として得られるリフレクタンス画像（反射強度画像）を用いる手法 [4], [5], [6], [7] 3) 3 次元幾何モデルのシルエット画像や輪郭線と 2 次元画像を比較する手法 [8], [9], [10], [11] などが提案されている。

	特徴	部位
V_{Hc}	点	骨頭中心
A_p	直線	大腿骨の主軸
A_n	直線	頸部軸
P_{Nc}	面	頸部中心断面
V_{Gt}	点	大転子の頂点
V_{Lt}	点	小転子
V_{Lp}	点	腸骨大腿靭帯附着部
L_R	曲線	大転子の屋根線
L_V	曲線	大転子の谷線

表 1 大腿骨の解剖学的特徴

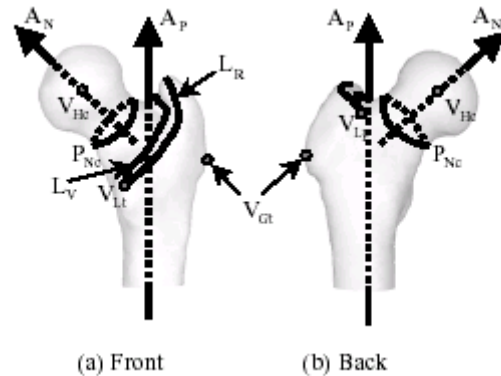


図 1 大腿骨の解剖学的特徴

一方、変形を伴う 3 次元物体の位置姿勢推定手法（非剛体レジストレーション）は、特に医療分野における soft tissue の同定問題として、類似度 [12]、アフィン [13]、ジオメトリックハッシング [14]、quadric/superquadric [15]、displacement-field-based transformation [16] などの手法が提案されている。また、パラメータ化された 3 次元物体の形状を推定する手法としては、レーザレンジファインダを用いた数理幾何モデルのパラメータ推定手法 [17]、複数の断面像とパラメトリック形状モデルの照合による形状復元を行なったもの [18] などがある。しかしこれらは 3 次元モデル同士のレジストレーション、あるいは十分多数の断面像を用いたものであり、提案手法のように 2 枚の 2 次元投影像から変形を伴う 3 次元モデルの位置、姿勢、形状を同定する手法はこれまでに見られない。

3. 3 次元パラメトリック形状モデルの構築

3.1 大腿骨形状モデルの生成

本研究では岡田ら [19] によって提案されている統計的骨形状モデルを用いる。この手法は、多数の骨形状サンプルの 3 次元形状から、解剖学的特徴を考慮した統計的手法により、一般的な骨形状のある 1 つの平均形状と数個の形状パラメータからなる 3 次元パラメトリック形状モデル [20] で記述するものである。本手法による大腿骨の 3 次元パラメトリック形状モデルの生成手順を以下に示す。詳細については [19] を参照されたい。

- step1. 表 1, 図 1 に示す大腿骨の解剖学的特徴を自動あるいは手動により取得する。
- step2. 取得した特徴を基に大腿骨を 4 つの領域（骨頭部、頸

部、大転子部、骨幹部)に分割し、各領域に円筒または球面座標系を定義する。

step3. 各領域で設定された座標系において、均等に設定された直線と骨表面上の交点(表面形状データ点)を探索し、その3次元座標を取得する。

step4. 多くの骨形状に対して step1~3 を行い、主成分分析により平均形状と形状パラメータを得る。

3.2 3次元パラメトリック形状モデル

上記の手法により得られた51人の大腿骨形状モデルに対し、同一の番号がつけられた表面形状データ点の3次元座標を比較し、表面形状データ点の平均位置とそれぞれの変位量を求める。次に変位量を主成分分析し、上位50個の主成分と固有ベクトルを抽出する。これより、それぞれの大腿骨の3次元形状は、位置姿勢およびスケールを正規化した平均形状モデルと、主成分と固有ベクトルの積の線型和によって表現できる。具体的には、一般的な表面形状データ点 x' は、平均形状モデル上の点 x と、それぞれの主成分に対応する形状パラメータ(パラメータ1, パラメータ2, ...)により、以下の式(1)で表される。

$$x' = x + (\text{パラメータ1} * \text{標準偏差1} * \text{第1主成分ベクトル}) + (\text{パラメータ2} * \text{標準偏差2} * \text{第2主成分ベクトル}) + \dots \quad (1)$$

これより、一般的な大腿骨の3次元パラメトリック形状モデルは、

- 平均形状モデルと主成分、および主成分ベクトル
- 複数個(最大50個)の形状パラメータ

の組み合わせで記述できる。

4. 大腿骨3次元形状の復元方法

本章では、まず初めに任意の位置、方向から撮影されたX線投影像内の2次元大腿骨像と3次元パラメトリック形状モデルの位置合わせ手法について説明し、次にX線投影像を用いた形状パラメータの推定手法について述べる。両手法とも、Level Set Methodの一手法であるFast Marching MethodによりX線投影像上に構築された2次元距離場を利用し、2次元画像-3次元モデルの位置合わせ、および形状パラメータ推定を行うものである。X線投影像は静止画であることから、本手法では一度2次元距離場が構築されれば、以降の計算は最近傍点探索などを行うことなく高速に実行できる。また、2次元距離場も、Fast Marching Methodにより非常に高速に構築可能である[8]。

ここで、位置合わせと形状パラメータの推定を同時に行う場合、視点からの奥行きと3次元モデルのスケールは、原理的に分離不可能である。そこで提案手法では、異なる2視点から撮影した2枚のX線投影像を用いる。また本論文では、大腿骨の3次元パラメトリック形状モデルは、表面形状データ点を結んで作成される、均等で十分に多数の3角パッチにより記述されているとする。

4.1 2次元大腿骨像と3次元パラメトリック形状モデルの位置合わせ

2次元距離場を利用したX線投影像内の2次元大腿骨像と3次元パラメトリック形状モデルの位置合わせ手順を以下に示す。

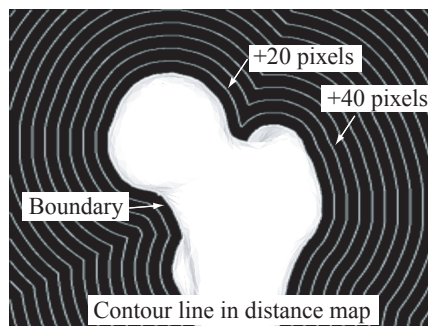


図2 大腿骨画像に対する距離場

step 1. まず、動的輪郭モデル(Snakes や Level Set Method [21])を用い、X線投影像から大腿骨輪郭線を抽出する。

step 2. Level Set Methodの一手法であるFast Marching Method [22]を用い、得られたX線投影像の輪郭線からの2次元距離場を構築する。図2に大腿骨画像に対して求められた距離場の例を示す。

step 3. 大腿骨の3次元パラメトリック形状モデルを適当な初期位置に配置し、2次元X線投影像上に投影する。

step 4. 2次元X線投影像上に投影された3次元パラメトリック形状モデルに対し、そのシルエット画像の輪郭線を求め、輪郭線に対応する3角パッチを求める。これらは後述のように、OpenGLの機能を利用して高速に計算することができる。

step 5(a). 得られた輪郭線上の3角パッチに対し、距離場に応じて計算される力を加える。

step 6(a). ロバスト推定法の一手法であるM推定法を用いて、すべての輪郭線上の3角パッチに対して、加えられた力の和と3次元パラメトリック形状モデル重心回りのモーメントを求める。

step 7(a). 異なる視点から得られた複数の画像に対してStep 3からStep 6(a)を行い、力、モーメントの総和を求める。また得られた力、モーメントの総和に応じて、3次元パラメトリック形状モデルの位置姿勢を更新する。

step 8(a). Step 3からStep 7(a)を力、モーメントの総和が十分小さくなるまで繰り返す。

4.2 形状パラメータの推定手法

次に3次元パラメトリック形状モデルに対する形状パラメータの推定法を示す。本手法においても、前項で構築したX線投影像内の大腿骨像輪郭線の2次元距離場を用いる。

具体的には、前項のstep4の後、以下の手順で最適な形状パラメータを推定する。

step 5(b). 得られた輪郭線上のすべての3角パッチに対し、その投影像における距離場の値の総和を誤差 E と定義する。

step 6(b). 誤差 E が最小となるように、共役勾配法を用いて形状パラメータ値を変更する。

step 7(b). 得られた形状パラメータ値に応じて、3次元パラメトリック形状モデルを更新する。

step 8(b). Step 3からStep 7(b)を、異なる視点から得られた複数の画像に対して行い、誤差 E が十分小さくなるまで繰り返す。

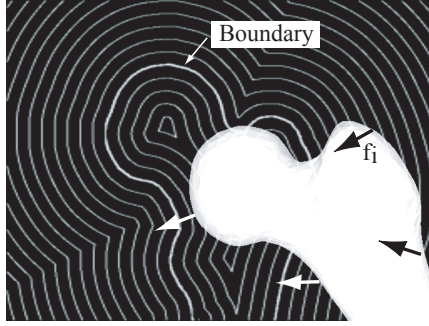


図3 輪郭線上のすべての3角パッチへ力 f を適用

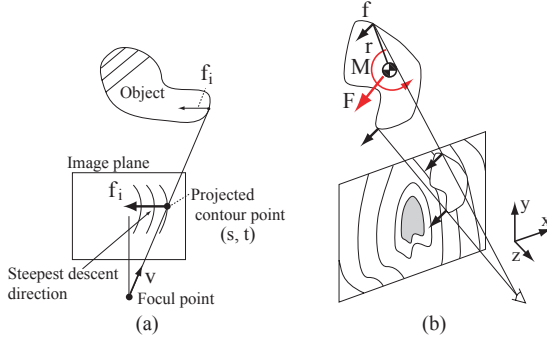


図4 重心周りの力とモーメント

4.3 3次元幾何モデルの輪郭線の高速度抽出

3次元モデルのシルエット画像輪郭線に対応する3角パッチを検出する手法を以下に示す。まず、3次元幾何モデルを構成するすべての3角パッチに異なる色を定義し、OpenGLのレンダリング機能を用いて2次元画像上での投影像を作成する。次に、その2次元投影像をラスタースキャンして輪郭線を求め、さらにその輪郭線上の画素の色を求めることで、対応する3次元モデル内の3角パッチを特定する。

4.4 ロバストM推定法による2次元画像と3次元モデルの相対位置の推定

ロバストM推定法を用いた2次元画像と3次元モデルの相対位置の推定手法について述べる。まず、3次元モデルのシルエット輪郭線上の点 (s, t) に対応する3角パッチを i とし、その投影点での距離場の値を D_i とする。すなわち、

$$D_i = D_{s,t} \quad (2)$$

であり、 $D_{u,v}$ は、2次元画像上の座標 (u, v) での距離場の値である。次に、3角パッチ i の重心に対し、以下の式で計算される力 f_i を加える(図3,4)。

$$f_i = D_i \frac{\nabla D_i}{|\nabla D_i|} \quad (3)$$

ただし ∇D_i は、座標 (s, t) での距離場の一次微分ベクトルである。

さらに、この力 f_i の総和と3次元モデルの重心周りのモーメントを次式により求める。

$$F = \sum_i \psi(f_i) \quad (4)$$

$$M = \sum_i \psi(r_i \times f_i) \quad (5)$$

ただし、 r_i は重心から輪郭線上の3角パッチ i へのベクトルであり、また $\psi(z)$ は適当な影響力関数である。ここで、実際の2次元画像において、ノイズやオクルージョンの発生などで、抽出した2次元画像の境界と3次元幾何モデルの輪郭線が一致しない場合がある。そこで、2次元画像上に対応する輪郭線が存在しない3次元幾何モデル上の3角パッチの影響を低減するために、ロバストM推定法を採用した。まず、各パッチに加わる力 f_i とモーメント $r_i \times f_i$ を誤差 z_i と考え、その総和を

$$E(P) = \sum_i \rho(z_i) \quad (6)$$

とおく。ただし、 $\rho(z)$ は適当な推定関数であり、

$$\frac{\partial \rho(z)}{\partial z} = \psi(z) \quad (7)$$

とする。また P は3次元モデルの位置、姿勢である。この $E(P)$ を最小にする位置 P は次式で得られる。

$$\frac{\partial E}{\partial P} = \sum_i \frac{\partial \rho(z_i)}{\partial z_i} \frac{\partial z_i}{\partial P} = 0 \quad (8)$$

ここで、誤差項評価のための重み関数 $w(z)$ を次式で定義する。

$$w(z) = \frac{1}{z} \psi(z) = \frac{1}{z} \frac{\partial \rho(z)}{\partial z} \quad (9)$$

これにより以下の重み付き最小二乗法を得る。

$$\frac{\partial E}{\partial P} = \sum_i w(z_i) z_i \frac{\partial z_i}{\partial P} = 0 \quad (10)$$

4.5 形状パラメータの推定

3次元パラメトリック形状モデルに対する形状パラメータの推定では、まず3次元モデルの位置、姿勢を固定し、そのときの2次元画像中の大腿骨像の輪郭線と3次元モデルを投影したシルエット輪郭線の距離の総和を最小化する形状パラメータを求める。すなわち、パラメータ推定を行う時点での3次元モデルの位置、姿勢 P を p とし、誤差関数 $E(S)$ を以下の式で定義する。

$$E(S) = \sum_i D_{i|P=p} \quad (11)$$

ただし、 S は3次元形状モデルの複数の変形パラメータである。本論文では、 $E(S)$ を最小にする S を共役勾配法により求める。なお、3次元モデルの位置、姿勢 P 、および形状パラメータ S を共役勾配法などにより同時に推定することも可能であるが、予備実験の結果、位置、姿勢の推定と形状パラメータの推定を分離して交互に行ったほうが良い収束結果が得られたことから、本論文ではこれらを分離して行うこととする。

5. 2枚の画像を用いた大腿骨形状の推定実験

提案手法による大腿骨形状の基本的な推定精度を評価するために、3次元パラメトリック形状モデルの構築に用いた大腿骨形状5例(modeldata1~5)と、モデルの構築に用いなかった大腿骨形状5例(testdata1~5)の計10例に対し、X線投影像を模

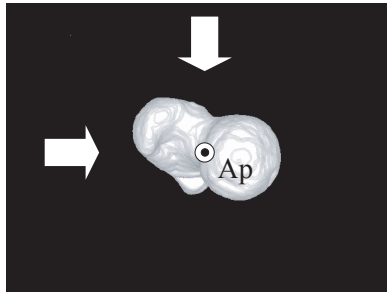


図5 撮影方向

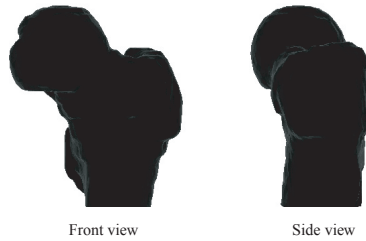


図6 合成した X 線投影像

した 2 次元画像を 2 枚作成して、提案手法により画像内での位置姿勢と形状パラメータを推定する実験を行った。ただし 2 次元画像は実際に X 線撮影が可能な方向を考慮し、図 5 に示すように、視線が垂直に交わるように大腿骨の主軸 A_p まわりに 90 度回転した正面、真横位置からの 2 枚の画像を作成した。作成した画像の例を図 6 に示す。また、使用したすべての大腿骨の形状モデルは CT 画像から予め正確に作成されており、3 次元形状どうしの比較により、対応する表面形状データ点間の距離誤差を最小化する最適な形状パラメータ値は予め求められている。

まず、推定する形状パラメータを主成分の上位から選択し、その数を 0 から 10 まで変化させて提案手法により画像上での位置姿勢、および形状パラメータを推定した。ただし、2 次元大腿骨像の位置合わせと形状パラメータの推定は交互にそれぞれ独立に行った。一例として、testdata4 に対し、平均形状と実対象形状、および推定された形状を図 7 に示す。さらに推定された形状と実際の形状の誤差を、推定形状の表面形状データ点と実対象形状の 3 角パッチ表面までの最短距離の平均値として求めた結果を図 8 に示す。ただし横軸 A は平均形状モデルと実対象形状の初期位置姿勢での誤差、0 は位置姿勢のみ推定した場合の誤差である。これより推定する形状パラメータ数が増加するにつれて推定誤差は減少するが、推定パラメータ数が 5 程度で誤差が一定値に収束し、それ以上は誤差には大きな変化が見られないことがわかった。

また図 9 に、推定パラメータ数が 5 の場合に対して、以下のように誤差を定義し、それらを計算した結果を示す。さらに、このときの 10 例のデータに対する誤差の平均、標準偏差、最大値、最小値を表 2 に示す。

平均誤差 1 平均形状モデルと実対象形状の初期位置姿勢での平均誤差



(a) 平均形状 (b) 実対象形状 (c) 推定された形状

図7 パラメータ推定に用いた大腿骨モデル

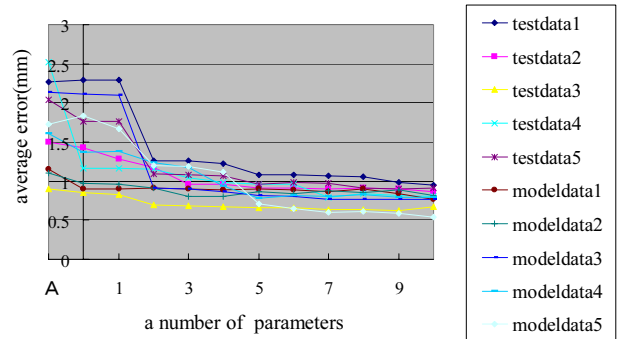


図8 推定パラメータ数に対する誤差の変化

	平均	標準偏差	最大	最小
平均誤差 1	1.69	0.54	2.52	0.90
平均誤差 2	0.90	0.13	1.06	0.60
平均誤差 3 (testdata)	0.91	0.15	1.08	0.66
平均誤差 3 (modeldata)	0.81	0.07	0.90	0.71

表2 誤差評価 (mm)

平均誤差 2 3 次元形状どうしの比較から形状パラメータを推定した場合の平均誤差

平均誤差 3 位置姿勢と形状パラメータの推定を交互に繰り返した場合の平均誤差 (提案手法)

これより、推定された形状の実対象形状との平均誤差は最大で 1.1mm 以下であり、提案手法により 2 枚の異なる方向から得られた大腿骨像を用いるだけで、3 次元形状どうしの比較と同様の推定精度が得られることがわかった。また、統計モデルの構築に用いたデータと用いなかったデータ間で優位な差は見られないことも確認された。

6. ま と め

異なる 2 視点から撮影した 2 枚の大腿骨 X 線投影像から、3 次元パラメトリック形状モデルを用いて、大腿骨の 3 次元形状を推定する手法を提案した。提案した手法は、Fast Marching Method を用いて画像内の大腿骨輪郭線から 2 次元距離場を構築し、それを用いて 3 次元パラメトリック形状モデルと 2 次元大腿骨像の位置合わせ、パラメトリック形状モデルの形状パラメータ推定を行うものである。本論文では 51 例のデータから作成した大腿骨パラメトリック形状モデルを用い、CT 画像から得られた 10 人の患者の大腿骨形状に対して、X 線投影像を

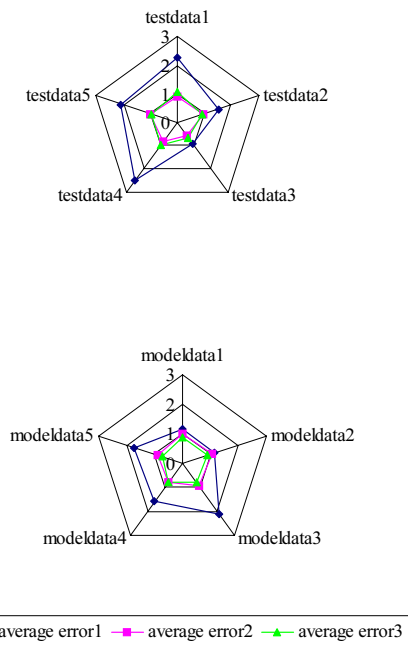


図9 パラメータ推定を行ったときの距離誤差（主成分数5）

模した2次元画像を作成して位置姿勢および形状パラメータの推定を行い、大腿骨の3次元形状を推定した。その結果、推定された形状の実対象形状との平均誤差は1.1mm以下であり、提案手法により2枚の異なる方向から得られた大腿骨像を用いるだけで、3次元形状どうしの比較と同様の形状推定精度が得られることが確認された。今後は撮影方向や画像枚数を変えて同様の実験を行い、推定精度を高めるための最適な条件について検討する。さらに実際のX線投影像を用いた実験を行い、提案手法の実用化を目指す予定である。

文 献

[1] I. Stamos and P. K. Allen. Integration of range and image sensing for photorealistic 3d modeling. In *Proc. of the 2000 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 1435–1440, 2000.

[2] I. Stamos and P. K. Allen. Automatic registration of 2-d with 3-d imagery in urban environments. In *Proc. of the International Conference on Computer Vision*, pp. 731–737, 2001.

[3] L. Liu and I. Stamos. Automatic 3d to 2d registration for the photorealistic rendering of urban scenes. In *IEEE International Conference on Robotics & Automation*, 2005.

[4] R. Kurazume, K. Noshino, Z. Zhang, and K. Ikeuchi. Simultaneous 2d images and 3d geometric model registration for texture mapping utilizing reflectance attribute. In *Proc. of Fifth Asian Conference on Computer Vision (ACCV)*, pp. 99–106, 2002.

[5] 倉爪, 西野, M. D. Wheeler, 池内. リフレクタンスエッジと濃淡エッジを用いたテクスチャのアライメント. *電子情報通信学会論文誌 D-II*, Vol. J85-D-II, No. 6, pp. 1038–1046, 2002.

[6] M. D. Elstrom and P. W. Smith. Stereo-based registration of multi-sensor imagery for enhanced visualization of remote environments. In *Proc. of the 1999 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 1948–1953, 1999.

[7] K. Umeda, G. Godin, and M. Rioux. Registration of range and color images using gradient constraints and range intensity images. In *Proc. of 17th International Conference on Pattern Recognition*, pp. 12–15, 2004.

[8] 岩下, 倉爪, 小西, 中本, 橋爪, 長谷川. 二次元距離場を用いた三次元幾何モデルと濃淡画像の高速な位置合わせ. *電子情報通信学会論文誌通信学論 (D-II)*, Vol. J88-D-II, No. 9, pp. 1889–1899, 2005.

[9] Q. Delamarre and O. Faugeras. 3d articulated models and multi-view tracking with silhouettes. In *Proc. of the International Conference on Computer Vision*, Vol. 2, pp. 716–721, 1999.

[10] K. Matsushita and T. Kaneko. Efficient and handy texture mapping on 3d surfaces. In *Comput. Graphics Forum 18*, pp. 349–358, 1999.

[11] P. J. Neugebauer and K. Klein. Texturing 3d models of real world objects from multiple unregistered photographic views. In *Computer Graphics Forum 18*, pp. 245–256, 1999.

[12] C. V. Stewart, C. L. Tsai, and A. Perera. A view-based approach to registration: Theory and application to vascular image registration. In *International Conference on Information Processing in Medical Imaging (IPMI)*, pp. 475–486, 2003.

[13] C. V. Stewart, C. L. Tsai, and A. Perera. Rigid and affine registration of smooth surfaces using differential properties. *Proc. of Third European Conference on Computer Vision (ECCV '94)*, pp. 397–406, 1994.

[14] A. Guezic, X. Pennec, and N. Ayache. Medical image registration using geometric hashing. *IEEE Computational Science and Engineering, special issue on Geometric Hashing*, Vol. 4, No. 4, pp. 29–41, 1997.

[15] Eric Bardinet, Laurent D. Cohen, and Nicholas Ayache. A parametric deformable model to fit unstructured 3d data. *Computer Vision and Image Understanding*, Vol. 71, No. 1, pp. 39–54, 1998.

[16] P. R. Andresen and M. Nielsen. Non-rigid registration by geometry constrained diffusion. *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI '99)*, pp. 533–543, 1999.

[17] T. Masuda, Y. Hirota, K. Ikeuchi, and K. Nishino. Simultaneous determination of registration and deformation parameters among 3d range images. In *Fifth International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling*, pp. 369–376, 2005.

[18] CSK Chan, DC Barratt, PJ Edwards, GP Penney, M Slomczykowski, TJ Charter, and DJ Hawkes. Cadaver validation of the use of ultrasound for 3d model instantiation of bony anatomy in image guided orthopaedic surgery. In *Lecture Notes in Computer Science, 3217 (Proc. 7th International Conference on Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention, Part II (MICCAI 2004), St-Malo, France)*, pp. 397–404, 2004.

[19] 岡田, 佐藤, 小山, 菅野, 吉川, 越智, 田村進一. 3次元CT画像を用いた解剖学的特徴に基づく統計骨形状モデルの構築. 第24回日本医用画像工学会大会 (JAMI2005), pp. –, 2005.

[20] TF Cootes TF, CJ Cooper, CJ Taylor, and J Graham. Active shape models — their training and application. *Computer Vision and Image Understanding*, Vol. 61, No. 1, pp. 38–59, 1995.

[21] J. Sethian. *Level Set Methods and Fast Marching Methods, second edition*. Cambridge University Press, UK, 1999.

[22] J. Sethian. A fast marching level set method for monotonically advancing fronts. In *Proceedings of the National Academy of Science*, Vol. 93, pp. 1591–1595, 1996.