

統計的形状モデルを用いた古人骨の骨盤形状復元 A Method for Recovering Ancient Pelvis Bone Using Statistical Shape Model

諸岡健一[†] 松原良太[‡] 宮内翔子[†] 福田孝一[§] 杉井健[§] 倉爪亮[†]

Ken'ichi Morooka Ryota Matsubara Shoko Miyauchi Takaichi Fukuda Takeshi Sugii Ryo Kurazume

1. まえがき

遺跡から出土した人間の骨，古人骨は，その時代の食生活や文化，社会などを推測する有効な手がかりとなる．この推測において，古人骨の性別も，時代背景を知る重要な要素である．性別判定法の一つに，人骨の中で最も性差が大きい骨盤を調べる方法がある．骨盤は，仙骨と左右寛骨からなり，男女の骨盤を比べると，左右寛骨がなす恥骨下角は男性より女性が大きいの．また，仙骨と寛骨がなす骨盤上口は，男性はハート型，女性は楕円形である．そこで，仙骨と左右寛骨から骨盤を復元することで，古人骨の性別を判定できる．

骨盤形状は，仙骨と寛骨の接合面（耳状面）をはめ合わせて復元する．ここで，古人骨は長年埋土されていたため，もろく崩れやすく，また破損部が多々ある．そのため，古人骨を直接用いて骨盤復元を繰り返すと，仙骨と寛骨の接合面が崩れてしまう可能性がある．

そこで，本研究では，3次元形状計測装置で取得した仙骨と寛骨の各表面形状モデルを基に，統計的形状モデル (Statistical Shape Model: SSM) を用いて各骨の欠損部を補完しつつ，古人骨の骨盤を復元する手法を提案する．SSM は，カテゴリ内の対象物の形状の多様性をモデル化したものであり，そのカテゴリ内の全物体形状を少数のパラメータで再現できる．まず，SSM を用いて，仙骨と寛骨の各形状を復元する．次に，骨盤の SSM と，復元した仙骨と寛骨の相対関係に基づいて，骨盤の形状を復元する．

類似研究として，骨折などにより破損した骨の形状モデルを繋ぎ合わせる研究 [1, 2] がある．この研究では，骨折した骨の接合面に欠損がほぼなく，接合面間の近傍点の対応付けだけで，骨のつなぎ合わせができる．一方，古人骨の場合，接合面やその周囲の表面形状に欠損が含まれているため，単純な近傍点による対応付けでは，接合面間で適切な対応点を選べず，骨盤の形状を復元できない．これに対し，本研究では，接合面の形状を推測しながら，骨盤形状を再構築する．

2. 統計的形状モデル (SSM)

本手法では，仙骨，寛骨，および骨盤全体の各 SSM を構築する．SSM 構築では，まず，複数の同一部位の 3次元表面形状モデル間に対応付ける．ここで，異なる形状モデルは，同一部位であっても，頂点数や頂点の連結関係が同じとは限らず，モデル間の対応付けは複雑になる．この解決法として，本手法では，自己組織可変モデル変形法 [3] により，同一部位の形状モデルを，同じ目標曲面に写像する．そして，得られた写像結果と目標曲面の対応関係に基づき，目標曲面のメッ

シュ構造で元モデルの形状を再構築する．これにより，全モデルを，目標曲面のメッシュ構造で表現でき，モデル間の対応付けが容易となる．

N 個の対象物の 3次元表面形状モデルが与えられ，各モデルは I 個の頂点からなるとする． n 番目 ($1 \leq n \leq N$) の形状モデルを， $X_n = [x_1^{(n)}, \dots, x_I^{(n)}, y_1^{(n)}, \dots, y_I^{(n)}, z_1^{(n)}, \dots, z_I^{(n)}]^T$ で表すと， N 個の 3次元形状モデルから共分散行列 Σ

$$\Sigma = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (X_n - M)(X_n - M)^T, \quad M = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N X_n$$

を得る． Σ の固有ベクトルとその固有値を求め，固有値の降順に固有ベクトルを並び替える．そして，全固有値の総和に対する，第 1 番目から第 K 番目までの固有値 λ の総和の比 $\sum_{k=1}^K \lambda_k / \sum_{n=1}^N \lambda_n$ である，累積寄与率を求める．この累積寄与率が閾値以上となる第 K 番目までの固有ベクトルを使って，SSM $S(\theta)$ は，

$$S(\theta) = M + \sum_{k=1}^K \theta_k \cdot \sqrt{\lambda_k} \cdot e_k \quad (1)$$

と表される． λ_k は，固有ベクトル e_k の固有値である．形状パラメータ $\theta = [\theta_1, \dots, \theta_K]$ の要素 θ_k を $|\theta_k| \leq 3$ の範囲で変えることで，SSM はカテゴリ内の様々な形状を再現できる．また θ の全要素が 0，つまり $\theta = 0$ の時，SSM はカテゴリ内の平均形状 M を表す．

3. 提案手法

3.1. 仙骨と寛骨の形状復元

本手法では，まず，仙骨と寛骨の各形状を SSM より復元する．計測装置で得た古人骨の形状モデル (以後，古人骨モデル) より，仙骨と左右寛骨それぞれから特徴点を手動で選択する．また，仙骨と左右寛骨の各 SSM より得られる平均形状から，特徴点の対応点を選ぶ．以下では，仙骨を例として，処理の流れを述べる．

特徴点とその対応点が一致するよう，仙骨の古人骨モデル B_s と，仙骨の平均形状 M_s の位置合わせを行う．次に， B_s の形状を表す，仙骨 SSM の形状パラメータ θ_s を，式 (2) より求める：

$$\theta_s = (\Phi_s^T \Phi_s)^{-1} \Phi_s^T B_s; \quad (2)$$

$$\Phi_s = [\sqrt{\lambda_1^s} \cdot e_1^s, \dots, \sqrt{\lambda_K^s} \cdot e_K^s]. \quad (3)$$

l_1 制約付きフーバー損失最小化学習を適用し，以下の処理を繰り返しながら， B_s の形状を再現する，最適形状パラメータ $\hat{\theta}_s$ を推定する．

Step.R1: θ_s より，2つの対角行列 Θ_s, W_s を求める：

$$\Theta_s = \text{diag}(|\theta_1^s|, \dots, |\theta_K^s|); \quad (4)$$

[†]九州大学, Kyushu University

[‡]東京大学, University of Tokyo

[§]熊本大学, Kumamoto University

$$W_s = \text{diag}(w_1^s, \dots, w_I^s). \quad (5)$$

$$w_i^s = \begin{cases} 1 & (|r_i^s| \leq \eta_1^s) \\ \eta_1^s / |r_i^s| & (\eta_1^s < |r_i^s| \leq \eta_2^s) \\ 0 & (|r_i^s| > \eta_2^s). \end{cases} \quad (6)$$

ここで、残差 r_i^s ($1 \leq i \leq I$) は、 θ_s を使って仙骨 SSM より得られる形状モデル $S_s(\theta_s)$ の点と、その近傍にある B_s の点間の距離である。また、 η_1^s, η_2^s は閾値である。

Step.R2: 式 (7) より、 $\tilde{\theta}_s$ を求める:

$$\tilde{\theta}_s = (\Phi_s^T W_s \Phi_s + \epsilon_s \Theta_s^{-1})^{-1} \Phi_s^T W_s B_s. \quad (7)$$

但し、 ϵ_s は正規化パラメータである。

Step.R3: $|\theta_s - \tilde{\theta}_s|^2$ が閾値以下ならば、処理を終了する。そうでなければ、 $\theta_s \leftarrow \tilde{\theta}_s$ とし、Step.R1 に戻る。

形状パラメータの推定法として、残差 r の L_2 ノルムを誤差関数とした最小二乗法で求めるものがある。これに比べ、フーバー損失最小化学習は、 r の L_1 ノルムを誤差関数に導入することで、雑音を含むデータ群に対し頑健にパラメータを推定できる。

同様に、左右寛骨についても、上述の処理で最適形状パラメータを求める。そして、最適形状パラメータを使って SSM より復元した仙骨と左右寛骨の形状 (以後、復元モデル) を、それぞれ R_s, R_{hl}, R_{hr} とする。

3.2. 骨盤の形状復元

各骨の復元モデルの接合面 (耳状面) は、元の古人骨で形状が保持されている領域 (原形状領域) と、その形状が欠損し SSM で補完した領域に分けられる。本研究では、原形状領域のみを使って、復元モデル間の位置合わせを行いつつ、古人骨の骨盤形状を復元する。ここで、左右寛骨の SSM S_{hl}, S_{hr} の各耳状面、および仙骨 SSM S_s の左右耳状面における原形状領域を、それぞれ $A_{hl}, A_{hl}, A_{sl}, A_{sr}$ とする。

まず、復元モデル間の大まかな位置合わせを行う。仙骨の復元モデル R_s から特徴点を選ぶ。また、骨盤 SSM S_p から平均形状モデル $M_p = S_p(0)$ を求め、 M_p から特徴点の対応点を選択する。特徴点とその対応点が一致するよう、 R_s と M_p を位置合わせする。同様の処理で、左右寛骨の復元モデル R_{hl}, R_{hr} と M_p の位置合わせも行う。次に、 A_{hl} と A_{sl} の重心が一致するよう、 S_{hl} を移動する。同様に、 A_{hr} と $A^{(sr)}$ の重心が一致するよう、 S_{hr} を移動する。

以下の処理を繰り返し行い、骨盤形状を復元する。

Step.P1: A_{sl} からランダムに頂点を複数個選び、その頂点ごとに、最近傍にある点を A_{hl} から求める。選んだ点とその最近傍点における法線ベクトルが互いに正対しているなら、これらの点是对応しているとみなす。これによって選ばれた点組を使って位置合わせを行う。位置合わせ後の対応点間の平均距離 ξ を算出する。

この、1) 頂点選択と対応点探索、および 2) 位置合わせを t 回繰り返す、 ξ が最小となる位置に、左寛骨復元モデル R_{hl} を移動する。

Step.P2: l_1 制約付きフーバー損失最小化学習 (Step.R1~R3) を用いて、 R_s と R_{hl} を組み合わせに対し、骨盤 SSM の最適形状パラメータ θ_{pl} を求める。

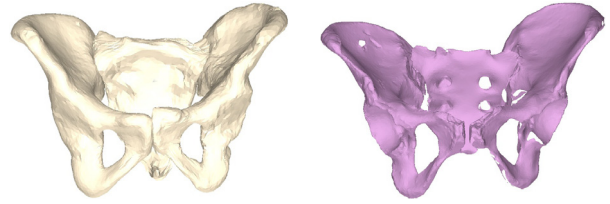


図 1: (左) 復元モデルの位置合わせ結果; (右) 現代人の骨盤の復元結果

表 1: 復元した骨盤と、欠損前の骨盤の姿勢のずれ [deg]

	pitch	yaw	roll
左寛骨	-1.21	-5.83	7.18
右寛骨	2.77	2.76	1.07

Step.P3: 右寛骨の特徴点を用いて、右寛骨復元モデル R_{hr} と骨盤 SSM $S_s(\theta_{pl})$ の位置合わせを行い、 R_{hr} を移動する。

Step.P4: Step.P1 と同様の処理を行い、 A_{sr} と A_{hr} が最も近づく位置に R_{hr} を移動する。そして、Step.P2 と同様に、 S_s と R_{hr} の組み合わせに対し、骨盤 SSM の最適形状パラメータ θ_{pr} を求める。

Step.P5: $|\theta_{pr} - \theta_{pl}|^2$ が閾値以下ならば、処理を終了する。そうでなければ、左寛骨の特徴点を用いて、左寛骨復元モデル S_{hl} と骨盤 SSM $S_s(\theta_{pr})$ の位置合わせを行い、Step.P1 に戻る。

4. 実験および結論

提案手法の有効性を検証するため、現代人の骨盤形状モデルに対し、仙骨と左右寛骨の耳状面に手で欠損部を作り、この欠損モデルに提案手法を適用し骨盤形状を復元する実験を行った。この実験で使用した、仙骨、左右寛骨および骨盤全体の SSM は、6 名 (男女各 3 名) の骨形状モデルから作成した。但し、欠損モデルに使用した形状は、SSM 構築に用いていない。

提案手法による、仙骨と寛骨の復元モデルの位置合わせ結果を、図 1 左に示す。骨盤の形状を保持しているかを確認するために、仙骨と各寛骨の耳状面において、対応点間の平均二乗距離を求めた。仙骨の左右耳状面での平均二乗距離は、それぞれ 7.76 ± 0.48 [mm], 6.47 ± 0.33 [mm] である。図 1 左の復元モデルの位置関係を用いて、元の現代人の骨に入れ替えた結果を図 1 右に示す。ここで、欠損前と、図 1 右における各骨の姿勢のずれは、表に示すように小さかった。以上の結果から、本手法は骨盤形状を精度良く復元できている。

謝辞: 本研究の一部は、JSPS 科研費 16K00243 および高橋産業経済研究財団の助成を受けた。

参考文献

- [1] B. Liua, et al., "Virtual plate pre-bending for the long bone fracture based on axis pre-alignment", *Computerized Medical Imaging and Graphics*, vol.38, no.4, pp.233-244, 2014.
- [2] J.A. Levine, et al., "Automatic Fracture Reduction", *Mesh Processing in Medical Image Analysis 2012*, pp.22-29, 2012.
- [3] S. Miyauchi, et al., "Area- and Angle-Preserving Parameterization for Vertebra Surface Mesh", *Recent Advances in Computational Methods and Clinical Applications for Spine Imaging*, vol.20, pp.187-198, 2015.