

モデルベースドモーションキャプチャのための個体適応人体モデルの構築

Person-adaptive model for model-based motion capture system

垂水 信二 (九大) 岩下 友美 (九大) 倉爪 亮 (九大)

Shinji TARUMI, Kyushu University, tarumii@irvs.is.kyushu-u.ac.jp

Yumi IWASHITA, Kyushu University

Ryo KURAZUME, Kyushu University

This paper introduces a person-adaptive model for markerless motion capture system. Various model-based motion capture systems, which estimate human motion by comparing the 3D human model with either a reconstructed 3D human shape or captured images, have been proposed so far. However, a unique 3D human model to each person has to be prepared in advance, since joint positions and size of the 3D human model cannot be changed during the processing of estimating one's motion. To overcome this problem, 3D human models using cylinders or superquadric ellipsoids have been proposed, but there are still problems to be solved, for example, human motion cannot be estimated precisely due to the shape difference between the actual human shape and the 3D human model, and the number of parameters is large. So in this paper, we propose a parametric 3D human model to estimate human motion precisely. In experiments, we show various 3D human models can be expressed with the change of parameters of the proposed model.

Key Words: Model-based motion capture, parametric human model, thin-plate splines

1 はじめに

人間の動きを計測し記録するモーションキャプチャは、仮想空間での臨場感溢れる共同作業支援や技術の蓄積・継承などの分野で、多くの需要が見込まれる。現在実用化されているモーションキャプチャには磁気式・光学式・リンク装着式などがあるが、これらは磁気、光学マーカや特殊な計測装置を装着する必要があるため、対象に拘束感を与えてしまう。この問題に対して、対象の周囲に複数配置したカメラを用いて人間の動作推定を行うマーカレスモーションキャプチャの研究が行われている。マーカレスモーションキャプチャは前述の計測装置を装着する必要がないため、自然な状況下での動作推定を可能にする。代表的な手法としてモデルベース法があるが、これはカメラ画像と3次元人体モデルとを比較する方法と、カメラ画像から復元した対象人物の3次元形状と3次元人体モデルとを比較する方法の二つに大別される。前者の手法は、まず3次元人体モデルを2次元カメラ画像上に投影し、その投影像とカメラ画像との間でエッジや輪郭線などの画像特徴量を比較し、それらが最もよく一致する人体モデルの姿勢を探索するものである。後者の手法は、複数カメラより復元した対象人物の3次元形状と3次元人体モデルの体表面の対応点を求めることで、対象人物の姿勢を推定するものである。しかしどちらの手法においても従来の3次元人体モデルは関節位置や大きさを変更できないため、対象人物に対して固有な3次元人体モデルを予め作成する必要があった。これを解決するために、体の各部位を筒 [1] や超楕円形 [2] で近似したモデルが提案されている。これらのモデルは各部位をパラメータを有した形状で表わすことで、対象人物の体格に合わせた変形を可能にしている。しかしながら、これらのモデルにおいても、3次元人体モデルと実際の対象人物の形状は完全に一致しない、または推定すべきパラメータ数が多いといった問題があった。

そこで本論文では、3次元平均形状と数個のパラメータから成る個体適応人体モデルを提案する。このモデルは、従来モデルのように3次元人体モデルの関節角度の変更によって人体モデルの姿勢変更が可能であり、また関節角度の変更と同時に、パラメータの変

更により全身の形状を非剛体変形することが可能なモデルである。このモデルを用いることで、動作推定と同時に、より高精度な体格の推定が可能なモーションキャプチャが実現できると考えられる。本稿では、提案する個体適応人体モデルの具体的な構築方法と、パラメータの変化による3次元人体モデルの非剛体変形について示す。

2 個体適応人体モデル構築手法

本手法では複数人物の人体形状データを用いて統計的に学習することで、モデルを構築する。モデル構築に使用したデータは産業技術総合研究所デジタルヒューマン研究センターの「AIST/HQL 人体寸法・形状データベース 2003」内の人体形状データである。このデータはボディラインスキャナ (C9036-02, 浜松ホトニクス) で計測した20~30歳の男性49名、20~35歳の女性48名、合計97名の人体形状であり、表面情報を持った頂点群として表わされる。また各形状データは全身の17箇所にランドマーク点を持つ (Fig.1)。このデータを用いた個体適応人体モデル構築手法の詳細を以下に示す。

2.1 データ対応付け

人体形状データは人物間で頂点数が異なっており、また各形状データにおいてランドマーク点以外の頂点の対応付けは一切行われていない。そこで、全ての人体形状データを同一頂点数かつ同一幾何学的構造として再構築する手法を提案する。本手法では、まず基準となる形状データを一つ選択し、3D Thin-Plate Splineを用いて他の形状データへと非剛体レジストレーションを行う。次に、基準となる形状データの法線情報を用いて各形状データの対応点を取得する。以下に手法の詳細を示す。

2.1.1 3D Thin-Plate Spline を用いた非剛体レジストレーション

Thin-Plate Spline は散在した点データを通る平面の歪みを連続的にし、かつ平面の曲げエネルギーを最小化することで、散在した

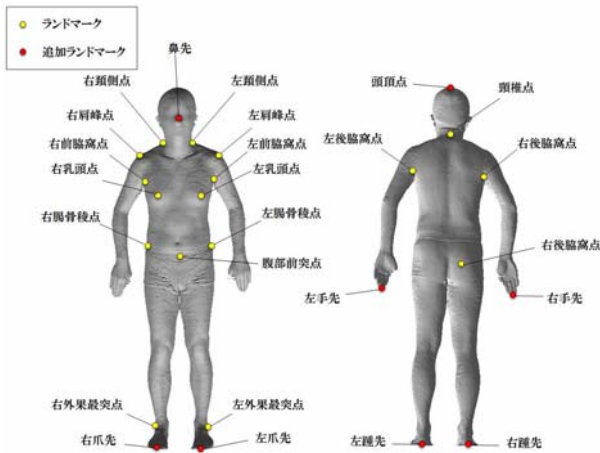


Fig.1 ランドマーク点一覧

点データを通る表面を補間する手法である。具体的には、平面上の点データを制御点として表わし、これらの点の移動量を第3次元の移動量と捉え、3次元の薄板 (thin-plate) の変形エネルギーを最小化することで補間する。例えば、xy 平面において制御点の移動可能な方向を z 軸方向に限定することで、Fig.2 で示す結果が得られる。結果より、高さの異なる制御点を通る平面を表現可能であることが分かる。また、1つの制御点に複数の移動量を定義することにより、異なった変形も可能となる。xy 平面上の制御点に x 方向、y 方向の2方向の移動量を定義し、それぞれの移動量に対応した2枚の薄板を用いて同様の処理を行うことで Fig.3 で示す結果が得られる。結果より、平面的に変形した平面を表現可能であることが分かる。

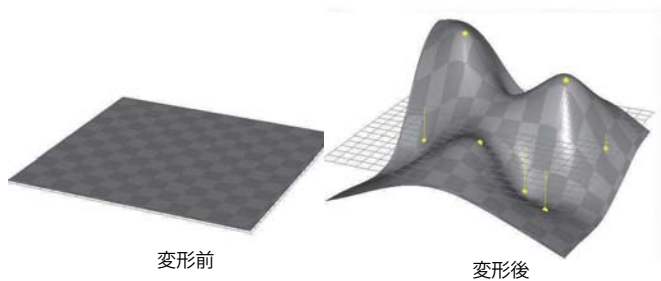


Fig.2 Thin-Plate Spline 例1

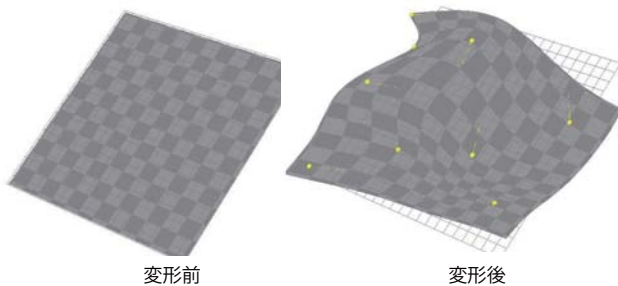


Fig.3 Thin-Plate Spline 例2

さらに Thin-Plate Spline を3次元に拡張することで、3次元の変形を行うことが可能になる。計算方法を以下に示す。3D Thin-

Plate Spline を計算するには (1) 式を解き W と A を求めればよい。 A は線形変形のためのアフィン変換係数であり、 W は非線形変形のための重み付け係数である。

$$\begin{bmatrix} K & P \\ P^T & O(4,4) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} W \\ A \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} V \\ O(4,3) \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$W = (w_1, w_2, \dots, w_n)^T \quad (2)$$

$$A = (a_1, a_x, a_y, a_z)^T \quad (3)$$

$$P = \begin{bmatrix} 1 & x_1 & y_1 & z_1 \\ 1 & x_2 & y_2 & z_2 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 1 & x_n & y_n & z_n \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$K = \begin{bmatrix} 0 & U(r_{12}) & \dots & U(r_{1n}) \\ U(r_{21}) & 0 & \dots & U(r_{2n}) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ U(r_{n1}) & U(r_{n2}) & \dots & 0 \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$U(r) = r^2 \log r^2 \quad (6)$$

$$r_{ij} = \sqrt{(x_j - x_i)^2 + (z_j - z_i)^2 + (z_j - z_i)^2} \quad (7)$$

$$V = \begin{bmatrix} x'_1 & y'_1 & z'_1 \\ \dots & \dots & \dots \\ x'_N & y'_N & z'_N \end{bmatrix} \quad (8)$$

$O(r, w)$ は $r \times w$ の零行列である。 n は制御点の数であり、 P は移動前の制御点の初期位置からなる行列に1からなる列を左に追加した行列である (4)。 K は3D Thin-Plate Spline の制御点間の距離に対応した関数 $U(r)$ からなる行列である (5)(6)(7)。 V は変形後の制御点の位置である。変形後の制御点間の補間は以下の式で与えられる。

$$f(x, y, z) = a_1 + a_x x + a_y y + a_z z + \sum_{i=1}^n w_i U(|P_i - (1, x, y, z)|) \quad (9)$$

3D Thin-Plate Spline は空間的に変形するため、空間内の3次元データを非剛体変形することができる。本手法を用いて直方体中の人体形状データを非剛体変形した例を Fig.4 に示す。次に3D

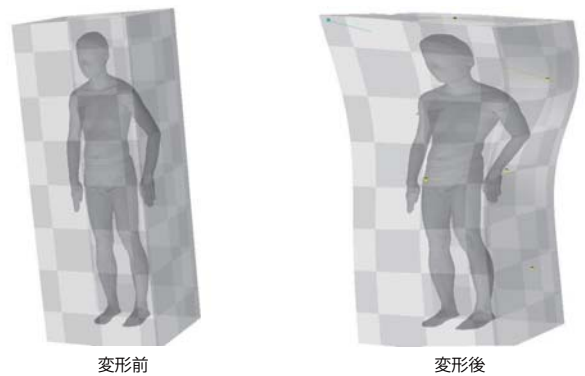


Fig.4 3D Thin-Plate Spline

Thin-Plate Spline を用いた非剛体レジストレーション手法について述べる。まず基準となる形状データを一つ選択し、そのデータのランドマーク上に制御点を定める。次にその制御点を別の形状データの対応するランドマークと一致するように移動することで変形する (Fig.6 A B)。ランドマークにはデータ上に定義されていた17個に加えて手先・足先・鼻先・頭の頂点の8個、計25個を使用する (Fig.1)。

2.1.2 法線を用いた対応付け

前述の 3D Thin-Plate Spline による非剛体レジストレーションでは、ランドマーク点において基準モデルとその他のモデルの頂点は一致するが、その他の頂点では一致しない場合がある。また頂点数や幾何学的構造も異なったままである。そこでレジストレーション後に法線情報を用いて対応付けを行う。まず、基準となる形状データの各頂点に隣接するメッシュの法線の平均を各頂点の法線とする。次に各頂点の法線と対象の形状データ上のメッシュとの交点を求めて、その点を対応点とすることで、同一頂点数かつ同一幾何学的構造の人体形状を再構築する (Fig.5)。結果を Fig.6 B に示す。

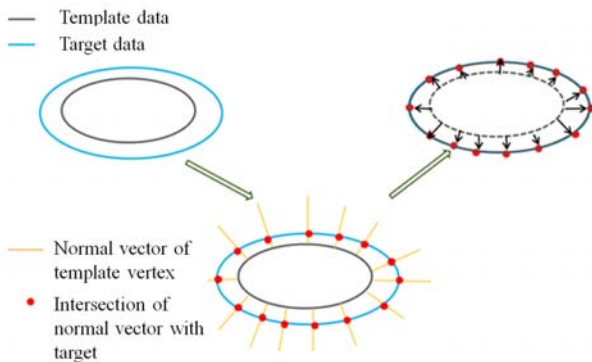


Fig.5 法線を用いた頂点对応付け手法

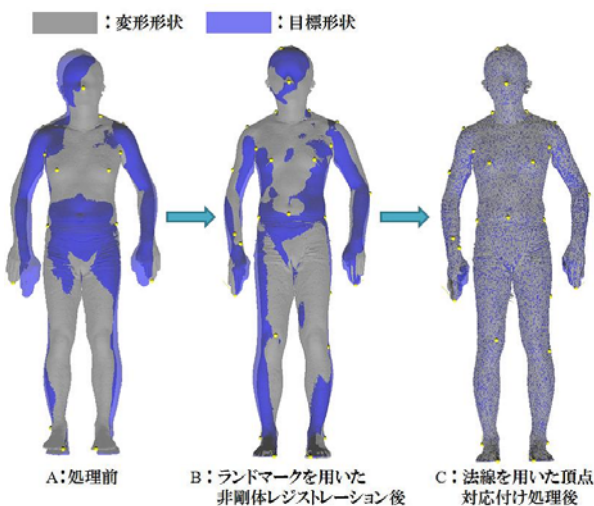


Fig.6 非剛体レジストレーションと頂点对応付け

2.2 個体適応人体モデルの構築

2.1 節で構築した人体形状データを用いて個体適応人体モデルを構築する。形状データの頂点数を k とすると各頂点は (x, y, z) の 3次元の値を持つため、一つの形状データは $3 \times k$ 次元のベクトルとして扱うことができる。これを $\mathbf{x}_i (i = 1, 2, \dots, N)$ とする。 N は人体形状データの個数とする。まず最初に全ての形状データの平均

を計算することで、個体適応人体モデルの初期形状 $\bar{\mathbf{x}}$ を求める。

$$\bar{\mathbf{x}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathbf{x}_i \quad (10)$$

次に基本形状と各形状との差分 $d\mathbf{x}_i$ を求める。

$$d\mathbf{x}_i = \mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}} \quad (11)$$

この差分 $d\mathbf{x}_i$ の分散・共分散行列 S に対して、主成分分析を行うことにより個体適応人体モデルを定式化することができる。 S は以下の式で表される。

$$S = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N d\mathbf{x}_i d\mathbf{x}_i^T \quad (12)$$

主成分分析は行列 S についての固有変換

$$S \mathbf{p}_j = \lambda_j \mathbf{p}_j \quad (13)$$

を解くことで行われる。ここで λ と \mathbf{p} はそれぞれ S の固有値、および固有ベクトルを表し $j = 1, \dots, 3k$ である。さらに次元圧縮のため対応する固有値が大きい順に、固有ベクトルを主成分として選択する。 t 個の主成分を選択したとき、個体適応人体モデルは以下の式で表される。

$$\mathbf{x} = \bar{\mathbf{x}} + \mathbf{P}\mathbf{b} \quad (14)$$

ここで $\mathbf{P} = (\mathbf{p}_1 \mathbf{p}_2 \dots \mathbf{p}_t)$ は t 個の固有ベクトル行列、 $\mathbf{b} = (b_1 b_2 \dots b_t)^T$ は各主成分の重みパラメータである。この t 個の重みパラメータを変更することで、人体モデルの変形を行う。

3 3次元人体モデルの非剛体変形

構築した個体適応人体モデルの各主成分に応じたパラメータを変更し、非剛体変形した例を Fig.7 に示す。結果より、第一主成分として身長を意味するパラメータが選出されていることが分かる。これは人間の個人差が最も顕著に表れる特徴が身長であることに起因している。また、第二主成分は腰の反り度合い、第三成分は背中への曲がり度合い、第四成分は全身の太さを表していることが分かる。

4 まとめ

平均形状と数個の形状パラメータから成る、非剛体な全身変形を実現する個体適応人体モデルを提案した。また、実際に複数人物の人体形状データを基に個体適応人体モデルを構築し、人体形状の変形の様子を示した。

今後の課題としては、関節角度の変化による人体モデルの姿勢変化が挙げられる。現在は、人体モデル生成の際に 3D Thin-Plate Spline を用いて変形することで、基準モデルとその他のモデルにおける表面頂点の対応付けを行っており、今後は基準となる人体形状データに関節位置情報を持たせ、表面頂点の対応付けの際に関節位置も同時に変化させる。これにより、個体適応人体モデルのパラメータを変化した際に、形状の非剛体変形だけでなく、関節位置も同時に変化させることが可能になると考えられる。

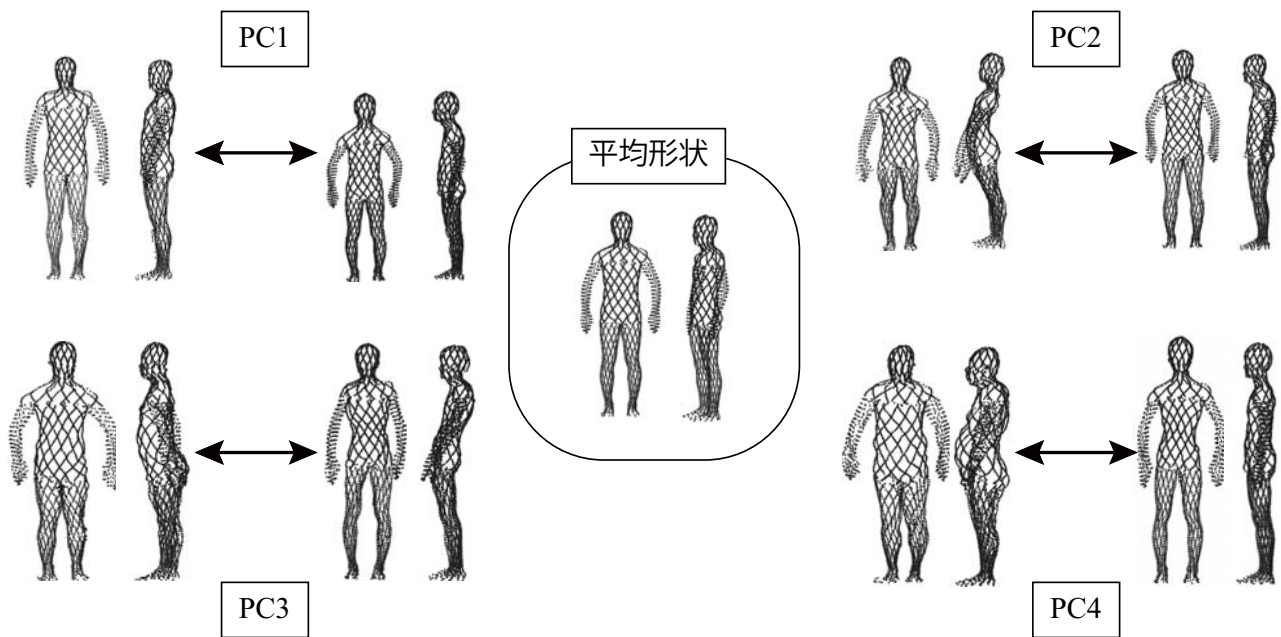


Fig.7 主成分に応じた変形例

文献

- [1] H. Sidenbladh, M. J. Black, and D. J. Fleet, Stochastic tracking of 3D human figures using 2D image motion, *in Proc. of the European Conference on Computer Vision, vol. 2*, Dublin, Ireland, June 2000, pp. 702-718.
- [2] R. Kehl, L.V. Gool, Markerless tracking of complex human motions from multiple views *Computer Vision and Image Understanding*, 104, 2006, pp. 190-209.
- [3] 持丸正明, 人体形状の変位と産業応用, *バイオメカニズム学会誌*, Vol. 29, No. 2, 2005, pp. 90-94.
- [4] Fred L. Bookstein, Principal Warps: Thin-Plate Splines and the Decomposition of Deformations, *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 11, No. 6, 1989, pp. 567-585.
- [5] C. Sinthanayothin, W. Bholsithi, W. Tharanon, Tooth Alignment of the Dental Cast Using 3D Thin Plate Spline, *National Science and Technology Development Agency*.
- [6] T. F. Cootes, C. J. Taylor, D. H. Cooper, and J. Graham, Active Shape Models - Their Training and Application, *Computer Vision and Image Understanding*, Vol.61, No.1, 1995, pp.38-59.
- [7] D. Anguelov, P. Srinivasan, D. Koller, S. Thrun, J. Rodgers SCAPE: Shape Completion and Animation of People, *ACM SIG-GRAPH*, 2005.