

時系列形状の主成分分析に基づく人体・着衣の形状解析

辻 良介, 浮田 宗伯, 木戸出 正継†

任意の人体や形状変化の大きな非剛体着衣にも適用可能な, 人間の3次元復元誤差の除去および各体節部位の特定を同時にオンライン実行できる手法を提案する。本手法は, 詳細解析により得られる対象の高精度形状の時系列変化を体節ラベル付で事前に学習し, この学習データと入力データとの比較による形状解析を行う。また, 学習データ探索の高速化のため, 時系列形状は主成分分析して固有空間上の多様体として記録する。その固有空間上にオンラインで計算される入力形状を投影し, 学習データ中から類似データを探索することにより, 各体節情報をもった高精度形状を獲得する。この獲得形状とオンライン復元形状の比較により, 目的とする各体節部位の特定および復元誤差の除去が可能となる。提案手法の有効性を示すため, 形状変化の大きい着物を着衣とした実験を行った。

Shape Analysis of a Human Body with Clothing based on PCA of Time-series Volume Data

RYOSUKE TSUJI, NORIMICHI UKITA, AND MASATSUGU KIDODE †

We propose an online method for simultaneously refining the reconstructed volume of a human body with loose-fitting clothing and identifying body-parts in it. In our method, a set of temporal target volumes, acquired by a sophisticated 3D reconstruction algorithm, with body-part labels is learned in advance. The temporal volume data is learned using PCA and stored as a temporal manifold in the eigenspace. Each volume reconstructed online is projected into the eigenspace and compared with the manifold in order to find similar high-precision data with body-part labels. Experimental results demonstrate that our method can refine the volume including loose-fitting clothes and identify its body-part labels online.

1. はじめに

人体の姿勢・運動情報の獲得により, ジェスチャなどの動作を入力としたインターフェイス, ヒューマン・ロボットインタラクションや, 運動情報に基づく映像のコンテンツ化, スポーツ・伝統技能などの学習支援システムなど様々な応用が期待される。任意のタスク・環境における人体の運動情報を獲得するためには, 着衣を含めた**身体部位の特定**が要素技術として必要となる。こうした技術は従来から研究されており, 用途に合わせた様々な手法が提案されている。

コンピュータビジョンの分野では, カメラ画像のみから人体の動作情報を獲得する研究が盛んに行われている。被観測者の身体各部にマーカ(LED, 磁気センサーなど)を取りつける必要がないため, 着衣への制約および被観測者への拘束感を与える影響が少なく, 様々な手法¹⁾が提案されている。

カメラ単体による2次元画像情報のみに基づいた手

法では, 対象領域に対する人体の近似モデル当てはめにより姿勢推定を行っている。しかし, 対象をある一方向から観測した情報のみを参照しているため, 遮蔽に対して不安定であるという本質的な問題がある。

この問題に対して, 複数カメラにより対象を多方向から撮影して得られる3次元形状(ボリウムデータ)に基づく手法が提案されている。復元された3次元ボリウムデータを扱うことにより, 遮蔽に対する頑健性が向上する。さらに, モデル当てはめによる姿勢推定にとどまらず, その後の詳細な**形状解析**への展開も可能となる。一方, 3次元復元処理そのものに計算コストを要してしまうという欠点もある。しかし, 高速かつ安定な3次元形状復元を可能とする視体積交差法²⁾の利用により形状復元そのものは実時間実行が可能であり, それに続く推定処理の高速化によりオンラインシステムの実現も十分に可能となってきた。そこで本手法でも, 多くの類似手法でなされているように視体積交差法による3次元復元を行い, その結果から対象の体節情報推定を行う。

3次元形状に基づく手法では, 文献3), 4)などで行われているように, 復元ボリウムとモデルの重なりが最大になるモデルパラメータを求めることにより

† 奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科
Graduate School of Information Science, Nara Institute
of Science and Technology

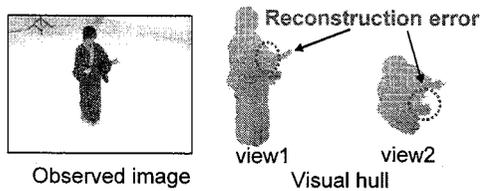


図1 視体積交差法による大きな3次元復元誤りの例

姿勢推定が行われる。また、文献5), 6)で示されているように、人体の各体節(頭, 胴, 前腕など)がそれぞれ異なる剛体運動をするという仮定に基づいて、時系列ポリウムから各体節領域を抽出する手法も存在する。しかし、これらすべての手法は「各体節は剛体として近似可能」という大きな仮定に基づいている。そのため、観測対象の着衣が着物のようなルーズな着衣であった場合、人体の運動により着衣を含む各体節の形状は大きく変形してしまうので各体節を剛体近似できず、上記手法を適用することは困難である。

剛体近似を必要としない、またはルーズな着衣を含んだ姿勢推定やその形状解析を積極的に行う従来手法は極めて少ない。手法7)では、各体節の形状を剛体ではなくパラメトリックな空間的分布として表現し、各体節のポリウム保存や体節ラベルの空間的連続性を制約条件として各体節形状を表現する最適パラメータを推定している。これにより、着物を着衣とした観測対象にも対応している。しかし、1)最適パラメータ推定における反復計算による速度低下、2)パラメトリックモデルによるポリウム表現の限界、3)3次元復元誤差による性能低下、などの問題が残る。

本手法では、上記問題1については反復を要さない解探索手法、問題2についてはボクセル集合を直接表現できる対象モデルを、それぞれ実現することによって解決する。問題3に関しては、画像情報に基づいた3次元復元から誤差を完全に除去することは困難である。特に、視体積交差法による3次元復元を行う限り、復元結果は真の形状を含んだ凸包であり凹形状を表現できない、すなわち、凹部に偽のポリウムデータが含まれてしまうという問題は不可避である。この結果、カメラ配置と対象の位置・姿勢によっては、図1に示すような大きな復元誤りが生じてしまう。この偽のポリウム領域を除去する手法として、異なる視点間で対応画素の色の同一性をチェックするSpace Carving⁸⁾や、時系列ポリウムデータ表面の動的変形を行う弾性メッシュモデル⁹⁾などが提案されている。しかし、それぞれ観測対象中の一樣なテクスチャ部分に対応困難、オンライン処理が不可能、という問題がある。そこで、問題3に対処するためには、偽のポリウムを含んだ3次元復元結果を入力として、体節特定に必要な精度で高速ポリウム修正を行う手法が必要となる。

以上の議論から、本稿では以下の特徴を備えた「視

体積交差法により生成される時系列ポリウムデータを用いた人体・着衣の形状解析」を目的とする。

- オンライン実行可能
- 着衣の大きな変形を許容するポリウムデータの各体節への分割
- 偽のポリウム領域除去による任意対象の3次元復元結果のポリウム修正

ポリウムデータの各体節への分割は、着衣も含んだ復元ポリウム中の各ボクセルに対して体節ラベルを割り当てる処理である。これは人体そのものの体節位置を示した姿勢推定結果ではないが、最終的な人体の姿勢推定を行う前処理として位置づけられる。ポリウム修正に関しては、シルエット抽出などが原因の大きな復元誤りや視体積交差法の原理上発生する大きな偽のポリウム領域の除去を目的とする。

2. 処理概要

人体の体節特定・姿勢推定を行う手法では、人体に関する様々な知識を利用することが推定精度や頑健性を向上させるための一般的なアプローチである。特に近年では、実際に観測した対象の動きをそのまま学習しておく事例ベースの手法が多く提案されている。具体的には、関節可動角¹⁰⁾や姿勢変化の確率的表現^{11), 12)}の獲得が挙げられる。こうした事例ベースの手法では、パラメトリックな表現では困難な人体の複雑かつ微妙な変化を正確に表現できている。

しかし、これらの従来法はすべて、観測データの姿勢変化をモーションキャプチャシステムにより得ている。モーションキャプチャが広く使われているのは、正確な学習データを容易に獲得できるためである。しかし、本稿の目的に対しては、1)観測者が緩い着衣を着用している場合、装着マーカが位置ずれするために正確な関節点の動きや姿勢変化を観測できない、2)マーカ点だけを計測しているため着衣を含む形状変化はまったく表現できない、といった問題がある。

そこで、本稿では事例ベースの学習モデルを利用した従来法の長所を備えたまま本稿の目的を実現するため、以下のデータ学習を行う。

- 人体・着衣の高精細3次元ポリウムの時系列変化をそのまま学習
- 各時刻の3次元ポリウムと体節ラベルデータとを対応づけて記録

体節ラベルデータは、特定したい体節ごとに着色された着衣の3次元復元結果から直接獲得する。この学習データと入力の時系列ポリウムデータとの比較による形状解析を行う。また、学習データ探索の高速化のため、時系列ポリウムデータは主成分分析され、形状変化は固有空間上の多様体として記録される。この固有空間上に入力ポリウムデータを投影し、学習データ中から類似したデータを探索することにより、

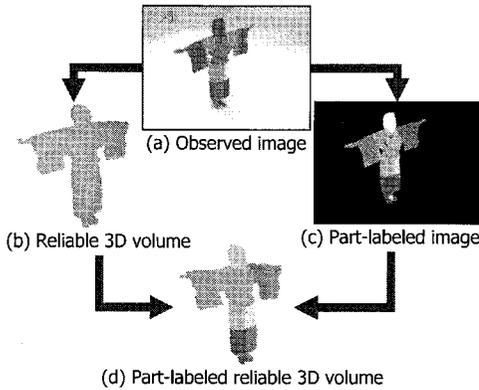


図2 体節ラベル付き高精度ボリウムデータの生成処理

各体節情報をもった高精度形状を獲得する。本研究では、入力ボリウムデータの各ボクセルに対して10種の体節ラベル（頭部、胴体部、右上腕部、右下腕部、左上腕部、左下腕部、右上脚部、右下脚部、左上脚部、左下脚部）を割り当てる。さらに、特殊なラベルとして非対象を用意し、入力ボリウム中の偽のボリウムに対してこのラベルを割り当てる。すなわち、この特殊ラベルを含めた全11種類のラベル割り当てによって、全身ボクセル集合に対する体節ラベル割り当てとボリウム修正を同時に実現できる。

3. 時系列ボリウムの学習

3.1 体節ラベル付き高精度ボリウムデータ生成法

まず、図2中の(a)のように特定したい体節ごとに着色された着衣を含んだ観測対象人物の形状を、視体積交差法²⁾により復元する。視体積交差法の原理上、このボリウムデータには凹部に偽のボリウムが含まれてしまう。そこで、弾性メッシュ変形⁹⁾を利用して復元形状を真の形状に近づける。この処理では、まずボリウムデータを3角形メッシュデータに変換し、様々な情報・制約条件をメッシュ頂点に作用する力として表現し、各頂点における各力の状態に応じて変形過程を動的にコントロールすることで、より高精度な形状復元結果（図2中の(b)）を得る。

この高精度ボリウムデータの各ボクセルに対して、それぞれ体節ラベルを割り当てる。そのために、まず色検出によって着色された体節領域ごとにラベル化された画像（図2中の(c)）を生成する。この色検出には手法13)を利用した。次に、多視点からなるラベル画像を用いて、表面ボクセルの体節ラベリングを行なう。まず、各カメラの視点からその画像平面上の体節ラベル付の各画素を通過する直線を求める。この直線と復元ボリウムとが初めて交わるボクセルが、その視点からの可視ボクセルである。この可視ボクセルに投影画面中の体節ラベルを与えることにより、表面

ボクセルの体節ラベル化を行なう。この表面のラベリングだけでは、内部ボクセルには体節ラベルは割り当てられない。そこで、各内部ボクセルにおいて最近傍の体節ラベル化された表面ボクセルを探索することによって、内部ボクセルの体節ラベル化を行なう。以上の処理により、図2中の(d)のような体節ラベルをもった高精度形状を生成できる。この結果を学習データとして利用する。

3.2 階層的なボリウムの学習

提案手法では、ボリウムデータの学習を行う。ボリウムデータの解像度が高いほど、最終的な形状解析の精度が向上する。しかし、3次元ボリウムデータは2次元画像データと比べて高次元であり、高解像度データをそのまま全身比較すると、一部分のみが適合した局所解に陥りやすいことや処理速度低下といった問題が生じる。そこで、データ学習を低解像度な全身ボリウムデータと高解像度な各体節領域のボリウムデータとに分けて行う。これにより、巨大な次元数のデータの主成分分析時に計算機のメモリ不足が生じてしまうといった実装上の問題も回避できる。

また、各体節の高解像度解析を独立に行うため、学習データ中の異なる全身姿勢から各体節姿勢を選択し、それらの組み合わせからなる全身姿勢も高解像度表現できている。すなわち、このような体節組み合わせ姿勢がオンライン観測されても対応可能という長所も備える。

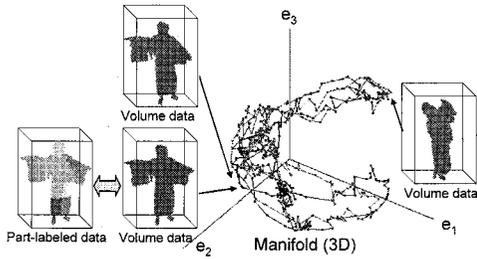
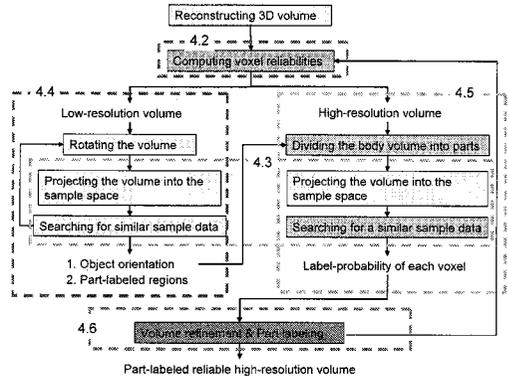
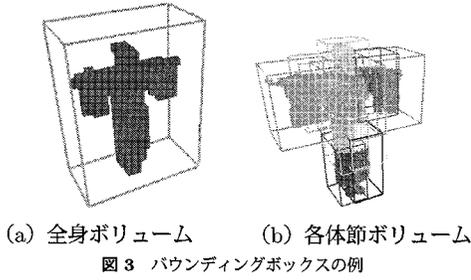
3.3 主成分分析による形状変化の記録

高次元な時系列ボリウムデータを低次元空間の多様体として表現するため、主成分分析を行なう。主成分分析を行うためには、各フレームにおけるボリウムデータの次元数（ボクセル数）を一致させる必要がある。そこで、各フレームにおけるボリウムデータの3次元重心を求め、それを基準に3次元の対象物体を囲む一定サイズの直方体（以下、バウンディングボックスと呼ぶ）を定めた。このバウンディングボックス内に含まれるボクセル集合を、主成分分析に始まる形状解析に利用するボリウムデータとする。バウンディングボックスのサイズは、全フレームにおいて対象のボリウムを囲うことのできるサイズとする。全身ボリウムおよび各体節ボリウムを対象としたバウンディングボックスの例を図3に示す。ある体節のバウンディングボックス内には、他の体節のボリウムデータも含まれることに注意されたい。

ある時刻 t における d 次元のボリウムデータを $v_t = [v_{t,1}, v_{t,2}, \dots, v_{t,d}]^T$ ($v_{t,i} \in \{0, 1\}$)。ただし、0 は非対象ボクセル、1 は対象ボクセルとし、これから全フレームのボリウムデータ集合 V を、次のように表現する。

$$V = [v_1 - m, v_2 - m, \dots, v_T - m] \quad (1)$$

ただし、 T は学習データとして利用するボリウムデータ数（すなわち、撮影フレーム数）、 m は T 個のボリウムデータの平均ボリウムデータ



$$m = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T v_t \quad (2)$$

である。次に、 V からボリュームデータの共分散行列

$$S = VV^T \quad (3)$$

を算出する。そして、

$$\lambda_i e_i = S e_i \quad (4)$$

の固有値問題を解いて固有ベクトル $\{e_i | i = 1, \dots, d\}$ を得る。ただし、 e_i は対応する固有値 λ_i の大きい順に並んでいるものとする。この固有ベクトルを基底とした空間が固有空間となる。

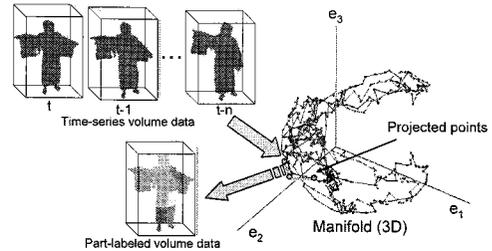
d 次元のボリュームデータ v_t は、 d より十分に小さい k 個の固有ベクトルによって近似表現できる。すなわち、 k 個の固有ベクトルからなる行列 $E = [e_1, e_2, \dots, e_k]$ を用いて、線形射影

$$y_t = E^T (v_t - m) \quad (5)$$

により、 k 次元の固有空間上の点 y_t に変換できる。また、時系列に連続なボリュームデータの投影点を直線で結ぶことにより、時系列的な形状変化を軌跡として表現することができる。

これにより、時系列ボリュームデータを固有空間上の多様体として表現することができる。さらに、多様体中の各点（あるフレームのボリュームデータ）に対して、対応する体節ラベルデータを記録しておく。以上により、体節ラベル情報をもった形状変化を低次元空間で記録できる。図4にその様子を示す。図4より、類似した形状は学習空間内で類似した位置に分布していることが確認できる。

本3.3節の処理は、図4に示した全身ボリューム



データだけでなく、各高解像度体節ボリュームデータに対してもそれぞれ適用される。したがって、最終的には11個（全身+10個の体節）の固有空間中に、体節ラベル付ボリュームデータの時系列変化が多様体として記録される。この多様体は、時系列ボリュームの投影点集合を $\{y_t^1, \dots, y_t^T\}$ で構成されている。ただし、 y_t^i は時刻 t における学習データの投影点を表すものとする。

4. 形状解析:体節ラベル割当てとボリューム修正

オンライン形状解析では、高速計算可能な視体積交差法により生成される時系列ボリュームデータを入力とし、事前に作成済の高精度学習データを参照した形状解析を行なう。図5に処理の流れを示す。図5中の数字は、その処理の詳細を示す節番号である。

4.1 時系列ボリューム学習データからの解探索

本4.1節では、全身・体節データの解析に共通した類似解探索による形状解析の概要を述べる。

4.1.1 学習空間への投影

現フレームと過去 n フレームからなる時系列ボリュームデータ $\{v_t, v_{t-1}, \dots, v_{t-n}\}$ (図6中の Time-series volume data) を、それぞれ固有ベクトルによって張られる空間である学習空間に投影する。投影計算は式(5)で示した通りであり、時系列ボリュームデータの

投影点群 $\{y_t^l, y_{t-1}^l, \dots, y_{t-n}^l\}$ からなる軌跡パターンが得られる。ただし、 y_t^l は時刻 t における入力データの投影点を表すものとする。

4.1.2 類似データの探索

時刻 t における入力時系列ボリュウムデータから得られる軌跡パターン $y_t^l = (y_t^l, y_{t-1}^l, \dots, y_{t-n}^l)$ と学習データの軌跡パターン $y_s^l = (y_s^l, y_{s-1}^l, \dots, y_{s-n}^l)$ ($s \in \{n+1, \dots, T\}$) との比較により類似データを探索する。この軌跡パターンの各点同士の距離総和を探索の評価値とする。よって、下式で表される最小距離総和 $D(t)$ に対応する学習データ y_s^l が、入力データ y_t^l と最も類似した学習データとして選択される。

$$D(t) = \min \sum_{s=n+1}^T \|y_s^l - y_t^l\| \quad (6)$$

こうして決定された学習データ y_s^l から、凹部分のボリュウム除去などの処理が施された高精度形状が参照可能であり、その形状と対応する体節ラベルデータも参照することもできる。

上記探索時、参照する過去の履歴数 n を大きくするほど、同一動作の探索成功率は向上する。その一方で、探索コストは大きくなってしまふ。また、 n が大き過ぎると、長時間にわたって学習データと全く同じ動きをしている入力動作の解析しかできなくなってしまう。そこで、タスクにあわせて処理時間、および短い類似動作の組み合わせからなる一連の動きへの適用可能性を考慮にいれて、 n を決定するのが望ましい。本稿で示す実験では $n = 5$ とした。

しかし、入力ボリュウムデータには偽ボリュウムデータが含まれており、この偽ボリュウムデータの影響により正確な学習データの探索をできない恐れがある。また、学習空間内の全てのデータ $y_t^l = (y_t^l, y_{t-1}^l, \dots, y_{t-n}^l)$ に対して評価を行なうことは、学習したボリュウムデータの数に比例して処理時間が増大することとなり、無駄な処理を多く含むといった問題を抱えている。これら偽ボリュウムへの対処法、および探索の効率化について、それぞれ 4.2、4.3 節で述べ、4.4 節以降で、これらの処理を利用したオンライン形状解析を実際の手順に沿って説明していく。

4.2 偽ボリュウムデータへの対応

形状復元誤差である偽ボリュウムデータの影響に対して安定な処理を行なうため、各ボクセルの空間中における偽ボリュウムの発生し易さを確率的に表現したボクセル信頼度を設定する。このボクセルの信頼度は、学習データ中に含まれる各形状（各時刻の復元形状）に対して与えられる。

4.2.1 ボクセル信頼度の算出法

偽ボリュウム領域の発生箇所は、対象形状だけでなく撮影カメラ群との位置関係によっても大きく変化する。そこで、各対象形状（対象の各フレームの姿勢に対応）に関して「撮影カメラ群との位置関係が変化

した際に視体積交差法により生成されるサンプルボリュウムデータ群」と「弾性メッシュ変形により高精度化させたボリュウムデータ」との比較により、偽ボリュウム領域の発生箇所を特定してボクセル信頼度の算出を行なう。サンプルボリュウムデータ群は、真の形状とみなせる高精度ボリュウムデータをもとに仮想的に生成できる。つまり、仮想的な 3 次元空間中においてカメラ群と既知の高精度形状との位置関係を変化せ、ボリュウムデータを画像平面に投影することよりシルエット画像を生成する。この仮想的なシルエット画像を用いて視体積交差法による形状復元を行うことにより、多サンプルのボリュウムデータを生成する。T フレームからなる学習データ中、時刻 t の学習データに対するボクセル信頼度は下式で表現する。

$$C_t = \begin{bmatrix} c_{t,1} & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & c_{t,d} \end{bmatrix} \quad (7)$$

4.2.2 ボクセル信頼度を利用した学習空間への投影式 (5) に対してボクセル信頼度を適用した学習空間への投影式

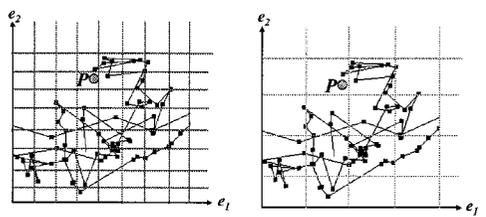
$$\hat{y}_t^l = E^T C_t (v_t - m) \quad (8)$$

により得られる投影点 \hat{y}_t^l を探索に用いる。これにより、偽ボリュウムデータの影響を軽減させた探索を行うことができる。しかし、ボクセル信頼度 C_t は、入力データ v_t が学習データ中のどのデータと対応しているかがわからないと与えることができず、鶏と卵の関係にある。そこで、本手法では時系列的に連続な入力データ間の差は微小であることを仮定し、解析処理時の時刻 t に利用するボクセル信頼度は時刻 $t-1$ で探索された学習データから決定されるものとする。

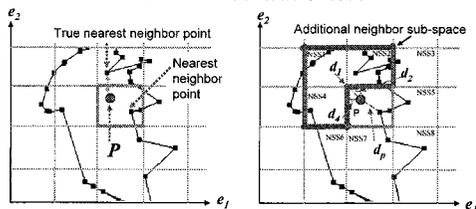
4.3 学習データ探索の効率化

探索処理の高速化のためには、学習空間中の全てのデータに対して類似度の評価を行うのではなく、入力データが存在する近傍空間中の学習データに対してのみ類似度の評価を行うことが望ましい。そこで本手法では、事前に学習空間全体を一定間隔の部分領域に区切り、各部分空間中に存在する学習データを調べておく。例を図 7 (a) に示す。推定時には、まず入力データの投影点が含まれる部分空間を選択し、推定された部分空間内でのみ探索を行う。部分空間のサイズを小さくすればするほど、探索を行なうデータ数は減少するが、図 8 (a) 中の投影点 P のように入力データが投影された部分空間に学習データが存在せず、類似度の評価が行えない可能性が上がる。この問題に対しては、さらに大きなサイズの部分空間 (図 7 (b)) を用意しておき、小さいサイズの部分空間集合から順に入力データの投影・探索を行うことにより対処した。

しかし、入力データの投影点 P が含まれる部分空間 SS_P のみを探索範囲とした場合、図 8 中 (a) のように、部分空間 SS_P 外に真の最近傍学習データ (図 8



(a) 空間を m 分割 (b) 空間を n 分割 ($n < m$)
 図 7 学習空間の階層的な分割



(a) 探索失敗 (b) 探索範囲大
 図 8 探索範囲の拡大

中 (a) の “True nearest neighbor point”) が存在する可能性がある。そこで、投影点 P と部分空間 SS_P における最近傍学習データ (図 8 中 (a) の “Nearest neighbor point”) との距離 d_P を閾値にして、投影点 P からの距離 d_i が下式を満たす隣接部分空間 NSS_i (図 8 中 (b) の太線で囲まれた “Additional neighbor sub space”) を探索範囲に加える。

$$d_i < d_p \quad (9)$$

このように、部分領域のサイズを階層的に設定した効率的な探索により、高速性と確実に類似解を探索できる安定性を両立させた。

4.4 低解像度全身ポリウムデータの形状解析

本節から、ここまでに述べた処理を利用してオンライン形状解析を実際の手順に沿って説明していく。

オンラインで計算される低解像度時系列ポリウムデータを全身ポリウムの学習空間に投影し、類似データの探索により以下の 2 点を推定する。

対象の向き ポリウムデータは、世界座標系の下で復元されたボクセル集合である。よって、対象の姿勢・形状が同じであっても、対象の向きが異なれば、全く異なるデータとしてみなされてしまう。そこで、同じ形状・姿勢の学習データを基準とした入力データの回転角を推定する。

体節領域 入力ポリウムデータの中から各体節の存在領域を特定できれば、その領域のポリウムと学習済の高解像度体節ポリウムとを比較できる。そこで、入力全身ポリウムデータ中の各体節ボクセルが占める領域を含んだ (ほぼ外接する) バウンディングボックスの特定を行なう。

上記 2 点を推定するための低解像度全身ポリウムデータの解析処理を以下に示す。

- step.1 入力ポリウムデータの 3 次元重心を推定。
- step.2 重心を原点とし、鉛直上向きの軸を中心にポリウムデータを θ 回転。
- step.3 学習データ作成時と同じサイズのバウンディングボックスを設定し、その領域内のポリウムデータを学習空間に投影。
- step.4 式 (6) の評価値 $D^\theta(t)$ により、学習データ中から投影点の最類似データを探索。
- step.5 回転角度 θ を変化させて step.2 ~ step.4 を繰り返し処理。
- step.6 $\min D^\theta(t)$ となる θ を対象の向き $\hat{\theta}$ として決定。

- step.7 $\min D^{\hat{\theta}}(t)$ となる全身学習データ中の各体節領域を体節ラベル付き高精度ポリウムデータから獲得し、入力データ中の各体節領域を決定。

4.5 高解像度体節ポリウムデータの詳細形状解析

低解像度な全身形状解析の結果に基づき、入力ポリウムから得られる高解像度な各体節ポリウムデータを体節ポリウム学習空間に投影し、各ボクセルのラベル確率を決定する。ここで、ラベル確率とは各ボクセルにおけるラベル候補を確率的に表現したものである。以下に、処理の流れを示す。

- step.1 入力の高解像度時系列ポリウムデータを対象の向き $\hat{\theta}$ に回転させ、各体節領域に分割。
- step.2 各体節の時系列ポリウムデータを体節ポリウム学習空間にそれぞれ投影。
- step.3 $D^L(t) < (\text{閾値})$ を満たす類似データを複数個探索。

- step.4 探索された高精度な体節ラベルデータおよびその評価値から各ボクセルのラベル確率を決定。

4.6 体節ラベル割当およびポリウム修正

体節ごとの詳細な形状解析の結果を統合し、各ボクセルにラベル確率をもった全身の高解像度ポリウムデータを生成する。ここで、各体節は一つの塊として存在しているため、あるボクセルとその近傍のボクセルとのラベルは一致している可能性が高い。そこで、あるボクセルとその近傍ボクセルのラベル確率を統合することにより、形状全体としての整合化をはかる。そして、各ボクセルにおいて、最も高いラベル確率をもつラベルを、そのボクセルのラベルとして決定することにより、本稿の目的を達成する。

5. 実験と考察

提案手法の有効性を確認するため、形状変化の大きい着物を身に付けた人物を観測対象として実験を行なった。観測対象を囲むように天井に設置された 7 台の同期撮影カメラにより 30fps で撮影される画像群を利用した実験について以下に示す。

5.1 学習データ

学習データには 1000 フレームからなる時系列ボ

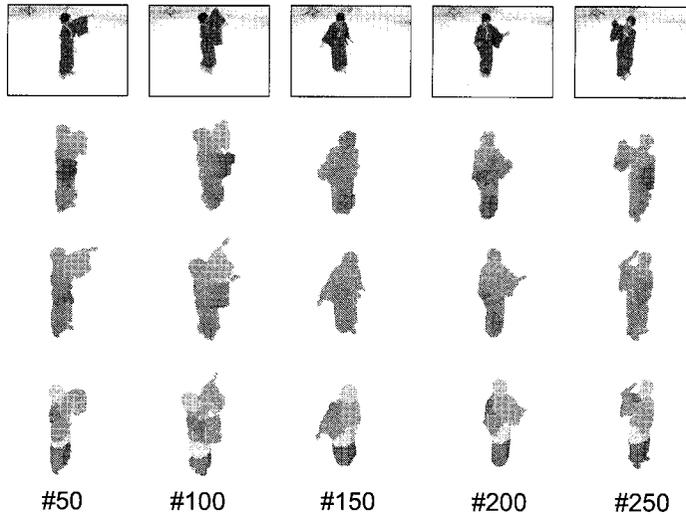


図9 実験結果：上段から順に，観測画像，入力の高解像度ボリュームデータ，形状解析結果

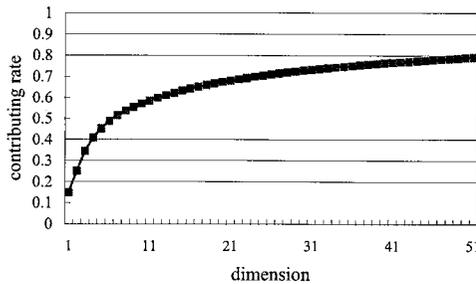


図10 全身ボリュームの累積寄与率

ボリュームデータを利用し，低解像度な全身ボリュームデータおよび高解像度な各体節ボリュームデータのボクセルサイズは世界座標系でそれぞれ60[mm]，20[mm]とした。

提案手法では，高次元なボリュームデータ集合を主成分分析より次元圧縮された学習空間に記録した。この学習空間の次元数は累積寄与率 a

$$a = \frac{\sum_{j=1}^{p^{(i)}} \lambda_j^{(i)}}{\sum_{j=1}^{d^{(i)}} \lambda_j^{(i)}} \quad (10)$$

を基に決定する。7843次元からなる全身ボリュームデータ群を主成分分析した時の，次元数と累積寄与率との関係を図10に示す。この値を参考に，十分な形状解析精度を保てる最小の次元数として，累積寄与率が70%を満たす次元数を学習空間の次元数として，それぞれ決定した。

5.2 実験結果

形状解析結果を図9に示す。人体の運動による着衣

のおおきな変形に対しても，安定にボリュームデータの各体節への分割ができていることがわかる。提案手法では，ボリュームデータの重心を座標系の原点とし，対象の向き推定を行なっていることから，図11に示すように被観測者の回転方向を正しく推定した上で，体節推定ができていいる。また，図12に示すように，入力のボリュームデータ中に含まれる偽のボリューム領域が，除去されていることが確認できる。形状復元後から形状解析結果までの計算速度は1フレーム当たり約0.042[sec]であった。以上のことから，本稿で挙げた目的を満たせたことを確認した。

5.3 考察

多くのフレームでは5.2節で示されたように正確な体節ラベル割当およびボリューム修正が成功しているものの，図13のように体節ラベル割当を誤っているフレームもいくつかみられた。図13の例では，右上腕ラベルが右上脚部分に一部割り当てられている。本手法では，各体節の詳細形状解析において，各体節はそれぞれ独立に類似する学習データの探索を行なっている。そのため，各体節の形状を組み合わせることにより，学習データ中に含まれない観測対象の形状にも対応することが可能な手法となっている。一方で，各体節がそれぞれ異なる学習データを参照することにより，図13のように形状全体として誤った結果が得られてしまう。これは，各体節のバウンディングボックス内に，他の体節の情報を含んでしまっていることにも起因する。さらに，入力のボリュームデータは学習空間内における類似データの探索にのみ利用しており，形状解析結果は十分に入力のボリュームデータを反映しているとはいえない。したがって，今後の課題として，以下のような改良により形状全体としての整合化

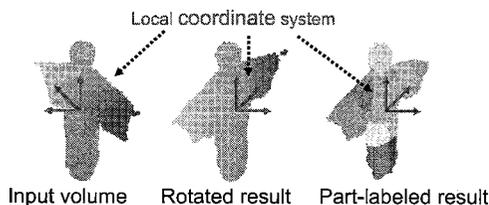


図 11 対象の向き推定と体節ラベル結果

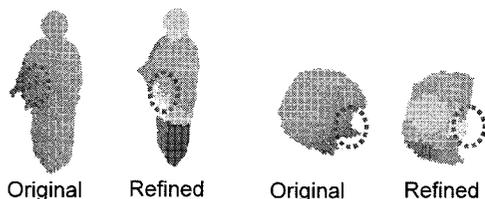


図 12 ボリューム修正結果

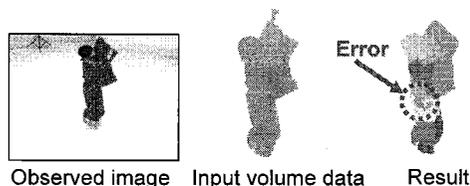


図 13 誤った体節ラベルの割当の例

が必要であると考えられる。

- 体節ごとの学習データ探索において、他の体節における探索結果を相互参照する。
- ラベル確率の統合およびラベル決定時に、入力ボリュームデータに基づき、人体・着衣の制約条件（各体節は一つの塊である、各体節の体積は一定など）を利用する。

6. おわりに

任意の人体・着衣のオンライン形状解析に基づいて、復元誤差の除去および各体節部位の特定を同時に実行できる手法を提案した。提案手法では、詳細解析により得られる対象の高精度形状の時系列変化を体節ラベル付で事前に学習し、この正解学習データと入力データとの比較による形状解析を行う。この解析の結果、視体積交差法で得られる対象の3次元ボリュームの中から大きな復元誤差領域を除去し、修正された3次元ボリュームの中から定義済みの10種類の体節（非対象ラベルを除く）が対応する領域を得ることができた。

本研究の一部は、文科省プロジェクト「知的資産の電子的な保存・活用を支援する支援するソフトウェア基盤技術の構築」における「大型有形・無形文化財の高精度デジタル化ソフトウェアの開発」の補助を受けた。また、色検出¹³⁾、形状修正⁹⁾については、それぞ

れ和歌山大学和田俊和教授、京都大学延原章平助手にソフトウェアを提供して頂いた。深謝致します。

参考文献

- 1) T. B. Moeslund and E. Granum, "A Survey of Computer Vision-Based Human Motion Capture," *CVIU*, Vol.81, No.3, pp.231-268, 2001.
- 2) G. K. M. Cheung, T. Kanade, J.-Y. Bouguet, M. Holler, "A real time system for robust 3D voxel reconstruction of human motions," *CVPR2000*, Vol.2, pp.714-720, 2000.
- 3) I. Mikic, M. Trivedi, E. Hunter and P. Cosman, "Human Body Model Acquisition and Tracking using Voxel Data," *IJCV*, Vol.53, No.3, pp.199-223, 2003.
- 4) F. Caillette and T. Howard, "Real-Time Markerless Human Body Tracking with Multi-View 3-D Voxel Reconstruction," in *BMVC2004*, Vol.2, pp.597-606, 2004.
- 5) E. de Aguiar, et al., "M3: Marker-free Model Reconstruction and Motion Tracking from 3D Voxel Data," *the 12th Pacific Conference on Computer Graphics and Applications*, pp.101-110, 2004.
- 6) G. Cheung, S. Baker, and T. Kanade, "Shape-from-silhouette of articulated objects and its use for human body kinematics estimation and motion capture," in *CVPR2003*, Vol.1, pp.77-84, 2003.
- 7) 藤田武史, 向川康博, 尺長健, "多視点カメラシステムによる舞踊動作の獲得と解析," 情処研報, CVIM-2002-132, pp.95-102, 2002.
- 8) K. N. Kutulakos, S. M. Seitz, "A Theory of Shape by Space Carving," *IJCV*, Vol.38, No.3, pp.199-218, 2000.
- 9) S. Nobuhara and T. Matsuyama, "Deformable Mesh Model for Complex Multi-Object 3D Motion Estimation from Multi-Viewpoint Video," *3DPVT*, 2006.
- 10) L. Herda, R. Urtasun, and P. Fua, "Hierarchical implicit surface joint limits for human body tracking," *CVIU*, Vol.99, No.2, pp.189-209, 2005.
- 11) H. Sidenbladh, M. J. Black, and L. Sigal, "Implicit Probabilistic Models of Human Motion for Synthesis and Tracking," in *ECCV2002*, Vol.1, pp.784-800, 2002.
- 12) A. Agarwal and B. Triggs, "Tracking Articulated Motion using a Mixture of Autoregressive Models," in *ECCV2004*, Vol.3, pp.54-65, 2004.
- 13) 和田俊和: "最近傍識別器を用いた色ターゲット検出", 情報処理学会 CVIM 論文誌, Vol.44, No.SIG17, pp.126-135, 2003.