

3次元人体モデル中心処理

美 濃 導 彦[†]

CVにおける画像からの3次元復元問題に対して、画像を参照して3次元モデルを変形させるという枠組み(モデル中心処理; Model Centered Framework)を提案する。人体形状モデルに必要な幾何形状と姿勢を画像や2.5次元データを参照して3次元モデルを変形するという処理を通してMCFの有効性を考える。人間が身につける製品の設計において、人体形状データの重要性が増しており、大がかりな計測装置を利用することなく、簡便に人体形状が得られる方法が望まれている。本論文では、人体形状、特に個人の人体形状を推定する方法、人体の姿勢を推定する方法に関して、我々が行っているMCFとしての研究について議論する。

Model Centered Framework for Three Dimensional Human Body Modeling

MICHIHIKO MINOH[†]

For the 3D reconstruction problem in Computer Vision (CV) field, we propose model centered framework (MCF), in which a 3D shape model is processed referring to 2D images and/or 2.5 dimensional measured data of the corresponding object. The advantages of MCF are shown by processing a 3D human shape model. The 3D human shape model becomes important when the products that are attached to human body are designed. Since the equipments for measuring human body shape are too large, to measure an individual human shape by using them cannot be wide spread. Instead, other ideas to measure the individual human shape are desired. In this paper, we discuss our research on how to estimate the individual human shape and pose under the MCF.

1. はじめに

画像から3次元世界を復元しようとするコンピュータビジョンの研究は着実に進歩しているが、シャノンの情報理論のように意味を排除した純粋信号レベルの処理にとどまっている。すなわち、計測のレベルでの理論的な研究は進歩しているが、そこから先の技術は科学的ではないという西洋流の価値観から画像に対するパターン認識の研究はあまり進んでいないように思える。

画像のパターン認識は、対象が単純な剛体の場合、画像のどこに、なにがあるかを定めることが問題となる。この問題を解くためには、まず、画像を領域分割し得られた領域のどれが対象物に対応するかをさまざまな特徴量を用いて計算する。この特徴量をあらかじめ与えられている対象物に関する知識と比較してどの対象物がどこにあるかを同時に解くというのが一般的

な手法である。

この手法の最大の問題は、対象物を見つけるための領域分割処理が信号処理だけではうまくいかず、対象物の知識が必要となる点である。いい換えるならば、領域分割処理は対象物の知識があってはじめてうまくいく処理なのである。画像は3次元世界をある視点から切り取ったものであり、3次元世界の情報の一部しか持っていないことを考えると、これは当然の現象である。

この問題に対する我々の考え方は、画像を参照してあらかじめ与えた対象物の3次元モデルを処理するというものである。これを「モデル中心処理(MCF: Model Centered Framework)」と呼んでいる¹⁾。パターン認識の問題の中で、なにがあるかという問題ではなく、どこにあるかという問題だけを切り出してまず考えようという試みである。この中で、3次元モデルと画像のマッチングにより、意味の問題に対処してゆく。このような考え方に基づいて、我々の研究室では人体の全身のモデリングとそれを用いた処理に取り組んでいる。本論文では、MCFのもとでこれまでに

[†] 京都大学学術情報メディアセンター
Academic Center for Computing and Media Studies,
Kyoto University

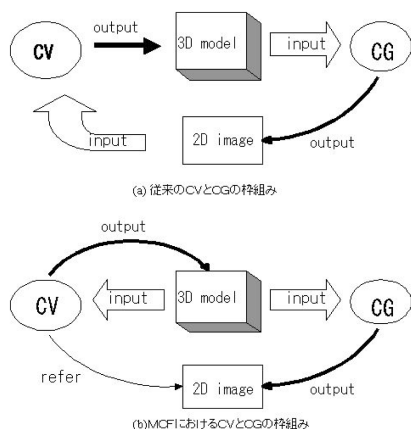


図1 モデル中心処理 (MCF)

Fig. 1 Model Centered Framework.

得られた研究結果について議論する。

2. モデル中心処理 (MCF)

一般に、画像処理で利用する3次元モデルには、3つの要素が必要である。1つ目は、対象物体の形状を表す形状モデルで対象の幾何学的形状をモデル化する。2つ目は、対象物体の色に関する情報をモデル化する光学的モデルである。最後は、対象の動きをモデル化する動作モデルである。

コンピュータビジョンの研究は、さまざまな形で3次元モデルと関わってきている。特に、3次元の実世界を撮影した画像から、対象物の3次元形状を復元する研究は古くから精力的に進められている²⁾。さらに、佐藤らによる光学的モデル獲得の研究³⁾以降、光学的なモデルに対する研究の重要性も認識されている。最近の、CVとCGの融合やミックスリアリティなどの研究⁴⁾の進展とともに、その動作モデルにも注目が集まっている。

モデル中心処理は、画像を参照してあらかじめ与えられた3次元モデルの変形処理(パラメータ値を決める処理)を行う枠組みである。その特徴は、画像を処理するのではなく、画像を通して3次元モデルを処理する点である。この点が、画像をモデルに基づいて解釈しようとするモデルベースドビジョンの枠組み⁵⁾と大きく異なる。図1に示すように、従来のCVは画像を処理して3次元モデルを得ていたのであるが、MCFでのCVは、3次元モデルを処理するだけである。

MCFの枠組みでは、複数枚の画像を処理して結果をモデルに統合するような処理、画像の代わりに2.5次元データや3次元データを参照する処理やこれらの混在処理などができる。また、従来はCVが3次元

モデルを生成しなければCGと連携はできなかったが、MCFでは、正確ではないかもしれないが、つねにCGとの連携が可能となる。

MCFにおいては、処理対象となる3次元モデルにさまざまな制約を付加するという形で、処理に必要な知識を明確に表現できる。従来のように、処理手順の中で暗黙のうちにさまざまな知識を利用するのではなく、モデルを処理するときに、モデル自身に制約として知識がついており、その制約の下での処理しかできなくなっている。

このようにMCFでは、処理が明確で簡単になるが、その分、モデル記述が重要になる。最終的に得たいモデルは何か、どのパラメータを求めてゆくのかを十分検討してモデル記述を考える必要がある。また、MCFにおける処理は本質的に入力データと3次元モデルとのマッチング問題になる。この問題をタスクからの制約の下でいかに解決するかという点を議論してゆかなければならない。

3. 3次元人体モデリング

社会は少品種大量生産から多品種少量生産、さらには個人適応製品の生産へと移行してゆく。特に、人間が身につける製品の開発には、個人の3次元人体モデルが必須のものとなってくる。

人体は、剛体である骨格の周囲を柔軟な組織が覆う構造である。骨格には複数の関節があり、関節の回転により周囲の柔軟な組織も変形する。関節の回転を姿勢の変化と定義すると、人体の姿勢が変わると同時にその形状も変化する。このとき、骨を中心とする体節の大まかな形状は変化しないが、関節周辺の形状はかなり変化する。

CVの処理に人体形状モデルを利用する場合は、その幾何学的な表面形状が重要であるので、人体の解剖学的な内部構造は、問題にしないことが多いが、表面形状は人体内部の構造に影響されて形成されていることを忘れてはならない。

3次元人体モデルに関しても、幾何学的形状モデル、光学的モデル、動作モデルの3つの要素を考慮する必要がある。我々は、これらを統合的に扱う枠組みを目指しているが、特に人体が関節物体であり、形状がその姿勢とともに変形することから、現在のところ、形状と姿勢の関連に重点を置いて研究を進めている。

3.1 人体の計測における問題

従来のCV技術は、凸物体で剛体を主な対象として、3次元形状復元の問題を扱ってきた。人体は凸物体でも剛体でもなく、関節の動きによる姿勢変化がオ

クルージョン問題を引き起こす。したがって、人体の3次元形状を獲得するためには、原理的には、さまざまな姿勢での形状を獲得する必要がある。

3次元人体形状モデルを獲得する代表的な方法は、人体を直接計測する方法である。人体の表面はテクスチャがなく一様であるので、一般的には、ステレオ計測法よりもレーザレンジファインダを用いることが多い。この場合、人体が大きいので複数台の計測器のデータを張り合わせる必要があること、姿勢を固定した形状しか測れないこと、体動揺などの問題が生じる。このため、多くの人間の人体形状を計測することは現実的ではなく、MCFに基づく形状推定処理が有効になると考えられる。

3.2 人体モデルの表現方法

3次元モデル処理で用いる人体モデルは、複雑な曲面からなる人体の表面形状を表現できなければならない。これに対してポリウム表現、点群表現、表面の関数表現、表面のパッチ表現などの表現方法が提案されている⁶⁾。

ポリウム表現は、3次元空間を3次元格子に分割し、それぞれの格子点に物体内外などの属性を持たせて3次元形状を表現する形式で、複雑な3次元形状を十分な数の格子を用いて表現できる。点群表現は複数の計測器で人体を直接計測して得られる2.5次元データを、計測器の幾何学的配置をもとに3次元の点群データとして統合したものである。関数表現は、物体の表面を、スプライン曲面、超2次関数、一般化円筒、球調和関数、メタボールなどの関数を用いて表現する形式である。パッチ表現は、2次元物体の曲面である表面を、パッチと呼ぶ多数の多角形で近似するものである。

人体の表面形状は複雑なことで、CVの処理では、多くの場合、表面形状が問題となることなどの理由から、人体モデルの表現には一般的にはパッチ表現が適する。パッチ表現は、十分な数のパッチを用いれば、実用的なモデルを構成できるだけでなく、高速グラフィック表示ハードウェアを利用して実時間表示も容易に実現できる。また、扱いが容易であるとの理由から、正確な表面形状が必要でなく単に姿勢の違いを表現する場合は、円筒モデルもよく利用される。

3.3 人体モデルの体節への分節

人体は1つのまとまった3次元の形状であり、そのまま1つの物体としてモデル化できる。これを一体型モデル(図2(a))と呼ぶ。

人体は単純な凸物体ではなく、胴体に手足が付帯した形をしているので、何らかの形で分節すると人体モ

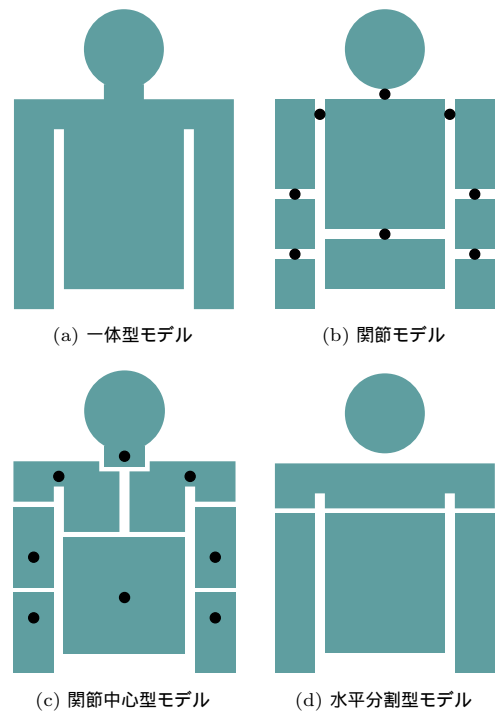


図2 人体分節モデル

Fig. 2 Segmentation model of human.

デルの処理が簡単になる。特に、人体モデルに対してどのような操作をするのかという利用目的に依存した形で分節を考えることが重要である。

人体の構造を考えれば、関節で体節に切り分け、それらを接続する関節モデルが適すると考えられる。関節の動きによって姿勢の違いが表現できるだけでなく、人体モデルに動作モデルを与えるときにも自然な形で表現できるからである。これを人体の関節モデル(図2(b))と呼ぶ。

しかし、これだけが人体モデルの分節方法ではない。人体モデルの処理においては、姿勢を変える必要のない処理もある。

形状表現から考えた人体関節モデルの最大の問題点は、2つの体節の接続部分としての関節形状の表現が困難な点である。そこで、関節部分を1つの体節部品に対応させた人体形状モデルの分節を考える。これを関節中心型モデル(図2(c))と呼ぶ。

このモデルでは関節が1つの体節になっているので、関節形状の表現が部品内で可能になる。接続部分は、普通の体節の真中であり形状の接続を考えるうえでは何の問題もない。このようにこのモデルは形状表現を重視した人体分節モデルであるといえる⁷⁾。

人体全身をうまくスケールリングするには、体節を

個々にスケーリングしても全体として問題の少ない分節が必要である．このような分節モデルを水平分剖型モデルと呼ぶ(図2(d))．

3.4 MCFに基づく3次元人体モデルの処理

3次元の人体形状を直接計測するかわりに、画像データや部分計測データを用いて、間接的に人体形状を推定するMCFの手法が考えられる．この方法は処理に必要な精度が制御できるだけでなく、計測そのものの簡便化、ノイズに対するロバスト性、姿勢の違いに起因する形状変化への対処などの可能性がある．

次章では、画像を参照するMCFの手法としてシルエット画像を用いた人体形状の推定方法を議論する．この方法は、人体を直接計測するのではなく、画像をもとに3次元形状を推定するものである．このとき、画像には人体の全身が写っている必要がある．これに対して、人体の一部を計測できる場合は、部分的な2.5次元データで推定が可能であることを5章で議論する．

次に、6章と7章で、人体の姿勢推定方法について議論する．画像を1枚だけ利用した場合は、姿勢推定に曖昧性が残るが、2.5次元データが参照できる場合は、データにかなり欠損があっても比較的正しく姿勢推定ができる．ここでも、参照データとして、画像と2.5次元データを利用し、その処理の違い、処理に必要なとなる情報の量などについて考える．

4. 画像のシルエットを利用した人体形状の推定¹¹⁾

対象の人体と近い形状を持つ標準モデルを人体統計などを利用してあらかじめ用意し、対象の人体から取得した2次元画像を用いて標準モデルを変形し、対象の3次元形状モデルを推定する．

画像を撮影した際に失われた3次元形状情報は、標準モデルの持つ情報で補うこととなる．シルエット画像は、濃淡画像に比べて撮影されている3次元物体の形状情報が少ないが、その輪郭情報は、撮影環境に左右されにくい利点があり、画像処理で安定して抽出できる．

個人体形モデルを推定するためには、1枚のシルエット画像から得られる3次元形状情報は十分ではないので、2枚のシルエット画像を使用する．

4.1 処理の概要

あらかじめ人体の標準モデルを用意し、2枚のシルエット画像から得られる輪郭一致制約と局所相似制約に基づいて標準モデルを変形することにより、個人体形モデルを得る手法を提案する．図3に処理の概要を示す．

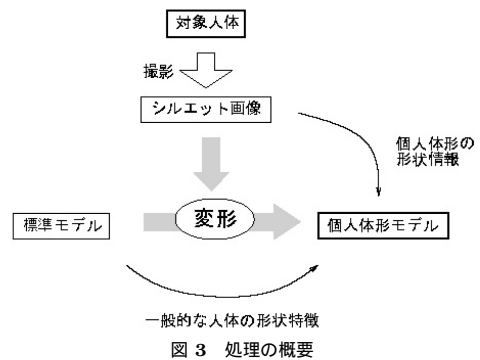


図3 処理の概要
Fig. 3 Schema of estimating human body model from silhouette images.

人体標準モデルは、一般的な人体の形状特徴を持っているものと考え、シルエット画像に、個人体形の形状情報が含まれていると考える．

個人体形モデルを推定する変形手法としては、標準モデルの一般的な人体の形状特徴をできるだけ保存しつつ、シルエット画像に含まれる、個人体形の形状情報を変形結果に反映しなければならない．ここでは、2段階から構成される変形手法を用いる．第1段階として、輪郭の対応による変形を行い、第2段階として、輪郭一致制約と局所相似制約に基づく整形を行う．以後、この個人体形モデルを生成するためにシルエット画像を撮影する人体を、対象人体と呼ぶ．また、第1段階の変形の結果を、中間モデル、生成された個人体形モデルを結果モデルと表記する．

4.2 利用する3次元モデル

人間は、各個人間で体型はかなり違うが、内部構造は、ほぼ共通であると考えられる．そのため、各個人の体形の主な差は、人体各体節の太さ、大きさの違いであると見なせる．ここでは、これを局所相似性と呼ぶ．使用したのは、20から29歳の女性で、中背の中でやせ形、中肉、太り型の典型と思われる3次元人体データである．これらのデータには、直立した姿勢の全身データが含まれているが、首の途中から先の頭部、手首、足首の先を取り除いた形にした．このデータから、パッチモデルを生成し、それを標準モデルとした．以後、やせ形、中肉、太り型の標準モデルをそれぞれA、B、Cと表記する．それぞれの標準モデルは、2704頂点、5405パッチで構成した．

人体モデルの形状推定においては、体形として人体の表面形状のみに注目すればよいので、人体の表面を1枚の閉じた曲面として扱える一体型人体モデル(図2(a))を用いる．図6が作成した人体モデルの例(標準モデルA)である．

4.3 利用するシルエット画像

シルエット画像は、固定したビデオカメラを用いた場合、背景差分により容易に得られる。投影法は平行投影として、カメラパラメータは考えないことにする。シルエット画像は2値画像であるので、重なった部分の輪郭情報を得ることができない。そこで、人体の姿勢、シルエット画像の撮影方向を固定することにより、重なりの問題に対処する。

撮影方向としては、正面と側面を考える。正面は、人体各部の重なりが最も少ない方向であり、また、個人体形特徴の多くがシルエット画像に現れる方向と考えられる。側面は、正面とは異なった特徴が現れる。人体には左右対称性が仮定できるので、側面からのシルエット画像に腕の輪郭が現れないように直立したときには、両脚などの輪郭は完全に一致するものとする。

個人体形の形状情報をシルエット画像から得るためには、できるだけ多く方向からシルエット画像を撮影する方が望ましい。ここでは、シルエット画像が1枚と2枚の場合について、変形後の人体形状モデルと、対象人体の3次元実測データとの比較誤差を用いて考察する。

4.4 パッチモデルの変形方法

パッチモデルの変形は、各頂点の3次元座標を変化させることによって行う。変形法は、輪郭の対応に基づく変形と、局所相似制約に基づく整形の2段階からなる。

第1段階の輪郭の対応に基づく変形では、シルエット画像の輪郭と、標準モデルの輪郭を対応づける。標準モデルの輪郭とは、対象人体に対してシルエット画像を撮影した同じカメラパラメータで、シルエット画面上に標準モデルを投影した像の輪郭である。輪郭の対応は、輪郭上の特徴点を標準モデル、シルエット画像間で対応づけることにより行う。輪郭上の特徴点としては、手先、脚先などの8つの輪郭上の特徴点を選んだ。それを制御点としてFree Form Deformation (FFD)法を用いて標準モデルを変形する。第2段階の局所相似制約に基づく整形では、第1段階の結果を初期値として、輪郭一致制約と、標準モデルと整形後の結果モデルの間の局所相似制約をエネルギー関数で表現し、このエネルギー関数を最小化するように収束計算し、整形を行う。輪郭一致制約とは、整形後の結果モデルの輪郭がシルエット画像と一致するという制約である。

第1段階では、輪郭上の特徴点のみに注目して変形するため、輪郭上の特徴点の抽出や輪郭対応の誤差が、変形結果に影響を及ぼす。また、輪郭に現れない部分

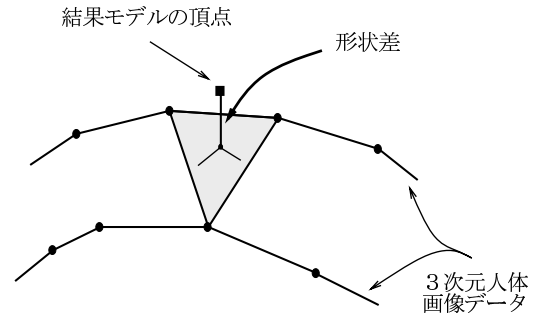


図4 誤差の定義

Fig. 4 Definition of errors between two human body models.

表1 人体モデル間の体形差

Table 1 Difference between the human body models.

人体データ	標準モデル	平均誤差 (mm)
A	B	17.063
A	C	14.408
B	C	13.990

の形状は、輪郭に現れる部分の変形を補間するように変形されることとなる。第2段階では、標準モデルの形状特徴を継承するように、輪郭に現れない部分を整形し、また、対応も標準モデルの形状特徴を最大限継承するように変化させる。

4.5 実験結果

ここでの変形手法を適用して推定した個人体形モデルと、実際の人体を測定した3次元人体データとの誤差を調査した。

結果モデルと3次元人体データとの誤差として、結果モデルの各頂点について、その頂点から最も近い、3次元人体データで表現される曲面上の点を探し、頂点とその点との距離を、その頂点における誤差とする(図4参照)。結果モデル全体としては、全頂点の誤差の平均値、2乗平均値を求め、その値で評価する。

各個人間の体形差を、標準モデルと別の人体を測定した3次元人体データを比較することで評価する。表1の結果より、平均13から17mmの体形差があることが分かる。

3次元人体データの3個人分をもとにして、標準モデルを3体生成し、シルエット画像は正面、側面を1組として3組作成した。図5に例を示す。各シルエット画像の組を、自分自身以外の標準モデルの変形に用い、個人体形モデルを生成する。

変形結果の一例を図7、正面1枚のシルエット画像を用いた場合と、正面と側面の2枚のシルエット画像を用いた場合の誤差を表2に示す。変形後の誤差は各個人間の体形差と比較して小さい値となっている。また、シルエット画像を2枚使う効果も明確である。

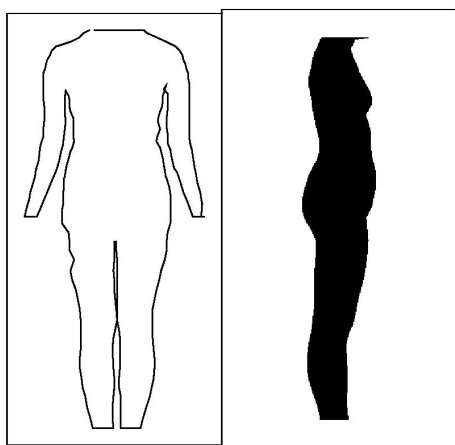


図5 シルエット画像 B
Fig. 5 Silhouette image of model B.

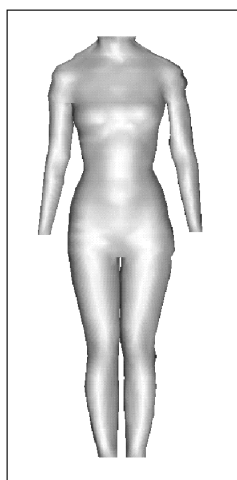


図6 標準モデル A
Fig. 6 Original human body model A.

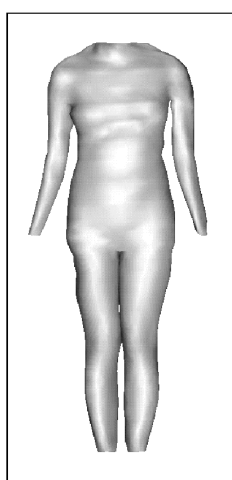


図7 結果モデル(A→B)
Fig. 7 Result of the processing (A→B).

表2 生成した個人体形モデルの誤差(シルエット画像:2枚)
Table 2 Errors between the original models and the estimated models (with two silhouette images).

標準モデル	シルエット画像	平均誤差 (mm)		2乗平均誤差 (mm ²)	
		1枚	2枚	1枚	2枚
A	B	7.999	5.151	118.85	49.393
C	B	10.169	5.976	185.72	65.460
B	A	9.580	3.906	165.41	28.074
C	A	10.856	4.239	199.64	30.826
A	C	10.355	4.906	186.10	42.453
B	C	9.837	5.746	171.51	57.241

5. 部分計測データからの人体形状の推定¹⁰⁾

人体計測装置は人間を計測するので、どうしても大

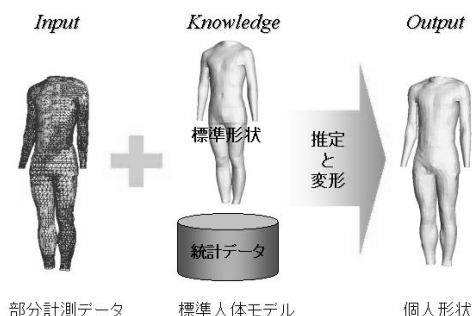


図8 部分計測データからの人体形状推定処理
Fig. 8 Estimation of human body model from partial measured data.

きくなり、手軽に利用できるものではない。しかも、計測されたデータには人体形状からくる本質的な欠損があり、何らかの処理が必要である。また、計測されたデータに必要とされる精度も利用方法により異なる。

着装シミュレーションなどに用いる人体形状を得る場合は、ある程度簡単に個人の人体形状を得る必要があるが、精度はそれほど問題ではない。我々はこの観点に基づき人体形状の一部を計測することにより全体を推定する手法をMCFで研究している。

人体は姿勢とともに形状が変化するので、その形状を正確に計測することは困難である。たとえ、どんなに大がかりで高速な計測装置を作成しても、オクルージョンによるデータの欠損は避けがたく、計測後のデータ処理において何らかの制約を導入した処理を実現しなければならない。このことを逆に考えると、どの程度の計測データがあれば処理が可能であろうかという問題に到着する。

この問題を解明するために、計測データから全体形状を推定する問題を考える。処理の概要を図8に示す。

5.1 利用する水平分節型人体モデル

問題を簡単化するためにここで対象とする人体形状の姿勢を直立姿勢に限定する。標準モデルは処理対象であり、人体に関する知識や制約を具体的に表現する。特に、オクルージョンのために計測できない箇所や計測装置の原理的な問題のためデータが取得しにくいところ(レーザによる計測では髪の毛の部分は計測が困難である)などは、このモデルを用いて補完する必要がある。

ここで考える人体モデルは動作を再現するよりも形状を表現することに適したものが望まれるので、水平分割型モデル(図2(d), 図9)を用いる。

5.2 人体統計の利用

MCFで利用する標準モデルの初期値は、参照する

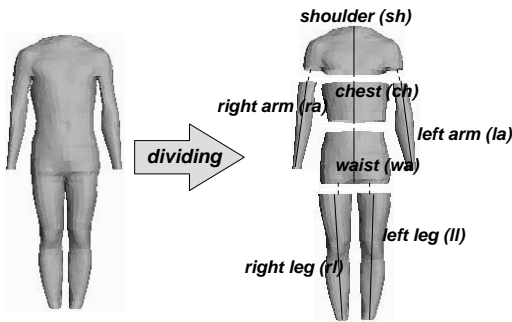


図 9 標準モデル (水平分割型)

Fig. 9 Standard human body model and its segmentation.

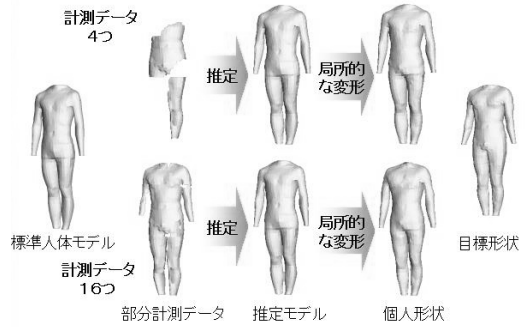


図 11 部分計測データによる個人形状の生成

Fig. 11 Estimation of individual human body shape from partial measured data.

表 3 人体形状の測定項目と体節の関係

Table 3 Measuring parts of human shape and their relation to segmented human body parts.

	y 軸方向	x 軸方向	z 軸方向
肩部	頸椎高—腋窩高	肩幅	胸部前後距離
胸部	腋窩高—臍高	胸部横径	腹部厚径
両腕	上肢長	上腕囲	前腕最大囲
腰部	臍高—股下高	ヒップ幅	臀部厚径
両脚	股下高	大腿囲	下腿最大囲

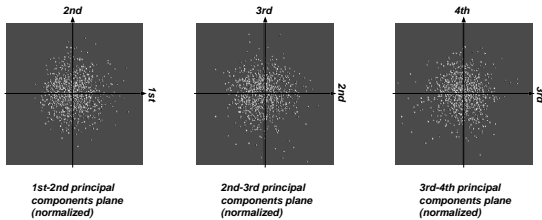


図 10 固有空間での人体形状の分布

Fig. 10 Distribution of human shapes in an eigenspace.

データをできるだけ反映していることが望ましいので、可能な場合は人体形状データの統計を利用する^{8),9)}。利用できる統計は、マルチン計測に基づくものであり、人体の3次元形状の統計はまだ利用できない。マルチン計測の統計項目の中から人体モデルの各体節の大きさに相当するものを選び出し、その値で体節をスケールリングする(表3)。

ここでは我々が日常生活においてよく利用する、身長、体重、ウエスト、足長を用いる。すなわち、この4項目の数値が利用できれば、統計データを用いて、人体形状の大雑把な初期形状が推定できる。これには、統計データを主成分分析し、MAP推定を利用する¹⁰⁾。第1, 第2, 第3固有成分の空間における人体形状の分布は図10に示すように正規分布で近似できる。

5.3 部分計測データへの標準モデルのあてはめ

この手法における最大の問題点は、部分計測データと標準モデルの位置合わせの問題である。部分計測

データの範囲が狭いと標準モデルのさまざまな位置で原理的には位置合わせが可能になり、曖昧性が残る。計測範囲が広いと位置合わせは一意に決定できる確率が高くなるが、実用的には計測装置が大きくなり、使いにくくなる。したがって、本質的な問題はどの程度の面積の部分計測データが必要か、人体のどの部分の計測データが有効か、の2点である。現在までの我々の研究で、人体形状全体の約20%程度は計測データが必要なこと、腹部を部分的に計測すれば有効なことが予想されている¹²⁾。

2つのパッチモデルの対応をとるために最もよく利用される方法はICPである¹³⁾。この方法では、パッチ間に設定する対応点間の距離が最小になるように一方のパッチに剛体変換を繰り返し適応する。ICPアルゴリズムは、理論的に収束することが保証されているので大変使いやすい。ただ、大局的なアルゴリズムではなく、対応関係を局所的な個所に制限して探索する。部分計測データと標準モデルの大域的な位置合わせのために、パッチモデルから計算できる曲面の法線ベクトルと曲率を用いる。この種の微分量の計算は表面の解像度に依存するので、計算方法に工夫が必要である¹²⁾。これらの微分量を手がかりに初期対応位置を決め、ICPアルゴリズムにより位置合わせを行う。

位置合わせを行った後、計測した方のデータに標準モデルを合わせる。このとき、標準モデルにさまざまな制約を導入しておいて、一部を合わせることにより概念的には全体が変形するようにする。

5.4 実験と考察

全身に対して7~10%ほどの面積を持つ16個の部分計測データを与えて、どの程度人体モデルが推定できるかの実験を行った。実験においては、あらかじめ全身を計測した人体モデルを用意し、そこから部分を切り出すことにより部分計測データとする。これによ

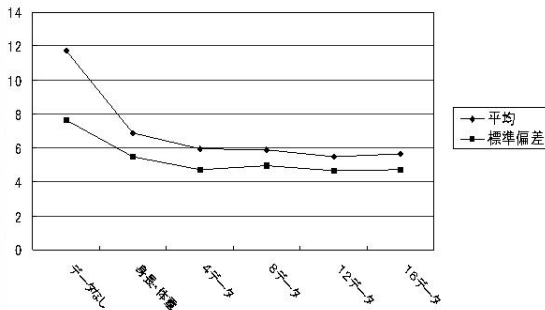


図 12 推定個人形状の誤差の推移

Fig. 12 Errors of estimated human shape vs. the amount of partial measured data.

り、目標とする人体形状が存在するので、推定結果を定量的に評価できる。16個の部分計測データを4つずつ与えて行った実験の結果の一部を図11に、評価した誤差の推移データを図12に示す。誤差の評価においては、2つの人体モデル間の表面距離(図4参照)を用いた。

実験の結果、目標とする人体モデルと推定された人体モデルの表面形状間に4~8mm程度の誤差が残っている。直接の比較にはならないが、人体形状を手計測で計測するときにも、数ミリ程度の誤差が出るという調査があり、応用によってはかなり有効であると考えられる。

6. 画像を利用した人体モデルの姿勢推定¹⁴⁾

1枚のシルエット画像から、その画像中に写された人体の姿勢を、モデルマッチングによって推定する方法を考える。対象となる人体を関節物体としてモデル化し、標準人体モデルとする。このとき、標準人体モデルと画像中に写されている人物の形状が正確に一致すれば、マッチング処理を対象物体に依存しないように一般的に定式化することができる。また、この状況では、画像からの特徴量はそれほど必要ないので、シルエット画像を前提にしたマッチング処理方法を考える。

6.1 利用する標準モデル

人体モデルの分節方法としては、関節モデルを用いる(図2(b)参照)。関節モデルでは、関節角度によって姿勢が一意に決定される。人体に限らず他の多くの関節物体の共通点として、以下の条件を設ける。

- 1つの関節は最大3軸までの関節回転軸の組合せで実現される。
- 関節物体を構成する体節は関節によって互いに接続される。

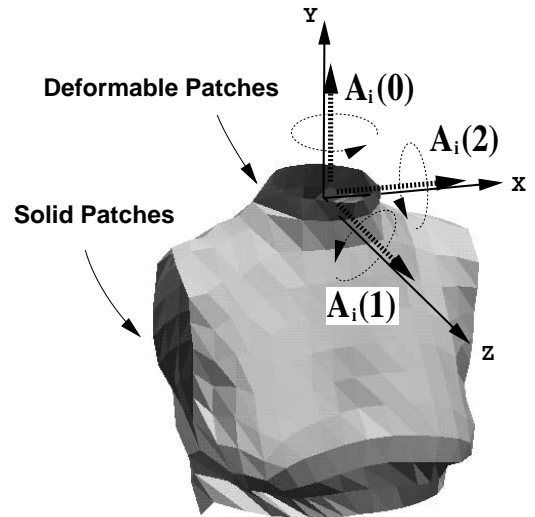


図 13 胸部に対応するノード

Fig. 13 Chest node of human body model.

- 各体節は剛体である。
- 体節間の関節部分の形状は、その関節角度によってのみ決定される。
- 各体節は木構造状に連結されている。

標準モデルを木構造で表現し、姿勢決定木と呼ぶ。姿勢決定木の各ノードは関節物体の1つの体節に相当し、その体節の幾何形状ならびに親ノードとの間の関節に関する情報を持つ。幾何形状はさらに剛体部と関節角度依存部に分けられ、後者は関節角度の値に応じて変形する。関節角度 $a_i(k)$ ($k=0, 1, 2$ k は軸を表す)は関節可動範囲を逸脱しない。

なお、姿勢決定木中の根ノードにおいて、関節接続点は3次元世界座標系内での根ノードの位置を表す。また、その関節角度 $a_r = \{a_r(k) | 0 \leq k < n_r\}$ は3次元世界座標系に対する回転を表す。

各体節の幾何形状はパッチで表現されるので、複雑な幾何形状の対象物体であっても精度の良い近似表現が可能である。人体を対象にした関節物体モデルの幾何形状の表現例(胸部)を図13に示す。図中の $A_i(k)$ は関節回転軸を表す。淡色表示されたパッチが体節の剛体部に相当する。濃色表示されたパッチは親ノードとの間の関節角度依存部に対応し、関節角度の変化に従って変形する。

6.2 姿勢推定問題の定式化

シルエット画像中の人体の位置および撮影時のカメラパラメータについては既知であるとする。また、対象となる人体以外の物体によるシルエットは画像中に存在しないものとする。

本研究では、人体の姿勢に関する手がかりとして 2 次元情報であるシルエット画像のみを用いているから、姿勢推定の評価もまた 2 次元上で行う。この場合、モデルとシルエットとのマッチング評価の基準として、面積に注目する。

マッチング処理に先だって、標準モデルの根ノードの関節接続点があらかじめ与えられているものとする。標準モデルは木構造であるため、任意のノードを根ノードにすることが可能である。そこで、位置を正確に抽出できる体節の位置を求め、その体節を根ノードとする標準モデルを用意する。

いま、あるノード i の関節角度を $\mathbf{a}_i = \{a_i(k) | 0 \leq k < n_i\}$ で表すと、関節物体モデルの姿勢は $\{\mathbf{a}_i\}$ で表現される。また、与えられた画像中のシルエット領域を S とし、ノード i の幾何形状を画像平面上へ投影して得られる領域を $P_i(\mathbf{a}_i)$ とする。ここで、 $f(A)$ を画像平面上の領域 A の面積を求める写像とすると、姿勢推定問題は、

$$J[\{\mathbf{a}_i\}] = f\left(\left(\bigcup_i P_i(\mathbf{a}_i)\right) \oplus S\right) \quad (1)$$

を最小化する問題と考えることができる。なお、ここで \oplus は領域どうしの排他的論理和を求める演算子である。

対象物体と標準モデルの形状および関節の構造が同一である場合、 $J[\{\mathbf{a}_i\}]$ の最小値は 0 である。一般的には、これを満たす姿勢のみが入力画像中の姿勢と一致する。これを満たす姿勢 $\{\mathbf{a}_i\}$ は、一意でない場合がある。この場合、その姿勢についてある \mathbf{a}_i が変化しても $\bigcup_i P_i(\mathbf{a}_i)$ が変化しないことを意味する。原因はノードどうしの隠蔽などが考えられる。

実際には対象物体と標準モデルの形状および関節の構造がまったく同一であるという仮定は現実的ではないので、 $J[\{\mathbf{a}_i\}]$ を最小にする姿勢を求めることを姿勢推定とする。

6.3 姿勢推定処理

姿勢推定処理では、標準モデルの木構造を利用して各ノードごとにサブマッチング処理を行うことにより、姿勢全体の関節角度変数を同時に扱う方法に比べてマッチング処理量を削減している。なお、本処理の収束性については、各ノードの処理におけるシルエット領域と当該ノードとの関係評価を工夫することで $J[\{\mathbf{a}_i\}]$ が最小となることを狙っているが、完全な収束性の保証はされていない。

姿勢推定処理は姿勢決定木を根ノードから葉ノードに向けてたどりながら進め、すべてのノードについて

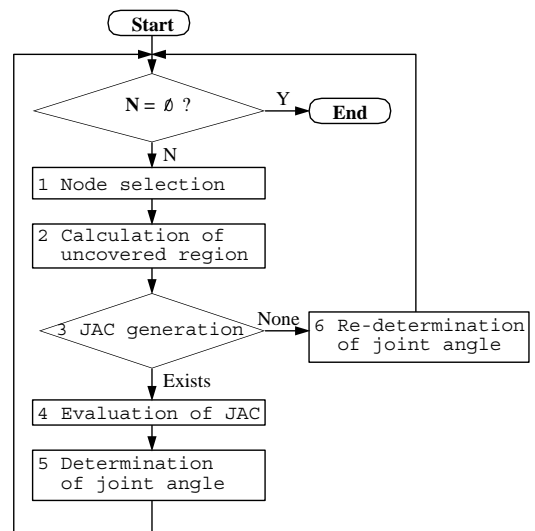


図 14 姿勢推定処理

Fig. 14 Schema of pose estimation.

関節角度を順次決定していく。具体的には、各ノードにおいて関節角度の候補 (JAC: Joint Angle Candidates) を発生させ、逐次評価を進める。図 14 に処理の流れを示す。

6.4 CG 画像に対する実験

姿勢推定処理に用いる女性人体モデルを利用してシルエット画像を CG で 219 枚合成する。関節角度は 20 度刻みでランダムに発生させた。画像の大きさは縦横とも 700 画素である。カメラ条件としては平行投影を仮定し、実世界の 1 cm が 2.26 画素分の長さに対応するものとする。根ノードには頭部が相当する。これは、人体が自由な姿勢をとる場合、位置の抽出は頭部が一番行いやすいと考えたからである。

ここでは、姿勢推定を $J[\{\mathbf{a}_i\}]$ を最小に行っている。各姿勢による $f(S)$ の大きさの違いを正規化して評価するため、式 (2) で定義される E_{total} を用いる。

$$E_{total} = \frac{J[\{\mathbf{a}_i\}]}{f(S)} \quad (2)$$

219 例の平均評価値は 2.27% であった。 S と $P = \bigcup_i P_i(\mathbf{a}_i)$ との完全一致は 135 例であった。これは、全例の 61.6% において本方法が $J[\{\mathbf{a}_i\}] = 0$ を満たす姿勢を求めたことを意味する。このうち、101 例についてはすべての関節角度が一致した。図 15 にその数例をあげる。表示は濃淡画像であるが、姿勢推定処理時にはシルエット画像がシステムに入力されている。図を見ても分かるように、これらはあまり隠蔽などが生じていない姿勢である。一方、残りの 34 例につい

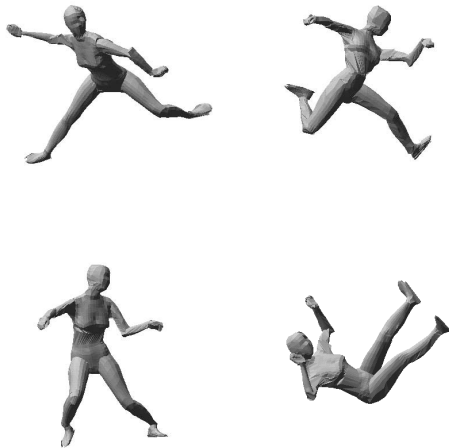


図 15 姿勢が一致した成功例

Fig. 15 Experimental results (Estimated pose is correct).

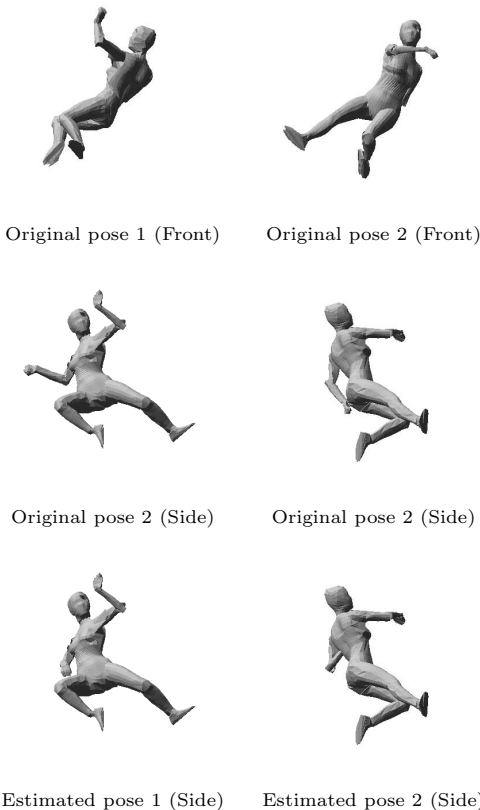


図 16 隠蔽下でのシルエット一致例

Fig. 16 Experimental results (Estimated pose is not correct due to occlusion).

では S と P とが一致しているにもかかわらず、姿勢が一致しない。これは、 $J[\{a_i\}] = 0$ を満たす姿勢が必ずしも一意ではないからである。具体的には、これ

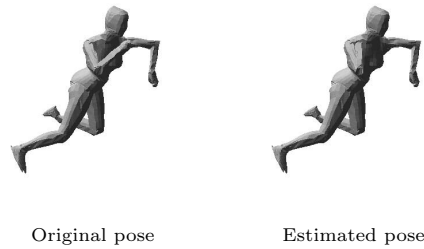


図 17 エッジ情報欠如下でのシルエット一致例

Fig. 17 Experimental results (Estimated pose is not correct due to the lack of edge information).

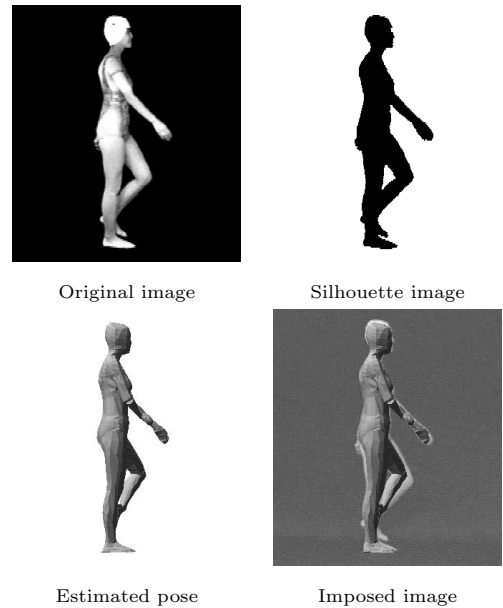


図 18 姿勢推定例

Fig. 18 An example of pose estimation from a real image.

には 2 つの原因がある。

1 つは隠蔽であり、これは単眼視画像を用いている限り解決されない。このような例が 14 例存在した。図 16 に 2 例あげる。上段が原画像であり、中段はもとの姿勢を横から観測した画像、下段は推定結果を横から観測した画像である。

もう 1 つの原因はシルエット画像を用いたことによるエッジ情報の欠如である。これは 22 例見られた。図 17 に例示するが、左がもとの姿勢、右が推定結果である。シルエット領域内のエッジ情報を用いれば、これらの例は正確な姿勢推定が可能になるものと思われる。

6.5 実データに対する実験

女性人体モデルを使用して、実際の人体をビデオカメラで撮影した画像に対して姿勢推定した例を図 18

に示す．根ノードは右足首であり，その関節接続点の位置が既知であるとする．足首が地面に接しているので抽出が容易であるうえに，シルエット画像では判別不能な足の左右の区別がつけられる．使用した女性人体モデルは対象である女性から作成したものである¹⁵⁾．モデル作成時の関節接続点の設定や各ノード内の幾何形状の剛体部と関節角度依存部との境界の設定が正確に行えていないため，CG 画像の実験結果に比べると姿勢推定結果の精度は落ちる．画像をビデオカメラで撮影しているため，その大きさは横 320 画素，縦 360 画素と CG 画像の実験より粗い．同様に 6 例について E_{total} の平均を求めると 22.3%であった．

7. 2.5 次元データを利用した人体モデルの姿勢推定¹⁶⁾

複数の計測器により計測された人体データは，その幾何学的制約により，統合された 3 次元の点群となる．これらの点群を処理して，人体の表面に対応する面パッチを生成する処理は簡単ではない．計測データには，レーザの反射がない部分や髪などの乱反射が起こる部分，自己オクルージョンによる隠れ問題，凹部分のためにレーザ光があたらない部分など，さまざまな原因でノイズが発生する．これらのノイズを信号と区別する基準はなく，単に滑らかさなどの一般的な基準では処理はできない．

我々は，この問題を MCF で考える．点群に対して人体モデルをマッチングすることにより，点群を体節に分類し，表面を構成する手法を研究している．この手法は，人体のさまざまな姿勢に対応できる汎用的でロバストな表面構成の手法である．

ここでは任意の姿勢をした人体形状の計測データから姿勢を推定し，表面を再構成することを目的とする．入力に計測装置から獲得された人体形状の点群とし，オクルージョンによる欠損があってもかまわないとする．この点群に対して人体モデルを用いて姿勢を推定する．姿勢推定の対象は頭部，胸部，腰部と左右の上腕，前腕，大腿部，膝下とし，手先，足先は対象としない．姿勢を推定することによって，点群の各点がどの体節に属しているかを推定し，体節ごとに表面をパッチとして再構成する．

7.1 利用する標準モデル

人体を大まかに，頭部・胸部・腰部・上腕・前腕・大腿部・膝下の 11 の体節に分けた関節モデルを用いる(図 2 (b) 参照)．胸部と腰部をまとめて体幹部と呼ぶ．ここでは，点群の大まかな構造を決めることが標準モデルの役割であるので，体節をそれぞれ円筒や半

球，楕円筒などを組み合わせた立体で表し，それらを組み合わせたモデルを用いる．また初期位置探索のため，体幹部にあたる，胸部と腰部を覆う円筒モデルを用意する．

このとき，MCF として重要な点は，それぞれの体節の大きさを推定することである．これまでに述べた人体の形状推定(4 章，5 章)では，標準モデルと入力データの人体の姿勢は一致していた．また，前章で述べた姿勢推定法では，標準モデルと入力データの人体形状は同一であると仮定している．これに対して，ここでの問題は，標準モデルと入力データの人体は姿勢も形状も異なるというより一般的な問題設定となっている．

このため，標準モデルは関節角度の制御ができるだけでなく，各体節に形状のパラメータを持たなければならない．各体節に対応するパラメータを次のように定義する．

胸部，腰部

楕円筒およびその一方を閉じる形の楕円面で構成される立体．楕円筒部分の長さ (length)，長径 (major axis)，短径 (minor axis)，および楕円面の高さ (cap height) の情報を持つ．

体幹部，頭部

円筒のみで構成される立体．長さ (length) および半径 (radius) の情報を持つ．

その他の体節

円筒およびその両端を閉じる形の半球で構成される立体．円筒部分の長さ (length) および半径 (radius) の情報を持つ．

計測する人体に関する大まかな数値(5.2 節参照)をもとにこれらのパラメータを人体統計を利用して決定する．

7.2 モデルマッチングによる姿勢推定

点群に対して標準モデルをマッチングするときに問題となるのが，その離散性である．点群中の各点はそれぞれ独立した座標値であり，隣接関係や物体の内外の情報などを持たない．また，多数の体節が関節によって接続された，非常に自由度の高い標準モデルと点群とを直接マッチングすると，解が見つからないおそれがある．

そこで，大局的な情報として，点群からボリュームデータを作成し，はじめにこのボリュームデータと標準モデルとをマッチングさせることを考える．表面からサンプリングされた点群が十分に密であれば，点群から物体の内外を推定することが可能である．点群が存在する領域をおよそ輪郭のある部分と見なし，推定

された物体内外の情報をあわせて利用することにより、各体節の向きや位置を推定する。ここで、マッチングのためにポリウム表現を用いているが、標準モデルの方はあくまでも表面形状モデルにすぎないことに注意されたい。

7.3 ポリウムデータ(ボクセル)の構築

点群からのポリウムデータの構築は以下の手順で行う。

- (1) 点群の k 近傍を獲得し、第 k 近傍までの距離の最大値を用いて点群の最も疎な部分の密度である点群最小密度を計算する。
- (2) 物体表面をすべて覆うようなポリウムデータが生成できるよう、点群最小密度をもとにボクセルサイズ(上限と下限を設ける)を決定する。
- (3) 点群を包含するだけの数と位置にボクセルを生成する。
- (4) 内部に点群を含むボクセルなら輪郭ボクセルと見なす。その他のボクセルは外部ボクセルとする。
- (5) ある方向に走査し、輪郭ボクセルに挟まれるボクセルは内部ボクセルとする。この走査を6方向(x, y, z 各軸の正, 負方向)行い、4方向以上で内部ボクセルとなったものを採用する。

7.4 ポリウムデータと標準モデルのマッチング

構築されたポリウムデータに対して標準モデルをマッチングする。標準モデルのマッチングは以下の手順で行う。

(1) 初期位置設定

初期位置を定め、モデル全体を移動させる。標準モデルの体幹部の中心を、あらかじめ求めておいた点群データの重心に合わせる。これは、欠損の有無や姿勢によらず、十分にサンプリングされた点群データの重心がほぼ人体の下腹部に近い位置にあることが予備実験で確認されたからである。

(2) 初期体幹部姿勢推定

体幹部モデルとポリウムデータとをマッチングすることで、初期的な体幹部の姿勢を推定する。これは、体幹部が最も体積が大きく、マッチングしやすいためである。体幹部の位置と向きをおおまかに求めておき、そのなかで胸部と腰部をマッチングすることによって、マッチングの誤りを減らすことができる。

体幹部を回転と並進の6自由度で動かしながら、最も多くのボクセルと重なるような位置、角度にする。マッチングの評価はモデルに重なるボクセルの数をを用いる。つまり、体幹部モデル M^{torso} が覆う空間を $A(M^{torso})$ 、輪郭ボクセルの集合を $V_{outline}$ 、内部ボ

クセルの集合を $V_{internal}$ とすると、

$$A(M^{torso}) \cap (V_{outline} + V_{internal}) \quad (3)$$

を最大化するようにマッチングを行う。

ここでモデルと重なった輪郭ボクセルの集合を体幹部輪郭ボクセル $V_{outline}^{torso}$ 、内部ボクセルの集合を体幹部内部ボクセル $V_{internal}^{torso}$ と呼ぶことにする。

(3) 胸部のマッチング

(2) であらかじめ求めておいた体幹部ボクセルの集合に対して胸部モデルをマッチングする。胸部を回転と並進の6自由度で動かしながら、最も多くの体幹部輪郭ボクセル、体幹部内部ボクセルと重なるような位置、角度にする。マッチングの評価はモデルの輪郭付近に重なる体幹部輪郭ボクセルの数およびモデルに重なる体幹部内部ボクセルの数をを用いる。ここで、よりモデルが点群データに近づくよう、輪郭ボクセルを重視してマッチングを行う。胸部モデル M^{chest} が覆う空間を $A(M^{chest})$ 、胸部モデルの輪郭付近の空間を $B(M^{chest})$ とすると

$$n \times (B(M^{chest}) \cap V_{outline}^{torso}) + (A(M^{chest}) \cap V_{internal}^{torso}) \quad (4)$$

を最大化するようにマッチングを行う。ここで n はマッチングの際の輪郭ボクセルの重みで、あらかじめ与えておく。

(4) 腰部のマッチング

胸部をポリウムデータにマッチングした後、胸部に接続している腰部を、関節を中心にした回転のみを用いてマッチングする。次の式を最大化するように胸部モデルを回転させる。

$$n \times (B(M^{weist}) \cap (V_{outline} - V_{outline}^{matched}) + (A(M^{weist}) \cap (V_{internal} - V_{internal}^{matched}))) \quad (5)$$

ここで $V_{outline}^{matched}$ 、 $V_{internal}^{matched}$ は、すでに胸部とマッチングしている輪郭ボクセル、内部ボクセルを表す。つまり、すでに胸部とマッチングしているボクセルを除くボクセルとの重なりが最大となるようにする。

(5) 上腕、大腿部のマッチング

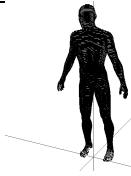
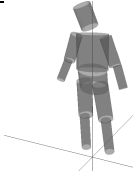
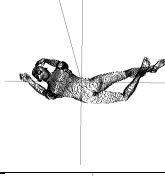
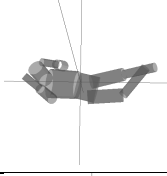

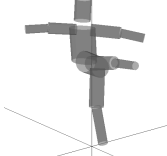
上腕と大腿部のマッチングは、腰部と同様にすでにマッチングしたボクセルを除くボクセルとの重なりが最大となるようにする。回転と並進の双方を用いてマッチングを行う。この際、軸方向正への並進を禁止する。これは、上腕や大腿部がいたずらに体幹部から離れた位置に移動することを防ぐためである。

(6) 前腕、膝下のマッチング

上腕、大腿部のマッチングの後、関節を中心とした回転のみを用いてマッチングする。これまでと同様、

表 4 姿勢推定結果

Table 4 Results of pose estimation.

姿勢	点群データ	推定結果
直立		
腹ばい		
ダンス		

すでにマッチングに用いられたボクセルを除くボクセルとの重なりが最大となるようにする。

7.5 点群とのマッチング

ボリュームデータとのマッチングによって得られた推定結果をもとに、標準モデルの各体節に属する点の候補を定める。標準モデルの体節からの距離が一定の範囲内にある点を、その体節に属する点である可能性が高いとして候補に加える。標準モデルの体節から各点の距離としてはユークリッド距離を用いる。

候補にあげられた点群に対して標準モデルからの距離の自乗和が最小になるように各体節モデルを再びマッチングする。マッチングには回転および並進を用いる。

7.6 マッチング実験

人体形状の3次元モデルを作成するソフトウェアを用いて作成した人体形状の点群(サンプルデータ)に対して、標準モデルをマッチングして姿勢を推定する実験を行った。実験に用いたデータはさまざまな姿勢の人体形状の点群である。前後2方向から撮影する計測装置を想定し、3次元モデルの2方向から見える点のみを抽出し、隠れる点は排除した。標準モデルはあらかじめマニュアルで作成したもので、各パラメータは統計データを用いて作成した(表4)。

結果を見て分かるとおり、すべてのサンプルデータに対してほぼマッチングし、姿勢を推定することができた。

8. 考 察

人体モデルに対するMCFにおける処理の例を述べてきた。3次元モデルの変形処理をその中心において、画像や2.5次元データを参照して処理を行ってきた。

人体形状を推定する処理では、画像を参照する場合はその全身像が必要であるのに対して、2.5次元データが利用できる場合は、全体の20%程度のデータで推定できることが示された。これらの結果は、3次元モデル処理におけるモデルの持つ情報量と参照するデータが持つ情報量の関係を暗示していると考えられる。

人体の姿勢推定処理においても、同じような傾向が見られている。すなわち、画像を参照する処理では曖昧性が残るが、2.5次元データを参照すれば姿勢だけでなく形状も同時に推定できる可能性がある。また、点群に多少欠損があってもかなり正確に姿勢が推定できる。この例も、処理対象となる3次元モデルが持つ情報量と参照するデータの情報量に関する何らかの関係を暗示しているように思える。

人間が持っている対象物に関する知識は膨大なものである。この中である物体がどのような形で存在するかということに関する知識を3次元標準モデルとしてうまく表現することが重要である。この意味において、MCFという枠組みで、3次元形状復元問題を考えると問題の本質が明確になると考えている。

9. おわりに

CVにおける基本的な問題を3次元人体モデル処理を例に議論してきた。モデル中心処理(MCF)の考え方は、3次元形状復元の基本的な考え方であり、さまざまな利点がある。

人体モデルは、人間が身につける製品の開発において、今後ますます重要性を増してくる。社会的に個人に合わせた物作りが重視されてくる現状では、個人の人体形状を簡単に作成する技術そのものも基礎技術としての重要性を増してくる。また、これらの技術が確立してくると、人体の統計データも整備されてくるので、人類学や社会学にも大きな影響が出てくる。

人体モデルの獲得、処理、ハンドリング技術においては利用時に要求される精度の問題が重要になる。目的に応じた多様な技術が必要となるので、今後この分野の研究がますます活発になることを期待している。

参 考 文 献

- 1) Minoh, M.: 3D Model Centered Framework for CV and VR, *Proc. 3rd Asian Conference on*

- Computer Vision*, Vol.II, pp.332-339 (1998).
- 2) Klette, R., Schluns, K. and Koschan, A.: *Computer Vision: Three-Dimensional Data from Images*, Springer Verlag (1998).
 - 3) 佐藤いまり, 佐藤洋一, 池内克史: 全方位ステレオによる実光源環境の計測とそれにもとづく仮想物体の実画像への重ね込み, 電子情報通信学会論文誌 (D-II), Vol.J81-D-II, No.5, pp.861-871 (1998).
 - 4) 田村秀行, 大田友一: 複合現実感, 映像情報メディア学会誌, Vol.52, No.3, pp.266-272 (1998).
 - 5) Brooks, R.A.: Model-Based Three-Dimensional Interpretations of Two-Dimensional Images, *IEEE Trans. Pattern Anal. and Mach. Intell.*, Vol.PAMI-5, No.2, pp.140-150 (1983).
 - 6) Rogers, D.F. and Adams, J.A.: *Mathematical Elements for Computer Graphics*, WCB/McGraw-Hill (1990).
 - 7) 吉内英也, 水田 忍, 美濃導彦: 局所的な剛体変換に基づく肩形状の記述法, 電子情報通信学会技術研究報告 PRMU2000-38, pp.25-32 (2000).
 - 8) 日本人の人体計測データ 1992-1994, (社)人間生活工学研究センター (1997).
 - 9) 身体形態特性データの計測・データベース化手法にかかわる標準化, (社)人間生活工学研究センター (2000).
 - 10) 西田典了, 福嶋茂信, 美濃導彦: 部分計測データへの標準人体モデルあてはめによる人体形状推定法, 電子情報通信学会論文誌, J84-D-II, No.7, pp.1310-1318 (2001).
 - 11) 今尾公二, 亀田能成, 美濃導彦, 池田克夫: シルエット画像に基づいて個人体形を反映する3次元形状モデルの変形法—仮想試着室の実現に向けて, 電子情報通信学会論文誌, J82-D-II, No.10, pp.1684-1692 (1999).
 - 12) 西田典了: 部分計測データへの標準人体モデルあてはめによる人体形状生成法, 京都大学大学院情報学研究科修士論文 (2001).
 - 13) Besl, P.J.: A Method for Registration of 3-D shape, *IEEE Trans. PAMI*, Vol.14, No.2, pp.239-256, 1996.
 - 14) 亀田能成, 美濃導彦, 池田克夫: シルエット画像からの関節物体の姿勢推定法, 電子情報通信学会論文誌, J79-D-II, No.1, pp.26-35 (1996).
 - 15) 坂口嘉之, 美濃導彦, 池田克夫: 仮想服飾環境 party—人体と型紙のための幾何学的制約充足型格子形成法, 信学論 (D-II), J77-D-II, 11, pp.2210-2219 (1994).
 - 16) 毛呂 功, 水田 忍, 美濃導彦: 表面作成のための点群データからの人体姿勢推定, 電子情報通信学会技術報告, PRMU2001-128, pp.105-112 (2001).

(平成 14 年 1 月 21 日受付)

(平成 14 年 3 月 8 日採録)

(担当編集委員 中村 裕一)



美濃 導彦 (正会員)

昭和 53 年京都大学工学部情報工学科卒業。昭和 58 年同大学大学院博士課程修了。同年同大学工学部助手, 昭和 62 年~63 年マサチューセッツ州立大学客員研究員, 平成元年京都大学工学部附属高度情報開発実験施設助教授, 平成 7 年同教授, 平成 9 年同大学総合情報メディアセンター教授, 平成 14 年同大学学術情報メディアセンター教授, 現在に至る。画像処理, 人工知能, 知的コミュニケーション関係の研究に従事。3次元モデルの処理とそれをういたモデルベース CV, 講義室における CV 技術と遠隔講義, 映像処理を利用した CV, データベース, インタフェース等に興味を持つ。工学博士。IEEE, ACM, 電子情報通信学会, 画像電子学会, 日本ロボット学会各会員。著書「並列画像処理」コロナ社(単著), 「情報メディア工学」オーム社(共編著)ほか。