

三次元人体スキャンデータからの特徴点抽出とその応用

慶應義塾大学大学院 理工学研究科 開放環境科学専攻

2008 年度

辛 貞殷

目次

第 1 章	序論	1
1.1	人体形状計測の技術とその応用	2
1.2	3次元人体データからの特徴点抽出	3
1.3	その他の応用	4
第 2 章	本論文の目的および関連研究に対する位置づけ	6
2.1	関連研究	7
2.2	本研究の目的	11
2.3	関連研究における位置づけ	12
2.4	本論文の構成	13
第 3 章	人体の三次元スキャンデータの獲得および特徴点の定義	15
3.1	人体の特徴点の決定	16
3.2	3次元人体のスキャンデータの獲得	18
3.2.1	一様な体型の女子大学生の人体スキャンデータ	18
3.2.2	様々な体型の人体のスキャンデータ	19
第 4 章	人体の三次元スキャンデータの前処理および仮特徴点の抽出	21
4.1	標準人体および対象人体	22
4.2	人体の三次元スキャンデータの前処理	22
4.2.1	人体のデータの整列	22

4.2.2	対象人体の正規化	24
4.3	仮特徴点の抽出	25
第5章 距離画像を用いた特徴点の自動抽出		26
5.1	概要	27
5.1.1	特徴点とランドマーク	27
5.1.2	提案手法	28
5.2	距離画像マッチングによる特徴点抽出	29
5.2.1	標準人体の特徴点と周辺領域抽出	30
5.2.2	対象人体の仮特徴点と周辺領域の抽出	31
5.2.3	距離画像を用いたテンプレートマッチング	32
5.3	実験	33
5.3.1	実験概要	33
5.3.2	実験結果	33
5.4	実験検討	35
5.4.1	自動抽出の結果とランドマークとの比較	35
5.4.2	誤差原因の検討	36
5.5	5章の総括	37
第6章 三次元形状の特徴を用いた特徴点の自動抽出		38
6.1	概要	39
6.1.1	特徴点の分類	39
6.1.2	提案手法	40
6.2	スピンイメージマッチングによる局所特徴点抽出	40
6.2.1	標準人体での処理	42
6.2.2	対象人体での処理	46
6.3	構造的特徴アルゴリズムによる大域特徴点抽出	48
6.3.1	空間的連続面の構造的特徴を抽出する手法	49
6.3.2	対象人体での処理	55
6.4	実験	58
6.4.1	実験概要	58
6.4.2	実験結果	58

6.5	実験検討	65
6.5.1	抽出精度の検討	65
6.5.2	抽出精度の許容範囲の検討	66
6.5.3	法線ベクトル抽出精度の検討	66
6.6	二つの提案手法による特徴点抽出の精度比較	67
6.7	衣服製作のための自動採寸	68
6.7.1	衣服製作までの流れ	68
6.7.2	自動採寸	68
6.8	6章の総括	72
第7章 単眼画像からの歩行姿勢推定		73
7.1	概要	74
7.1.1	単眼画像からの歩行姿勢推定	75
7.1.2	人体の関節モデルの生成	75
7.1.3	提案手法の概略	76
7.2	人物の領域抽出	76
7.3	領域木アルゴリズムによる人物の骨格抽出	77
7.3.1	人物の輪郭追跡による距離画像生成	77
7.3.2	領域木アルゴリズムによる人物の特異点抽出	77
7.4	三次元人体の関節モデルの動作	80
7.5	実験および実験結果	81
7.6	総括	83
第8章 動画像処理によるスポーツ動作解析		84
8.1	概要	85
8.1.1	演技スポーツにおける採点	85
8.1.2	鉄棒競技における演技	88
8.2	提案手法	88
8.3	三次元人体データを用いた技のデータベース生成	90
8.3.1	キーポーズからの関節位置および関節角度の算出	90
8.3.2	人体の三次元スキャンデータによるシルエット画像生成	91
8.3.3	キーポーズの関節位置変位グラフ生成	91

8.4	競技映像の解析	92
8.4.1	キーポーズマッチングによる技の判定 - 技の判定 (Aスコア) . . .	92
8.4.2	シルエット画像からの選手の関節位置や角度算出 - 姿勢解析 (Bスコア)	92
8.4.3	選手の関節位置の変位グラフ生成	93
8.5	実験 (採点)	94
8.5.1	映像撮影	94
8.5.2	技の判定 (Aスコア)	94
8.5.3	姿勢解析 (Bスコア)	100
8.5.4	自動採点	102
8.6	8章の総括	105
第9章 結論		106

図目次

2.1	ボディラインスキャナ装置:浜松ホトニクス社製 (http://jp.hamamatsu.com より引用)	7
2.2	Model WB4 (左)・Model WBX (右): (http://www.cyberware.com より引用)	8
3.1	特徴点の設定位置	17
3.2	3次元の人体スキャンデータ	18
3.3	人体の3次元スキャンデータ	19
4.1	人体の断面データの整列	23
4.2	人体分割	23
4.3	正規化 (仮特徴点の抽出)	24
4.4	仮特徴点抽出	25
5.1	測定点の設定位置	27
5.2	提案手法	28
5.3	手法の流れ	29
5.4	標準人体の周辺領域	30
5.5	周辺領域から距離画像生成	31
5.6	テンプレートマッチングの例	32
5.7	仮特徴点 (左) と特徴点 (右) の位置	33
5.8	bust の仮特徴点周辺での正規化相関係数の例	34
5.9	距離画像マッチングにより抽出された特徴点の結果	34
5.10	13人の部位別誤差グラフ	35

5.11	13 人の部位別平均誤差と標準偏差グラフ	35
5.12	欠落部分の例 (脇, 股結合点)	36
5.13	真の特徴点と仮特徴点からの距離画像	37
6.1	局所特徴点抽出の流れ	42
6.2	スピンイメージ:注目点を中心とした座標系	43
6.3	半球のスピンイメージ:注目点を中心とした座標系	44
6.4	2次元配列	44
6.5	スピンイメージマッチングの例	47
6.6	大域特徴点抽出の流れ	48
6.7	特異点	50
6.8	主軸算出	50
6.9	領域木の例 ([29] より引用)	51
6.10	領域木の例 ([29] より引用)	52
6.11	局所的性質の判定法	53
6.12	領域木スムージング	54
6.13	Abdomen の等高線生成	55
6.14	特異点抽出と領域木生成の例	56
6.15	スピンイメージ	59
6.16	スピンイメージマッチング	59
6.17	スピンイメージマッチング結果	60
6.18	スピンイメージマッチング結果	61
6.19	仮特徴点 (左) と特徴点 (右) の位置	61
6.20	仮特徴点の周辺領域での正規化相関係数の例	61
6.21	Front Neck の特徴点抽出	62
6.22	Abdomen の特徴点抽出	62
6.23	左: (a) スピンイメージマッチングによる結果例 1, 右: (b) 領域木アルゴリズムによる改善結果例 1	63
6.24	左: (a) スピンイメージマッチングによる結果例 2, 右: (b) 領域木アルゴリズムによる改善結果例 2	63
6.25	様々な体型の対象人体の特徴点抽出結果	64
6.26	11 人の部位ごとの平均誤差	65
6.27	部位別平均誤差と標準偏差	66

図目次

6.28 部位別平均誤差	67
6.29 衣服製作までの流れ	68
6.30 採寸方法の例	70
6.31 自動寸法の結果	71
7.1 3次元人体の関節モデル	75
7.2 提案手法の流れ	76
7.3 人物の輪郭追跡による距離画像	77
7.4 等高線画像から特異点を抽出した例	79
7.5 特異点の連結による人物の骨格抽出	79
7.6 人物の骨格的構造の抽出	80
7.7 伝播アルゴリズム	80
7.8 歩行する人物の原画像	81
7.9 特異点の連結から人物の骨格抽出	81
7.10 3次元人体の関節モデルの動作	82
8.1 ルールブック ([49] より引用)	86
8.2 演技, 技, キーポーズの関係	88
8.3 提案手法	89
8.4 関節位置と関節角度のモデル	90
8.5 キーポーズのシルエット画像生成:蹴上がり倒立の例	90
8.6 キーポーズの関節位置変位グラフ生成:後方車輪の例	91
8.7 技の判定のためのシルエットマッチング	92
8.8 選手のマッチング区間の決定例 (車輪)	93
8.9 キーポーズ (kp) と kp のシルエット画像	95
8.10 車輪の動画とキーポーズ (左図:車輪, 右図:け上がり) のマッチング結果	96
8.11 複雑な技の判定結果	96
8.12 上級選手の技のマッチング結果	97
8.13 中級選手の技のマッチング結果	98
8.14 初級選手の技のマッチング結果	99
8.15 上級 (左)・初級 (右) 選手の関節変位グラフ	100
8.16 上級, 中級, 初級選手の関節動きの軌跡	101
8.17 上級, 中級, 初級選手の関節動きの差	101

図目次

8.18 中級選手の演技採点結果	103
8.19 初級選手の演技採点結果	103
8.20 本研究と審判による採点結果の比較	104

表目次

2.1	計測機器の仕様	9
2.2	従来手法と提案手法	12
3.1	特徴点の番号と名前	16
3.2	人体の3次元スキャンデータ	20
5.1	人体のスキャンデータ	27
6.1	実験環境	58
6.2	衣服製作に必要な項目	69
6.3	採寸方法	70
7.1	人物の骨格から推定した関節角度	82
8.1	演技のグループと難易度	87
8.2	技術的欠点による減点項目の例 (B スコア)	87
8.3	鉄棒競技の撮影環境	94

第 1 章

序論

1.1 人体形状計測の技術とその応用

近年普及しているレンジファインダ等の3次元計測装置により、人体などの物体の表面点群の3次元座標をスキャンデータとしてコンピュータに容易に取り込むことができるようになった。過去には、手・足・顔を計測するものが中心で、人体全身の計測はまだオーダーメイドに行われている程度であったのが、現在は、高速計測が可能な全身用の3次元人体形状計測装置の開発・導入が進められている。そこで近年では、仕様を限定することで、低価格・省スペースの計測装置が実環境での人体計測技術による応用として提供されるようになってきた。この3次元人体計測装置である3次元レンジファインダとは、物体の立体形状(相対位置情報)と色情報を取得し、コンピュータに取込む装置であり、「3次元スキャナー」などとも呼ばれる。計測結果は装置によって様々であるが、約15万個以上の点群データとして出力され、それら全ての点は計測原点からの相対位置情報(XYZ)と色情報(RGB)を持っている。

またこのような3次元物体の計測・デジタル化を行う装置の他にも、計測精度が高いもので計測範囲が狭いなど人体の計測を想定している3次元人体形状計測機器が発達してきている。国内の人体計測用の計測機器メーカーは10社程度であり、全身用の機器としては、ボディラインスキャナ(浜松ホトニクス)、Voxelan(浜野エンジニアリング)、Danae-S(NECエンジニアリング)がある。このような装置を実環境に設置する場合は、実用上の課題として、店舗に設置し、専門家ではなく販売の担当店員がこの計測装置を操作することを考えれば、店員がマーキングをしなくても済む解剖学的特徴点を自動認識できる技術が必要とされる。

そこで現在では、このような人体形状計測機器を用いた人間の身体をデジタルモデル化する技術に関する研究が盛んに行われ、その分野へのニーズに従って、解剖学的特徴点を自動抽出し自動的に寸法を算出する技術、全体または部位の形状を再現する技術、身体の動きを再現する技術、仮想提示技術などに関する研究が行われている。また人間の動きをデジタルモデル化する技術においては、骨格を基本にその接続関係をモデル化するアプローチと、関節を単位にその組み合わせで人体を構成するアプローチが見られる。またそれらを統合しようとする試みもある。

本論文では、人体形状計測の技術とそれらのニーズに従い最も基本であり最も必要とされる、人体の解剖学的特徴点を自動認識する技術に関して研究を行う。そして抽出される特徴点を用いて様々な分野への応用が可能となることを示し、今後このような人体計測技術により様々な分野で応用されることが期待できることについて議論する。

1.2 3次元人体データからの特徴点抽出

1.1 で述べたように，高速計測が可能な全身用の 3 次元人体形状計測装置の開発・導入により，人体などの物体の表面点群の 3 次元座標をスキャンデータとしてコンピュータに容易に取り込むことができるようになった．それにともない，計測したスキャンデータの分析に関する研究が盛んに行われている．人体を対象物体とする研究も多く，人体の実空間の動きを仮想空間で再現するため，人体スキャンデータをスティックモデルなど関節モデルを利用してアニメーション化する研究，また体型を分類する研究などが行われている．また近年には，3 次元人体形状計測装置を用いた実環境での人体計測技術のニーズに従って，専門家が直接マーキングをしなくても済むために，解剖学的特徴点を自動認識する技術が必要とされる．

またアパレル関連の分野においては，衣服を製作するためにマルチン計測法等器具を用いて手動で人体計測が行われていたが，これには専門家などの人手が必要とされ，時間がかかる，またマーキングを付けるための作業により被計測者に負担がかかるなどの問題がある．そこで現在では，自動で人体計測を行うことが求められており，そのためのいくつかの研究も既になされている．

そこで本研究では，3 次元人体形状計測装置を用いて人体計測を行い，得られた人体スキャンデータから人体の計測点に対応する特徴点を自動抽出する．特にアパレル分野での衣服製作に着目し，衣服の製作に最低限必要な数である 23 個の計測点を選び，それに対応する特徴点を人体のスキャンデータから抽出する手法を提案する．すなわち，ランドマークを利用せず，体型の変化が様々な人体のスキャンデータからすべての計測点を安定に自動抽出する新たな手法を提案する．これらの計測点を 3 次元スキャンデータから抽出するために，(1) 計測点が既知の標準的な人体のスキャンデータを被計測者のスキャンデータにマッチングさせ，特徴点の位置の推定を行う手法，(2) 衣服製作のために必要な計測点の定義基準により特徴点の種類を二つに分類し，それぞれに適した対応点探索手法を適用することにより，精度良く抽出する手法を提案した．

本論文では，以上の提案手法をそれぞれ実装して様々な体型の対象人体に対して実験を行い，提案した手法が有効であることを確認した．そして提案手法により自動抽出した人体の特徴点と人体の 3 次元スキャンデータを用いて衣服製作のための寸法が自動算出できる可能性を示した．さらに人体の特徴点と人体の 3 次元スキャンデータを用いて人体の 3 次元骨格モデルを生成することにより，(1) 単眼画像からの歩行姿勢推定，(2) 動画処理によるスポーツ動作解析への応用が可能となることも示した．

1.3 その他の応用

本研究のような3次元人体スキャンデータから人体の特徴点など身体形状の特性を抽出する研究は、衣類分野や仮想提示技術など様々な分野へ応用できる。さらに近年のコンピュータの高性能化・低コスト化および3次元計測装置の高性能化によって、急速に研究が行われている。手・足・顔の形状を再現するなど人体の一部分の形状を用いた応用も数多く行われているが、3次元人体形状計測装置の性能が向上するとともに、人体の全身に関する研究やその応用が実現されている。

そこで本論文では、提案した手法により抽出される人体の特徴点と人体の3次元スキャンデータを用い、衣服製作のみならず他の分野への応用の可能性も示した。ここでは次の三つの分野へ応用を試みた。

衣服製作のための寸法の自動算出：

アパレル分野では衣服を製作するために必要な項目(胸囲、背丈などの寸法)は確立しており、この寸法は本研究で抽出した特徴点と人体の3次元スキャンデータから算出することができる。この寸法を用いて型紙を生成することが可能となる。現在、寸法だけを入力することによりこの型紙を自動作成するソフトウェアが開発されている。そこで本研究により自動抽出される人体の特徴点を用いることにより今まで手動で作成した衣服製作を自動化することが可能になる。

単眼画像からの歩行姿勢推定：

本研究により抽出される人体の特徴点と人体のスキャンデータを用いて骨格モデルを生成できる。この骨格モデルを画像での人間の動きにフィッティングすることにより人間の動きを推定することが可能である。通常複数の方向からの画像から推定した人物の動きを、3次元骨格モデルを用いることにより単眼画像から対象人物の姿勢を推定する手法を提案した。これは単眼画像から人物の関節角度など姿勢パラメータを推定し、そのパラメータを3次元の骨格モデルに与えることにより任意の視点から見える画像が生成可能となる。

動画像処理によるスポーツ動作解析：

3次元人体のスキャンデータと特徴点を用いて3次元の骨格モデルを生成することが可能となった。そこでこの3次元骨格モデルを用いて鉄棒競技を行う選手の正面と側面の動画像から選手の姿勢を推定し、選手が行った技の判定など競技内容を自動採点する手法を提案して実装することによりその可能性を示す。

以上のように、人体の3次元スキャンデータと特徴点を用いることで様々な分野へ応用

することが可能となる。

さらにその他にも本論文で紹介したアパレル分野での衣服製作の自動化をはじめ、ファッションスタイルの多様化や生産の海外シフトの影響で、ユーザはより容易に自分のライフスタイルに合う衣服を求めている。すなわち、現在は個人の好みや体型が反映された固有のファッションを求めているために、個人が求めているファッションをデザインし、提供できる仕組みが必要となってきた。いつでも試着し、購入を決定できるようなデジタル仮想試着シミュレーションの発展が今後期待できる。すでに商品化されているものもあるが、汎用化・実用化に至るための技術が求められている。

また人間のデジタルモデル化技術、スポーツ動作解析技術、医療分野への応用も可能である。また世界規模で数億人の人間データサンプルを蓄積することも可能であり、子供の頃から成長に従う形状変化を追跡記録できるようにもなる。このように蓄積されたデータはモデル化され、個人の3次元特徴も捉えるとともに、集団の統計的特徴を知ることが可能となるなど様々な分野への応用を期待できる。

第 2 章

本論文の目的および関連研究に対する位置づけ

2.1 関連研究

3次元人体形状計測装置により，人体などの物体の表面点群の3次元座標をスキャンデータとしてコンピュータに容易に取り込むことができるようになった．それにともない，実環境での人体計測技術による応用としていくつかの企業では計測装置を店頭に置きサービスも提供している．

過去には，手・足・顔を計測するものが中心であり，人体の全身に関する研究は単眼画像，多視点画像，CGモデル，2次元射影による点群データなどを用いて人体の3次元情報を抽出する研究が盛んに行われたが，身体の形状を充実に再現したり，必要な人体の3次元情報を抽出する精度には限界があった．

しかしながら現在は，高速計測が可能な全身用の3次元人体形状計測装置の開発・導入が進められている．そこで近年では，仕様を限定することで，低価格・省スペースの計測装置が提供されるようになってきた．さらに，3次元物体の計測・デジタル化を行う装置の他にも，計測精度が高いもので計測範囲が狭いなど人体の計測を想定している3次元人体形状計測機が発達してきている．

次に紹介する装置は，人体を対象として計測するものでの計測精度が高く，国内外で製品化されたものである [33] ．

- ボディラインスキャナ



図 2.1: ボディラインスキャナ装置：浜松ホトニクス社製 (<http://jp.hamamatsu.com> より引用)

光学式三角測量法を採用しているため非接触で計測することができ，被測定者に拘束による不快感を与えない．また計測時間と計測精度の組み合わせを変えることで用途に応じ

第 2 章 本論文の目的および関連研究に対する位置づけ

た使い方をすることができる。すなわち詳細な測定データがほしいときには計測時間を多くとって計測し、一方で、被計測者が高齢者や子どもであるなど、計測時間中静止姿勢をとり続けることが負担になる場合には計測精度を下げて計測時間を短くすることができる。

●WHOLE BODY 3D SCANNER

Cyberware 社はスタンフォード大学と共同で、ミケランジェロの彫像作品を 3 次元計測してデジタル化する、Digital Michelangelo Project を進めており、その技術は高く評価されている。また同社はこの他に頭部の形状と色彩を計測する Head and Face Color 3D Scanner システムや ModelShop Color 3D Scanner システム、小さい物体の 3 次元計測を行うための Mini Model Shop Color 3DScanner や Desktop 3D Scanner システム及びこれら进行操作するためのソフトウェアなども提供している。スキャナヘッドはヘリウムネオンレーザー発光部と受光カメラから構成され、250 ミクロンの解像度で計測することが可能である。



図 2.2: Model WB4 (左)・Model WBX (右): (<http://www.cyberware.com> より引用)

この 2 つの国外の装置および国内の人体計測用の計測機器メーカーは 10 社程度であり、国内での全身用のものとしては、ボディラインスキャナ (浜松ホトニクス)、Voxelan (浜野エンジニアリング)、Danae-S (NEC エンジニアリング) がある。これらの人体全身用の計測機器における仕様を表 2.1 に示す。

第 2 章 本論文の目的および関連研究に対する位置づけ

表 2.1: 計測機器の仕様

計測機器	計測範囲 (高さ, 厚さ, 幅)	計測 精度	計測 時間	光源	出力データ (計測点数)
WB4 (Cyberware)	2000mm 600mm 600mm	0.5mm	16.7 秒	半導体 レーザー	190000 点
ボディラインスキャナ (浜松ホトニクス)	2000mm 600mm 1000mm	0.5mm	6 秒	半導体 レーザー	1024000 点
Voxelan (浜野エンジニアリング)	2000mm 850mm 600mm	1.0mm	5 秒	半導体 レーザー	1105920 点
Danae-S (NEC エンジニアリング)	1800mm 750mm 600mm	0.8mm	約 10 秒 ~ 60 秒	半導体 レーザー	552960 点

以上の 3 次元人体全身計測装置の発展にともない、計測したスキャンデータの分析に関する研究も盛んに行われている。人体を対象物体とする研究も多く、人体の実空間の動きを仮想空間で再現するため、人体スキャンデータをスティックモデルなど関節モデルを利用してアニメーション化する研究、また体型を分類する研究などが行われている。

またアパレル関連の分野においては、これまでは、マルチン計測法 [36] 等器具を用いて手動で人体計測が行われていた。しかし、今までの人体計測は時間やコストがかかる、衣服の専門家が必要となる、被計測者に負担をかける等の問題点や、3 次元人体全身計測装置の発達から、現在は人体のスキャンデータを用いて自動で人体計測を行うことが求められている。また 3 次元人体計測装置を実環境に設置する場合は、実用上の課題として、店舗に設置し、専門家ではなく販売の担当店員がこの計測装置を操作することを考えれば、店員がマーキングをしなくても済む解剖学的特徴点を自動抽出できる技術が必要とされる。そのためのいくつかの研究 [1] ~ [10] が既になされている。

そこで本研究では衣服の製作に最低限必要な数である 23 個の計測点を選び、それに対応する特徴点を人体のスキャンデータから抽出する。

これらの計測点を 3 次元スキャンデータから抽出するためには、(1) 専門家が被計測者

第2章 本論文の目的および関連研究に対する位置づけ

の計測点にランドマークを付ける方法，(2) シルエット画像から自動的に計測点に対応する特徴点を抽出する方法，(3) 計測点が既知の標準的な人体のスキャンデータを被計測者のスキャンデータにマッチングさせることにより，計測点に対応する特徴点を抽出する方法がある．

まず(1)の研究は，スキャン前に専門家が手動で被計測者の計測点の位置にランドマークを付けて得られた人体のスキャンデータから，コンピュータによりランドマークを特徴点として抽出する一般的な方法である．

Allen et al.[7]では計測点に対応する特徴点を被計測者のスキャンデータから抽出するため，あらかじめ衣服専門家が計測点の位置にランドマークを付けた標準体型モデルと，いくつかの計測点の位置にランドマークを付けた被計測者とのフィッティングを行い，被計測者の他の特徴点を推定し抽出した．この方法は，標準体型モデルと被計測者にランドマークを付けることにより計測点の位置を高い精度で抽出できたが，計測する前に専門家によってランドマークを付ける必要がある．

(2)の研究として，Imaoは仮想試着室の実現に向けて，個人の体型を表現する個人体型モデルを，あらかじめ用意した標準モデルとその個人のシルエット画像から変形によって作成する方法を提案した[2]．この方法は，個人体型のモデルを生成し，布の物理シミュレーションにより服を着せることが目的であり，衣服製作に必要な寸法である胸，尻，腰の周囲長もほぼ正確に求めている．しかし，形状の変化量が大きい場合には誤差が増える傾向にあり，また，腕や足の特徴点については側面のシルエット画像上での重なりのため抽出が不可能であった．

またHanらは，個人の人体スキャンデータを入力として正面および側面のシルエット画像を生成し，そのシルエット画像から特徴点を抽出してImaoより多くの計測点を検出した．さらに抽出した特徴点との相対関係から他の特徴点を抽出する方法を提案した[5]．抽出した25点の特徴点だけで大部分の既製服を製作することができると考えられている．しかし，被計測者は形状の変化が少ない標準的な体型の人についてのみ行っており，特徴点の位置を抽出するために多くの被計測者の統計的なサイズを利用するなど統計値に基づいて特徴点を抽出した．Hanらの手法では様々な体型の人体を対象とする場合には課題が残っている．

(3)の研究として，Ben Azouz.[6]らは，学習時のみ計測点にランドマークを付け，いくつかの計測点を注目点とした全身のスピンイメージとランドマーク間の相対位置関係を制約条件とした．そしてランドマークを付けていないスキャンデータから得られた表面点の特徴点である確率を求める手法を提案した．この手法では，局所特徴点については精度良く求められ，様々な体型に対して対応することができる．しかし，学習のために，200

人分という多数の人体の正確な特徴点を用いている。また、部分的な特徴量を用いてマッチングを行っているため、特徴量の変化が小さい部分から抽出される特徴点については、抽出精度が下がっている。そこで、このような特徴点については、異なる手法により抽出する必要がある。

また著者等 [1] は計測点が既知の標準的な人体のスキャンデータを、被計測者のスキャンデータに距離画像マッチングさせることにより、計測点に対応する特徴点を抽出した。この研究により抽出された特徴点の位置と真の特徴点の位置との平均誤差は 3cm 以下という結果が得られたが、マッチング手法を改善することにより特徴点を抽出する精度を高める必要があった。この原因は、標準人体の真の特徴点における距離画像とのマッチングを行う際に、対象人体の真の特徴点が得られていないために、仮特徴点における距離画像を用いたためであった。

以上述べたように、従来研究では衣服製作のために必要な計測点を、ランドマークを利用せず、体型の変化が様々な人体のスキャンデータからすべての計測点を安定に自動抽出することが困難である。特に体型の特徴が緩やかで個人により体型の差が大きい特徴点において安定に抽出できない。そのため、このような特徴点を精度良く抽出する新たな手法が必要である。

2.2 本研究の目的

本論文では、3次元形状計測装置を用いて人体の3次元スキャンデータを獲得し、得られた3次元人体スキャンデータから衣服製作に重要な人体の計測点(以下、特徴点と呼ぶ)を、それぞれに適した対応点探索手法を適用することにより、精度良く抽出する手法を提案する。

まず本研究では、衣服製作に必要な特徴点の大部分は、近傍の曲率分布の変化が顕著で、かつ、体型の個人差が小さい特徴点に対応していると考え、このような特徴点を局所特徴点と定義した。しかし、いくつかの特徴点は、近傍の曲率分布の変化が緩やかで、かつ、体型の個人差が大きい特徴点に対応していると考え、このような特徴点を大域特徴点と定義した。

本研究では、以上のように衣服製作に重要な23個の人体の特徴点を局所特徴点と大域特徴点と分類し、それぞれに適した対応点探索手法を適用することにより、精度良く抽出する手法を提案し、提案した手法が有効であることを確認する。

まず人体の特徴点を自動抽出する二つの手法、(1)すべての特徴点から距離画像を生成してテンプレートの距離画像とのマッチングを行うことにより特徴点を抽出する手法、

(2) 特徴点周辺の形状の特徴により分類されたそれぞれの特徴点に対応する探索手法を適用する手法を提案する。

そして (1) と (2) の二つの手法をそれぞれ実装して実験を行い、提案した手法が有効であることを確認する。またこれらの二つの手法を比較検討し、より有効性のある手法により自動抽出される人体の特徴点と人体の 3 次元スキャンデータを用いて、

- (1) 衣服製作のための自動採寸、
 - (2) 単眼画像からの歩行姿勢推定、
 - (3) 動画画像処理によるスポーツ運動解析
- の三つの分野への応用が可能となることを示す。

2.3 関連研究における位置づけ

これまでの国内外の関連研究について、従来から 3 次元人体形状装置を用いた研究およびその応用は活発に行われ、今はさらに計算機の高高速化や装置の高性能によってより盛んに行われているのが現状である。

本論文の 1, 2 章にて様々な関連研究について挙げたが、これまでは顔、手、足など部分的な形状からの特徴を抽出する研究が多くなされているものの、得られた人体全身の 3 次元スキャンデータを分析して人間の特徴を自動的に取り出す研究はまだ少ないのが現状である。表 2.2 は 2.1 節で述べた各論文での従来手法と本論文での提案手法の特徴を示したものである。

表 2.2: 従来手法と提案手法

手法	抽出精度	抽出方法	抽出時間やコスト
専門家によるランドマークを用いた抽出方法		手動	×
シルエット画像からの抽出方法		自動	
モデルマッチングによる抽出方法		自動	
提案手法		自動	

抽出精度に関しては、専門家によるランドマークを用いた手法が最も精度は高い。一方、シルエット画像から特徴点を抽出する手法では、シルエットの形状によっては抽出不可能な箇所があったり、シルエット画像生成時のノイズにより、誤差を生じることがある。また、モデルマッチングによる手法では、適切なモデルを生成する事により抽出精度

は高くなるが、形状の変化に対応しにくく、その場合は抽出精度が低くなることもある。そこで、モデルマッチングによる手法より高い精度で、様々な形状の人体に対してすべての特徴点を自動で抽出できる手法の確立を目的とする。

また、抽出時間やコストに関しては、専門家によるランドマークを用いた手法では、衣服製作の専門家が必要となり、一つ一つの特徴点にランドマークを手動で付けていくため、計測時間が長くなり被計測者に負担がかかる。シルエット画像を用いた手法では、被計測者の正面や側面の画像のみ必要となるので時間やコストが少ない。モデルマッチングによる抽出手法では、モデルを構築するために多くの人数の人体データが必要とされ、学習にも時間がかかる。そこで、被計測者の拘束時間を考えると負担の少ない手法を提案する。

本論文では、まず衣服製作への応用に着目し、衣服を製作するために必要な人体の特徴点を、ランドマークを利用せず、体型が様々な人体全身のスキャンデータからすべての特徴点を安定に自動抽出する手法を提案する。この特徴点を自動的に抽出することにより、衣服製作に必要な寸法を自動的に算出することを可能にして、さらに特徴点を利用して骨格モデルを生成できスポーツ運動解析や人間の動きに関連する研究に応用することを可能にする。

2.4 本論文の構成

本論文では、人体の3次元スキャンデータから衣服製作に重要な人体の特徴点を精度良く自動抽出する手法を提案し、抽出した特徴点と人体のスキャンデータを用いて様々な分野に応用可能となることについて述べる。

まず、3章で3次元人体のスキャンデータの獲得および本研究の提案手法により抽出する人体の特徴点の定義について述べ、4章で得られた人体のスキャンデータを分析して候補の特徴点の初期位置を推定する前処理について述べる。

次に5章、6章にて、候補の特徴点の初期位置から正確な特徴点の位置を推定するため、以下の(1)と(2)の二つの提案手法について述べる。

(1) 特徴点が既知の標準的な人体のスキャンデータを、被計測者のスキャンデータにマッチングさせ、特徴点の位置の推定を行う手法(5章)

(2) 衣服製作のために必要な特徴点を定義基準により特徴点の種類を二つに分類し、それぞれに適した対応点探索手法を様々な体型の人体のスキャンデータに適用することにより、精度良く抽出する手法(6章)

そして、提案した二つの手法を実装して実験を行い、二つの手法の有効性に関する評価

第 2 章 本論文の目的および関連研究に対する位置づけ

を行う。この評価により、より高い精度で特徴点を得られる手法を用いて特徴点を自動抽出し、抽出された特徴点と人体のスキャンデータを用いて衣服製作のための寸法を自動的に算出することが可能となることを示す。次に自動抽出された人体の特徴点と人体の 3 次元スキャンデータを用いて、7 章で単眼画像からの歩行姿勢推定、8 章で動画像処理によるスポーツ動作解析への応用まで可能となることについて議論する。最後に 9 章で、本論文の結論について述べる。

第 3 章

人体の三次元スキャンデータの獲得 および特徴点の定義

3.1 人体の特徴点の決定

本研究では3次元計測装置により、様々な体型の対象人体の表面を3次元人体スキャンデータとして獲得し、衣服製作に必要な人体の特徴点の位置を提案手法により抽出する。

本研究で抽出する衣服分野での計測点は、皮膚の上で定義されている。すなわち、骨格を基準にして決めた特徴点 (a) と、骨を基準にしていない、首の回りや腹の回りのような特徴点 (b) として定義されている。そこで本研究では、衣服製作で特に既制服の製作のために不可欠である重要な計測点を調査し [34][35]、本論文では最小限の数である 23 個の計測点を決定した。

これらの 23 個の特徴点を、図 3.1 および表 3.1 に示す。なお、表 3.1 には、特徴点がどの部位に属しているかということも示されている。部位番号 (parts) については 4 章で説明する。

表 3.1: 特徴点の番号と名前

num (k)	Feature points : 特徴点 (parts : 部位番号)	num (k)	Feature points : 特徴点 (parts : 部位番号)
1	Head Top(1)	13	Abdomen(3)
2	Front Neck(1)	14	Left Waist(3)
3	Back Neck(1)	15	Right Waist(3)
4	Left Neck(1)	16	Crotch(3)
5	Right Neck(1)	17	Hip(3)
6	Left Shoulder(1)	18	Left Wrist(2)
7	Right Shoulder(1)	19	Right Wrist(4)
8	Left Armpit(3)	20	Left Hand(2)
9	Right Armpit(3)	21	Right Hand(4)
10	Left Breast(3)	22	Left Ankle(5)
11	Right Breast(3)	23	Right Ankle(6)
12	Center Breast(3)		

部位：頭部 (1)，左腕 (2)，胴体 (3)，右腕 (4)，左脚 (5)，右脚 (6)

第 3 章 人体の三次元スキャンデータの獲得および特徴点の定義

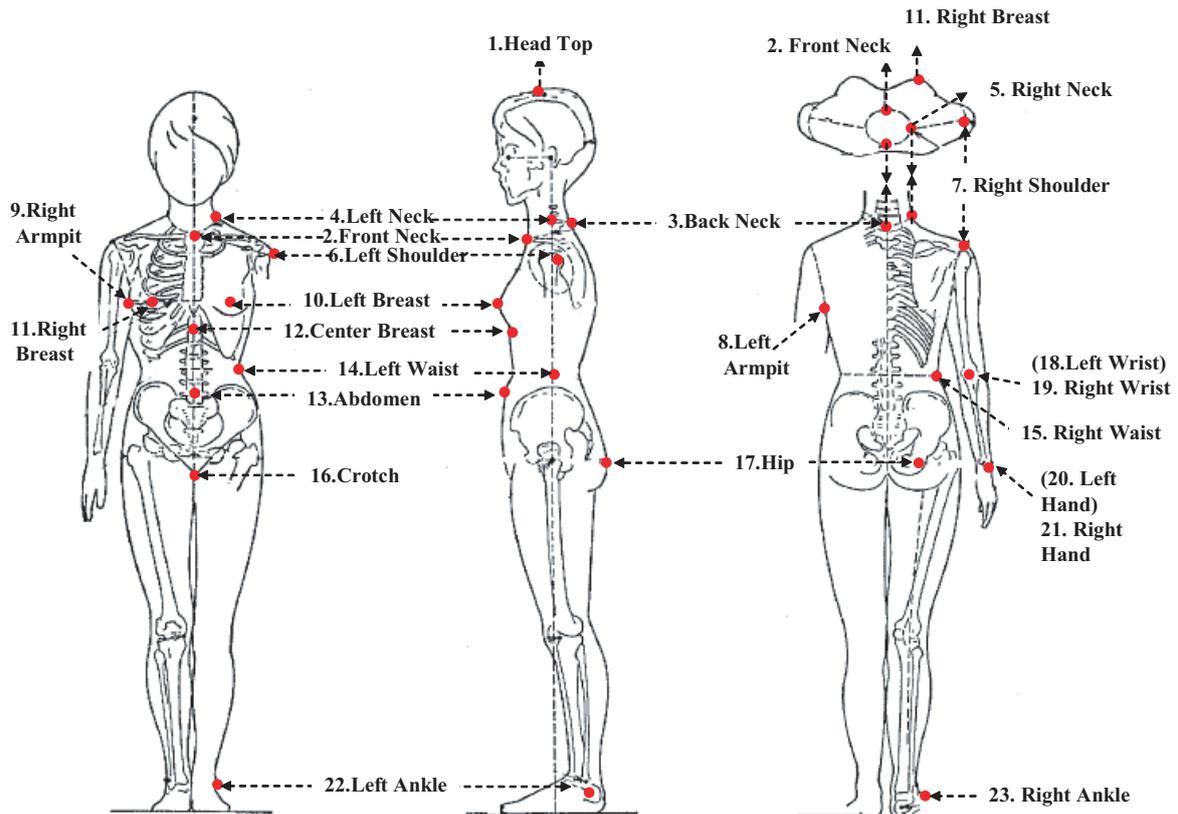


図 3.1: 特徴点の設定位置

これらの 23 個の特徴点のうち、注目の特徴点周囲の局所的な形状から決定できる骨格を基準にした特徴点を局所特徴点、周辺の特徴点を含む大域的な形状から決定する必要のある、骨を基準にしていない特徴点を大域特徴点に分類した。すなわち、FrontNeck と Abdomen の 2 点を大域特徴点、それ以外の 21 点を局所特徴点に分類した。分類された局所特徴点と大域特徴点に、それぞれ異なる手法を適用することにより、特徴点を正確に抽出する。また衣服を製作するためには”寸法”が必要であり、それは人体の特徴点から算出できるので、提案手法により抽出される 23 個の特徴点に基づいて自動採寸することが可能となる。

3.2 3次元人体のスキャンデータの獲得

本研究は衣服製作に必要な計測点を自動抽出するため、3次元人体全身スキャナーを用いて人体を計測する。しかし人体を計測することは簡単ではなく、正確に測るために様々な計測機器が使われ、計測点や計測方法も異なってくる。

本節では、衣服製作を目的として計測対象や衣服製作に必要な計測項目に絞って決めた人体の計測点を正確に抽出するための正しい計測方法について説明する。

本研究では、以下の二つの種類の人体を対象とする。まず最初に人体の形状の変化が小さい人体のスキャンデータを対象とし、その後、様々な体形の人体スキャンデータを対象として本研究の有効性を示す。

以下に、計測対象となる人体のスキャンデータと計測方法について説明する。

3.2.1 一様な体型の女子大学生の人体スキャンデータ

1. 計測対象：

年齢が18～24才、身長の平均値160cm ± 4cm 標準偏差の女子大学生

2. 計測姿勢：

- 顔は正面を向く。
- 背すじを自然に伸ばし、肩に力を入れない。
- 人体の一部が隠されないように腕を横に30°伸ばして手のひらが正面を向く。
- 手の平が内面を向くようにして両足も30cm広げる。

この計測方法によって計測された人体の3次元点群を図3.2に示す。

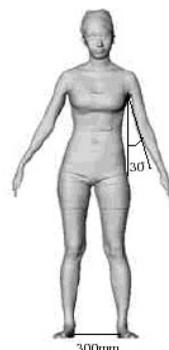


図 3.2: 3次元の人体スキャンデータ

3.2.2 様々な体型の人体のスキャンデータ

1. 計測対象：

年齢が20～50才，身長の平均値160cm ± 6cm 標準偏差の様々な体型の13人の女性

2. 計測姿勢：

- 顔は正面を向く．
- 背すじを自然に伸ばし，肩に力を入れない．
- 人体の一部が隠されないように腕は伸ばす．
- 手の平が内面を向くようにして両足も広げる．

3. 計測の着衣：

生体計測の場合は裸体かそれに近い状態で計測を行うが，この論文ではアウターウェアのための計測なので，下着を着用する．

4. 計測方法：

身体各部の形状を知るための計測では，細部を精密に計測するための様々な計測方法があるが，この論文では衣服製作に必要な項目に限り，計測点も最小限度に決め，3次元人体形状計測装置を使用する．

この計測方法によって計測された人体の3次元点群を図3.3と表3.2に示す．

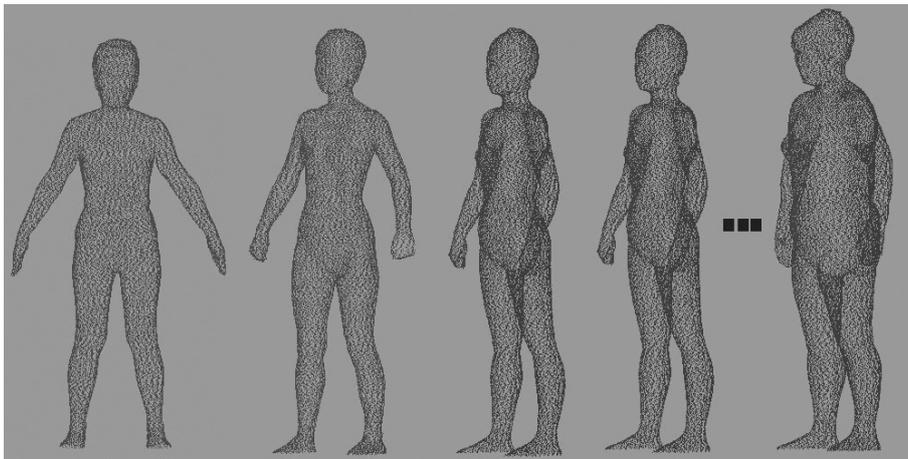


図 3.3: 人体の3次元スキャンデータ

第 3 章 人体の三次元スキャンデータの獲得および特徴点の定義

表 3.2 で標準人体とは、あらかじめ人体の正確な 23 個の特徴点を持つ一つのモデルであり、対象人体の特徴点を抽出するための基準となるモデルである。また対象人体とは、提案手法を用いて特徴点を抽出しようとする 12 人の被計測人体である。これらの標準人体と対象人体については 4 章で説明する。人体の 3 次元スキャンデータのファイルサイズは表 3.2 のように一人当たり約 8MB、頂点数は約 19 万個程度である。座標間隔は左右前後方向は 2 ~ 5mm、高さ方向 2mm である。

表 3.2: 人体の 3 次元スキャンデータ

モデルの数		
標準人体のスキャンデータ		1
対象人体のスキャンデータ		12
一人当たり		
ファイルのサイズ		約 8M Bytes
頂点数		約 190,000
頂点の間隔	x 軸	2 ~ 5mm
	y 軸	2mm
	z 軸	2 ~ 5mm
座標軸		右手座標系

第 4 章

人体の三次元スキャンデータの前処理および仮特徴点の抽出

4.1 標準人体および対象人体

本研究の 3 次元人体スキャンデータでは、2 種類の人体データがある。一つは、特徴点を抽出するための、対象となる様々な体型の人体データであり、本研究ではその人体データを対象人体と呼ぶ。一方、本研究ではあらかじめ一つの標準的な人体データを選び、その標準的な人体の形状とのフィッティングにより計測人体から特徴点を抽出する手法を提案する。そこで、本研究では人体データから体格の情報となる H (Height), W (Width), D (Depth) をそれぞれ算出し、それらの平均値と最も近い体型の人体を選び、その人体データを標準人体と呼ぶ。

4.2 人体の三次元スキャンデータの前処理

本研究では、Cyberware(株) の 3 次元人体形状計測装置である Whole Body Scanner を利用して人体計測を行い、人体の 3 次元スキャンデータを獲得した。この Whole Body Scanner はレーザー方式であり、4 方向に配置されたレーザーにより人体の計測を行い、立体スキャンデータを作成する。走査は水平方向 5mm、上下方向 2mm 間隔で行う。そこで、4 方向から得られたデータを統合し、表面点での 3 次元座標を算出することで一人の人体スキャンデータが得られる。

この得られた 3 次元人体のスキャンデータから人体の計測点と対応する特徴点をより高速に、かつ、容易に高率とするため、統合した人体のスキャンデータに対して以下の前処理を行う。

4.2.1 人体のデータの整列

まず、計測された対象人体を式 (4.1) で表す。

$$R_n^{(p)} = \left(x_n^{(p)}, y_n^{(p)}, z_n^{(p)} \right) \quad (4.1)$$

人体 (p) のスキャンデータの頂点 n は、 y (人体の高さ) 軸方向に等間隔 (2mm) で得られている。その人体のいくつかの y 座標での断面の例を図 4.1 の右に示す。 x, z 座標は点の間に対応関係がないため、同じ y 座標で部位ごとにデータを反時計回り (図 4.1 の矢印の向き) に整列する。図 4.1 の (a: 頭部) のように、一つの閉曲線で表現される場合もあり、図 4.1 の (b: 左腕, 胴体, 右腕), (c: 左, 右脚) のように複数の閉曲線になる場合もある。

第4章 人体の三次元スキャンデータの前処理および仮特徴点の抽出

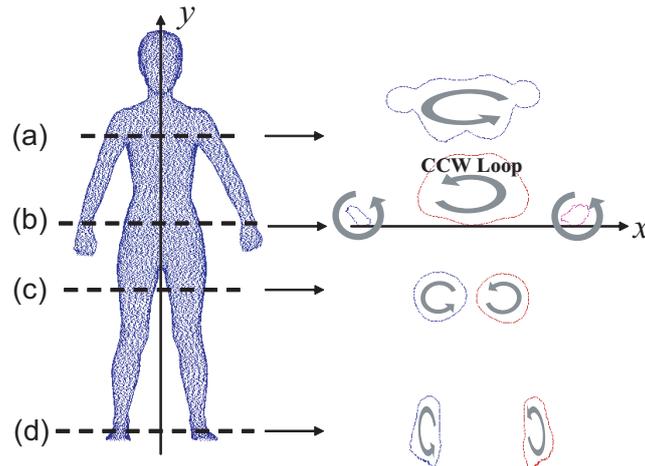


図 4.1: 人体の断面データの整列

また整列された人体のデータを， 頭部 (1: 部位番号)， 胴体 (3)， 左腕 (2) と右腕 (4)， 左脚 (5) と右脚 (6) の 6 つの部位に分割する．分割は断面 y ごとに行う．図 4.2 の (a_1) ， (a_3) を含む断面では閉曲線が分離していて容易である．

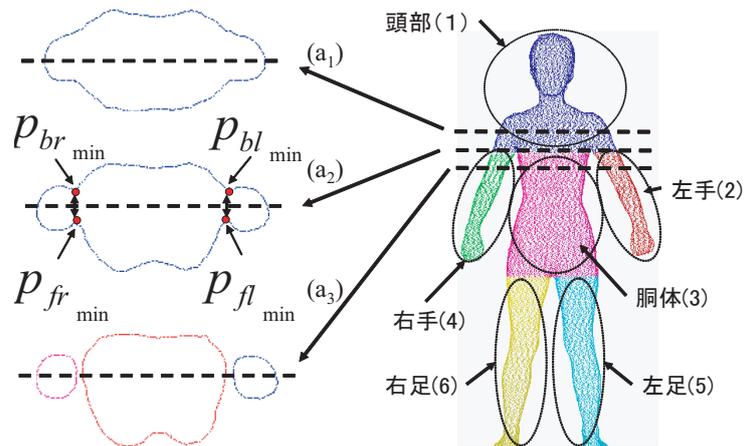


図 4.2: 人体分割

しかし図 4.2 の (a_2) の場合は，一つの閉曲線を 3 つの部位に分割する必要がある．そこで断面 y ごとのデータから求めた主軸 (分散の大きい方向) を基準として，背面のデータで主軸までの距離が極小となる点 $P_{bl_{min}}$, $P_{br_{min}}$ ，前面のデータで主軸までの距離が極小となる点 $P_{fl_{min}}$, $P_{fr_{min}}$ が抽出できたときに，部位として分割する．例えば，腕と胴体を分割する場合は，断面 y ごとに 3 つの領域に分類されるかを判定する．6 つに分割した人体の例を図 4.2 の右に示す．

第4章 人体の三次元スキャンデータの前処理および仮特徴点の抽出

この分割結果を見ると、各特徴点とそれに対応する周辺領域 (5.2.1 節で述べる) は同じ部位に属している。表 5.1 に各特徴点が属する部位の番号 (parts) を示す。この人体分割により、特徴点探索処理において、属する部位のデータのみを使用すれば良いため、効率が上がり、特徴点をより高速に、かつ、容易に抽出できる。

4.2.2 対象人体の正規化

本研究は、対象人体の特徴点を効率的に抽出するために、あらかじめ標準人体を用意し標準人体の特徴点と対応とする対象人体の候補の特徴点の位置を求めておく。標準人体の特徴点と対応とする対象人体の候補の特徴点を求めるために、標準人体と対象人体のサイズを合わせる正規化処理が必要である。

そこで図 4.3(a),(c) に示すように、標準人体と対象人体それぞれのサイズ (H, W, D) を計算し、標準人体の 23 個の特徴点を対象人体 $R_n^{(p)}$ のサイズ ($H^{(p)}, W^{(p)}, D^{(p)}$) に合わせ、式 (4.2) により正規化を行う。

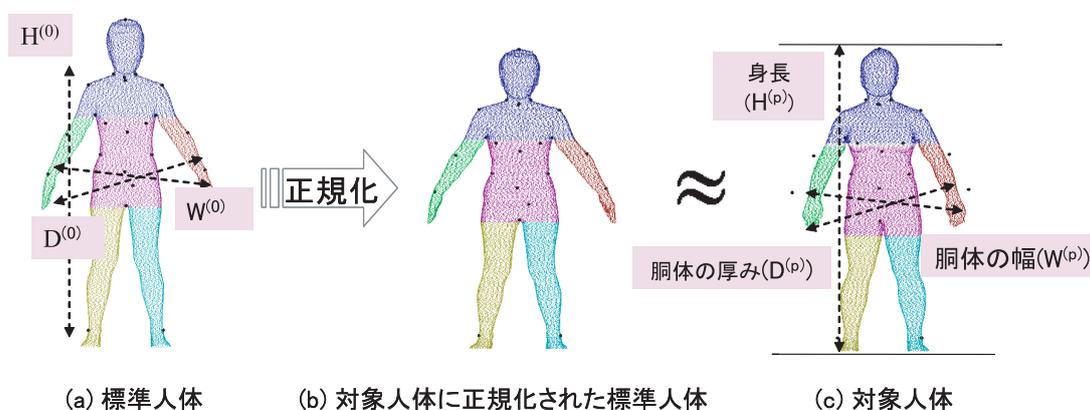


図 4.3: 正規化 (仮特徴点の抽出)

ただし、 H :身長、 W :胴体の幅 (胴体の x 座標の平均値)、 D :胴体の厚み (胴体の z 座標の平均値) とする。 $(H^{(0)}, W^{(0)}, D^{(0)})$ は、標準人体 $R_n^{(0)}$ のサイズである。

$$\begin{aligned}
 F_k^{(p)} &= (\hat{x}_{n_k}^{(p)}, \hat{y}_{n_k}^{(p)}, \hat{z}_{n_k}^{(p)}) \\
 &= \left(\frac{W^{(p)}}{W^{(0)}} \cdot \hat{x}_k^{(0)}, \frac{H^{(p)}}{H^{(0)}} \cdot \hat{y}_k^{(0)}, \frac{D^{(p)}}{D^{(0)}} \cdot \hat{z}_k^{(0)} \right) \quad (4.2)
 \end{aligned}$$

この正規化された特徴点の位置 (図 4.3(b)) を対象人体の特徴点の初期値とし、周辺領域を探索する処理により最適な特徴点の位置を求める。

4.3 仮特徴点の抽出

本研究での仮特徴点とは，真の特徴点にほぼ近い候補点であり，特徴点の初期値である．19 万個の人体データから 23 個の特徴点をより容易に抽出するため，このような初期値を設定しその周辺のデータから特徴点を探索することである．

正規化の式 (4.2) により得られた $F'_k^{(p)}$ は対象人体の表面点ではないため，抽出された $F'_k^{(p)}$ から $F'_k^{(p)}$ が属する部位の座標データまでの距離が最短である人体の表面点 $n_k^{(p)}$ を仮特徴点 $\tilde{F}_k^{(p)}$ とする．

仮特徴点を

$$\tilde{F}_k^{(p)} = (\tilde{x}_{n_k^{(p)}}^{(p)}, \tilde{y}_{n_k^{(p)}}^{(p)}, \tilde{z}_{n_k^{(p)}}^{(p)}) \quad (4.3)$$

と表す．

図 4.4 の左が正規化により得られた対象人体の仮特徴点の候補位置であり，図 4.4 の右が，対象人体の仮特徴点である．

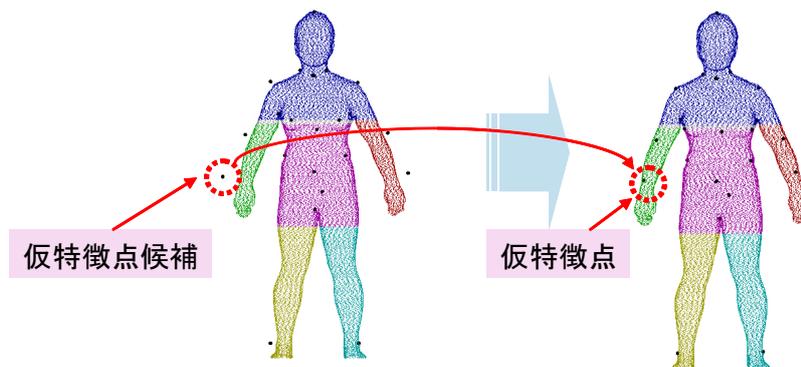


図 4.4: 仮特徴点抽出

第5章

距離画像を用いた特徴点の自動抽出

5.1 概要

5.1.1 特徴点とランドマーク

3次元人体のスキャンデータから抽出する人体の特徴点は3.1節にて決定した。図5.1(表5.1)に、その特徴点の位置を3次元人体スキャンデータとして示す。これらの特徴点の位置に測定専門者が手動で付けたマークのことをランドマークと呼ぶ。本研究では、計測されたすべての対象人体に対してあらかじめ専門家によりランドマークの位置を計測しておく。このランドマークは、本研究の提案手法の評価のために用いられる。

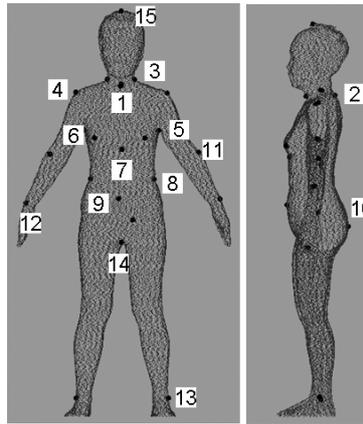


図 5.1: 測定点の設定位置

表 5.1: 人体のスキャンデータ

	Feature points	Num		Feature points	Num
1	Front Neck	1	8	Bust(down)	2
2	Back Neck	1	9	Abdomen	1
3	Side Neck	2	10	Back Hip	1
4	Shoulder	2	11	Wrist	2
5	Armpit	2	12	Hand	2
6	Side Waist	2	13	Ankle	2
7	Bust(up)	2	14	Crotch	1
			total	Bust(down)	23

5.1.2 提案手法

3.2 節で得られた人体のスカンデータから 3.1 で定めた 23 個の特徴点を自動的に抽出することは困難であるが，2.1 節での関連研究で述べたようにいくつかの研究が行われている．

本研究では 23 個の特徴点を 3 次元スカンデータから抽出するために，二つの手法をそれぞれ提案し対象人体の特徴点を抽出する．その提案手法の全体の流れを図 5.2 に示す．

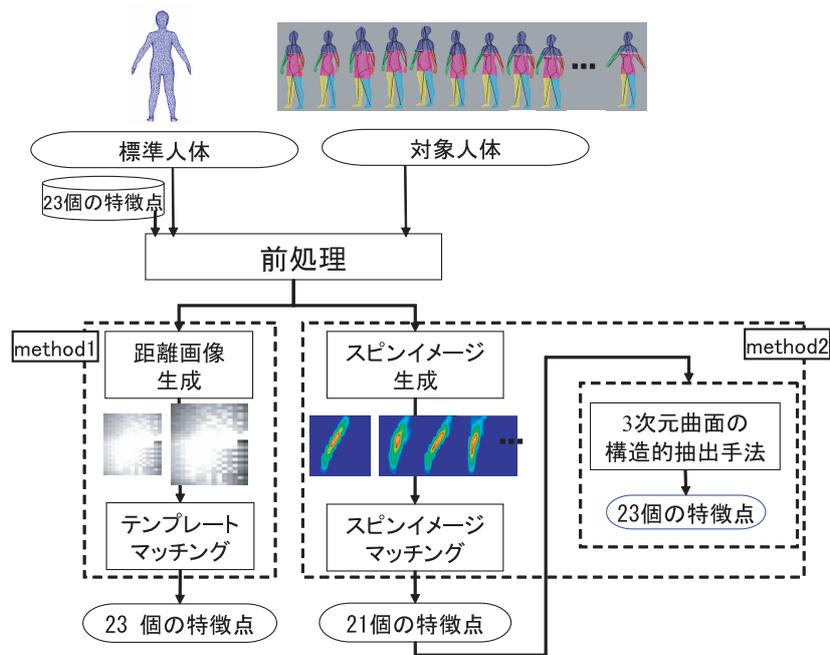


図 5.2: 提案手法

まず二つの手法において共通して 4 章で説明した前処理を行う．

1. 身長，胴体の幅と厚さをもとに，標準人体のデータと特徴点を対象人体のデータのサイズに拡大（縮小）し，正規化する．
2. 標準人体の特徴点と対応とする対象人体の特徴点の位置を仮特徴点とする．

その後以下のそれぞれの手法（図 5.2 の method1，method2）を様々な体型の人体のスカンデータに適用することにより，精度良く抽出する手法を提案する．

1. 距離画像を用いた特徴点抽出の手法（method1）：計測点が既知の標準的な人体のス

キャンデータを，被計測者のスキャンデータにマッチングさせ，すべての特徴点の位置の推定を行う手法

- 3次元形状の特徴を用いた特徴点抽出の手法 (method2)：衣服製作のために必要な計測点の定義基準により特徴点の種類を二つに分類し，それぞれに適した対応点探索手法を適用する手法

まず本章では，距離画像を用いるテンプレートマッチング手法 (上記の method1) を用いて対象人体の特徴点を抽出する手法について述べる．

5.2 距離画像マッチングによる特徴点抽出

本章では対象人体の3次元スキャンデータから23個の特徴点を抽出するために，計測点が既知の標準人体のスキャンデータを，対象人体のスキャンデータにマッチングさせることにより対象人体の特徴点の位置の推定を行う手法について述べる．これは，標準人体の特徴点の周辺領域から3次元座標データを2次元座標に変換する距離画像を作成し，対象人体の仮特徴点の周辺領域から同じように作成した距離画像とマッチングすることにより最も形状がマッチする位置を，対象人体の特徴点とする手法である．

以上の流れを図 5.3 に示す．

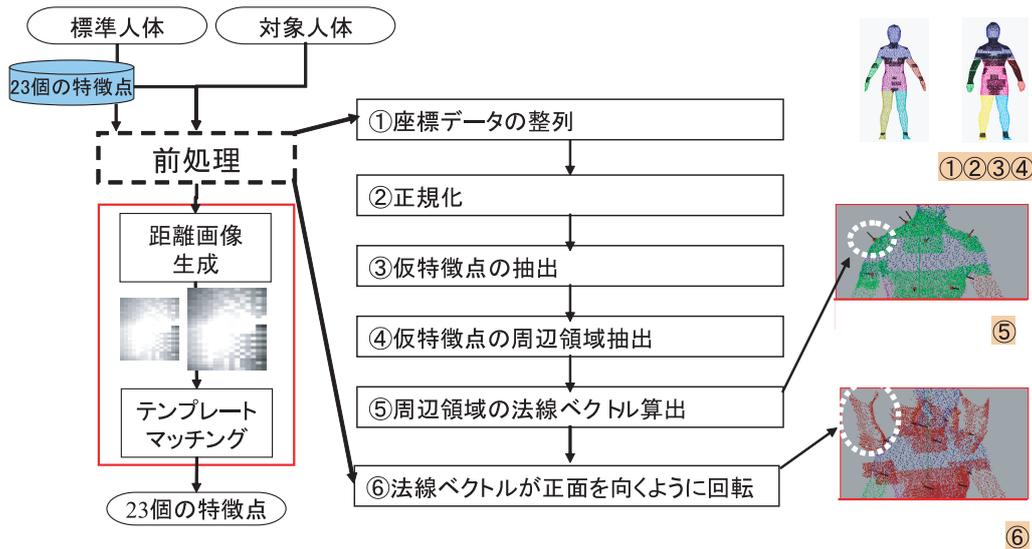


図 5.3: 手法の流れ

まず，マッチングを行うための標準人体と対象人体のパターンを抽出する手法について述べる．

5.2.1 標準人体の特徴点と周辺領域抽出

本研究では計測した人体の中で平均的な体型の人体データを標準人体とした．この標準人体からあらかじめ計測したランドマークを正確な $k(1-23)$ 番目の特徴点

$$\hat{F}_k^{(0)} = (\hat{x}_k^{(0)}, \hat{y}_k^{(0)}, \hat{z}_k^{(0)}) \quad (5.1)$$

とし，マッチングのためにこれらの特徴点の周辺領域を抽出する．

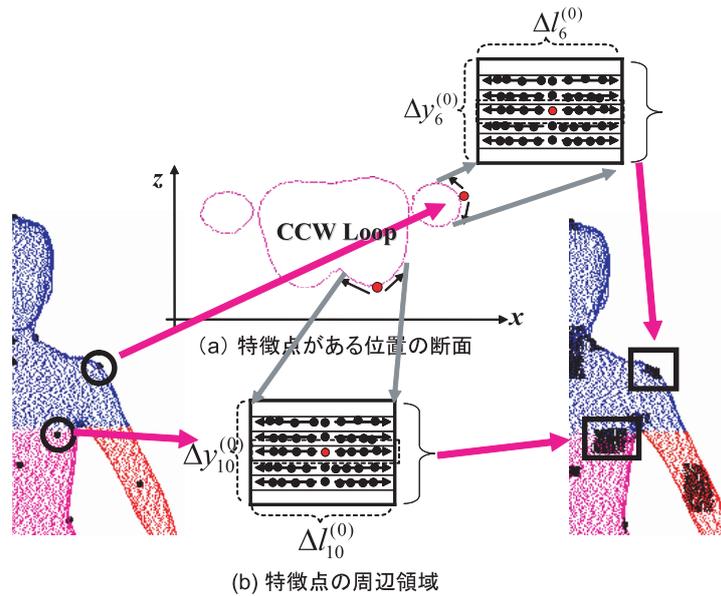


図 5.4: 標準人体の周辺領域

標準人体の特徴点周辺領域は，対象人体の特徴点を抽出するために対象人体での周辺領域と対応付けるパターンとして用いられる．

周辺領域の求め方は，標準人体と対象人体で異なっており，まず標準人体の特徴点 (k) ごとに周辺領域を決めた後，標準人体の周辺領域を基準として 5.2.2 で説明する対象人体の周辺領域を決める．

標準人体の周辺領域の範囲は，5.2.1 で抽出した k 番目の特徴点を中心として，特徴点 (k) ごとに特徴付ける形状がすべて含まれるような範囲 ($\Delta l_k^{(0)}$) を目視により定める．

具体的に，この周辺領域に属する頂点を抽出する過程は以下の通りである．

1. 標準人体の特徴点と同じ y 座標を持つデータを選択し，断面 ($y_k^{(0)}$) とする (図 5.4(a)) ．

2. 特徴点から左方向と右方向に向かって各頂点から成る曲線に沿っての距離が $\frac{1}{2}\Delta l_k^{(0)}$ までの範囲の頂点を選択する .
3. $y_k^{(0)} \pm \frac{1}{2}\Delta y_k^{(0)}$ の範囲の断面でも (1)(2) の処理を行うことにより周辺領域を抽出する (図 5.4(b)) .

以上の過程により抽出された標準人体の Left Shoulder($k = 6$), Left Breast($k = 10$) の周辺領域の例を , 図 5.5 に示す .

次に , テンプレートマッチングを行う際には , この周辺領域の 3 次元座標データを 2 次元画像データに変換する必要があるので , 本研究では正規化された標準人体の周辺領域から法線ベクトルを算出し (図 5.3 での 5 , 6) 距離画像 $(0)(,)$ を作成しておく (図 5.5) .

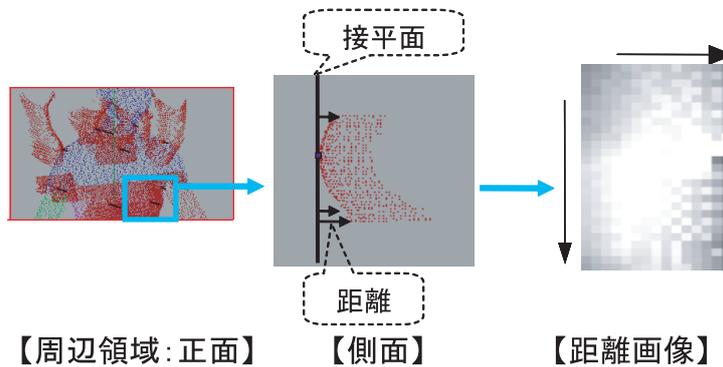


図 5.5: 周辺領域から距離画像生成

5.2.2 対象人体の仮特徴点と周辺領域の抽出

対象人体の周辺領域は 4.3 で抽出した仮特徴点を中心として 5.2.1 での「周辺領域の抽出」と同様な処理を行う . ただし , 対象人体の周辺領域は標準人体の周辺領域と対応付けるための探索範囲となる . そこでこの探索範囲は , それぞれの人体のサイズを考え , 標準人体の特徴点 (k) の周辺領域の 1.5 倍の範囲 ($\Delta l_k^{(p)} = 1.5 \times \Delta l_k^{(0)}$) とする . その後 , 標準人体の周辺領域から作成した距離画像とマッチングを行うために , 対象人体の周辺領域から距離画像 $(p)(,)$ を作成する .

5.2.3 距離画像を用いたテンプレートマッチング

標準人体の特徴点の周辺領域と対象人体の仮特徴点の周辺領域からそれぞれの距離画像を作成してテンプレートマッチングを行うことにより対象人体の特徴点を抽出する。

1. 距離画像作成

テンプレートマッチングを行う際には、周辺領域の 3 次元座標データを 2 次元画像データに変換する必要がある。そのため各仮特徴点での法線ベクトル \mathbf{n}_k を算出し、法線ベクトル \mathbf{n}_k が正面を向くようにローテーションする。その後、周辺領域の 3 次元データの表面点を接平面から周辺領域データまでの距離を $d_k(p)(x, y)$ とする。なお、あらかじめ正規化された標準人体からも周辺領域の距離画像 $d_k(0)(x, y)$ を作成しておく。図 5.6 の左は、テンプレートマッチングのためのパターンとなる標準人体の距離画像の例であり、図 5.6 の右は対象人体の距離画像の例である。

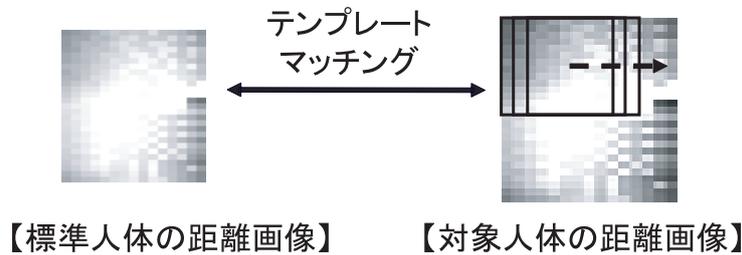


図 5.6: テンプレートマッチングの例

2. テンプレートマッチング

標準から作成した特徴点周辺の距離画像 $d_k(0)(x, y)$ をテンプレート画像として、対象人体から作成した距離画像 $d_k(p)(x, y)$ をテンプレートマッチングすることにより特徴点の位置を推定する。正規化相関によるテンプレートマッチングを行い、次の正規化相関係数 $C(u, v)$ を最大にする (u, v) を求める。

$$C(u, v) = \frac{\sum_{\eta=-5}^5 \sum_{\xi=-5}^5 (\zeta_k^{(p)}(\xi + u, \eta + v) - \bar{\zeta}_k^{(p)}) (\zeta_k^{(0)}(\xi, \eta) - \bar{\zeta}_k^{(0)})}{\sqrt{\sum_{\eta=-5}^5 \sum_{\xi=-5}^5 (\zeta_k^{(p)}(\xi + u, \eta + v) - \bar{\zeta}_k^{(p)})^2 \cdot \sum_{\eta=-5}^5 \sum_{\xi=-5}^5 (\zeta_k^{(0)}(\xi, \eta) - \bar{\zeta}_k^{(0)})^2}} \quad (5.2)$$

$(x + u, y + v, z)$ を (x, y, z) に座標変換して対象人体の特徴点とする。 $\bar{\zeta}_k^{(p)}$ 、 $\bar{\zeta}_k^{(0)}$ はともにそれぞれの距離画像の平均値である。

5.3 実験

5.3.1 実験概要

本研究の実験では，人体のスキャンデータを獲得するために，Cyberware 社 WB4 の 3 次元 whole body scanner を利用した．このスキャナーはレーザ方式であり水平方向でスキャンするレーザを 4 方向 (前, 後, 左, 右) に設置したカメラで構成され，上下移動方式で垂直方向にスキャンするものである．まず，対象人体を標準人体のサイズに拡大 (縮小) し，正規化する前処理を行った．次に正規化により対象人体の特徴点の初期値として仮特徴点候補を抽出し，得られた対象人体の仮特徴候補から対象人体の表面点である仮特徴点を求めた．最後にマッチングを行うため，標準人体の特徴点と対象人体の仮特徴点から周辺領域を抽出し，距離画像を作成することによりマッチングを行った．以上の提案手法を，13 人の女子大学生の人体のデータに対して適用して実験を行った．ただし，本節で抽出する特徴点の項目は，3.1 で定義した特徴点項目との種類と数が異なるため，3.1 の特徴点項目と共通な特徴点に対する実験を行った．

5.3.2 実験結果

本章では標準人体の特徴点と対象人体の仮特徴点を中心としてそれぞれの周辺領域から距離画像を作成してマッチングを行った．その結果を拡大した例を図 5.7 (bust points (白色の丸)) に示す．図 5.7 の左は，bust の仮特徴点の抽出結果の例を，図 5.7 の右は，マッチングにより抽出された対象人体の bust の特徴点の結果例を示す．この結果により，対象人体の仮特徴点から正しい位置である特徴点として抽出できたことが目視により確認できた．

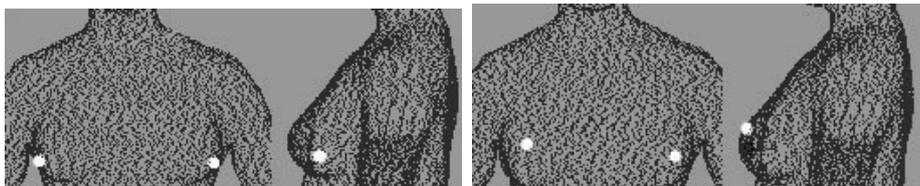


図 5.7: 仮特徴点 (左) と特徴点 (右) の位置

また，テンプレートマッチングにより算出された bust の仮特徴点周辺での正規化相関係数 $C(u, v)$ をグラフに表すと図 5.8 のようになる．図 5.8 は bust の仮特徴点周辺の例

であるが、実験結果に用いたすべての対象人体の仮特徴点周辺の正規化相関係数は、平均 0.8 から 1.0 の範囲に含まれていた。

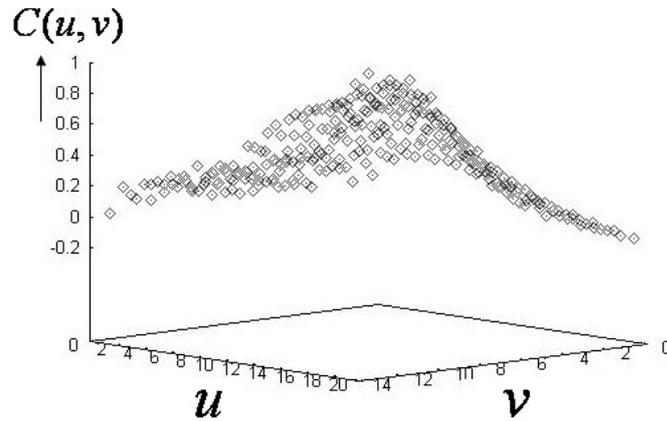


図 5.8: bust の仮特徴点周辺での正規化相関係数の例

最後に、距離画像を用いたテンプレートマッチング手法を、一様な体型の女子大学生の人体データに適用することにより抽出された特徴点の結果を図 5.9 に示す。図 5.9 の上段には、抽出された特徴点を示し、図 5.9 の下段は、抽出された特徴点を骨格モデルを基に結んだ結果である。

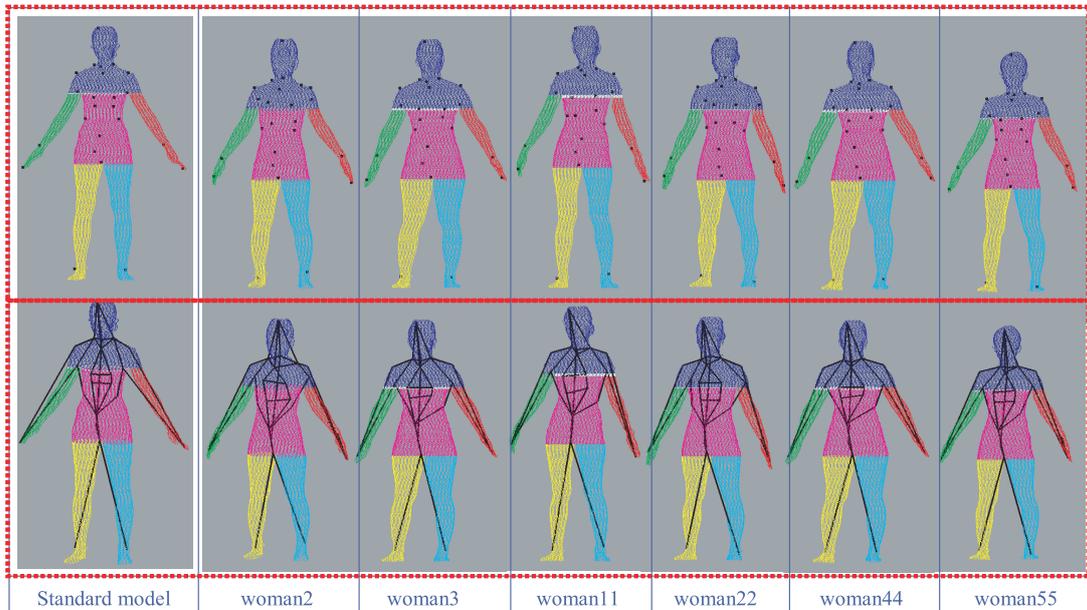


図 5.9: 距離画像マッチングにより抽出された特徴点の結果

5.4 実験検討

本章での距離画像マッチングの手法によって得られた特徴点と実際に測定専門家が計測したランドマークの位置との誤差を算出して本手法の抽出精度を検討した。

5.4.1 自動抽出の結果とランドマークとの比較

距離画像を用いたマッチング手法により自動抽出された特徴点とランドマークとの誤差をユークリッド距離にて算出した結果を図 5.10, 図 5.11 に示す。図 5.10, 図 5.11 での特徴点項目は, 本研究で定義した 23 個の特徴点項目の中で共通な特徴点項目に対する結果を表している。

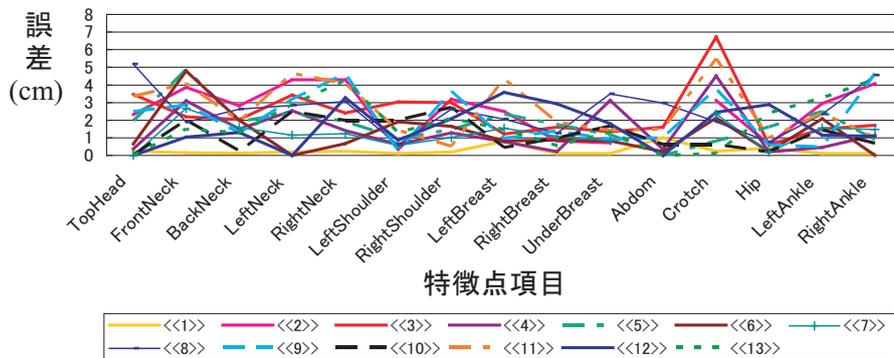


図 5.10: 13 人の部位別誤差グラフ

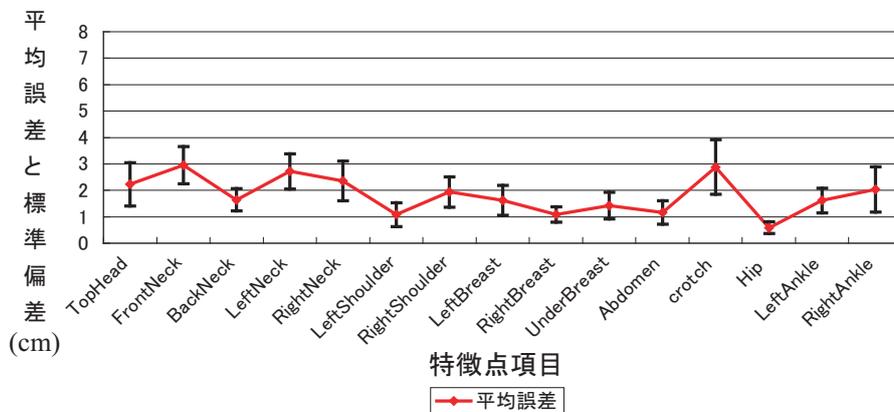


図 5.11: 13 人の部位別平均誤差と標準偏差グラフ

図 5.10 に部位ごとに全データの抽出誤差をグラフにしたものを示す。また部位ごとの平均誤差と標準偏差をグラフにしたものを図 5.11 に示す。図 5.10 で対象人体ごとに誤差のばらつきを調べると、誤差の大きくなる部位が対象人体により異なっている。また図 5.11 では、部位によって平均誤差のばらつきが大きくなった。これは対象人体の部位の異なる特徴により標準人体の体型とマッチしないためであると考えられるので、これに関しては改善が必要とされる。しかし、平均 3cm 以下の誤差が算出され、衣服のサイズは 3cm ごとに変わることにによりほぼ良い結果が得られたと考えられる。

5.4.2 誤差原因の検討

誤差が大きい部位での誤差の要因は次のように考えられる。

1. スキャンデータの欠落：脇や股結合点などの部位はスキャンした時に計測できないところがあるため、データの欠落が生じる。そこで欠落したデータの補完が必要である。図 5.12 は高さが同じ断面である。左は脇の部位で右は股結合の部位を示す。図中の点線部分で欠落が発生していることが分かる。この部分は本研究の前処理で補間処理を行うことで対応可能であると考えられる。

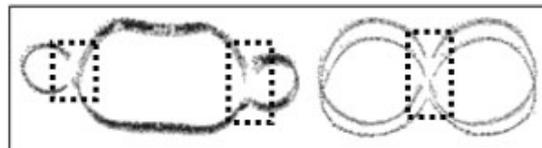


図 5.12: 欠落部分の例 (脇, 股結合点)

2. 仮特徴点における距離画像の問題点：本研究では、図 5.13 のように標準人体の真の特徴点からの法線ベクトルに基づく距離画像と、対象人体の仮特徴点からの距離画像とのマッチングを行った。しかし、仮特徴点の位置が真の特徴点ではない場合、正しくない距離画像とのマッチングを行うことになるので、マッチングによる抽出精度が低くなる可能性が大きい。そこでユークリッド変換に不変である画像を生成してマッチングを行う必要があると考えられる。ここでユークリッド変換とは、回転、平行移動などを行うことであり、対象物体の「形」を変形しないで動かすだけであるので、長さや角度の大きさは変わらない。すなわち、長さや角度を変えない変換として特徴づけられる。本研究では、この仮特徴点の位置に依存しない、周辺領域の形状を保ったままの画像を生成する手法が求められる。

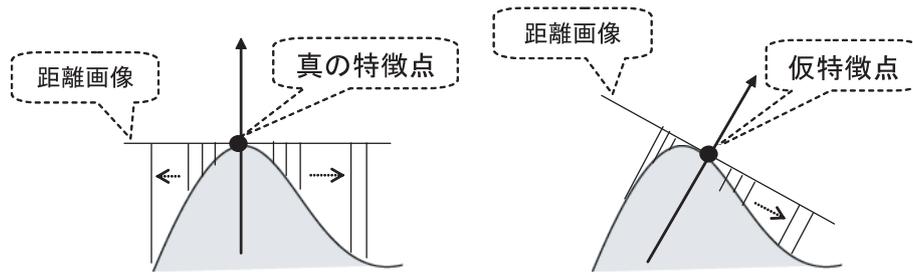


図 5.13: 真の特徴点と仮特徴点からの距離画像

3. 測定者による誤差：手動による測定点の測定は、同じ測定点でも測定者によって真の特徴点の位置からの誤差が生じる。
4. 特徴点周辺の形状の特徴性：特徴性がない部位、例えば腹のように周辺と特徴量の差が小さい部分は正しく抽出される確率が低くなる。

5.5 5 章の総括

5 章では人体のスカンデータから 23 個の特徴点を自動的に抽出する手法を提案した。最初に特徴点をより効率的に探索するため、前処理として人体の座標データの整列を行った。次に、入力モデルである対象人体に基づいて対象人体を正規化し、対象人体の仮特徴点を求めて仮特徴点の周辺領域を抽出した。そこで標準人体から抽出した特徴点の周辺テンプレート画像と対象人体の仮特徴点周辺の画像をマッチングすることにより特徴点の位置の推定を行った。

その結果、対象人体から抽出された 23 個の特徴点は、真の特徴点の位置から平均 3cm 以下の誤差が算出され、衣服のサイズは 3cm ごとに変わることによりほぼ良い結果が得られた。しかしながら、特徴点の部位によって平均誤差のばらつきが大きくなっているため、これに関しては改善が必要とされる。

他の問題点としては、脇や股結合点などの部位がスキャンした時に計測できないところがあるため、データの補完が必要である。また標準人体の真の特徴点における距離画像と対象人体の仮特徴点における距離画像のマッチングを行う際に、対象人体の真の特徴点が得られていないために、マッチングの精度が低くなったと考えられる。これらの問題点の対策を考え、ユークリッド変換に不変であるマッチングの手法を検討する必要がある。

第 6 章

三次元形状の特徴を用いた特徴点の 自動抽出

6.1 概要

本章では、衣服製作に重要な 23 個の人体の計測点を局所特徴点と大域特徴点に分類し、それぞれに適した対応点探索手法を適用することにより、精度良く抽出する手法を提案する。

まず、局所特徴点については、従来研究 [6] と異なり、1 つの標準的な人体データのみを用いる。標準的な人体データと被計測者のデータから、計測点近傍の曲率分布を表す特徴量であるスピンイメージを算出し、それぞれをパターンマッチングして特徴点の位置を求める。ユークリッド変換に不変な特徴量であるスピンイメージを作成することにより、5 章での距離画像作成に関する問題点を解決し、より安定に正確な特徴点を抽出することができる。

大域特徴点については、従来研究 [2], [3] と異なり、局所特徴点と異なる手法を利用して抽出する。すなわち局所的な曲率分布からではなく、対象とする人体の大域的な形状を高さ分布 (6.3.2 に説明する) として表現し、極大、極小点を求める。そしてそれらの点の位置関係をグラフ化し、すでに求めた局所特徴点を用いて大域特徴点を抽出する。

以上の提案手法を実装して様々な体型の対象人体に対して実験を行い、提案した手法が有効であることを確認する。

6.1.1 特徴点の分類

本章での提案手法では、衣服製作のために必要な 23 個の特徴点のうち、局所的な形状から決定できる骨格を基準にした特徴点 [35] を局所特徴点、周辺の大域的な形状から決定する必要のある、骨を基準にしていない特徴点を大域特徴点と分類した。すなわち、FrontNeck と Abdomen の 2 点 ($k^* = 2, 13$) を大域特徴点、それ以外の 21 点を局所特徴点と分類した。

これらの特徴点の分類方法は、まず、すべての特徴点を局所特徴点と考えて 4 章で説明する手法を適用した。その結果に基づいて精度の低い特徴点は、曲率が小さく個人差が大きいことを見出し大域特徴点と分類した。また衣服専門の文献による計測点の位置の定義により、特徴点は皮膚の上で定義されているが、骨格を基準にして決めた特徴点と、骨を基準にしていない、首の回りや腹の周りのような特徴点が存在する。

そこで本研究では、人体の特徴点を次のように定義し分類した。人体の計測点は局所的な形状から決定でき、骨を基準にした特徴点と対応している (局所特徴点)。一方で大域的

な形状から決定する必要のある、骨を基準にしていない特徴点と対応している（大域特徴点）。これらの特徴点を局所特徴点と大域特徴点と分類し、それぞれ異なる手法を適用することにより、正確に求める必要がある。

6.1.2 提案手法

本章では、5章での距離画像を用いたマッチングの手法を改善する、3次元形状の特徴を用いた特徴点の抽出手法（図5.2のmethod2）を用いて、対象人体の23個の特徴点を正確に抽出する手法について述べる。

まず、6.2節でスピンイメージを用いたマッチングの手法により局所特徴点を抽出し、6.3節で構造的特徴アルゴリズムにより大域特徴点を抽出する。そしてそれぞれの手法を適用した実験結果を6.4節で説明する。

6.2 スピンイメージマッチングによる局所特徴点抽出

本節では、局所特徴点を抽出する手法について述べる。本研究では、標準人体の真の特徴点と対象人体の仮特徴点周辺の局所的特徴量を用いて、それぞれをパターンマッチングすることにより、対象人体の真の特徴点を抽出する。

局所的マッチングの代表的なものとしては、初期値を必要とし、形状情報のみ、つまりデータ点の座標値のみを用いて、より正確にマッチングするICP[14]やIDC[15]手法がある。これらのマッチング手法は、2つのデータ間の相対位置を初期値とし、対応点間の評価値が最小となる相対位置を、繰り返し計算により求める手法であり、ある程度マッチングができているものに対応するマッチング手法[21]～[25]である。

また、局所特徴量としてコーナーやエッジ画像、輪郭（シルエット）画像、濃淡画像、ベクトル画像などを用いてパターンマッチングを行う研究が数多く行われている[16],[17]。しかしこれらの手法は、3次元の特徴量を2次元に変換するものであり、データの3次元の形状特徴が失われる。

そこで、コンピュータビジョンでは、3次元形状の曲率分布からの特徴を記述する距離画像やスピンイメージを用いてマッチングを行う手法がある。3次元形状の曲率分布を算出するためには、基準となる面が必要となり、注目点の接平面を基準面とする。この基準面から算出される曲率分布を用いてマッチングを行うのが一般的である。しかし、この基準面に基づいて生成した距離画像でのマッチングの手法は、算出した法線ベクトルの一方方向からのマッチングであるので、形状の姿勢により、誤った基準面を作成してマッ

グを行う可能性がある．本研究での標準人体の真の特徴点からの基準面とマッチングを行う際に，対象人体の真の特徴点が得られていないため，仮特徴点における基準面とマッチングを行う問題が生じる．

一方，Johnson ら [18] によって提案されているスピニメージ (spin-image) は，法線ベクトルからの基準断面を用いてマッチングを行う距離画像マッチングとは異なり，頂点の法線に相対的な座標系に変換することにより，3 次元上の点を 2 次元に射影する 2 次元画像である．すなわち，法線ベクトルを軸とする円柱面に周囲の頂点を投票することにより作成されるスピニメージは，モデルの形状について位置姿勢に対して独立な表現が得られ，曲率分布からユークリッド変換 (平行移動，回転) に不変であるという特徴がある．また，スピニメージの生成の際に用いるパラメータを変換することにより，スピニメージに含まれる特徴の大域性と局所性を調節することが可能となる．さらに，相関演算を用いて 2 つのスピニメージを直接比較することによりスピニメージのマッチングを行なう．

上記のような特長によって，スピニメージマッチングは形状のマッチングに大きな利点を持つことから，本論文では標準人体の真の特徴点と対象人体の仮特徴点からの曲率分布を特徴量としてスピニメージを生成し，それぞれをパターンマッチングすることにより，局所特徴点を抽出する．

本章では，標準人体の真の特徴点からのスピニメージと，対象人体の仮特徴点からの周辺領域での頂点からのスピニメージをマッチングすることにより，正確な局所特徴点を安定に抽出する．まず標準人体の処理 (図 6.1) にあたって，あらかじめ，標準人体 $R_n^{(0)}$ (添字 (0) は標準人体を表す) のサイズ (身長，胴体の幅と厚さ) を算出し，正確な 23 個の特徴点 $F_k^{(0)}$ (k は特徴点の番号を表す) を抽出しておく．また特徴点ごとの周辺領域からスピニメージを作成しておく．対象人体の処理にあたって，まず対象人体 $R_n^{(p)}$ (添字 (p) は p 番目の対象人体を表す) から標準人体の正確な 23 個の特徴点と対応する仮特徴点を抽出する (4.3 節)．そして対象人体の仮特徴点の周辺の各頂点ごとにスピニメージを作成し，標準人体のスピニメージとマッチングすることにより対象人体の局所特徴点 $F_k^{(p)}$ ($k \notin k^*$) を抽出する ($k^* = 2, 13$: 大域特徴点)．

以上の標準人体と対象人体のそれぞれの処理について以下に説明する．

第 6 章 三次元形状の特徴を用いた特徴点の自動抽出

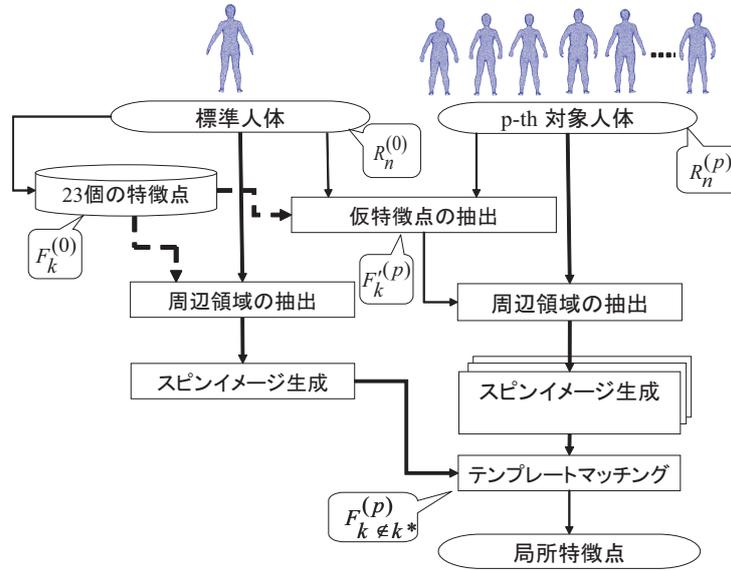


図 6.1: 局所特徴点抽出の流れ

6.2.1 標準人体での処理

本節は、対象人体から局所特徴点を抽出するために必要な標準人体に関する処理である。あらかじめ標準人体の特徴点を抽出しておき、その特徴点からスピンイメージを作成するまでの処理である。また、この処理はあらかじめ一度だけ行う (図 6.1 の左側に示す処理)。

特徴点の抽出

あらかじめ標準人体の正確な特徴点の位置を専門家により手動で抽出しておく。抽出した標準人体の k 番目の特徴点の座標を

$$F_k^{(0)} = (x_k^{(0)}, y_k^{(0)}, z_k^{(0)}) \quad (6.1)$$

と表す。

周辺領域の抽出

周辺領域の求め方は、5.2.1 で説明した周辺領域の抽出手法を用いて周辺領域を決める。

スピンイメージ (位置姿勢に独立な座標系への変換) 生成

3次元座標データによって表されている2つのモデル間でその頂点同士を比較する特徴として、頂点の周囲のメッシュの形状が挙げられる。しかし3次元の形状を比較するために、姿勢位置のパラメータが必要である。3次元座標データの各頂点は表面上の点であることから、それぞれ法線を持っていることに注目し、式(6.2)を用いて3次元上の点を2次元に射影する。これにより、図6.2のような頂点の法線に相対的な座標系(α, β)に変換する。法線ベクトルに相対な座標系を用いると、モデルの形状に対して独立な表現が得られ、形状の比較に大きな利点を持つ。

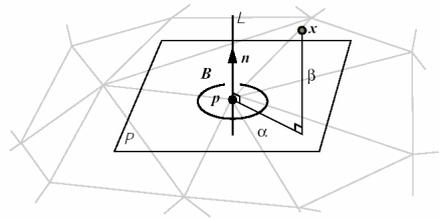


図 6.2: スピンイメージ:注目点を中心とした座標系

$$S_O: R^3 \rightarrow R^2, \quad S_O(x) \mapsto (\alpha, \beta) = (\sqrt{\|x - p\|^2}, n \cdot (x - p)) \quad (6.2)$$

ここで、 p は基準となる頂点 O の位置、 n は頂点 O における法線ベクトルである。式(6.2)によって定義された射影 S_O をスピンマップ (Spin-Map) と呼ぶ。スピンマップによってモデルの各頂点を射影すると、幾何的には法線の周りに面を一周させ頂点を掃引した2次元の像が得られる。

スピンイメージを比較に用いるために注目点とその周囲の点をもつ法線方向を基準として3次元上の頂点を二次元パラメータ(α, β)で表し(図6.3)、(α, β)を添字とする2次元配列に表す。式(6.2)によってモデルの各点を射影して得られた(α, β)を図6.4に示すように2次元で補間し、量子化した2次元配列の要素 $I(i, j)$ に加算することによってスピンイメージを生成する。

スピンイメージをより分かりやすく説明するため、3次元の半球データを例として説明する。この半球の3次元点群を2次元配列に射影すると図6.3のような2次元配列が得られる。半球の3次元点群は注目点からの距離が一定な比率であるため図6.3のようなスピンマップが得られる。

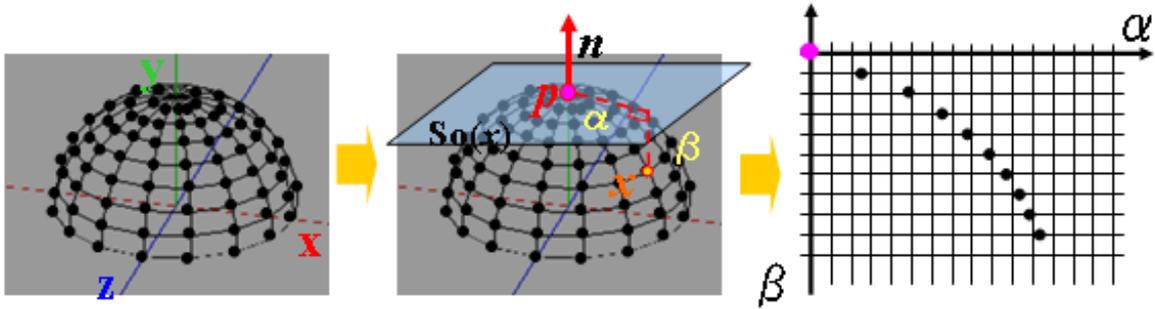


図 6.3: 半球のスピンイメージ:注目点を中心とした座標系

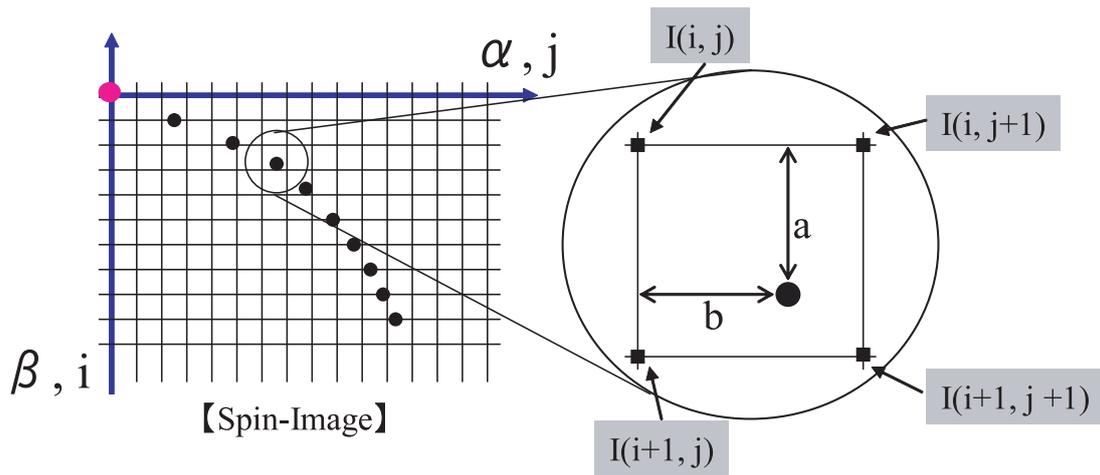


図 6.4: 2次元配列

[スピニメージアルゴリズム]

MakeSpinImage (oriented-point O , spin-image SI , surface-mesh M)

$$(\alpha, \beta) = SpinMapCoordinates(O, x) \text{ 式 (6.2)}$$

$$(i, j) = SpinImageBin(\alpha, \beta) \text{ 式 (6.5)}$$

$$(a, b) = BilinearWeights(\alpha, \beta) \text{ 式 (6.6)}$$

$$SI(i, j) = SI(i, j) + (1 - a) * (1 - b)$$

$$SI(i + 1, j) = SI(i + 1, j) + a(1 - b)$$

$$SI(i, j + 1) = SI(i, j + 1) + (1 - a) * b$$

$$SI(i + 1, j + 1) = SI(i + 1, j + 1) + a * b$$

第6章 三次元形状の特徴を用いた特徴点の自動抽出

具体的に、配列のグリッド幅であるピンサイズ B とスピンイメージに加える近傍点の範囲を決める画像幅 W よりスピンマップの2次元配列上での添字は式(6.5)から求まる。また実際に配列に格納する重み係数 a, b は式(6.6)で求められる。この二つのパラメータを調節することにより、1つのスピンイメージが含む周辺領域の特徴量を抽出でき、比較対象の周辺領域との対応から特徴点を抽出することが可能になる。図6.4にスピンにマップの2次元配列に投票することによってスピンイメージを生成する例を示す。2次元配列に格納するために、パラメータを整数になるように (α, β) を囲む近傍4要素 $I(i, j), I(i+1, j), I(i, j+1), I(i+1, j+1)$ の位置に重み係数を投票する。

$$i = \left\lfloor \frac{\frac{W}{2} - \beta}{b} \right\rfloor, j = \left\lfloor \frac{\alpha}{b} \right\rfloor \quad (6.3)$$

$$a = \frac{W}{2} - \beta - ib, b = a - jb \quad (6.4)$$

スピンイメージの算出

本節では、標準人体の特徴点 k ごとの周辺領域からスピンイメージを作成する方法について説明する。

スピンイメージ $S_k^{(0)}(i, j)$ を求めるために、まず注目点 (q_k : 標準人体の特徴点 k) を中心とした周辺領域内の隣接する3つの頂点で構成される面からの法線ベクトルを計算し、それらの平均値を注目点の法線ベクトル \mathbf{n} とする。この法線 \mathbf{n} を基準として各頂点 q_m を以下の式を用いて2次元パラメータ (α_m, β_m) に変換する。

$$(\alpha_m, \beta_m) = \frac{(\sqrt{\|\mathbf{q}_m - \mathbf{q}_k\|^2 - (\mathbf{n} \cdot (\mathbf{q}_m - \mathbf{q}_k))^2}, \mathbf{n} \cdot (\mathbf{q}_m - \mathbf{q}_k))}{\quad}$$

次に、2次元パラメータである (α_m, β_m) を、画像幅 W が α_m と β_m の最大値である26cmで、画像の解像度の幅 B を0.5cmに量子化した2次元配列 $S_k^{(0)}(i, j)$ に投票することによってスピンイメージを生成する。また、パラメータは整数ではないので、 (α_m, β_m) を囲む近傍4要素 $(i_m, j_m), (i_m+1, j_m), (i_m, j_m+1), (i_m+1, j_m+1)$ に投票する。それぞれ投票の重みは、 $(1-a_m)(1-b_m), a_m(1-b_m), (1-a_m)b_m, a_m b_m$ とする。

ただし，

$$i_m = \left\lceil \frac{\frac{W}{2} - \beta_m}{B} \right\rceil, j_m = \left\lceil \frac{\alpha_m}{B} \right\rceil \quad (6.5)$$

$$a_m = \frac{W}{2} - \beta_m - i_m B, b_m = \alpha_m - j_m B \quad (6.6)$$

6.2.2 対象人体での処理

本節では，約 20 万個程度の点群データである対象人体から 21 個の局所特徴点をスピンイメージを用いたマッチングにより抽出する方法についての説明する (図 6.1 の右側に示す処理)．この処理は対象人体ごとに行われる．まず，標準人体の特徴点を対象人体のサイズに合わせて正規化した頂点を対象人体の仮特徴点とした．そして標準人体の特徴点とその仮特徴点近傍の頂点からのスピンイメージの類似度を評価値として正確な特徴点を抽出する．

正規化

4.2 節での正規化の手法と同様に，標準人体の 23 個の特徴点を対象人体のサイズに合わせ，正規化を行う．

正規化された特徴点の位置を対象人体の特徴点の初期値とし，周辺領域を探索する処理により最適な特徴点の位置を求める．

仮特徴点の抽出

4.3 節での仮特徴点の抽出手法と同様に，正規化によりより得られた対象人体の特徴点の初期値は，対象人体の表面点ではないため，対象人体の座標データまでの距離が最短である人体の表面点を仮特徴点とする．

その仮特徴点を

$$\tilde{F}_k^{(p)} = (\tilde{x}_{n_k^{(p)}}^{(p)}, \tilde{y}_{n_k^{(p)}}^{(p)}, \tilde{z}_{n_k^{(p)}}^{(p)}) \quad (6.7)$$

と表す．

周辺領域の抽出

対象人体の周辺領域は 4.2.2 で抽出した仮特徴点を中心として 5.2.2 での「周辺領域の抽出」と同様な処理を行う。

スピニメージの算出

対象人体のスピニメージ $S_k^{(p)}(i, j)$ の作成手法は, 6.2.1 で説明した標準人体のスピニメージ算出法と同様である。ただし標準人体では特徴点を中心として一つのスピニメージを作成したが, ここでは探索範囲として周辺領域での各頂点を中心としてスピニメージをすべて作成する。

スピニメージのマッチング

本節では, 6.2.1 で標準人体の特徴点から作成したスピニメージ (図 6.5(左)) と, 6.2.2 で対象人体の周辺領域の各頂点から作成したスピニメージ (図 6.5(右)) を正規化相関値で比較することにより最も類似な頂点を求める。その頂点を対象人体の局所特徴点 $F_k^{(p)}$ とする。

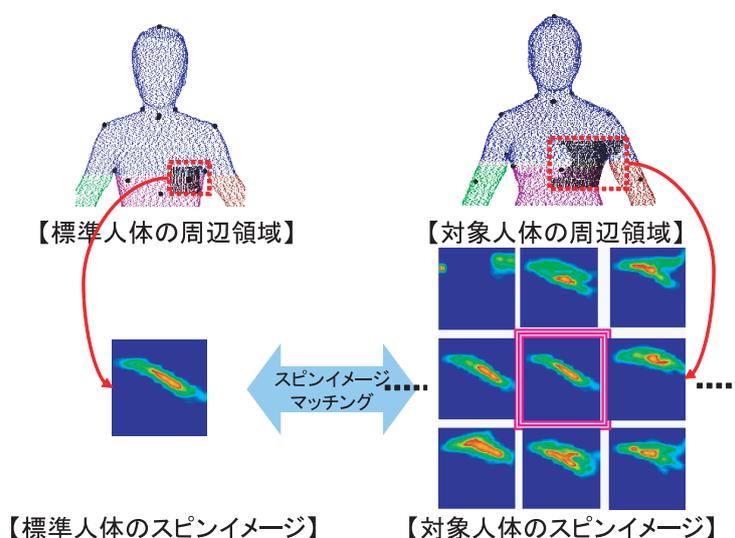


図 6.5: スピニメージマッチングの例

6.3 構造的特徴アルゴリズムによる大域特徴点抽出

本節では、大域的特徴点である FrontNeck および Abdomen($k^* = 2, 13$) の抽出について述べる。

まず、FrontNeck は首の周囲を計るために必要であり、シャツやジャケットの型紙を作成する際に使用される。また、Abdomen はウエストの幅・厚み・周囲を計るために必要であり、特に妊娠者や加齢による体型変化が顕著な高齢者に対し、適応度の高い衣服の作成を行う場合に重要となる。

衣服作成では、FrontNeck は、左右の鎖骨の上縁を結ぶ線と前正中線の交点として、Abdomen は、腹部から最も突出している点として定義されている。これらの点は形状が滑らかで曲率の変化が小さいため、局所的な曲率分布からではなく、より広い範囲の形状からその位置を推定すべき特徴点であると考えられる。

そのため、これらの大域特徴点に、6.2 節で述べた局所的な曲率分布から特徴点を抽出する手法を適用すると、抽出精度が低くなる。例えば腹の特徴点を抽出したいのに、胃の部位など腹以外の部位を誤って抽出する場合がある。また腹の形状が平面に近い場合、形状の特徴がないため標準人体とのマッチングにより正確な位置を求めることが困難である。そこで本研究では図 6.6 で示す流れのような大域特徴点を抽出する手法を提案する。

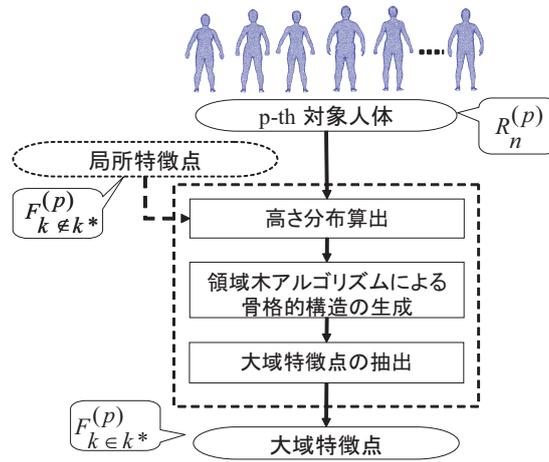


図 6.6: 大域特徴点抽出の流れ

まず、抽出する大域特徴点周辺の高さ分布を算出し、領域木アルゴリズムを適用することにより、対象領域の形状から特異点（ピーク、コル、ボトム）を抽出する。次に得られた特異点の中から、局所特徴点と対応付けられる特異点を取り除き、すでに求めた局所特

特徴点を利用して，残された特異点から大域特徴点 $F_k^{(p)}$ ($k \in k^*$) を抽出する．具体的には 6.3.2 節で説明する．

この提案手法により，形状が緩やかで求めにくい場合でも正しく特徴点の位置を抽出することができる．また，大域特徴点は対象人体の形状から抽出するので，標準人体での処理は行わず，対象人体のみを対象として特徴点を抽出する．

以下に，大域特徴点を抽出するために適用する，3次元形状の特徴を用いた手法（空間的連続面の構造的特徴を抽出する手法）について説明する．

6.3.1 空間的連続面の構造的特徴を抽出する手法

空間的連続面（曲面）は，点・線・面と並び，GIS における重要な空間オブジェクトタイプの一つである（Goodchild, 1992; Berry, 1999）．例えば，気温分布，大気中における NOx の分布，地形などの自然現象の多くは曲面として扱われる現象である．これに対し，画像処理分野において，画像の構造を記述するために提案された領域木（contour tree）と呼ばれる手法がある（[26]～[28]）．これは曲面の構造を表す特徴量として，ピーク（頂点），コル（鞍点），ボトム（谷底）を見つけ，それらに関して接続関係を定義したグラフを用いて，曲面構造の記述・分析を行うものである．([29])

本研究での人体の特徴点は，必ずしも形状が特徴的な点ではなく骨格をもとに定められている特徴点である．このような特徴点を本研究では大域特徴点と呼び，このような大域特徴点を抽出するため，人体の 3次元点群の分布に領域木アルゴリズムを適用する．

特異点

今，二次元ユークリッド平面上の点を (x, y) とし，この平面上の領域を D とする．このとき，曲面 $z = f(x, y)$ を， D 上において定義される連続かつ二階微分可能な関数とする． $f(x, y)$ に関し，

$$\frac{\partial}{\partial x} f(x, y) = 0, \frac{\partial}{\partial y} f(x, y) = 0 \quad (6.8)$$

を同時に満たす停留点を，本論文では特異点と呼ぶことにする．特異点は，さらに 3 種類に分類される．図 6.7([29] より引用) のように，極大値をとる点をピーク，極小値をとる点をボトム，“鞍点” のようになっている点のことをコルと呼ぶことにする．また，式 (6.8) の少なくとも一方が満たされないときには，スロープと呼ぶことにする．

そこで人体の形状を考え，本論文ではピーク，コル，スロープを抽出することにする．

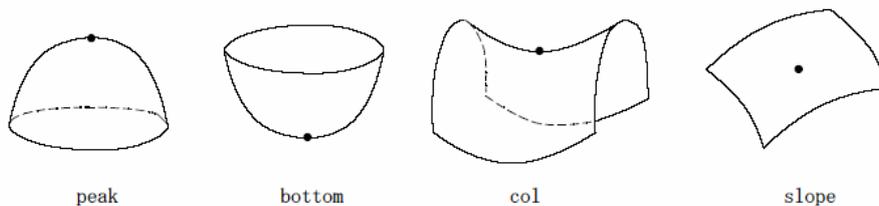


図 6.7: 特異点

等高線

等高線は、形状変化を容易に判別することができる。この等高線は、コルを通らない場合は、閉じた領域を一つだけ形成するが、コルを通る場合は二つ（以上）の閉じた領域を形成し、そして、コルを通る等高線によって形成された複数の閉じた領域同士は、そのコルを共有するという性質も持っている。

まず人体の 3 次元スキャンデータから等高線を作成する前に、人体の姿勢を校正する必要がある。そのため、対象となる部分の高さの断面の主軸 (図 6.8) を主成分分析により算出する。第 1 主成分を用いて主軸を算出し、主軸の垂線が正面を向くように回転する。

この姿勢校正により等高線を正確に作成できる。

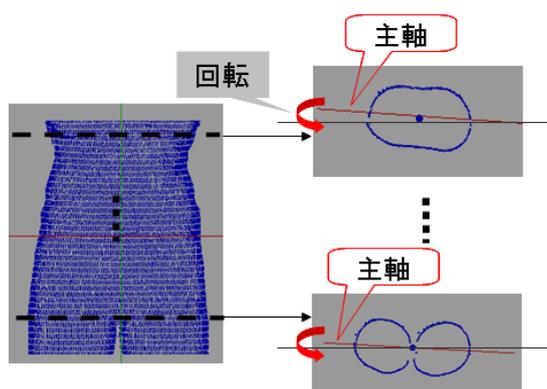


図 6.8: 主軸算出

曲面構造の記述法

以上のように定義される特異点，等高線を使って曲面の構造を表す手法としてグラフ理論的手法がある．この手法を簡単に説明すると，任意のコルを通る特異点同士の接続関係を定義し，グラフとして表現するという方法である．図 6.9([29] より引用) において点線を用いて表されているグラフは，そうしたグラフの例である．

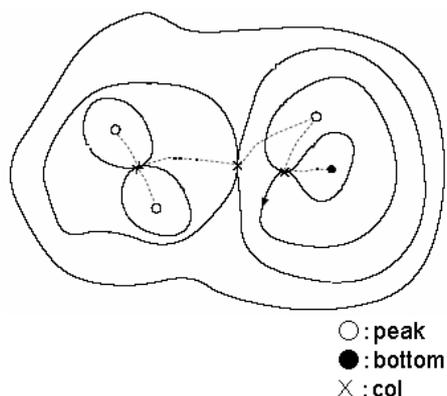


図 6.9: 領域木の例 ([29] より引用)

画像処理分野ではこのようなグラフ理論的手法として領域木 (contour tree) アルゴリズムがある．

ここで領域木とは，コルを通る等高線によって形成される閉じた領域における最も低い値をとる特異点（コルを含む）とコルをノードとし，値の高い方から低い方へ有向枝を引くことによって生成される木（浅野,1999）のことである．例えば，図 6.10([29] より引用)(a) のような曲面が与えられている場合には，その構造を表す領域木は，図 6.10(b) のようになる．

図 6.10 から分かるように，領域木においては，端点（次数 1 となるノード）は，ピークもしくはボトムに対応している．また，領域木の一本のリンクは，コルを通る等高線によって囲まれる領域に対応している．例えば，図 6.10(a) においてハッチのかかっている領域と領域木における 2 点 B,C を結ぶリンクは対応している．

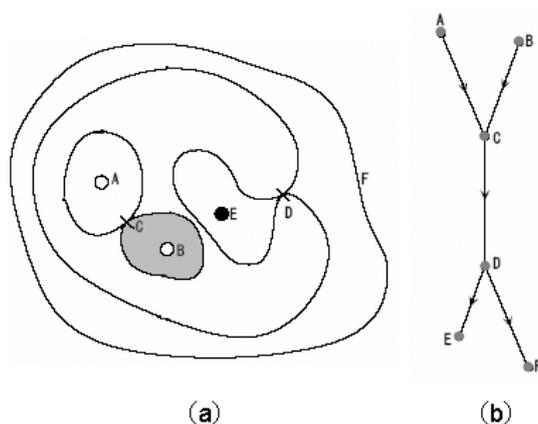


図 6.10: 領域木の例 ([29] より引用)

領域木アルゴリズム手法

以上の領域木を構成するためには、その曲面の最も値の高いところから少しずつ値を低くしながら、その切り口に現れる等高線の形状変化を調べ、それに応じて領域木のリンクを付け足したり、リンクを枝分かれさせたりしていく。これを 3 次元人体の座標データに応用するには、次の 3 つのステップを行う。

1. 頂点をそれが持つ値が大きい順にソーティングを行う。
2. ソーティングした順番に各頂点が領域木のどのリンクに属するかラベルを付ける。
3. 等高線を変化させながら、値が最小の頂点まで繰り返す。

ある一つの頂点の局所的性質の判定は、図 6.11 のように行われる。頂点を囲む 4 辺につけられているラベルの種類数、隣接頂点との関係によって判定する。

以下に局所的性質の判定について簡単に説明する。

1. ピーク：4 辺ともまだラベルが付けられていない。
2. スロープ：4 辺のうち、1 種類のラベルが存在する。
これと同じラベルを付けても、「穴」は生じない。
3. コル：4 辺のうち、2 種類（以上）のラベルが存在する。
4. コル（穴が生じる場合）：4 辺のうち、1 種類のラベルが存在する。
また、これと同じラベルを付けると「穴」が生じる。

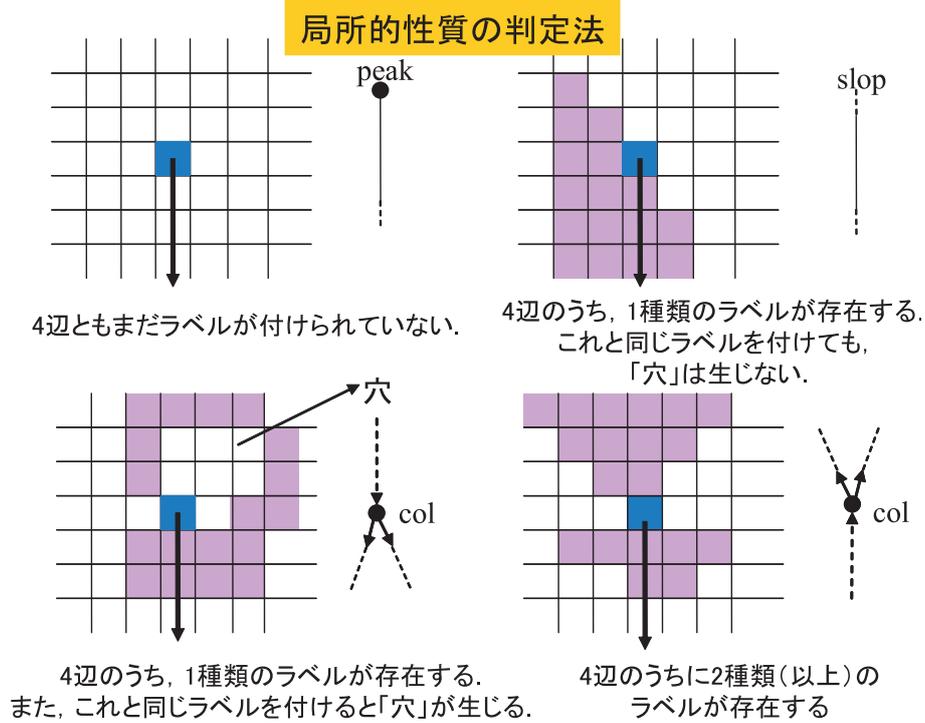


図 6.11: 局所的性質の判定法

領域木における骨格的構造の抽出

作成される領域木においては、微少なピーク、ボトムも残される。しかしながら、曲面の骨格的な構造を考える際に重要なのは、顕著なピークやボトムであり、微少なものは削除した方がよい [29]。

例えば、図 6.12 ([29] より引用) にあるような曲面が与えられているとする。この曲面において、ピーク A やピーク C は顕著なピークであるが、ピーク B は微少である。そして、ピーク B を削除することで、ピーク A とピーク C からなる曲面の主要な構造が抽出される。そこで、ここでは、ピーク（ボトム）の顕著さというものを定義し、次に、顕著なピーク（ボトム）だけを残す、微少ピーク（ボトム）削除法（スムージング）を示す。

今、ある曲面に関し、ピークの集合を P_1, P_2, \dots コルの集合を C_1, C_2, \dots ボトムの集合を B_1, B_2, \dots とする。あるピーク P_i に関し、それが領域木において接続しているコルを C_j とするとき、ピーク P_i の高さ $h(P_i)$ を

$$h(P_i) = f(P_i) - f(C_j) \tag{6.9}$$

第 6 章 三次元形状の特徴を用いた特徴点の自動抽出

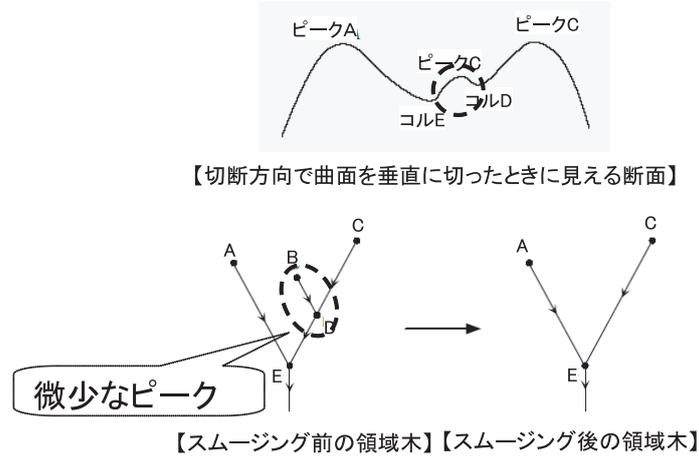


図 6.12: 領域木スムージング

定義する．この定義により，ピークの相対的高さは，領域木においてピークを表すノードからすぐ下のノードに降りることによって容易に求められる．

また，ピークの高さは式 (6.9) れたが，同様にして，ボトム相対的深さも定義され，これも，領域木から容易に求められる．このようにして，ピークの相対的高さ，ボトムの相対的深さが定義できたので，ある閾値 h を導入することで，ピーク（ボトム）が顕著か微少かを判定することができる．つまり， $h(P_i) \geq h$ ならば，顕著なピークとみなし，逆に $h(P_i) < h$ ならば，微少なピークとみなすのである．

次に，図 6.12 におけるピーク B を例にとって微少ピークの削除法を示す．この場合，まず，2 点 B, D を結ぶリンクを削除する．次に，ピーク C を上端に持つリンクの下端のコルを E に変更する．

一般には，以下ようになる．ピーク P_i が領域木において接続しているコルを C_j とする．コル C_j が上端となるリンクの下端（コルかボトムである）を X とする．このとき，まず上端に P_i ，下端に C_j を持つリンクを削除し，下端が C_j であるすべてのリンクに関し，その下端を X に変更する．

このピーク削除法によって，顕著なピークのみが残されることを示す．このスムージングによって，下端が書き換えられたリンクの上端（ピークかコルである）を W_1, W_2, \dots とする．このとき， $f(X) < f(C_j)$ より，すべての k に対して，

$$f(W_k) - f(X) > f(W_k) - f(C_j) \quad (6.10)$$

が成り立つ．これより，ピーク P_i を削除することで， P_i 以外のピークの相対的高さは変化しないか，あるいは，大きくなるかどちらかである．

したがって、微少なピークの削除を繰り返していくことで顕著なピークのみが残されることになる。以上がピークの削除であったが、ボトムも同様にして行われ、また、微少なボトムのみを削除することで、顕著なボトムのみが残されることも同様である。

この処理により、人体の座標データの構造から微少なノイズが削除されることが可能となり、形状を構成する重要な骨格を生成することが可能となる。

6.3.2 対象人体での処理

本研究では、6.3.1 での構造的特徴を抽出する領域木アルゴリズムを、対象人体のスキャンデータに適用することにより人体の形状から領域木を生成して大域特徴点を抽出する。

高さ分布の算出

大域特徴点である FrontNeck と Abdomen($k^*=2,13$) は、頭と腹の部位を対象領域として抽出する。この対象領域を求める方法は、大域特徴点を取り囲む局所特徴点を、頭と腹のそれぞれの部位から選択し、選択した局所特徴点の中で最小の y から最大の y までの範囲を対象領域とする。この対象領域から高さ分布を算出するために、部位を前面と背面に分割し、大域特徴点が存在する前面のデータから高さ分布を算出する。

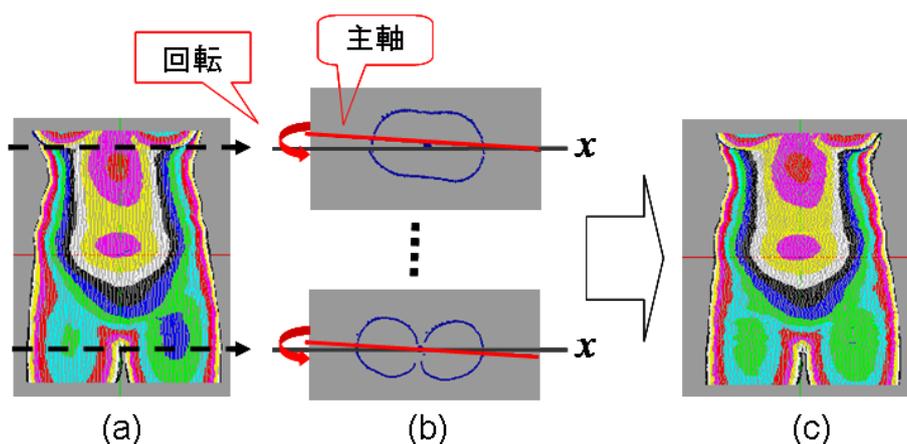


図 6.13: Abdomen の等高線生成

まず、図 6.13(b) のように対象領域の y 断面ごとに主成分分析を行うことにより、人体の前後を分割する基準となる主軸 (第一主成分) を算出する。その主軸が x 軸 (図 6.13(b)) と平行になるように各頂点を回転し、対象領域が正面を向くようにする。そして、主軸が

ら前面のデータまでの距離を高さ分布として算出する．図 6.13(c) には，Abdomen を抽出するために算出した高さ分布を等高線で表した例を示す．

領域木アルゴリズム

領域木とは，前節で算出した高さ分布で表す曲面において局所的に最も低い値をとる特異点 (ボトム：谷底) と最も高い値をとる特異点 (ピーク：頂点) と峠のようになっている特異点 (コル：鞍点) をノードとして，高いノードから低いノードへ有向枝を引くことにより生成される木のことである．

この領域木を作成するためには，対象領域の高さ分布で最高値を持つ位置をピークとして，少しずつ値を低くしながら，その切り口に現れる等高線の形状変化を調べ，それに応じて有向枝を付け足したり，有向枝を枝分かれさせたりしていくアルゴリズムを適用する．

領域木アルゴリズムを用いて対象領域 (図 6.14(a)) の高さ分布から特異点 (図 6.14(b) の黒丸と白丸) が抽出でき，抽出した特異点の位置関係をグラフ化した領域木 (図 6.14(c) での黒線のグラフ) を作成することができる．

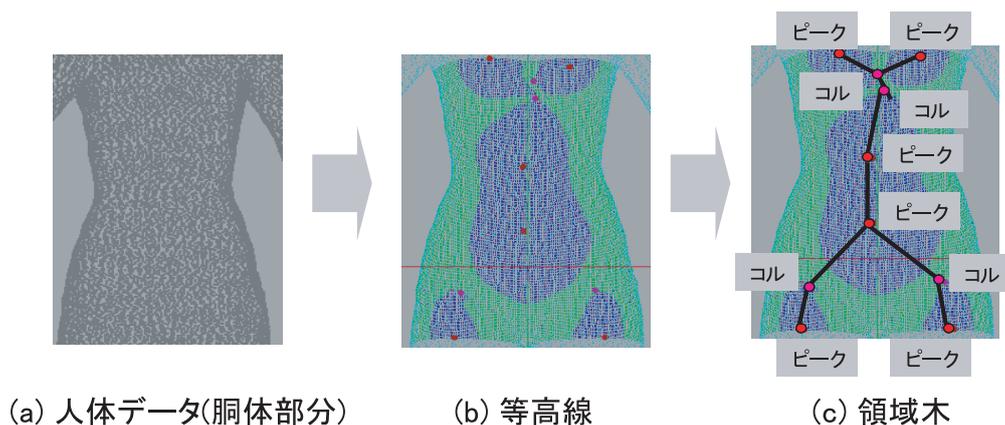


図 6.14: 特異点抽出と領域木生成の例

大域特徴点抽出

ここでは，対象領域から求めた特異点から大域特徴点を選択する方法について述べる．まず，領域木アルゴリズムにより抽出した特異点の中から，すでに 6.3 節により求めた局

第6章 三次元形状の特徴を用いた特徴点の自動抽出

所特徴点との距離が最小となる特異点を取り除く。これは、局所特徴点が高さ分布で表す曲面において極小値(ボトム)、極大値(ピーク)、鞍点(コル)であることがあるので、局所特徴点と近い特異点はその局所特徴点と対応していると考えたためである。これにより、大域特徴点の候補が絞られる。次に求めたい大域特徴点と対応する仮特徴点と、残りの特異点との距離が最小である特異点を、大域特徴点と決定する。

6.4 実験

6.4.1 実験概要

実験では以下の 2 つの処理を行う。

1. 局所特徴点抽出実験
2. 大域特徴点抽出実験

また、実験データは表 6.1 の通りである。

表 6.1: 実験環境

実験データ
標準人体の 1 人の女子データ
様々な体形の 11 人の女子データ
評価のための人体のランドマーク (衣類の専門家がマニュアルで計測した特徴点)

様々な体型の女子 12 人に対して行い、標準人体が 1 人、対象人体が 11 人である。また提案手法の評価のため、衣類の専門家により被計測者 12 人の特徴点に付けたランドマークの位置をデータベースとしてあらかじめ求めておく。

6.4.2 実験結果

局所特徴点抽出処理の結果

本節では、対象人体から 21 個の局所特徴点を抽出した結果について述べる。まず、標準人体の体格に合わせる正規化により得られた対象人体の仮特徴点と抽出された特徴点を、対応するランドマークとの距離を計測すると、抽出された特徴点との距離が最短となった。また、抽出された特徴点の周辺領域に、対応する仮特徴点が含まれていることを確認した。

次に特徴点ごとに標準人体と対象人体の曲率分布を特徴量としてスピンイメージを作成し、それぞれをマッチングすることにより、対象人体の局所特徴点を抽出した。

第 6 章 三次元形状の特徴を用いた特徴点の自動抽出

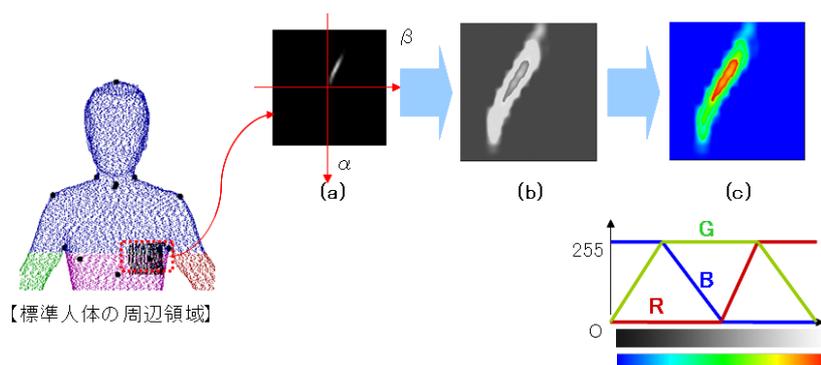


図 6.15: スピンイメージ

まず、実際に標準人体の左の胸の部位から作成したスピンイメージの結果例を図 6.15 に表す。図 6.15 の (a) は実際のスピンイメージで、図 6.15 の (b) が図 6.15 の (a) を拡大した結果であり、図 6.15 の (c) が擬似カラーマップ [37],[38] を利用して表した結果である。胸の周辺領域から作成した図 6.15 のスピンイメージは、周辺領域が真の半球であれば、一曲線だけ現れるはずであるが、人体の胸の周辺領域は真の半球ではないために、幅を持った線として現れた。

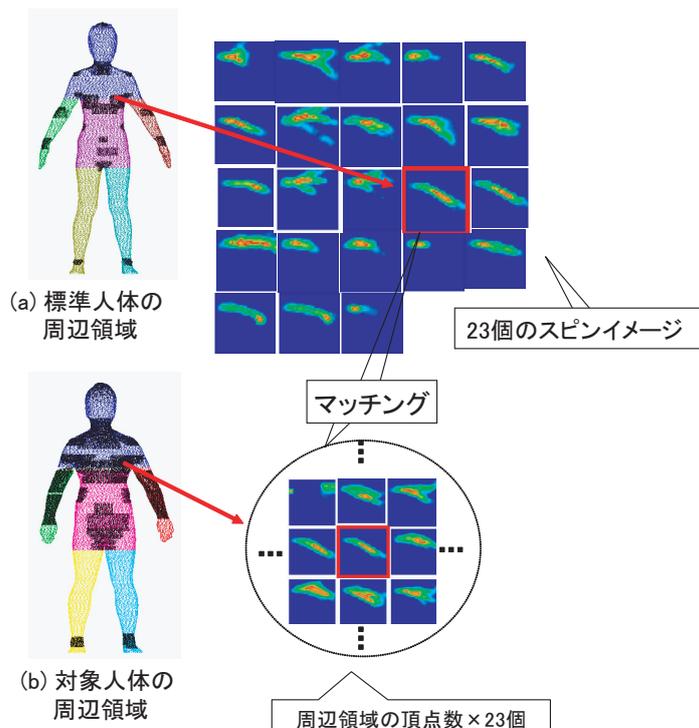


図 6.16: スピンイメージマッチング

第 6 章 三次元形状の特徴を用いた特徴点の自動抽出

作成したスピニイメージを用いてマッチングを行った処理の結果例を図 6.16 に示して説明する．図 6.16(a) には，標準人体の特徴点 ($F_k^{(0)}$) を注目点としたスピニイメージを大域特徴点 ($k^* = 2, 13$) を除いて 21 個作成した結果を示す．図 6.16(b) には，対象人体の胸の仮特徴点 ($\tilde{F}_{10}^{(p)}$) を中心とした周辺領域の各頂点からスピニイメージを作成した結果を示す．そして，それら複数のスピニイメージと標準人体から作成したスピニイメージをマッチングすることにより，最適な対象人体の特徴点が抽出された (図 6.16(b) の四角の中にあるスピニイメージ)．図 6.16 でのスピニイメージマッチングにより得られた対象人体のスピニイメージを図 6.17(a) に示し，そのスピニイメージと対応する特徴点を図 6.17(b) に示す．

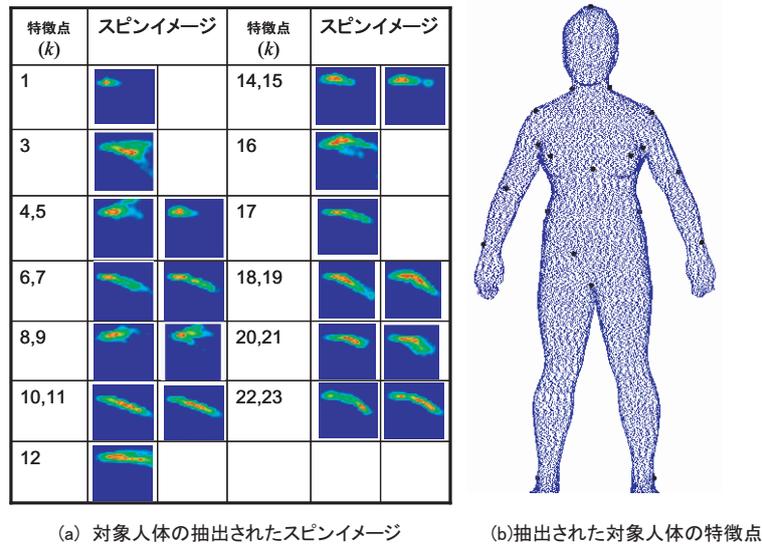


図 6.17: スピニイメージマッチング結果

また，標準人体の特徴点から得られたスピニイメージを図 6.18(a) に，スピニイメージマッチングの結果により選ばれた対象人体のスピニイメージを図 6.18(b) に示して類似性について検討を行った．両者の形はほぼ一致していると思われるので，曲率分布が類似な特徴点を選ばれたと考えられる．

以上のスピニイメージマッチングの結果により得られた大域特徴点の中で，胸の部位を拡大した結果を図 6.19 に示す．図 6.19 の左は，仮特徴点の抽出結果の例を，図 6.19 の右は，スピニイメージマッチングの結果の例が示しており，仮特徴点の位置が特徴点として正しい位置として求めていることがわかる．さらに，ある 1 人の対象人体のスキャンデータにスピニイメージマッチングを適用したときの仮特徴点 ($k=11$:Right Breast) の周辺領域での正規化相関係数を図 6.20 のように表現した．

第 6 章 三次元形状の特徴を用いた特徴点の自動抽出

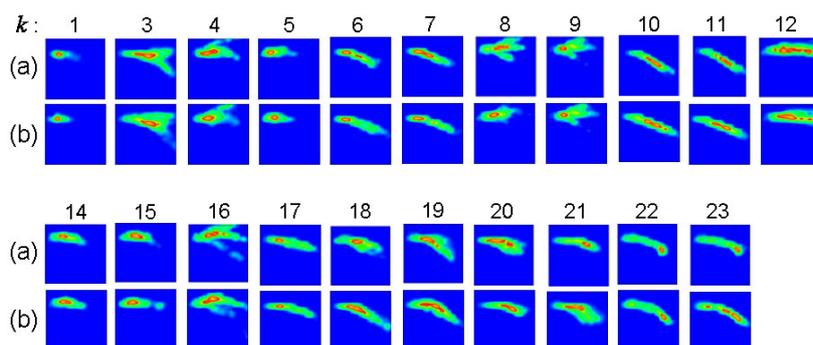


図 6.18: スピンイメージマッチング結果

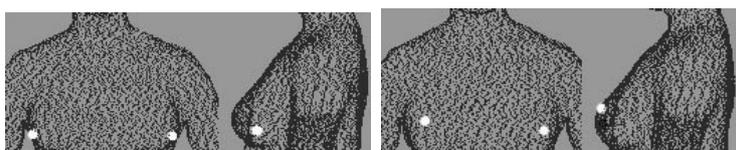


図 6.19: 仮特徴点 (左) と特徴点 (右) の位置

図 6.20 の上段は相関係数値を x, y 平面における擬似画像として表示したものである。画素値は相関係数値と対応している。図 6.20 の中での \circ 印は仮特徴点の位置, \times 印は提案手法により抽出された特徴点の位置, \triangle 印は専門家により計測した真の特徴点の位置である。また図 6.20 の下段は相関係数の $y = 23$ における y 断面のグラフである。

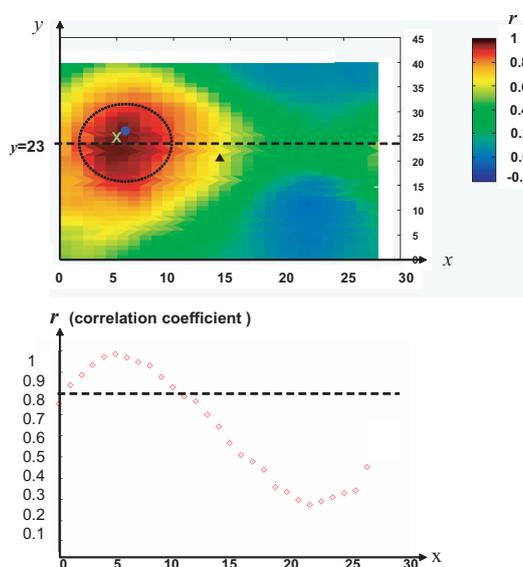


図 6.20: 仮特徴点の周辺領域での正規化相関係数の例

第6章 三次元形状の特徴を用いた特徴点の自動抽出

このグラフにより実験結果に用いたすべての対象人体の局所特徴点において、真の特徴点の相関係数は 0.8 から 1.0 の範囲に含まれていたことがわかる。また相関係数が 0.8 以上の範囲は抽出された特徴点を中心として平均半径 2cm 以下であった。このことから、安定に特徴点が求めたと考えられる。

大域特徴点抽出処理の結果

本節では、大域特徴点 ($k^* = 2, 13$) ごとの対象領域に領域木アルゴリズムを適用した結果について述べる。

図 6.21 と図 6.22 は体型が異なる 3 人の人体スキャンデータを対象として実験を行った結果を示している。まず FrontNeck ($k^* = 2$) の対象領域と Abdomen ($k^* = 13$) の対象領域から主軸を基準として等高線を生成して表示した。そして領域木アルゴリズムにより抽出した特異点 (図中の黒丸と白丸) と、それらの特異点から選択された大域特徴点 (図中の点線) を表している。

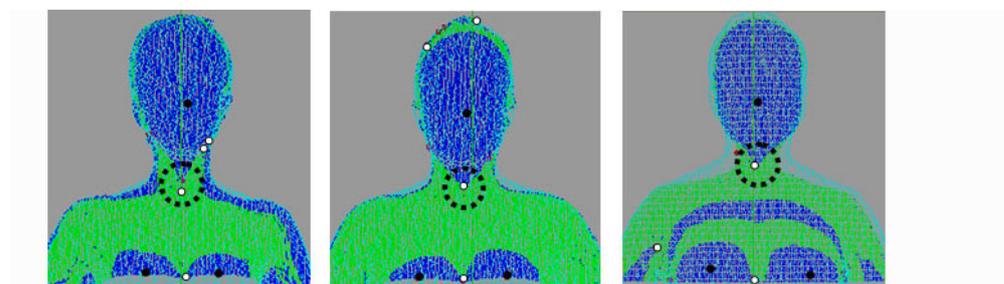


図 6.21: Front Neck の特徴点抽出

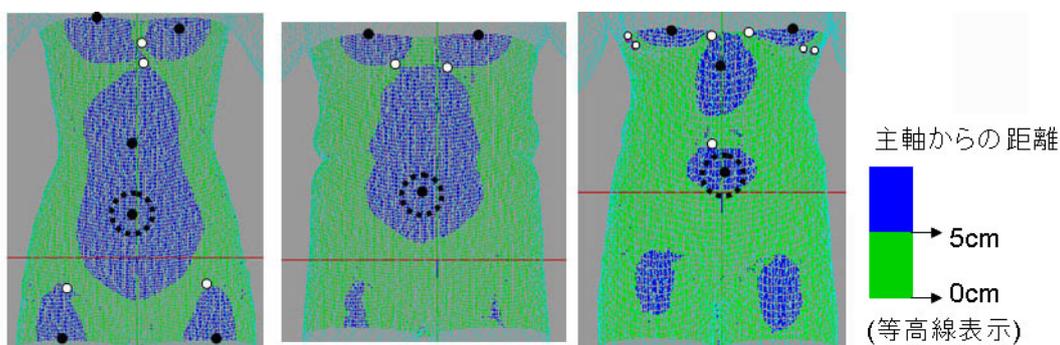


図 6.22: Abdomen の特徴点抽出

第 6 章 三次元形状の特徴を用いた特徴点の自動抽出

対象人体 11 人の実験結果，特異点は体型が異なっても 1 つ (腹)，または 2 つ (腹と胃部) 抽出された．その例が図 6.22 に示している．特異点が 1 つの場合も，2 つの場合も下方にある特異点を Abdomen として抽出している．FrontNeck も同様に，局所的な特徴が少ないにも関わらず，体型が異なる対象人体から正しい位置を特徴点として抽出している．さらに，大域特徴点を抽出する手法として領域木アルゴリズムが有効であることを示すために，大域特徴点に対してスピニメージマッチング手法を適用し二つの手法による結果の精度を比較検討した．

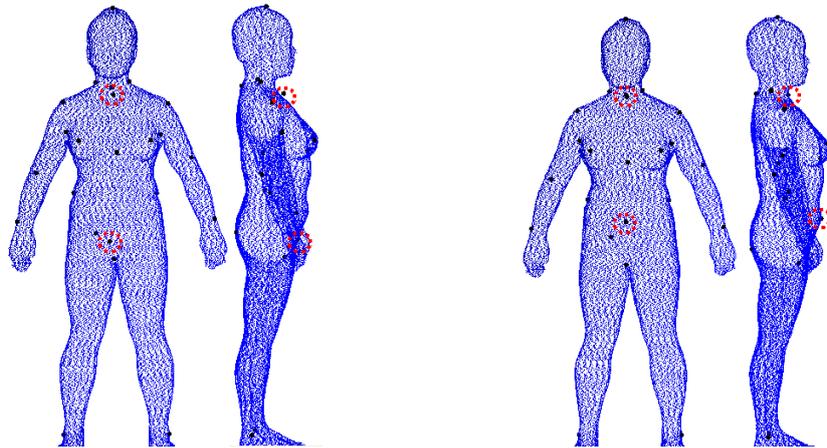


図 6.23: 左 : (a) スピニメージマッチングによる結果例 1, 右 : (b) 領域木アルゴリズムによる改善結果例 1

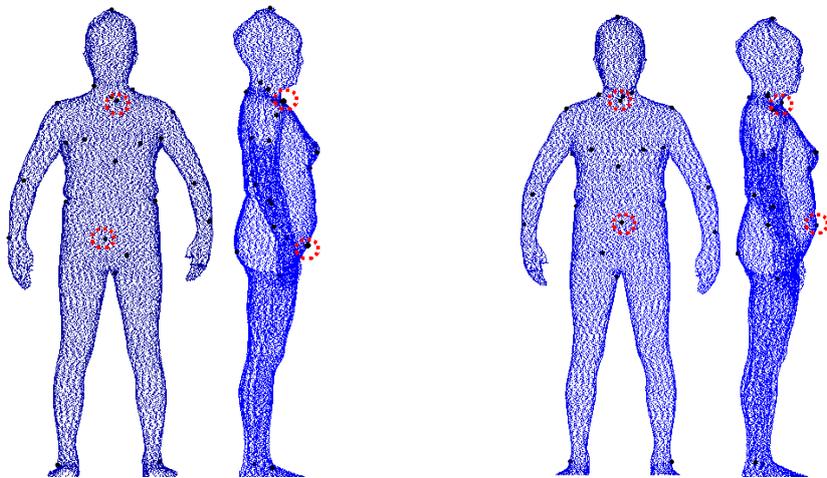


図 6.24: 左 : (a) スピニメージマッチングによる結果例 2, 右 : (b) 領域木アルゴリズムによる改善結果例 2

第 6 章 三次元形状の特徴を用いた特徴点の自動抽出

図 6.23, 図 6.24 に 2 人の対象人体にスピニメージマッチング手法を適用した結果と, 領域木アルゴリズムを適用することにより特徴点の位置が改善された結果例を示す. 図 6.23(a), 図 6.24(a) の人体で点線の中にある特徴点はスピニメージマッチングによる抽出では正しく位置が求められていない特徴点である. 図 6.23(b), 図 6.24(b) の人体での点線の中にある特徴点は領域木アルゴリズムにより抽出精度が改善された特徴点である. この結果によりスピニメージマッチングにより精度が低かった特徴点が領域木アルゴリズムによりその抽出精度が改善されたのがわかる. そして様々な体型の人体から Abdomen や FrontoNeck が安定して抽出できた.

以上により, 21 個の局所特徴点と 2 個の大域特徴点が抽出された. 図 6.25 に実験の対象とした様々な体型の人体を示し, それから抽出した 23 個の特徴点を骨格に基づいて結んだ結果を示す.

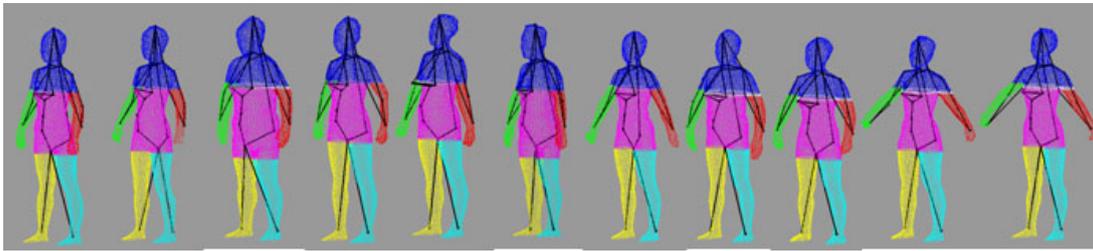


図 6.25: 様々な体型の対象人体の特徴点抽出結果

6.5 実験検討

本節では、3次元構造の特徴を用いた特徴点抽出手法により抽出された特徴点の抽出精度に関する検討について述べる。

6.5.1 抽出精度の検討

この提案手法により抽出した特徴点の位置とあらかじめ専門家により計測したランドマークの位置との誤差をユークリッド距離にて算出して、11人の部位ごとの平均誤差と標準偏差を検討することで有効性を確認する。

図 6.26 の赤の四角形が局所特徴点処理による平均誤差で、青の三角形が大域特徴点処理による平均誤差である。評価のため、大域特徴点にも局所特徴点処理を適用した結果を赤の四角形で示してある。

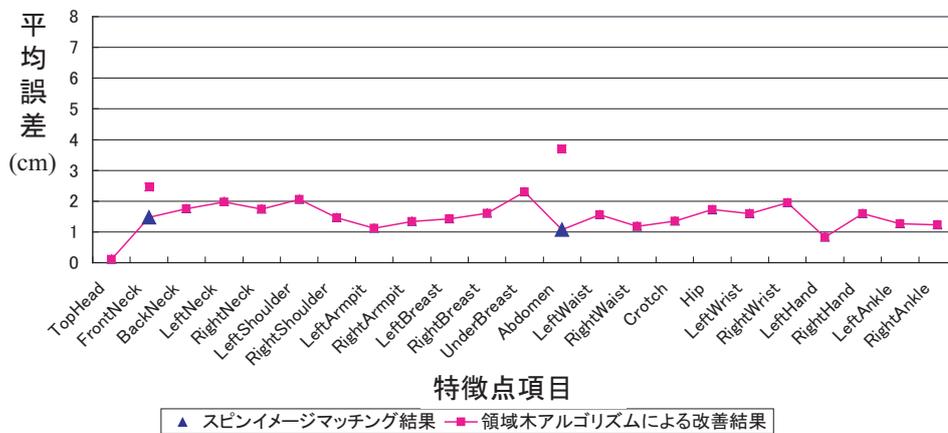


図 6.26: 11 人の部位ごとの平均誤差

図 6.26 のグラフにより、平均誤差は 2cm 以下の結果が得られたことがわかる。この結果は、5 章での距離画像を用いたマッチング手法により抽出された特徴点の誤差が 3cm 程度であったのに比較して、23 個の特徴点の抽出精度が 1cm 程度向上した。さらに大域特徴点については大幅に精度が向上した。また、スピニメージを適用した従来研究 [6] と (対象人体が男性であり、抽出する特徴点の数や項目が異なるが) 本研究の局所特徴点と対応する項目だけを比較した結果、誤差が 2cm 程度となり、同定精度は同等であった。また、大域特徴点において局所特徴点処理を適用した結果による平均誤差よりも大域特徴

第 6 章 三次元形状の特徴を用いた特徴点の自動抽出

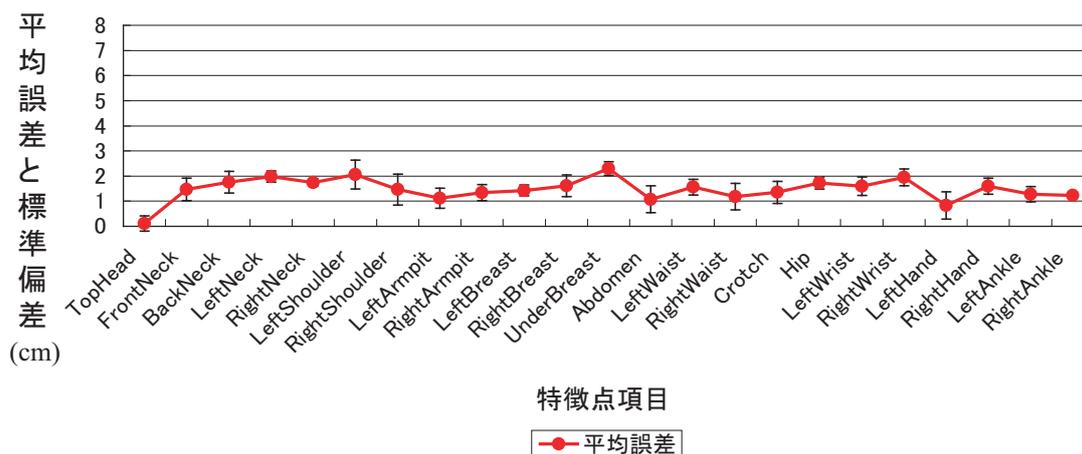


図 6.27: 部位別平均誤差と標準偏差

点処理による平均誤差の方が小さくなり、本手法の妥当性を確認した。各特徴点に対する平均誤差と標準偏差を算出した結果を図 6.27 に示す。これは距離画像マッチングにより抽出した各特徴点に対する平均誤差と標準偏差 (5.11) と比較すると、3 次元形状の特徴を用いた手法により抽出した各特徴点の部位ごとの誤差のばらつきがより小さくなっていることが分かる。しかし図 6.27 で誤差のばらつきが多少大きく発生した原因として、股 ($k = 16$) や脇 ($k = 8, 9$) の部位はスキャナーの計測精度に限界があったため、データが欠落したことがあった。また肘 ($k = 18, 19$) の部位は対象人体の腕の開き方 (姿勢) など被験者による異なった姿勢から誤差が生じた。これらの問題はデータの補間や正しい計測方法を利用して解決できると考えられる。

6.5.2 抽出精度の許容範囲の検討

図 6.26 に示すように、平均誤差が最低 1cm 以下で最大 2cm であった。衣類の専門家が手動で計測しても 1cm 前後の誤差が生じることから、良好な結果が得られたと考えられる。また、大きさが 3cm 変化すると衣服はサイズが変化するように決められているので、衣服を製作するための許容範囲内にあると考えられる。

6.5.3 法線ベクトル抽出精度の検討

5 章で用いた距離画像を用いたマッチング手法と本章で用いたスピンイメージを用いたマッチングでは、特徴点および仮特徴点の法線ベクトルに基づいてパターンを作成した。

ここで法線ベクトルの計算においては、個人差やノイズの影響を受けることがあるので、安定なパターンを獲得するためには、正確な法線ベクトルを算出する必要があると考えられる。今後、より正確な法線ベクトルを求める手法を見出すことによって、特徴点抽出精度を高めることが可能となると考えられる。

6.6 二つの提案手法による特徴点抽出の精度比較

5章での距離画像を用いたマッチングの手法 (method2), 6章スピンイメージを用いたマッチングの手法 (method1) によって得られた特徴点ごとの平均誤差をグラフにしたものを図 6.28 に示す。図 6.28 により、スピンイメージマッチング手法による結果のほうが誤差が小さいのがわかる。

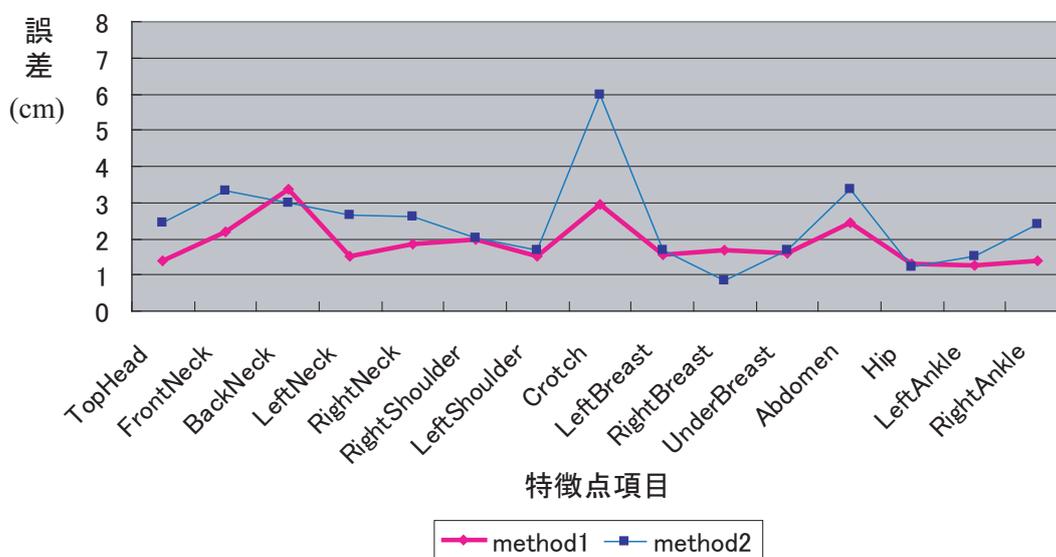


図 6.28: 部位別平均誤差

距離画像を用いたテンプレートマッチング手法は各部位での法線ベクトルが人それぞれ異なるのに、距離画像を作成する際に、周辺領域の法線ベクトルが正面を向くように回転して距離画像を作成した。しかしながら、スピンイメージマッチング手法はこのようなユークリッド変換に不変である手法である。そこで、高い精度で特徴点を抽出することが可能となったと考えられる。

6.7 衣服製作のための自動採寸

6.7.1 衣服製作までの流れ

ここでは 3 次元形状の特徴を用いた特徴点の抽出手法により自動抽出した衣服製作に必要な人体の 23 個の特徴点と人体の 3 次元スキャンデータを用いて衣服を製作することが可能となることを示す。まず、衣服を製作するまでの全体の流れについて図 6.29 に示し、説明する。

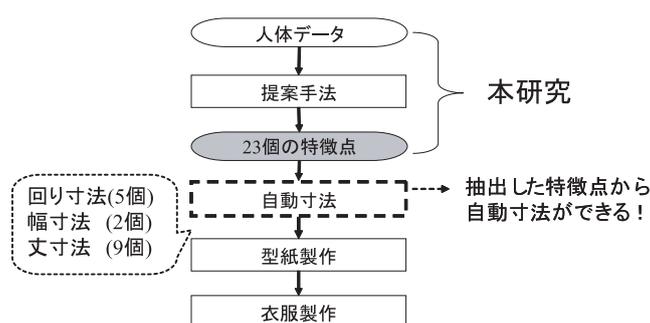


図 6.29: 衣服製作までの流れ

まず最初に衣服を製作するためには寸法が必要である。寸法は人体のサイズから算出し、算出された寸法を用いて型紙を作成し衣服を製作することが可能となる。

現在は、寸法を算出するために測定専門家が人体のサイズを手動で測り、寸法を算出した。そして算出した寸法を入力することにより型紙を自動作成するソフトウェアが開発されている。

しかし本研究の成果により、今まで手動で行った採寸を、本研究の提案手法により抽出される人体の特徴点と 3 次元人体のスキャンデータを用いて人体の寸法を自動的に算出することが可能となった。そこで自動算出されたこの寸法を用いることによって型紙が生成でき、今までより高い効率で衣服を製作することが可能となったと考えられる。

6.7.2 自動採寸

前節で述べたように衣服を製作するためには、対象人体の寸法を算出する必要がある。しかし現在この寸法を算出するための時間と計測者や被計測者に負担がかかるという欠点があるため、計算機などにより自動採寸することが望ましい。

そこで本研究で自動抽出した衣服製作のために必要な 23 個の特徴点と人体の 3 次元ス

第6章 三次元形状の特徴を用いた特徴点の自動抽出

キャンデータを用いて寸法 [35],[36] を自動算出する。衣服製作に必要な寸法項目 ([35]) と、各寸法を算出するために必要な特徴点項目は表 6.2 の通りである。

表 6.2: 衣服製作に必要な項目

	衣服製作に必要な項目	必要な特徴点項目
回り寸法	バスト回り	Breast(Left, Right)
	アンダーバスト回り	Center Breast
	ウエスト回り	Waist(Left, Right)
	ミドルヒップ周り	胴体の x 座標の最小点と最大値
	ヒップ回り	Hip
	腕つけ根周り	Armpit(Left, Right), Shoulder(Left, Right)
	肘周り	Waist(Left, Right)
	手首回り	Wrist(Left, Right)
	首つけ根周り	Neck(Left,Right,Front,Back)
幅寸法	背肩幅	Back Neck, Shoulder(Left, Right)
	バストポイント幅	Breast(Left, Right)
丈寸法	身長	Head Top
	総丈	Back Neck, Crotch, Ankle
	背丈	Back Neck, Crotch
	後ろ丈	Neck, Bust, Waist
	前丈	Neck, Waist
	乳下がり	Bust
	ウエスト高さ	Waist
	股下丈	Crotch

第 6 章 三次元形状の特徴を用いた特徴点の自動抽出

そしてこれらの特徴点項目と人体の 3 次元スキャンデータを用いて採寸する方法を表 6.3 と図 6.30 に示し, その寸法を算出した結果例を図 6.31 に示す.

表 6.3: 採寸方法

	寸法項目	採寸方法
回り寸法	バスト回り	乳頭上胸回りを測定
	ウェスト回り	へそ上約 4cm の最も細い部位を測定
	ヒップ回り	尻部で最も太い部位を測定
	肘回り	ひじの最も細いところを測定
	手首回り	手首の最も細い部位を測定
幅寸法	背肩幅	左右の肩先点間の頸椎点 (A 点) を通過して表にそって測定
	バストポイント幅	左右の乳頭から乳頭までを測定
丈寸法	身長	Head Top
	総丈	頸椎点 (A 点) から内果点 (内くるぶし中心) までを測定
	背丈	頸椎点から尾てい骨までを測定
	乳下がり	乳頭より垂直に上へ肩の厚みの中央で測定
	股下丈	股から内果点 (内くるぶしの中心点) まで測定

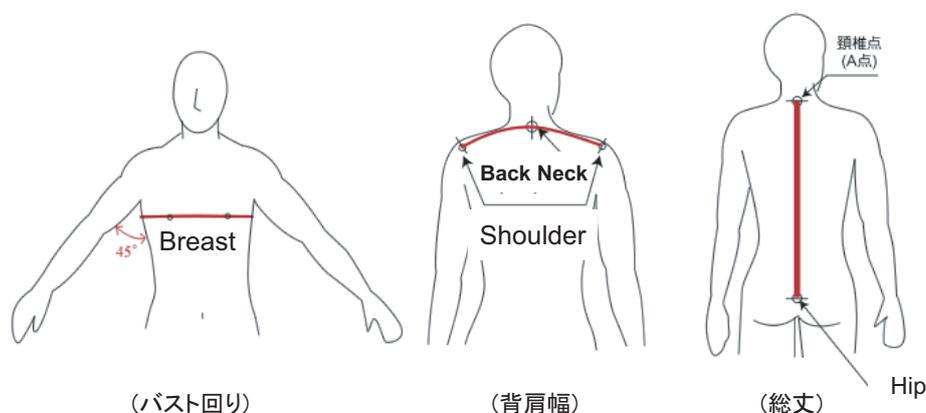


図 6.30: 採寸方法の例

第6章 三次元形状の特徴を用いた特徴点の自動抽出

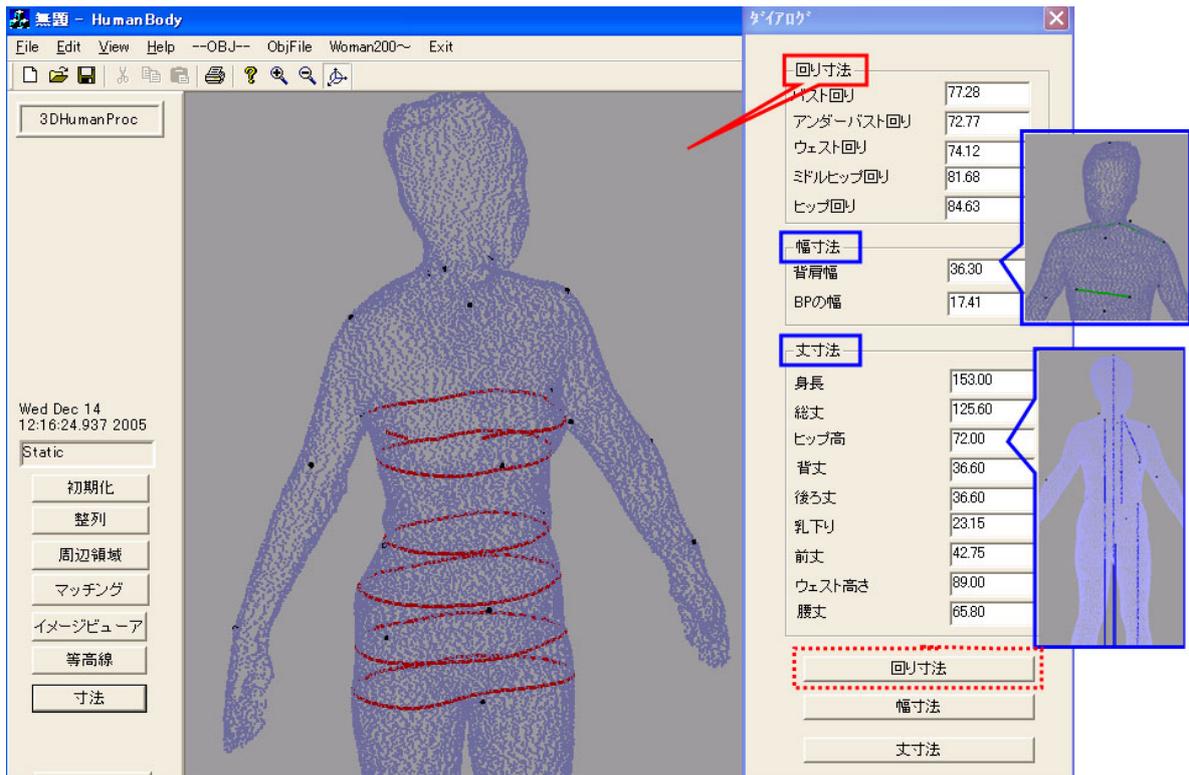


図 6.31: 自動寸法の結果

本研究で算出した寸法においては、今後、数多くの様々な体型の人体から専門家による寸法を含めた計測を行い、本研究の評価実験を行いたい。

6.8 6 章の総括

本章では、様々な体型の人体から衣服の製作に必要な 23 個の特徴点を、3 次元形状の特徴を用いた特徴点の抽出手法を提案し実装することにより自動抽出した。人体の特徴点を抽出するための従来手法では、対象人体ごとにランドマークを使用したり、学習のためにコストがかかる、また抽出できる特徴点の種類に限界があるという問題点があった。また、特に大域特徴点については抽出精度が低かった。

6 章での研究の成果は、第一に、衣服製作に必要な特徴点を、局所特徴点と大域特徴点とに分類できることを明らかにした。第二に特徴点ごとにそれぞれ適応した手法を適用することにより正確な特徴点の位置を抽出したことである。また、5 章での距離画像マッチングの手法と同様に、標準人体を選び、対象人体に正規化された標準人体の特徴点を対象人体の特徴点の初期値とし、その周辺を探索する手法を適用することにより、マーカなしで精度良く特徴点を抽出することができた。

特に、従来精度が低かった大域特徴点については、対象領域の高さ分布とすでに求めた局所特徴点を利用して抽出する新たな手法を提案しており、それを適用することにより抽出精度を大幅に向上した。

また、局所特徴点については、標準人体と対象人体の特徴点の周辺の局所的な曲率分布を特徴量として作成したスピンイメージのマッチングにより実現した。その結果、距離画像マッチングを用いた問題点を解決し、特徴点抽出精度を高めた。

今後は提案手法により抽出した特徴点と人体のスキャンデータを利用して人体の寸法をコンピュータにより自動算出し、計測者の体型にマッチした衣服が生成できると考えられる。さらに年齢、性別、体型の分類や整形外科等の医療分野への応用、また仮想人間モデルのアニメーションなど様々な分野で応用できると期待している。

第7章

単眼画像からの歩行姿勢推定

7.1 概要

人間は言葉だけでなく、身振りや手振りなど身体による動作を共有し、お互いに引き込むことでコミュニケーションをしている。この人間の身体動作情報を解析しコンピュータに導入することにより、ロボットや CG キャラクターの身振りや手振りなどの身体動作を自動生成することができ、人間とのインタラクティブなコミュニケーションを可能にする。したがって、人間の動作や姿勢をコンピュータにより推定することは人間とコンピュータとのインタラクティブなコミュニケーションを実現するために重要な技術であり、またスポーツによるパフォーマンスの向上や運動選手の動作理解の支援、セキュリティの監視機能、リハビリ患者の状態管理など幅広い分野に有効に応用できると考えられる。

従来、人物全身の動作を対象として推定する研究が行われているが、対象が人物の手や足などの部位に限った動作推定に関する研究 [39], [43] ~ [44] が多数であり、全身に関する研究 [41] ~ [42] は少ない。

人物の動作推定法として装着型のデバイスを用いたモーションキャプチャにより関節の回転角度や位置を実際に計測する方法 [40] が用いられている。これは人物の 3 次元姿勢を正確に獲得することを可能にするが、装着型計測法は被験者に負担をもたらし、自然な環境での自然な動きに干渉するという欠点がある。

一方、コンピュータビジョンでは複数のカメラを利用して人物の姿勢を推定する方法 [45], [46] がある。被験者の関節にマーカを貼り付け、複数のカメラでマーカを同時に検出することにより、3 次元位置の姿勢を推定する研究が行われている [47]。しかしながら、マーカが隠れると姿勢推定が困難であり、人物の領域を抽出するため背景に制約を与えたり [48]、また処理のための計算量が膨大である。さらに、初期画像における対象の姿勢を手動で求めており、多視点では対象となる人物やカメラの位置が限定される場合が多い。

そこで本研究では、人体の 3 次元スキャンデータと 6 章での提案手法により得られた人体の特徴点を用いて単眼画像から対象人物の姿勢を推定する手法を提案する。従来の、複数のカメラを用いて推定する、または人物の部位を限って動作推定をするなどの研究に対して、本研究はあらかじめ取得した標準姿勢の 3 次元人体スキャンデータと人体の特徴点を用いて関節モデルを生成し、単眼カメラの画像から抽出した人物の骨格と対応付けることで、複雑な運動をしたときの姿勢を推定するものである。さらに推定した姿勢を 3 次元人体の関節モデルに与えることにより任意の視点から見た画像を生成する。

7.1.1 単眼画像からの歩行姿勢推定

本研究では、あらかじめ3次元人体全身スキャナを用いて標準的な姿勢の標準的な人体を計測した3次元人体スキャンデータから人体の関節モデルを作成しておく。そしてこの人体の関節モデルに基づいて単眼画像から対象人物の骨格を抽出し姿勢を推定する。さらに推定した姿勢を人体の3次元スキャンデータに与えることで任意の視点から見た標準人体の画像を生成する。

7.1.2 人体の関節モデルの生成

人体の関節モデルを生成するために、まず3次元人体全身スキャナーから対象となる被験者の身体をオクルージョンなど発生しないように標準姿勢に従って計測を行い、対象人体の全身スキャンデータを獲得する。この人体の3次元スキャンデータは4章と5章での実験により獲得した人体のデータを用いる。

3次元の人体スキャンデータから人体の関節モデルを生成するために、まずあらかじめ人体の骨格モデルを定義し、その骨格モデルでの関節位置に対応する人体の特徴点を基準として人体のスキャンデータを10個の部位に分割する。

本来は、分割した各部位の中心を通る曲線を直線近似したものを骨格とし、その骨格が交差する点を関節位置として抽出して関節モデルを生成するが、今回は、まず分割した各部位での両端の断面の中心点を関節位置として抽出し、関節モデルを生成する。

生成した3次元人体の関節モデルを図7.1の(b)に示す。

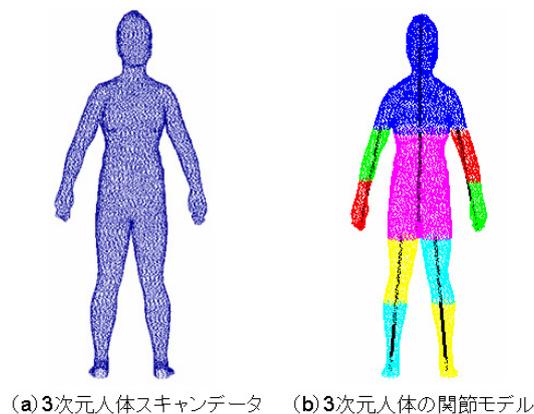


図 7.1: 3次元人体の関節モデル

7.1.3 提案手法の概略

提案手法の全体の流れを図7.2に示し、説明する。

本手法の特徴は従来、人体に対応する関節モデルが人間の形状に近いモデルであるスティックやロボットモデルを利用したことに対して、実際の人間を計測した3次元人体スキャンデータを利用して、提案手法により推定した画像での人物の動きを実感的に観測することである。さらに処理の対象画像は単眼画像であるのに対して、任意の視点からの動作画像も生成することが可能である。

まず、人物の領域から輪郭線の距離情報を等高線として抽出し、等高線の形状から現れる特異点を連結することにより、人物の骨格を作成する。そして抽出した人物の骨格と3次元人体の関節モデルとの対応付けにより人物の姿勢を推定する。

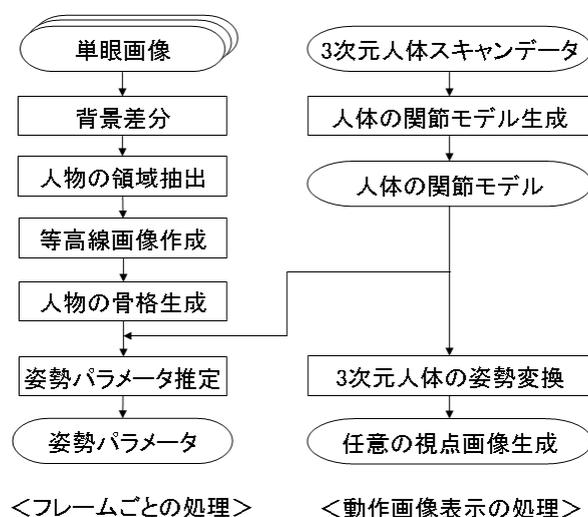


図 7.2: 提案手法の流れ

7.2 人物の領域抽出

本研究では、人物の背景に制約がない自然な環境で撮影した画像から人物の領域を抽出する。人物領域を抽出するために、前景画像と背景画像の差分を算出する。差分画像に対して二値化を行い、細かなノイズを削除するために膨張・収縮処理を行う。そしてラベリングを行い、面積最大の領域を人物領域として抽出する。

7.3 領域木アルゴリズムによる人物の骨格抽出

人物の領域から骨格を抽出するためには、まず、人物の領域を距離変換して距離画像を作成する。作成した距離画像からの距離情報を等高線として抽出し、等高線の形状から特異点を抽出する。そして抽出した特異点を連結することにより人物の骨格を作成する。この抽出した人物の骨格と3次元人体の関節モデルとの対応付けにより人物の姿勢を推定する。

7.3.1 人物の輪郭追跡による距離画像生成

領域木アルゴリズムにより人物の骨格を生成するためにはまず、人物領域から輪郭を追跡し、その輪郭から距離画像を生成してその距離情報を等高線として作成しておく。図7.3に輪郭追跡により作成した距離画像を示す。

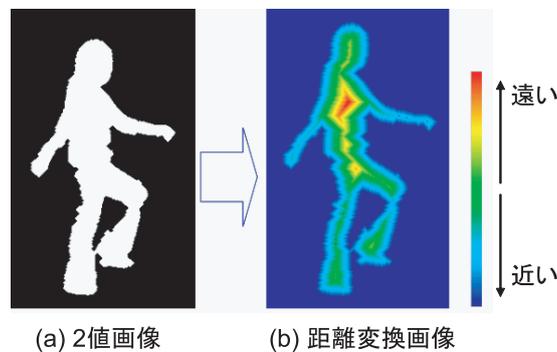


図 7.3: 人物の輪郭追跡による距離画像

7.3.2 領域木アルゴリズムによる人物の特異点抽出

人物の骨格を生成するためには、その骨格を構成する特徴量が必要となる。本研究ではその特徴量として、対象人物から作成した等高線画像から領域木アルゴリズム(6.3.1節)により骨格を構成する特異点を抽出する。特異点はピーク、コル、スロープ、ボトムがあり、それらの特異点を連結することにより人物領域の骨格を生成する。

以下に領域木アルゴリズムを利用した特異点抽出方法について説明する。

特異点

特異点は、6.3.1においてすでに導入した定義を用いる。そのため詳細な説明は省略する。

なお、本研究ではボトムは人物の外側の輪郭であり、必要な特異点としてピークとコルを抽出する。

等高線画像の作成

等高線は、コルを通らない場合は、閉じた領域を一つだけ形成するが、コルを通る場合は二つ（以上）の閉じた領域を形成し、そして、コルを通る等高線によって形成された複数の閉じた領域同士は、そのコルを共有するという性質も持っている。そこで等高線を作成することによって領域の形状変化を容易に判別することができる。

領域木アルゴリズムによる特異点抽出

等高線画像から特異点を抽出するためには、等高線画像での最も値の高いところから少しずつ値を低くしながら、その切り口に現れる等高線の形状変化を調べ、距離の局所的性質の判定（6.4節での図6.11）に基づいて特異点を抽出する。

この際、ある一つの距離の局所的性質の判定は、6.3.1節での図6.11のように行われる。

以上の領域木アルゴリズムを作成した距離画像に適用することにより抽出した特異点の例を図7.4に示す。抽出した特異点は人物輪郭から距離が遠い部分であり、その点群は骨格を現している。

特異点の連結による人物の関節位置および骨格抽出

領域木アルゴリズムにより抽出した2次元画像での人物の特異点は、腕、脚などの関節位置に対応している。これらの特異点を連結し、部位に分割することにより、他の関節位置を抽出する。

まず、人物領域から抽出された特異点から短点をそれぞれ頭、指先、足先の関節位置として抽出する。また頭の部位から胴体と左・右の腕に分岐するコルの特異点を首の関節位置として抽出し、首の関節位置から左・右足に分岐するコルの特異点を股の関節位置とし

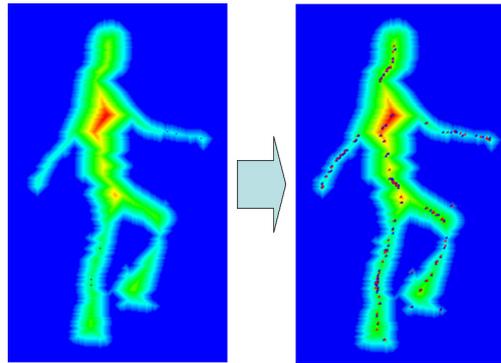


図 7.4: 等高線画像から特異点を抽出した例

て抽出する．そして抽出した頭，指先，足先の関節位置から首の関節位置までを結ぶ折れ線になるように特異点を連結していく．最後に肘と膝に対応する関節位置は，それらに連結される特異点を直線近似し，それらの直線が交差する点をそれぞれの関節位置として抽出する．

以上の特異点の連結により生成した骨格の例を図 7.5 に示す．

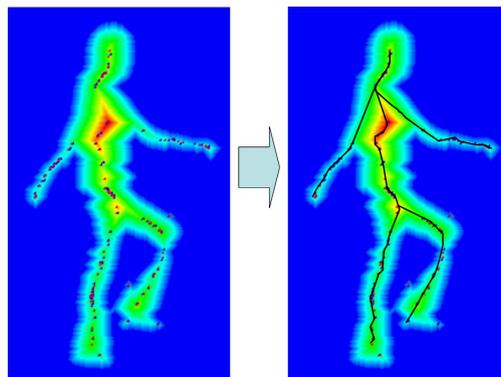


図 7.5: 特異点の連結による人物の骨格抽出

人物の関節角度算出

特異点の連結処理により人物の骨格が得られるが，求めた骨格は正確な折れ線でない．人物の関節角度を求めるためには各部位を直線近似する必要がある．これらの近似した直線により画像での各関節の角度を求めることが可能となる．

直線近似の方法としては，ハフ変換により同一直線上にある特異点群を直線近似するこ

とができる．これにより一つの部位の方向が直線として求められ，それぞれの関節部位での直線が交差する角度を関節角度として計算する．

図 7.6 に抽出した特異点を連結する処理により作成した人物の骨格を左側に示す．またその連結した特異点から姿勢パラメータを推定するため，同じ直線上にある点群を直線近似した結果を右側に示す．

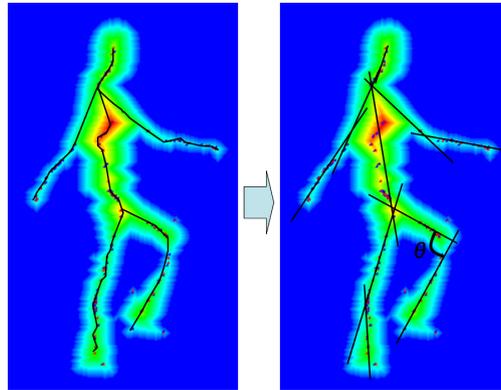


図 7.6: 人物の骨格的構造の抽出

7.4 三次元人体の関節モデルの動作

まず，本研究では，2次元画像から推定可能な人物の姿勢を前提とした．そこで今回は，歩行する人物を横方向から撮影して，人物の関節角度を推定し，実際の3次元人体の関節モデルに当てはめることにより3次元の動作画像を生成する．

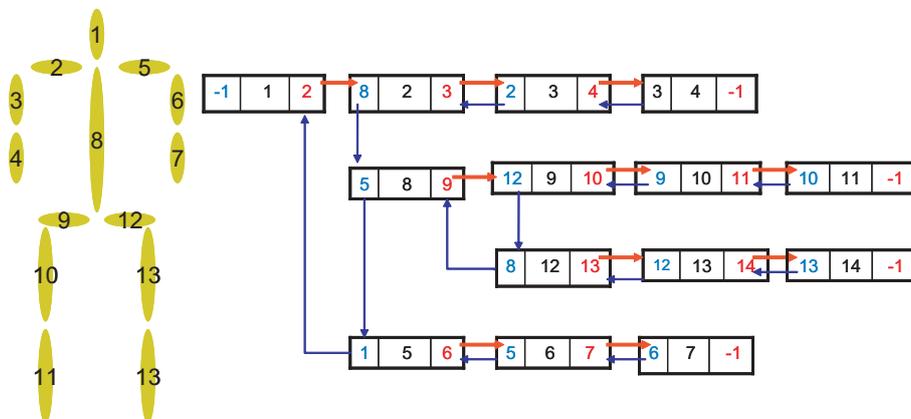


図 7.7: 伝播アルゴリズム

あらかじめ，図 7.7 のような伝播アルゴリズムにより 3 次元人体の関節モデルを生成する．そして画像から推定した人物の関節角度 $(x, y, 0)$ を 3 次元人体の関節モデルに与えることにより，3 次元人体の関節モデルを動作させる．また動作時に発生する腕や脚のオクルージョンに関しては，前後のフレームからの情報を用いることにより補間を行う．

7.5 実験および実験結果

自然な環境で歩行している人物を，側面からの 1 台のカメラで撮影した画像から人物の姿勢を推定する実験を行った．実験に使用した原画像を図 7.8 に示す．



図 7.8: 歩行する人物の原画像

本研究では姿勢を推定するために，人物領域から作成した距離画像に領域木アルゴリズムを適用して人物の特異点を抽出した．そして抽出した特異点を連結する処理により作成した人物の骨格と姿勢パラメータを推定するため，同じ直線上にある点群を直線近似した結果を図 7.9 に示す．

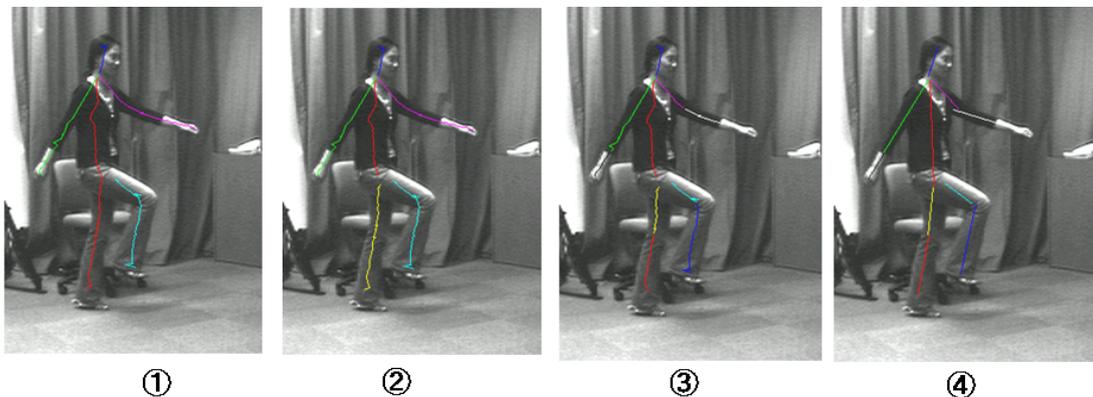


図 7.9: 特異点の連結から人物の骨格抽出

図 7.9 の は特異点の連結， はピークとコルを利用した骨格の部位分類， は直線近似による腕と足の分割， は人物の骨格の各部位を最小 2 乗法を用いて直線近似することにより関節角度の計算 (人物の姿勢パラメータ算出) の結果を表している．さらに姿勢パラメータとして抽出した人物の骨格から関節角度を推定し，3 次元人体の関節モデルに推定した人物の姿勢を与えることにより任意の視点から見た画像が生成できた．まず，人物の骨格から推定した関節角度の結果を表 7.1 に示す．

表 7.1: 人物の骨格から推定した関節角度

$\theta_{partname}$	joint angles	$\theta_{partname}$	joint angles
θ_{LA}	5°	θ_{RA}	-29°
θ_{LE}	81°	θ_{RE}	-29°
θ_{LL}	-3°	θ_{RL}	60°
θ_{LK}	-3°	θ_{RK}	-15°

(LA:Left Arm, RA:Right Arm, LE:Left Elbow, RE:Right Elbow
LL:Left Leg, RL:Right Leg, LK:Left Knee, RK:Right Knee)

そして，表 7.1 のように推定した関節角度を 3 次元人体スキャンデータに与えることにより，図 7.10 のような任意の視点画像を得ることができた．図 7.10 は上部と側面からの視点画像である．

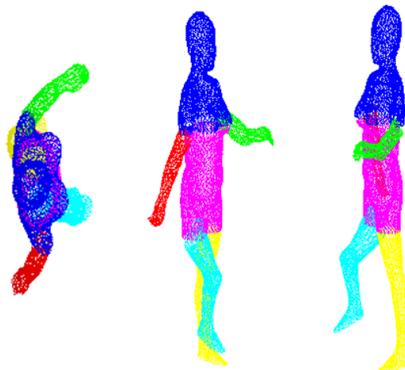


図 7.10: 3 次元人体の関節モデルの動作

7.6 総括

本研究では人体のスキャンデータと特徴点から生成した骨格モデルを用いて、単眼画像から対象人物の姿勢を推定する手法を提案した。これは横方向から得られた画像から推定できる人物の歩行動作を3次元骨格モデルを用いることにより、人物の3次元姿勢を推定する処理である。

人物の姿勢を推定するために、人物領域から輪郭を追跡し、その輪郭を距離変換した距離画像を等高線画像として抽出した。そして6.3でも適用した領域木アルゴリズムにより等高線画像から特異点を抽出し、その特異点を連結することにより対象人物の骨格を生成した。また生成した人物の骨格から姿勢パラメータとして関節角度を推定し、3次元人体の関節モデルに推定した人物の姿勢を与えることにより任意の視点から見た画像が生成可能となった。

今後は、より複雑な動作でのオクルージョンにおいてより高精度の手法を適用する必要があると考えられ、3次元人体の骨格モデルを用いた運動学によってより自由度の高い複雑な動作の人物を対象として人物の3次元姿勢を推定したい。

第 8 章

動画像処理によるスポーツ動作解析

8.1 概要

人間のジェスチャや姿勢を計測・認識する多くの研究は開発，実用化されており，それらを歩行者，スポーツ，ダンス，作業などの映像に適用した試みも行われている [50]-[53]．人物の動作を解析する研究も数多くあり，すでに商品化されているものもある．これはフォーム解析を可能として技能向上や指導に有用であるが，システムは計測を行うだけであり，客観的に評価を行う研究はあまり行われていない．

このシステムの動作解析エンジンの多くは，関節などの部位の位置を 3 次元時系列として得るものであり，精度良く求めるためには必要な部位にマーカを貼る，ブルーバックのような単純な背景を用いるなどの制約があるものが多い．動作解析の目的は，CG によって動作を再現したり，模範動作とともに表示して，ユーザーが比較することによりフォームを改善するなどである．

また今までサッカーなどのようなゲーム映像も対象となっており，選手・ボールの存在と移動を追跡することが主たる研究要素であった．これは，画像処理を用いて検出された選手およびボールの軌跡に基づいてどのようなプレーが行われているかを判定するものであり，重要な場面または好みの画面だけを抽出してダイジェスト映像を作成したり，選手・監督の立場で戦術解析に利用することを目指している．

本研究では，スポーツの中で鉄棒競技のように選手が演技を行い審判が主観的に採点することによって順位が決定されるようなスポーツ（演技スポーツと名付ける）を新たな対象として，動画像処理による選手の動作解析に基づいて，自動採点することを目的としている．

まず，あらかじめ 3 次元人体のスキャンデータと本論文の提案手法により自動抽出された人体の特徴点を用いて 3 次元の骨格モデルを生成する．そしてその 3 次元骨格モデルを用いて鉄棒競技を行う選手の正面と側面の動画像から選手の姿勢を推定し，選手が行った技の判定など競技内容を自動採点する手法を提案して実装することによりその可能性を考察する．

8.1.1 演技スポーツにおける採点

採点規則

演技スポーツにおいては，審判が主観的に採点しているように見えるが，選手の演技を客観的に評価するために採点規則が細かく定められている．採点規則の目的は，それに基

づいて選手を正しく評価することと、コーチと選手に対して競技会での演技構成の方向性を導くこと、そして審判・コーチ・選手が競技会で頻繁に必要なとする専門的な情報や規則を提供することである [49] .

鉄棒競技における採点規則

本研究では、対象とする演技スポーツを「鉄棒競技」とした。この鉄棒競技の採点には、「A」と「B」の二種類の得点がある。

A 審判 (2 名) は、技の種類、難度、要求グループのチェックなど演技の内容についての A スコア (加点) を算出する。また、B 審判 (4 名) は、演技構成や技術、姿勢に関する演技実施についての B スコア (減点) を算出する。

これらの選手の演技における採点は、審判が主観的に採点しているように見えるが、選手の演技を客観的に評価するための採点規則 (A スコアおよび B スコア) がルールブックに細かく定められている。実際に審判が採点に用いるこのルールブックには、採点規則の他、演技と演技を構成する「技」と採点基準が書かれている。本研究では、このルールブックでの採点規則を情報として用いることにより採点を行う。まず、選手は図 8.1 のようなルールブックに定義されている演技の中でいくつかの演技を選び演技を行う。

グループ I : ひねりを伴うまたは伴わない懸垂振動技			E=0.5	F
A=0.1 1 後ろ振り上がり倒立	B=0.2 2 後ろ振り上がり1回ひねり倒立	C 3 順手後ろ振り	前方閉脚浮き腰回転開脚抜き1回ひねり大逆手懸垂	6
7 後ろ振り上がりひねり倒立	8 後ろ振り1回ひねり懸垂	9 後ろ振り	11 後ろ振り上がり伸身とび越え3/2ひねり懸垂(ワエラストロム)	12
13 前方車輪	14 前方車輪1回ひねり片大逆手	15 前方車輪	伸身トカチェフ1回ひねり懸垂(リュウケン)	18
19 前方車輪ひねり倒立	20 前方とび車輪	21 前方とび		24

図 8.1: ルールブック ([49] より引用)

第 8 章 動画像処理によるスポーツ動作解析

この演技は、4つのグループに分けられて演技の内容が決まり、その内容により難易度が決まっている。図 8.1 には演技グループの例を示している。演技のグループと難易度についてまとめたものを表 8.1 に示す。

表 8.1: 演技のグループと難易度

	演技のグループ名	A	B	C	D	E	F
Group	ひねりを従うまたは従わない懸垂振動技	7	10	8	2	0	0
Group	手放し技	1	4	11	10	10	5
Group	バーに近い技	4	8	4	2	1	0
Group	大逆手・背面の技，バーに対して背面の技	3	7	6	5	1	0
Group	終末技	3	5	8	8	5	3

($A < B < \dots < C < F$: 難易度, 数値 : 技の数)

A スコアは、選手があらかじめ報告した演技を行ったかどうかを判定することであり、画像処理としては技のセグメンテーションや技の判定に対応している。

また、選手の演技が表 8.2 のようなルールブックでの採点規則により正しく行ったかどうかを採点することが B スコアであり、画像処理として選手の姿勢解析に対応している。このようなルールブックでの採点規則により、選手の演技を画像処理として採点することが可能になると考えられる。

表 8.2: 技術的欠点による減点項目の例 (B スコア)

欠点項目	減点		
	小 (0.10)	中 (0.30)	大 (0.50)
振動から倒立，倒立経過， 旋回技の逸脱	15° ~ 30°	30° ~ 45°	45° を超える 難度を認めない
正しい静止姿勢からの 角度の逸脱	15° まで	16° ~ 30°	31° ~ 45° 難度を認めない
角度逸脱の減点の ある静止技から押し上げ	静止技の減点と同等の減点		
ひねり不足	30° まで	31° ~ 61°	61° ~ 90° 難度を認めない

8.1.2 鉄棒競技における演技

鉄棒競技のルールブックでは、蹴上がりや車輪などの「技」が 141 個定義されており、これらの技からいくつかの「技」を連続して行うことで、30 秒程度の「演技」が構成される。ルールブックには、技ごとにその技を決定する重要な姿勢が時系列に図として定義されており、本研究ではこれをキーポーズとする。また、技ごとに、難度、減点項目なども期記されている。これらの演技、技、キーポーズの関係を図 8.2 に示す。

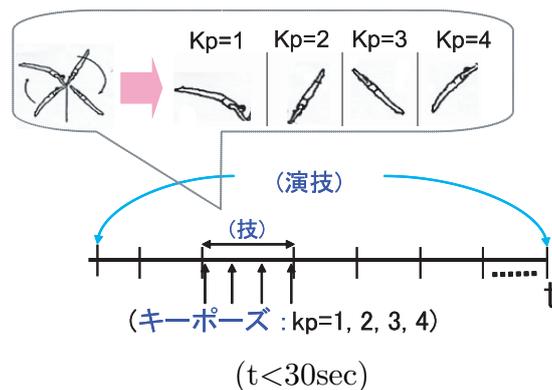


図 8.2: 演技，技，キーポーズの関係

8.2 提案手法

提案手法の全体の流れを図 8.3 に示す。

まず、「技」のキーポーズの記述法を確立し、技のデータベースを構築する。そのため、標準体型である選手の 3 次元人体データを用意し、「技」のキーポーズの関節点に適合するような 3 次元姿勢を定め、キーポーズに対応する 3 次元人体のシルエット画像を得る。このキーポーズのシルエット画像、関節位置、関節角度を技のデータベースの特徴量とし、これらに基づいて選手の演技を採点する。

次に選手の演技を採点するため、実画像での選手のシルエット画像を抽出し、データベースでの選手が報告した技のキーポーズのシルエット画像とマッチングを行うことにより技の判定を行う。これにはあらかじめ実画像から技のセグメンテーションの処理をしておき、セグメント化された技のフレームとデータベースでのキーポーズを時系列的にマッチングする。このマッチングの相関がキーポーズの動作順番でピークが現れた技を判定結果とする (*A スコア)。さらに、判定された技が正確に行われたかを評価するために、選

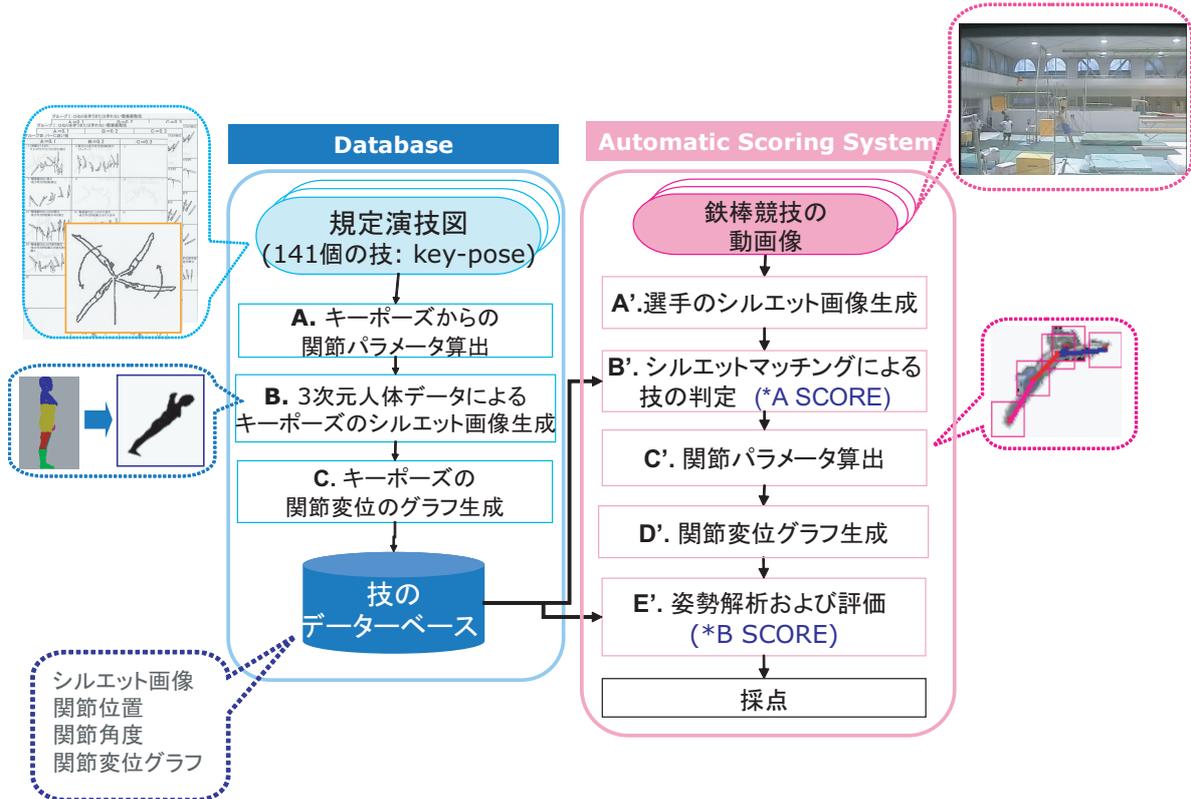


図 8.3: 提案手法

手の関節位置の変位グラフを作成して解析し、選手の姿勢を評価する。解析した結果は、ルールブックにある減点項目の採点規則に基づいて評価される (*B スコア)。

以上の手法により、選手の一連の演技動画から「技」の種類、難度およびどのように行われたかが評価され、加点・減点要素の検出が可能になると考えられる。

8.3 三次元人体データを用いた技のデータベース生成

8.3.1 キーポーズからの関節位置および関節角度の算出

ルールブックで定義されている 141 個の技のキーポーズ画像をスキャナーにより獲得し、キーポーズの姿勢を解析することによって関節位置 () と関節角度 () を推定し、それらをデータベース化する。ここで関節位置 () とは、鉄棒の棒の中心を原点からキーポーズでの関節位置までの距離とし、関節角度 () とは、関節位置から図 8.4 の x とのなす角度を関節角度とする。

jp は、関節位置番号 (Joint-point) である。

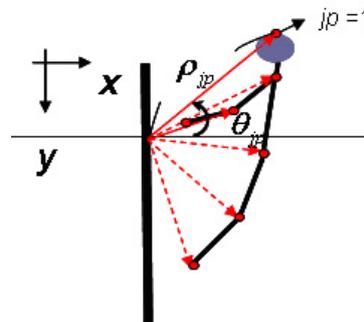
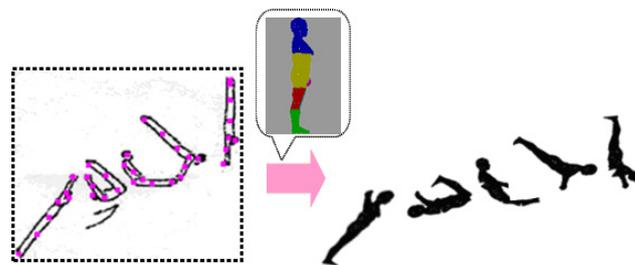


図 8.4: 関節位置と関節角度のモデル

本研究では、あらかじめ標準的な体型である選手の 3 次元人体スキャンデータを用意する。この 3 次元人体データをキーポーズから得た関節情報に適合するように姿勢を定め、3 次元位置を定める。キーポーズにおける 3 次元姿勢を、図 8.5 の右のように 3 次元人体に基づいてシルエット画像に変換しておく。



(キーポーズ) (3 次元人体のシルエット画像)

図 8.5: キーポーズのシルエット画像生成: 蹴上がり倒立の例

8.3.2 人体の三次元スキャンデータによるシルエット画像生成

8.3.3 キーポーズの関節位置変位グラフ生成

抽出されたキーポーズの関節位置を解析するため，関節位置の変位グラフ を生成する．

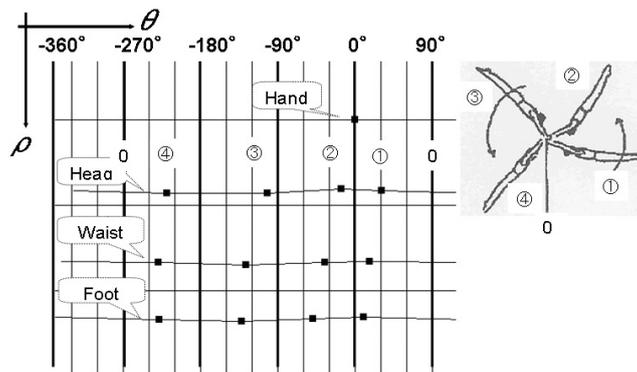


図 8.6: キーポーズの関節位置変位グラフ生成:後方車輪の例

データベースを構築するために，以上のキーポーズの姿勢を解析した結果（キーポーズの関節位置と関節角度および選手のシルエット画像）を用いて記述法を検討し，決定する．そしてこれらの特徴量を用いて動画像での選手の演技から技を判定し，姿勢を解析する．

8.4 競技映像の解析

8.4.1 キーポーズマッチングによる技の判定 - 技の判定 (A スコア)

抽出された各フレームでの選手のシルエット画像と選手が報告した技のキーポーズのシルエット画像との相関を計算することにより技の判定を行う (図 8.7)。判定方法は、まずキーポーズごとに相関値が極大となったフレームを $f(kp)$ とする。 $f(kp)$ がすべてしきい値 (th) を越している、かつ、 $f(1) < f(2) < \dots < f(kpl)$ となった時、比較したキーポーズの技と一致したと判定する。



図 8.7: 技の判定のためのシルエットマッチング

8.4.2 シルエット画像からの選手の関節位置や角度算出 - 姿勢解析 (B スコア)

抽出された選手のシルエット画像から選手の関節位置や関節角度を推定する。対象部位である、頭部、首、腰、足や手の先の関節点の位置を以下の流れにより求める。

1. 最初のフレームで選手の関節位置を指定する。
2. 前フレームの関節位置に基づいてテンプレート画像を生成する。
3. 現在フレームと前フレームでのテンプレート画像との正規化相関マッチングを行う。
4. 各フレームで抽出された選手の関節位置と角度を保存する。

8.4.3 選手の関節位置の変位グラフ生成

技ごとに各フレームでの選手の関節位置の変位グラフを生成し、選手の姿勢を解析する。また関節変位グラフにより解析した選手の姿勢を定量的に評価するためレベルが異なる選手の姿勢の差を関節位置 (j_p) ごとに、以下の式により算出する。

($n=1$:初級, 2 :中級, 3 :上級選手)

$$D_{\rho}^{(p_n, p'_n)} = \sum_f \sqrt{(\rho_{(j_p, k_p)}^{p_n}(f) - \rho_{(j_p, k_p)}^{p'_n}(f))^2},$$

$$D_{\theta}^{(p_n, p'_n)} = \sum_f \sqrt{(\theta_{(j_p, k_p)}^{p_n}(f) - \theta_{(j_p, k_p)}^{p'_n}(f))^2} \quad (8.1)$$

ここで選手の動きは同じ動作でも選手のレベルによって動作の速度が異なる。そこで同じ動作での選手の姿勢の差を計算するためには、各選手の動作がキーポーズとマッチするフレーム $f(kp)$ を基準とし、その基準となるフレームの前後をサンプリングすることにより各選手のマッチングの区間 ($fs1$ $fs4$) を算出した。(図 8.8)

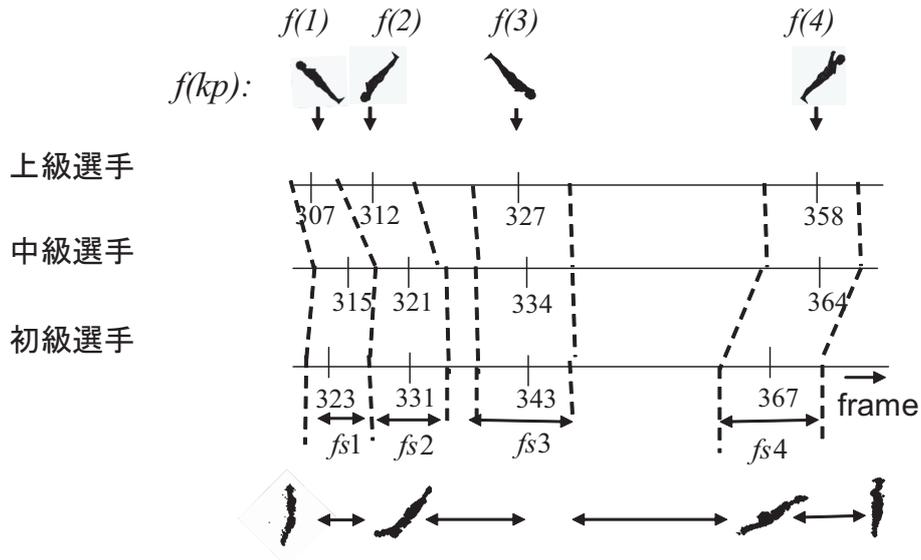


図 8.8: 選手のマッチング区間の決定例 (車輪)

8.5 実験 (採点)

8.5.1 映像撮影

すでに行っている予備実験の結果に基づいて，鉄棒演技を表 8.3 の撮影環境の条件によって撮影する．

表 8.3: 鉄棒競技の撮影環境

撮影機器	ビデオカメラ (DV : 640 × 480 画素, 30fps)
撮影場所	体育館などの室内
背景条件	自然に近い背景
服装条件	実際の競技時の服装
対象動作	競技会での鉄棒演技
対象人物	上・中・初級選手

撮影での演技は，競技会で行うものと同様な内容 (図 8.9) を，上・中・初級の選手が演技することを実験対象とする．実験では，まず実際の動画画像での選手のシルエット画像とデータベースにあるキーポーズ (図 8.9) とのマッチングにより技の判定を行い，A 採点を算出する．次に，判定された技の中で選手の関節位置や関節角度を抽出し，それらの変位グラフを生成して解析することにより選手の姿勢を評価する．評価には，実際の競技で採点を行う際に用いられているルールブックに基づいて選手の姿勢から B 採点を算出する．またあらかじめ予備実験として実画像から技のセグメンテーションは手動で指定してある．

8.5.2 技の判定 (A スコア)

予備実験により動画画像での選手の演技から技ごとにセグメントされたフレーム区間においてデータベースにある各技のキーポーズとのマッチングを行うことにより技の判定を行った．例えば，図 8.10 は，車輪の技を行っているフレーム区間で行った実験結果である．フレームごとに車輪 (図 8.10 の左) と蹴上がり (図 8.10 の右) のキーポーズとのマッチングを行い，それぞれ $f(kp)$ を算出した．

その結果，図 8.10(左) でのフレーム区間では，相関の極大値 $f(kp)$ がすべてしきい値 (th) より高くなっており， $f(kp)$ が昇順であることが確認できた．その一方，同じフレーム

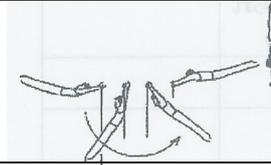
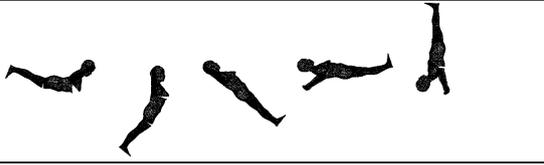
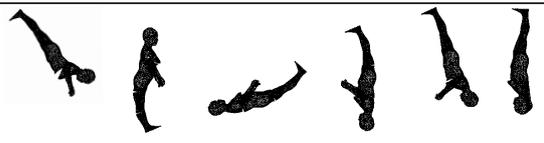
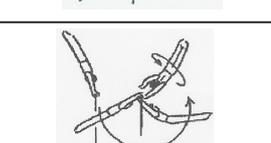
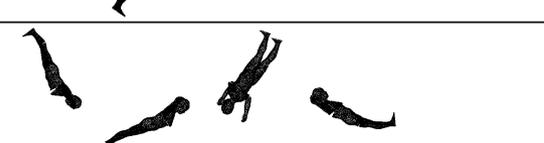
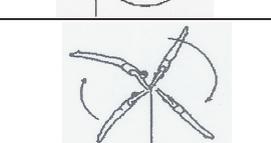
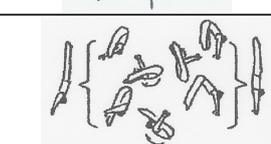
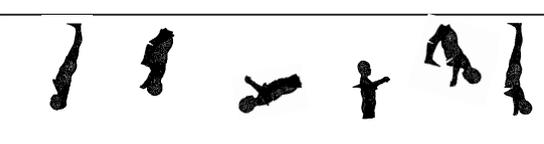
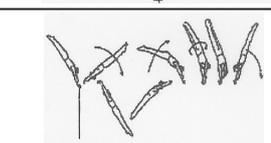
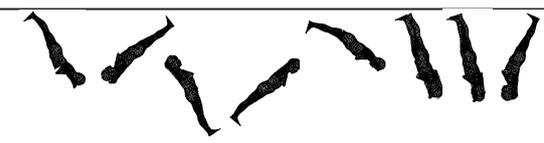
順番	技の名前	キーポーズ(kp)	kpのシルエット画像
1	振り上がり		
2	け上がり		
4	後方浮支回転		
5	後方車輪		
6	ツイスト		
7	前方車輪		
8	エンドー		
9	移行		

図 8.9: キーポーズ (kp) と kp のシルエット画像

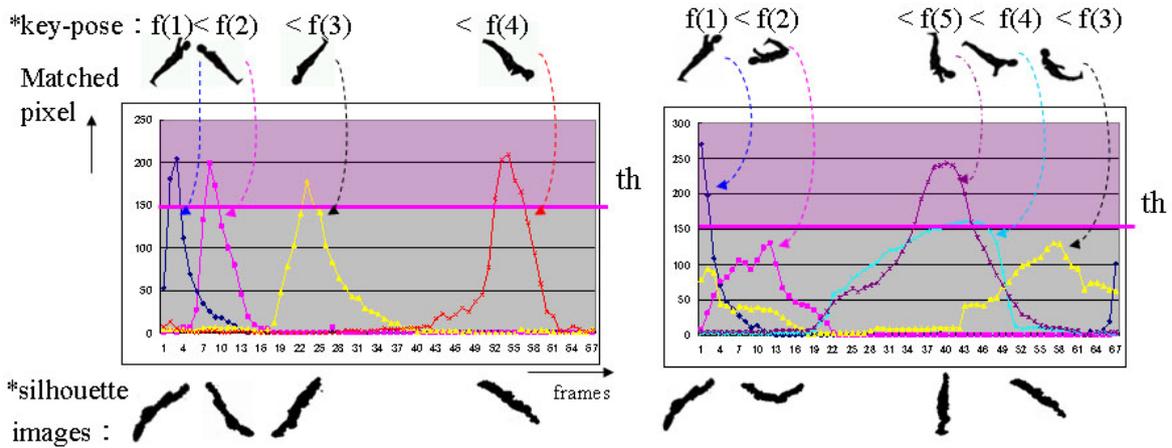


図 8.10: 車輪の動画画像とキーポーズ (左図: 車輪, 右図: け上がり) のマッチング結果

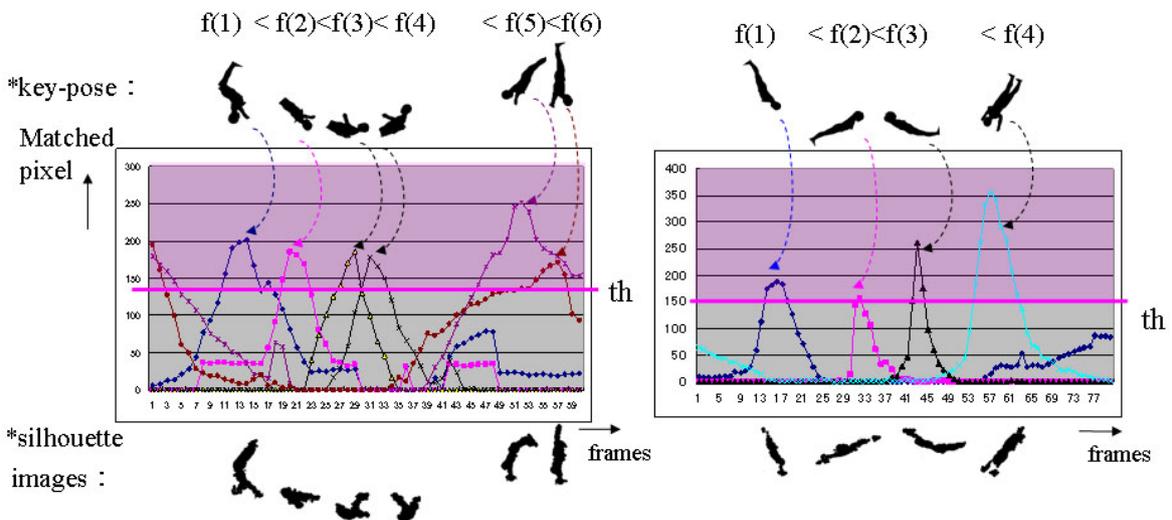


図 8.11: 複雑な技の判定結果

区間で蹴上りのキーポーズをマッチングし相関を算出した結果, 図 8.10(右) のように kp が 1 と 5 のみしきい値より相関が高くなっていた. また相関のピークがキーポーズの順番ではない不規則な順番であった.

上級・中級・初級選手が行った技においてキーポーズマッチングを行った結果を図 8.12, 図 8.13, 図 8.14 に表す.

第 8 章 動画像処理によるスポーツ動作解析

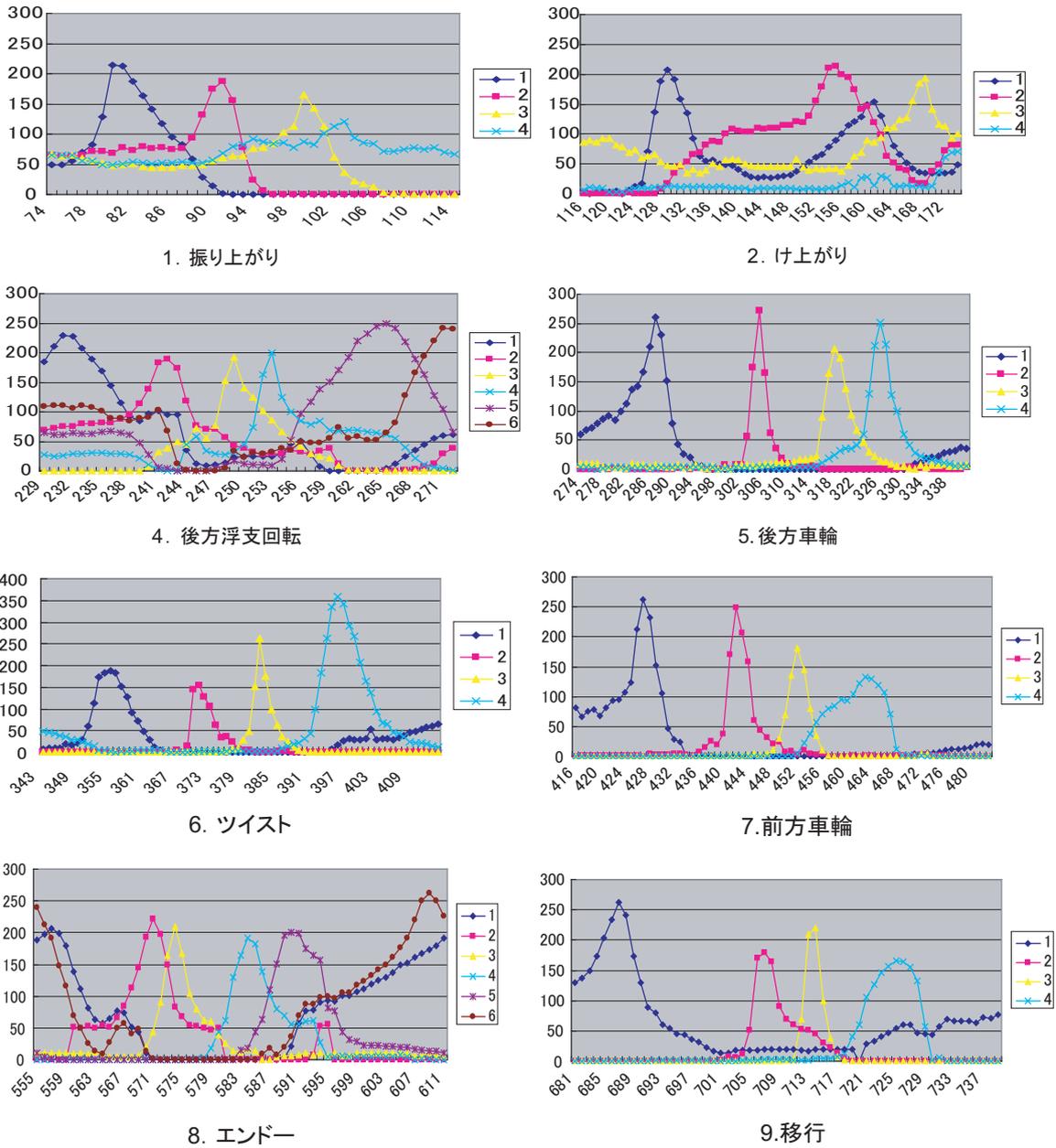


図 8.12: 上級選手の技のマッチング結果

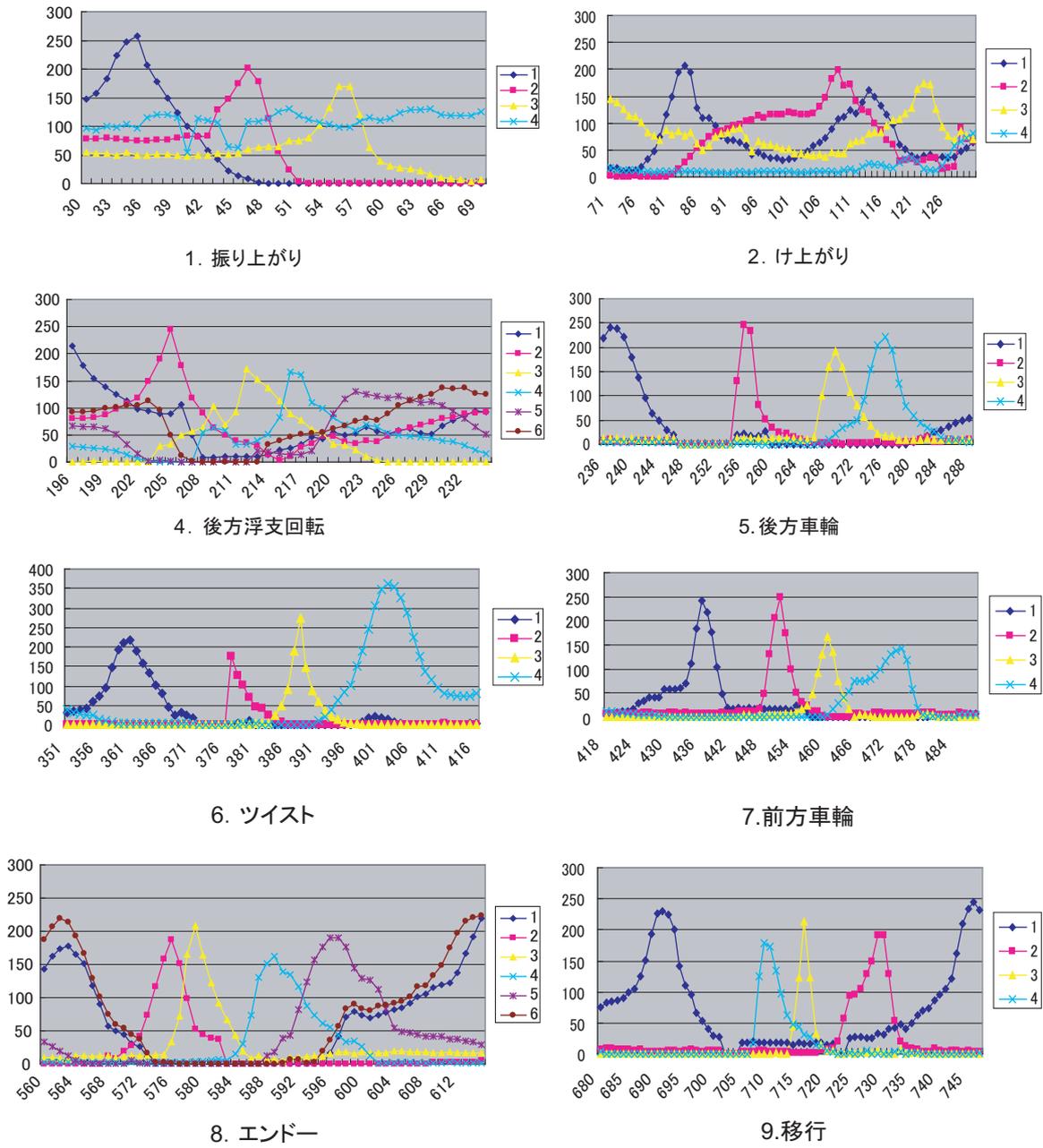


図 8.13: 中級選手の技のマッチング結果

第 8 章 動画像処理によるスポーツ動作解析

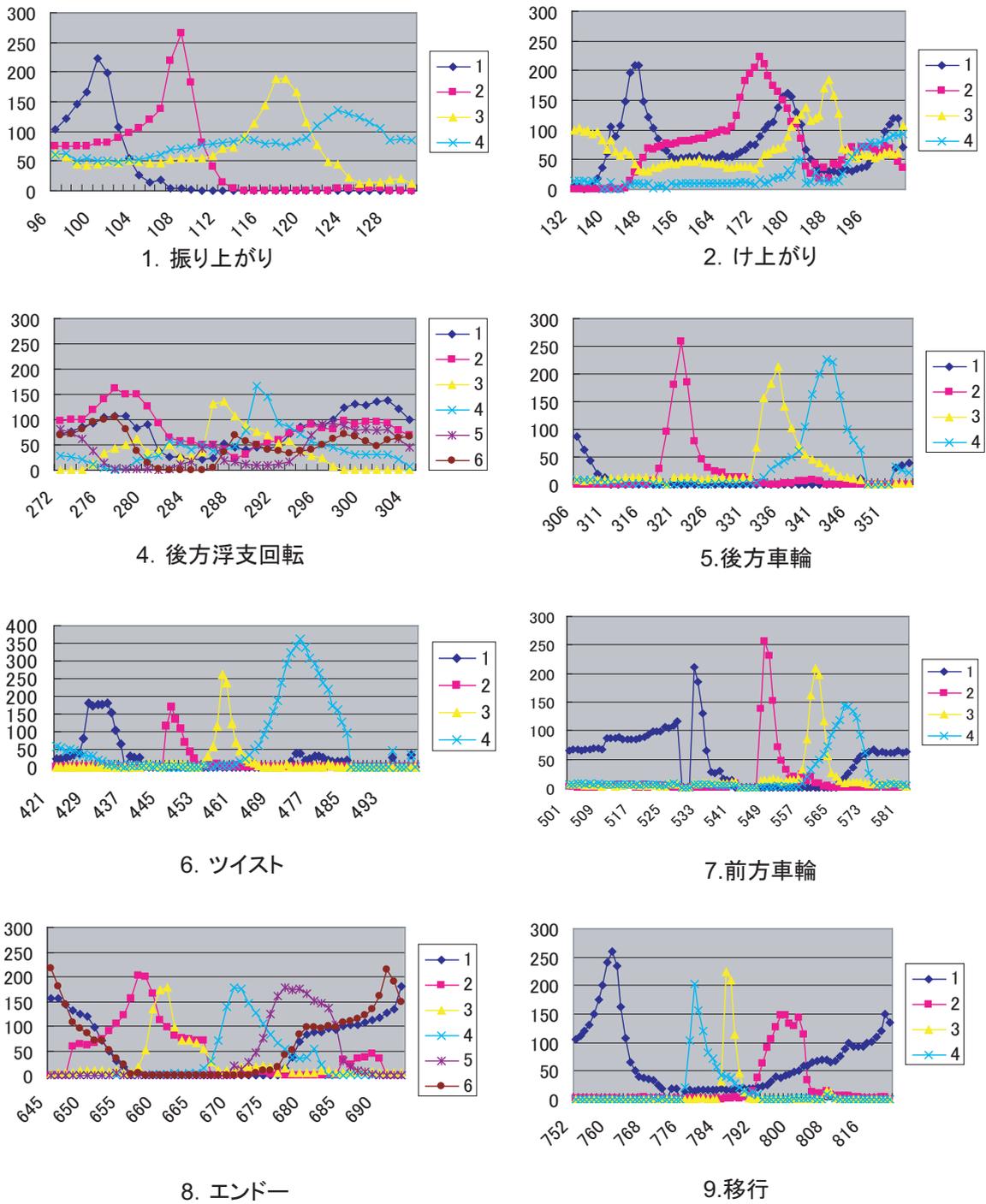


図 8.14: 初級選手の技のマッチング結果

8.5.3 姿勢解析 (B スコア)

ここでは選手の姿勢を解析するため、同じ技を行っている上級選手と初級選手の姿勢を関節位置変位グラフにて解析し比較した。図 8.15 では車輪の技を行っている選手の姿勢 (,) をグラフにした結果である。車輪の技の特徴は、車輪を行う際の選手の姿勢が一定であることである。図 8.15 のグラフから、手は鉄棒に固定されているため両方の選手とも手 (Hand) の姿勢の変位は変わらない、また頭 (Head) や首 (neck), 腰 (Waist) もほぼ一定の変位が得られたことが分かる。しかしながら足の変位においては、初級選手の足の変位量が大きくなっていることが分かる。これは、初級の選手は足がまっすぐにできず、曲がったまま回転をする傾向があると解析できる。このように、レベルが異なる二人の選手の関節変位グラフを比較することにより選手の姿勢を解析することが可能となる。

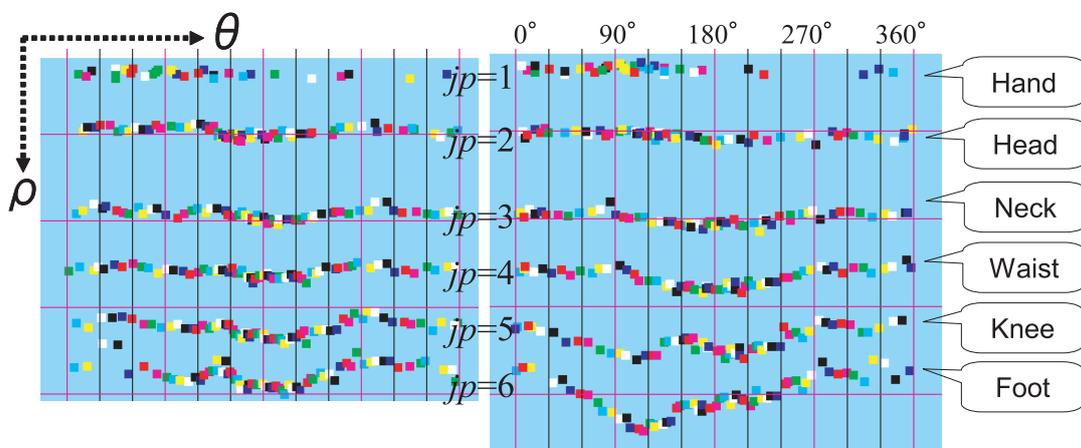


図 8.15: 上級 (左)・初級 (右) 選手の関節変位グラフ

また選手の姿勢をより定量的に評価するため、上級選手と中級選手、上級選手と初級選手、また中級選手と初級選手の姿勢の差をそれぞれ算出した。まず、図 8.16 は車輪を行っている上・中・初級選手の関節動きの軌跡を示した結果である。3つの動きを観察すると、上級選手を基準として初・中級選手の膝や足の動きが異なることが分かる。

また、図 8.16 での選手の関節動きの差を定量的にグラフとして表したものが図 8.17 である。図 8.17 は、図 8.8 で算出した車輪を行う各選手のマッチングの区間 (fs1 ~ s4) で、関節 (jp) ごとに関節位置 (D) や関節角度 (D) の差を算出してグラフにしたものである。

第 8 章 動画像処理によるスポーツ動作解析

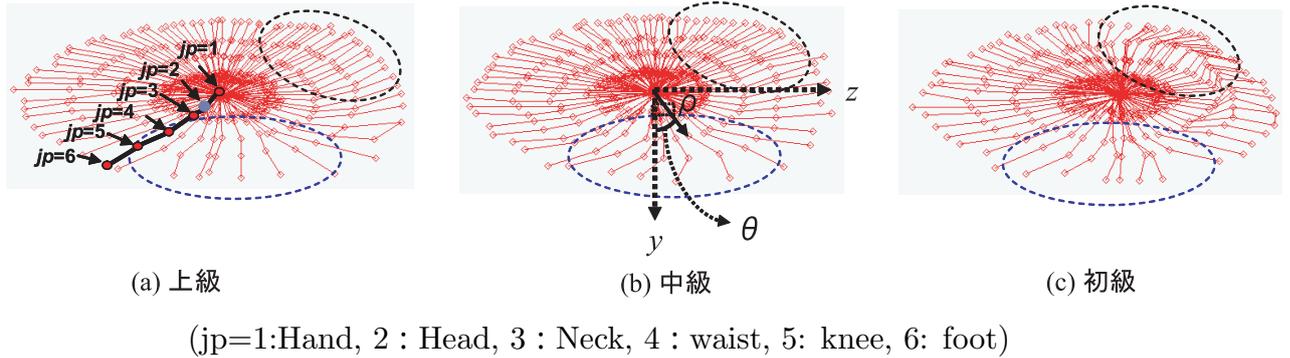
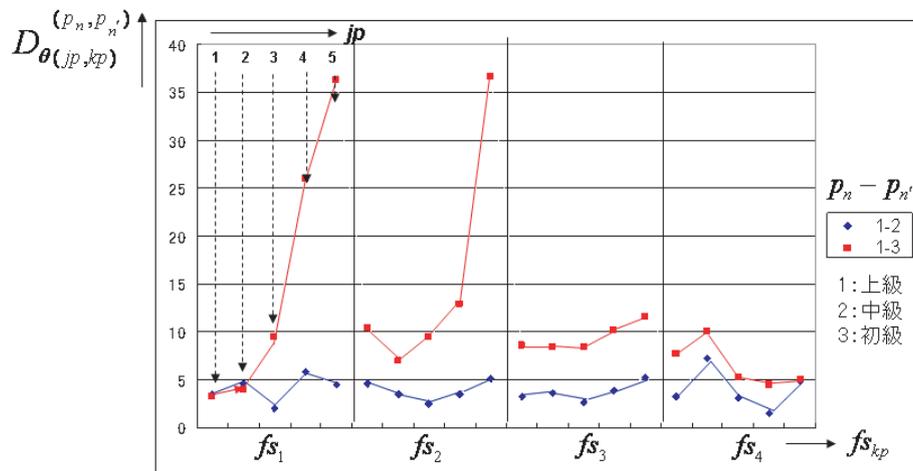


図 8.16: 上級 , 中級 , 初級選手の関節動きの軌跡



欠点項目	小(0.10)	中(0.30)	大(0.50)
振動から倒立、倒立経過、旋回技の逸脱	15° ~ 30°	30° ~ 45°	45° を越える 難度を認めない
正しい静止姿勢からの角度の逸脱	15° まで	16° ~ 30°	31° ~ 45° を越える 難度を認めない

(上 : 関節角度の差 , 下 : 関節位置の差)

図 8.17: 上級 , 中級 , 初級選手の関節動きの差

具体的に各選手の関節動きの差を評価する．図 8.17 での関節角度の差のグラフからは， fs_1, fs_2 の区間で初級選手 (P3) の膝 (jp=4) と足 (jp=5) の関節角度が上級 (P1) と中級 (P2) 選手の関節角度と比べた差が大きいため減点対象となった．同様に関節位置の差のグラフからも， fs_1 の区間で初級選手の膝や足の部分が減点対象として決定された．

これによりレベルが異なる選手の姿勢を比較することができ，評価することが可能となる．

8.5.4 自動採点

採点には、「A」と「B」の二つの得点があり、また特別要求点により加点される。特別要求点は、特別要求技を 1 つ満たすことにより 0.5 加点され、また終末技に関しては、その技の難易度により加点される。

中級選手、初級選手の演技に対して本研究の提案手法により採点を行ったそれぞれの結果を図 8.18、図 8.19 に示す。図 8.18 と図 8.19 では、選手が行った各技に対して技のキーポーズマッチングを行うことにより採点された「A」得点と、動画画像での選手の姿勢を解析し上級選手の姿勢を正解姿勢として比較を行うことにより採点された「B」得点の結果が示されている。また、特別要求点の採点を行った。本研究での選手の演技では、技のグループ (0.5 加点)、グループ (0.5 加点)、グループ (0.1 加点) が満たされていることから、1.1 点得られている。最後に、本研究と審判により採点した中級・初級選手の得点結果を図 8.20 に示して比較を行った。

そこで技の判定により算出される「A 採点」においては、審判と同等な採点結果が得られた。また、選手の姿勢分析により算出される「B 採点」においても、審判とほぼ同等な採点結果が得られたが、画像処理により選手の姿勢を正確に分析できれば、審判の目視による採点より客観的、かつ正確に減点処理を行うことが可能となると考えられる。

第 8 章 動画像処理によるスポーツ動作解析

順番	技項目	A得点 (難易度)		B得点		特別要求点
1	振り上がり	0.1	A			
2	け上がり	0.1	A			
3	前回り	0		0.5	大	
4	後方浮支回転倒立	0.1	A	0.5	大	
5	後方車輪	0.1	A	0.5	大	
6	ツイスト	0.1	A	0.3	中	
7	前方車輪	0.1	A			
8	エンドー	0.2	B	0.1	小	
9	移行	0.1	A	0.1	小	
10	伸身宙返り	0		0.3	大	1.1
採点		0.9		7.7		1.1
得点						9.7

$$0.5 (\text{特別要求}) + 0.5 (\text{特別要求}) + 0.1 (\text{特別要求}) = 1.1$$

図 8.18: 中級選手の演技採点結果

順番	技項目	A得点 (難易度)		B得点		特別要求点
1	振り上がり	0.1	A			
2	け上がり	0.1	A	0.1	小	
3	前回り	0	A	0.5	大	
4	後方浮支回転倒立	0		0.3	中	
				0.3	中	
				0.5	大	
5	後方車輪	0.1	A	0.5	大	
6	ツイスト	0.1	A	0.3	中	
7	前方車輪	0.1	A	0.5	大	
8	エンドー	0.2	B			
9	移行	0.1	A	0.1	小	
10	伸身宙返り	0	A	0.3	中	1.1
採点		0.8		6.6		1.1
得点						8.5

$$0.5 (\text{特別要求}) + 0.5 (\text{特別要求}) + 0.1 (\text{特別要求}) = 1.1$$

図 8.19: 初級選手の演技採点結果

A採点	振り上がり	け上がり	前回り	後方浮支回転倒立	後方車輪	ツイスト	前方車輪	エンドー	移行	終末技	総点
本研究	0.1	0.1	0	0.1	0.1	0.1	0.1	0.2	0.1	0	0.9
審判	0.1	0.1	0	0.1	0.1	0.1	0.1	0.2	0.1	0	0.9

B採点	振り上がり	け上がり	前回り	後方浮支回転倒立	後方車輪	ツイスト	前方車輪	エンドー	移行	終末技	総点
本研究			0.5	0.5	0.3			0.1	0.1	0.3	7.7
審判			0.1	0.3	0.5	0.3		0.1	0.1	0.3	8.3

(a) 本研究による演技の採点結果と審判の採点結果との比較 (中級選手)

A採点	振り上がり	け上がり	前回り	後方浮支回転倒立	後方車輪	ツイスト	前方車輪	エンドー	移行	終末技	総点
システム	0.1	0.1	0	0	0.1	0.1	0.1	0.2	0.1	0	0.8
審判	0.1	0.1	0	0	0.1	0.1	0.1	0.2	0.1	0	0.8

B採点	振り上がり	け上がり	前回り	後方浮支回転倒立	後方車輪	ツイスト	前方車輪	エンドー	移行	終末技	総点
本研究	0.1	0.1	0.5	1.1	0.5	0.3	0.5		0.1	0.3	6.6
審判	0.1	0.1	0.3	1.1	0.5	0.3	0.5		0.1	0.5	6.6

(b) 本研究による演技の採点結果と審判の採点結果との比較 (初級選手)

得点	中級選手	初級選手
本研究	9.7	8.5
審判	10.3	8.5

(c) 本研究による中級・初級選手の演技の演技の総合採点結果と審判の総合採点結果との比較

図 8.20: 本研究と審判による採点結果の比較

8.6 8 章の総括

本研究は鉄棒競技において動画像処理による自動採点システムを構築することを目的とした。まず技の判定を行うため、選手のシルエット画像と採点基準であるルールブックでのキーポーズとのマッチングを行い技の判定を行った。また姿勢を解析するために、各フレームから選手の関節位置と関節角度を算出し関節の変位グラフを作成した。

今回は、レベルが異なる 3 人の選手の姿勢を解析し比較することができ、本研究により鉄棒競技をコンピュータにより自動採点が可能になると考えられる。また本研究の結果は、実際の審判員の採点を正解と見做して、システムの評価が可能であり、システムの性能が十分であれば審判員の評価に用いることも可能となるなど、有用性が大いに期待できる。今後は、ひねりなどより複雑な技に対する判定が可能となるように正面から得られる選手の演技画像を用いて採点の実験を行いたい。また試合会場という選手領域の抽出が困難な背景のもとでより正確な選手のシルエット、さらには技のセグメンテーションを自動化する。さらに行われた「技」美しく行われたかを検出するためにも新たな枠組みが必要である。

第 9 章

結論

本論文ではアパレル関連の分野において、これまでマルチン計測法等器具を用いて手動で行った人体計測を、衣服の製作に必要な最小限の数である 23 個の人体の計測点を選び、それに対応する特徴点を人体の 3 次元スキャンデータから自動抽出する手法を提案した。すなわち、ランドマークを利用せず、体型の変化が様々な人体のスキャンデータから 23 個の特徴点を安定に、かつ、自動的に抽出する新たな手法を提案した。

人体の特徴点を 3 次元スキャンデータから抽出するために提案する手法は、(1) 特徴点が既知の標準的な人体のスキャンデータを、対象人体のスキャンデータにマッチングさせ、特徴点の位置の推定を行う手法、(2) 衣服製作のために必要な計測点の定義基準により特徴点の種類を二つに分類し、それぞれに適した対応点の探索を行う手法、二つである。この二つの提案手法をそれぞれ実装して様々な体型の対象人体に対して実験を行い、提案した手法が有効であることを確認するために、あらかじめ専門家により得られた正確な特徴点の位置であるランドマークに基づいて評価を行った。また二つの提案手法による特徴点抽出の精度を比較検討した。

まず、(1) の手法により、抽出された特徴点の位置と真の特徴点の位置との平均誤差は 3cm 以下の結果が得られた。これは衣服のサイズが 3cm で変化するので良い結果であると考えられる。しかし標準人体の真の特徴点における距離画像と対象人体の仮特徴点における距離画像とのマッチングを行う際に、対象人体の真の特徴点を得られていないため仮特徴点における距離画像を用いたのが誤差の原因の一つであると考えられる。また抽出した各特徴点の誤差は部位ごとにばらつきが大きかった。これは対象人体の部位の異なる特徴により標準人体の体型とマッチしないためであると考えられるので、これに関しては改善が必要とされる。

そこで、ユークリッド変換に不変な特徴量であるスピンイメージを作成することにより距離画像作成に関する問題点を解決し、より安定に正確な特徴点を抽出する (2) の手法を提案した。体型の変化が様々な人体のスキャンデータからすべての計測点を安定に自動抽出するため、衣服製作に重要な 23 個の人体の計測点を局所特徴点と大域特徴点に分類し、それぞれに適した対応点探索手法を様々な体型の人体のスキャンデータに適用することにより、精度良く抽出する手法を提案し、提案した手法が有効であることを確認した。

また提案手法により自動抽出した人体の特徴点と人体の 3 次元スキャンデータを用いて衣服を製作するために必要な寸法を自動算出できる可能性について述べた。寸法は人体のサイズから算出でき、算出された寸法を用いて型紙を作成し衣服を製作することが可能となる。今までは寸法を算出するために測定専門家が人体のサイズを手動で直接測り、寸法を算出した。しかし近年、算出した寸法を入力するだけで型紙を自動作成するソフトウェアが開発されている。そこで本研究により自動算出される寸法を用いることによって型紙

が生成でき、今までより効率で衣服を製作することが可能となったと考えられる。

さらに提案手法により自動抽出された人体の特徴点と3次元スキャンデータを用いて人体の3次元骨格モデルを生成することにより、画像での人物の姿勢を推定および評価することが可能となった。横方向から撮影した画像から歩行する対象人物の姿勢を推定し、推定した姿勢を3次元骨格モデルに与えることにより人物の3次元動作を表示することが可能となった。さらには任意の視点から見た画像も生成できた。特に、画像から人物の姿勢を推定するために、人体の特徴点周辺の形状から特徴を抽出するために適用した領域木アルゴリズムを利用した。画像での人物領域から特異点を抽出し、その特異点を統合することにより対象人物の骨格を生成した。今後は、前後フレームでの人物の姿勢の変化を考察することにより部位におけるオクルージョンの問題を解決し、3次元人体の骨格モデルを用いた運動学によってより自由度の高い複雑な動作の人物を対象として人物の3次元姿勢を推定したい。

また鉄棒競技において動画像処理による自動採点システムを構築する研究分野へ応用した。鉄棒競技を行う選手の演技を側面のカメラから撮影を行い、提案手法により自動抽出された人体の特徴点と3次元スキャンデータを用いて生成した人体の3次元骨格モデルを用いて技のデータベースを生成した。そして生成した技のデータベースに基づいて選手が行った技の種類を判定し、またその技での姿勢が正しく行われたかを評価した。今回は、レベルが異なる3人の選手の演技を解析し比較することにより、コンピュータによる鉄棒競技の自動採点システムの構築への可能性を示した。本研究の結果は、実際の審判員の採点を正解と見做して、システムの評価が可能であり、システムの性能が十分であれば審判員の評価に用いることも可能となるなど、有用性が大いに期待できる。今後は、試合会場という選手領域の抽出が困難な背景のもとでより正確な選手のシルエット、さらには技のセグメンテーションを自動化する。また行われた「技」が美しく行われたかを検出するために新たな枠組みが必要である。

以上のように、人体形状計測機器を用いた人間の身体をデジタルモデル化する技術に関する研究が盛んに行われ、その分野へのニーズに従って、解剖学的特徴点を自動抽出し自動的に寸法を算出する技術、画像から人物の姿勢を推定および評価する技術に関する研究を行った。

応用分野において、アパレル分野では、ファッションスタイルの多様化や生産の海外シフトの影響で、ユーザはより容易に自分のライフスタイルに合う衣服を求めている。すなわち、現在は個人の好みや体型が反映された固有のファッションを求めているために、個人が求めているファッションをデザインし、提供できる仕組みが必要となってきた。いつでも試着し、購入を決定できるようなデジタル仮想試着シミュレーションの発展が今後期

待できる．すでに商品化されているものもあるが，汎用化・実用化に至るための技術が求められている．

また本研究の提案手法による成果は，人体の全体または部位の形状や動きを再現するなどの人間のデジタルモデル化技術，選手の動きのトレーニングなどのスポーツ動作解析技術，リハビリや身体矯正シミュレートなどの医療分野への応用も可能である．世界規模で数億人の人間データサンプルを蓄積することも可能であり，子供の頃から成長に従う形状変化を追跡記録できるようにもなる．このように蓄積されたデータはモデル化され，個人の3次元特徴も捉えるとともに，集団の統計的特徴を知ることも可能となるなど様々な分野への応用を期待できる．

将来の課題としては，ロバストな特徴点の抽出手法の開発が挙げられる．衣類分野では，衣服により必要な特徴点の項目と数は異なるので，既製服だけではなく，様々な衣服を対象として製作に必要な特徴点を自動抽出する手法を提案する必要がある．また，2次元画像から3次元の動作画像を生成するために，生成した3次元関節モデルをより厳密に生成する必要がある．画像処理技術として衣服の影響のない人物の関節位置を抽出するアルゴリズムについても提案したい．鉄棒競技においても選手の演技を自動的にセグメンテーションし，また正面からの演技画像を利用することによりひねりなどの技の判定や採点を可能にする全自動的採点システムを構築したい．

謝 辞

本研究は、著者が慶應義塾大学大学院理工学研究科在学中に、同大学理工学部小沢慎治教授と斎藤英雄教授のもとで行なったものである。本研究を遂行するにあたり、終始御指導くださり、本研究の内容の詳細にわたり貴重な御助言を賜りました小沢慎治教授と斎藤英雄教授に心から感謝します。

小沢慎治教授には、著者が韓国から日本に渡ってきた2003年の研究生の頃から後期博士課程卒業に至るまでの6年もの間、研究の面、生活の面、その他あらゆる点において貴重な御助言を頂きました。心より感謝の念を申し上げます。

それから、斎藤英雄教授には、2003年の研究生の頃から後期博士課程卒業に至るまでの6年もの間、研究の詳細にわたり終始熱心に丁寧な御指導、御助言を頂き、大変お世話になりました。心より感謝申し上げます。

そして、本研究の副査をご快諾頂き、また貴重なご意見を下さいました浜田望教授、岡田英史教授、萩原将文教授に深く感謝いたします。副査の先生方からは技術的な観点からのご意見のみならず、本研究の今後の応用に至るまでの実現性など、様々な視点からのご意見を頂きました。

本研究に当たり必要な実験データおよび多くの貴重なご教示を頂きましたデジタルファッション(株)の坂口嘉之様、中京大学中山彰規教授と体操部員の皆さん、韓国の趙昌錫教授に深く感謝の意を表します。

また、本研究の詳細にわたり御助言を頂きました佐藤幸男教授、森山剛氏に深く感謝いたします。研究全般ならびにプログラミング知識、日本語に関して多大な御指導、御助言を頂きました須藤智氏、原寛徳氏、安倍満氏に深く感謝いたします。そして研究室で多くの時間を共に過ごし、お世話になった小沢・佐藤研究室並びに斎藤研究室の皆様、研究や留學生活の様々な面で自分を支えてくれた安善姓氏に深く感謝いたします。

最後にこの6年間の私の留學生活など精神的に支えてくださった私の家族と親友、韓国の趙昌錫教授、中央栄光教会の李庸揆牧師、米山ロータリー奨学財団、慶應韓国留學生の皆さんに深く感謝し、本論文の謝辞とさせていただきます。

2008年度
辛 貞 殷

参考文献

- [1] 辛 貞殷, 小沢 慎治: “人体の3次元座標データを用いた人体の形状認識”, 電気学会論文誌 C (電子・情報・システム部門誌), Vol.125-C, No.9, pp.1470-1475, 2005.
- [2] 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次元モデルの変形法”, 電子情報通信学会論文誌, J82-D-II, No.10, pp.1684-1692, 1999.
- [3] N. Magnenat-Thalmann, H. Seo, F. Cordier: “Automatic Modeling of Virtual Humans and Body Clothing”, IEEE Computer Society Pres, pp.2-10, 2003.
- [4] M. Iiyama, Y. Kameda, M. Minho: “Estimation of the Location of Joint Points of Human Body from Successive Volume Data”, IAPR 15th International Conference on Pattern Recognition, Vol.3, pp.699-702, 2000.
- [5] Y. Nam, H. Han: “Automatic Human Measurement Extraction Algorithms for the Apparel Industry”, Journal of the Korean Fiver Society, Vol.38, No.9, 2001.
- [6] Z. Ben Azouz, C. Shu, A. Mantel: “Automatic Locating of Anthropometric Landmarks on 3D Human Models”, Third International Symposium on 3D Data Processing, Visualization and Transmission (3DPVT 2006), NRC 48723, pp.750-757, 2006.
- [7] B. Allen, B. Curless, Z. Popovic: “The Space of Human Body Shapes: Reconstruction and Parametrisation from Range Scans”, ACM Transactions on Graphics (ACM SIGGRAPH'2003), 22(3), pp.587-594, 2003.
- [8] 川端章裕, 津田宏治, 美濃導彦: “点の対応に基づく人体形状の類似度尺度”, 電子情報通信学会ソサイエティ大会, 第2回パターン計測シンポジウム資料, D-12-38, pp.49-54, 1997.
- [9] R. Suikerbuik, J.W.H. Tangelder, H.A.M. Daanen, A. Oudenhuijzen: “Automatic Feature Detection in 3D Human Body Scans”, In SAE Digital human

- modeling for design and engineering conference , 2004.
- [10] Suikerbuijk, R., Tangelder, J.W.H., Daanen, H.A.M., Oudenhuijzen, A.: “An Automatic Modeling of Human Bodies from Sizing Parameters” ,ACM SIGGRAPH 2003 Symposium on Interactive 3D Graphics, pp.19-26, pp.234 , 2003.
 - [11] 岡兼司, 佐藤洋一, 中西泰人, 小池英樹: “適応的拡散制御を伴うパーティクルフィルタを用いた頭部姿勢推定システム”, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J88-D-II, No.8, pp.1601-1613 , 2005.
 - [12] Y . Xiao, N . Werghi, P . Siebert : “A Topological Approach for Segmenting Human Body Shape” , 12th International Conference on Image Analysis and Processing(ICIAP) , pp.82-87 , 2003.
 - [13] 真狩和加子 : “個人の身体特徴を反映したアバタの自動生成手法” , 奈良先端科学技術大学院大学 修士論文 , 2000.
 - [14] Paul J. Besl, Neil D. McKay : “A Method for Registration of 3-D Shapes” , IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.14, No.2, pp.239-256 , 1992.
 - [15] F. Lu, E. Milios: “Robot Pose Estimation in Unknown Environments by Matching 2D Range Scans” , Journal of Intelligent and Robotic Systems, Vol.18, No.2, pp.249-275 , 1997.
 - [16] 中川俊明, 原武史, 藤田広志: “局所的なパターンマッチングによる画像検索法” , 電子情報通信学会論文誌, Vol. J85-D-II , No.7 , pp.149-152 , 2002.
 - [17] 山岡めぐみ, 長尾健司: “局所マッチングを用いた形状分類の実現” , 電子情報通信学会論文誌, Vol. J86-D-II , No.7 , pp.1026-1035 , 2003.
 - [18] A. Johnson , M. Hebert : “Using spin images for efficient object recognition in cluttered 3D scenes” , IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.21, No.5, pp.433-449 , 1999.
 - [19] 佐川 立昌, 岡田 慧, 加賀美 聡, 稲葉 雅幸, 井上 博允 : “漸増的メッシュモデリングとその階層的認識法による実時間3次元物体認識システムの研究” , 日本ロボット学会誌, Vol.20, No.1, pp.98-106 , 2002.
 - [20] 吉川武志 : “異種形状計測装置から得られた多視点距離画像の位置合わせ” , 奈良先端科学技術大学院大学, 情報科学研究科情報処理学専攻 修士論文 , 2003.
 - [21] M.D. Wheeler : “Automatic Modeling and Localization for Object Recognition” , PhD thesis, School of Computer Science , Carnegie Mellon University , 1996.
 - [22] P.J. Besl, N.D. Mckay : “A method for registration of 3-d shapes” , IEEE Trans.

- Pattern Analysis and Machine Interlligence, Vol.14, No.2, pp.239-256 , 1992.
- [23] Z. Zhang : “Iterative point matching for registration of free-form curves and surfaces” , Int. J. Computer Vision, Vol.13, No.2, pp.119-152 , 1994.
- [24] C. Chua, R. Jarvis : “3-d free-form surface registration and object recognition” , Int. J. Computer Vision, Vol.17, No.1, pp.77-99 , 1996.
- [25] W.E.L Grimson and T.L. Perez : “Localizing overlapping parts by searching the interpretation tree” , IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.9, No.4, pp.469-482 , 1987.
- [26] M. van Kreveld, R. van Oostrum, C. Bajaj, V. Pascucci, D. Schikore : “Contour Trees and Small Seed Sets for Isosurface Traversal” , Computational Geometry 97 Nice France, pp.212-219 , 1997.
- [27] Y. Shinagawa, T.L. Kuniand, Y.L. Kergosien : “Surface Coding Based on Morse Theory” , IEEE Computer Graphics and Applications, 11(5), pp.66-78 , 1991.
- [28] 浅野哲夫 : “画像処理と計算幾何学 - Visual Computing 計算幾何学は画像処理に如何に貢献できるか” , 数理科学, 433, pp.34-40 , 1999.
- [29] 増山篤, 岡部篤行 : “空間的連続面の構造的特徴を抽出する手法” , Center for Spatial Information Science, University of Tokyo , CSIS Discussion Paper Series , 32 , 2000.
- [30] 水田忍、松田哲也 : “Contour Tree によるデジタル画像の位相構造記述” , コンピュータビジョンとイメージメディア研究会プログラム , 2004.
- [31] M. Jang, S. Oh, K. Wohn : “Virtual Garment Fitting System for Online Clothing Shopping Mall” , Interaction Design HCI(Human Computer Interaction) , 2004.
- [32] 自動製図ソフト パタピッ : <http://www.mmjp.or.jp/little-hip/magazine2/>.
- [33] 社団法人 人間生活工学研究センター : “オンデマンドサービス・製造技術に関する調査研究報告書” , 財団法人 機械システム振興協会 , 2000.
- [34] 日本工業規格 JIS L 0111 : “衣料のための身体用語” , 財団法人 日本規格協会 , 2006.
- [35] 文化ファッション大系覧修委員会 : “文化ファッション大系 , 飾造形講座 , (1) 服飾造形の基礎” , 文化服装学院教科書出版部 , 2001.
- [36] 間壁治子 : “被服のための人間因子” , 日本出版サービス , 2000.
- [37] デジタル画像処理編集委員会 : “デジタル画像処理” , CG-ARTS 協会 , 2004.
- [38] 画像処理標準テキストブック編集委員会 : “イメージプロセッシング 画像処理標準テキストブック” , CG-ARTS 協会 , 2001.
- [39] 山本正信, 川田聡, 近藤拓也, 川越和忠 : “ロボットモデルに基づく人物動作の 3 次元

- 動画像追跡”, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J79-D-II, No.1, pp.71-83, 1996.
- [40] 成山桂一, K. Singh, 大谷淳, 岸野文郎: “臨場感通信会議のための人物動作のリアルな実時間再現”, テレビジョン学会誌, Vol.50, No.9, pp.1352-1362, 1996.
- [41] 高橋勝彦, 関進, 小島浩, 岡隆一: “ジェスチャー動画像のスポッティング認識”, 電子情報通信学会論文誌, Vol. J77-D-II, No.8 pp.1552-1561, 1994.
- [42] 木本伊彦, 梶谷昭彦, 安田靖彦: “スティックモデルに基づく単眼視画像からの人物歩行動作の解析の一手法”, 電子情報通信学会論文誌, Vol. J74-D-II, No.3 pp.376-387, 1991.
- [43] 阿部友一, 萩原将文: “単眼視画像からの人物頭部動作の解析と認識”, 電子情報通信学会論文誌, Vol. J83-D-II No.2 pp.601-609, 2000.
- [44] 島田伸敬, 白井良明, 久野義徳: “三次元モデルを用いた二次元動画像からの手指姿勢の推定”, 電子情報通信学会, 技報, PRMU94-4, 1994.
- [45] 佐藤明知, 川田聡, 大崎喜彦, 山本正信: “多視点動画像からの人間動作の追跡と再構成”, 電子情報通信学会論文誌, Vol. J80-D-II, No.6, pp.1581-1589, 1997.
- [46] D.M. Gavrila, L.S. Davis: “human model based tracking of humans in action: a multi-view approach”, IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR), pp.73-79, 1996.
- [47] 原裕二, 天谷賢治, 青木繁: “逆解析手法による3次元人体運動の再構成”, 機械学会第9回計算力学講演会講演論文集, [96-25], pp.119-120, 1996.
- [48] T. Kimoto, A. Kajigaya, Y. Yasuda: “A Method of Analyzing a Human Walker from Monocular Moving Pictures Based on Stick Models”, IEICE, J74-D-II, No.3, pp.376-387, 1991.
- [49] “男子体操競技採点規則”, 2006年版.
- [50] 近藤拓也, 山際貴志, 山中光司, 山本正信: “動画像からの動作感性情報の抽出”, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J80-D-II, No.1, pp.247-255, 1997.
- [51] 寺田賢治, 宮原宏幸, 久保靖: “阿波踊りの動作の定量化の試み”, 画像電子学会誌, Vol.34, No.3, pp.220-227, 2005.
- [52] 瀧剛志, 長谷川純一: “チームスポーツにおける集団行動解析のための特徴量とその応用”, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J81-D-II, No.8, pp.1802-1811, 1998.
- [53] 藤村光, 杉原厚吉: “優勢領域に基づいたスポーツチームワークの定量的評価”, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J87-D-II, No.3, pp.818-828, 2004.