

# 大規模データベースによるモデルフィッティングを用いた人物の体型推定

大山 芽依<sup>1</sup> 金子 直史<sup>1</sup> 吉田 武史<sup>1</sup> 鷲見 和彦<sup>1</sup>

概要：本研究では、着衣人物のメッシュモデルから、その非着衣体型モデルを自動生成する手法を提案する。従来研究では、頭・両手足位置を手動で与えて体型モデルを推定する必要があり、また、推定可能な体型が限定される課題があった。本研究では、モーションキャプチャで取得した人物姿勢と、複数人の人体モデルを組み合わせて、姿勢と体型のデータベースを構築し、データベース検索によって得られた最近傍姿勢体型モデルを用いてモデルフィッティングを行うことで、体型モデルを自動生成する。実験より、従来手法に比べ、細かな入力姿勢の違いにも対応が可能で、推定誤差も半減するといった性能向上を確認した。

## 1. はじめに

昨今の商品販売において、従来の実店舗型の販売のほか、インターネットを利用した仮想店舗での販売が普及している。仮想店舗での販売は、購入者が実際の店舗に赴く必要がなく様々な商品を購入できるという利点があるが、実際の商品を手にとったり試したりすることができないという問題がある。特に衣服においては個人による好みが大きく異なることから、購入前に試着を行うことは非常に重要である。そこで近年、実際に衣服を着ることなく試着が可能な仮想試着に注目が集まっている。仮想試着とは、カメラから取得したユーザの画像に対して衣服の画像を合成することで、その衣服を実際に着ているかのような体験を提供するシステムであり、様々な手法を用いたものが提案されている [1, 2]。仮想試着を利用することで、実店舗においても在庫を多く持たない小規模な店舗での試着が可能となるほか、実際に衣服を着替える必要がなく、試着時間を短縮できるという利点がある。

仮想試着において、ユーザに実際の衣服を着ているように感じさせるには、ユーザの画像に対して適切な位置や大きさの衣服を合成することが必要である。これには、画像からその人物の姿勢と体型を正確に推定することが重要である。しかし、通常ユーザは衣服を着たままシステムを利用するため、特に体型の推定が困難であり、仮想試着を現実の試着に近づけるための大きな課題となっている。ここで、衣服を着た人物の体型を推定する研究は従来から行われており、その一つにモデルフィッティングを用いる手法

が挙げられる。これは、人体を表すモデルをあらかじめ用意し、入力された人物に合わせて、人体モデルを移動・変形することで、体型を推定する手法である。例えば、Haslerらの研究 [3] では、衣服を着た人物のメッシュモデルに対して、人間の平均的な体型を表す平均モデルをフィッティングすることで、その体型モデルを生成する。Haslerらの手法では、精度の高い体型モデルが生成できるが、平均モデルの姿勢を手動で入力モデルの姿勢に合わせる必要があり、平均モデルと大きく異なる姿勢や体型では、推定が難しいという問題がある。

そこで本研究では、モーションキャプチャで取得した人物姿勢と、複数人の人体モデルを組み合わせて、姿勢と体型のデータベースを構築し、データベース検索によって得られた最近傍姿勢体型モデルを用いてモデルフィッティングを行うことで、着衣人物のメッシュモデルから、その非着衣体型モデルを自動生成する手法を提案する。提案手法では、フィッティングのための適切なモデルを、人体モデルデータベースから自動で検索する。従って、従来の体型推定法に必要な、手動の姿勢変形を行うことなく、体型モデルの自動生成が可能である。また、人体モデルデータベースは、様々な姿勢と体型のモデルで構築するため、従来手法に比べ、細かな姿勢の変化にも対応が可能であり、精度の高い体型モデルが生成される (図 1)。

## 2. 関連研究

### 2.1 モデルフィッティングを用いた体型推定法

体型推定は、衣服を着た人物のカラー画像や深度画像等から体型を求める手法であり、これまでに様々な研究が行われている [4-6]。特にモデルフィッティングを用いる手

<sup>1</sup> 青山学院大学  
Aoyama Gakuin University

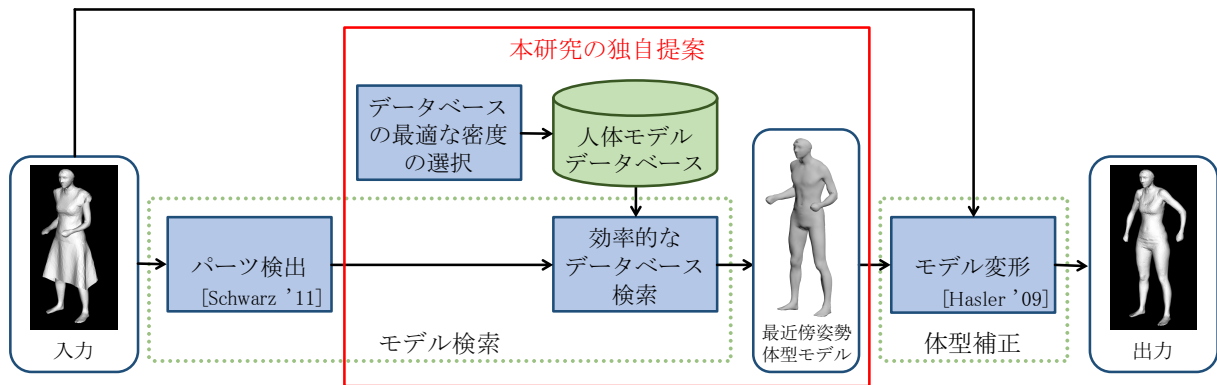


図 1: 提案手法の流れ

法において、カラー画像を入力として体型を推定する研究に、Guan らの研究 [7] が挙げられる。Guan らの手法では、人物の体型と衣服を表す変形可能な 2 次元の輪郭線モデルをそれぞれ生成し、それらを人物領域のカラー画像にフィッティングすることで、体型と衣服の輪郭線を推定する。入力が平面で良いという利点がある一方、体型はその平面における輪郭線しか推定できないという問題がある。

この問題に対して、人物の 3 次元の体型を推定する研究も行われている。Bălan らの研究 [8] では、様々な姿勢に対して複数枚の画像から人物の 3 次元形状を再構成し、再構成した各姿勢の平均的な形状を用いた入力画像とのフィッティングを行うことで体型を推定する。また、Perbet らの研究 [9] では、深度画像からノード間の平行移動が可能な独自の決定木を用いた体型推定を行っており、リアルタイムでの体型推定が可能となった。しかし、いずれも推定精度が低いという問題がある。3 次元の体型推定において推定精度が高い従来研究として、Hasler らの研究 [3] が挙げられる。Hasler らは、複数の被験者の 3 次元全身スキャンデータを学習させることで、人間の平均的な体型を表す平均モデルを生成し [10]、衣服を着た人物のメッシュモデルに対して、平均モデルのフィッティングを行うことで、体型モデルを生成する手法を提案した。Hasler らの手法では、人間空間と呼ばれる人間らしい形状を表す部分空間を定義し、モデルフィッティングの最後に、変形された平均モデルを人間空間へ投影することで、精度の高い体型モデルの生成を実現している。

## 2.2 人間空間

Hasler らの体型推定の研究 [3] で定義された人間空間は、姿勢や体型の異なる 1,064 種類の人体モデルを学習データとし、これらの身長や性別、体重、足や腕の長さ等 20 項目に対する主成分分析によって学習された、人間らしい形状を表す部分空間である。体型推定の過程で変形された平均モデル  $a$  を人間空間に投影した結果  $m$  は方程式

$$u = W^+ \cdot (m - a) \quad (1)$$

の解を求めることで得られる。ここで、 $u$  は学習データの主成分分析における共分散行列  $A$  の固有値分解  $A = E\Lambda E^T$  による固有ベクトルの行列  $E$  から得られる特徴量であり、 $W^+$  は白色化に用いる行列  $W$  の一般逆行列である。また、白色化とは共分散行列  $A$  が単位行列となるような変換であり、 $W$  は

$$W = \Lambda^{-\frac{1}{2}} E^T \quad (2)$$

と定義される。人間空間に投影されたモデルを、更にユークリッド空間へ投影することで、人間らしい形状のモデルを生成することが可能である。

## 2.3 従来手法の問題点

従来の体型推定法において、精度の高い Hasler らの手法では、人間空間を用いることで、高精度な体型モデルの生成を実現している。しかし、平均モデルと入力モデルのフィッティングに正確な対応点が必要であるため、あらかじめ入力姿勢の頭・両手足の位置を手動で与えて平均モデルの姿勢変形を行う必要がある。従って、その手動での姿勢変形に推定結果が依存し、平均モデルと大きく異なる姿勢や体型では、推定が難しいという問題がある。これらの問題を解決するためには、入力姿勢に柔軟な、フィッティングに用いるモデルを自動で取得する必要がある。

## 3. 提案手法

本研究では、モーションキャプチャで取得した人物の姿勢と、複数人の人体モデルを組み合わせることで、人体モデルデータベースを構築し、データベース検索によって得られた最近傍姿勢体型モデルを用いたモデルフィッティングを行うことで、着衣人物のメッシュモデルから、非着衣体型モデルを自動生成する手法を提案する。これにより、人体モデルの手動の姿勢変形を行うことなく、体型モデルの生成が可能となる。また、人体モデルデータベースは様々な姿勢と体型のモデルで構築するため、従来の体型推定法に比べ、細かな姿勢の違いにも対応が可能である。

提案手法の処理全体の流れを図 1 に示す。提案手法は、

入力された着衣人物のメッシュモデルに対して、人体モデルデータベースから、その最近傍姿勢体型モデルを検索するモデル検索と、それによって得られたモデルを変形する体型補正で構成される。ここで、モデル検索に用いる人体モデルデータベースは、適切な密度の選択を行うことで、データ数を必要最小限にする。更に、検索に人体モデルの頂点や面の全てを用いるのではなく、頭・両手足の位置のみから最近傍姿勢体型モデルを検索することで、検索の効率化を図る。

### 3.1 人体モデルデータベース

様々な姿勢と体型の人体モデルデータは、Hasler らの研究 [10] で使用された人体モデルを用いて生成する。まず、カーネギーメロン大学が公開している、モーションキャプチャで得られた関節位置データ [11] を用いて、人体モデルの姿勢変形を行う。これにより、1つの人体モデルから多数の姿勢のモデルを生成する。しかし、生成されたモデルには冗長性があるため、これら全てのモデルを用いてデータベースを構築することは好ましくない。従って、不要なモデルを除き、データベースの最適な密度を選択するためのサンプリングを行う。ある姿勢  $s$  における、肩や肘、手首等の主要な  $N = 36$  個の各関節位置  $c_i$  と、他の姿勢  $s'$  における各関節位置  $c'_i$  を用いて、姿勢距離  $d(s, s')$  を

$$d(s, s') = \max\{\|c_k - c'_k\|^2, k = 1, 2, \dots, N\} \quad (3)$$

と定義する。他のモデルとの姿勢距離が5.0cm以上になるモデルのみを選択することで、各関節位置  $C = (c_1, c_2, \dots, c_N)$  をインデックスとし、体型1人当たり約14,000姿勢の、人体モデルのデータベースを構築する。ここで、姿勢距離を最大値ではなく平均値で定義した場合、姿勢全体が異なるモデルのみをデータベースの構築に用いるため、閾値を小さくしてモデル数を増やす必要がある。しかし、姿勢距離を最大値で定義することで、姿勢全体ではなく、腕などの一部分のみが異なる姿勢のモデルもデータベースの構築に用いるため、平均値を用いたサンプリングを行った場合に比べ、閾値を大きくしても、細かな姿勢の違いに対応が可能である。

### 3.2 モデル検索

モデル検索では、入力された着衣メッシュモデル  $M$  の最近傍姿勢体型モデル  $S$  を、人体モデルデータベースから検索する。 $S, M$  はそれぞれ、3次元点群とそれらから成る面で構成されたメッシュモデルである。まず、入力モデル  $M$  に対し、頭や手足等のパーツ検出を行う。本研究では、パーツ検出に Schwarz らの手法 [12] を採用する。Schwarz らの手法では、入力モデルに対してその中心位置から測地線距離の極大値を探索する Plagemann らの手法 [13] を用いることで、各パーツの位置を検出する。

次に、検出されたパーツ位置のうち、図2に示すような頭・両手足の  $n = 5$  点の3次元座標値の行列  $P = (p_1, p_2, \dots, p_5)$  を検索に用いることで、入力モデル  $M$  の最近傍姿勢体型モデル  $S$  をデータベースから検索する。データベースに登録された人体モデルのインデックスはこれら5点の位置を含むため、あるモデルにおける5点の座標値の行列を  $Q = (q_1, q_2, \dots, q_5)$  と表すことができる。ここで、 $P$  と  $Q$  それぞれの点の重心座標を  $g_p, g_q$  と表し、 $P_g = (p_1 - g_p, \dots, p_5 - g_p), Q_g = (q_1 - g_q, \dots, q_5 - g_q)$  とする。 $P_g$  と  $Q_g$  の共分散行列  $\Sigma$  の特異値分解  $\Sigma = UDV^T$  より、最適な回転行列  $R$  を

$$R = U \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & \det(UV^T) \end{pmatrix} V^T \quad (4)$$

並進ベクトル  $t$  を

$$t = g_q - R \cdot g_p \quad (5)$$

で得る。 $R$  と  $t$  より、 $P$  を回転並進移動した  $P' = (p'_1, p'_2, \dots, p'_5)$  を生成する。

これらの操作を、データベース全てのモデルのインデックスに対して行い、その二乗平均平方根による誤差  $\delta$  を

$$\delta = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \|q_k - p'_k\|^2} \quad (6)$$

と定義する。誤差  $\delta$  が最も小さくなるインデックス  $Q$  に対応する人体モデルを、入力の最近傍姿勢体型モデル  $S$  として、データベースから検索する。

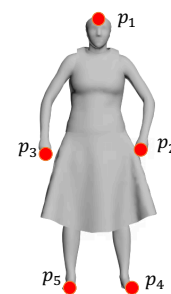


図2: 5点のパーツ位置の例

### 3.3 体型補正

体型補正では、モデル検索によって検索された最近傍姿勢体型モデル  $S$  を、入力された着衣モデル  $M$  に合わせるように変形を行うことで、体型モデルを生成する。処理の流れを図3に示す。

まず、Hasler らの手法 [3] と同様に、 $S$  と  $M$  の最近傍点のペアを生成する。 $S$  の全ての頂点に対して、ICP (Iterative Closest Point) アルゴリズム [14] を用いて、 $M$  の最近傍点

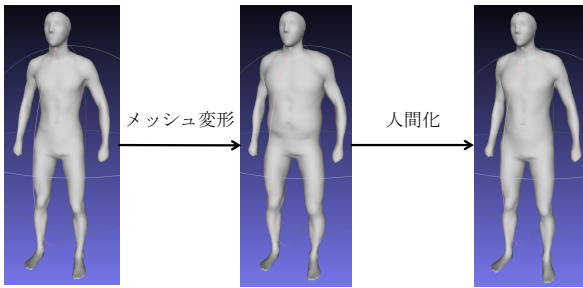


図 3: モデルの非剛体変形

を探索し、その 2 点間の距離が 10cm 以下、かつ法線ベクトルのなす角が 30 度以下のペアのみを、最近傍点のペアとして生成する。更に、ここで生成された全てのペアに対し、再び特異値分解を用いた回転並進移動を行うことで、剛体としての位置合わせを行う。

次に、生成されたペアを用いて、 $S$  の非剛体変形を行う。本手法では、メッシュの変形に Sorkine らの手法 [15] を採用する。Sorkine らは、メッシュの各頂点をその近傍点との相対位置で表すラプラシアン座標 [16] を改良し、動的・静的な点を定義することで、メッシュの自然な変形手法を提案した。ペアの生成に制約を設けたことから、図 4 に示すように、ペアがある頂点は入力モデル  $M$  において人体の表面部分の可能性があるため、動的な点とし、ペアがない頂点は  $M$  において衣服である可能性が高いため、静的な点とする。これらの各頂点を Sorkine らの手法に従って移動することで、 $S$  の変形を行う。

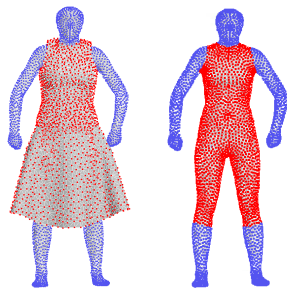


図 4: 人体の表面（青）と衣服部分（赤）の対応

メッシュ変形では、関節の位置や向き等の人体情報は利用されていないため、モデルの人間らしい形状が失われてしまう場合がある。そこで、Hasler らの研究 [3] で定義された人間空間に、変形された最近傍姿勢体型モデル  $S$  を投影し、 $S$  を人間らしい形状に変形する。しかし、モデル  $S$  を人間空間に投影するためには、Hasler らが定義した平均モデルを用いて、 $S$  を表現する必要がある。そこで、 $S$  の面  $w_i$  を、平均モデルの面  $r_i$  を用いて  $w_i = T_i \cdot r_i$  と表す。行列  $T_i$  は、回転行列  $R_i$  及びスケール・せん断成分  $V_i$  に極分解することができるため、回転行列  $R_i$  のみをその近傍の面

$$R_{i,j} = R_i \cdot R_j^{-1} \quad (7)$$

に代入することで、最近傍姿勢体型モデル  $S$  を平均モデルによって相対的に表現した  $S'$  を定義する。この  $S'$  を人間空間に投影し、更にユークリッド空間に投影することで、 $S$  を人間らしい形状に変形する（人間化）。

#### 4. 評価実験

本手法の有効性を評価するため、既存の体型推定手法である Hasler らの手法 [3]、提案手法、提案手法において入力データの体型である正解モデルのみで構築したデータベースを用いた手法、データベースのサンプリングの姿勢距離に平均値を用いた手法の計 4 つの手法で体型モデルを生成し、推定精度の比較を行った。

##### 4.1 実験方法

実験で用いる入力データは、衣服を着ていない 1 人の人体モデルを正解モデルとし、正解モデルの衣服と姿勢を変化させた 6 種類の着衣モデルである。正解モデルを図 5、着衣モデルの一覧を図 6 に示す。



図 5: 入力データの作成に用いた人体モデル（正解モデル）



図 6: 入力データ（着衣モデル）

提案手法では、パーツ検出の結果は正確であると仮定し、人体モデルデータベースは、正解モデルとは異なる 4 人の人体モデルを姿勢変形した合計 52,659 体の人体モデルを用いて構築した。データベースの構築に用いた人体モデルを図 7、姿勢の例を図 8 に示す。また、正解モデルのみで構築したデータベースを用いる手法では、正解モデルを姿勢変形した 14,259 体の人体モデルでデータベースを構築し、データベースのサンプリングに平均値を用いる手法では、その姿勢距離  $d'(s, s') = \frac{1}{N} \sqrt{\sum_{k=1}^N \|c_k - c'_k\|^2}$  が 3.0cm 以上になるような合計 75,749 体の人体モデルでデータベースを構築した。Hasler らの手法に必要な平均モデルは、前処理として、頭・両手足の 5 点の位置を入力モデルに合わせる手動での姿勢変形を行った。これらの衣服作成

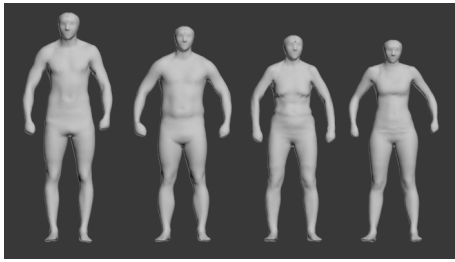


図 7: データベースの構築に用いた人体モデル

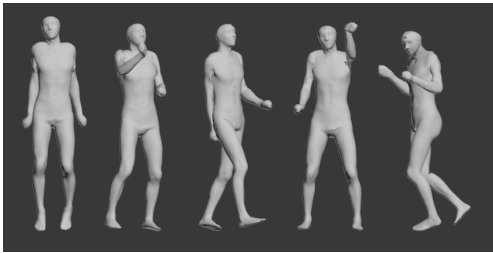
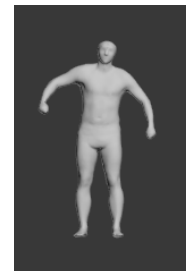
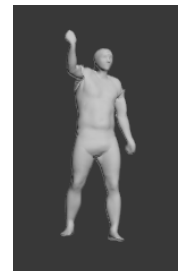


図 8: データベースの構築に用いた姿勢の例



(a) 入力データ (b) 検索されたモデル (c) 生成された体型モデル

図 9: 提案手法による推定結果の例

や姿勢変形には, Autodesk 社の 3ds Max [17] を用いた.

精度評価は, 各手法で生成された体型モデルの身長, 手と足の長さ, 胴体の横幅の 4 項目を 3ds Max の計測ツールを用いて計測し, その平均値と, 正解モデルとの誤差を比較することで行った.

#### 4.2 実験結果

各手法で生成した体型モデルの計測結果の平均値と, 正解モデルとの誤差, 標準偏差を表 1 に示す. また, 提案手法による推定結果の例を図 9 に示す. ここで, (a) は入力データとなる着衣モデル, (b) はモデル検索によって検索された最近傍姿勢体型モデル, (c) は体型補正によって生成された非着衣体型モデルである.

表 1 より, 提案手法では, Hasler らの手法に比べ, ほぼ全ての項目で誤差が半減しており, 推定精度が向上したことがわかる. また, 正解モデルのみのデータベースを用いた手法の推定精度が最も高く, サンプリングの姿勢距離に平均値を用いた手法は, 提案手法に比べ, 精度が低いことがわかる.

#### 4.3 考察

表 1 より, Hasler らの手法に比べ, 提案手法で生成された体型モデルの推定誤差が半減していることがわかる. 本実験において, Hasler らの手法の推定精度が低い原因として, Hasler が定義した平均モデルの体型が 1 種類のみであることから, 本実験で用いた入力データの姿勢に対応できなかったことが考えられる. 一方, 提案手法では, 構築したデータベースから, 入力された人物の姿勢に近い人体モデルを自動で検索する. 手動の姿勢変形を必要とせず, 細かな姿勢の違いにも対応できたことで, 精度が向上した

と考えられる.

また, サンプリングの姿勢距離に平均値を用いてデータベースを構築した手法では, 提案手法に比べ, データベースのモデル数が多いにも関わらず, 推定精度が低い. 姿勢距離を平均値で定義した場合, 姿勢全体が異なるモデルのみを用いるため, 腕などの一部分の細かな姿勢の違いに対応できなかったことが, 原因として考えられる. 従って, 提案手法において, 姿勢距離に最大値を用いることは有効であるといえる.

更に, 正解モデルのみから構築したデータベースを検索に用いた手法の推定精度が最も高いことから, 提案手法ではモデル検索が適切に行われており, 正しい姿勢の人体モデルが検索されていることがわかる. 本実験では, 提案手法のデータベースの構築に用いた体型が 4 人のみであるが, 体型の種類を増やすことによって, 推定精度の向上が見込まれる. しかし, 体型の種類増加に伴い, 検索の計算量も増加するため, データベース検索法の改良が必要である. 例えば, 近い姿勢や体型でグループを作成し, そのグループ内のみ検索を行うことで, 検索範囲を小さくする方法が挙げられる.

## 5. おわりに

本研究では, 体型推定に必要なフィッティングに用いるモデルを, 人体モデルデータベースの検索によって得ることで, 着衣人物の非着衣体型モデルを自動生成する手法を提案した. モーションキャプチャで取得した人物姿勢と, 複数人の人体モデルを組み合わせ, 人体モデルデータベースを構築し, 入力された人物のパーツ位置を用いた

表 1: 実験結果

		単位 : cm			
		身長	腕の長さ	足の長さ	胴体の横幅
正解モデル		178	64	83	27
平均値	提案手法	<b>174.7</b>	<b>61.2</b>	<b>80.0</b>	29.2
	正解モデルのみのデータベース 平均値を用いたサンプリング	<b>177.3</b>	<b>64.2</b>	<b>83.8</b>	<b>27.2</b>
	Hasler '09	173.3	60.7	79.7	29.8
	Hasler '09	166.7	57.7	75.8	<b>26.8</b>
誤差	提案手法	<b>3.3</b>	<b>2.8</b>	<b>3.0</b>	2.2
	正解モデルのみのデータベース 平均値を用いたサンプリング	<b>0.7</b>	<b>0.2</b>	<b>0.8</b>	<b>0.2</b>
	Hasler '09	4.7	3.3	3.3	2.8
	Hasler '09	11.3	6.3	7.2	<b>0.2</b>
標準偏差	提案手法	7.5	3.7	2.9	2.5
	正解モデルのみのデータベース 平均値を用いたサンプリング	<b>3.2</b>	<b>1.7</b>	<b>0.9</b>	<b>0.4</b>
	Hasler '09	8.2	3.8	3.8	2.8
	Hasler '09	<b>1.5</b>	<b>1.6</b>	<b>0.7</b>	<b>0.7</b>

データベース検索を行うことで、その最近傍姿勢体型モデルを自動で得ることが可能である。得られたモデルを用いたモデルフィッティングを行うことで、手動での姿勢変形を必要とせず、精度の高い体型モデルを生成することが可能となった。

今後の課題として、データベースの構築に用いる人体モデルの体型を、本研究で使用した人体モデルデータセット全ての体型である約 100 体に増加することや、システム全体の高速化が挙げられる。提案手法の実行時間は、MATLAB による実装で、1 人あたり約 2 分である。計算時間のほとんどが、体型補正におけるモデルのメッシュ変形であるため、メッシュ変形部分のアルゴリズムを改良することで、高速化を図る。また、本研究では、モデル検索において、入力モデルのパーツ検出を行っている。従って、得られたパーツ位置を用いて、生成した体型モデルの姿勢変形を行うことで、姿勢と体型の両方の推定結果を反映した人体モデルの生成が可能になると考えられる。

#### 参考文献

[1] Kim, J. and Forsythe, S.: Adoption of Virtual Try-on technology for online apparel shopping, *Journal of Interactive Marketing*, Vol. 22, No. 2, pp. 45–59 (2008).

[2] Zhou, Z., Shu, B., Zhuo, S., Deng, X., Tan, P. and Lin, S.: Image-based Clothes Animation for Virtual Fitting, *SIGGRAPH Asia Technical Briefs*, ACM, p. 33 (2012).

[3] Hasler, N., Stoll, C., Rosenhahn, B., Thormählen, T. and Seidel, H.-P.: Estimating Body Shape of Dressed Humans, *Computers and Graphics*, Vol. 33, No. 3, pp. 211–216 (2009).

[4] Sigal, L., Balan, A. and Black, M. J.: Combined discriminative and generative articulated pose and non-rigid shape estimation, *Advances in neural information processing systems*, pp. 1337–1344 (2007).

[5] Bălan, A. O., Black, M. J., Haussecker, H. and Sigal, L.: Shining a Light on Human Pose: On Shadows, Shading and the Estimation of Pose and Shape, *Computer*

*Vision*, 2007. *ICCV*, IEEE, pp. 1–8 (2007).

[6] Mündermann, L., Corazza, S. and Andriacchi, T. P.: Accurately measuring human movement using articulated ICP with soft-joint constraints and a repository of articulated models, *Computer Vision and Pattern Recognition*, 2007, IEEE, pp. 1–6 (2007).

[7] Guan, P., Freifeld, O. and Black, M. J.: A 2D Human Body Model Dressed in Eigen Clothing, *European Conference on Computer Vision*, Springer, pp. 285–298 (2010).

[8] Bălan, A. O. and Black, M. J.: The Naked Truth: Estimating Body Shape Under Clothing, *European Conference on Computer Vision*, Springer, pp. 15–29 (2008).

[9] Perbet, F., Johnson, S., Pham, M.-T. and Stenger, B.: Human Body Shape Estimation Using a Multi-Resolution Manifold Forest, *Computer Vision and Pattern Recognition*, IEEE, pp. 668–675 (2014).

[10] Hasler, N., Stoll, C., Sunkel, M., Rosenhahn, B. and Seidel, H.-P.: A Statistical Model of Human Pose and Body Shape, *Computer Graphics Forum*, Vol. 28, No. 2, Wiley Online Library, pp. 337–346 (2009).

[11] Carnegie Mellon University: CMU Graphics Lab Motion Capture Database, <http://mocap.cs.cmu.edu/>.

[12] Schwarz, L. A., Mkhitarian, A., Mateus, D. and Navab, N.: Estimating Human 3D Pose from Time-of-Flight Images Based on Geodesic Distances and Optical Flow, *Automatic Face and Gesture Recognition and Workshops*, IEEE, pp. 700–706 (2011).

[13] Plagemann, C., Ganapathi, V., Koller, D. and Thrun, S.: Real-time Identification and Localization of Body Parts from Depth Images, *Robotics and Automation*, IEEE, pp. 3108–3113 (2010).

[14] Besl, P. J. and McKay, N. D.: Method for Registration of 3-D Shapes, *Robotics-DL tentative*, International Society for Optics and Photonics, pp. 586–606 (1992).

[15] Sorkine, O., Cohen-Or, D., Lipman, Y., Alexa, M., Rössl, C. and Seidel, H.-P.: Laplacian Surface Editing, *Proceedings of the Eurographics*, ACM, pp. 175–184 (2004).

[16] Alexa, M.: Differential coordinates for local mesh morphing and deformation, *The Visual Computer*, Vol. 19, No. 2, pp. 105–114 (2003).

[17] Autodesk: 3ds Max, <http://www.autodesk.co.jp/products/3ds-max/>.