

赤外線画像を用いた視体積交差法による把持形体の認識

橋本 謙太郎[†], 小川原 光一^{††}, 高松 淳^{†††}, 池内 克史^{††††}

[†] 東京大学大学院 工学系研究科 電子情報工学専攻

^{††} 科学技術振興事業団

^{†††} 東京大学大学院 情報理工学系研究科 コンピュータ科学専攻

^{††††} 東京大学大学院 情報学環

〒153-8505 東京都目黒区駒場 4-6-1 駒場 II キャンパス E 棟

東京大学生産技術研究所 第3部 池内研究室

03-5452-6242

{h-ken, ogawara, j-taka, ki}@cvl.iis.u-tokyo.ac.jp

あらまし 実演に基づく教示法の一環として、赤外線カメラを用いた視体積交差法により、把持を行っている手の形体を認識する手法を提案する。骨格を含む手のモデルとカメラから得られる復元データとのフィッティングを行うことにより、手の位置姿勢と各関節角度を推定する。手は3台の赤外線カメラを用いて撮影され、得られた画像より手の領域をシルエット化し、視体積交差法により手の3次元 Volume 表現を構成する。つづいて、3次元 Volume を3角形パッチのメッシュに変換し simplification を行ったものを復元データとする。フィッティングには、ロバストな物体の位置姿勢同定手法である 3DTM を、関節物体を扱えるように拡張し、これを用いる。また、時系列データを用いた精緻化を行うことにより、推定精度の向上を図る。最後に、シミュレータにより生成した手形状を入力として提案手法の定量的な評価をするとともに、実画像を用いて提案手法の実環境における有効性を確認する。

キーワード 赤外線画像, 把持形体推定, 視体積交差法, 関節モデルフィッティング

Grasp Recognition with Volumetric Fitting using Infrared Images

Kentaro HASHIMOTO[†], Koichi OGAWARA^{††}, Jun TAKAMATSU^{†††},
and Katsushi IKEUCHI^{††††}

[†] Department of Information and Communication Engineering, Graduate School of Engineering,
The University of Tokyo

^{††} Japan Science and Technology Corporation

^{†††} Department of Computer Science, Graduate School of Information Science and Technology,

^{††††} Graduate School of Interdisciplinary Information Studies,
The University of Tokyo

Institute of Industrial Science, The University of Tokyo, 3rd Dept. Ikeuchi Laboratory

4-6-1 Komaba, Meguro-ku, Tokyo, 153-8505, JAPAN

+81-3-5452-6242

{h-ken, ogawara, j-taka, ki}@cvl.iis.u-tokyo.ac.jp

Abstract We propose a technique to recognize grasping hand shapes using infrared cameras. This recognition method estimates hand pose and finger joint angles by fitting an articulated hand model and a reconstructed data. In this method, we first take infrared images using three infrared cameras. By integrating these silhouette images, a volumetric representation of the hand shape is reconstructed. This 3D volume is transformed to a mesh object with triangular patches, which is then reduced for computational efficiency. In fitting models, 3DTM, an algorithm which is robust to noise or occlusion, is used, after being extended to treat the case of the articulated model. At this point, time sequence data is used to increase estimation accuracy. Two experiments are performed using a simulator and real hand images. The experimental results show the viability of the technique.

Keywords Infrared Images, Grasp Recognition, Volumetric Intersection, Articulated Model Fitting

1 はじめに

近年、ロボットの動作生成手法として「実演に基づく教示法」が注目されている。「実演に基づく教示法」においては、ロボットは人間の作業を観察し、作業の抽象的なモデルを内部に生成したうえで、それに基づき教示動作の再現を行う。一般に人間の行う作業では、手を使って物体を操作することが多いため、作業のモデルを生成する上で、人間が把持を行っている状態での手の形体をロボットが認識できる能力を持つことが重要になる。

これまで、ロボットに人間の手の把持形体を教示する場合、データグローブなどの接触型のデバイスが広く用いられてきた [1]。これら接触型のデバイスでは、把持形体を正確に認識することができる反面、常に装着していなければならない、行動範囲が制限されるなど教示者への負担が大きくなる。

そこで、本稿では赤外線カメラを用いた非接触の把持形体認識手法を提案する。

2 関連研究

2.1 非接触型デバイス

非接触型のデバイスを使用した最もよく用いられる手法は、カメラからの入力画像を基に、コンピュータビジョン技術によってその 3 次元形状を計測する方法である。

このような計測を行うためのシステムをカメラの台数によって分類してみると、単眼カメラシステム・ステレオカメラシステム・多視点カメラシステム (視体積交差 [2, 3, 4]) などのカメラシステムが考えられる。

Kameda らは単眼視シルエット画像を用い、画像と関節物体モデルとの 2 次元モデルマッチングにより手形状推定を行っている [5]。また、Rehg らは単眼視で手のセルフオクルージョンを考慮し、関節形状の推定を行っている [6]。齋藤らは多視点カメラにより手の撮影を行い、複数の画像の中から 1 枚を選択し、2 次元モデルマッチングにより手形状推定を行っている [7]。Delamarre らはステレオ画像から再構成した手の表面形状と手のモデルとの間に仮想的な力を発生させ、この力によって手形状を推定する手法を提案している [8]。さらに Utsumi らは 6 台のカメラを用い、最もオクルージョンの少ない視点を選び認識に用いて推定を行っている [9]。また大野らは複数のステレオカメラシステムを用いて手のトラッキングを行っている [10]。さらに Ueda らは視体積交差法を用いた手形状推定法を提案している [11]。しかし、いずれの手法も把持を伴わないジェスチャなどの認識が対象となっており、物体を把持した手の形体認識には適していなかった。

2.2 位置姿勢推定

関節情報を含まない事前に作成した物体モデルと位置姿勢推定を行いたい物体の 3 次元レンジデータ間でのマッチングを行う手法はこれまでも数多く提



(a) 一般的なカメラで撮影した画像

(b) 赤外線画像

図 1: 一般的なカメラと赤外線カメラの比較

案されている。Besl らはモデル中の点とレンジデータ中の点の最近傍点を繰り返しにより求め (iterative closest-point: ICP)、最小 2 乗法によりこれらの対応点からポーズの最適化を行った [12]。高速な ICP アルゴリズムを用い、効率的に位置姿勢推定を行ったが、モデルの初期の位置姿勢が良好なときのみ有効である。Zhang は、動的なしきい値変化を利用した ICP を用いた [13]。外乱に対し比較的ロバストであり、また 2 分木を多次元に拡張した k-d tree 法 [14] を用いて計算効率のよい位置姿勢推定を行ったが、モデルのポーズのずれが十分小さいときのみ有効である。Haralick らは反復重み付け法を用いた位置姿勢の計算を行った [15]。大きな外乱下でも正しく位置姿勢を計算したが、物体モデルとレンジデータ間の対応点が最初から決まっている場合にのみ適用できる。さらに位置姿勢推定の計算を高速化した方法があるが [16]、モデルの初期ポーズが良好なときのみ有効であり、またノイズ (正規分布に従う計測誤差) やオクルージョンに弱い。これらの問題点を考慮し、モデルの初期位置姿勢にたいしてロバストで、かつ計算コストを抑えた位置姿勢推定法に Wheeler らによる 3D template matching (3DTM) がある [17]。本稿では、3DTM を拡張し関節形状を含むモデルに適用する。

3 赤外線画像

第 1 章で述べたように、本稿では赤外線画像を利用して手の把持形体推定手法を提案している。本章では、赤外線画像を用いる理由と、その利点に関して説明する。

赤外線カメラは物体の表面から発せられる赤外線を検知し、物体表面の温度を正確に計測することのできるデバイスである。これを用いることで、例えば 30 前後の物体のみを検知するように設定を行えば、その他の背景などは全て無視され、手領域のみを正確に抽出することができる。一般的なカメラで撮影した画像と、赤外線カメラで撮影した赤外線画像をそれぞれ図 1(a)、図 1(b) に示す。

赤外線画像を用いて 3 次元処理を行う場合、図 1(b) のように、赤外線画像は一般的なカメラによる画像に比べ、テクスチャは少ないため、ステレオ処理に不向きであるが、シルエットの信頼度は高く、シルエット

ベースの視体積交差法に向いている。

4 手の復元データの作成

前章より，撮影された複数枚の赤外線画像を2値化し，Shape from silhouette の手法を用いて手の形状復元を行う。

まず Laurentini らの手法を用いて，図2のように Volume データを算出する [18]。

つづいて，3DTM はモデルと復元レンジデータとの表面メッシュのフィッティングを行う手法である。したがって，実際に手の Volume データを扱うには，表面を3角形パッチのメッシュにする必要がある。本稿では，Lorenzen らのマーチング・キューブ法 [19] を利用し，メッシュ化を行った (図3)。

さらに，メッシュによる表現は，3角形パッチという非常に単純な要素のみで成り立っているため，生成や描画が容易である反面，冗長であり，計算コストが高い。これを解決するために，図4に示すように，形状の幾何学的特徴を保ちつつ形状要素である三角パッチの個数を減少させる最適化 (simplification) を行った [20]。

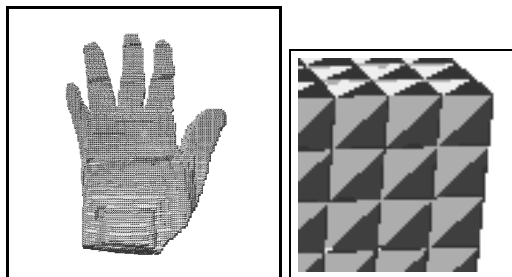


図2: 復元された手の Volume

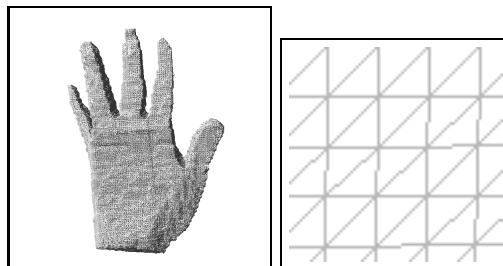


図3: Volume のメッシュ化

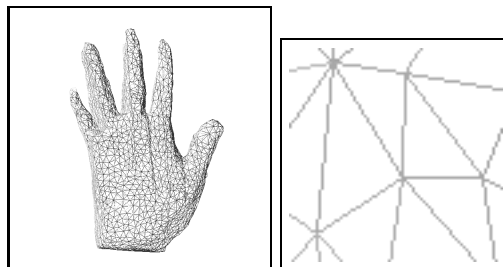


図4: メッシュの simplification

5 手の形状推定

5.1 手のモデルの作成

本稿で用いる手の3次元モデルは骨格モデルと表面形状モデルからなる。このモデルは，安室らが提案した手のモデル構造を基にしている [21]。

5.1.1 骨格モデル

骨格を骨と関節との集合として単純化し，これらを線分と節点とに置きかえることにより表現する。骨と骨との接点にあたる位置に節点を設定し，この節点においてそれぞれ関節の可動性に応じた回転自由度をもつジョイントを設置して，関節のモデルとする。骨格モデル全体の自由度は手首の並進・回転の6自由度を含めて31自由度である (図5)。

5.1.2 表面形状モデル

手のモデルのレンダリングを行うためには，手の表面形状が必要となる。手の表面形状は骨格の姿勢に応じて柔軟に変化できなければならない。本稿では，手の表面形状を3角形パッチで表現する。また，各パッチが手の骨格の変形に連動して変化できるように対応付ける。

5.2 位置姿勢推定

第4章の方法で得られた手の復元データと表面形状モデルのフィッティングによって，骨格モデルの位置姿勢と各関節角度を推定する必要がある。

本章では，まず3DTMのアルゴリズムについて述べ，続いて，並進・回転自由度のみを考慮する3DTMに，指の各関節自由度をも考慮する手法を提案する。

5.3 3DTMの原理

5.3.1 位置姿勢の決定

あるモデルパッチの重心点 m_i に対応するレンジデータ中の点 r_j は，ある 3×3 回転行列 R および並進ベクトル t を用いて，

$$r_j = Rm_i + t \quad (1)$$

と表すことができる。

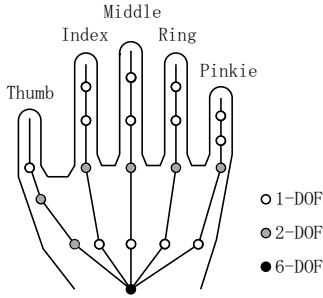


図 5: 手の自由度配置

最適なモデル位置姿勢は最小 2 乗法を利用して求めることができる。すなわち、

$$f(R, t) = \sum_i \|Rm_i + t - r_j\|^2 \quad (2)$$

を最小にする R および t を求めることで、モデル点とレンジデータ点間の距離を最小にすることができる。

モデルの位置姿勢 p は R による単位 4 元数 q に並進ベクトル t を加えて、 $p = (q^T, t^T)^T$ で与えられる。

5.3.2 ロバストな位置姿勢の決定

モデル中の点とレンジデータ中の対応点との関係に誤りがなく、またレンジデータに含まれている誤差が正規分布をしている場合は、最小 2 乗法を利用してモデルの位置姿勢を求めることができる。しかし、一般にはこれらの対応関係の中で、どれが正しく、どれが正しくないかは知ることができない。また不正確な対応を起こしている場合やレンジデータがオクルージョンなどにより隠蔽されている場合などの距離の誤差は正規分布にはしたがっておらず、こうした問題を解決する方法が必要である。そこで、M 推定法 [23] を用いる。

M 推定法とは、最小 2 乗法を一般化した最尤推定法である。重み関数を用いることで、外乱による影響を小さくすることができ、より精度よく位置姿勢推定を行うことができる。

M 推定法では評価関数

$$E(e) = \sum_i P(e_i) \quad (3)$$

を最小にする。ここで $P(e_i)$ は i 番目のモデルパッチと、これに対応するレンジデータ点間の距離である。さらに e_i はモデルの位置姿勢により変化するので、 $e_i(p)$ と置くことができる。

したがって、 $E(e)$ の最小値は、 p により偏微分をとり、

$$\frac{\partial E(e)}{\partial p} = \sum_i \frac{\partial P}{\partial e_i(p)} \frac{\partial e_i(p)}{\partial p} = 0 \quad (4)$$

で求められる。
ここで、

$$w(e) = \frac{1}{e} \frac{\partial P}{\partial e} \quad (5)$$

とおくと、

$$\frac{\partial E(e)}{\partial p} = \sum_i w(e_i) e_i \frac{\partial e_i}{\partial p} \quad (6)$$

が得られる。 $w(e)$ は重み関数である。 $w(e) = 1$ とおくと、それぞれの誤差はその大きさに関係なく同一の重みを持つことになり、ICP で用いられているような純粋な最小 2 乗法となる。本稿では、重み関数 $w(e)$ として Lorentz 関数

$$\psi(z) = \frac{z}{1 + \frac{1}{2}z^2} \quad (7)$$

を用いた。ただし、 z は真値と対応点の差を重みで割ったものである。

5.4 関節モデルのフィッティング

前節より、一般的に 3DTM の原理とは、

$$E(p) = \sum_i P(\|Rm_i + t - r_j\|^2) \quad (8)$$

を最小にするような p の算出を行う。ただし、 P は M 推定法を使い、はずれ値の影響を低くする関数を意味する。

これを関節形状モデルに適用すると、

$$E(p, \theta) = \sum_i P(\|Rm_i(\theta) + t - r_j\|^2) \quad (9)$$

$$\begin{pmatrix} m_i(\theta) \\ 1 \end{pmatrix} = T_i(\theta) \begin{pmatrix} m_i \\ 1 \end{pmatrix}$$

を最小にするような p, θ の算出を行うこととなる。ここで、 T_l は l 番目の関節角を変数にとって、モデルのローカル座標系でメッシュの頂点の位置を変換する 4×4 同次行列を示している。

以下にモデルの位置姿勢、関節形状の推定アルゴリズムの流れを示す。

1. repeat
2. p に関する評価関数値の計算
3. p に関する評価関数の勾配計算
4. p に関する勾配方向の最小値計算
5. 最適位置姿勢 p' を決定
6. θ に関する評価関数値の計算
7. θ に関する評価関数の勾配計算
8. θ に関する勾配方向の最小値計算
9. 最適関節形状 θ' を決定
10. until $E(p', \theta') - E(p, \theta) < \varepsilon$



図 6: 把持物体によるオクルージョンの影響の大きい復元データ

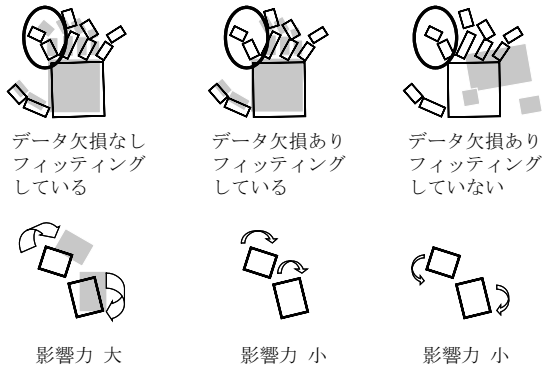


図 7: 精緻化の効果

6 時系列データを用いた精緻化

前章のような方法を用いる際、ある瞬間の画像のみから把持形体の認識を行おうとすると、図 6 のようにフィッティングが非常に困難となり、推定精度が低下する。実世界では人間が物体を把持して作業を行う場合、手を様々な方向から撮影された画像を用いて 1 つの把持形体を認識すればよい場合が多い。そこで、 n 枚の時系列データを同時に使い、オクルージョンの影響を自動的に低減することにより推定精度を向上させる。

6.1 精緻化の手順

式 (9) から全フレームに関して、

$$E(p_k, \theta) = \sum_i P \left(\|R_k m_{k,i}(\theta) + t_k - r_{k,j}\|^2 \right) \quad (10)$$

がそれぞれ定まる。このとき、 θ は変化しないため、 p_k, θ を計算すればよい。ここで、時系列データの精

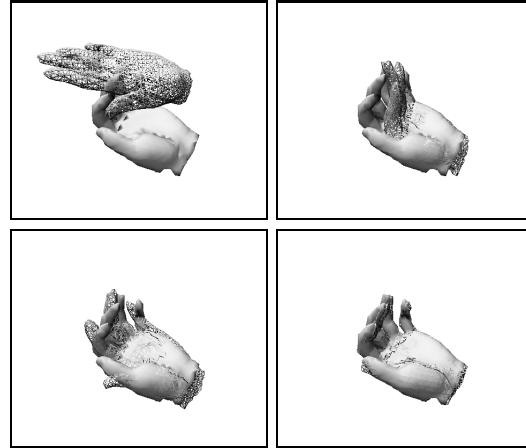


図 8: フィッティングアルゴリズムの有効性

緻化とは、

$$E_{\text{total}} = \sum_{k=1}^n E(p_k, \theta) \quad (11)$$

を最小にするような p_k, θ を求めることと定義する。以下に時系列データの精緻化の流れを示す。

1. n 個の復元データそれぞれに関して、 p_k, θ_k を計算
2. θ_k の平均 θ を決定
3. repeat
4. θ を固定し、 p_1, \dots, p_n を同時に収束計算
5. p_1, \dots, p_n を固定し、 θ を収束計算
6. until $|E_{\text{total}}(p'_1, \dots, p'_n, \theta') - E_{\text{total}}(p_1, \dots, p_n, \theta)| < \varepsilon$

6.2 精緻化による効果

図 7 に示すように、各復元データは

1. ほぼオクルージョンの影響を受けておらずフィッティングを精度良く行えるもの
2. 多少の影響は受けているがフィッティングは行えるもの
3. 把持物体によるオクルージョンが大きくフィッティングがほとんど行えないもの

などに分類される。例えば、図 7 において示指に注目すると、1 の場合、モデルは近くにある復元データの影響を大きく受け、フィッティングする。それに対し、2 や 3 の場合、近くに復元データが存在せず、M 推定法の効果によりフィッティングにあまり影響を与えない。したがって、各関節のフィッティングをより精度良く行うことができる。

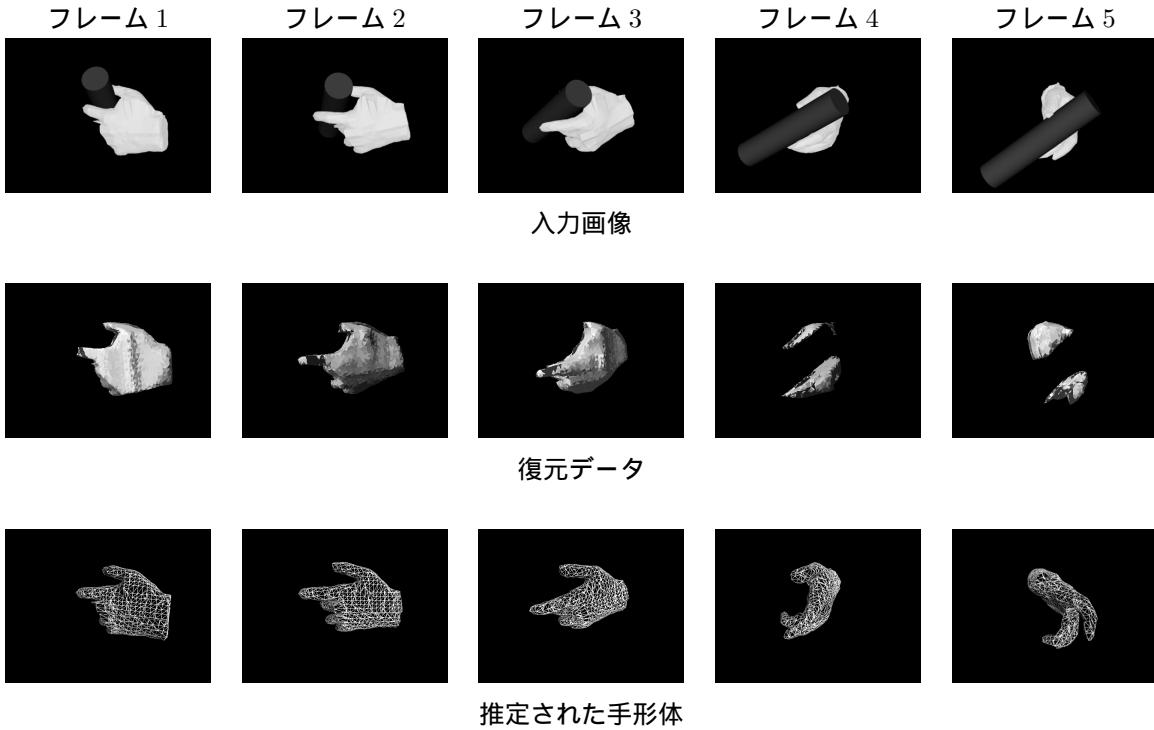


図 9: シミュレータによる実験結果

7 実験

前章までの手法に関し、推定実験をシミュレータ画像と実画像それぞれにおいて行い、その有効性を示す。

7.1 シミュレータ実験

シミュレータ上において、手はその位置姿勢・各関節角度を自由に設定でき、それらの値は全て既知とする。また、シミュレータ画像および実画像は側面、正面、上面の3視点から撮影する。

図8は単純に手のデータと手のモデルをフィッティングした場合である。この図より、関節形状を含むモデルのフィッティングに3DTMを適用することの有効性を示すことができる。

図9は提案手法の実験結果を示している。評価に関しては、各表面パッチの重心の真値と実験結果との誤差の平均と、関節角度の誤差平均を使用している。表面パッチの誤差平均は

$$e_s = \sum_{i=1}^n \|x_i - x'_i\| / n, \quad (12)$$

関節角度の誤差平均は

$$e_a = \sum_{i=1}^l |a_i - a'_i| / l \quad (13)$$

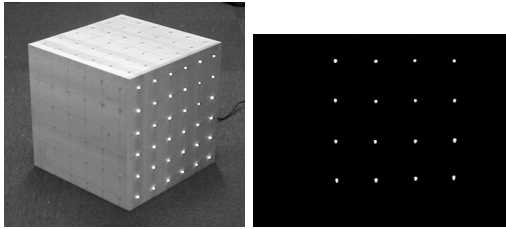
表 1: シミュレータ実験の結果

	表面パッチの誤差平均	関節角度の誤差平均
1	8.3[mm]	13.5[deg]
2	10.5[mm]	15.8[deg]
3	10.9[mm]	18.2[deg]

であらわされる。これら値が小さいほど推定精度が高いことを意味する。ここで、 x_i, x'_i はそれぞれ、真値と実験結果の各表面パッチの重心、 n は表面パッチ数、また、 a_i, a'_i は真値と実験結果の各関節角度、 l は関節の自由度を示している。

表1に3種類の結果を示している。通常、手の大きさは150~200[mm]程度であることから(手首から中指の先端まで)、提案手法の有効性を示しているといえる。

図9は上段が入力画像、中段が復元データ、下段が推定された手形体を示している。各フレームの示指に関して、フレーム1~3では6.2節の1を、フレーム4では2を、フレーム5では3に分類される。時系列データの精緻化により、フレーム4とフレーム5のデータはM推定法により棄却され、各関節角の推定が行えている。



(a) キャリブレーションボックス

(b) キャリブレーションボックスの赤外線画像

図 10: 赤外線画像用キャリブレーションボックス



入力シルエット画像



推定された手形体

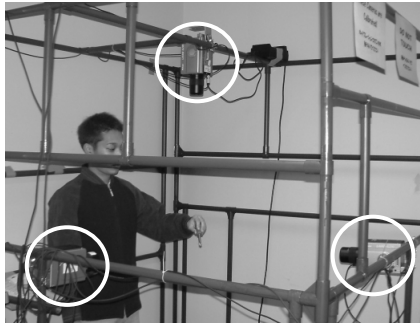


図 11: 実験環境



入力シルエット画像



推定された手形体

図 12: 実画像を用いた実験結果

7.2 実画像実験

7.2.1 赤外線カメラのキャリブレーション

キャリブレーションを行う際、一般的にパターン模様付きのボードをカメラで撮影し、格子点を検出することにより、キャリブレーションを行うことが多い。しかし、赤外線カメラは撮影した物体の表面温度を検出するデバイスのため、温度差がない限り、このような方法を適用することはできない。

そこで、図 10(a) のようなボックスを作成した。このボックスは、等間隔に、横 64 個、縦 4 個の豆電球が設置してある。豆電球を点けると、フェラメントが発熱するため、周囲よりも高温になる。したがって、このボードを赤外線カメラで撮影すると、図 10(b) に示すように、豆電球の部分を容易に検出できる。

7.2.2 実験システム

実際の手の赤外線画像に対して提案手法を適用するために実カメラシステムを構築した。図 11 のように、縦 1500[mm]、横 1500[mm]、高さ 2000[mm] のフレームを構築し、手の赤外線画像を撮影する。赤外線カメラは Nikon 社の“サーマルビジョン LAIRD-S270”を使用している。

7.2.3 実験結果

実画像を用いた実験結果を図 12 に示す。提案手法の有効性を示しているが、全体的に母指の推定精度が低い結果となった。これは、母指の動きが他の 4 本の指に比べ非常に複雑であるため、母指を他の指と分離して推定する必要性や、手の骨格モデルが実際の手の動きとずれていることなどが原因として考えられる。

8 まとめ

本稿では、把持物体がある場合にも利用可能な、手形体推定手法を提案した。提案手法では、手を骨格モデルと表面形状モデルで表現し、それらを統合したモデルを用いている。その上で、各関節角度を推定することにより、手の形状と位置姿勢を推定する。

手を 3 台の赤外線カメラを用いて撮影した。得られた画像より手の領域をシルエット化し、視体積交差法により手の 3 次元 Volume を再構成する。つづいて、

3次元 Volume を 3 角形パッチのメッシュに変換する。さらに, simplification 処理を行うことで, フィッティング時の計算速度の高速化を図った。

フィッティングには, オクルージョンなどの外乱にロバストな 3 次元データの位置姿勢推定アルゴリズムである 3DTM を用い, これに関節物体も扱えるよう拡張した。フィッティングの精度向上のため, 時系列データによる精緻化も行った。

シミュレータにより生成した各種の手形状や実画像を入力として, 提案手法の有効性を確認するための実験を行い, 把持形体推定が行えることを確認した。

しかし, 母指の動きは他の指に比べ複雑で, 推定精度が低い結果となった。また, 把持物体の認識を行うには至っていない。そして, 現在のシステムでは膨大に計算コストを必要とするため, アルゴリズムを効率化する必要がある。さらに, 実画像を用いた実験に関して, 定量評価を行う手法の提案も必要である。以上を今後の課題とし, 研究を続ける予定である。

参考文献

- [1] K. Ogawara, S. Iba, T. Tanuki, H. Kimura and K. Ikeuchi: "Acquiring hand-action models by attention point analysis," Proc. of International Conf. Robotics and Automations (ICRA) 2001, Vol. 4, Seoul, Korea, pp. 465-470 (2001).
- [2] J. Veenstra and N. Ahuja: "Efficient octree generation from silhouettes," Proc. of the IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, Miami Beach, Florida, pp. 537-542 (1986).
- [3] W. N. Martin and J. K. Aggarwal: "Volumetric descriptions of objects from multiple views," IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, **5**, 2, pp. 150-158 (1987).
- [4] C. H. Chien and J. K. Aggarwal: "Model construction and shape recognition from occluding contours," IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, **11**, 4, pp. 372-389 (1989).
- [5] Y. Kameda, M. Minoh and K. Ikeda: "Three dimensional pose estimation of an articulated object from its silhouette image," Proc. of The Asian Conf. on Computer Vision, pp. 612-615 (1993).
- [6] J. M. Rehg and T. Kanade: "Model-based tracking of self-occluding articulated objects," Proc. of 5th International Conf. on Computer Vision, Cambridge, UK, pp. 612-617 (1995).
- [7] 齋藤, 佐藤, 小池: "Perceptual glove: 多視点画像に基づく手形状・姿勢の実時間入力とその応用," 情報処理学会論文誌, **43**, 1, pp. 185-194 (2002).
- [8] Q. Delamarre and O. Faugeras: "3D articulated models and multiview tracking with physical forces," International Journal of Computer Vision and Image Understanding, Special Issue on Modelling People, **81**, pp. 328-357 (2001).
- [9] 内海, 大谷, 中津: "多数カメラを用いた両手手振りの検出," 情報処理学会論文誌, **40**, 8, pp. 3143-3154 (1998).
- [10] 大野, 池内: "多視点ステレオカメラによる手のトラッキング," 電子情報通信学会パターン認識・メディア理解研究会, PRMU, pp. 45-52 (1999).
- [11] E. Ueda, Y. Matsumoto, M. Imai and T. Ogasawara: "Hand pose estimation using multi-viewpoint silhouette images," Proc. of The 2001 IEEE/RSJ International Conf. on Intelligent Robots and Systems (IROS2001), Maui, Hawaii, USA, pp. 1989-1996 (2001).
- [12] P. J. Besl and N. D. McKay: "A method for registration of 3-D shapes," IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, **14**, 2, pp. 239-256 (1992).
- [13] Z. Zhang: "Iterative point matching for registration of free-form curves and surfaces," International Journal of Computer Vision, **13**, pp. 119-152 (1994).
- [14] J. H. Friedman, J. L. Bentley and R. A. Finkel: "An algorithm for finding best matches in logarithmic expected time," ACM Trans. on Mathematical Software, **3**, 3, pp. 209-226 (1977).
- [15] R. M. Haralick, H. Joo, C. N. Lee, X. Zhuang, V. G. Vaidya and M. B. Kim: "Pose estimation from corresponding point data," IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics, **19**, 6, pp. 1426-1446 (1989).
- [16] D. G. Lowe: "Robust model-based motion tracking through the integration of search and estimation," International Journal of Computer Vision, **2**, 8, pp. 113-122 (1992).
- [17] M. D. Wheeler and K. Ikeuchi: "Sensor modeling probabilistic hypothesis generation," IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, **17**, 3, pp. 252-265 (1995).
- [18] A. Laurentini: "How far 3D shapes can be understood from 2D silhouettes," IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, **17**, 2, pp. 188-195 (1995).
- [19] W. E. Lorensen and H. E. Cline: "Marching cubes: A high resolution 3D surface construction algorithm," Proc. of Computer Graphics (SIGGRAPH '87), Anaheim, USA, ACM Press, pp. 163-169 (1987).
- [20] H. Hoppe, T. DeRose, T. Duchamp, J. McDonald and W. Stuetzle: "Mesh optimization," Proc. of Computer Graphics (SIGGRAPH '93), NY, USA, ACM Press, pp. 19-26 (1993).
- [21] Y. Yasumuro, Q. Chen and K. Chihara: "Three-dimensional modeling of the human hand with motion constraints," Image and Vision Computing, **17**, 2, pp. 149-153 (1999).
- [22] 河村, M. D. Wheeler, 山下, 佐藤, 池内: "メッシュモデルと M-推定法に基づく配電器材の位置推定手法," 日本ロボット学会誌, **18**, 4, pp. 600-611 (2000).
- [23] W. H. Press, S. A. Teukolsky, W. T. Vetterling and B. P. Flannery: "Modeling of data," NUMERICAL RECIPES in C, Cambridge University Press, chapter 15, pp. 656-706 (1988).