

HOG 特徴に基づく単眼画像からの人体 3 次元姿勢推定

大西 克則[†] 滝口 哲也^{††} 有木 康雄^{††}

[†] 神戸大学大学院工学研究科 兵庫県神戸市灘区六甲台町 1-1

^{††} 神戸大学自然科学系先端融合研究環 兵庫県神戸市灘区六甲台町 1-1

E-mail: [†]katsu0920@me.cs.scitec.kobe-u.ac.jp, ^{††}{takigu,ariki}@kobe-u.ac.jp

あらまし 本論文では、単眼画像からマーカー等を用いずに、人体の 3 次元姿勢を推定する新しい手法を提案する。3 次元姿勢は、人体を多関節モデルで表現しその各関節角で記述する。本手法では、1 台のカメラから取得した入力画像に対し、物体の大まかな形状を表すことが可能な Histograms of Oriented Gradients (HOG) 特徴を用いて姿勢推定を行う。また、画像から算出された特徴ベクトルに対し、HOG のブロック毎に主成分分析を行うことで、背景領域の特徴次元を削減する。この特徴ベクトルから、線形回帰分析により人体多関節モデルの特徴量を推定する。従来手法であるシルエットから抽出した Shape Contexts 特徴と、提案手法である HOG 特徴との比較実験の結果、人体モデルにおける関節角の推定誤差を、約 5.35 度減少させることができた。

キーワード 姿勢推定, 3 次元, Histograms of Oriented Gradients, 主成分分析, 線形回帰分析, 単眼画像

3D Human Posture Estimation

Using the HOG Features from Monocular Image

Katsunori ONISHI[†], Tetsuya TAKIGUCHI^{††}, and Yasuo ARIKI^{††}

[†] Graduate School of Science and Technology, Kobe University, 1-1, Rokkodai, Nada, Kobe, Hyogo

^{††} Organization of Advanced Science and Technology, Kobe University, 1-1, Rokkodai, Nada, Kobe, Hyogo

E-mail: [†]katsu0920@me.cs.scitec.kobe-u.ac.jp, ^{††}{takigu,ariki}@kobe-u.ac.jp

Abstract This paper shows a method to estimate the 3D human posture from monocular image without using the markers. A 3D human body is expressed by a multi-joint model, and each of that joint angle describes a posture. This method estimates the posture with the Histograms of Oriented Gradients(HOG) features that can express the shape of the object in the input image obtained from one camera. In addition, the feature dimension of the background area is reduced by principal component analysis performed at every block of HOG. Joint angles in Human multi-joint model are estimated by linear regression analysis applied to its feature vector extracted from an input image. As a result of comparison experiment with the Shape Contexts features, the estimation error was reduced by about 5.35 degrees.

Key words Posture estimation, 3D, Histograms of Oriented Gradients, Principal component analysis, Linear regression analysis, Monocular image

1. はじめに

近年、人体の 3 次元姿勢推定に関する研究が盛んにおこなわれている [1]. 人体の姿勢や運動情報の獲得により、ジェスチャ等の動作を入力とした計算機のインターフェースの構築, ロボットとのインタラクションや画像監視, ゲームや映画等のエンターテインメントなど多くの分野で応用が期待される。また, 遠隔講義や遠隔会議等のシーンにおいて, 現実世界に存在する物体の形状を計算機に取り込み, その形状や姿勢を認識するこ

とによって仮想世界を構築する取り組みがなされている。こういった仮想世界の構築を行うためには人体全身に対する姿勢推定が必要である。

人物の姿勢を推定する方法として, 体の関節にマーカを装着し, 測定されたデータから関節角を推定するものや, 複数のカメラを用いて全身の形状を計測し推定するもの [2] などがある。しかし, これらの方法は映像撮影時に特殊な装置や環境が必要になる。このような特殊な環境下ではなく, 一般の単一カメラから撮影された映像で姿勢推定が可能になれば, 利用できる範

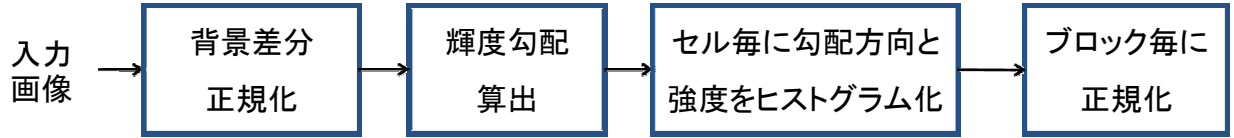


図 1 HOG 特徴抽出の流れ

囲がさらに増すと考えられる。また通常撮影された画像中にはさまざまなノイズが含まれることがあるため、そういった状況においても安定した推定が可能でなければならない。従って本研究では、一般の単一カメラから撮影された映像を使用し、ノイズがある状況下において、安定して姿勢推定できることを目的としている。

従来、人体の姿勢推定に関して様々な手法が提案されている。画像から特徴量を抽出する方法として肌色領域や顔の位置から人体の構造を基に推定する方法がある [7] [10]。しかし、これらの方法は服装を制限することや、顔を検出するため正面を向いている場合のみといった制約が必要になる。他にも、輪郭やエッジ情報から特徴抽出する方法 [6] [8] [9] や、シルエットから人体を木構造で表す方法 [11] 等がある。これらの手法に関しては、人体の輪郭やエッジ（シルエット）を安定して抽出できるという下で推定が行われている。また、シルエットから測地線距離を用いることにより、人体の手足を検出する方法 [12] もあるが、この方法ではオクルージョンが起こると手足の位置を正確に検出できないことがある。

そこで本研究では、アピアランスに基づく特徴として、物体の形状を表すことが可能な HOG 特徴を用いて姿勢推定を行う方法を提案する。この特徴量を用いることにより、ノイズがある条件下で服装、向きによらず特徴を安定して抽出できるようになる。しかし通常の HOG 特徴は画像全体の特徴量であるため、人物以外の背景領域にも多くの特徴次元をもつことになる。そこで、HOG のブロック領域ごとに主成分分析を行うことにより、背景領域の特徴次元のみを大きく削減する方法も提案する。このようにして得られた特徴を、3 次元人体モデルの特徴ベクトルに射影することで姿勢推定を行う。

2. 特徴量

本章では、1 枚の画像から抽出する特徴量 HOG と、3 次元の人体を表現するための特徴量について述べる。また、算出された HOG 特徴ベクトルに対し、ブロック毎に主成分分析を行うことで、背景領域の特徴次元を削減する方法について述べる。

2.1 Histograms of Oriented Gradients

一般物体認識のための gradient ベースの特徴量として、Histograms of Oriented Gradients (HOG) [3] [4] や Scale-Invariant Feature Transform (SIFT) [5] が提案されている。HOG は SIFT と同様に局所領域における輝度の勾配方向をヒストグラム化した特徴量である。SIFT と類似した特徴量の記述を行うが、SIFT は特徴点 (keypoint) に対して特徴量を記述するのにに対し、HOG ではある一定領域に対する特徴量の記述を行う。そのため、大まかな物体の形状を表すことが可能とな

る。図 1 に特徴抽出の簡単な流れを示す。以下に HOG 特徴の具体的な算出アルゴリズムについて述べる。

2.1.1 輝度勾配算出

HOG 特徴を抽出する前に、入力画像に対してあらかじめ背景差分法を用いて、図 2(a) のように人物領域のみの画像を取得する。このとき背景を削除すると同時に画像サイズの正規化も行い、人物が画像の中央部に位置するようにする。画像の位置 (x, y) における輝度値を $I(x, y)$ として輝度勾配を次式より算出する。

$$\begin{cases} f_x(x, y) = I(x+1, y) - I(x-1, y) & \forall x, y \\ f_y(x, y) = I(x, y+1) - I(x, y-1) & \forall x, y \end{cases} \quad (1)$$

ここで f_x と f_y は、それぞれ画像の x と y 方向の輝度勾配をあらわす。得られた輝度勾配画像から、勾配強度 $m(x, y)$ と勾配方向 $\theta(x, y)$ を次式より求める。

$$m(x, y) = \sqrt{f_x(x, y)^2 + f_y(x, y)^2} \quad (2)$$

$$\theta(x, y) = \tan^{-1}(f_y(x, y)/f_x(x, y)) \quad (3)$$

このようにして得られた勾配方向 $\theta(x, y)$ は、 $[-180^\circ, 180^\circ]$ となる。しかし姿勢推定を行う場面においては、表情や服装といった細かい変化に対しては影響されにくいことが望ましい。そのため、勾配方向の向きに関しては考慮しないよう次式より $[0^\circ, 180^\circ]$ の範囲にする。

$$\tilde{\theta}(x, y) = \begin{cases} \theta(x, y) + \pi, & \text{if } \theta(x, y) < 0 \\ \theta(x, y), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

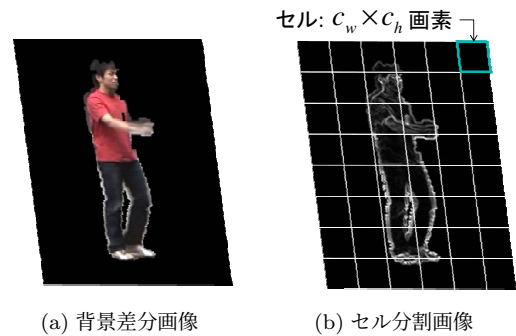


図 2 HOG 特徴計算

2.1.2 セルによるヒストグラム化

算出された輝度勾配画像を、図 2(b) のようにセルと呼ばれる $c_w \times c_h$ 画素からなる小領域に分割する。それぞれの領域において、算出された勾配強度 $m(x, y)$ と勾配方向 $\tilde{\theta}(x, y)$ から

ヒストグラムを作成する。 $\tilde{\theta}(x, y)$ の角を c_b 方向になるよう量子化し、各方向に $m(x, y)$ を重みとして与える。すなわち、1セルあたり c_b 方向の勾配方向ヒストグラムができる。

2.1.3 ブロックによる正規化

セルごとに作成された輝度勾配ヒストグラムを、図3に示すような、セルよりも大きな領域 $b_w \times b_h$ セルを1ブロックとして正規化を行う。1セルあたり c_b 方向の特徴を持っているため、1ブロックあたりの特徴次元は $d_b = b_w \times b_h \times c_b$ となる。あるブロックの特徴ベクトルを $\mathbf{v}$ 、ブロック内で位置 (i, j) , $\{1 \leq i \leq b_w, 1 \leq j \leq b_h\}$ にあるセルのヒストグラムを h_{ij} としたとき、次式により正規化を行う。

$$h'_{ij} = \frac{h_{ij}}{\sqrt{\|\mathbf{v}\|_2^2 + \epsilon}} \quad (\epsilon = 1) \quad (5)$$

正規化の際、ブロックはオーバーラップさせながら移動させる。つまり、セルのヒストグラム h_{ij} は異なるブロック領域によって繰り返し正規化されることになる。

このようにして得られた特徴ベクトルは、照明や影の影響を受けにくく、局所的な幾何学変化に頑健となる。

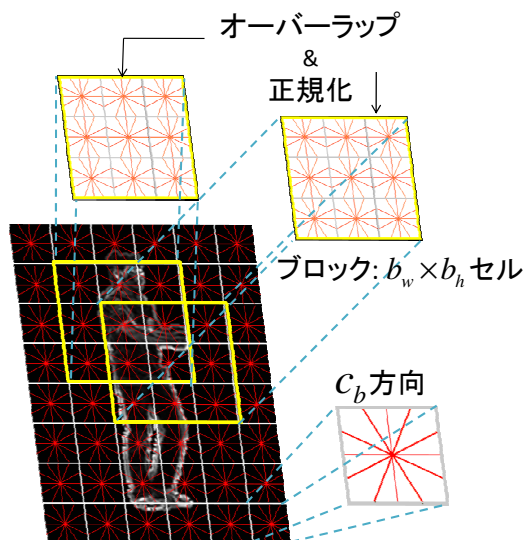


図3 ブロックによる正規化

2.2 主成分分析による背景領域の次元削減

通常得られる HOG 特徴ベクトルは、画像全体にわたって勾配方向ヒストグラムを集めて作成しているため、人体以外の領域、つまり背景部分の領域に関する特徴を多く含んでいることになる。人体の姿勢を推定する場合においては、人体の領域のみの特徴量があればよいので、背景領域の特徴量は除去されることが望ましい。

そこで主成分分析を用いることにより、背景部分の特徴次元を削減する。HOG 特徴はブロックごとに正規化しているため、ブロック領域ごとに特徴量が得られているといえる。入力画像には前処理として背景差分を行っているの、背景領域域の特徴量はノイズを含むものの、ほとんどは一定の値をもっている。つまり主成分分析をすることにより多くの特徴次元を削減できる。逆に、人体領域の特徴量はさまざまに変化するため、特徴

次元はそれほど削減されない。よって主成分分析に関して、ある一定の累積寄与率を定めて次元削減すれば、図4に示すように、背景領域の特徴量は削減され、人体領域の特徴量を多く用いることになる。この主成分分析による背景領域の特徴量削減では、あらかじめ図2(a)のような画像を、複数枚の学習データとして用意しておき、ブロック毎に独立して主成分分析を行い、設定した累積寄与率を超えた次元を削減することで HOG 特徴ベクトルの次元削減を実現している。

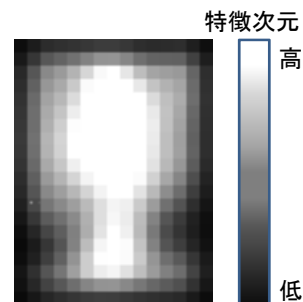


図4 ブロック毎の主成分分析

2.3 人体3次元モデル特徴

人体は、複数の関節をもち様々な形に変形する多関節物体であると考えられる。しかし、各関節間を連結している体節部分は剛体であるとみなすことができる。そのため、体節を関節によって互いに接続させておけば、関節角を決定することで人体モデルを表現することが可能となる。つまり、人体の姿勢を表現するためには関節角の値が重要になる。

そこで人体3次元モデル特徴では、人体の構造に基づいて各関節（肘、腰、膝など）の角度を特徴量 $\mathbf{y}$ とする。つまり、この関節角を変更することにより、さまざまな姿勢を表現することが可能となる。図5にその一例を示す。

単一カメラで撮影された入力画像中に映っている人体から、この関節角を推定することにより人体の様々な姿勢を表現する。

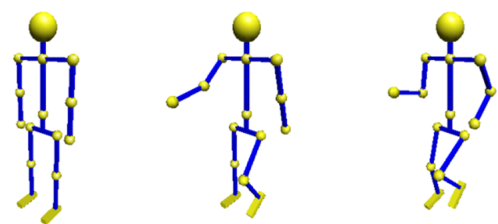


図5 人体3次元モデル

3. 回帰分析に基づく推定

本章では、画像特徴から人体姿勢を3次元として復元する方法について述べる。[6]でも用いられているように、回帰分析により姿勢推定を行う（図6）。この手法は、画像から得られた特徴量から、直接3次元姿勢を復元できるという利点がある。

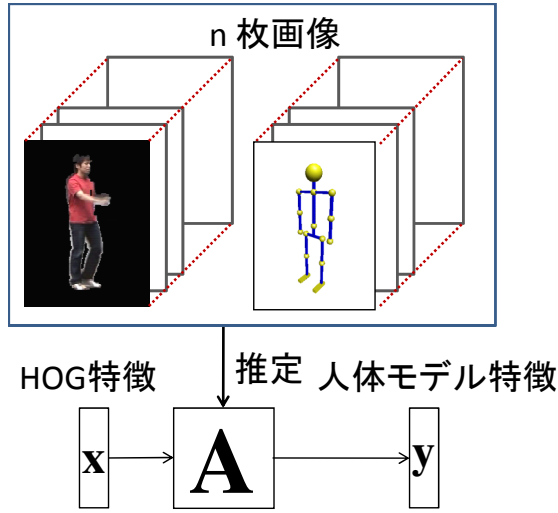


図6 姿勢推定方法

画像から得られた HOG 特徴ベクトル $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^d$ と人体 3 次元モデルの特徴ベクトル $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^m$ の関係を、次式で近似する。

$$\mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{x} + \varepsilon \quad (6)$$

このとき、 $\mathbf{A}$ は $m \times d$ 行列、 ε は残差ベクトルである。画像特徴 $\mathbf{x}$ が入力されれば人体 3 次元モデル特徴 $\mathbf{y}$ に変換され、姿勢推定が可能となる。

n 個の学習データのセット $\{(\mathbf{y}_i, \mathbf{x}_i) \mid i = 1 \dots n\}$ (この場合、3 次元姿勢特徴と画像からの HOG 特徴を指す) を用いて、学習モデルを作成する ($\mathbf{A}$ の値を決定する)。次式より、最小自乗推定法を用いて決定する。

$$\mathbf{A} := \arg \min_{\mathbf{A}} \sum_{i=1}^n \|\mathbf{A}\mathbf{x}_i - \mathbf{y}_i\|^2 \quad (7)$$

学習データの特徴ベクトルを $m \times n$ 行列の $\mathbf{Y} \equiv (\mathbf{y}_1 \ \mathbf{y}_2 \ \dots \ \mathbf{y}_n)$ と $d \times n$ 行列の $\mathbf{X} \equiv (\mathbf{x}_1 \ \mathbf{x}_2 \ \dots \ \mathbf{x}_n)$ と表すことにより、推定問題は以下のように表せる。

$$\mathbf{A} := \arg \min_{\mathbf{A}} \|\mathbf{A}\mathbf{X} - \mathbf{Y}\|^2 \quad (8)$$

画像から入力された HOG 特徴ベクトル $\mathbf{x}$ に対して、求められた変換行列 $\mathbf{A}$ を用いて変換することにより $\mathbf{y}$ を推定する。これにより人体の 3 次元姿勢推定を行う。

解を求める際、 $\mathbf{A}$ を最小二乗で求めるために $\mathbf{A}\mathbf{X} = \mathbf{Y}$ を、線形システムの解法と同様に $\mathbf{X}^T \mathbf{A}^T = \mathbf{Y}^T$ と変形して、特異値分解を用いて計算した。

4. 評価実験

本章では、従来研究であるシルエット画像から Shape Contexts 特徴 [8] を抽出して姿勢推定する方法について述べ、その後、本手法との比較実験の結果を示し、考察を加える。

4.1 従来手法

従来研究 [6] の姿勢推定方法について述べる。

この手法では、画像特徴を抽出する際に、人体のシルエットが必要となる。そこで、図 7(a) のような背景差分法で抽出し

た人体領域からシルエット画像を作り出す。得られたシルエット画像に対してエッジを抽出し、それを図 7(b) に示すような、 n 個の離散点

$\mathcal{P} = \{p_1, \dots, p_n\}, p_i \in \mathbb{R}^2$ で表す。ある点 p_i に対し、 p_i から他のすべての点 $q (q \neq p_i)$ との関係を表す特徴ベクトルを考える。この点 p_i における特徴ベクトルは、他の点を参照することにより人体形状を表現することができる。

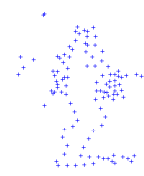
ただし、ある点から他の $n-1$ 点すべてとの関係を考慮した場合、人体姿勢の変形に対して不安定な特徴になってしまう。点どうしの位置関係をヒストグラム化することにより、そういった変化にも頑健な特徴量となり、かつ特徴次元を減らすことができる。ある点 p_i に対して、次式よりヒストグラムを作成する。

$$h_i(k) = \sharp\{q \neq p_i : (q - p_i) \in \text{bin}(k)\} \quad (9)$$

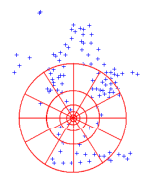
このヒストグラムを点 p_i の shape context と定義する。特徴量には図 7(c) のように逆 log-polar マッピングを行うことで、 p_i に近い点をより詳細にヒストグラム化する。これにより、スケール変化に普遍な特徴を得ることができる。



(a) 背景差分画像



(b) 輪郭画像



(c) 逆 log-polar

図7 従来手法

本実験では、60 次元の shape context 特徴を使用する。

次に、エッジ上すべての点の shape context 特徴を用いて、100 次元ヒストグラムを作成する。まず全学習データを用いて、k-means により shape context の 60 次元空間において 100 個のクラスを求める。入力画像が与えられた時に、各クラスに分類される shape context 特徴の数を数えていくことで、ヒストグラムを作成する。

こうして得られた 100 次元特徴を用いて、3. 章で述べた方法により 3 次元姿勢推定を行う。

4.2 実験方法

本手法を用いた実験方法について述べる。実験には 640×480 画素の解像度を持つ単眼のカメラで撮影した映像を用いた。固定したカメラに対して、水平方向に人体を回転させ、8 方向から撮影した。それぞれの方向に対して、直立、手をあげる、手を広げる、歩く、走るの 5 動作を行い、姿勢推定を行う。あらかじめ各姿勢に対して手動で教師データを与えておき、推定結果との平均二乗誤差を求めることで評価する。また、背景差分法を用いるため、背景画像も取得しておく。

学習データとしては、8 方向のうち各方向、5 つの動作すべてに対して画像 30 枚を、またテストデータとしては、学習データ撮影時と同条件の画像 (a)、撮影条件を変えノイズが多く乗った

画像 (b), <http://www.nada.kth.se/~hedvig/data.html> の画像 (c) の全 123 枚の画像を使用した。使用したデータの内訳を表.1 に示す。

表 1 使用したデータ数				
姿勢	画像枚数			
	学習データ	テストデータ		
		(a)	(b)	(c)
直立	16	8	8	0
手を上げる	40	8	8	0
手を広げる	24	8	8	0
歩く	80	16	16	11
走る	80	16	16	0

撮影した映像に対し、背景差分法を用いることで人体領域を抽出する。このとき画像中にはノイズが多く存在するので、面積が最大の領域を人体とみなし、その部分を切り出す。切り出した画像の大きさを 150×200 に正規化する。HOG 特徴の各パラメータの値は $c_w = 10, c_h = 10, c_b = 9, b_w = 3, b_h = 3$ とした。すなわち、大きさ 10×10 画素のセルに 9 方向のヒストグラムを作成し、 3×3 セルの大きさのブロックで正規化する。その際、ブロックは 1 セルずつオーバーラップさせながら正規化する。各ブロックの特徴次元は $d_b = b_w \times b_h \times c_b = 81$ となり、画像全体で 234 個のブロックができるため、18954 次元の HOG 特徴画像ができる。

得られた HOG 特徴を、累積寄与率 90% で 81 次元のブロックごとに主成分分析を行う。主成分分析を行った結果、HOG 特徴は 4867 次元に削減された。

また図 8 に示すように、人体 3 次元モデル特徴 y は、姿勢推定に必要な体の関節角 (指などの関節は除く) とし、24 次元の特徴量を用いる。

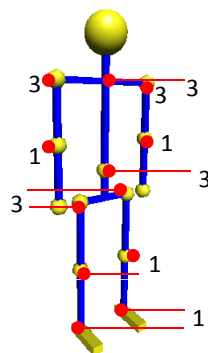


図 8 人体モデル特徴

4.3 実験結果と考察

実画像を用いて実験することにより、本手法が有効に働くことを確かめる。図 9 に従来手法との比較実験の結果を示す。評価は平均二乗誤差で行った。従来手法よりも、本手法のほうが誤差が約 5.35 度軽減された。自己オクルージョンの影響から、シルエット画像では手足が左右どちらのものか区別が不可能な場合がある。しかし HOG 特徴では内部のエッジまで考慮していることから、左右の違いも判別でき誤差が減ったものと考え

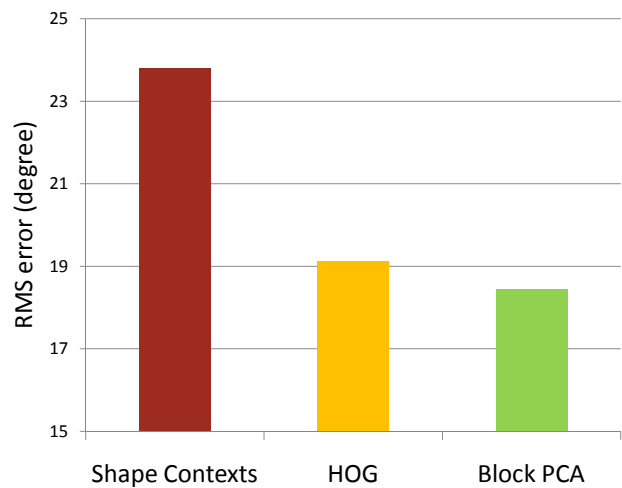


図 9 比較実験結果

られる。また通常の HOG よりもわずかではあるが、ブロック毎に主成分分析を行った HOG の方が誤差を小さく抑えることができています。

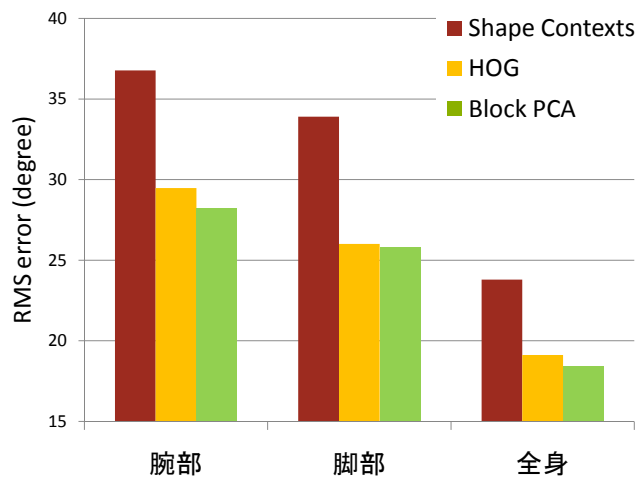


図 10 体の部位毎の推定結果



図 11 素早い動作による画像のブレ

次に、体の各部位ごとの平均二乗誤差を比較した結果を図 10 に示す。体全身と比較すると、腕や脚の誤差が大きな値を示している。この原因として三つのことが考えられる。一つには、実験で扱った 5 姿勢が、腕や脚の部分の変化が大きい姿勢であること。特に”手をあげる”や”手を広げる”といった動作は腕の誤差が出やすい。二つ目に考えらる点は、腕や脚は体全体でみ

ても最もよく動く(変形する)部位であり、その分オクルージョン等も起こりやすい部分である。よって隠れ部分を推定する際に誤差が大きくなってしまふと考えられる。最後に、腕や脚は他の部位に比べ非常に動作速度が速い点である。そういった速い動作をしている画像は、図 11 のように腕部などに残像が残る、形状を正確に得ることができないため、誤差が生じやすくなる。しかし、いずれの場合においても、本手法は最も誤差が少なく、有効に働いているといえる。

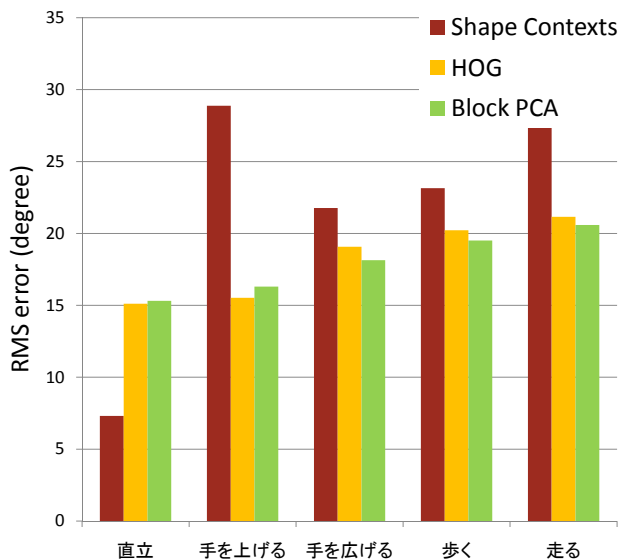


図 12 姿勢毎の推定結果

また、各姿勢に対する実験結果を図 12 に示す。直立姿勢の結果に関してのみ、従来手法の方が誤差が小さくなった。一般カメラから撮影した映像の場合、背景差分法を用いると、オートフォーカス機能によりノイズが発生することがある。特に、上述したような激しい動作をした場合にノイズが多く発生する。直立姿勢のような動きのない姿勢に対しては、画像中にノイズが少なく、安定して人体のシルエットを抽出することができる。また直立姿勢は変形が少ないため、オクルージョン等が発生しにくいことから、内部のエッジを考慮せず、輪郭情報のみでも誤差が発生しにくい。そのため、直立姿勢においては従来手法が誤差が小さくなったと考えられる。

しかし、本研究の目的は直立姿勢推定ではなく、多種多様な姿勢を推定することである。この点から全体を考慮して考えた場合、図 9 でも示したように、本手法は有効な手法であるといえる。図 13 に 3 次元姿勢推定の結果の一例を示す。入力画像にノイズが存在するが、概ね推定できるといえる。

5. 結 論

単眼画像から人体 3 次元姿勢を推定する方法について提案した。本論文では従来、人検出に用いられてきた HOG 特徴を用いること、ブロック毎に主成分分析を行うことで、背景領域の特徴次元を削減して姿勢推定する方法を提案した。顔検出や肌色抽出とは異なり、服装、向きによらず特徴抽出が可能となり、またシルエット画像と比較すると、内部のエッジ情報も考慮す

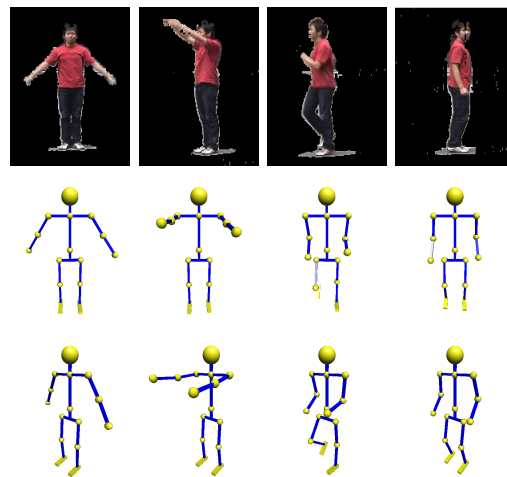


図 13 推定結果例

ることから、推定精度を上げることができた。今後は、背景差分法を用いることなく、HOG 特徴を用いて人検出を行い、本手法と統合する予定である。

文 献

- [1] 島田伸敬, 有田大作, 玉木徹, “関節物体のモデルフィッティング,” 研究報告-Computer Vision and Image Media, Vol.2006, No.51, pp.375-392, 2006.
- [2] 平亮介, 中澤篤志, 竹村治雄, “Boosting を用いたボリュームデータからの人体姿勢推定,” 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2007), 1177-1182, 2007.
- [3] N.Dalal and B.Triggs, “Histograms of Oriented Gradients for Human Detection,” IEEE Computer Vision and Pattern Recognition, 886-893, 2005.
- [4] 山内悠嗣, 藤吉弘亘, H.Bon-Woo, 金出武雄, “アピアランスと時空間特徴の共起に基づく人検出,” 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2007), 1492-1497, 2007.
- [5] D.Lowe, “Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints,” International Journal of Computer Vision, 60(2), 91-110, 2004.
- [6] A.Agarwal and B.Triggs, “3D Human Pose from Silhouettes by Relevance Vector Regression,” IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, VOL.2, 882-888, 2004.
- [7] M.Lee, I.Cohen, “A Model-Based Approach for Estimating Human 3D Poses in Static Images,” IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, VOL.28, No.6, 2006.
- [8] G.Mori and J.Malik, “Estimating Human Body Configurations using Shape Context Matching,” European Conference on Computer Vision, 150-180, 2002.
- [9] G.Mori and J.Malik, “Recovering 3D Human Body Configurations using Shape Contexts,” IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, VOL.28, No.7, 1052-1062, 2006.
- [10] 平尾公男, 中澤篤志, 清川清, 竹村治雄, “多関節 CG モデルと距離画像による上半身の姿勢推定,” Technical report of IEICE. PRMU, VOL.104, No.573, 79-84, 2004.
- [11] 岡田隆三, B.Stenger, “シルエットを用いた Tree-Based Filtering による人体の姿勢推定,” 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2006), 63-69, 2006.
- [12] 御厨隆志, 吉次信也, 尾下真樹, “人体の構造に基づいた単一画像からの姿勢推定法,” 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2007), 1576-1581, 2007.