

複数カメラ画像からの色分け衣服装着人物のオクルージョンが発生する姿勢を含む姿勢推定法の検討

岡崎 潤† 大谷 淳†

† 早稲田大学大学院国際情報通信研究科 〒169-0051 東京都新宿区西早稲田 1-3-10 早大 2 9-7 号館

E-mail: † jokazaki@fuji.waseda.jp, ohya@waseda.jp

あらまし 本論文では、色彩情報処理に基づいて人体の複雑な姿勢を推定する方法を提案する。人物の姿勢を画像処理により推定するために、人物シルエット像の輪郭線を解析して特徴点を検出しようとする際の困難な問題は、複数の人体パーツのシルエットが重なる場合である。そこで、我々は、人体パーツ毎に異なる色で彩色された衣服を人物が着用し、色彩情報処理を用いて前述の問題を解決する方法を検討している。従来の我々の研究では合成画像に対する検討だけで、実写画像に対する検討は行っていなかった。そこで本論文では、複数カメラからの入力画像から平均値シフトアルゴリズム (mean-shift algorithm) を行い人体画像の領域分割を行う、その後、画像から特徴点を抽出し 3 次元姿勢推定を実現する。
キーワード 3次元姿勢推定 ミーンシフト

Study of Estimating Postures Including Occluded Postures of a Human Wearing a Multiple Colored Suit from Multiple Camera Images

Jun Okazaki† Jun Ohya†

† Graduate School of Global Information and Telecommunication Studies, Waseda University
Nishiwaseda 1-3-10,shinjukuku,tokyo,169-0051,Japan

E-mail: † jokazaki@fuji.waseda.jp, ohya@waseda.jp

Abstract This paper proposes a method for estimating complicated postures of a human body using color information processing. Difficulties in detecting feature points by analyzing the contour of a human body silhouette lie in the case in which the silhouettes of multiple body parts overlap. Thus, we proposed a method in which a human wears a multiple-colored suit, in which each body part is colored differently, so that the above-mentioned problem can be solved by using color information processing. Conventionally we studied only synthesized human images, not real images. This paper studies a method for extracting each body part by using image segmentation based on mean-shift algorithm. After detecting feature points from the body part extraction result, the proposed method computes the 3D coordinates of each feature point using the principle of triangulation. Experimental results using real human images show the validity of the proposed method.

Key words 3D Reconstruction mean-shift

1. まえがき

著者らは、互いに距離を隔てた人物同士が仮想空間を介してコミュニケーションを行う仮想コミュニケーション環境の実現を目指している。サイバーシアター[1, 2]はこのような仮想コミュニケーション環境を利用した演劇・映画製作システムである。サイバーシアターはネットワーク上に生成された仮想環境によって誰もが演技者(俳優/女優)、監督あるいは観客になれる環境の提供を目指す。サイバーシアターにおける演技者は実空間中で演技を行い、この演技動作は仮想環境中の Avatar において再現される。このようなサイバーシアターの実現に資するため、本論文では演技者の演技動作をキャプチャする方法、即ち各時刻における人物の姿勢を 3 次元推定する方法を検討する。

人物が動作している状態で、各時刻における姿勢を推定する技術は、接触型と非接触型に大別される。接触型は、人体のいくつかの場所に磁界式センサーや光学的反射マーカ等を固定し、それらの場所の位置や向きを計測する方式である。計測速度は高速であり、計測精度も比較的高いと言えるが、その人物に拘束感や違和感を与える問題があ

る。さらに、自然な動きを阻害する。このような問題はサイバーシアターにおける演技者の演技にとって致命的欠点と言っても過言ではない。姿勢推定対象の人物に物理的、心理的負担をかけずに自然な状態で動作や姿勢を検出するためには、非接触な方式が必要である。

非接触な方式の代表的方法として画像処理があり、多くの研究が行われてきた。画像処理からの解析に関しては、単一あるいは複数のカメラから得られた画像から動作の解析のためにどのような特徴を用いるかが重要である。

画像内の人物シルエットを用いて入力画像を比較する方法としては Pfunder[4]と W4[5]という方法がある。これらは、身体各部の色情報あるいは形状情報を用いて特徴点の追跡を行っている。Pfunder は、身体の運動学・力学的モデルによる計測結果の推定と検定により 3 次元での動作追跡を可能としているが、実時間性確保のためには、高速演算機能を有する複数の計算機が必要である。W4 は、身体の単純な幾何モデルと運動モデルを用いた推定を行い、パーソナルコンピュータへの実装を可能にしているが、得られる姿勢情報は 2 次元である。また実時間で動作するものの、事前知識や拘束条件が必要であり、推定可能な姿勢の種類に制限があった。また他の方法として 3 次元推定を行

う手法として、[6]といった手法があるが、実時間で動作するものの、事前知識や拘束条件が必要であり、推定可能な姿勢の種類に制限があった。

筆者らは、事前知識や拘束条件（例えば、左手は身体の左側にある、足は下の方にある等）が不要で、実時間で動作する方式として、人物シルエット像の輪郭線を L_t-s 曲線により解析する方法を開発した[1]。しかし、複数の人体パーツのシルエットが重なるような姿勢の推定が困難であるという課題を残していた。

我々は、複数の人体パーツのシルエットが重なるオクルージョンに対処するため、色彩の配置を制御した衣服を人物が装着し、色彩情報処理を用いて姿勢推定を行う手法を提案した [2]。また「合成人物像を対象としたPCのシミュレーション上でオクルージョンへの対処法で具体的なアルゴリズム[3]を提案した。しかしながら人体パーツが重なった場合に自動的にその旨を出力する方法が未確立だった。また合成画像人体パーツの領域の抽出が容易であるが、実写での撮影に関しては、種々の照明条件や陰影といったノイズ要因を解決する必要がある。この問題の解決のため、平均値シフトアルゴリズム (mean-shift) による領域分割を用いる手法を検討する。次に、人体パーツが他の人体パーツに隠れた場合の検出方法として、入力画像ごとに人体パーツ領域ごとの画素数を計算し、一定の基準値以下であれば、人体パーツが他の人体パーツに隠れていると判断する方法を検討する。他の人体パーツによる隠れが発生していないと判断された人体パーツの場合、パーツの形状解析を行い、関節に対応する特徴点の座標を求める。その後、隣あう二つの画像を選択し、それぞれの特徴点を計算し、複数画像中で計算し、三角測量の原理で3次元座標を求めることで3次元姿勢推定を行う方法を可能とする。



図1 色分け衣服

2. 提案手法

2.1 処理の流れ

本手法で用いる色彩の配置された衣服を図1に示す。色分け衣服を人物に装着させ、その人物の姿勢を画像処理手法により推定する方法を検討している。色分け衣服は9つの主要な人体パーツ毎に異なる色に着色されている。これにより、シルエットベースの手法では、人体パーツのシルエットが重なり合うような姿勢でも、色彩を調べることで、人体パーツの前後関係が判断できると考えられる。

提案する処理のフローチャートを図2に示す。各カメラからの入力画像から背景差分法により抜き出した人物画像に色領域分割を行う。各人体パーツのシルエットに含まれる各画素を色彩情報により分類し、各人体パーツに対応する領域に分割する。この際、ある身体パーツでオクルージ

ョンが生じていない画像から情報を利用する必要がある。そこで、複数のカメラから初期フレームと各人体パーツの画素数を比較することで画素数が一定数以上の画像はオクルージョンが発生していない、人体パーツが隠れていないと考え、特徴点を求める。また隣あう2台のカメラからの特徴点を計算することで3次元復元をおこない、姿勢推定を可能にする。

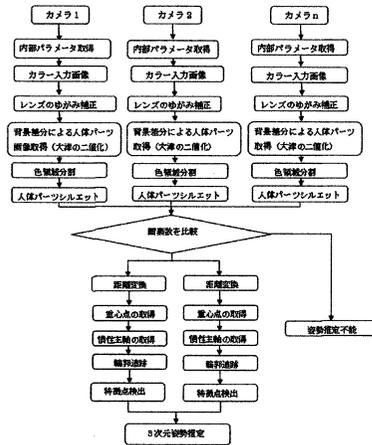


図2 処理の概要

2.2 色領域分割

画像処理による姿勢推定を行うにあたり、実写画像における大きな問題は身体領域の抽出である。すなわち種々の照明条件や人物の像の表面に生じる、陰影などのノイズ要因によらず、安定に各人体パーツに対応する領域を抽出できる必要がある。カラー入力から人体パーツを抽出する。次に抽出したカラー人物画像をRGB色空間から L^*u^*v 色空間に写像したのち、画素 x_m における特徴量 y_m を、その画素空間変数と、対応する画素のベクトルとし、輝度と空間変数の両方に対応するカーネル幅を基にmean-shiftアルゴリズムを用いてエッジを検出し、その結果を基にRGB色空間に戻して領域分割を行う[7]。

mean-shiftによる領域分割結果は、過分割となる傾向があるので、Watershed[8], [9]による領域分割を行う。Watershedによる領域分割は、画像から算出される輝度勾配画像を地形図に見立て、その尾根線を閉曲線とする領域を同一領域とする領域分割手法である。色分け衣服を着た被験者での処理した結果を図3に示す。これをみると、mean-shiftの領域分割結果の画像とマージすることで、領域の過分割の問題が緩和されていることがわかる。



図3 色分け衣服の領域分割結果

(a) mean-shiftによる領域分割結果 (b) (a)の後、watershedを行った結果

2.3 身体パーツの隠れの判定

次に領域分割を行った画像に対して最近傍法で人体パーツ毎に領域分割を行う。

まず、各人体パーツに対応する色彩を、

$Color_i = (R_i, G_i, B_i)$ とすると画素 x の領域番号 A_x は、

$$A_x = \operatorname{argmin}_i - Color_i \quad (1)$$

より求められる。シルエットに含まれる全画素に対して同様の処理を施すことで領域番号に対するラベリングが行われる。

キャリブレーションとして図1のように両手を広げ、両足を広げた姿勢をキャリブレーション用の姿勢として推定を行う。この姿勢でカメラ1と正対した姿勢の領域分割した画像の、各パーツの画素数を基準とすることで、各カメラからの入力画像でオクルージョンが発生しているかどうか判定する。すなわち、入力画像の人体パーツの画素数が0の場合はカメラから、身体パーツが他の身体パーツの身体パーツに隠されていると判断し、その旨を出力しエラーコードとして座標に-1を返す。また画素数が0ではないが、キャリブレーション時の画素数に比べて基準値以下である場合は、身体パーツが見えていないが、一部しか見えていないと考え、特徴点が抽出できない旨として座標に-2を出力する。

2.4 特徴点抽出と3次元姿勢推定

身体パーツの隠れの判定を行った後、各身体パーツの特徴点を求める。輪郭を基準とした距離変換を施し、距離変換画像の重心を各身体パーツの重心 G 、慣性主軸の角度 θ を各身体パーツの傾きとみなし、重心 G を通り傾きが θ の直線を身体パーツの主軸とする。ここで、重心 G 、傾き角 θ は次式で与えられる。

$$\begin{bmatrix} x^g \\ y^g \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} M_d(1,0)/M_d(0,0) \\ M_d(0,1)/M_d(0,0) \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$M_d(p,q) = \sum_i \sum_j i^p j^q d_{ij} \quad (3)$$

$$\tan^2 \theta + \frac{M_g(2,0) - M_g(0,2)}{M_g(1,1)} \tan \theta - 1 = 0 \quad (4)$$

$$M_d(p,q) = \sum_i \sum_j (i - x^g)^p (j - y^g)^q g_{ij} \quad (5)$$

ここで、 d_{ij} は距離変換画像、 g_{ij} は重心 G より情報の距離変換画像、 i, j は画像上でそれぞれ水平、垂直位置を表す。この身体パーツの主軸と輪郭線の交点を特徴点とする。

特徴点出力の結果を図4に示す。右の画像が対象となるカラー人体パーツシルエット抽出後の画像、左の画像が、それに領域分割を行い、各人体パーツの特徴点を抽出した結果である。特徴点はここでは白い丸で表示している。これにより身体パーツごとに領域分割が行われ、特徴点が取得できることがわかる。

次に隣あう平行でない2台のカメラから特徴点を検出できた場合、以下のように三角測量の原理を用いて3次元座標を計算する事が可能である。

平行でないカメラからの3次元空間上の点 (x, y, z) (ワールド座標系) が隣り合う2台のカメラから観測できれば3



図4 特徴点出力結果の例

次元推定は可能である。まず xz 平面について考えると、それぞれのカメラを光学中心の座標 (x, z) とおき、カメラの座標をそれぞれ (x_1, z_1) 、 (x_2, z_2) 、カメラの光軸が x 軸に関する角度をそれぞれ、 θ_1, θ_2 とする。カメラの z 軸方向の画角をそれぞれ α_1, α_2 とおくと以下の連立方程式が成り立つ。

$$x = \frac{\tan(\alpha_1 + \theta_1)x_1 - \tan(\alpha_2 + \theta_2)x_2}{\tan(\alpha_1 + \theta_2) - \tan(\alpha_2 + \theta_1)} \quad (6)$$

$$z = \frac{\tan(\alpha_1 + \theta_1)x_1 \tan(\alpha_2 + \theta_2)x_2 (x_1 - x_2)}{\tan(\alpha_1 + \theta_2) - \tan(\alpha_2 + \theta_1)} \quad (7)$$

ここで θ_x は各カメラの x 軸、 y 軸方向の焦点距離をそれぞれ f_x とし画像中のある参照物体の x 軸方向の大きさを m_x (pixel) とし、その参照物体のワールド座標系での実際の x 方向の長さを d_x (cm) とおく。カメラの画像中の特徴点を2次元座標 $(\Delta x, \Delta y)$ とすると、

$$\theta_x = \tan^{-1} \left(\frac{d_x}{f_x} \right) \quad (8)$$

$$d_x = m_x \times \Delta x \quad (9)$$

となり、式(2)、(3)に式(4)、(5)の値を代入することで、特徴点の x, z 座標がもとまる。また yz 平面について考えると、参照物体の y 軸方向の大きさを m_y とし、その参照物のワールド座標系での実際の y 方向の長さを d_y とおくと、以下の式より y を求めることができる。

$$\theta_y = \tan^{-1} \left(\frac{d_y}{f_y} \right) \quad (10)$$

$$d_y = m_y \times \Delta y \quad (11)$$

$$y = z \tan \left(\tan^{-1} \left(\frac{\Delta y}{f_y} \right) \right) \quad (12)$$

3. 実験結果

3.1 領域分割の実験結果

色分け衣服に対する領域分割の結果を図5に示す。領域分割に関しては場所と日時を変え何度か実験を行った。

図の左から入力画像、人体の抽出画像、領域分割の処理をおこなった画像、画像ごとのエッジを抽出した画像である。これを見ると異なる照明条件でもや陰影といったノイズによらず色分け衣服ごとに領域分割がうまくいくことがわかる。

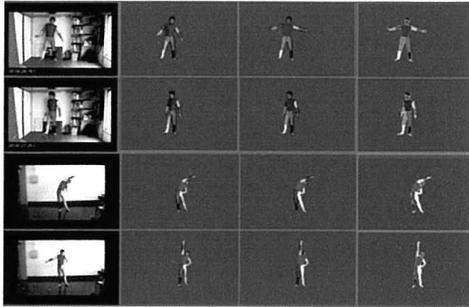


図5 異なる環境での領域分割結果

図の左から入力画像、人体の抽出画像、領域分割の処理をおこなった画像、画像ごとのエッジを抽出した画像である。これを見ると異なる照明条件でも色分け衣服ごとに領域分割がうまくいくことがわかる。

3.2 隠れの扱い

実写での色分け衣服を着た人物の特徴点抽出及び、特徴点からの3次元形状復元の実験を行った。実験環境を図6に示す

演技をする被験者を座標系の原点とし、被験者の正面に配置したカメラ1から水平方向に対して45°、90°、135°の角度にそれぞれカメラ①、カメラ②、カメラ③、カメラ④を配置した。被験者からカメラまでの距離は約5mであり、録画の際のフォーマットはDVフォーマット(720×480)とし、動画像を取得した。カメラの台数と配置については、あるカメラからは見えない部位があったとしても他の隣あうカメラから特徴点が検出できれば3次元姿勢推定が可能である点を考慮して配置した。

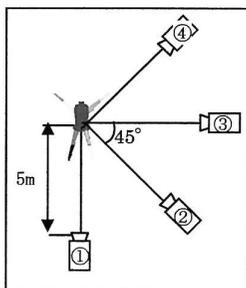


図6 カメラの配置図

腕と体を曲げた場合の領域分割後の特徴点抽出画像を図7に、抽出座標を表1に示す。

ここで、カメラ3の右上腕をみると、画像上からは見えてはいるが、頭部の影に隠れてほとんど見えていない。結果として、身体パーツの抽出はできたが、特徴点を取得できなかったとして-2を出力している。

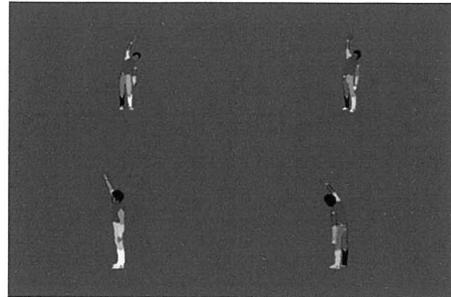


図7 腕と体を曲げた場合

表1 複数カメラからの特徴点抽出座標

	カメラ1		カメラ2		カメラ3		カメラ4	
	x	y	x	y	x	y	x	y
右上腕 a	385	158	372	152	-2	-2	332	139
右上腕 b	381	186	370	167	-2	-2	336	155
右前腕 a	395	133	374	124	315	92	307	109
右前腕 b	384	155	372	149	320	116	315	128
左上腕 a	408	213	406	204	363	194	329	202
左上腕 b	404	240	403	238	355	216	324	224
左前腕 a	404	243	403	241	367	243	333	248
左前腕 b	400	254	400	269	361	286	331	288
右大腿 a	368	232	363	238	-1	-1	368	256
右大腿 b	364	302	360	274	-1	-1	364	322
右小腿 a	366	307	371	306	-1	-1	368	323
右小腿 b	366	338	367	323	-1	-1	365	374
左大腿 a	385	238	377	234	344	235	355	241
左大腿 b	378	269	376	266	344	282	341	323
左小腿 a	391	307	384	304	364	323	346	324

次に手が体の前に重なる場合の領域分割後の特徴点抽出画像を図8に、抽出座標を表2に示す

こちらでも例えば右上腕に関しては、カメラ3から見えないため値には-1を、右太腿に関してはカメラから見えないため-2をかえており、以上より特徴点抽出が正確に行えていることがわかる。

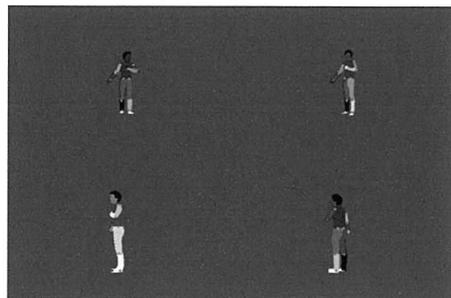


図8 手が体の前に重なる場合

表 2 複数カメラからの特徴点抽出座標

	カメラ1		カメラ2		カメラ3		カメラ4	
	x	y	x	y	x	y	x	y
右上腕 a	363	192	361	193	-1	-1	373	193
右上腕 b	349	219	350	218	-1	-1	370	209
右前腕 a	346	220	347	220	-2	-2	375	224
右前腕 b	330	240	331	239	-2	-2	373	234
左上腕 a	403	193	396	180	355	166	337	178
左上腕 b	403	201	395	195	355	207	309	214
左前腕 a	388	205	375	202	364	348	-1	-1
左前腕 b	403	215	389	210	348	207	-1	-1
右大腕 a	373	237	367	234	-1	-1	364	240
右大腕 b	368	306	363	273	-1	-1	360	324
右下腕 a	367	309	373	307	-1	-1	367	325
右下腕 b	363	323	368	323	-1	-1	365	377
左大腕 a	391	237	385	234	357	237	346	239
左大腕 b	383	269	379	266	343	275	336	324
左下腕 a	394	306	394	305	366	324	342	324
左下腕 b	391	340	391	344	364	379	341	378

またプログラム全体を見直し、輪郭抽出や慣性主軸の計算など一部の機能を Intel が提供するライブラリーの OpenCV に書き直すことにより処理速度が向上した。具体的には、CPU が Intel Pentium4 の 2.8GHz、メモリーが 2.00GB のコンピュータでは 4 枚の入力画像から、特徴点を抽出するさい、処理速度が 104.785 秒かかったのに対し、OpenCV による改良後には処理速度が 5.01 秒になり、処理速度は約 25 倍速くなった。

3.3 3次元姿勢推定結果

図 7、表 1 の結果を基に 3次元姿勢推定を行った結果を図 9 に、3次元座標を表 3 に示す

ここで右肩の y 座標と、右足首の y 座標までの長さは 108.2cm であり、また右手首の x 座標と左手首の x 座標の長さは、110.3cm である、本実験の被験者は身長が 170cm の男性であり、実際の長さは右肩から右足首までの長さは約 113cm であり、また右手首から左手首の長さは、約 119cm であった。これにより 3次元推定は実際の人体の大きさにかなり近いといえる。

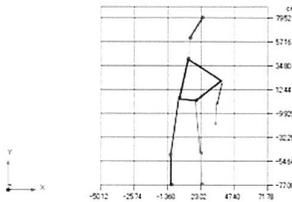


図 9 腕と体を曲げた場合の 3次元姿勢推定

表 3 腕と体を曲げた場合の 3次元座標

	X(cm)	Y(cm)	Z(cm)
右手首	-29.5672	-2.99538	453.846
右肘	-14.3784	15.76911	455.097
右肩	-0.73017	33.06802	455.4823
左手首	32.87679	33.66922	453.4575
左肘	44.72781	23.8509	451.7215
左肩	20.1251	26.26043	454.726
右足付け根	8.104284	2.254035	455.3606
右膝	3.286369	-48.8484	455.4631
右足首	3.286369	-74.3999	455.4631
左足付け根	21.72389	3.000365	454.6007
左膝	25.71538	-47.2188	454.2457

次に図 8、表 2 の結果を基に 3次元姿勢推定を行った結果を図 10 に、3次元座標を表 4 に示す。

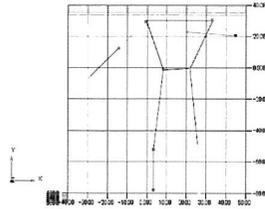


図 10 手が体の前に重なる場合の 3次元姿勢推定

表 4 手が体の前に重なる場合の 3次元座標

	X(cm)	Y(cm)	Z(cm)
右肩	13.71957	41.30319	454.1316
右肘	15.32234	60.81671	455.0446
右手首	13.71957	80.22341	455.1316
左肩	24.11978	20.17835	454.3949
左肘	34.46354	-0.74787	453.2564
左手首	33.67039	-19.4491	453.3581
右足付け根	7.301534	4.508299	455.3837
右膝	0.876525	-48.8504	455.4819
右足首	1.679843	-76.657	455.478
左足付け根	19.32528	2.251186	454.7851
左膝	23.32147	-47.2417	454.4658

結果として従来のシルエットベースの解析では難しかった、図 4 のような右下腕が胴体の前にあるような複数の人体のパーツが重なった場合でも人体パーツの特徴点が得られ、正確な 3次元姿勢推定が可能になった。

4 まとめと今後の課題

本研究では、複数の実写画像を用いた人物の 3次元について検討を行った。すでに我々はこの方法を人物の合成画像に適用し有効性を見出しを得ていたが、実写画像に対する検討は行っていなかった[1]。そこで実写画像に対して検討を行い、次のような結果を得た。

合成人物画像の場合は、人体パーツに対応する領域を抽出するのが容易であるが、実写画像の場合は、種々の照明条件や陰影への対処が必要である。そこで、mean-shift法に基づき領域分割法およびその後watershed法を適用する方法を検討し、人体パーツを領域として抽出できる見出しを得た。

人体パーツが他の人体パーツに隠されるような場合にも、人体パーツの領域に含まれる画素数などを解析することにより、隠れの問題に有効に対処できることが明らかになった。

各実写画像において、人体パーツに対応する領域の形状解析を行い、人体の姿勢を決定する特徴点を検出し、複数の画像から得られた特徴点を用いて三角測量の原理でそれぞれの特徴点の 3次元座標が正確に求められる見出しを得た。

本論文としては、ビデオ画像のフレーム毎に独立に特徴点抽出などの処理を行っていたが、人体パーツが他の人体パーツに隠れる場合、その遷移状況を観測し続けられれば、より安定かつ正確な姿勢推定が行えると考えられる。今後は時系列的に人体パーツ領域や特徴点を追跡する場合を検討する必要がある。

[参考文献]

- [1] Kang, Dong-Wan and Jun Ohya, "Estimating Postures of a Human Wearing a Multiple-colored Suit Based on Color Information Processing", 2003 IEEE International Conference on Multimedia and Expo, July 2003, Volume 1, pp. 1-261 - 1-264.
- [2] Kang Dong-Wan and Yuichi Onuma, Ohya Jun "Estimating Complicated and Overlapped Human Body Postures by Wearing a Multiple-Colored Suit Using Color Information Processing", 2004 IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition (FGR2004), 6 pages, PP. 687-692
- [3] 高橋, 坂口, 大谷, "実時間非接触型非装着型3次元人物姿勢推定に関する一考察", 電子情報通信学会誌D-II, Vol. J83-D-II. No. 5, PP. 1305-1314, (2000. 5)
- [4] C. Wren, A. Azarbayejani, T. Darrel, and A. Pentland, "Pfinder: Real-time tracking of the human body", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.19, No. 7, pp. 780-785, (1997)
- [5] I. Haritaoglu, D. Harwood, and L. S. Davis, "W4: Who? When? Where? What? A real time system for detecting and tracking people", Proc. 3rd IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition", pp. 222-227, (1998)
- [6] Jun Ohya, Akira Utsumi, and Junji Yamato, "Analyzing Video Sequence of Multiple Human: Tracking, Posture Estimation and Behavior Recognition", Kluwer Academic Publishers, The Kluwer International Series in Video Computing, ISBN1-4020-7021-7, (2002)
- [7] Huimin Guo, Ping Guo, Qingshan Liu, "Mean Shift-Based Edge Detection for Color Image", Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks and Brain(ICNNB2005), IEEE Press, Oct. 13-15, Beijing, 2005, pp. 1118-1122.
- [8] L. Vincent and P. Soille, "Watersheds in digital spaces: An efficient algorithm based on immersion simulations", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1991, vol. 13, pp. 583-598.
- [9] Jia Wang, Hanqing Lu, Gérard Eude, Qingshan Liu, "A fast region merging algorithm for watershed segmentation", IEEE 7th International Conference on Signal Processing (ICSP), vol. 1, 2004, pp. 781-784