

動的ロバストキャリブレーションによる人体の姿勢復元

林 健太郎 久野 義徳 島田 伸敬 白井 良明

大阪大学工学部 電子制御機械工学専攻
565-0871 大阪府吹田市山田丘 2-1
E-mail: shimada@mech.eng.osaka-u.ac.jp

あらまし 本論文では 2 枚の画像上の任意の対応点と人体に関する簡単な事前知識を用いて、各時刻でカメラキャリブレーション（動的キャリブレーション）を行い、人体の姿勢をロバストかつ正確に復元する手法を提案する。人体を対象とする場合、対応点の位置の誤差が大きいため、8 点アルゴリズム等従来手法による動的キャリブレーションは困難であった。本手法ではノイズが原因で不確かとなる運動パラメータを、人体の 1 部分の大きさの情報を利用して 1 次元探索により推定する。さらにカメラが一定時間内で線形に動くことを仮定し、カメラが運動しながらでもロバストに動的キャリブレーションできる手法を提案する。実験により本手法がよりロバストに人体姿勢を復元することを示す。

キーワード 動的キャリブレーション, 3 次元姿勢復元, 基本行列, ヒューマンインタフェース

Recovery of Human Postures using Robust Dynamic Calibration

Kentaro Hayashi Yoshinori Kuno Nobutaka Shimada Yoshiaki Shirai
Dept. of Computer-Controlled Mechanical Systems, Faculty of Eng., Osaka University
2-1, Yamadaoka, Suita, Osaka 565-0871 Japan

Abstract Recovery of human postures is important in many applications. In these applications, we want to use movable cameras tracking humans to allow them to move freely. We propose a human posture recovery method using dynamic calibration (self-calibration at every frame) to meet this need. The method introduces a search procedure using constraints about body parts. It can robustly recover the epipolar geometry even from such noisy data for which conventional methods fail to work. Experimental results confirm that the proposed method can give more accurate robust results than the conventional normalized eight-point algorithm.

key words self-calibration, 3 dimensional posture recovery, essential matrix, human interface

1 はじめに

ヒューマンインタフェースや人間の運動解析などでは、身体部位の位置姿勢の計測が重要である。従来から身体にセンサを取り付けて、身体部位の位置姿勢パラメータを直接計測する手法が提案されているが、ユーザに負担を強いることから、近年ステレオ視を用いて間接的に位置姿勢を計測する手法が提案されている [1, 2].

ステレオ視ではカメラキャリブレーションが問題になる。固定カメラの場合は事前にキャリブレーションするだけでよいが、自由に移動する人間を追跡しながらその姿勢を求めたい場合は、各時刻でのカメラキャリブレーションが必要となり、正確なカメラ移動機構が必要になる。この問題を解決するためには、大きく2つのアプローチが考えられる。第一はカメラの運動パラメータに不変量を用いる方法 [3] である。第二は画像上の任意の特徴点の対応づけから、カメラキャリブレーションを毎フレーム自動的に行う方法である。前者では参照座標系として空間中に固定の参照点を設け、この参照座標系を基準として対象の位置を求める。しかしこの場合、特定の位置にある参照点を画像中から選出し、それを絶えず追跡しなくてはならない。これらのうち主要なものが隠蔽などの理由により追跡に失敗すると不変量の計算ができなくなる。さらに、前者の手法は後者の手法を用いるより画像上のノイズに敏感であるという報告もある [4]。ここで後者の手法により各時刻でカメラ間キャリブレーションを行えば、特定の参照点を必要とせず、それを追跡する必要がなくなる。したがって、隠蔽等によってシステムが停止することがない。また文献 [4] から、ノイズに強いシステムが期待できる。したがって本論文では後者を検討する。

8組以上の対応点集合から、最小二乗の意味で最適な基本行列を求める線形手法 (8点アルゴリズム) が提案されている [5]。さらに探索によって誤対応を除去してから8点アルゴリズムを用いるロバスト手法が提案されている [6]。

しかし誤対応を除去しても、推定に用いる対応点の誤差が一定値より大きくなると、8点アルゴリズムによる基本行列の推定が極端に不正確になる [7]。特に、多面体の頂点などの明確な特徴点を持たない人体のような対象では、対応が正しい位置につかず対応点の位置の誤差を大きくする。また、腕を広げた状態で人物全体をカメラ視野内に収める場合、画像上で人物の占める領域面積が少なく、その結果得られる特徴点の数も少なくなる。これらが基本行列の推定を困難にする。したがって、上記の手法をそ

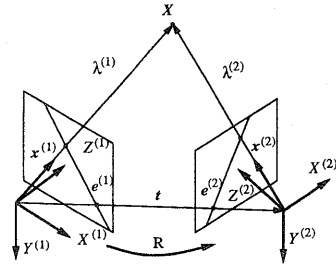


図 1: 異なる2つのカメラ間の幾何関係

のまま適用しても正しい基本行列が得られず、3次元復元もできない。

そこで本論文では、まずカメラ運動パラメータのうちどれが正しく求められて、どれが対応点のノイズによって不確かになっているのかを調べる。次に、8点アルゴリズムで正しく求まる運動パラメータは8点アルゴリズムによって求める。最後に、ユーザの腕の長さがわかっていると仮定して、残りの運動パラメータを腕の長さをもとに探索する。このようにしてロバストに基本行列を復元する手法を提案する。提案手法により探索空間を必要最小限に抑えることができ、かつノイズにロバストにユーザの姿勢を復元することができる。

カメラがユーザを追跡している状態での時系列画像を用いて、従来手法と本手法との比較実験を行い、本手法が従来手法よりノイズにロバストで、かつ正確に3次元位置を復元することを示す。

2 従来手法とその問題点

2.1 エピポーラ幾何

図1に示すように、2つの中心射影カメラ1, 2が存在し、カメラ*i*は座標系 $X^{(i)}Y^{(i)}Z^{(i)}$ を持つ。簡単のために $X^{(1)}Y^{(1)}Z^{(1)}$ を世界座標系とする。 $m^{(i)}$, $x^{(i)}$, $\lambda^{(i)}$ はそれぞれカメラ*i*での X の、画像上の観測 (射影ベクトル), 3次元方向ベクトル, および奥行きである。ただし $\|x^{(i)}\| = 1$ に正規化する。カメラの内部行列 $A^{(i)}$ を既知とし、回転行列 R および並進ベクトル t (運動パラメータ) を未知とする。このときカメラ*i*で以下が成立する。

$$x^{(i)} = N[A^{(i)-1} m^{(i)}] \quad (1)$$

$$X^{(i)} = \lambda^{(i)} x^{(i)}, i \in \{1, 2\} \quad (2)$$

ただし $X \equiv X^{(1)}$, $N[x] \equiv x/\|x\|$ とする。

また $X^{(1)}$, $RX^{(2)}$, t は同一平面上に存在し、2

つのカメラ間に以下の関係

$$\lambda^{(1)}x^{(1)} = \lambda^{(2)}Rx^{(2)} + t \quad (3)$$

が成立する。これを変形して次式を得る。

$$x^{(1)T}Ex^{(2)} = 0 \quad (4)$$

式(4)を基礎方程式という。ただし $E = [t]_{\times}R$, $[t]_{\times}$ は、単位行列 $I = [i_1 \ i_2 \ i_3]$ とするとき $[t]_{\times} = [t \wedge i_1 \ t \wedge i_2 \ t \wedge i_3]$ となる行列である[8]。 $t \wedge i_j$ はベクトル同士の外積である。

2.2 画像間の特徴点の対応づけ

基本行列 E を復元するには、画像間の特徴点の対応を複数個求め、式(4)を連立して E について解けばよい。本論文では Harris ら[9]の手法を単純化して画像からコーナ点を求め、さらにコーナ点同士の対応付けを行う。

画像 1,2 それぞれのコーナ点上の点 $p^{(1)}$, $p^{(2)}$ の全ての組合せについて正規相関を計算し、閾値 th_S 以上のものを対応点とする。

ただし、対応点の中には誤り(誤対応)が含まれているので、エビ極線と対応点との距離集合のメジアン LMedS (Least Median Square) を使ったロバスト手法[6]によって誤対応を取り除く。

2.3 基本行列の復元

3×3 の行列 U の j 行 k 列の要素を u_{jk} とするとき、行列から以下の9次元ベクトル $u = [u_1 \cdots u_9]^T$ への変換

$$u_{3(j-1)+k} = u_{jk} \quad (5)$$

を $u = V_M[U]$ と書き、式(5)と逆の変換を $U = M_V[u]$ と書く。2.2節の手法により2つの画像間で N 組の対応点 $(x_j^{(1)}, x_j^{(2)})$, $j \in \{1, \dots, N\}$ が求まっているとする。

$$v_j = V_M[x_j^{(1)} \ x_j^{(2)T}], \quad q = V_M[E] \quad (6)$$

とし、行列 $V = [v_1 \cdots v_N]^T$ を使って式(4)を以下のように i についてまとめて書く。

$$Vq = 0 \quad (7)$$

8点アルゴリズム[5]では、残差 $q^T V^T V q$ を最小にする基本行列の解 \hat{E}

$$\hat{E} = M_V[N[q_1]]\sqrt{2} \quad (8)$$

を求める。ここで q_1 は V の最小固有値に対応する固有ベクトルである。 $\sqrt{2}$ は並進ベクトルの大きさ

を1にするための定数である。復元した基本行列から運動パラメータ t , R および3次元位置 $X^{(i)}$ を復元することができる[10]。

さらに8点アルゴリズムを改良した物として、正規化8点アルゴリズム[11]が提案されている。これは、線形変換によって式(6)のベクトル中の各要素のオーダを一定とし、行列 V の条件数[11]を小さくすることで数値解法が受ける誤差の影響を最小にする。これにより8点アルゴリズムよりノイズにロバストにすることができる。以下この正規化8点アルゴリズムを提案手法との比較対象にする。

2.4 従来手法の問題点

正規化8点アルゴリズムの性能を検討するために実験を行った。被写体を2つの固定カメラから1/15秒間隔で30フレーム撮像した。 $w = 11[\text{pixel}]$, $th_{corner} = 0.2$, $th_S = 0.8$ とし、それぞれの画像組から2.2章の手法を使って対応付けを行った。全てのフレームでの対応組から、正規化8点アルゴリズムを用いてエビポーラ幾何を復元した。

図2(a), (b)に実験結果を示す。エビ極線を原画像上に重ね書きする。実験では図1に示すように水平に2つのカメラを配置しているので、エビ極点が画像中に現れることはない。(a)では、観測対象はテキストを持った箱である。結果から、エビポーラ幾何および3次元位置復元が正しく行われていることがわかった。しかし、対象が人体の場合には(b)に示すようにエビ極点が画像中に現れ、明らかに復元を誤っている。

対象が箱の場合、頂点の位置など正確な位置に対応付けを行うことができるので、復元結果は良好である。しかし対象が人体の場合には正確な位置に対応付けを行うことができないため、正規化8点手法ではエビポーラ幾何の復元ができないことが分かる。

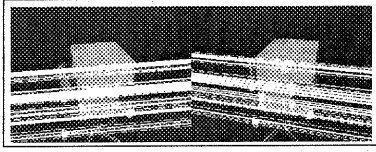
3 不正確なカメラ運動パラメータの導出

前節の実験で、エビポーラ幾何、すなわちカメラ運動パラメータが正しく推定されないことがわかった。そこで従来手法で求めた運動パラメータのうち、どの部分が正しく、どの部分が不確かであるのかを考察する。

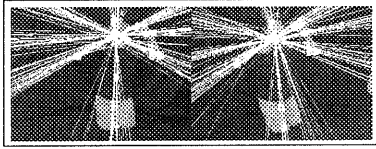
3.1 特異値と解の自由度の関係

まず式(7)の観測行列 V を以下のように特異値分解する。

$$Vq = SWQ^Tq = SWg \quad (9)$$



(a) 箱



(b) 人体

図 2: 正規化 8 点手法によるエピポラ幾何の復元結果. エピ極線を原画像に重ね書きしている.

ここで, $g = Q^T q$, $\|g\| = 1$ とおく. W は特異値 σ_k を降順に左上から並べた対角行列 $\text{diag}[\sigma_9, \dots, \sigma_1]$ である. また $Q = [q_9 \dots q_1]$ は正規直交行列である. もし観測行列 V にノイズが含まれていなければ $\sigma_9, \dots, \sigma_2 > 0, \sigma_1 = 0$ となる. したがって $SWg = 0$ を満たす g は $g = [0 \dots 0 \ 1]^T$ である. 式 (9) より $q = Qg = q_1$ である.

次に観測行列 V にノイズが含まれている場合を考える. SWg は一般に 0 にならず, 残差 $\epsilon (= SWg)$ を持つ. S が列直交であるので残差の二乗和は

$$\epsilon^T \epsilon = g^T W^2 g = g_9^2 \sigma_9^2 + \dots + g_1^2 \sigma_1^2 \quad (10)$$

である. もし適当な $k \in \{2, \dots, 9\}$ について $\sigma_k = \sigma_{k-1} = \dots = \sigma_1$ であれば, $g = [0 \dots 0 \ g_k \dots g_1]^T$, $\|g\| = 1$ を満たす任意の g を式 (10) に代入しても同じ残差 σ_k^2 となる. このとき式 (9) より任意の $g_k q_k + \dots + g_1 q_1$ が最小二乗の意味で解となる. つまり最小二乗の範疇において g が持つ $k-1$ 自由度の範囲内で解が決定できない. 解の自由度は最小特異値と他の特異値との関係によって決まるといえる. 解に自由度が存在する場合には, いくら条件数 [11] σ_9/σ_2 を小さくしても意味がなく, 正規化 8 点アルゴリズムで解を求めることはできない.

実際に $\sigma_k = \dots = \sigma_1$ となることは稀である. しかし, 式 (6) の v_i に 9 次元の一樣なノイズが加われば, 一次近似として各特異値に一樣に σ_e が加算されると考えてよい. $\sigma_e \gg \sigma_k$ であれば, σ_k/σ_1 は 1 に近づく. このとき $g_k q_k + \dots + g_1 q_1$ が事実上の解

の候補となる. 観測のノイズによって最小固有値 σ_1 が変動する量を考慮し, σ_1 が最大で $th_{singular}$ とならうとすれば,

$$\sigma_k \leq th_{singular}, \quad k \in \{2, \dots, 9\} \quad (11)$$

を満たす最大の k によって解の自由度を決定することができる. このとき,

$$E(g_f) = M_V [N[g_k q_k + \dots + g_1 q_1]] \sqrt{2} \quad (12)$$

なる基本行列が解の候補となる. ただし $f (= k-1)$ は解の自由度である.

4 人体に関する簡単な知識を利用したキャリブレーション: CUK 手法

4.1 拘束条件を用いた解の探索

3章の議論から分かるように, 式 (12) を計算する時点で式 (10) の残差 $\epsilon^T \epsilon$ はほぼ最小化されている. しかし残差を最小化しても g_f の自由度が残り, その結果一部の運動パラメータが不確かなままとなる. ここで g_f を決定するためには残差最小化以外の拘束が必要である.

ここで, 奥行きを拘束すればエピ極点 (並進ベクトル) が拘束され, エピ極点を拘束すれば解を拘束することになるので, 結局奥行きを拘束することで解を拘束することができる. 各点の奥行きを事前に知ることはできないが, 本システムでは下腕 (以下特に断りがなければ単に腕) の長さを既知とし, 2 点間の距離を拘束する. 2 点間の距離を拘束することは 1 点の奥行きを間接的に拘束することにあたりと考えられる. 距離の拘束数を増やせばそれだけ解の自由度が拘束されるので, 解の持つ自由度分だけ 2 点間の距離を拘束すればよい.

基本行列の具体的な求め方を以下に示す. 今, 腕の両端に位置する対応点の組 $((m_j^{(1)}, m_j^{(2)}), (m_k^{(1)}, m_k^{(2)}))$, $(j, k) \in \Omega$ を既知とする. Ω は (j, k) の集合で, $j, k = 1, \dots, N$ かつ $j \neq k$, さらに $(m_j^{(1)}, m_j^{(2)})$ が一方の腕の端点, $(m_k^{(1)}, m_k^{(2)})$ が他方の腕の端点とする. 実際の腕の長さを l_{arm} , カメラ間距離を l_{base} とおく. 本手法での 3 次元復元位置 \hat{X} はカメラ間距離で正規化しているので, 復元点間の距離

$$l_r(g_f, j, k) = \|\hat{X}(E(g_f), m_j^{(1)}, m_j^{(2)}) - \hat{X}(E(g_f), m_k^{(1)}, m_k^{(2)})\|$$

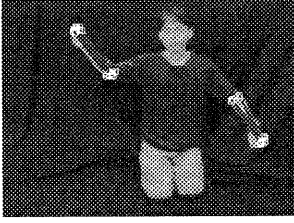


図 3: 腕の両端の対応点の検出結果

と, $l_a = l_{arm}/l_{base}$ を比較する. 本手法ではこれらの差が最小となるパラメータ

$$g_{f:CUK} = \arg \min_{g_f} \sum_{(j,k) \in \Omega} (l_r(g_f, j, k) - l_a)^2 \quad (13)$$

を求める. 式 (13) を解くためには g_f について探索しなければならないが, 解の実際の自由度 f は小さいと考えてよく, 探索に要する計算量は小さいので問題とならない. このように対象の長さの知識を用いて基本行列を復元する手法を以下 CUK (Calibration Using target Knowledge) 手法と呼ぶ.

さらに, 基本行列 E の運動パラメータをカルマンフィルタによってスムージングし, フレーム間の極端な運動変化を取り除く.

4.2 腕の両端の対応点の検出

本手法では腕の両端の対応点を検出し, CUK 手法に用いる. 2.2 節の手法により既に N 組の対応点が求められており, ここでは対応点の中から腕の両端となる組を検出する.

本手法では背景とユーザの服装は単純で, 腕と背景とのコントラストが大きいと仮定する. 任意の 2 組の対応点を結ぶ線分を考え, 以下の条件を満たす場合にその組を腕の両端の対応点とする.

1. 線分上のピクセルの輝度値が閾値を超えている
2. 線分からみて左右両側に一定の長さを超えるエッジ線が存在する

全ての対応点の組の中から上記の条件を満たすものを検出した. 検出された対応点組を線分で結んだ結果を図 3 に示す. 線分が腕上に集中しており, 腕の両端の対応点を正しく検出できることがわかる.

5 線形動き仮定を用いたキャリブレーション: CUK-LM 手法

本手法では空間中の点を時間方向に追跡する必要がないので, 各フレームで求めた対応点集合を併合してそれを CUK 手法に用いることができる. このようにすれば常に一定個数以上の対応点を確保することができる.

しかしカメラがユーザを追跡している場合, 推定に用いる前後のフレーム区間でエビボウ幾何が変化するので, CUK 手法によるエビボウ幾何の推定が不確かになる. 本節ではカメラ運動パラメータが線形に動くことと仮定し, 固有ベクトルを求める方法を改良して, これと CUK 手法を組み合わせた手法を提案する.

各フレーム間隔を Δt [sec] とする. 今, 時刻 t での運動パラメータ t_t が Δt [sec] 後に $t'_t \Delta t$ 変化し, R_t が $R'_t \Delta t$ 変化するとする. このとき Δt^2 が十分小さければ

$$\begin{aligned} E_{t+\Delta t} &= [t_{t+\Delta t}] \times R_{t+\Delta t} \\ &\approx E_t + ([t_t] \times R'_t + [t'_t] \times R_t) \Delta t \quad (14) \end{aligned}$$

である. ただし $t'_t = w_t \wedge t_t$, $R'_t = [w_R] \times R_t$ で, w_t , w_R はそれぞれ t_t , R_t の角速度ベクトルである. $A_E = ([t_t] \times R'_t + [t'_t] \times R_t)$ とおき, フレーム f_n の j 番目の対応点の位置を $(x_j^{(1)}(f_n), x_j^{(2)}(f_n))$ とする. 時刻 t のフレーム f_n の前後の区間 $[f_n - m : f_n + n]$ すべてのフレームについて式 (4) の拘束を考えれば

$$\begin{aligned} x_j^{(1)T}(f_n - m)(E_t - A_E m \Delta t) x_j^{(2)}(f_n - m) &= 0 \\ &\vdots \\ x_j^{(1)T}(f_n + n)(E_t + A_E n \Delta t) x_j^{(2)}(f_n + n) &= 0 \quad (15) \end{aligned}$$

とできる. ただしフレーム f_n の対応点の個数を N_{f_n} とする. 以下の行列

$$\begin{aligned} U &= \begin{bmatrix} V_M [x_1^{(1)}(f_n - m) x_1^{(2)T}(f_n - m)] \\ \cdots V_M [x_{N_{f_n - m}}^{(1)}(f_n - m) x_{N_{f_n - m}}^{(2)T}(f_n - m)] \\ \cdots V_M [x_{N_{f_n + n}}^{(1)}(f_n + n) x_{N_{f_n + n}}^{(2)T}(f_n + n)] \end{bmatrix}^T \quad (16) \end{aligned}$$

$$T = \text{diag} \left[\overbrace{-m, \dots, -m}^{N_{f_n - m}}, \dots, \overbrace{n, \dots, n}^{N_{f_n + n}} \right] \Delta t \quad (17)$$

とベクトル

$$q = V_M [E_t], \quad a = V_M [A_E], \quad b = [q^T a^T]^T \quad (18)$$

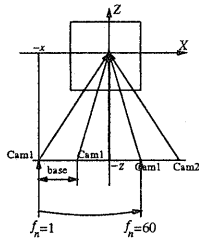


図 4: シミュレーション実験でのカメラ配置

を用いて、式 (15) は以下のように書き直すことができる。

$$[U \quad TU]b = Vb = 0 \quad (19)$$

$V^T V$ の固有値、固有ベクトルを求め、小さな固有値から順に対応する固有ベクトルを b_1, \dots, b_{18} とする。それぞれの固有ベクトルから式 (18) によって得られるベクトル q を q_1, \dots, q_{18} とする。これを式 (12) に代入し、式 (13) で $g_{f:CUK}$ を求めて、エピポーラ幾何 $E(g_{f:CUK})$ を得る。この手順でエピポーラ幾何を復元する手法を CUK-LM (CUK and Linear Motion) 手法と呼ぶ。

6 実験

初めに、シミュレーションによって 3 次元位置復元の性能を検討した。図 4 に示すように、カメラ 1 および 2 を線に沿って一定速度で 60 フレーム動かした。このとき、2 つのカメラ間の距離 (=1) を一定に保ち、それぞれのカメラの光軸が常に原点を通るように回転させた。原点付近の領域内で、一定距離 (=0.5) 離れた 2 点の組を 30 組ランダムに配置した。それぞれのカメラから 60 点を観測し、得られた画像 (512x512 ピクセル) 上の位置にガウスノイズを加えた。このときガウスノイズの標準偏差を σ [pixels] とする。各フレームから過去 30 フレーム分の対応点を使い、正規化 8 点アルゴリズム、CUK 手法および CUK-LM 手法によってエピポーラ幾何を復元し、各特徴点の 3 次元位置を復元する。

$\sigma = 2, 6$ [pixels] とし、それぞれで複数得られる 3 次元位置と真値との距離を 50 回計算し、その標準偏差を求めた。図 5 にその結果を示す。実験結果から、正規化 8 点アルゴリズムによる 3 次元位置の標準偏差より提案手法による標準偏差のほうが小さく、より正確な復元を行えることがわかる。

次に、実際の時系列画像を用いて実験を行う。2.4 節のシステムを追跡カメラに置換え、撮像および画像処理を行う。その後正規化 8 点アルゴリズム、CUK

手法および CUK-LM 手法の 3 つの手法により復元した運動パラメータと 3 次元位置をそれぞれ比較する。ただし全ての運動パラメータを比較するのは煩雑であるので、各手法による並進ベクトルの極座標値 ϕ をスムージングした値 ϕ_{kf} を比較する。このとき ϕ は XY 平面から Z 方向への仰角である。

以下では 2 つの時系列画像について実験を行った。時系列 1 ではユーザがカメラの前を左から右へ移動する。時系列 2 ではユーザが左から右へ移動して左へ戻る。いずれの場合もパンチルト制御によりカメラがユーザを追跡して常に視野内に捕らえる。

本実験では解の自由度を 1 と仮定する。

まず時系列 1 から各手法により復元した運動パラメータ ϕ_{kf} を図 6 に示す。時系列 1 では、2 つのカメラが左から右へパンしており、左カメラから見たときの右カメラの位置が変化する。このとき、 ϕ は負から正に変化するはずであるので、CUK 手法および CUK-LM 手法の ϕ_{kf} が正しく推定されていることが分かる。正規化 8 点アルゴリズムの ϕ_{kf} はほとんどのフレームで誤っている。同様に時系列 2 の ϕ_{kf} を図 7 に示す。時系列 2 では ϕ が負から正、そして負へ変化する。ここでも CUK 手法および CUK-LM 手法の ϕ_{kf} が正しく、正規化 8 点アルゴリズムではフレーム 180 以降で誤っている。

時系列 2 のうち、カメラがユーザを追跡している部分での 3 次元位置復元結果を図 8 に示す。図の左から 1 列目が原画像、2 列目が正規化 8 点アルゴリズムによる 3 次元復元結果をユーザから見て右上上の方向の視点から CG により描画したものである。同様に 3 列目が CUK 手法による結果、4 列目が CUK-LM 手法による結果である。腕の関節位置に 3 次元位置の誤差楕円を黒で示す。30 フレームおきの復元結果を上から順に示す。正規化 8 点アルゴリズムでは 3 次元復元位置の誤差が大きく、CUK、CUK-LM 手法と比較して性能が低い事がわかる。また、CUK 手法の誤差楕円は CUK-LM 手法のそれより大きい場合が多く、CUK-LM 手法の方が精度がよいと言える。

以上より、正規化 8 点アルゴリズムおよび CUK 手法より CUK-LM 手法が安定かつ正確にエピポーラ幾何および 3 次元位置を復元することが確かめられた。

7 まとめ

本論文では、人体に関する簡単な知識を用いて、失われた運動パラメータを動的に復元する手法を提案した。実際の時系列画像を用いた実験結果から、本手法がロバストかつ正確にエピポーラ幾何を復元

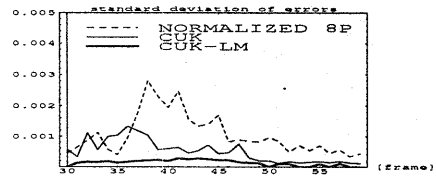
することを示した。

今回、実験の対象を人体（関節物体）とした。しかし、本手法では既知の長さを持つ物体でありさえすれば、物体がどのように変形しようとも対応点の3次元位置を復元することができる。したがって今後本手法による幅広い応用が期待できる。

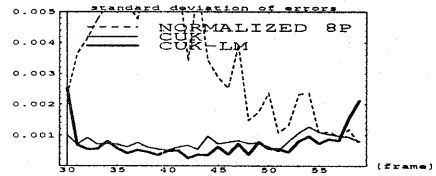
本実験では8点アルゴリズムで求められない解の自由度 f を1と仮定したが、計測条件が悪化すれば f は増加するはずである。よりロバストなシステムにするためには、適切な f を決定する基準が必要である。

参考文献

- [1] 佐藤明知, 川田聡, 大崎喜彦, 山本正信. 多視点動画画像からの人間動作の追跡と再構成. 信学論誌, Vol. J80-D-II, No. 6, pp. 1581-1589, 1997.
- [2] Quentin Delamarre and Olivier Faugeras. Finding pose of hand in video images: a stereo-based approach. In *Intl. Conf. on Automatic Face and Gesture Recognition*, pp. 585-590, 1998.
- [3] 林健太郎, 久野義徳, 白井良明. ユーザの位置の拘束のないジェスチャによるヒューマンインタフェース. 情処論誌, Vol. 40, No. 2, pp. 556-566, 1999.
- [4] Charlie Rothwell, Olivier Faugeras, and Gabriella Csurka. A comparison of projective reconstruction methods for pairs of views. *CVIU*, Vol. 68, No. 1, pp. 37-58, 1997.
- [5] H. C. Longuet-Higgins. A computer algorithm for reconstructing a scene from two projections. *Nature*, Vol. 293, pp. 133-135, Sept. 1981.
- [6] Zhengyou Zhang, Rachid Deriche, and Olivier Faugeras. A robust technique for matching two uncalibrated images through the recovery of the unknown epipolar geometry. *Artificial Intelligence*, Vol. 78, pp. 87-119, 1995.
- [7] Quan-Tuan Luong and Olivier D. Faugeras. The fundamental matrix: Theory, algorithms, and stability analysis. *IJCV*, Vol. 17, pp. 43-75, 1996.
- [8] Olivier Faugeras. *Three Dimensional Computer Vision, A Geometric Viewpoint*. The MIT Press, 1993.
- [9] C. Harris and M. Stephens. A combined corner and edge detector. In *Proc. Alvey Conf.*, pp. 189-192, 1988.
- [10] 金谷健一. 画像理解-3次元認識の数理-. 森北出版, 1990.
- [11] Richard I. Hartley. In defense of the eight-point algorithm. *IEEE PAMI*, Vol. 19, No. 6, pp. 580-593, 1997.



(a) $\sigma = 2[\text{pixels}]$



(b) $\sigma = 6[\text{pixels}]$

図 5: 3次元位置の真値からの標準偏差

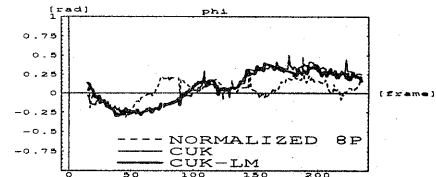


図 6: 時系列1の ϕ の推定平均

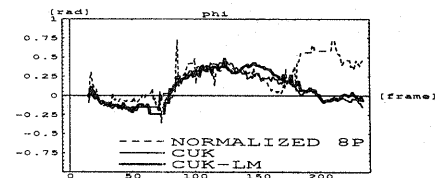


図 7: 時系列2の ϕ の推定平均

原画像	正規化 8 点アルゴリズム	CUK 手法	CUK-LM 手法
			
			
			
			
			
			
			

図 8: 時系列 2 からの 3 次元位置復元結果. カメラは左右に移動するユーザをパンチルト機構で追跡している.