

緩やかな制約知識を利用した単眼視動画像からの 関節物体の形状と姿勢の推定

島田 伸敬 白井 良明 久野 義徳 三浦 純

大阪大学工学部 電子制御機械工学専攻
565 大阪府吹田市山田丘 2-1

E-mail: shimada@mech.eng.osaka-u.ac.jp

本稿では物体モデルを用いて単眼視動画像から関節物体の形状と姿勢の双方を同時に推定する手法について論じる。関節物体の単眼視動画像からは奥行きが観測できないため、形状と姿勢の間には曖昧さが生じる。そこで、関節角度や各部の長さ、太さに関する緩やかな制約知識を利用して、この曖昧性を解決する。考えられる形状と姿勢をパラメータ空間における領域として表現し、分布切り取り法を利用した拡張カルマンフィルタを用いて、動画像からの観測と不等式で表現される制約知識を統合する。最初に大まかな形状と姿勢の範囲を与えた上でさまざまな時系列観測を入力すると、単眼視画像から物体の形状と姿勢が次第に正確に推定されていくことを、実験例を使って示す。

Shape and Pose Estimation of An Articulated Object from A Monocular Image Sequence Based on Loose Constraints

Nobutaka SHIMADA, Yoshiaki SHIRAI, Yoshinori KUNO and Jun MIURA
Dept. of Computer-Controlled Machinery, Faculty of Eng., Osaka University
2-1, Yamadaoka, Suita, Osaka 565 Japan

This paper proposes a method to precisely estimate both the shape (lengths and widths) and pose (position, scale and joint angles) of articulated objects like a human hand from a monocular image sequence. In order to resolve the depth ambiguity in monocular images, the paper proposes the modified extended Kalman filter, which truncates the probability distribution to satisfy both the observation and inequality constraints of joint angles, lengths and widths of the object parts. Experimental results show that the depth ambiguity in an initial estimate is incrementally reduced whenever the informative observations are obtained.

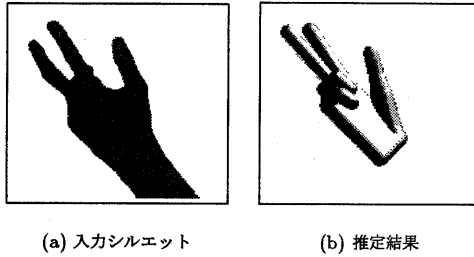


図 1: 大まかな姿勢の推定

1 はじめに

人間の動作を認識するシステムとして、装着物が不要な画像認識を用いた手法 [1][2] が提案されている。著者らは、確率による評価と複数候補を保持する探索を用いたシルエットマッチングによって、オクルージョンを含む場合に対して画像とモデル各部の対応問題を解決し、動作を推定した [3]。これは三次元形状モデルから生成したシルエットを入力画像と比較するので、モデルの形状が不正確な場合、関節角度を大まかにしか推定できない (図 1)。そこで、はじめに物体の関節構造と大雑把な形状、姿勢を与え、動画像からその姿勢を推定しつつ、形状も徐々に修正していくことで、正確な形状モデルを得ることを考える。

従来の関節物体の形状姿勢推定では、複数カメラからの画像や距離データを用いたり [2][4]、時系列にわたる多くの特徴点の対応を使っている [5]。しかし、単眼視時系列で対応点が少ない場合でも、物体各部の長さや太さ、各関節角度に関する制約知識があると、奥行きを曖昧性を解消できる可能性がある。そのような制約知識は、不等式で表される緩やかなものであることが多い。

O'Rourke ら [6] は各関節の 3 次元位置がとりうる範囲を最大値と最小値による区間で表した。しかし各パラメータ間の相関を考慮しないため、実際にはありえない各関節位置の組合せも含まれてしまう。

そこで本研究では、関節物体の可能な形状と姿勢をパラメータ空間中の領域で表現し、予測パラメータ領域のうち、観測値と制約をともに満たす領域を求めることで推定を行う。まず、パラメータ領域を確率分布の平均と共分散で表し、拡張カルマンフィルタ (EKF)[7] を用いて、予測と観測値をともに満たす領域を求める。次に奥行きを曖昧性を解消するために、不等式制約を満たす領域で平均と分散を求め直す分布切り取り法によって、制約知識を統合する。共分散によってパラメータ間の相関が考慮されるの

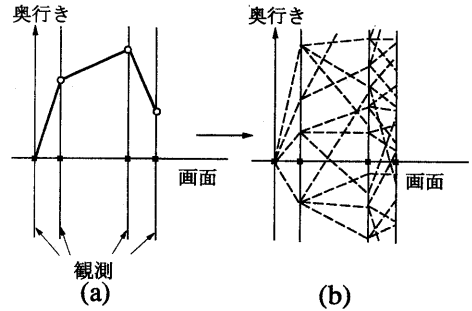


図 2: 単眼視における奥行きを曖昧性

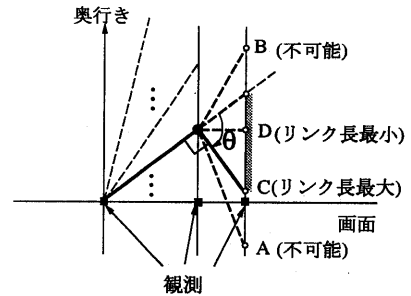


図 3: 制約知識による考えられる形状と姿勢の限定

で、区間表現よりも適切に領域を表現できる。また、観測式の非線形性のため、とりうるパラメータ領域が複数の領域に分かれる場合があるので、複数の推定候補を生成する。以上の手法により、入力が単眼視の動画像であっても、さまざまな姿勢の画像から、可能な姿勢と形状をすだいに限定する。実験例によって本手法の有効性を示す。

2 制約知識による奥行きを曖昧性の限定

関節構造が既知である関節物体を単眼視動画像で観測して、そのリンク長と関節角度を推定することを考えよう。画像からは、図 2(a) に示すように線分とその端点が正射影によって観測できるとする。このとき、単眼視画像では奥行きが観測できないため、線分の三次元的傾きや長さが一意に決定できない (図 2(b))。

しかし、人体のような物体を考えると、幾つかの関節角度は伴って変化し、各部の長さや太さなどには相関関係がある。これらの関係を考慮すれば、ある部分の観測が他の部分のパラメータを制約することによって、曖昧性を限定できる可能性がある。こ

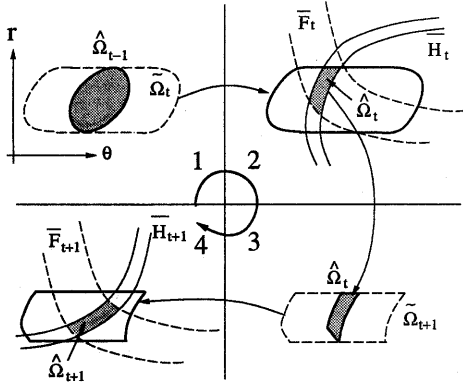


図4: パラメータ領域の逐次的な更新

ここでは関節物体についての制約知識として以下の3つを考える。

1. 各パラメータの最大値と最小値
2. 単位時間に許される各パラメータの変化量 (各部の長さは不変)
3. 各時刻における各パラメータ間の関係

これらの制約から、例えば以下のような場合に形状と姿勢の範囲が限定される。

- (a) リンク長が不変なので、観測された線分長からリンク長の下限值が定まる。
- (b) 単位時間あたりの関節角変化の上限と観測値の変化から、リンク長の下限值が定まる。
- (c) リンク長の上限值と観測値の変化から、その時点の関節角の範囲が定まる。
- (d) 関節角の範囲や各関節角どうしの相関から、リンク長の上限值が定まる。

例として、図3の関節物体について考える。関節角度 θ が $0 \leq \theta \leq \pi/2$ に制約されている場合、図中のAやBは制約を満たさないので不可能であり、リンク長は最大でもCの場合の長さにしかならないことがわかる。またリンク長の最小値はDの場合に相当することがわかる。この例から、奥行き曖昧さを不等式制約によって減少できることがわかる。また他の関節角との制約が与えられると、さらに曖昧さを減少できることがある。

3 形状、姿勢、制約知識の領域表現

本節では、ある時点での形状や姿勢の曖昧性を、パラメータ空間における領域として考え、時系列観

測を用いて可能なパラメータ領域を限定するしくみを説明する。以下では関節物体の形状や姿勢、位置のパラメータを x 、観測値を y で表す。まず時刻 $t-1$ での推定パラメータ領域 $\hat{\Omega}_{t-1}$ から t における予測領域 $\tilde{\Omega}_t$ を求める。関節のダイナミクス $s(\cdot)$ と予測誤差の範囲 D_s を考慮すると $\tilde{\Omega}_t$ は

$$\tilde{\Omega}_t = \{x_t \mid x_t - s(x_{t-1}) \in D_s, x_{t-1} \in \hat{\Omega}_{t-1}\} \quad (1)$$

と表現される (図4の1)。次に時刻 t での観測を満たすパラメータ領域 \bar{H}_t を考える。投影関数を $h(\cdot)$ とし、 y_t の観差範囲を D_h とすると、 \bar{H}_t は

$$\bar{H}_t = \{x_t \mid y_t - h(x_t) \in D_h\} \quad (2)$$

で表される帯状の領域となる (図4の2)。同様に形状と姿勢に関する制約を満たす領域 \bar{F}_t を考える。制約知識として次のような K 個の不等式が与えられるとする。

$$|f_k(x_t)| \leq \Delta f_{k,t} \quad (k=1 \dots K). \quad (3)$$

上式を満たす領域 \bar{F}_t は \bar{H}_t と同じく帯状の領域となる。よって、時刻 t での可能性のあるパラメータ領域は

$$\hat{\Omega}_t = \tilde{\Omega}_t \cap \bar{H}_t \cap \bar{F}_t \quad (4)$$

として逐次的に得られる。

4 EKF と分布切り取り法による観測と制約の統合

本研究では式(4)を計算するために、 Ω_t や D_s, D_h を確率分布で表現する。以下では、拡張カルマンフィルタ (EKF) を用いた観測 \bar{H}_t の統合と、分布切り取り法を用いた制約 \bar{F}_t の統合について述べる。

4.1 関節物体の状態、観測、制約のモデル

ここでは例として、図5のような2本の指を持つ手状の関節物体をモデリングする。指の数が増えても同様にできる。各関節は独立に回転し、全体が3次元平行移動と剛体回転とする。投影は weak perspective を考える。ここで、関節物体の状態パラメータ x を、各リンクの長さ r_i 、関節角度 θ_i 、関節角速度 $\dot{\theta}_i$ (i は関節の指標)、掌の幅 r_w 、高さ r_h 、厚み r_d 、並行移動成分 $t=(w_x, w_y)^T$ 、掌の向きと weak perspective におけるスケール率を表す四元数 [8] q を用いて

$$x = (t^T, q^T, \theta_{10}, \dots, \theta_{23}, \dot{\theta}_{10}, \dots, \dot{q}^T, \theta_{23}, r_{11}, \dots, r_{23}, r_w, r_h, r_d)^T \quad (5)$$

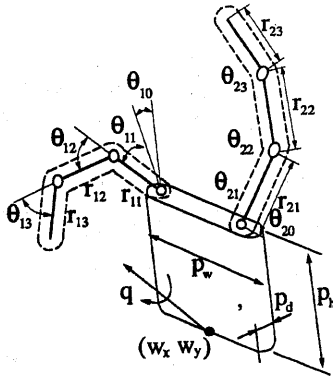


図 5: 関節物体

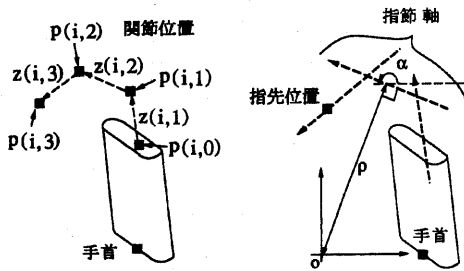


図 6: 観測できる特徴

と定義する。ただし形状は時間不変とする。まず、状態の遷移方程式と観測方程式をそれぞれ、

$$\mathbf{x}_{t+1} = \mathbf{A}\mathbf{x}_t + \mathbf{u}_t \quad (6)$$

$$\mathbf{y}_t = \mathbf{h}(\mathbf{x}_t) + \mathbf{w}_t \quad (7)$$

と表現する。\$\mathbf{u}_t\$ は予測誤差、\$\mathbf{w}_t\$ は観測誤差であり、それぞれ平均 0、分散 \$U\$、\$W\$ の確率分布に従う白色雑音と仮定する。\$U\$ の \$\theta\$ 成分は \$\theta\$ の加速度範囲から決定するが、\$r\$ 成分は \$r\$ が時間不変なので 0 とする。等速度予測を用いれば、

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_m & \mathbf{I}_m & \mathbf{O} \\ \mathbf{O} & \mathbf{I}_m & \mathbf{O} \\ \mathbf{O} & \mathbf{O} & \mathbf{I}_n \end{bmatrix} \quad (8)$$

とできる。ここで \$\mathbf{I}_m\$ は \$m \times m\$ の単位行列である。また \$m\$ は時間変化するパラメータ \$(t, q, \theta_i)\$ の個数、\$n\$ は時間不変なパラメータ \$(r_i)\$ の個数である。

次に、観測方程式 (7) を以下のようにモデリングする。ここでは図 6 のように、手首位置 \$t\$ と指の関節位置、指の中心軸と掌の輪郭を直線近似したものが観測できるとする。指 \$i\$ の第 \$j\$ 関節 (\$j=3\$ のときは指先位置) の投影位置 \$p(i, j)\$ は

$$p(i, j) = (p_x(i, j), p_y(i, j))$$

$$= \mathbf{LR}(\mathbf{q})\mathbf{R}(\theta_{i0}) \cdot [\mathbf{d}_{ij} + \mathbf{p}_{i0}(r_w)] + t \quad (9)$$

$$\mathbf{d}_{ij} = \sum_{k=1}^j r_{ik} \left(\cos\left(\sum_{l=1}^k \theta_{il}\right), \sin\left(\sum_{l=1}^k \theta_{il}\right), 0 \right)^T \quad (10)$$

とできる。\$\mathbf{L}\$ と \$\mathbf{R}\$ は平行投影と三次元の回転行列であり、\$\mathbf{p}_{i0}\$ は掌に対する指の付け根の相対位置である。

ここで、\$i\$ 指の \$j\$ 節に対応する中心軸直線が、画像の \$X\$ 軸からの角度 \$\alpha_{ij}\$ と原点までの距離 \$\rho_{ij}\$ として観測されるとすると、式 (9) を用いて

$$\alpha_{ij} = f_\alpha(p(i, j) - p(i, j-1)) \quad (11)$$

$$\rho_{ij} = f_\rho(p(i, j), p(i, j-1)) \quad (12)$$

と表現できる (詳細略)。掌輪郭の観測も同様である。したがって、観測方程式 \$\mathbf{h}\$ は

$$\mathbf{h}(\mathbf{x}_t) = (p(1, 1), \dots, \alpha_{11}, \dots, \rho_{11}, \dots)^T \quad (13)$$

となる。オクルージョンにより観測できない成分があるときはそれを \$\mathbf{h}\$ から除く。

最後に物体の制約知識を次のように線形不等式で表現する。

$$\theta_{\min, i} \leq \theta_i \leq \theta_{\max, i} \quad (14)$$

$$|\theta_i - \theta_j| \leq \Delta\theta_{ij} \quad (15)$$

$$r_{\min, i} \leq r_i \leq r_{\max, i} \quad (16)$$

$$|r_i - r_j| \leq \Delta r_{ij} \quad (17)$$

式 (14)~(17) は一次式だから

$$\varphi_k^T \mathbf{x} \leq b_k \quad (k=1 \dots K) \quad (18)$$

と一般化できる。

4.2 分布切り取り法による EKF 解の修正

観測方程式 \$\mathbf{h}\$ は非線形なので、観測 \$\mathbf{y}_t\$ が得られたときの状態推定 \$\hat{\mathbf{x}}_t\$ と推定分散 \$\mathbf{P}_t\$ は、EKF により

$$\hat{\mathbf{x}}_t = \hat{\mathbf{x}}_t + \mathbf{K}_t \{\mathbf{y}_t - \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}_t)\} \quad (19)$$

$$\mathbf{P}_t = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_t \left. \frac{\partial \mathbf{h}}{\partial \mathbf{x}_t} \right|_{\hat{\mathbf{x}}_t}) (\mathbf{A}\mathbf{P}_{t-1}\mathbf{A}^T + \mathbf{U}) \quad (20)$$

と更新される。上式で、\$\mathbf{K}_t\$ はカルマンゲインであり、\$\hat{\mathbf{x}}_t = \mathbf{A}\hat{\mathbf{x}}_{t-1}\$ とおいた。偏微分の値は式 (9)、(11)、(12) から計算できる。

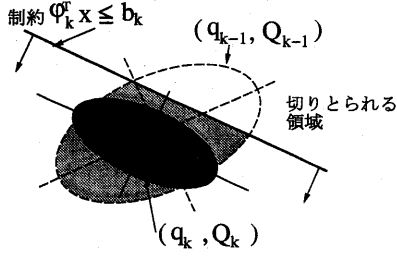


図 7: 分布切り取り法

本研究では奥行き曖昧性を減らすために、以下のようにして EKF の推定結果と物体の制約を統合する。

まず、制約を使わずに通常の EKF で平均 q_0 と分散 Q_0 を得、パラメータの分布を正規分布 $N(q_0, Q_0)$ で近似する。次にこの分布のもとで、 K 個の式 (18) を同時に満たす部分の平均と分散を求める (図 7)。計算量を少なくするため、式 (18) で表される超平面で一つずつ順番に分布を切り取る計算によって以下のように近似する。

平均 q_{k-1} 、分散 Q_{k-1} の正規分布を、 k 番目の制約 $\varphi_k^T x \le b_k$ で切り取ることを考えよう。線形変換

$$x' = RW^{-\frac{1}{2}} T^T (x - q_{k-1}) \quad (21)$$

を施すと、座標軸に平行な平面と平均 0、分散が単位行列、制約不等式 $x'_1 \le c_k$ の場合に帰着できる。ただし R, T は直交行列、 W は対角行列であり、

$$TWT^T = Q_{k-1} \quad (22)$$

$$RW^{\frac{1}{2}} T^T \varphi_k = (1, 0, \dots, 0)^T \quad (23)$$

$$c_k = \frac{b_k - \varphi_k^T q_{k-1}}{(\varphi_k^T Q_{k-1} \varphi_k)^{\frac{1}{2}}} \quad (24)$$

を満たす。 c_k は、 q_{k-1} から式 (18) で表される超平面までの距離を共分散 Q_{k-1} によって正規化したものである。このとき、切り取ったあとの x' の分布の平均 μ_k と分散 S_k は次のように計算される。

$$\mu_k = (\nu_k, 0, \dots, 0)^T \quad (25)$$

$$S_k = \text{diag}\{1 + c_k \nu_k - \nu_k^2, 1, \dots, 1\} \quad (26)$$

$$\nu_k = -\sqrt{\frac{2}{\pi}} \exp\left(-\frac{c_k^2}{2}\right) / \left(1 + \text{erf}\left(\frac{c_k}{\sqrt{2}}\right)\right) \quad (27)$$

ここで、 $\text{erf}(\cdot)$ は誤差関数であり、 $\text{diag}\{a, b, \dots\}$ は対角成分が a, b, \dots である対角行列である。これを式 (21) を用いて、もとの x の座標に逆変換すれば

$$q_k = TW^{\frac{1}{2}} R^T \mu_k + q_{k-1} \quad (28)$$

$$Q_k = TW^{\frac{1}{2}} R^T S_k RW^{\frac{1}{2}} T^T \quad (29)$$

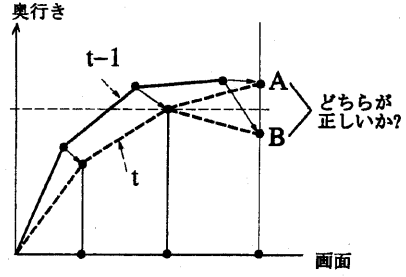


図 8: 奥行き曖昧さによる推定の多義性

と k 回目の切り取り後の平均と分散が求まる。これをすべての k について再帰的に実行すれば、分布切り取り後の平均 $\hat{x}_t = q_K$ と分散 $P_t = Q_K$ が得られる。ただし、 c_k が一定値より大きい制約は分布を切り取る効果が少ないので、分布切り取りの対象から外して計算量を減らす。

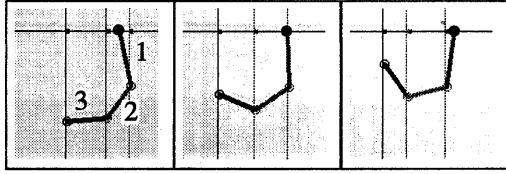
5 複数候補の生成による多義性の扱い

制約知識を利用してもなお、形状と姿勢の推定に多義性が生じることがある。図 8 のような場合、A, B の両方に解の可能性がある。しかし、通常の EKF ではどちらかの推定しか出力できない。そこで本研究では、EKF による推定の際に複数の候補の存在を考慮する。ある剛体部分 i の観測 h_i と、 i のすぐ根元の関節パラメータ θ_i に関して

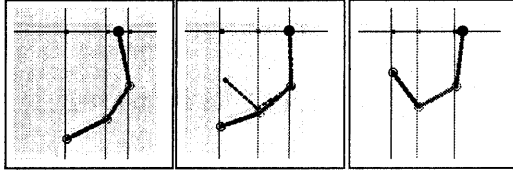
$$\frac{\partial h_i}{\partial \theta_i} \Big|_{\hat{x}_i} \simeq 0 \quad (30)$$

が成り立つときは、 θ_i が変化しても h_i はほとんど変化しないので、図 8 の A, B の 2 点で観測の線形化を行う。式 (30) が成立する場合には、

1. EKF の予測 \tilde{x}_t を得る。
2. 投影が画面に関して \tilde{x}_t と対称になる姿勢 \tilde{x}_t^{sym} を、 θ_i だけを変化させることで生成する。
3. $\tilde{x}_t, \tilde{x}_t^{sym}$ の位置で観測をそれぞれ線形化する。
4. 3 で線形化されたそれぞれの観測式を用いて、予測分布と観測を EKF により統合し、二つの解を得る。
5. 4 で得られた解について c_k を計算し、 c_k が小さい値より小さくなる制約式がある (制約からはみ出しが大きい) 場合は、間違いとみなし棄却する。



(a) t=16/ 真値 (b) t=18/ 真値 (c) t=20/ 真値



(d) t=16/ 推定 (e) t=18/ 推定 (f) t=20/ 推定

図 9: 複数の推定候補による多義性の解決

表 1: 実験で用いた制約知識

姿勢に関する制約	形状に関する制約
$ \theta_{i2} - \theta_{i3} \leq 10,$	$0 \leq r_{i1} - r_{i2} \leq 30,$
$-20 \leq \theta_{10} \leq 0,$	$ r_{i2} - r_{i3} \leq 10,$
$0 \leq \theta_{20} \leq 20,$	$55 \leq r_{i1} \leq 70,$
$0 \leq \theta_{ij} \leq 90,$	$30 \leq r_{i2} \leq 50,$
$ \theta_{11} - \theta_{21} \leq 35$	$25 \leq r_{i3} \leq 50,$
	$ r_{0j} - r_{1j} \leq 5$

$$i = \{1, 2\}, j = \{1, 2, 3\}$$

$$\theta \text{ の単位 deg, } r \text{ の単位 pixel}$$

6. 5 で得られた推定に対し、制約による分布切り取りを行う。

図 9 に複数の推定候補を用いて推定の多義性が解決される例を示す。第 18 フレーム (図 9(e)) を見ると、第 3 リンクの奥行きが多義性のために 2 つの推定が生成されている。第 20 フレーム (図 9(f)) において、一方の推定は 2 つの関節はほぼ同じ角度で曲がるという制約によって棄却され、制約を満たす推定候補が得られた。

6 実験結果

本手法を合成画像列と実画像列に対して適用した結果を示す。図 10(a)-(f) は、二本の指をもつ手状物体の合成画像列である。動きとして、画面内位置を変化させながら各関節を回転させた。また指の中心軸、指先位置と掌の輪郭線が weak perspective で観測できるとし、投影時のスケールを時間と共に変化させた。各観測値にガウスノイズを加えたものを観測値として計算し、表 1, 2 に示す制約知識と初期推

表 2: 実験での初期推定

パラメータ	初期値	初期分散
手首位置	真値 ± 5pixel	50pixel ²
各部長さ	真値 ± 10pixel	800pixel ²
関節角	真値 ± 15deg	1600deg ²
スケール	1.0	0.0

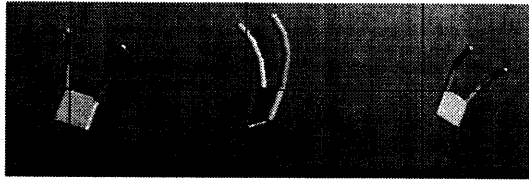
定を使って形状と姿勢を推定した。図 10(g)-(l) が推定結果画像である。また図 12-15 は推定パラメータの時間変化であり、真値を実線で、推定値を白丸で、推定の標準偏差の 2 倍を縦線でそれぞれ表した。これらの図から、物体の姿勢が正しく推定できたことがわかる。また図 11(a) は初期推定形状、(b) が 55 フレームにおける推定形状をそれぞれ示した図である。(c) は (b) との比較のため、真値の指の長さと言の幅を変えて推定した結果である。図 15, 16 に (b)(c) における指長さ推定の時間変化を示す。(b)(c) とも同一の初期推定と制約知識を用いながら、さまざまな観測値を得ることで、形状を正しく推定できた。

最後に実画像列に対する実験例を図 17 に示す。この例では各部の関節角と指の長さについてのみ推定を行い、投影は正射影を仮定し、スケール率は固定とした。(a)-(c) は入力シルエットとそれから抽出された指状の突起特徴である。はじめに大まかな形状モデルをあたえ、突起特徴を利用したシルエットマッチング [3] により大まかな姿勢推定 (d)-(f) を得る。それを元に各指節の対応する中心軸 (g)-(i) を突起特徴から切り出し、本研究で述べた手法により得た形状と姿勢の推定結果が (j)-(l) である。図 18 に、最初に与えた大まかな形状モデルと本手法によって修正された形状モデルの比較を示す。

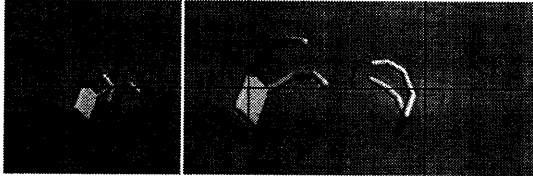
7 まとめ

本研究では単眼視動画画像から関節物体の形状と姿勢を同時に推定する手法について述べた。単眼視による奥行き曖昧性を扱うために、形状と姿勢をパラメータ空間における確率分布として表現した。動画画像からの観測と不等式で表現した緩やかな制約知識を、分布切り取り法を用いて統合して、奥行き曖昧性を解決できることを示した。

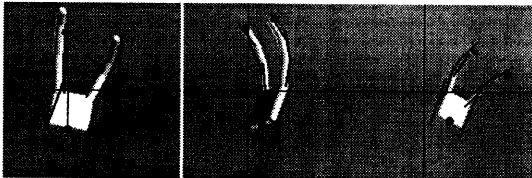
本手法の問題点として、類似する観測データが非常に長い時間入力された場合には、新たな情報が得られていないにも関わらず、非線形な観測式を線形化する際の誤差のために、推定分散が不正に小さくなる可能性がある。そこで、パラメータの範囲を確率分布ではなく、境界で表現するセットメンバーシッ



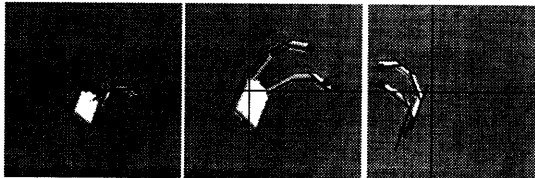
(a) $t=1$ /真値 (b) $t=8$ /真値 (c) $t=16$ /真値



(d) $t=32$ /真値 (e) $t=40$ /真値 (f) $t=55$ /真値



(g) $t=1$ /推定 (h) $t=8$ /推定 (i) $t=16$ /推定



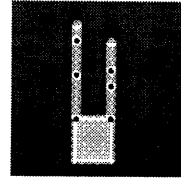
(j) $t=32$ /推定 (k) $t=40$ /推定 (l) $t=55$ /推定

図 10: 合成画像からの形状と姿勢の推定結果

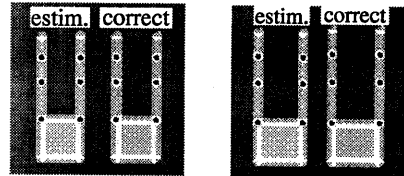
ブ法 [9] を用いた解決を現在検討している。また、長さや太さだけでなく、表面形状の推定可能性について検討したい。

参考文献

- [1] 岩井儀雄, 八木康史, 谷内田正彦. “単眼視画像からの手の3次元運動と位置の推定”. 電子情報通信学会論文誌 vol.J80-D-II No.1, pp. 44-55, 1997.
- [2] J. M. Rehg and T. Kanade. “Visual Tracking of High DOF Articulated Structures: an Application to Human Hand Tracking”. *ECCV'94*, pp. 35-46, 1994.
- [3] 島田伸敬, 白井良明, 久野義徳. “確率に基づく探索と照合を用いた画像からの手指の三次元姿勢推定”. 電子情報通信学会論文誌 vol.J79-D-II No.7, pp. 1210-1217, 1996.



(a) 初期形状



(b) 推定結果 1($r_13=35$) (c) 推定結果 2($r_13=40$)

図 11: 異なる形状に対する推定結果の比較

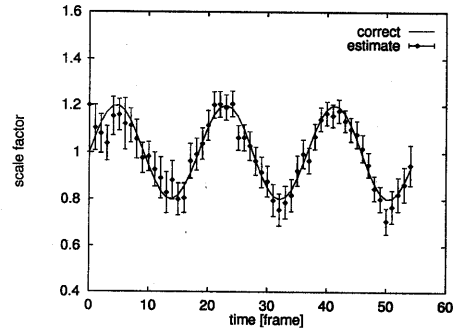


図 12: スケールの推定と分散

- [4] Y. Hel-Or and M. Werman. “Recognition and Localization of Articulated Objects”. In *Proc. of Workshop on Motion of Non-Rigid and Articulated Objects '94*, pp. 116-123. IEEE, 1994.
- [5] J. Costeira and T. Kanade. “A Multi-body Factorization Method for Motion Analysis”. In *Carnegie Mellon Univ. Tech. Report*, pp. CMU-CS-TR-94-220, 1994.
- [6] J. O'Rourke and N. I. Badler. “Model-Based Image Analysis of Human Motion Using Constraint Propagation”. *IEEE Trans. of Pattern Anal. and Machine Intell.*, PAMI-2, No.6, pp. 522-536, 1980.
- [7] 片山徹. 応用カルマンフィルタ. 朝倉書店, 1983.
- [8] J. Craig 著, 三浦宏文, 下山勲訳. ロボティクス - 機構・力学・制御 -. 共立出版, 1991.
- [9] E. Fogel and Y. F. Huang. “On the Value of Information in System Identification - Bounded Noise Case”. *Automatica*, vol.18, No.2, pp. 229-238, 1982.

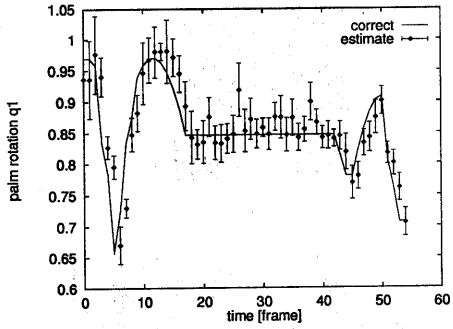


図 13: 手首回転パラメータ q_1 の推定と分散

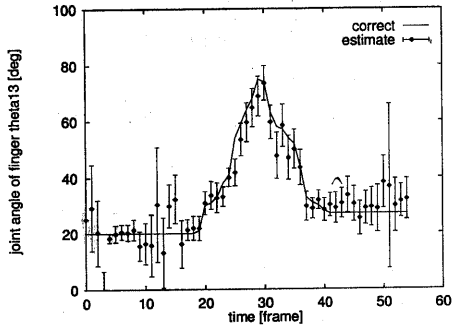


図 14: 関節角 θ_{13} の推定と分散

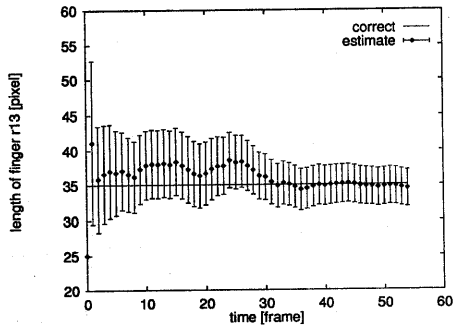


図 15: 指長さ r_{13} の推定と分散 ($r_{13}=35$ の場合)

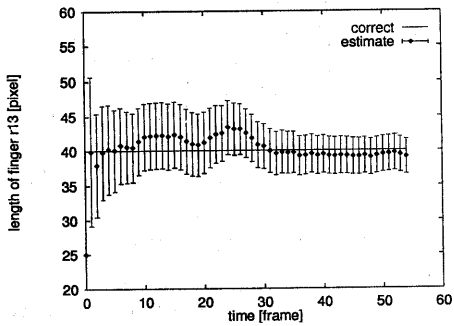


図 16: 指長さ r_{13} の推定と分散 ($r_{13}=40$ の場合)

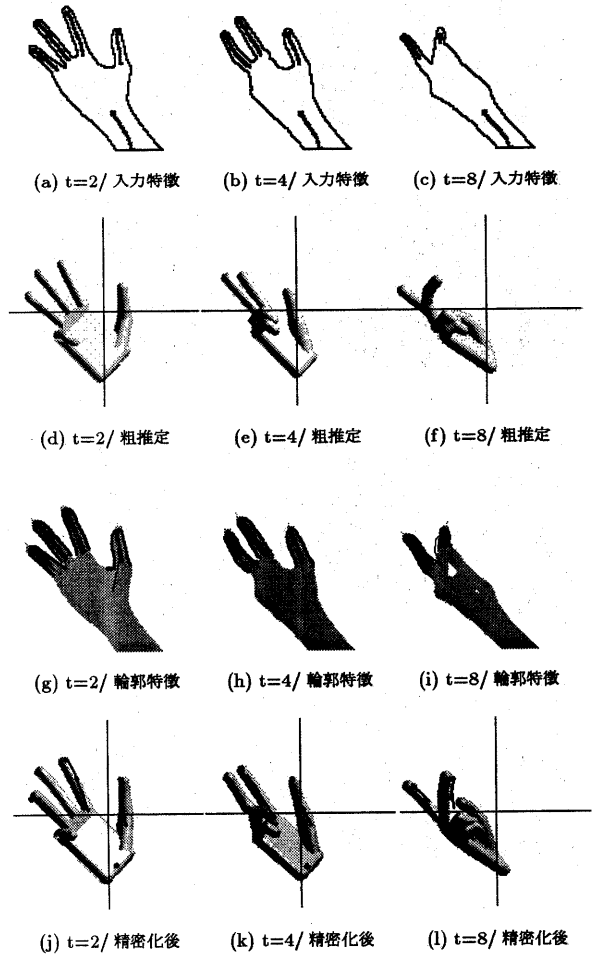
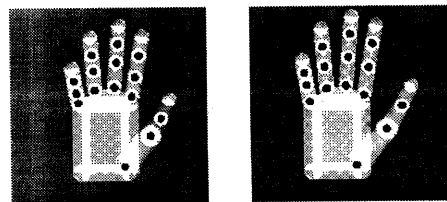


図 17: 実画像からの推定例



(a) 初期形状 (b) 形状推定結果

図 18: 実画像からの形状推定結果