

# モデルベース手法による身体動作計測

岩井 儀雄  
大阪大学大学院基礎工学研究科

身体動作の計測は非剛体な運動成分を無視すれば、関節物体の姿勢推定問題として扱うことが可能である。本論文では、関節物体で人体をモデル化した手法による身体姿勢推定問題を学習による推定、最適化による推定の枠組で従来研究を踏まえながら報告する。

## A Survey of Human Motion Measurement by Using Model Based Method

Yoshio Iwai  
Graduate School of Engineering Science, Osaka University

Human motion measurement can be treated as estimation problems of articulated objects. Much work of human motion measurement has been performed by using articulated object model for representing a human body structure. In this paper we report and summarize two major estimation methods of human posture: estimation by learning, and estimation by minimization.

### 1 はじめに

人物の動作計測はいろいろな分野で活発に研究されている。入力センサに着目すると、動作計測は接触型センサによるものと非接触型センサとに大別できる。装着型センサには、ゴニオメータ [1]、手形状センサ [2]、磁気センサ [3]、光学センサ [4] などが挙げられる [5]。これらの接触型のセンサは装着に時間を要したり、身体に拘束を与えるため人間本来の動作を制限したりするなどの欠点がある。

一方、非接触型センサには動画像処理を用いて、身体の姿勢を推定するものが多い。非接触型装置の利点はユーザに身体的拘束を一切与えないことにある。また、接触していないのでユーザに気づかれずに計測することも可能である。非接触計測には、通常のカメラではなくレンジセンサ [6] や赤外線センサ [7] で人物の動きを推定することもある。それゆえ、画素のデータは、通常のカメラによる可視光領域のエネルギー値ではなく、センサと対象までの距離であったり（レンジセンサ）、赤外領域のエネルギー値であったりする（赤外線センサ）が、2次元データからの計測処理という点ではそれほど差異がないので、通常のカメラによる方法について主に概説する。本論文では、モデルベース手法に基づいた動画像処理による身体動作計測に焦点を当てて、我々のグループで行った研究 [8, 9] を中心に他の研究との関連を交えながら述べていく。

なお、画像処理による人物計測ではすでいくつかのサーベイが存在する。Gavrila は画像処理による人物動作のサーベイを行っている [10]。また、Pavlovic らは手のジェスチャー認識についてサーベイを行っている [11]。Aggarwal らは人物動作、特に関節物体と柔軟物体の運動復元に関するサーベイを行っている [12, 13]。

### 2 動画像処理による人物動作計測

人物を撮像しその動きを計測する研究は、コンピュータビジョンの分野では関節物体の運動として、1980年代以降にその研究成果が多く報告されている [14, 15, 16, 17]。その中でも代表的なものとして、関節物体の運動学的モデルから解の存在範囲を示したものの [18]、イメージフローから関節物体の構造復元をめざしたものの [19]、特徴点追跡により関節物体の運動復元を行ったもの [20, 21]、シルエットから関節物体の姿勢復元を目指したもの [22] など、接触型のセンサ同様に様々アプローチで研究が行われている。

さらに、1990年代ごろより、ヒューマンインターフェースとの関連から、関節物体の対象を人間に特定し、その動きを認識する研究が活発に行われるようになってきている。それらの研究のアプローチは以下の二つに大別できる。

- 物体中心 (Object-centered)  
人体に関する詳細なモデル化を行う [23, 24, 25]。この手法の長所は正確なモデル化により、部分的

にデータが欠損しても認識を行えることにある。ただし、欠点はその計算量と、複雑な系のモデル化をどのように行うかが明らかでない点である。

- 観測者中心 (View-centered)  
複雑なモデル化を避けて、センサ入力をモデルとして利用するアプローチである [26, 27]。この手法の長所はセンサ入力のみでの計算量でよく、処理時間が節約できリアルタイムアプリケーションに向くということである。ただし、計算量の代わりに記憶量が増大してしまう。

動画処理の通常の処理サイクルは図1のような空間的な視点に基づいた General Interpretation Cycle [28, 29] が提案されている。

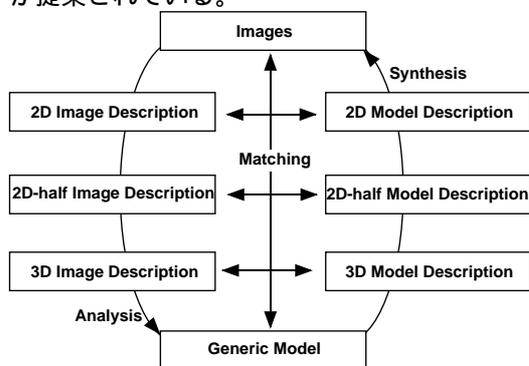


図 1: Generic Interpretation Cycle

時空間的視点にたてば図2のようなサイクルが考えられる。画像からモデルへ流れる処理は analysis であり、モデルから画像へ流れる処理は synthesis である。どこかのレベルで画像とモデルとを照合する必要がある。

以降、評価関数による姿勢推定法、学習による姿勢推定法について概説するが、analysis に必要な画像特徴量とその表現、synthesis に必要な人物モデル、照合処理について簡単に述べる。ここでの照合処理はモデル - 特徴量照合であり、特徴量 - 特徴量照合であるトラッキングについては概説しない。しかしながら、特徴量発生背後にモデルを仮定すれば、トラッキングにも応用することができる。

### 2.1 画像特徴量

センサから入力から照合処理のための画像特徴量を取り出す必要がある。動画の場合には毎秒大量のデータが発生するので何らかの圧縮表現 (特徴量) が用いられる。よく利用される画像特徴量を以下に示す。

- 生データ (raw vector representation)  
画像の生データを直接ベクトル表現して用いられる [30]。

- エッジ、微分画像  
画像を微分することで変化量だけ取り出すこともよく行われる [31]。Rohr らは人物の輪郭エッジを取り出して、円筒モデルとのマッチングにより歩行動作の計測を行った [29]。

- リボン、輪郭  
対象と背景との区別が明らかであれば、輪郭情報として取り出すことができる [32, 33]。倉掛らはエッジ画像からリボンを抽出し、そのリボンの追跡により人物像の追跡を行った [34]。

- 特徴点  
モデル化が容易なので特徴点も良く利用される [35, 36]。特徴点の検出、追跡、対象モデルとの対応の問題を引き起こす。一つの解決法は色マーキングにより、検出、対応問題を解決する方法である。中嶋らは指先にマーカを付けて指の動きを検出した [37]。

- 領域  
色やテクスチャなど容易にセグメンテーションが可能な場合、領域 (blob) が用いられる。Wren らは小塊 (Blob) のモデルパラメータに  $(Y, U, V)$  を用い、最尤基準にしたがって分類することで、人物の追跡を行った [38]。

- オプティカルフロー  
画像の時空間勾配を利用して微小時間の運動を推定するのに用いられる。山本らはロボットモデルの微小運動パラメータを推定するのに時空間勾配を利用した [39, 40, 41]。

## 2.2 人物のモデル

画像特徴量との照合には認識する対象がセンサにどのように反映されるかを表現するモデルが必要である。明示的-暗示的、統計的-解析的、3次元-2次元、パラメトリック-ノンパラメトリック、観測者中心-物体中心などモデル化にはさまざまな観点で分類が可能である。本稿では紙面の都合上物体中心のモデル化によく利用されるモデルだけを説明する。

- 形状モデル
  - 骨格モデル 人体は骨格から成っていることを根拠に棒状の stick で人体をモデル化する。追跡には関節のジョイント部を選ぶ場合が多い。さらに、stick figure を利用すると、接続関係から対象の存在範囲を限定することができる [42]。Guo らはスティックモデルを用いて人物の歩行動作の推定を行った [43, 44]。

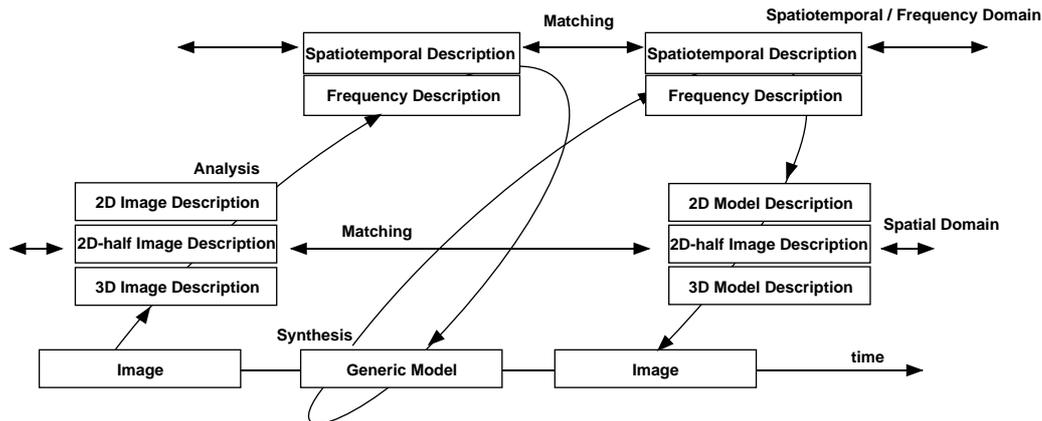


図 2: Interpretation cycle for image sequence

他にも人物の歩行運動をスティックモデルで推定したものがある [20, 45]。

- ボリュームモデル 人体形状をより正確にモデル化するために、体積を持ったボリュームモデルを利用する。1980年代では計算機の能力がそれほど高くないため、形状パラメータを減らすことができる円筒モデルが使われた [46]。現在では、超 2 次曲面 (superquadrics) [47] を利用したもの [48] や多面体を利用したものがある [49]。

● 運動モデル

- 運動学に基づくモデル 形状モデルの動作範囲や接続関係を規定し、照合の際に利用したり、モデルパラメータを削減する目的に利用される。
- 動力学に基づくモデル 対象物体の質量、トルク、力を利用するものである。Kakadiarisらは、腕の力学モデルを作成し、EKF を利用して姿勢推定を行った [50]。

2.3 画像特徴量とモデルとの照合および評価

画像を解析して得られた画像特徴量と、モデルから合成された特徴量とはどこかのレベルで照合をする必要がある。1 度だけの照合だけでは失敗する可能性が高いので時間の許す限り多く照合を行い、照合の評価の最も良いものを選択する。姿勢推定においてはさまざまな手法が提案されているが、代表的なものだけでも部分空間法 [51, 52]、最近傍法 [53, 54]、領域マッチング [55, 56, 57]、連想記憶 [58, 59] などが用いられる。以降では、評価関数による身体の姿勢推定について具体的に述べる。

3 エッジ画像を利用した推定

ここでは、我々が行った研究 [60, 61] について紹介する。図 3 に示すように、各個人の手は形状モデルを用いて、以下の変数で表現される。

- $P_{O_i}(t)$  時刻  $t$  の指  $i$  の特徴点の物体系での位置
- $T(t), R(t)$  時刻  $t$  の手のひらの位置、姿勢
- $\phi_{j_i}(t)$  各指の関節の角度
- $r_{F_i}, O_{F_i}$  各指の指先、付け根の位置
- $l_{j_i}$  各指の関節間の長さ

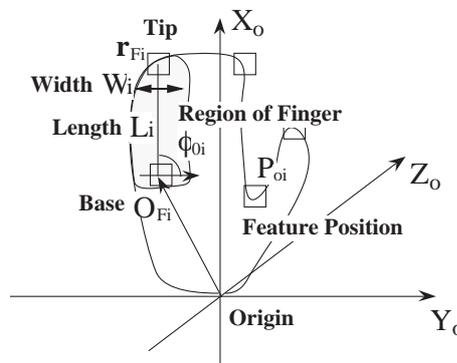


図 3: モデルのパラメータ

以降では、各指についての添字  $i$  を省略し一本の指についてだけ考慮するが、関係式は他の指でも同様に成り立つ。

3.1 指の姿勢復元

指の運動は自由度が高く解析的に求めても精度が期待できない。そこで、本手法ではエネルギー最小化の方法により形状モデルとのマッチングを行い姿勢を推定する。エネルギー評価関数  $E_{total}$  では特徴点の位置拘束、輪郭線拘束、相対位置拘束の 3 つの拘束条件をもうける。そして、次式の  $E_{total}$  を最小化することにより関節角度  $\phi_0, \phi_1, \phi_2, \phi_3$  を求める。

$$E_{total} = E_F + E_B + E_C \quad (1)$$

特徴点位置拘束 各特徴点  $r_i$  に関して、それに対応するモデル系位置を  $m_i$  とする。モデル系から画像系への写像を  $P$  とすると、特徴点の位置拘束は以下の式で表される。ここで、 $K_F$  は重み行列である。この式はモデル系の位置の画像面上での投影点と実際の特徴点一致した時に最小となる。

$$E_F = \frac{1}{2n} \sum_i^n (r_i - Pm_i)^T K_F (r_i - Pm_i) \quad (2)$$

輪郭線拘束 輪郭線拘束とは実際の画像から得られた輪郭線とモデルから生成された輪郭線がどの程度対応しているかを示す。形状モデルから得られる画像上における輪郭線を  $C$ 、輪郭線上の位置  $c$  の法線ベクトルを  $n$  とし、輪郭線の長さを  $L = \int_C dc$  とする。輪郭線拘束は以下の式で表される。この式はモデルから生成された輪郭線上に実際にエッジがあった場合に、最小となる。

$$E_C = -\frac{1}{L} \int_C \left| \frac{\partial}{\partial n} G \star I \right|^2 dc \quad (3)$$

ここで、 $G$  は Gaussian 関数、 $\star$  は畳み込み演算を表す。

指相対位置拘束 指の相対位置拘束はそれぞれの指の付け根が自由に運動できないように拘束する。指の付け根位置を  $r_i$  とすると、以下の式で表される。なお、初期位置  $r_i^0$  は初期画像解析から得られる。

$$E_B = \frac{1}{2} \sum_{i \neq j} \{ (r_i - r_j) - (r_i^0 - r_j^0) \}^T K_B \{ (r_i - r_j) - (r_i^0 - r_j^0) \} \quad (4)$$

探索には山登り法を用い、現在のパラメータの近傍のエネルギーを評価して最急降下方向を決定する。指定された回数だけ探索するか、エネルギー関数の変動が閾値より小さくなった場合、探索を終了する。

### 3.2 探索の高速化

評価関数による方法は探索に本質的な繰り返し処理が含まれているので処理に時間がかかる。いくつかの高速化手法がある。

- 漸化式の利用 時間方向の知識を利用して EKF などを用いて最尤推定を行う。島田らは EKF を利用して指の運動復元を行っている [62]。
- 事前知識による探索範囲の限定 島田らは運動を線形予測により次フレームの位置を予測し、さらにシルエットの変化量から探索範囲を限定している [63]。

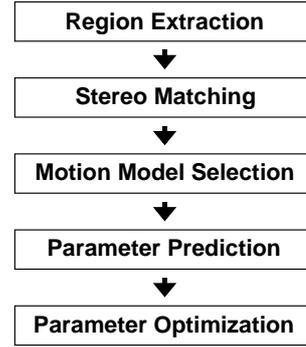


図 4: 姿勢推定アルゴリズム

## 4 動きモデルを利用した推定

マッチングの高速化、効率化をはかるため画像特徴とモデルの特定の部分の対応づけをヒューリスティックな知識を用いて行う。ここでは、事前知識となる動きモデルを利用した手法 [64, 65] を紹介する。

### 4.1 動きモデル

人の動きは関節物体モデルのモデルパラメータ空間内で時間軸に沿ったある軌道で表されると考えられる。ある動きの時系列画像よりフレーム毎の  $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_{10}\}$  をサンプリングし、 $\Theta$  の時系列を動きモデル  $M = \Theta_M(t) = \{\Theta(t_0), \Theta(t_1), \dots, \Theta(t_k), \dots\}$  とする。人の動きは多様であるので複数用意したモデルのうち最適なものを一つ選択して予測に利用する。

動きモデルを導入することで制約条件を追加し、最適なパラメータ  $\Phi$  の初期値を推定する。この推定されたパラメータは必ずしも正しいとは限らないのでシルエットとのモデルマッチングを行ってパラメータの最適化を行う。

### 4.2 動きモデル選択

対象の動きに対応する動きモデル  $M_s$  を  $M_i$  ( $i = 1, \dots, n$ ) より選択する。モデルの生起確率  $P(M_i)$  を最大にする  $M_s$  を選択する。

$$M_s = \arg \max_{M_i} (P(M_i)) \quad (5)$$

$P(M_i)$  を以下の処理によりフレーム毎に更新する。

#### 生起確率 $P(M_i)$ の更新アルゴリズム

各動きモデルの生起確率  $P(M_i)$  は、過去  $K$  フレームのモデルの出現頻度から以下の式で推定する。

$$P'_n(M_i) = p_n \times \frac{P_{n-1}(M_i)}{p_{n-K}} \quad (6)$$

$$p_n = \left( 1 - \frac{\Delta d(\Theta_{\min}^{M_i}(n))}{\sum_i \Delta d(\Theta_{\min}^{M_i}(n))} \right) \quad (7)$$

$$P_n(M_i) = \frac{P'_n(M_i)}{\sum_i P'_n(M_i)} \quad (8)$$

動きモデルへの距離  $\Delta d(\Theta_{\min}^{M_i}(n))$  がより短いモデルが選択されるようフレーム毎に乗算することにより、モデルの生起確率を更新する。  $p_n$  は各モデルとの距離に応じた比例配分である。また、  $K$  が長いほど過去の状態に影響を受けるのでノイズに対しては強くなるが対象の動きの変化に対しては追従が遅くなる。  $K$  の値はノイズとモデルの追従度のバランスにより決定する。

#### 4.3 並列評価による探索処理の高速化

予測された  $\Phi$  を初期値とし、評価関数を最小にする  $\Phi$  を探索する。探索には焼きなまし法を用いる。候補部分は予測値（初期値）の周辺にあるだろうという考えから焼きなまし法に待ち行列を加えて幅優先探索を行う。また、評価値の計算は並列に処理できるので、可能な場合は同時に探索点を  $m$  点計算する。

図5に探索アルゴリズムの大まかな流れを示す。待ち行列から探索点  $\Phi_n$  を取りだし、乱数を生成して候補点  $\Phi_n^m$  を  $m$  点生成し、並列に評価計算を行い受理されたものをもう一度待ち行列に入れる。具体的なアルゴリズムを以下に示す。

##### 探索のアルゴリズム

1. 動きモデルより予測された  $\Phi$  を待ち行列に入れる。
2. 待ち行列の先頭を初期値  $\Phi_n$  とする。ただし、待ち行列が空の場合は最後に受理された候補を  $\Phi_n$  とする。
3.  $\Phi$  パラメータ空間における  $\Phi_n$  の近傍を、式(9)により新しい探索点  $\Phi_{n+1}^m$  とする。

$$\Phi_{n+1}^m = \Phi_n + \Delta\Phi \quad (9)$$

$N_i(0, \sigma_i)$  は平均0, 分散  $\sigma_i$  の正規分布関数である。

4.  $\Phi_{n+1}^m$  は  $\Delta C \leq 0$  で受理され、  $\Delta C > 0$  であれば  $\exp(-\Delta C/T)$  の確率で受理される。
5. 受理された  $\Phi_{n+1}^m$  は更新値として待ち行列に入れ、温度  $T$  を減少させる。
6.  $C$  が最小、またはループ数が規定値を越えれば終了、そうでなければ2.に戻る。

## 5 学習による推定

評価関数から最適化処理を行うことは、入力された画像特徴量から出力となるモデルパラメータを出力するマッピングを行っているのみならずもできる。木

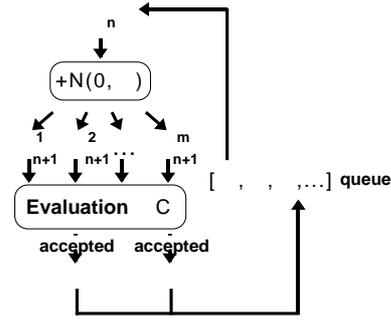


図5: パラメータ最適化

村らは手の輪郭形状から特徴量を取り出し、手の姿勢とのマッピングを行っている [66]。そのようなマッピングをニューラルネット、カーネル法、区分線形近似など統計的なパラメータと観測値の分布を学習によっても形成することもできる。

#### 5.1 統計的な動きモデルを用いた推定

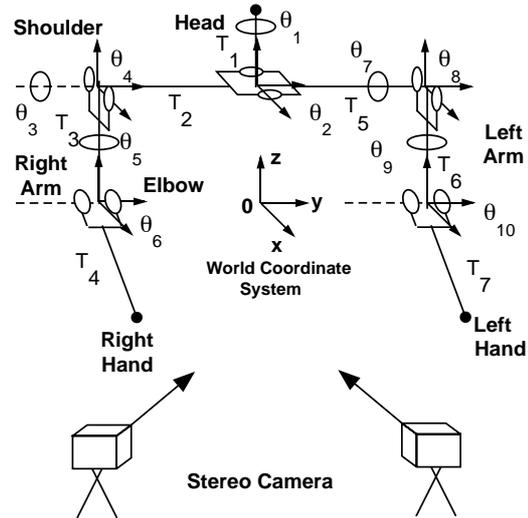


図7: 人物の形状モデル

ここでは人の姿勢を図7で示した合計10関節の角度を用いてある時刻における人の状態を式(10)で表現する。この20次元で張られる空間を  $\Theta$  空間とする。また、右手、左手の頭に対する相対位置、速度の状態を表す特徴ベクトルを12次元観測ベクトル空間 ( $X$  空間) で以下のように表す。

$$\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_{10}, \dot{\theta}_1, \dots, \dot{\theta}_{10}\} \quad (10)$$

$$X = \{x_r, y_r, z_r, x_l, y_l, z_l, \dot{x}_r, \dot{y}_r, \dot{z}_r, \dot{x}_l, \dot{y}_l, \dot{z}_l\} \quad (11)$$

$X$  と  $\Theta$  の関係式は順運動学問題を解くことにより行列  $A$  を用いて式(12)で表せる。

$$X = A\Theta \quad (12)$$



図 6: 推定結果のサンプル

$A$  はモデル空間から観測空間へのマッピングを行う既知の関数であり、もし、 $A$  の逆が存在するならば姿勢推定問題は以下のように簡単になる。

$$\Theta = A^{-1} X \quad (13)$$

しかし、 $A$  は一対一写像関数ではないので逆は一般に存在しない。そこで、我々は図 8 に示すような小領域内であれば一対一写像であるとみなせるとし、統計的な人の動きモデルから小領域を構成して、モデルとの類似度を用いて姿勢を推定する

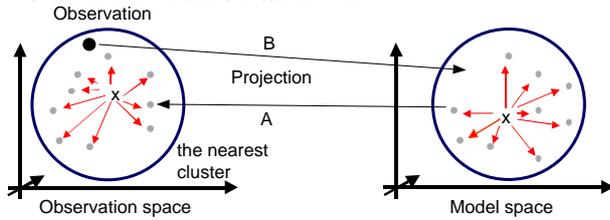


図 8: 姿勢推定のアイデア

## 5.2 姿勢推定

本稿における姿勢推定システムを以下に示す。

$$\hat{\Theta}(T+1) = \begin{bmatrix} I & \Delta \times I \\ 0 & I \end{bmatrix} \hat{\Theta}(T) \quad (14)$$

$$\hat{x}(T) = A\hat{\Theta}(T) + u(T) \quad (15)$$

ただし、 $\hat{\Theta}(T)$  は時刻  $T$  における推定姿勢、 $I$  は  $10 \times 10$  の単位行列、 $\Delta$  は  $1/30(\text{sec})$ 、 $\hat{x}(T)$  は観測値、 $A$  は順運動学行列、 $u$  はノイズを表す。

上のようなシステムの推定において広く用いられる方法としてはカルマンフィルタがあるが、カルマンフィルタはシステムノイズが不偏な分布をもつことが仮定されており、実際に  $A$  のランクが不足し、ノイズ分布にガウス性をもたないような本システムには適していない。そこで本稿では図 9 のように姿勢を推定する。

画像上から頭に対する両手の 3 次元相対位置、速度を観測し、12 次元観測ベクトル空間で入力  $\hat{x}$  を構成して  $\hat{x}$  と  $X$  空間上での動きモデル  $X$  との類似度を調べ、その対応する  $\Theta$  空間上の動きモデル  $\Theta$  から姿勢を推定する。

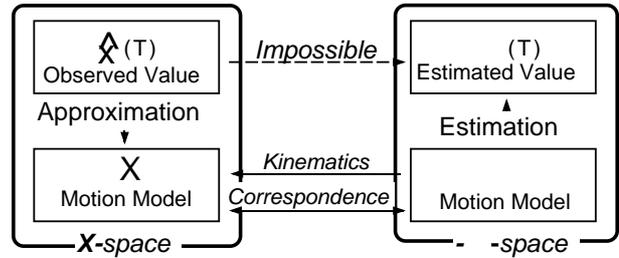


図 9: 姿勢推定の概要図

## 5.3 モデルの生起確率計算の高速化

モデルの生起確率  $P(M_i|x)$  の計算には観測値  $x$  から距離  $r$  の円  $R$  に含まれるモデルデータの含有率から以下のように決定する。

$$P(M_i|x(t)) = \frac{1}{K} \sum_{T=t-K+1}^t \frac{\#\{x(T)|x(T) \in R, x(T) \in M_i\}}{\#\{x(T)|x(T) \in R\}} \quad (16)$$

$K$  はノイズを回避するための時間方向の平滑化パラメータである。この表現の欠点は、全てのデータを走査しなければならないこと、 $R$  のサイズをどのようにして決定するかということである。

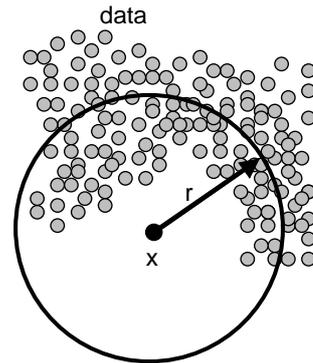


図 10:  $P(M_i|x)$  の計算

計算を高速に行うためには  $R$  内のデータを素早く取り出す必要がある。それにはクラスタリング手法を用いてあらかじめ動作モデル分布を図 11 のような小領域に分けておけば良い。そして、観測値に最も近いクラスタのデータだけを利用するようにすれば高速化が達成できる。

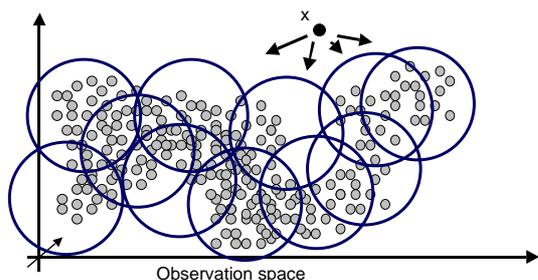


図 11: クラスタリングの概念図

#### 5.4 姿勢推定法

クラスタリングにより小領域は既に得られているので  $\Theta$  は、逆写像  $B$  とモデル空間上でのクラスタ中心  $M$ 、観測空間上でのクラスタ中心  $\mu$  を利用して以下のように表すことができる。

$$\Theta = B(X - \mu) + M + \epsilon \quad (17)$$

$B$  はクラスタが決定すると回帰計算で簡単に求めることができる。ここで、推定精度のためには  $\|\epsilon\|$  が小さいことが条件であるので、前章でのクラスタリングサイズ  $r$  は要求推定精度  $\|\epsilon\|$  が決定すると自動的に決定することができる。また、 $B$  は動きデータが与えられるとオフラインで計算しておくことができ、さらなる高速化が可能である。

## 6 おわりに

モデルベースといわれる形状モデルを用いた人物の動作推定手法を紹介した。モデルベースによる手法は、画像との評価に時間がかかるためリアルタイムで動作させるには種々の工夫が必要である。

本稿では、推定に利用するパラメータの初期値を動きのモデルにより高速に、また真の解に近くなるように決定する手法を示した。処理時間のかかる特徴抽出の部分を工夫すればより高速化が可能であり、非接触観測という利点から手話システムなど組み込み装置などのインタフェース、医療部門への応用（リハビリ、徘徊人物の監視）、セキュリティ部門への応用（不審人物の発見、監視）、スポーツなどのフォーム修正（基準フォームからのずれ検出）などへ応用が可能である。

## 謝辞

本論文で述べた研究の一部は日本学術振興会未来開拓研究推進事業「感性的ヒューマンインタフェース」（プロジェクト番号 JSPS-RFTF99P01404）の援助を受けた。

## 参考文献

- [1] 宮崎. 身体運動計測 — 歩行を中心として —. 医用電子と生体工学, 24(4):56–61 (1986)
- [2] T. G. Zimmerman and J. Lanier. A hand gesture interface device. In J. M. Carroll and P. P. Tanner, eds., *Human Factors in Computing System and Graphics Interface*, pp. 189–192, Tronto (1987)
- [3] F. H. Raab, E. B. Blood, T. O. Steiner, and R. J. Jones. Magnetic position and orientation tracking system. *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, 15(5):709–718 (1979)
- [4] 金森, 片寄, 井口, 戸島, 西山. モーションキャプチャ「DigitEye3D」の実装. 信学論, J81-DII(5):804–809 (1998)
- [5] 黒川. ノンパブルインタフェース. ヒューマンコミュニケーション工学シリーズ. オーム社 (1994)
- [6] M. H. Lin. Tracking articulated objects in real-time range image sequences. *Proc. ICCV*, Vol. I, pp. 648–653, Corfu (1999)
- [7] S. Iwasawa, K. Ebihara, J. Ohya, and S. Morishima. Real-time estimation of human body posture from monocular thermal images. *Proc. CVPR*, pp. 15–20, Puerto Rico (1997)
- [8] M. Yachida and Y. Iwai. Looking at human gestures. In R. Cipolla and A. Pentland, eds., *Computer Vision for Human-Machine Interaction*. CUP (1998)
- [9] 谷内田, 岩井. インタラクションのための人物動作解析と認識. PRMU 99-139, 信学 (1999)
- [10] D. M. Gavrila. The visual analysis of human movement: A survey. *CVIU*, 73(1):82–98 (1999)
- [11] V. I. Pavlovic, R. Sharma, and T. S. Huang. Visual interpretation of hand gestures for human-computer interaction: A review. *PAMI*, 19(7):677–695 (1997)
- [12] J. K. Aggarwal, Q. Cai, W. Liao, and B. Sabata. Articulated and elastic non-rigid motion: A review. *IEEE Workshop on Motion of Non-Rigid and Articulated Objects*, pp. 2–14 (1994)
- [13] J. K. Aggarwal and Q. Cai. Human motion analysis: A review. *CVIU*, 73(3):428–440 (1999)
- [14] B. K. P. Horn and E. J. Weldon. Determining optical flow. *AI*, 17:185–204 (1981)
- [15] H. C. Longuet-Higgins. A computer algorithm for reconstructing a scene from two projections. *Nature*, 293:133–135 (1981)
- [16] R. A. Brooks. Symbolic reasoning among 3-D models and 2-D images. *AI*, 17:285–348 (1981)
- [17] R. Y. Tsai and T. S. Huang. Uniqueness and estimation of three-dimensional motion parameters of rigid objects with curved surfaces. *PAMI*, 6(1):13–27 (1984)
- [18] M. Asada, M. Yachida, and S. Tsuji. Analysis of three-dimensional motions in blocks world. *PR*, 17(1):55–71 (1984)
- [19] 加藤, 杉原, 杉江. 正射影速度場からの関節物体の構造復元アルゴリズム. CVIM 42-3, 情処 (1986)
- [20] 木本, 梶谷, 安田. スティックモデルに基づく単眼視動画像からの人体歩行運動の解析. 信学論, J74-D-II(3):376–387 (1991)
- [21] T. Shakanaga. Pose estimation of jointed structures. *Proc. CVPR*, pp. 566–572, (1991)

- [22] 亀田, 美濃, 池田. シルエットを利用した手指の三次元形状推定法. *Proc. MIRU*, Vol. II, pp. 239-246 (1992)
- [23] 中嶋, 柴. バーチャルリアリティ世界構築のための指の動きの検出法. GC 63-2, 情処 (1993)
- [24] Y. Iwai, Y. Yagi, and M. Yachida. A system for 3D motion and position estimation of hand from monocular image sequence. *Proc. HCI*, Vol. 2, pp. 809-814 (1995)
- [25] T. Heap and D. Hogg. Towards 3d hand tracking using a deformable model. *Intl. Conf. on Automatic Face and gesture Recognition*, pp. 140-145 (1996)
- [26] 大和, 倉掛, 伴野, 石井. カテゴリー別VQ法を用いたHMMによる動作認識法. 信学論, J77-D-II(7):1311-1318 (1994)
- [27] T. Watanabe, C.-W. Lee, and M. Yachida. Recognition of complicated gesture in real-time interactive system. *Intl. Workshop on RO-MAN*, pp. 268-273 (1996)
- [28] T. Kanade. Region segmentation: Signal vs. semantics. *CGIP*, 13:279-297 (1980)
- [29] K. Rohr. Towards model-based recognition of human movements in image sequence. *CVGIP*, 59(1):94-115 (1994)
- [30] Y. Cui and J. J. Weng. Hand segmentation using learning-based prediction and verification for hand sign recognition. *Proc. CVPR*, pp. 88-93 (1996)
- [31] 北嶋, 荻原. 遺伝的アルゴリズムとファジー推論を用いた単一静止画からの人物の姿勢推定. 信学論, J82-D-II(2):196-204 (1999)
- [32] 小荒, 西川, 宮崎. 運動と形状に基づく多関節物体輪郭の階層的要素分割法と身体運動計測への応用. 信学論, J83-D-II(12):2630-2640 (2000)
- [33] 杉本, 大上, 富田. モノクロ単眼動画像からの手指の検出と運動追跡. *MIRU*, Vol. II, pp. 79-84 (2000)
- [34] 倉掛, ラマカント ネヴァティア. 関節のある動物体の記述と追跡. 信学論, J76-D-II(4):854-862 (1993)
- [35] 林, 久野, 島田, 白井. 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. 信学論, J83-D-II(3):977-987 (2000)
- [36] 中井, 山田, 阿部. ステレオ動画像による多関節物体の3次元運動の推定. *MIRU*, Vol. I, pp. 155-160 (2000)
- [37] 中嶋, 柴. 仮想現実世界構築のための指の動きの検出法. 信学論, J77-D-II(8):1562-1570 (1994)
- [38] C. R. Wren, A. Azarbayejani, T. Darrell, and A. P. Pentland. Pfunder: Real-time tracking of the human body. *PAMI*, 19(7):780-785 (1997)
- [39] 山本, 川田, 近藤, 越川. ロボットモデルに基づく人間動作の3次元動画追跡. 信学論, J79-D-II(1):71-83 (1996)
- [40] 佐藤, 川田, 大崎, 山本. 多視点動画像からの人間動作の追跡と再構成. 信学論, J80-D-II(6):1581-1589 (1997)
- [41] 太田, 山際, 山本. キーフレーム高速を利用した単眼動画像からの人間動作の追跡. 信学論, J81-D-II(9):2008-2018 (1998)
- [42] J. O'Rourke and N. I. Badler. Model-based image analysis of human motion using constraint propagation. *PAMI*, 2(6):522-536 (1980)
- [43] Y. Guo, G. Xu, and S. Tsuji. Tracking human body motion based on a stick figure model. *J. of Vis. Com. and Image Representation*, 5(1):1-9 (1994)
- [44] Y. Guo, G. Xu, and S. Tsuji. Understanding human motion patterns. *ICPR*, volume B, pp. 325-329 (1994)
- [45] H. A. Abeysundara, H. Zha, and T. Hasegawa. Acquiring motion patterns of human bodies using a stick-figure model. *MIRU*, Vol. II, pp. 205-210 (2000)
- [46] D. Hogg. Model-based vision: a program to see a walking person. *IVC*, 1(1):5-20 (1983)
- [47] A. H. Barr. Superquadrics and angle-preserving transformations. *CGA*, 18:11-23 (1981)
- [48] D. Terzopoulos and D. Metaxas. Dynamic 3d models with local and global deformations: Deformable superquadrics. *PAMI*, 13(7):703-714 (1991)
- [49] H. Kollnig and H.-H. Nagel. 3d pose estimation by directly matching polyhedral models to gray value gradients. *IJCV*, 23(3):283-308 (1997)
- [50] I. A. Kakadiaris and D. Metaxas. Model-based estimation of 3d human motion with occlusion based on active multi-viewpoint selection. *CVPR*, pp. 81-87 (1996)
- [51] エルッキ オヤ. パターン認識と部分空間法. 産業図書株式会社 (1986)
- [52] 渡辺, 李, 谷内田. インタラクティブシステム構築のための動画像からの実時間ジェスチャ認識手法 — 仮想指揮システムへの応用 —. 信学論, J80-D-II(6):1571-1580 (1997)
- [53] R. Nelson. Qualitative detection of motion by a moving observer. *IJCV*, 7(1):33-46 (1991)
- [54] R. Polana and R. Nelson. Low level recognition of human motion. *Proc. IEEE Workshop on Motion of Non-Rigid and Articulated Objects*, pp. 77-82 (1994)
- [55] J. Ohya and F. Kishino. Human posture estimation from multiple images using genetic algorithm. *Proc. ICPR*, Vol. A, pp. 750-753 (1994)
- [56] 亀田, 美濃, 池田. シルエット画像からの関節物体の姿勢推定法. 信学論, J79-D-II(1):26-35 (1996)
- [57] J. M. Rehg and T. Kanade. Model-based tracking of self-occluding articulated objects. *Proc. ICCV*, pp. 612-617, Massachusetts (1995)
- [58] 石井, 望月, 岸野. 人物像合成のためのステレオ画像からの動作認識法. 信学論, J76-D-II(8):1805-1812 (1993)
- [59] 牛田, 山口, 高木. ファジー連想記憶システムを用いた動作認識. 信学論, J77-D-II(8):1571-1581 (1994)
- [60] 岩井, 八木, 谷内田. 単眼動画像による手の3次元運動復元. 第3回ロボットシンポジウム, pp. 121-126 (1993)
- [61] 岩井, 八木, 谷内田. 単眼動画像からの手の3次元運動と位置の推定. 信学論, J80-D-II(1):44-55 (1997)
- [62] 島田, 白井, 久野, 三浦. 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同時推定. 信学論, J81-D-II(1):45-53 (1998)
- [63] 島田, 白井, 久野. 確率に基づく探索と照合を用いた画像からの手指の3次元姿勢推定. 信学論, J79-D-II(7):1210-1217 (1994)
- [64] 大垣, 岩井, 谷内田. 動きと形状モデルによる人物の姿勢推定. 信学論, J82-D-II(10):699-706 (1999)
- [65] 大垣, 岩井, 谷内田. 動きと形状モデルによる人物の姿勢推定. *MIRU*, Vol. II, pp. 429-434 (1996)
- [66] 木村, 島田, 白井. CG 検索に基づく単眼シルエット画像を用いた三次元手指姿勢の推定. *MIRU*, Vol. II, pp. 145-150 (2000)