

観測の不完全性のモデル化による複雑な人物動作の推定

延原 章平[†] 宮本 新[†] 松山 隆司[†]

[†] 京都大学大学院情報学研究科 〒 606-8501 京都市左京区吉田本町

E-mail: †{nob,miyamo,tm}@vision.kuee.kyoto-u.ac.jp

あらまし 重度の接触を伴う複雑な人物姿勢においては、体節同士の接触によって観測不可能な領域が生じる。そのため観測画像から得られる 3 次元表面形状には、対象の本来の表面形状と比較して欠損が生じている領域が含まれる。また多視点画像から推定された 3 次元形状中にはカメラ配置上観測不可能であった部分や、観測された領域であっても形状推定手法の限界として残ったアーティファクトのように、モデルとそもそも形状が一致し得ない領域が存在する。本研究ではこのような (1) 原理上観測不可能で欠損する領域と、(2) カメラ配置上観測できないか、形状復元の限界として誤りを含む領域をモデル化し、このような領域を除外してモデルと観測の間の対応付けを行うことで、重度の接触を含む動作も推定できる頑健な姿勢推定手法を提案する。

キーワード 人物動作推定, 3 次元ビデオ, 多視点映像, ICP

Complex 3D Motion Estimation based on a Modeling of Incompleteness in 3D Shape Observation

Shohei NOBUHARA[†], Arata MIYAMOTO[†], and Takashi MATSUYAMA[†]

[†] Graduate School of Informatics, Kyoto University Yoshida-honmachi, Sakyo, Kyoto, 606-8501, Japan

E-mail: †{nob,miyamo,tm}@vision.kuee.kyoto-u.ac.jp

Abstract The problem we address is incompleteness in observation of the object surface. Firstly, contacts between body parts produce colided and unobservable regions which cannot be recovered by any 3D shape estimation algorithms by definition. Secondly, 3D surfaces estimated using multi-viewpoint images can contain unreliable regions due to self-occlusions or limitations on texture-matching between different viewpoints. These incompletenesses break traditional ICP-based 3D motion estimation methods as they expect observed surface is equal to the model surface. We solve this problem by introducing a novel modelling of these incompletenesses into our 3D surface-to-surface fitting algorithm. Some experiments demonstrate the advantage of our robust 3D motion estimation method.

Key words 3D motion estimation, 3D video, multi-viewpoint images, ICP

1. はじめに

本論文では多視点映像を用いた重度の接触を伴う複雑な人物動作の推定という問題を、姿勢パラメータ p によってその形状が決まる 3 次元モデル $M(p)$ と、3 次元観測形状 M_t の間のマッチング問題であると捉える。このような問題に対して従来の手法はモデルと観測が共に理想的な表面形状を持っていると仮定し、両者を ICP [1] によってマッチングしていた [2]。つまり図 1(a) の二部グラフのように、モデルと観測の表面形状を構成する頂点集合 $M(p)$ と M_t (図中 \bullet の点群) の間で対応関係をユークリッド距離に基づく最近傍探索によって定義し、この距離が最小化するような姿勢パラメータ p をもって姿勢推定としていた。

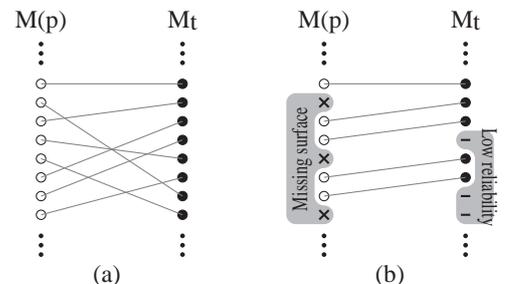


図 1 表面形状同士の場合の対応付け

しかし重度の接触を伴う姿勢を対象がとっている状況下ではこのような仮定は成り立たない。これは以下の 2 つの理由による。

モデル側：対象の体節同士が接触した場合、接触面はいかな

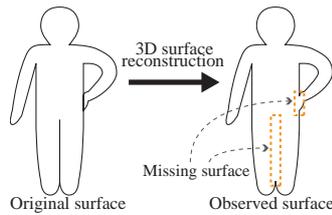


図 2 観測不可能領域における表面形状の消失

るカメラからも観測不能なので、観測形状中には対応する表面領域が存在し得ず、誤差の不適切な増大を招く(図 2)。そのためモデル側から接触領域を除外してマッチングを行うべきである。

観測側：たとえ節同士が接触していなくても、あるカメラ配置の下で対象を観測する以上は、自己遮蔽などによって対象が観測不可能な領域を伴う姿勢をとることは完全には避けられない。またたとえ観測可能であったとしても、形状復元プロセス自身の不完全性から、対象本来の形状ではない部分がアーティファクトとして観測形状中に含まれることも避けがたい。このように観測形状中でカメラからは観測不可能な領域や、形状としての信頼性が低い部分は、モデル側に対応する領域が存在するとは限らないため、やはり誤差の不適切な増大を招く要因となる。そのため頂点集合 M_t から除外してマッチングを行うべきである。

これは図 1(b) のように、モデル側、観測側それぞれの頂点集合 $M(p)$ および M_t から該当する頂点(図中 \times および \cdot) をそれぞれ除去した上で対応関係を求め、その上でこの頂点間の距離を最小化するということである。われわれは前者モデル側の観測不可能領域を、人体モデルを構成する節節間の距離によってモデル化し、後者の観測側は photo-consistency によってモデル化する。

以下第 2 節において関連研究に対する本研究の位置付けについて議論を行い、第 3 節で提案する観測の不完全性モデルの定義を述べる。第 4 節でそれを用いた動作推定アルゴリズムについて述べた後、第 5 節 CG データおよび実観測データに対する姿勢推定を行うことで提案手法の有効性を定量的・定性的に示す。最後に第 6 節で結論と今後の課題を述べる。

2. 関連研究に対する位置付け

姿勢推定に対するこれまでの研究は (1) 人物モデルを観測に当てはめるものと、(2) 観測と学習済み事例データとの比較を行うものの、2 種類に大別することができるが [3]、重度の接触を伴う複雑な姿勢同士を互いに識別可能な事例データを効率的、かつ網羅的に準備することは容易ではない。そのため本研究では (1) の人物モデルを当てはめるアプローチを採用する。

次に人物モデルを用いた姿勢推定は、(1a) 対象の真の形状を持ったモデル用意して、姿勢のみを推定するアプローチと、(1b) 汎用的な人物モデルを用意して、姿勢と対象の詳細な形状を同時に推定するアプローチの 2 つに分類される。(1a) で必要となる対象形状の取得が煩雑である場合、あるいは対象形状が任意の形状変化を行う場合は (1b) のアプローチがより適していると言えるが、本論文では人物の動作を多関節モデルで表す

ことができると仮定し、また単純な姿勢では多視点映像から必要十分な精度で形状復元できること [4]~[6] を踏まえて、(1a) のアプローチを採る。

対象の真の形状を持った多関節モデルを観測に当てはめる問題は、これまで ICP に代表される手法によって取り組まれてきた。たとえば [2] では、法線情報をモデルと観測の間のマッチングに使用することで、誤対応を防ぎ、姿勢推定の精度向上を図っている。

しかし対象が接触を伴う姿勢をとった場合、図 2 に示したように観測の欠落が生じ、このような領域ではそもそもモデルと観測の間には対応関係は存在しない。このような状況は法線情報の利用やアウトライアの除去といったアプローチでは本質的には解決できないため、従来の手法では重度の接触を伴う動作の推定は困難であるといえる。また復元された形状の誤りにも対処できていない。これに対して本論文では、観測プロセスによって生じるモデル形状と観測形状との間の差異を明示的にモデル化することでこの問題の解決を図っている。

3. 観測の不完全性のモデル化

本論文では、キャリブレーション済の多視点カメラ群によって対象を撮影し、対象の 3 次元形状が三角形メッシュデータとして各時刻で観測によって得られていると仮定する。以下、時刻 t における対象の観測データを M_t と表す。また対象の骨格構造は既知であるとし、姿勢パラメータ p によってその表面形状が決定される対象の多関節 skin-bone モデル $M(p)$ が与えられているとする。ここで $M(p)$ の表面形状は対象の真の表面形状と一致しているとする。 M_t および $M(p)$ の獲得方法については後述するものとして、本節では我々が提案する観測の不完全性のモデルについて述べる。

3.1 人物モデル側におけるモデル化

対象が接触を伴う姿勢をとっている場合、図 2 に示されるように観測される対象形状 M_t は $M(p)$ に比べて接触部分で表面形状が欠落する。そのため単純な ICP のように互いのメッシュ頂点における最近傍点までの距離を誤差量として使用するだけでは、欠落部分において本来存在しないはずの最近傍点を探索してしまい、結果として誤差の不適切な増大を招く。そのため真の姿勢において誤差が最小となり得ず、正しく骨格の姿勢パラメータ p を推定することが困難となる。

そこで我々は、次に述べるように観測の欠落を $M(p)$ の各部位間の距離を用いて、つまりモデル $M(p)$ 自身から近似的に推定し、モデル中からこれらの点を排除した上でモデルと観測の間の誤差量を計算することでこの問題を解決する。つまり部位同士が近接している場合は観測上は図 2 のように表面形状が欠落する可能性が高い領域であると見なす。具体的には $M(p)$ を構成する各頂点は、それが属する骨、つまり部位ごとに領域分割されている(後述)ため、 $M(p)$ を構成する各頂点について、その近傍に他の部位に属する頂点が存在するかどうかを調べ、もし存在するならば観測上は図 2 のように表面形状が欠落すると見なす。

まず $M(p)$ を構成するある頂点を v とする。 v から最も近く

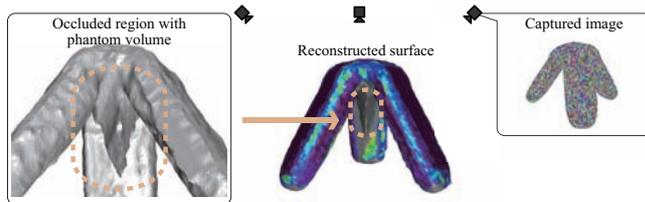


図3 観測不可能領域

かつ v とは他の部位に属する頂点を $v' \in M(p)$ として, v から v' までの符号付き距離 $d(v)$ を

$$d(v) = \begin{cases} \|v - v'\| & \text{if } (v - v') \cdot n(v) \geq 0, \\ -\|v - v'\| & \text{otherwise,} \end{cases} \quad (1)$$

として定義する. ここで $n(v)$ は頂点 v における法線ベクトルを表し, $d(v)$ は v' が v の属する部位と交差する場合に負の値をとる. このように定義した符号付き距離 $d(v)$ を用いて, 本論文ではある頂点 v に関する可観測性 $\rho_c(v)$ を

$$\rho_c(v) = \frac{1}{1 + \exp(-\alpha_c(d(v) - \tau_c))} \quad (2)$$

と定義する. この $\rho_c(v)$ は符号付き距離 $d(v)$ が大きい, つまり他の部位から離れているときは 1 に近い値をとり, 逆に $d(v)$ が小さいか, 負のとき, つまり他の部位に接触するか交差しているときは 0 に近い値をとる. α_c および τ_c はどの程度他の部位に近接したときに v が観測されなくなると見なすかをコントロールしており, 観測データに依存するパラメータである. 本論文では人手によって与えることとする.

なおすでに述べたように, 本論文では多視点画像から 3 次元形状復元によって得られる形状を入力データとして使用する. そのため多視点カメラ群が対象を等方的に囲むように配置されていると仮定し, 表面形状が欠落する部位間の距離は等方的であると見なして, $\rho_c(v)$ の値は式 (2) にあるように体節間の距離のみに依存するものとした.

3.2 観測側におけるモデル化

たとえ体節間に接触が無かったとしても, 一定のカメラ配置の下で撮影を行う以上は, 自己遮蔽などによって観測不可能な領域を対象が持つことは特に姿勢が複雑であるほど避けがたい. また例えば観測可能な領域であったとしても, 観測ノイズや形状復元手法の特性によるアーティファクトとして, 観測形状中に形状として信頼性の低い部分が含まれる. このようにどのカメラからも観測されていない領域や, 形状としての信頼性の低い部分は, モデル側に対応する領域が存在するとは限らないため, 誤差計算に含めるべきではない.

本研究では人物の 3 次元形状復元手法として現在主流である photo-consistency, 形状の滑らかさ, シルエット制約などに基づくコスト関数を graph-cut によって最適化することで, 正確さと頑健さを両立した手法 [5], [6] を使用する. 得られる形状は visual hull のようにシルエットのみから復元したものと比べるとより正確に対象の表面形状を表しているが, やはり (1) カメラから観測できない領域 (図 3 中, 灰色の領域) や, (2) photo-consistency が局所的に悪くともコスト関数を構

成する他の項の影響によって対象表面領域とされた部分 (図 3 中, 黄色~赤色の領域) など, 必ずしもその表面形状が全て photo-consistent とはならず, photo-consistency に基づいてその位置が決定されているわけではない. 特に図 3 左の拡大図のように自己遮蔽された領域で生じる phantom volume は, これを photo-consistency に基づいて削ることが不可能であるために, モデル形状との間で重大な差異を生む要因となる (同図の場合, 対象は 3 本の“足”を持つオブジェクトであったものが, 4 本目の足が phantom volume として中央下部に生じている).

そこで本研究では, 観測形状における photo-consistency の値をその部分における形状の信頼度を表していると見なし, これを後に述べる姿勢推定で使用することで形状として信頼度の低い部分を評価から除外する. 本論文では観測形状上の頂点 u における photo-consistency として u を観測可能な全てのカメラ対における Zero-mean Normalized Cross Correlation の平均値を使用し, $[-1 : 1]$ の値が得られているとする. ただし図 3 中の灰色領域のように自己遮蔽によって複数台のカメラから観測できない領域については, もっとも低い -1 の値とする. これを $ZNCC(u)$ で表すとし, 先の式 (2) と同様に

$$\rho_p(u) = \frac{1}{1 + \exp(-\alpha_p(ZNCC(u) - \tau_p))} \quad (3)$$

によってよりテクスチャが一致している場合に 1 に近い値をとり, 一致していないか観測不可能である場合に 0 に近い値をとるように形状の信頼度 $\rho_p(u)$ を定義する. ここで α_p および τ_p はどの程度の一致度をもって形状が正確であると見なすかを定める値であり, 観測データとカメラのノイズレベルに依存するパラメータである. 本論文の実験では人手によって与えることとする.

4. 提案手法

ここまでで, (1) モデル表面上の頂点 v に対応する点が観測表面上に存在する尤度 $\rho_c(v)$ と, (2) 観測表面上の頂点 u に対応する点がモデル表面上に存在する尤度 $\rho_p(u)$ を定義した. 本節ではこれらを用いた複雑な人体の動作推定を可能にする姿勢推定アルゴリズムについて述べる.

以降, まず前節で述べた人物の多関節モデル $M(p)$ を作成する方法について説明する. $M(p)$ はいわゆる skin-bone モデルとして表され, 骨格の姿勢パラメータ p によってその表面形状である三角形メッシュサーフェースが変形する.

次に人物の姿勢推定問題の定式化について述べる. 我々はこれをモデル $M(p)$ と観測 M_t の形状の差を最小化する骨格の姿勢パラメータ p を求める問題と捉え, パラメータ p によって決まる $M(p)$ と M_t の間の形状誤差関数 $E(M(p), M_t)$ の非線形最小化問題として定式化する.

4.1 人物モデルの作成

本論文では観測した 3 次元表面形状に既知の骨格構造に対応付けることで, 対象の多関節モデル $M(p)$ を作成する. まず観測形状が対象の真の表面形状に十分近いと見なすことのできる時刻 t_0 を観測系列から選び, そのときの観測形状 M_{t_0} に骨格

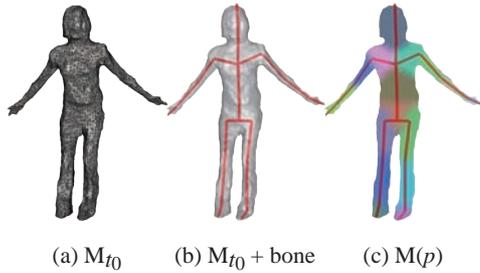


図 4 人物モデルの作成

構造を当てはめる (図 4(a) および (b)). (b) の赤太線が当てはめられた骨格構造を示している). そして M_{t_0} を構成する各頂点は, それぞれ最も近い骨の運動に従属するものとして対応づける (同図 (c). 各色で塗り分けられた領域が, 各骨に割り当てられた対象表面領域を表している). こうして対象の表面形状を表す三角形メッシュが, 骨の姿勢パラメータによって変形する多関節人体モデル $M(p)$ が得られる.

なお M_{t_0} の選択と, 骨格構造の当てはめを自動かつ適切に行うことはそれ自身困難な課題であるが, 本論文の主目的からは逸れるため我々は人手によって行った.

4.2 定式化

本論文では, 人物の姿勢推定問題をモデル $M(p)$ と観測 M_t の形状の差を最小化する骨格の姿勢パラメータ p を求める問題と捉え, パラメータ p によって決まる $M(p)$ と M_t の間の形状誤差関数 $E(M(p), M_t)$ の非線形最小化問題として定式化する.

モデル $M(p)$ と観測 M_t の形状の差 $E(M(p), M_t)$ はモデル表面を構成する各頂点 $v \in M(p)$ とそれに最も近い観測表面形状中の点 u_v との間の二乗距離と, 観測表面形状中の各頂点 $u \in M_t$ とそれに最も近いモデル中の点 v_u との間の二乗距離を $\rho_c(v)$ および $\rho_p(u)$ によって重み付けしたものの和とする [2].

$$E(M(p), M_t) = \sum_{v \in M(p)} \frac{\rho_c(v)}{R_c} \frac{\rho_p(u_v)}{R_p} \|v - u_v\|^2 + \sum_{u \in M_t} \frac{\rho_c(v)}{R_c} \frac{\rho_p(u_v)}{R_p} \|u - v_u\|^2 \quad (4)$$

ここで $\|v - u_v\|^2$ および $\|u - v_u\|^2$ はそれぞれ v と u_v , u と v_u の間の二乗距離であり, R_c および R_p はそれぞれ全ての $\rho_c(v)$ および $\rho_p(u)$ の和で, $\rho_c(v)$ と $\rho_p(u)$ を正規化する項である. この式 (4) を最小化する時刻 t の姿勢パラメータ p_t は修正 Levenberg-Marquardt 法によって求める. ただしパラメータ p_t の初期値は前時刻 p_{t-1} の値を用いる.

4.3 観測の不完全性モデルを用いた人物動作の推定

こうして定義した式 (4) を用いて, 以下の手順によって対象人物の動作を推定する.

- Step 1. 対象モデル $M(p)$ を観測の開始時刻 t_0 における観測形状 M_{t_0} から作る. このとき時刻 t_0 における姿勢パラメータ p_{t_0} は前述のように既知であるとする.
- Step 2. 時刻 $t = t_0 + 1$ とする.
- Step 3. 式 (4) を最小化する姿勢パラメータ p を求める (4.2 節). ただし p の初期値は前時刻のパラメータ p_{t-1} とする. 得られた姿勢パラメータを時刻 t における推

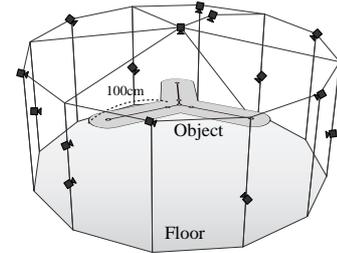


図 5 CG モデルとカメラ配置

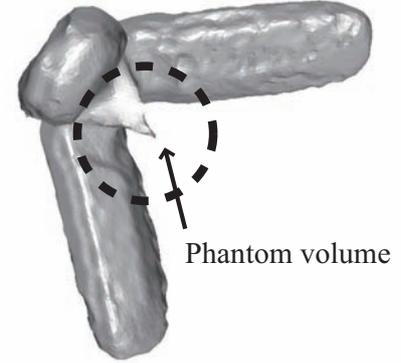


図 7 Photo hull に含まれる phantom volume の例 (図 6 の PH 列 t_8 に示した形状復元結果を斜め下方向からレンダリングした結果)

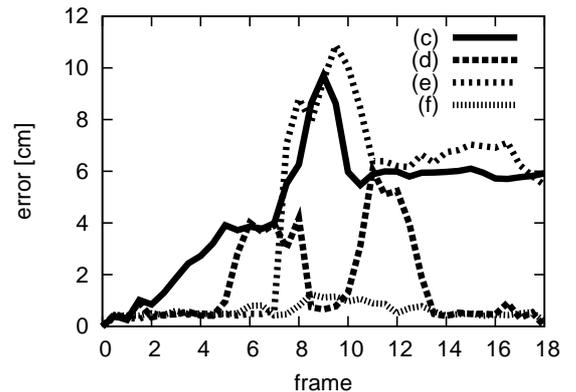


図 8 関節位置の推定誤差

定姿勢パラメータ p_t とし, t が観測終了時刻 t_e であれば Step 4.へ, そうでなければ $t := t + 1$ として Step 3. を繰り返す.

Step 4. 得られた p_{t_0}, \dots, p_{t_e} をもって姿勢推定結果として終了.

5. 評価実験

5.1 CG モデルを用いた定量的評価

まず本手法の有効性を定量的に評価するために, 図 3 に示したオブジェクトを図 5 のような環境で仮想的に撮影し, 得られた 3 次元形状に対して姿勢推定を行う. 図 5 に示すように実験ではカメラを 15 台使用し, CG モデルは 100cm の腕が 3 本連結した形状である. またオブジェクトは図 3 の撮影画像の例のようなテクスチャを持っている.

図 6 および図 8 が姿勢推定結果を表しており, 図 6 の各列は左から順に (a) 真の形状とその骨格, (b) photo-hull の形状, (c) ICP によって推定した姿勢, (d) 本手法で ρ_c のみを用いて推定した姿勢, (e) 本手法で ρ_p のみを用いて推定した姿勢, (f)

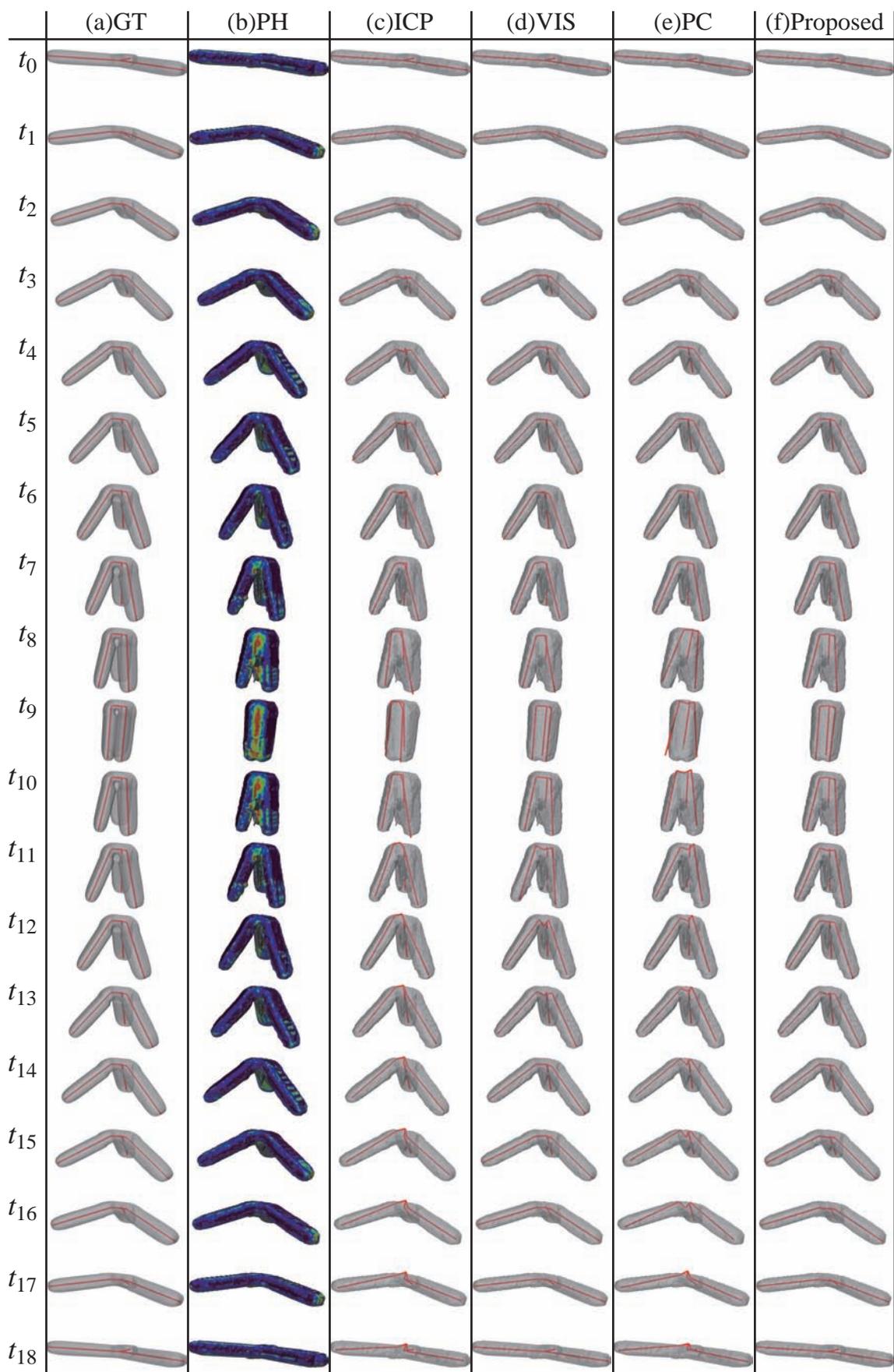


図 6 CG データを用いた定量的評価

本手法で推定した姿勢，を上から下に時系列に沿って表している．図中 (b) の色は photo-consistency の値を表し，青はテクスチャが一致し，赤は一致していないことを，また灰色はカメラから観測されない領域を表している．また (d) ~ (f) では推定された骨格を赤線で (b) の形状に重畳表示している．ここで (d) ~ (f) の形状は推定された姿勢に沿ってモデルを変形させたものではないのは，推定された姿勢が本来の形状とずれていることを目視で確認するためである．形状復元には [5] の手法を使用し，メッシュを構成する各 3 角形パッチの大きさは 1cm とした．この手法ではまず visual hull によって対象の大きな形状を得た後に，カメラから観測可能な領域については photo-consistency に基づいて最適化し，一方でカメラから観測できない領域の形状は visual hull をそのまま踏襲する．このため t_8 などのように対象の 3 本の腕によって自己遮蔽が生じると，図 7 に示すように phantom-volume がそのまま観測形状にも現れ，本来のモデル形状との間で明確な差異となる．図 8 は図 6 の (c) ~ (f) に示した推定結果それぞれの関節位置の推定誤差 (図 6(a) の骨格との差) を表している．グラフの横軸は時刻 t_0 から t_{18} までを表し，縦軸は推定された関節位置とその真の位置の間の距離の平均値である．これらの結果から，

- (1) 時刻 $t_6 \sim t_8$ のように観測結果に phantom 領域が含まれる場合，単純な ICP による推定 (図 6(c)) や ρ_c のみを用いた場合 (同図 (d)) では phantom 領域とモデルの間で誤対応が生じるために姿勢推定精度が悪化する (赤線で示した骨格が (a) に示した真の姿勢から大きくずれる)，
- (2) 時刻 $t_8 \sim t_{10}$ のようにモデルの体節同士が接触した場合，単純な ICP による推定 (図 6(c)) や ρ_p のみを用いた場合 (同図 (e)) では接触によって消失した表面領域とモデルとの間で誤対応が生じるために姿勢推定精度が悪化する，
- (3) 提案手法のように ρ_c と ρ_p を共に用いた場合，誤差が観測形状の解像度にあたる 3 角形パッチの大きさ 1cm 程度に収まっており，すべての時刻において妥当な精度で姿勢が推定できている，

ということができ，実験によって本論文で提案した ρ_c と ρ_p の有効性が定量的に示された．なお 1 フレーム分の姿勢推定に要した時間は Intel Core2 Duo 3.0GHz において平均約 5 分であった．

5.2 実画像による評価

次に本手法を実観測データに適用した結果を図 9 に示す．本実験においても前節と同様のカメラ配置を使用し，各カメラは Sony XCD-X710CR (解像度 XGA, フレームレート 25fps, シャッタースピード 1ms で同期撮影) を使用した．図 9(a) ~ (j) は全体として 3000 フレーム，2 分間のヨガを行う人物のシーケンスに対して姿勢推定を行った結果のうち，特徴的なフレームについて入力画像と，(a) の t_0 を初期姿勢として姿勢推定を行った結果を表している．なお姿勢推定結果は灰色で示された観測形状の上に赤太線で重畳表示されている．この結果から，観測形状中では体節同士の接触が様々な箇所で行われているように，本手法によって姿勢推定が可能となっていることがわかる．この実験においても前節の CG の場合と同様

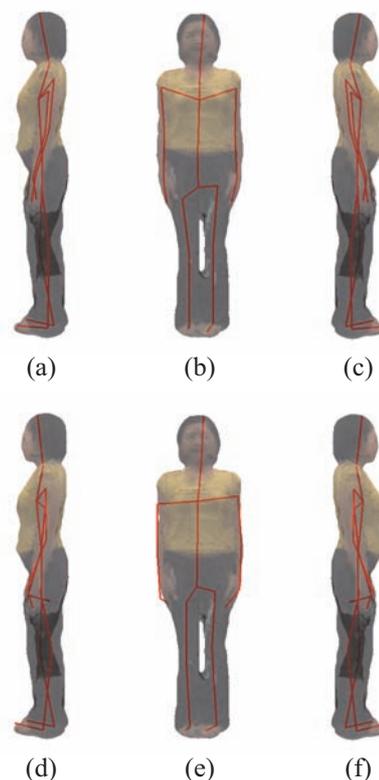


図 10 実画像による本手法と ICP との比較．(a) ~ (c) : 本手法による推定姿勢をそれぞれ右，正面，左から表示した図．(d) ~ (f) : ICP による推定姿勢をそれぞれ右，正面，左から表示した図．各図において，推定姿勢は赤線で示されており，これと 3 次元形状復元結果にテクスチャを貼ったものが重畳表示されている．

に 1 フレームあたり約 5 分の計算時間を要した．

また図 10 に，ICP と比較した図を示す．図 (a) ~ (c) は本手法による推定姿勢をそれぞれ右，正面，左からレンダリングした結果であり，図 (d) ~ (f) は ICP による推定姿勢をそれぞれ右，正面，左から表示した図である．各図において，推定姿勢は赤線で示されており，これと 3 次元形状復元結果にテクスチャを貼ったものが重畳表示されている．なおここで表示している 3 次元形状は多視点映像からこのフレームの形状を復元したものであり，モデルを推定姿勢によって変形させたものではない．これは本来の形状と骨格のずれを目視によって確認するためである．

この図から，腰や脇のように体節間の接触が起きている箇所において，ICP では正しく姿勢が求まっていないことが見て取れる．例えば，(b) と (e) を比較すると，肩の位置が ICP で求められた結果では本来の位置から大きくずれており，また (a) と (d)，あるいは (c) と (f) を比較すると，腰に添えられた手の位置が，ICP による結果 ((d) および (f)) では大きくずれていることが確認できる．

この結果から，体節間の接触を伴う複雑な運動に関して，本手法が ICP と比較してより頑健に姿勢推定を行うことができることを定量的に確認することができた．

6. 結 論

以上，本論文では 3 次元形状を用いた姿勢推定問題に対して，

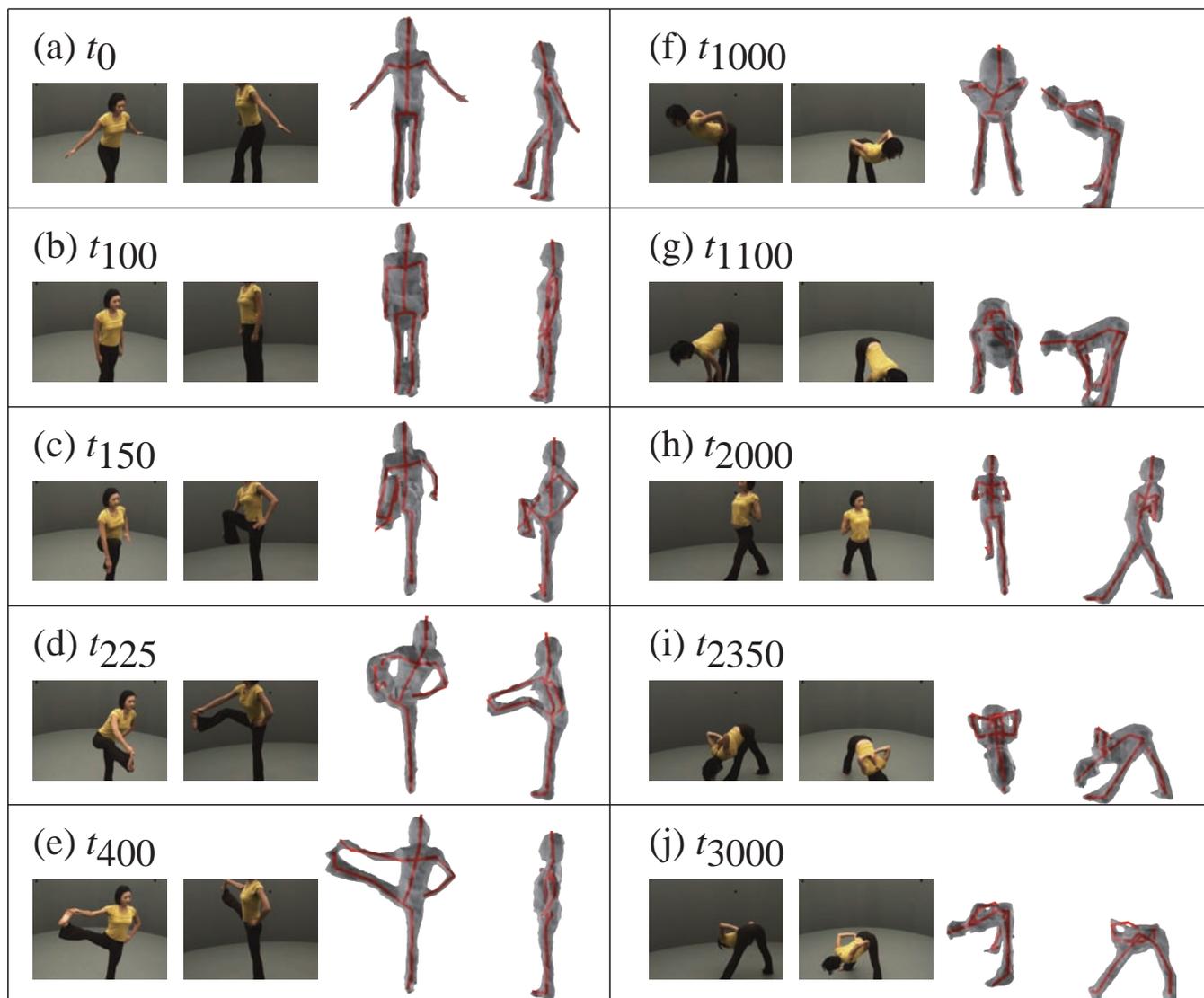


図 9 実画像による評価

(1) 接触によって原理上観測不可能であり、モデル形状中でマッチングに用いるべきではない領域と、(2) カメラ配置と多視点画像からの形状復元の特長として形状の信頼性が低く、観測形状中でマッチングに用いるべきではない領域の、2つのモデル化を提案した。また実際にこのモデルを用いてCGデータに対する姿勢推定を行い、2つのモデルがそれぞれ姿勢推定精度の向上に寄与していることを定量的に示すとともに、実画像に対しても本手法がICPと比較してより頑健に姿勢推定を行うことができることを定性的に示した。

しかし本手法で定義した可観測性 ρ_c は計算が簡便である一方、カメラ配置を真に反映してはいない。今後はカメラ配置を反映しつつ計算コストを現実的な範囲に抑えた新たなモデル化の検討を行う予定である。

謝 辞

本研究の一部は、文部科学省グローバルCOEプログラム「知識循環社会のための情報学教育研究拠点」および「大型有形・無形文化財の高精度デジタル化ソフトウェアの開発」プロジェクトの補助を受けて行った。

文 献

- [1] M. D. Wheeler, Y. Sato and K. Ikeuchi: “Consensus surfaces for modeling 3d objects from multiple range images”, Proc. of ICCV, IEEE Computer Society, p. 917 (1998).
- [2] 小川原, 李, 池内: “関節構造を持つ柔軟変形モデルを用いた人体運動の推定”, Proc. of MIRU2006, pp. 994-999 (2006).
- [3] T. B. Moeslund, A. Hilton and V. Krüger: “A survey of advances in vision-based human motion capture and analysis”, CVIU, **104**, 2, pp. 90-126 (2006).
- [4] T. Matsuyama, X. Wu, T. Takai and S. Nobuhara: “Real-time 3d shape reconstruction, dynamic 3d mesh deformation and high fidelity visualization for 3d video”, CVIU, **96**, pp. 393-434 (2004).
- [5] G. Vogiatzis, P. H. S. Torr and R. Cipolla: “Multi-view stereo via volumetric graph-cuts”, CVPR, pp. 391-398 (2005).
- [6] J. Starck and A. Hilton: “Surface capture for performance based animation”, IEEE Computer Graphics and Applications, **27(3)**, pp. 21-31 (2007).