論　文

時系列視体積からの多関節物体の体節形状と姿勢の同時推定法

飯山　将晃[†a)]　　角所　考[†]　　美濃　導彦[†]

Articulate Object Model Acquisition from Visual Hull in Time Sequences

Masaaki IIYAMA[†a)], Koh KAKUSHO[†], and Michihiko MINOH[†]

あらまし　多関節物体の体節形状と姿勢を同時に推定する手法を提案する．提案手法では，時系列で観測された視体積を入力とし，入力に対してゆう度が最大となるような体節形状と姿勢を同時に推定する．このために，視体積に含まれる余分な領域に対して頑健なボクセル特徴量を提案し，余分な領域に起因する対応付けの誤りを回避する．更に，関節部分などで生じる非剛体運動が姿勢推定に与える影響を軽減させるため，ボクセルがどの体節に属するかの確率で重みづけられたボクセルを用いて姿勢推定を行う．実験により，多関節剛体の体節形状と姿勢を正確に推定できることが確認された．

キーワード　姿勢推定，多関節物体，EM アルゴリズム，視体積交差法

1. まえがき

電子博物館で用いる博物標本の電子化などを目的として，現実物体の三次元モデルを獲得する要求が高まっている．この対象物体として従来は静止物体が主に扱われてきたが，人体や昆虫などに代表される様々な多関節物体の三次元モデルを獲得することも重要である．多関節物体の三次元モデルは剛体である各体節の形状とその接続関係及び姿勢，すなわち各体節の位置・向き，のとり得る範囲，によって構成され，このモデルを用いることにより，その物体の任意姿勢での形状を再現することができる．

このような三次元モデルを獲得するためには，まず多関節物体が運動する様子を観測し，そこから各体節の形状と各時刻における姿勢を得る必要がある．

体節形状と姿勢の両方を獲得するアプローチとして，物体の動きに基づくアプローチ [1]〜[3] がある．これは，もし多関節物体の全体形状が時系列で得られ，かつ各体節がそれぞれ異なる剛体運動をしていれば，同一の剛体運動をしている領域を全体形状から抽出することによって体節の形状を得るとともに，その剛体運動をもって各時刻における体節の位置・向き，すなわち多関節物体の各時刻における姿勢とすることができるという考えに基づいている．本研究でもこのアプローチに基づき，多関節物体の体節形状と各時刻における姿勢を獲得する手法を提案する．

多関節物体の体節形状と各時刻での姿勢を獲得するためには，物体の動きが必要である．物体の動きは，計測された全体形状を領域に分割し，各領域が各時刻において全体形状のどこに位置しているかを対応づけることによって得られる．

そのために必要となる物体の全体形状計測のための手法として，コンピュータビジョンの分野においてこれまでの様々な手法が提案されてきた．博物標本の電子化などを想定した場合は，計測対象として様々な反射特性をもつ物体を想定しておく必要があり，photo-consistency に基づいた手法やレーザレンジファインダを用いた手法では，物体の反射特性によっては形状が獲得できない場合がある．このような様々な反射特性をもつ物体の形状計測手法としては，複数のカメラで観測されたシルエットの情報のみから物体の形状を計測する視体積交差法 [4] が多く用いられている．視体積交差法を用いる場合，得られた視体積をボクセルの集合で表現し，各ボクセルが各時刻においてどこに位置するかを対応づけることによって物体の動きを得ることができる．

しかしながら，視体積交差法によって得られる形状は凸包となるため，本来物体の一部ではない余分な領

† 京都大学学術情報メディアセンター，京都市
Academic Center for Computing and Media Studies, Kyoto University, Kyoto-shi, 606–8501 Japan
a) E-mail: iiyama@media.kyoto-u.ac.jp

域が視体積に含まれてしまう場合がある．そのため，視体積の局所的な形状特徴を用いてボクセルの対応付けを行おうとすると，正確な対応付けがとれず，姿勢が正確には獲得できなくなるという問題が発生する．

この問題に対処するため，Cheung [2] や Gao [3] らが提案した手法では，複数方向から撮影された画像組から色特徴に基づいて特徴点を時系列に抽出し，これらを互いに対応づけることで物体の動きを推定し，多関節物体の体節形状と各時刻での姿勢を獲得している．しかし，特徴点の追跡が特徴点の色に基づいているため，色特徴から特徴点の抽出が困難である textureless な物体に対しては物体の動きの推定が困難という問題が発生し，色特徴を用いずシルエットのみから形状を計測するという視体積交差法の利点を損ねてしまう．

そこで我々は，視体積から対応付けの誤りが発生しにくいような形状特徴を抽出し，これを用いて対応付けを行うことにより，シルエットのみから形状を計測するという視体積交差法の利点を残しつつ体節形状と姿勢を獲得する．視体積に含まれる余分な領域によって覆われてしまう物体表面は，表面全体の中の一部であるとの仮定のもと，対応付けの誤りが発生しにくいような特徴量と特徴量間の非類似度を考え，これを対応付けに用いる．特徴量として，三次元空間をボクセル空間で表現し，空間中の各ボクセルに対して，そのボクセルから物体表面までの距離を複数方向に沿って計算して得られる多次元特徴量を用いる．視体積に含まれる余分な領域がない場合，視体積に含まれるボクセルについては物体の運動前後でこの特徴量は変化しない．また，視体積に含まれる余分な領域によって特徴量の一部の成分が異なってしまったとしてもその特徴量間の非類似度が上昇しないような非類似度を用いることで，余分な領域に対処する．

形状特徴を利用した手法として，Anguelov らの手法 [1] ではレンジセンサによって獲得された人体表面形状データを対象とし，人体表面の局所的な形状が観測している間変化しないという仮定に基づいて対応付けを行っている．これは計測された人体表面形状データに欠損やノイズが生じないことを前提とした手法であり，観測時に生じるノイズ等の影響により，獲得された物体表面に局所的なノイズが生じてしまうと，正しい対応付けがとれず，姿勢が正確には獲得できなくなるという問題が発生する．我々の手法で用いている多次元特徴量は視体積で生じる余分な領域に対処することを意図して導入したものであるが，物体表面で生じる局所的なノイズにも対処可能であり，我々の手法は Anguelov らの手法では対処できない形状データに対しても適応できる．

従来手法で生じるもう一つの問題点として，体節同士が接続している部分（関節部分）の影響が挙げられる．昆虫など多関節物体とみなせる物体においても，関節部分では非剛体運動が生じている．従来はこのような非剛体運動が生じる部分も体節の一部，つまり剛体である，とみなした記述が行われてきた．しかし，姿勢推定を行う場合にこのような記述をそのまま適用すると，本来剛体運動で表現できない動きを剛体運動として推定しようとしてしまうため，非剛体運動が生じる部分を含めずに推定した剛体運動と比較して推定精度が低下してしまう．

そこで，提案手法では各ボクセルに対してそれがどの体節に属するかの確率を計算し，体節の剛体運動をその体節に属する確率で重みづけられたボクセルを用いて推定することで，関節部分の影響を軽減させる．

また，物体の動きの推定にボクセルがどの体節に属するかの確率を用いる一方で，ボクセルがどの体節に属するかを知るためには物体の動きが分からなければならないという，いわゆる鶏と卵の問題に直面する．提案手法では EM アルゴリズムを用い，姿勢の推定とボクセルがどの体節に属するかの確率の計算を交互に繰り返し行うことにより，この問題に対処する．

以下，**2.** で多関節物体の全体形状を獲得する手法について述べ，**3.** で物体の動きを推定するために用いるボクセルの多次元特徴量と特徴量間の非類似度について述べる．**4.** では EM アルゴリズムを用いて姿勢・体節形状を得る手法について説明する．**5.** で実験による手法の評価を行う．**6.** はまとめである．

2. 多関節物体の体節形状と姿勢

多関節物体の全体形状を視体積交差法を用いて獲得する（図 1）．まず，各カメラで物体を撮影した画像と，あらかじめ物体を配置しない状態で撮影して得られた背景画像との差分に基づいて，画像中で物体が投影されている領域（シルエット）を抽出する．各カメラがピンホールカメラモデルで表され，その射影行列が既知であるとすると，カメラのレンズ中心を端点としシルエットを含む錐体状の開空間（視錐体）がカメラごとに得られる．各カメラから得られた視錐体の積領域を視体積と呼び，視体積を多関節物体の全体の復元形状とする．なお，本手法では三次元空間をボクセ

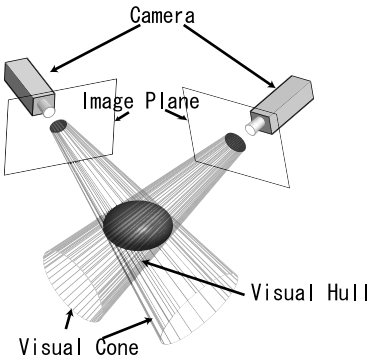


図 1　視体積交差法
Fig. 1　Visual hull.

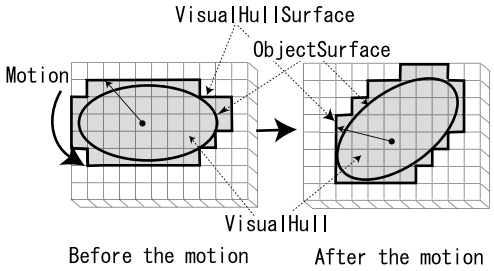


図 2　物体内部の点から物体表面までの距離
Fig. 2　Distance between object surface and internal point.

ル空間で表現し，視体積をボクセルの集合で表現する．

時刻 $t_i(i = 0, \ldots, N)$ において視体積として得られる多関節物体の全体形状を V_{t_i} と表記する．

こうして得られた多関節物体の全体形状の中からすべての時刻にわたって同一の剛体運動をしているボクセルを抽出することで，各体節の形状を得る．

全体形状の中でどのボクセルがどの体節に属するかを表現するために，仮に多関節物体が体節 1 から体節 M の M 個の体節で構成されているとして，時刻 t_0 の視体積 V_{t_0} に含まれるボクセルに 1 から M のラベルを割り当てる．あるボクセル $x(x \in V_{t_0})$ に割り当てられたラベルを $z(x)$ と表記し，V_{t_0} に含まれるすべてのボクセルへの割当全体を $\boldsymbol{z}(\boldsymbol{z} = \{z(x)|x \in V_{t_0}\})$ と表記する．

ラベル付けによって得られた各体節が時刻 t_i においてどこに位置するかは，時刻 t_0 と時刻 t_i 間の体節の剛体運動によって知ることができる．

ここで，t_0 における各体節の位置を基準位置とし，t_i における各体節の位置を各体節の基準位置からの相対位置で表現する．これにより時刻 t_i における多関節物体の姿勢は，時刻 t_0 と時刻 t_i 間の各体節の剛体運動 $D_j^{t_i}$ によって表される．

3.　領域の対応付けのための特徴量

領域の時刻間での対応付けを行うためには何らかの特徴量を観測形状から抽出しなければならない．従来，画像において用いられてきた領域同士の対応付け [5] では，主に画像の濃淡値に基づいて領域の対応付けを行ってきた．これは領域の画素の濃淡値は物体の運動前後で変化しないという性質を利用している．同様に，ボクセルをベースとしたマッチングを行う際にも，物体の運動前後で変化しないようなボクセル特徴量を用いる必要がある．その際，視体積に含まれる余分な領域に対して頑健である特徴量が望ましい．

また，ボクセルの対応付けを行う際，二つのボクセル特徴量間の非類似度を計算し，これが最小となるボクセルを探索するが，その際，その非類似度がボクセルの位置に対して多峰性を有する場合，探索が局所最適解に陥り，対応付けが正しく得られない場合が発生する．そのため，このような多峰性が発生しにくい特徴量を採用する必要がある．

以上のような要求を満たす特徴量として，ボクセルから視体積表面までの距離に着目する．

図 2 に示されるように，物体内部の点から物体表面までの距離は，物体が剛体であれば運動の前後で一定である．ここで，視体積表面を視体積に含まれるボクセルと視体積に含まれないボクセルとの境界面と定義すると，視体積に含まれるあるボクセルの中心から視体積表面までの距離は，視体積に余分な領域が含まれていない場合，ボクセルの幅程度の誤差は生じるものの運動の前後で一定である．本研究ではこの誤差が正規分布に従うものとして取り扱う．

しかしながら，視体積に余分な領域が含まれる場合，上で述べた性質は満たされない．そこで，特徴量として，ボクセルから視体積表面までの距離を s 個の方向 $\boldsymbol{q}_1, \ldots, \boldsymbol{q}_s$（各 $\boldsymbol{q}_k$ は単位ベクトル）に沿って計算して得られた s 次元特徴量を用い，その非類似度を s 個の要素のうちの $s - \rho$ 個を用いて定義する．特徴量の s 個の要素のうち，$s - \rho$ 個については視体積に含まれる余分な領域や他の体節との接触の影響を受けないというアイデアである．視体積 V_{t_i} が与えられたときのボクセル空間上の各ボクセル x の s 次元特徴量 $F_{V_{t_i}}(x)$ を次式で定義する．

$$F_{V_{t_i}}(x;\boldsymbol{q}_1,\ldots,\boldsymbol{q}_s) = [d(V_{t_i},x,\boldsymbol{q}_1),\ldots,d(V_{t_i},x,\boldsymbol{q}_s)] \quad (1)$$

ここで，次に説明する $d(V_{t_i},x,\boldsymbol{q}_k)$ はボクセル x の中心から視体積表面までの距離に基づいて計算される関数である．

3.1 $d(V_{t_i},x,\boldsymbol{q}_k)$

$d(V_{t_i},x,\boldsymbol{q}_k)$ をボクセルの中心から視体積表面までの距離に基づいて計算する．その際，x に対して $d(V_{t_i},x,\boldsymbol{q}_k)$ ができるだけ単調変化するように定義する．これは，$F_{V_{t_i}}(x)$ を用いてボクセルの対応付けを行う際，非類似度が多峰性を有さないようにするためである．

[x が V_{t_i} に含まれるとき]

ボクセルの中心から視体積表面までの $\boldsymbol{q}_k$ に沿った距離，すなわち，x の重心を始点とし視体積 V_{t_i} の表面を終点とする向き $\boldsymbol{q}_k$ の線分のうち最短となるものの長さを $d(V_{t_i},x,\boldsymbol{q}_k)$ とする．

[x が V_{t_i} に含まれないとき]

この場合，$\boldsymbol{q}_k$ の向きによっては x の重心を始点とし視体積 V_{t_i} の表面を終点とする線分が存在しない場合がある（例：図 3 のボクセル B での $\boldsymbol{q}_1$）．このような場合，x に対して $d(V_{t_i},x,\boldsymbol{q}_k)$ が単調変化するよう，ボクセルの中心から視体積表面までの向き $-\boldsymbol{q}_k$ に沿った距離を -1 倍したものを $d(V_{t_i},x,\boldsymbol{q}_k)$ とする．このように $d(V_{t_i},x,\boldsymbol{q}_k)$ を定義することにより，視体積に含まれる x が視体積表面に近づくにつれ $d(V_{t_i},x,\boldsymbol{q}_k)$ の値は正の値から 0 へ近づき，一方で，視体積に含まれない x が視体積表面に近づくにつれ $d(V_{t_i},x,\boldsymbol{q}_k)$ の値は負の値から 0 へ近づくため，x に対して $d(V_{t_i},x,\boldsymbol{q}_k)$ が単調変化する．

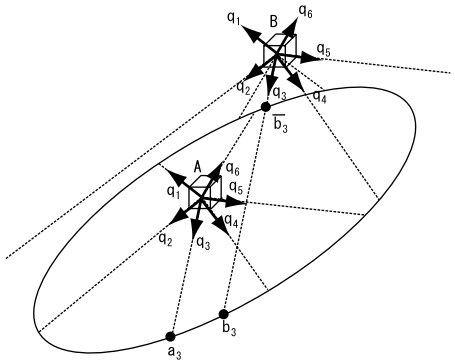


図 3　$d(V_{t_i},x,\boldsymbol{q}_k)$
Fig. 3　$d(V_{t_i},x,\boldsymbol{q}_k)$.

なお，$-\boldsymbol{q}_k$ についても，x の重心を始点とし視体積 V_{t_i} の表面を終点とする線分が存在しない場合，$d(V_{t_i},x,\boldsymbol{q}_k)=\infty$ とする．

一方，x の重心を始点とし視体積 V_{t_i} の表面を終点とする線分が存在する場合（例：図 3 の $\boldsymbol{q}_3$），x の重心を始点とし視体積 V_{t_i} の表面を終点とする向き $\boldsymbol{q}_k$ の線分のうち最短となるものを $d(V_{t_i},x,\boldsymbol{q}_k)$ とすると，視体積表面付近の x に対して $d(V_{t_i},x,\boldsymbol{q}_k)$ が不連続となる．これは，視体積に含まれるボクセルについて得られる線分の終点（図 3 の b_3）と視体積に含まれないボクセルについて得られる線分の終点（図 3 の $\bar{b}_3$）とが大きく異なってしまうからである．

そこで，x に対して $d(V_{t_i},x,\boldsymbol{q}_k)$ が単調連続となるよう，線分のうち最短となるものではなく，2 番目に短くなるもの（図 3 の b_3）の長さを $d(V_{t_i},x,\boldsymbol{q}_k)$ とする．

以上のように定義した $d(V_{t_i},x,\boldsymbol{q}_k)$ を用いると，例えば，図 3 のボクセル A についてはすべての d が正の値をとるのに対し，図 3 のボクセル B の場合，$\boldsymbol{q}_2,\boldsymbol{q}_5$ については $d=\infty$，$\boldsymbol{q}_1,\boldsymbol{q}_6$ については d は負の値をとる．

3.2 非類似度

時刻 t_i において，あるボクセル x が体節 j に属するとき，そのボクセルで表される領域が時刻 t_0 において占めていた領域は，$D_j^{t_i}$ の逆変換を用いて x を剛体移動させた立方領域となる．ここで，この立方領域の重心を含む時刻 t_0 でのボクセル $\hat{x}_{D_j^{t_i}}$ の特徴量と，x の特徴量との非類似度 $\mathfrak{D}(x,\hat{x}_{D_j^{t_i}};V_{t_i},V_{t_0},D_j^{t_i})$ を以下のように定義する．

$$\mathfrak{D}(x,\hat{x}_{D_j^{t_i}};V_{t_i},V_{t_0},D_j^{t_i}) = \mathfrak{S}^{\rho}_{\forall \boldsymbol{q}_k}\left\{\left|d(V_{t_i},x,\boldsymbol{q}_k)-d(V_{t_0},\hat{x}_{D_j^{t_i}},D_r^{-1}\boldsymbol{q}_k)\right|\right\} \quad (2)$$

ここで，D_r は $D_j^{t_i}$ に含まれる回転行列，$\mathfrak{S}^{\rho}_{\forall \boldsymbol{q}_k}$ はすべての $\boldsymbol{q}_k$ について計算された $\left|d(V_{t_i},x,\boldsymbol{q}_k)-d(V_{t_0},\hat{x}_{D_j^{t_i}},D_r^{-1}\boldsymbol{q}_k)\right|$ のうち値が小さいものから $s-\rho$ 個の平均を表す．

$\boldsymbol{q}_1,\ldots,\boldsymbol{q}_s$ のうちの $s-\rho$ 個の方向について，視体積の余分な領域が生じておらず，かつ x が体節 j に属しているという情報が正しければ，この非類似度は物体の運動にかかわらずボクセルの幅程度の大きさに収まる．言い換えれば ρ 個の方向について視体積の余分

な領域の影響を受けても非類似度は物体の運動にかかわらずボクセルの幅程度の大きさに収まるため，視体積の余分な領域に対してある程度のロバスト性を有する．ただし，余分な領域の影響を受ける $\boldsymbol{q}_k$ が ρ 個を超えて存在する場合はこのロバスト性は失われる．

ここで，ρ や $\boldsymbol{q}_i$ をどのように設定すべきかを考える必要がある．ρ は，物体表面のうちの何割が余分な領域に覆われているかによって決定され，また，$\boldsymbol{q}_i$ はできるだけ余分な領域の影響を受けない方向を選択することが望ましい．しかしながら余分な領域が視体積上のどこに存在するかは，カメラ台数・カメラ配置そして物体形状によって左右されるため，多関節物体一般に対して最適な ρ や $\boldsymbol{q}_i$ を与えることは，物体形状が未知である以上困難である．

$\boldsymbol{q}_i$ について我々は，s 個の $\boldsymbol{q}_i$ を各々が均等に異なる方向となるよう決定する．

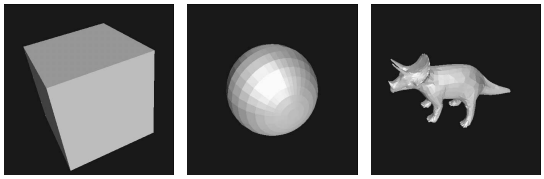
ρ に関しては，我々は，視体積の余分な領域についていくつかの仮定をおくことによってこれを決定する．まず，視体積は物体表面に外接するという性質より，視体積に含まれる余分な領域が物体表面全体を均質に覆うということはないと仮定する．また，余分な領域が発生するのは，各カメラでのシルエット内に投影される三次元領域に限定され，各カメラでのシルエットの外側に投影される領域には余分な領域は発生しないことから，物体表面を覆う余分な領域はある程度の厚みを上限とする厚みのある領域として存在し，そしてこの厚みの上限は物体の大きさに比例すると仮定する．

ここで，余分な領域に覆われる物体表面の割合を γ とし，物体の大きさに対する厚みの割合を w，物体の体積を 1 とすると，余分な領域の体積はおおよそ $\left((1+w)^3-1\right)\gamma$ となり，余分な領域の体積と γ との間には正比例の関係があり，余分な領域の体積と ρ との間にも正比例の関係があると考えることができる．

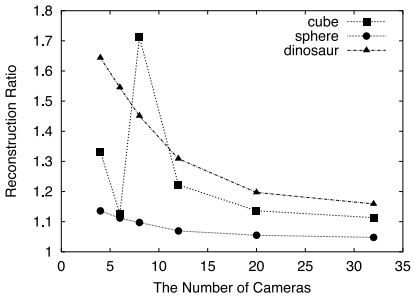
このことを踏まえ，カメラ台数と余分な領域の体積とを比較した筆者らの過去の実験 [7] に基づいて ρ を決定する．我々が提案している非類似度は，視体積表面までの距離という局所的な特徴量が受けるノイズに対処するために，複数の局所的な特徴量を利用するものであり，局所的な特徴量に生じるノイズがどの程度であるかに基づいて ρ を見積もるという意味では，局所的な領域でのノイズを見積もるための実験を行えばよく，実験として必ずしも多関節物体を用いる必要はないと考えられる．むしろ，我々が対象として想定している人体や昆虫などにおいては体節形状が主に凸面で表現でき，局所的には凸形状であるということを踏まえると，図 4 (c) のような多関節物体だけでなく，図 4 (a)，(b) のような安定した凸形状における局所的な領域でのノイズを見積もることも有効である．以上の考えに基づいて，図 4 (a)，(b)，(c) に示される 3 種類の物体に対してカメラ台数と視体積に含まれる余分な領域の体積との関係をシミュレーション実験によって評価している．なお，この実験では物体を取り囲む正多面体の頂点に各カメラが位置するようカメラを配置した．視体積交差法に用いたカメラ台数を変化させたときの，物体の真の体積に対する視体積の体積の比率は図 4 (d) のようになり，カメラ台数が 20 台の場合に余分な領域が全体の体積の 25% 程度となることが明らかとなった．

w の値を見積もることは困難であり，また，余分な領域の厚みが一定であるという保証はないため，余分な領域の体積が与えられたからといって ρ が厳密に求まるというわけではないが，ρ と余分な領域の体積との間には比例関係があると考え，ρ を s の 25% とした．

なお，カメラ台数が 8 台のときに立方体において余分な領域が突出して多い結果となっている．8 台のカメラを用いた実験を行った際，各カメラを立方体の中心から立方体の八つの頂点を結ぶ線上に配置しており，



(a) (b) (c)



(d)

図 4　カメラ台数と視体積上の余分な領域の含有率との関係

Fig. 4　The number of cameras vs volume of visual hull.

このような配置の場合，8 台のカメラの他の配置に比べ立方体における余分な領域が多く発生することが原因である．余分な領域がどの程度発生するかは，カメラ台数だけでなくカメラ配置にも依存し，特にカメラ台数が少ない場合，カメラ配置による余分な領域の変化が大きい．しかしながら，ある程度の台数のカメラを用いる場合，カメラ配置よりカメラ台数の方が余分な領域の支配的決定要素となる．本研究で想定している物体モデルの獲得を考えた場合，物体の形状を計測するためにある程度の台数のカメラを用いる必要があり，カメラ配置よりカメラ台数が余分な領域の支配的決定要素となるため，ρ をカメラ台数と余分な領域との関係に基づいて決定した．

4. EM アルゴリズムによる姿勢・体節形状の推定

2. で述べた時系列視体積 V_{t_i} $(t_i = t_1, \ldots, t_N)$ と **3.** で述べた特徴量とその非類似度をもとに，各ボクセルがどの体節に属するかのラベルとそれに基づく各体節の剛体運動 $D_j^{t_i}$ $(t_i = t_1, \ldots, t_N; j = 1, \ldots, M)$ を EM アルゴリズム [5], [6] を用いて同時に推定する．

多関節物体とみなせる物体においても，関節部分では非剛体な運動が生じており，そのような非剛体の部分による剛体運動推定への悪影響を軽減させるため，各ボクセル x に割り当てられたラベル $z(x)$ を直接求めるのではなく，ボクセル x が体節 j に属する確率 $P(z(x) = j)$ を求め，その確率で重みづけられたボクセルを用いて剛体運動を推定する．

ここで，$P(z(x) = j)$ を次に述べる二つの性質に基づいて推定する．一番目の性質は，**3.** で述べた特徴量の非類似度が，ボクセルがどの体節に属しているかについての情報が正しければ物体の運動にかかわらずボクセルの幅程度の大きさに収まるという性質である．2 番目の性質は，互いに近い位置にあるボクセルは同じ体節に属する可能性が高いという性質である．本手法ではこれをマルコフ確率場（MRF）でモデル化し，$P(z(x) = j)$ を x の 26 近傍にあるボクセルのラベル $\boldsymbol{L}(x)$ が与えられたという条件下でのボクセル x のラベルが j である確率 $P(z(x) = j|\boldsymbol{L}(x))$ で近似する．

EM アルゴリズムは不完全データからの最ゆう推定アルゴリズムであり，ある完全な確率変数（完全データ）のうち，その一部（観測データ）のみ観測できるという状況において，観測されたデータから確率モデルのパラメータを最ゆう推定によって求めるアルゴリズムである．本手法では，完全データを時系列視体積 V_{t_i} $(t_i = t_1, \ldots, t_N)$ 及びラベル割当 $\boldsymbol{z}$ とし，そのうちの時系列視体積だけが観測できるものとする．

EM アルゴリズムでは確率モデルのパラメータ $\boldsymbol{\Xi}$ の適当な初期値 $\boldsymbol{\Xi}^{(0)}$ を与え，Expectation ステップと Maximization ステップを繰り返すことによって $\boldsymbol{\Xi}$ を推定するとともに，V_{t_0} に含まれるボクセル x が体節 j に属する確率 $P(z(x) = j)$ を各体節ごとに推定する．ここで，パラメータ $\boldsymbol{\Xi}$ は $D_j^{t_i}$ $(t_i = t_1, \ldots, t_N; j = 1, \ldots, M)$ 及び後述する σ_i と MRF の内部パラメータ $\alpha_1, \ldots, \alpha_M, \beta$ である．

4.1 Expectation ステップ

Expectation ステップでは，観測データである V_{t_i} $(t_i = t_1, \ldots, t_N)$ と確率モデルのパラメータの推定値 $\boldsymbol{\Xi}^{(p)}$ が与えられたという条件下で，完全データの対数ゆう度 l_c の条件付期待値 $Q = E\left[l_c \middle| V_{t_1}, \ldots, V_{t_N}, \boldsymbol{\Xi}^{(p)}\right]$ を計算する．また，その過程で $P(z(x) = j)$ を更新する．言い換えれば，Expectation ステップでは各体節の剛体運動 $D_j^{t_i}$ $(t_i = t_1, \ldots, t_N; j = 1, \ldots, M)$ が与えられたという状態で，ボクセルがどの体節に属するかの確率を推定することになる．

Q のうち，完全データの対数ゆう度 l_c，すなわち時系列視体積とラベル割当についての確率分布の対数をとったものを，各時刻 t_i におけるボクセルがもつ特徴量 $F_{V_{t_i}}$ の（$\boldsymbol{z}$ が与えられたという条件下での）確率分布の対数をとったものと，ラベル割当 $\boldsymbol{z}$ の確率分布の対数をとったものを用いて次式で定義する．

$$l_c = \sum_{t_1}^{t_N} \left(\sum_{x \in V_{t_i}} \log P(F_{V_{t_i}}(x)|\boldsymbol{z}; \boldsymbol{\Xi}) + \log P(\boldsymbol{z}; \boldsymbol{\Xi}) \right) \tag{3}$$

これは，完全データの確率分布はラベル割当の確率分布とラベル割当を与えたという条件下での視体積 V_{t_i} の確率分布との積で表され，また，視体積 V_{t_i} の確率分布は時刻 t_i における各ボクセルの特徴量の確率分布の積で表されるとの考えに基づいている．

式 (3) の右辺に表れている $P(F_{V_{t_i}}(x)|\boldsymbol{z}; \boldsymbol{\Xi})$ は，特徴量 $F_{V_{t_i}}(x)$ の（$\boldsymbol{z}$ が与えられたという条件下での）確率分布である．x が体節 j に属していれば $F_{V_{t_i}}(x)$ と $F_{V_{t_0}}(\hat{x}_{D_j^{t_i}})$ との非類似度 $\mathfrak{D}(x, \hat{x}_{D_j^{t_i}}; V_{t_i}, V_{t_0}, D_j^{t_i})$ は最大でもボクセルの幅程度の大きさで，かつ正規分布に従うと考え，$\log P(F_{V_{t_i}}(x)|\boldsymbol{z}; \boldsymbol{\Xi})$ を以下のように

定義する．

$$\log P(F_{V_{t_i}}(x)|\boldsymbol{z};\boldsymbol{\Xi}) = \log\left(\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_j}}e^{-\frac{\mathfrak{D}(x,\hat{x}_{D_j^{t_i}};V_{t_i},V_{t_0},D_j^{t_i})^2}{2\sigma_j^2}}\right) \quad (4)$$

$\log P(F_{V_{t_i}}(x)|\boldsymbol{z};\boldsymbol{\Xi})$ の条件付期待値は，V_{t_i} と $\boldsymbol{\Xi}^{(p)}$ が与えられた状態での条件付確率 $P\left(\hat{x}_{D_j^{t_i}}|V_{t_i},\boldsymbol{\Xi}^{(p)}\right)$ を $\lambda_j^{t_i(p)}(\hat{x}_{D_j^{t_i}})$ と表記すると，

$$E\left[\log P(F_{V_{t_i}}(x)|\boldsymbol{z};\boldsymbol{\Xi})|V_{t_i},\boldsymbol{\Xi}^{(p)}\right] = \sum_j^M \lambda_j^{t_i(p)}(\hat{x}_{D_j^{t_i}})\left[\log P(F_{V_{t_i}}(x)|\boldsymbol{z};\boldsymbol{\Xi})\right] \quad (5)$$

となる．

一方，式 (3) の右辺に現れている $P(\boldsymbol{z};\boldsymbol{\Xi})$ はラベルの割当 $\boldsymbol{z}$ に対する事前確率である．本手法ではこれをマルコフ確率場（MRF）でモデル化する．MRF は，あるボクセルに割り振られたラベルは，そのボクセルの近傍に存在するボクセルに割り振られたラベルとのみ相関があり，ボクセルの近傍より外側に存在するボクセルの影響は受けないという性質をモデル化したものである．

$\delta(z(x)=j)$ を x のラベルが j のときに 1，それ以外のときに 0 となる関数，$\tau_j(x) = \alpha_j + \beta\sum_{y\in\eta(x)}\lambda_j^{t_i(p-1)}(y)$，そして $\alpha_1,\alpha_2,\ldots,\alpha_M,\beta$ を MRF の内部パラメータ，$\eta(x)$ をボクセル x の 26 近傍に存在するボクセルの集合とし，ラベルの割当 $\boldsymbol{z}$ に対する事前確率を以下のようにモデル化する．

$$P(\boldsymbol{z};\boldsymbol{\Xi}) = \prod_x \frac{\exp\left\{\sum_j^M \delta\left(\boldsymbol{z}(x)=j\right)\tau_j(x)\right\}}{\sum_k^M \exp\tau_k(x)} \quad (6)$$

これを用いて $\log P(\boldsymbol{z};\boldsymbol{\Xi})$ の条件付期待値は，

$$E\left[\log P(\boldsymbol{z};\boldsymbol{\Xi})|V_{t_i},\boldsymbol{\Xi}^{(p)}\right] = \sum_{x\in V_{t_0}}\sum_j^M \lambda_j^{t_i(p)}(x)\log\frac{\exp\tau_j(x)}{\sum_j^M\exp\tau_k(x)} \quad (7)$$

となる．

また，$P(z(x)=j|\boldsymbol{\Xi}^{(p)})$ を x の近傍にあるボクセルのラベルが与えられたという条件下でのボクセル x のラベルが i である確率 $P(z(x)=j|\boldsymbol{L}(x),\boldsymbol{\Xi}^{(p)})$ で近似し，$P\left(z(x)=j|\boldsymbol{L}(x),\boldsymbol{\Xi}^{(p)}\right)$ を $\pi_j^{(p)}(x)$ と表記すると，$\lambda_j^{t_i(p)}(x)$ はベイズ則を用いて，

$$\begin{aligned}\lambda_j^{t_i(p)}(x) &= P\left(z(x)=j|V_{t_i},\boldsymbol{\Xi}^{(p)}\right)\\ &= \frac{P(V_{t_i}|z(x)=j,\boldsymbol{\Xi}^{(p)})P(z(x)=j|\boldsymbol{\Xi}^{(p)})}{\sum_k P(V_{t_i}|z(x)=k,\boldsymbol{\Xi}^{(p)})P(z(x)=k|\boldsymbol{\Xi}^{(p)})}\\ &\approx \frac{P(V_{t_i}|z(x)=j,\boldsymbol{\Xi}^{(p)})\pi_j^{(p)}(x)}{\sum_k P(V_{t_i}|z(x)=k,\boldsymbol{\Xi}^{(p)})\pi_k^{(p)}(x)} \quad (8)\end{aligned}$$

となる．更に $P(\boldsymbol{z};\boldsymbol{\Xi}) \approx \prod_x P(z(x)|\boldsymbol{L}(x),\boldsymbol{\Xi})$ と近似 [5] すると，式 (6) より，

$$P(z(x)|\boldsymbol{L}(x),\boldsymbol{\Xi}) = \frac{\exp\left\{\sum_j^M \delta\left(z(x)=j\right)\tau_j(x)\right\}}{\sum_k^M\exp\tau_k(x)} \quad (9)$$

となる．

式 (3)，(5)，(7)〜(9) より Q を計算することができる．

4.2 Maximization ステップ

Maximization ステップでは Q を $\boldsymbol{\Xi}$ について最大化し，得られた $\boldsymbol{\Xi}$ を $\boldsymbol{\Xi}$ の新たな推定値 $\boldsymbol{\Xi}^{(p+1)}$ とする．言い換えれば，Maximization ステップではボクセルがどの体節に属し得るかの確率を与えられたという状態で，各体節の剛体運動を推定することになる．

式 (5)（これは Q の一部である）の最大化によって $D_j^{t_i}$ が推定されるが，その際，非剛体の部分に位置するボクセルに関しては $\lambda_j^{t_i(p)}(x)$ が小さくなり，$D_j^{t_i}$ 推定における非剛体の部分の寄与が小さくなるため，結果的に $D_j^{t_i}$ の推定における非剛体部分の影響を軽減することができる．

4.3 姿勢・体節に属する確率の初期推定

EM アルゴリズムでは，一番最初の Expectation ステップにおいて，適当なパラメータの初期値 $\boldsymbol{\Xi}^{(0)}$ とボクセルがどの体節に属するかの確率 $\lambda_j^{t_i(0)}(x)$ が必要となる．また，M をあらかじめ与える必要がある．

これらのパラメータを求めるため，V_{t_0} を小領域に分割し，各小領域の剛体運動を推定することで，体節の大まかな形状と姿勢変化を推定する．

4.3.1 領域分割

まず，V_{t_0} を複数の小領域に分割する．分割によって得られた各領域をボクセルブロックと呼ぶ．その際，各ボクセルブロックに含まれるボクセルが一定の範囲 r に収まるよう，そして各ボクセルブロックが一つの

連結した領域となるように分割する．ここで，範囲 r を，ボクセルブロックに含まれる任意の二つのボクセル間を結ぶ最短パスのうち長さが最長となるものの値と定義する．なお，r に求められる条件として，各体節に対し少なくとも一つのボクセルブロックが含まれるように r を設定する必要があり，r を物体やボクセルのサイズに応じて決定する．

4.3.2 多次元特徴量に基づく剛体運動推定

4.3.1 で得られたボクセルブロックの剛体運動を t_0, t_1 間の運動，t_0, t_2 間の運動，…，t_0, t_n 間の運動の順に推定する．

t_0, t_{i-1} 間のボクセルブロックの剛体運動を初期解とし，ボクセルブロックと V_{t_i} とのテンプレートマッチングにより t_0, t_i 間でのボクセルブロックの剛体運動を推定する．その際，**3.** で述べたボクセル特徴量を用いてテンプレートマッチングを行う．ボクセルブロックに含まれるボクセル x についての $\mathfrak{D}$ の総和，

$$E = \sum_{x \in \text{ボクセルブロック}} \mathfrak{D}(x, \hat{x}_{D_j^{t_i}}; V_{t_i}, V_{t_0}, D) \tag{10}$$

を最小とするような剛体運動 D を適当な非線形最適化手法を用いて推定する．

4.3.3 クラスタリング

テンプレートマッチングにより，各ボクセルブロックの剛体運動が推定される．しかしながら，ボクセルブロックによっては，複数の体節にまたがる領域がボクセルブロックとして選択されている場合があり，そのようなボクセルブロックの剛体運動を推定した場合，推定された剛体運動を用いて計算される式 (10) の E の値は大きくなる．

そこで，本手法ではボクセルブロックの中から E があるしきい値より小さいもののみを抽出する．また，複数のボクセルブロックが同一の体節に含まれている場合があるため，抽出されたボクセルブロックの中で同一の剛体運動に従っているとみなせるもの同士をクラスタリングする．

こうして得られたクラスタ $cluster_j (j = 1, \ldots, M)$ の個数を体節の個数 M として設定し，$\lambda_j^{t_i(0)}(x)$ を x が $cluster_j$ 以外のクラスタに含まれるとき 0，x が $cluster_j$ に含まれるとき 1，x がどのクラスタにも含まれないとき $\frac{1}{M}$ となるように初期化する．

また，各クラスタの剛体運動 D を $D_j^{t_i}$ の初期解とし，この D が得られたのときの $\mathfrak{D}(x, \hat{x}_{D_j^{t_i}}; V_{t_i}, V_{t_0}, D)$ の二乗平均を σ_j の初期解として与える．

4.4 体節への分割

EM アルゴリズムによって姿勢推定を行った結果，**4.3.3** で述べた処理で複数のクラスタに分割していた領域が，結果的に同一の剛体となる場合がある．そこで，**4.3.3** で述べた処理と同様に，同一の剛体運動に従っているとみなせるもの同士をクラスタリングする．

また，EM アルゴリズムによって最終的に得られた $\pi_j^{(p)}(x)$ に対し，各 j について $\pi_j^{(p)}(x)$ がしきい値 th 以上となるボクセルを抽出することで，各体節の形状を得る．

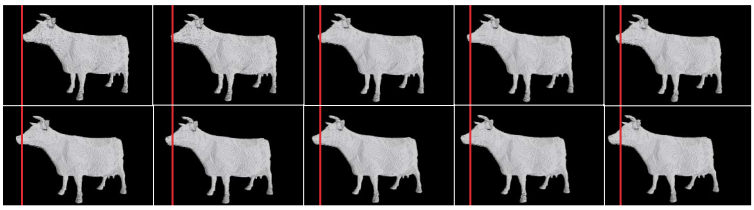
5. 実　　験

本研究で提案した手法の有効性を検証するためシミュレーション実験と実データを用いた実験を行った．

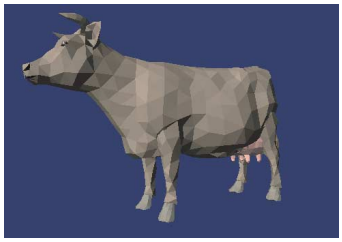
5.1 シミュレーション実験

実験データとして，牛の 3D モデル（図 5 (b)）の歩行動作系列（10 フレーム）を用い，牛モデルを取り囲むように配置した 20 台の仮想カメラを用いて時系列視体積を構築した．入力データとして与えた牛モデルは胴体及び左右前後の脚の計五つの体節で構成され，10 フレームの運動中，牛モデル全体を前方に約 21 ボクセル（牛モデルの全長の 10%）並進させ，4 本の脚を最大 30 度回転運動させた歩行動作である．秒 30 フレームで撮影されたとしてこの運動を速度に換算すると，並進運動で約 1 m/s，回転運動で約 90 度/s となり歩行動作としては妥当な運動速度であると考えられる．得られた 10 フレームの視体積を図 5 (a) に示す．ここで，図中で赤線で示されている位置は物体の並進移動を視認しやすくするための基準線である．なお，各視体積は $100 \times 170 \times 270$ 個程度のボクセルで表現されている．

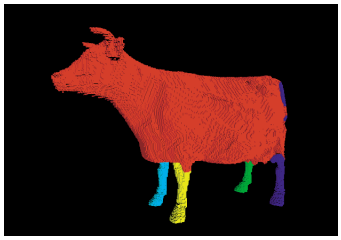
3. 及び **4.** で述べた手法を時系列視体積に適用し，体節に分割した結果を図 5 (c)，(d) に示す．図 5 (d) は牛の右前脚の付け根部分を拡大したものである．なお，**3.** で述べた多次元特徴量の次元数 s を 20，非類似度のロバスト性を表す ρ を 5，**4.3** で述べたボクセルブロックのサイズ r を 16 とし，$\pi_j^{(p)}(x)$ が $th = 0.9$ 以上となるボクセルを体節として抽出した．手法を適用した結果，最終的に M の値は 5 となり，また，図 5 (c) で確認できるように牛のモデルを五つの体節に分割することができた．



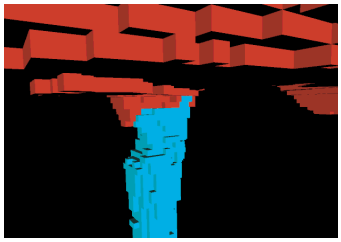
(a) View Volume $V_{t_0} - Vt_9$



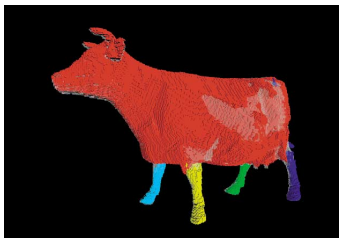
(b) 3D cow model at t_0



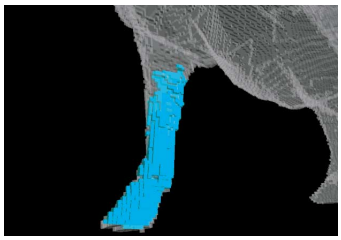
(c) Segmented result



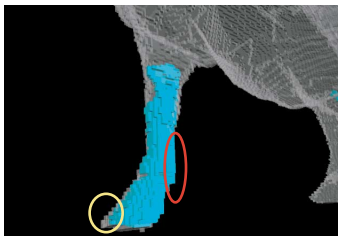
(d) Segmented result (zoom)



(e) Motion after the segmentation



(f) Motion after the segmentation (zoom)



(g) Motion after the segmentation (zoom)

図 5　シミュレーション実験結果
Fig. 5　Simulation results.

姿勢変化の推定精度を評価するため，推定された $D_j^{t_i}$ と，歩行動作を生成したときに与えた各体節の剛体運動との差を比較した．また，姿勢推定の際に行ったボクセルの体節に属する確率による重み付けの効果を評価するため，式 (5) の代わりに，重み付けを行わない以下の式を用いた状態での姿勢推定精度も合わせて評価した．

$$E\left[\log P(F_{V_{t_i}}(x)|\boldsymbol{z};\boldsymbol{\Xi})|V_{t_i},\boldsymbol{\Xi}^{(p)}\right] = \sum_{j}^{M} \bar{\lambda}_j^{t_i(p)}(\hat{x}_{D_j^{t_i}})\left[\log P(F_{V_{t_i}}(x)|\boldsymbol{z};\boldsymbol{\Xi})\right] \quad (11)$$

ここで $\bar{\lambda}_j^{t_i(p)}(\hat{x}_{D_j^{t_i}})$ は $k \neq j$ であるすべての k に対して $\lambda_j^{t_i(p)}(\hat{x}_{D_j^{t_i}}) > \lambda_k^{t_i(p)}(\hat{x}_{D_j^{t_i}})$ であれば 1，そうでなければ 0 となる関数である．

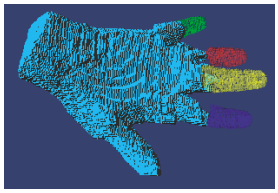
結果を表 1 に示す．剛体運動の推定精度を回転運動と平行移動の各時刻での誤差の平均によって評価した．なお，回転運動の誤差に関しては，体節の剛体運動のうち回転運動を表す行列の推定値 $\hat{R}$ とその真値 R とを用いて，$R_{err} = R\hat{R}^T$ として得られる回転行列 R_{err} を求め，R_{err} の回転角を回転運動の誤差とした．

表 1　姿勢推定平均誤差
Table 1　Average error by pose estimation.

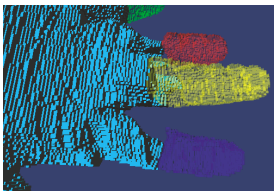
	回転運動（deg）		平行移動（vox）	
重み付け	あり	なし	あり	なし
胴体	0.40	0.35	1.25	1.57
左前脚	1.59	3.41	1.43	2.33
右前脚	1.35	5.52	2.02	3.20
左後脚	1.24	2.92	1.54	2.06
右後脚	1.40	2.31	0.89	2.00

実験により，どの体節に対しても回転角度で 2 度以下，平行移動で約 2 ボクセル幅程度の精度で姿勢推定ができていることが確認された．また，一方で $\lambda_j^{t_i(p)}(x)$ での重み付けを行わない場合，回転運動の平均誤差が最大 5 度，平行移動の平均誤差で最大 3 ボク

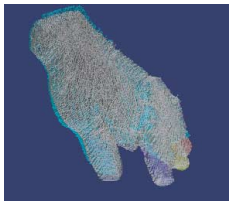
(a) input image sequence



(b) Segmented result

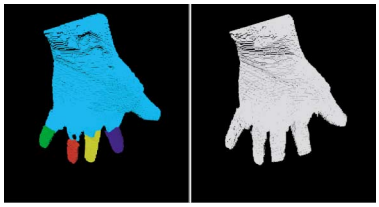


(c) Segmented result (zoom)



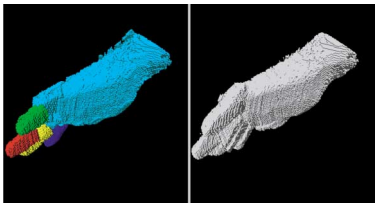
(d) Motion after the segmentation

(e) Motion after the segmentation



(f) Motion after the segmentation

(g) Motion after the segmentation



(h) Motion after the segmentation

図 6　実データによる実験結果
Fig. 6　Results by hand shape data.

セル幅程度まで精度が低下することが確認された．重み付けを行うことによって回転運動精度が約 4 度向上することは，**1.** で述べた多関節物体の三次元モデルの構成要素である体節の向きのとり得る範囲を獲得することを考えた場合意義のある精度向上であり，重み付けを行うことの有効性があると思われる．

次に，分割によって得られた各体節を $D_j^{t_9}$ をもとに姿勢変化させた形状と V_{t_9} とを重ね合わせた結果を図 5 (e)，(f) に示す．図 5 (f) は右前脚部分を $D_j^{t_9}$ をもとに剛体移動させた形状と V_{t_9} とを重ね合わせた結果である．図中で半透明の白色で示しているのが V_{t_9} である．回転角度で 2 度以下，平行移動で約 2 ボクセル幅程度の精度であれば，体節同士のつなぎ目以外では見た目としては物体の運動をほぼ再現できることが確認できる．

また，重み付けを行わずに推定された $D_j^{t_9}$ をもとに右前脚部分を剛体移動させた形状と V_{t_9} とを重ね合わせた結果を図 5 (g) に示す．図中の赤色の楕円で示した領域付近では，剛体移動させた形状が V_{t_9}（図 5 (g) 中の半透明の白色部分）に対してはみ出ており，また，図中の黄色の楕円で示した領域付近では逆に V_{t_9} が剛体移動させた形状に対してはみ出ていることが確認され，重み付けを行った場合と比較して物体の運動の再現性が低下している．しかしながら，表 1 で示されているように回転角度で約 4 倍の精度差があるにもかかわらず，重み付けの有無によって大きな見た目の違いは生じていない．これは，重み付けを行う行わないにかかわらず，時刻 t_9 の形状と時刻 t_0 の形状に姿勢を加味したものとが一致するように，言い換えれば **3.2** で述べた非類似度が 0 となるように，姿勢と各ボクセルのラベルが推定されることが理由であると考えられる．

5. 2　実環境データを用いた実験

次に，実環境下での手法の有効性を調べるため

図 6 (a) に示されるような，親指以外の指の第 3 関節を内側に曲げるような動作系列を用いた実験を行った．観測にはカメラ 20 台を用いた撮影システム [7] を用い，1 mm 立方のボクセルで各時刻の視体積を構築した．時系列視体積をもとに V_{t_0} を分割した結果を図 6 (b)，(c) に示す．なお，**3.** で述べた多次元特徴量の次元数 s を 20，非類似度のロバスト性を表す ρ を 5，**4.3** で述べたボクセルブロックのサイズ r を 16 とし，$\pi_j^{(p)}(x)$ が $th = 0.9$ 以上となるボクセルを体節として抽出した．最終的に M の値は 5 となった．図 6 (b) に示されるように，実環境下においても親指以外の 4 本の指をそれぞれ異なる体節として，分割できていることが確認できる．

また，分割によって得られた各体節を $D_j^{t_9}$ をもとに姿勢変化させた形状と V_{t_9} とを比較した結果を図 6 (d) から (h) に示す．図 6 (d)，(e) は $D_j^{t_9}$ をもとに姿勢変化させた形状と V_{t_9} とを重ね合わせたものである．図 6 (d)，(e) では，各形状を半透明の領域で重ね合わせている．また，図 6 (f)，(g)，(h) は $D_j^{t_9}$ をもとに姿勢変化させた形状と V_{t_9} とを様々な方向から観測したものであり，各図の左側が Vt_0 を $D_j^{t_9}$ をもとに姿勢変化させた形状，右側が V_{t_9} である．これらの結果より $D_j^{t_9}$ をもとに姿勢変化させた形状と時刻 t_9 の形状とが大まかには一致してるものの，シミュレーション実験の結果と比較して，$D_j^{t_9}$ をもとに姿勢変化させた形状と時刻 t_9 の形状との一致度が低下していることが確認できる．その原因として，シルエットに抽出誤差が生じることによって視体積交差法を用いて復元された手形状に誤差が生じ，視体積表面に余分なボクセルが生じることが考えられる．このような余分なボクセルのいくつかは非剛体の領域とみなされ体節として抽出されないため，一致度が低下していると考えられる．

6. む す び

本論文では，色特徴を用いることなく，多関節物体の形状と各時刻の姿勢を同時に獲得する手法を提案した．

提案手法では，視体積に含まれる余分な領域に対処するため，物体の動きの推定を物体表面までの距離に基づく特徴量に基づいて行った．また，非剛体の部分が剛体運動推定に与える影響を軽減させるため，各ボクセルに対してどの体節に属し得るかの確率を計算し，その確率に応じて重みづけられたボクセルを用いて剛体運動推定を行った．

今後の課題として，大きな運動が発生したときの対処が挙げられる．隣り合うフレーム間での運動が大きい，つまり，運動速度が大きい場合，**4.3** で説明しているパラメータ Ξ の初期値推定に影響が生じると予想される．テンプレートマッチングによって運動パラメータの探索を行う際，運動が大きいと運動パラメータの探索範囲を広くとる必要があり，形状によっては正解と異なる運動パラメータが得られる可能性がある．今後，運動が多少大きくとも妥当な Ξ の初期値が得られるようにするように手法の改良を行う必要がある．

一方で，長時間観測することによって得られた多数のフレームを用いた場合，一般的にはフレーム数を増加させるにつれ運動推定の誤差が蓄積していくという問題が発生する．これは，ある時刻の姿勢を推定する際，前時刻（若しくは過去の数フレーム）の姿勢推定結果を用いていることが主な原因である．それに対して，我々が提案している EM アルゴリズム用いた手法では，すべての時刻のデータを一度に用いて各時刻での姿勢を一度に推定しており，従来問題となっていた誤差の蓄積は従来ほどは生じないと考えられる．ただし，我々の手法ではすべての時刻のデータを一度に用いているため，処理に必要な計算量・メモリ量が従来よりも大きくなるという問題がある．今後，アルゴリズムの改良により計算量・メモリ量を削減し，長時間の観測データに対応する必要がある．

また，もう一つの課題として，関節部分での非剛体運動の獲得が挙げられる．提案手法により，物体のうち，体節部分の形状変化をほぼ再現できる程度の精度で各体節の形状と各時刻における姿勢を推定することができたが，関節部分の形状変化についてはモデル化を行っていない．最初に述べたような博物標本の電子化を目指す場合，今後このような部分のモデル化が望まれる．

提案手法を適用することにより，多関節物体中の非剛体領域を抽出することは可能であるので，抽出した非剛体領域を何らかの非剛体モデル，例えばメタボール表現，超二次関数表現などでモデル化することについて検討したい．

文　　献

[1] D. Anguelov, D. Koller, H.C. Pang, P. Srinivasan, and S. Thrun, “Recovering articulated object models from 3D range data,” Proc. Uncertainty in Artificial Intelligence Conference (UAI), pp.18–26, 2004.

[2] K. Cheung, S. Baker, and T. Kanade, “Shape-from-

silhouette of articulated objects and its use for human body kinematics estimation and motion capture," Proc. CVPR, p.77–84, 2003.
[3] J. Gao, R.T. Collins, A.G. Hauptmann, and H.D. Wactlar, "Articulated motion modeling for activity analysis," IEEE Workshop on Articulated and Nonrigid Motion, p.20, 2004.
[4] W.N. Martin and J.K. Aggarwal, "Volumetric descriptions of objects from multiple views," PAMI, vol.5, no.2, pp.150–158, 1983.
[5] N. Vasconcelos and A. Lippman, "Empirical Bayesian motion segmantation," PAMI, vol.23, no.2, pp.216–221, 2001.
[6] A. Dempster, N. Laird, and D. Rubin, "Maximum-likelihood from incomplete data via the EM algorithm," J. Royal Statistical Society, B-39, 1977.
[7] M. Iiyama, Y. Kameda, and M. Minoh, "4pi measurement system: A complete volume reconstruction system for freely-moving objects," IEEE Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems (MFI2003), pp.119–124, 2003.

（平成 17 年 9 月 9 日受付，18 年 1 月 23 日再受付）

飯山　将晃　（正員）

平 15 京都大学大学院情報学研究科博士課程指導認定退学．同年京都大学学術情報メディアセンター助手．コンピュータビジョン・ 三次元データ処理の研究に従事．IEEE，情報処理学会各会員．

角所　　考　（正員）

平 5 大阪大学大学院工学研究科博士課程了．平 5〜6 スタンフォード大客員研究員．平 6 大阪大学助手．平 9 京都大学総合情報メディアセンター助教授．平 4 同学術情報メディアセンター助教授．工博．視覚メディア処理，コミュニケーション関係の研究に従事．

美濃　導彦　（正員）

昭 53 京大・工・情報工学卒．昭 58 同大大学院博士課程了．同年工学部助手，昭 62〜63 マサチューセッツ州立大学客員研究員，平元京都大学工学部付属高度情報開発実験施設助教授，平 9 京都大学総合情報メディアセンター教授，平 14 京都大学学術情報メディアセンター教授．画像処理，人工知能，知的コミュニケーション関係の研究に従事．工博．IEEE，ACM，情報処理学会，画像電子学会，日本ロボット学会各会員．