

I-8

複数映像からの関節物体モデルの獲得

Acquisition of a Model of an Articulate Object from Multiple Video

飯山 将晃[†] 亀田 能成[‡] 美濃 導彦[‡]
 Masaaki IYAMA Yoshinari KAMEDA Michihiko MINOH

1. はじめに

本研究では、昆虫などの関節物体モデルを複数方向から撮影された映像を用いて獲得する手法を提案する。ここでいう関節物体モデルとは、それぞれの体節の形状とその運動を表現するモデルを指す。

近年、さまざまな形状計測方法が提案され、物体の形状をボリュームデータとして獲得することが可能となってきた。しかしながら、物体の形状を計測したからといってその物体がどのように運動するのかを知ったことにはならない。物体の関節物体モデルを獲得するためには、計測された形状をさらに体節(例えば手や足)ごとに切り分け、それぞれの体節がどのような形状をし、またそれらがどのような運動をしているかを知る必要がある。

これまで関節物体、特に人体を取り扱ってきた研究では、体節の幾何形状に対して何らかのモデルを与え、体節への切り分けを行うものが多かった[1]。与える幾何形状のモデルが対象と大きく異なる場合、これらの手法ではうまく体節への切り分けを行うことができず、取り扱う対象に応じて逐一幾何形状のモデルを修正する必要があった。そこで、本研究では幾何形状モデルを必要とせず、ボリュームデータを体節へ切り分ける方法を提案する。

2. 体節の形状と運動の獲得

撮影環境として、関節物体を取り囲むように複数台のカメラを設置し、各カメラで関節物体を同期して時系列で撮影することのできる環境を仮定する。ここで、各カメラはピンホールカメラモデルで表現可能な光学系を持つものとし、その3次元空間座標から画像平面座標への透視投影行列は既知であるとする。

また、関節物体は体節の集合によって構成されているものとし、体節を以下のように仮定する。

- 各体節は剛体である。つまり体節の運動は6自由度の剛体運動で表現される。
- 体節の形状は空間的に連続している。

この仮定に基づいて、複数映像から獲得されたボリュームデータを体節毎に切り分ける。体節が剛体で、かつ空間的に連続していると仮定しているので、その仮定に基づき、ボリュームデータの中で同一の剛体運動に従っているものがひとつとなるように切り分ければよい。

ボリュームデータの体節への分割の処理を、以下に挙げる3つのプロセスを時系列で得られる画像に対し順次適用することで行う。

最初のプロセスでは、体節表面上の特徴点の3Dフローをボリュームデータとオプティカルフローを用いて推定

する。次のプロセスでは体節の運動が剛体であるという仮定のもとに、同一の体節上に存在すると考えられる特徴点同士を点クラスタとしてクラスタリングし、さらに、点クラスタの剛体運動を特徴点の3Dフローと特徴点の周辺に存在するボリュームデータを用いて推定する。最後のプロセスでは、体節の形状が空間的に連続しているとの仮定のもとに、点クラスタの剛体運動を用いてボリュームデータを剛体とみなせる領域毎に切り分ける。

以上の3つのプロセスを時系列で得られる画像に対し順次適用し体節への切り分けを行っていくことによって、最終的に切り分けられたボリュームデータを各体節の形状とする。また、各体節の運動は各時刻における点クラスタの剛体運動によって表される。

2.1 ボリュームデータの獲得

複数方向から撮影された画像からボリュームデータを獲得する手法として視体積交差法[2]を利用する(図1)。

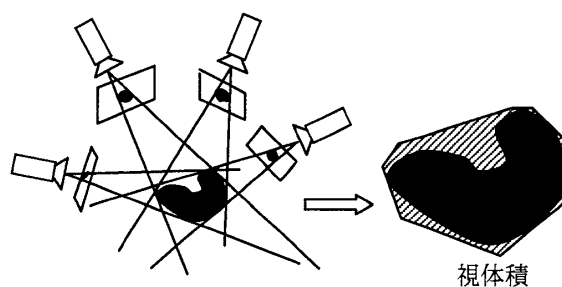


図1 視体積交差法

得られた視体積は、一般には物体形状に一致しない。しかし実際的には、十分な数のカメラを用いれば、物体形状を十分近似するに足る視体積を得ることが可能である。よって、本稿では視体積を物体の再構成形状とし、これを体節毎に分割することによって体節の形状を得る。

2.2 特徴点の3Dフローの推定

次に、視体積表面上の3Dフローを画像上のオプティカルフローと視体積を用いて推定する。

関節物体の運動は撮影映像上ではオプティカルフローとして検出される。そこで、まず画像からオプティカルフローを抽出し、その中から画像上での誤差が小さいものを特徴点として用いる。

しかしながら、オプティカルフローから得られる情報は2次元画像上での平行移動であり、3Dフローをオプティカルフローからだけで推定することはできない。

そこで、オプティカルフローに加え、視体積を用いることによって3Dフローを推定する。画像上に投影された

[†] 京都大学情報学研究科

[‡] 京都大学学術情報メディアセンター

点を考えた場合、その点の3次元位置は、カメラのレンズ中心を端点とし画像上の投影点を通る半直線と視体積との交点によって近似的に表すことができる。このことを利用し、オプティカルフローの端点と視体積との交点を用いて3Dフローを得ることができる。

しかしながら、物体の形状やカメラ配置によっては3Dフローが正確に求められない場合がある。これは、視体積と物体の形状とが大きく異なる領域、例えば、図1で示されるように物体の形状が凹である部分で発生する。

視体積の表面を構成する線分を考えた場合、一般的に視体積と物体の形状とが大きく異なる場所は、この線分の長さが長い部分であると考えられる。これは、視体積の表面を構成する線分の少なくとも1点で物体が接するという視体積の原理から導き出される仮定である。

そこで、この仮定に基づき、得られた3Dフローの信頼度を視体積の表面を構成する線分の長さで定義し、あらかじめ定めた閾値より信頼度が高い(つまり線分の長さが短い)領域で得られる3Dフローのみを採用する。

2.3 特徴点の剛体運動の推定

体節は剛体であるという仮定から、同一体節に属する任意の2つの特徴点間の3次元空間上での距離は時間的変化がないと仮定できる。そこで、任意の2つの特徴点間の距離を計算し、その距離の時間変化を調べることによって、2つの特徴点が同一体節に属しているかどうかを決定する。以降、同一の体節に属していると決定された特徴点の集合を点クラスタと呼ぶ。

点クラスタに含まれる特徴点の数が3つ以上の場合、一意に点クラスタの剛体運動を推定することができるが、各々点クラスタに対して常に3つ以上の点を得られる保証はなく、2つ以下の特徴点しか得られない場合は、特徴点の3Dフローのみからでは原理的に剛体運動を推定することはできない。そこで、体節の形状が剛体であるという性質を用い、特徴点周辺の視体積を用いてこの点クラスタの剛体運動を推定する。

ある時刻 t_k における特徴点周辺の視体積 $V(t_k)$ と、別の時刻 t_{k+1} における特徴点周辺の視体積 $V(t_{k+1})$ の形状は同一であると考えられる。つまり、 $V(t_k)$ と $V(t_{k+1})$ との間の運動は剛体運動で表現することができる(図2)。

そこで、点クラスタ周辺に存在する $V(t_k)$ に対して、 $V(t_{k+1})$ を探索し、 $V(t_k)$ と $V(t_{k+1})$ との間の運動を推定することによって点クラスタの剛体運動を推定する。この探索には $V(t_k)$ をテンプレートとしたテンプレートマッチングを用いる。

以上のようにして得られた点クラスタの剛体運動を各体節の運動とする。

2.4 視体積の体節への分割

点クラスタの剛体運動をもとに、視体積を剛体毎に切り分ける。

視体積中のある領域 $V(t_k)$ が点クラスタが属する剛体に属するための必要条件は以下の通りである。

1. $V(t_k)$ の運動が点クラスタの剛体運動で表現される。
2. $V(t_k)$ が点クラスタと空間的に連続した領域に存在する。

そこで、時刻 t_k の視体積を均等な大きさの立方体領域に分割し、それぞれの立方体領域 $V(t_k)$ に対して、どの点クラスタに属するかを判定する。

最初に、 $V(t_k)$ が点クラスタに属するための1の条件を満たすかどうかを判定する。点クラスタの剛体運動を $V(t_k)$

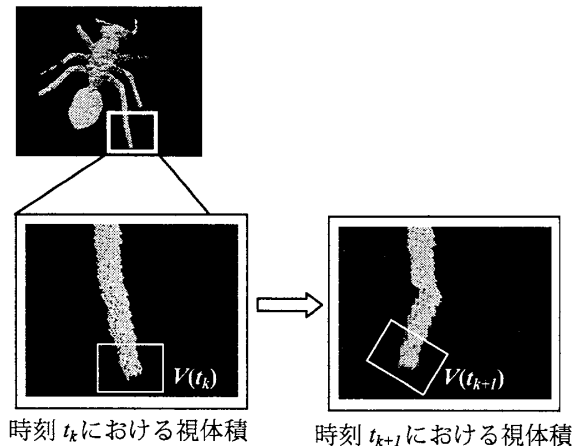


図2 2時刻間の視体積の関係

に対して施し、 $V(t_{k+1})$ を計算する。この計算によって得られた $V(t_{k+1})$ が時刻 t_{k+1} の視体積上に存在する場合、この領域 $V(t_k)$ は1の条件を満たし得ると考えられる。

次に、2の条件を満たすかどうかを判定するために、1の条件を満たす領域の集合に対してラベリング処理を行い、点クラスタと空間的に連続している領域を抽出する。抽出された領域がひとつの体節となる。

なお、分離すべき2つの体節の相対的な運動が小さい場合、上に述べたような判定法では、領域が2つ以上の点クラスタに属し得るという状況が発生する。しかしながら、逐次的に視体積を用いていく過程で、2つの体節の相対的な運動が大きくなることにより2つ以上の点クラスタに属し得る領域は減少していくことが期待できる。

3. まとめ

本稿では、複数方向から撮影された映像より視体積差分法を用いて視体積を獲得し、視体積を体節へと分割することによって関節物体モデルを獲得する手法を提案した。

提案手法ではオプティカルフローをもとに体節の運動を推定したが、照明環境などによりオプティカルフローが正確に得られない状況が発生することがある。今後の課題として別のカメラから得られたオプティカルフローを利用して、オプティカルフローを正確に得る方法などを考察していくことが挙げられる。

参考文献

- [1] Daniel D. Morris, James M. Rehg: "Singularity Analysis for Articulated Object Tracking", Proc. Computer Vision and Pattern Recognition, (1998) 289-296
- [2] Aldo Laurentini: "How Far 3D Shapes Can Be Understood from 2D Silhouettes", IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 17, No.2, (1995) 188-195