輪郭の動きベクトルを利用した対象物の3次元運動量推定法

3-D Motion Estimation Method that uses Motion Vectors of an Object Contour

小野 沢 崇[†], 吉 田 俊 之[†], 正会員 酒 井 善 則[†]Takashi Onozawa[†], Toshiyuki Yoshida[†] and Yoshinori Sakai[†]

Abstract MPEG-4 has information on object contours and is expected to be used for various applications. This paper tries to use the contour information for 3-D motion estimation. First, this paper describes a method of estimating that 2-D motion vectors of an object contour by matching feature points of the object contour. Then it describes the 3-D motion estimation method based on regulation theory by combining contour motion and the motions of several points in the object. Experimental results show that our method gives better performance compared with the conventional method.

キーワード：輪郭，特徴点マッチング，3次元運動推定，正則化理論

1. ま え が き

一般に画像は3次元世界の2次元投影像であるので，画像に記録された情報は，本来のシーンを記述するために必要な情報より著しく縮退したものとなる．このシーン情報を復元するアプローチとして，「画像の構造化」¹⁾²⁾と呼ばれる，画像を構造的に記述し各部位に分割するという試みがある．最近では，画像を構成する各物体領域ごとに符号化を行うオブジェクト別符号化の研究として，様々な対象物の輪郭抽出・追跡手法，および領域分割手法が検討されている．さらに，超低ビットレート符号化標準を目標として標準化されたMPEG-4では，画像データの効率圧縮のみを追求せずに，画像編集・検索，CGを含んだ合成画像符号化などを実現すべく物体の輪郭線情報も同時に持ち合わせている³⁾．

この輪郭線情報の利用法としてまず画像編集・合成といった合成画像への適用が考えられるが，その他の適用法として輪郭線から2次元投影面における物体の動き情報の取得，さらにはこの動き情報から物体の3次元構造・運動状態までも推定することがあげられる．実際に，画像中から物体の3次元構造・運動状態を推定する研究が数多くされており，これらの研究のうち，単眼カメラを用いた手法としては，2次元画像上における対象物体の位置情報や2次元動きベクトルから3次元運動や形状を結び付ける「復元

方程式」を使って解く手法が数多く提案されている．この他の手法として，Tsaiら⁴⁾は中心斜影において，曲面を持つ剛体の位置情報から線型方程式を与えているが，この手法では入力された位置情報にノイズが含まれると誤差が増大するため，正しい物体位置情報，ならびに連続フレーム間における対応ができなければならない．また，森川ら⁵⁾は「運動の滑らかさ」を拘束条件として正則化理論に基づいた線型方程式を与え，ノイズに対するロバスト性，さらには非剛体への適用可能な手法を提案している．しかし，非剛体への拡張を行うことにより，剛体の運動推定においても非剛体運動が考慮されるため，従来の剛体運動推定法より推定精度が劣ることや，正則化理論に基づいているため「急激な運動」に対処できないなどの問題点をかかえていた．

これらのように多くの3次元運動推定手法では，物体の位置情報として輪郭や物体内部の動き情報を並列に利用しており，輪郭の2次元動き情報推定を行う手法はほとんど見られない⁶⁾．

以上のような背景のもと，本稿ではオブジェクト別符号化された画像情報にあらかじめ含まれているような輪郭情報から2次元動き情報を推定する手法を提案するとともに，得られた2次元動き情報を用いた3次元運動推定法を提案する．

以下，まず2章で本方式の概要や対象画像について触れ，3章で輪郭の特徴点を利用した，計算量が少なくかつ効率的な輪郭の動き情報推定法を提案する．その後，4章で正則化理論に基づいた3次元運動推定法を述べ，5章でシミュレーション・実画像を用いた実験により評価，最後に6章でまとめを述べる．

1995年7月24日，電子情報通信学会技術報告(IE,MVE)．研究会に発表
1998年1月26日受付，1998年10月30日再受付，1998年12月8日採録

[†]東京工業大学 工学部

(〒152-8552 東京都目黒区大岡山 2-12-1, TEL 03-5734-2193)

[†]Faculty of Engineering, Tokyo Institute of Technology

(2-12-1, O-okayama, Meguro-ku, Tokyo 352-8552, Japan)

図 1 輪郭点
Contour points of an object.

2. 本稿で対象とする画像と本手法の概要

初めに、対象とする画像と本手法の概要について述べる。本稿では次の条件を満たした対象物体を含む動画画像系列を対象としている。

- (i) 対象物体の運動は剛体に近いもので、かつカメラ自体のズーミングや物体がカメラに近付いたり遠ざかることがほとんどないものと仮定する。
- (ii) 各フレームにおける対象物体の輪郭は抽出済みで、かつ連続するフレーム間の同一対象物体はあらかじめ対応が取れているものとする。

このような対象画像から、まず対象物体の2次元投影画像上における輪郭の動きベクトルを取得し、その後対象物体の3次元運動パラメータを2段階に推定している。

まず2次元動き推定法では、対象物輪郭の点列から輪郭の曲率から選んだ特徴点のみマッチングを行い、マッチングが決定した後で残りの点の対応を補間することによって精度の高い輪郭の2次元運動推定を実現した。また、3次元運動推定法においては、運動パラメータを2段階に推定することにより計算量低減を図った。

3. 輪郭の高精度動き推定

動画画像における対象物体の抽出輪郭を図1のような離散点列（以下「輪郭点」と呼ぶ）から構成されているとする。このとき、2次元投影画像面における対象物輪郭の動きベクトル推定問題は、第 n フレームにおける輪郭点集合 $P_n = \{p_n^i | i = 1, 2, \dots, M_n\}$ と第 $(n+1)$ フレームにおける輪郭点集合 $P_{n+1} = \{p_{n+1}^j | j = 1, 2, \dots, M_{n+1}\}$ との輪郭点対応推定問題に置き換えられる。

しかし、実際にこの手法を利用することを考えると、以下のような問題点が生じる。

- ・任意の i において、 p_n^i と p_{n+1}^i が必ず対応するとは限らない。
- ・ $n, (n+1)$ フレームにおける輪郭点の数 M_n, M_{n+1} が

等しいとは限らない。

さらに、対象物は2次元投影面上でのみ運動するとは限らないため、 x, y 軸周りの回転を伴う運動による2次元投影面での輪郭形状の変化やオクルージョンなどに対応できない。

そこで、以上の問題点を解決すべく、本稿では輪郭点から輪郭形状を用いて特徴点を選出し、この特徴点に対してのみ逐次的なマッチングを行った後、残りの点の対応を補間する手法を提案する。本手法は、輪郭形状の変化やオクルージョンに対処できると同時に計算量も低減でき、さらに「整合度」という概念を導入したことにより効率的に動き情報を取得できる点が特徴である。

3.1 特徴点の動き推定

(1) 特徴点の決定

特徴点の決定方法としては、輪郭点 p_n^i の曲率の絶対値 $|c(p_n^i)|$ がある閾値より大きい点を選ぶことが考えられる。しかし、輪郭点は輪郭から離散的に抽出された点であるため、曲率を用いると局所的な小さな凹凸部分の輪郭点も特徴点として選ばれる可能性がある。そこで、対象物の概形から特徴点を選ぶことができるよう、次のアルゴリズムに示すように曲率の移動平均を用いて特徴点抽出を行う。

[step1] 第 n フレームにおける全輪郭点 $p_n^i = (x_n^i, y_n^i)$ において、曲率 $c(p_n^i) = \Delta x_n^{i-1} \Delta y_n^i - \Delta x_n^i \Delta y_n^{i-1}$ を計算する。ただし、 $\Delta x_n^i = x_n^i - x_{n-1}^i$, $\Delta y_n^i = y_n^i - y_{n-1}^i$ とする。

[step2] 求めた曲率 $c(p_n^i)$ から移動平均 $c'(p_n^i)$ を計算する((1)式)。

$$\begin{aligned} c'(p_n^i) = & 0.32c(p_n^i) \\ & + 0.25[c(p_n^{i-1}) + c(p_n^{i+1})] \\ & + 0.09[c(p_n^{i-2}) + c(p_n^{i+2})] \end{aligned} \quad (1)$$

[step3] 閾値 c'_{th} を決め、 $|c'(p_n^i)| > c'_{th}$ となるような点 p_n^i を特徴点とする。ただし、連続して特徴点に選ばれた場合は、選ばれた輪郭点の中で $|c'(p_n^i)|$ が最大となる点のみ特徴点とする。

(2) 特徴点間の動きベクトル推定

特徴点の動き情報を得るためには、まず第 $n, (n+1)$ フレームの特徴点集合 $F_n = \{f_n^k | k = 1, \dots, m_n\}$ および $F_{n+1} = \{f_{n+1}^l | l = 1, \dots, m_{n+1}\}$ 間の対応を取る必要がある。ただし、 m_n, m_{n+1} は $n, (n+1)$ フレームにおける対象物の特徴点の数である。しかし、特徴点集合 F_n, F_{n+1} の対応から動き情報を推定するには次のような問題がある。

- ・各フレームの特徴点数 m_n, m_{n+1} が等しいとは限らない。
- ・2フレームの画像がアフィン変換で一致するとは限らない。

図2 特徴点どうしの対応例
Matching examples of feature points.

・3次元運動を行なう物体の場合、オクルージョンなどによる特徴点の発生および消失が起こり得るため、すべての特徴点間で対応があるとは限らない。

今回行う特徴点マッチングは、抽出された剛体輪郭上の特徴点に関するマッチング問題であるため、以下のような2つの設計仕様が適当と考えられる。

- (i) 特徴点間の対応は、順序関係を保存した1:1対応[図2(a)]のみを許容する。すなわち、順序関係を保存しない対応[図2(b)]や、1:n対応およびn:1対応[図2(c)]は許容しない。
- (ii) 求める特徴点マッチングの整合度を求めるにあたり、全特徴点の位置・特徴量の整合度を総合的に考慮すべきである。しかし、前述のように本手法で対象としている画像はアフィン変換で一致するとは限らないため、ここでは特徴点対を決定するたびに整合度として対応の取れた特徴点の割合を計算し、そこから最終的な整合度がある閾値を越えるかどうか推定することによって評価を行う。これは、全特徴点数に対する対応の取れた特徴点数の割合が高いほど、特徴点間の対応が正しく取れていると考えられるからである。

以上の点を考慮した特徴点マッチングのアルゴリズムを以下に示す。ただし、ここでのアルゴリズムは $m_n \leq m_{n+1}$ の場合で、 $m_n > m_{n+1}$ のときは同様の手法を F_{n+1} と F_n を入れ換えて行う。

[step1] $n, n+1$ フレームにおける対象物の重心を各フレームの輪郭点の位置情報から

$$g_n = \frac{\sum_i p_n^i}{M_n}, \quad g_{n+1} = \frac{\sum_j p_{n+1}^j}{M_{n+1}} \quad (2)$$

のようにそれぞれ求める。さらに、 f_n^1 と f_{n+1}^1 における対象物の重心から見た相対変移量と形状を考慮した関数 $R_1(l)$ を重み定数 W を用いて(3)式のように定義する。

$$R_1(l) = [(f_{n+1}^l - g_{n+1}) - (f_n^1 - g_n)]^2 + W[c'(f_{n+1}^l) - c'(f_n^1)]^2 \quad (3)$$

[step2] f_n^1 との対応点 $f_{n+1}^{\sigma_1}$ を(3)式が最小となる $l = \sigma_1$ を選ぶことによって求める。すなわち

$$R_1(\sigma_1) = \min_l [R_1(l)] \quad (4)$$

[step3] [step2]の結果から、ベクトル $f_n^1 - g_n$ と $f_{n+1}^{\sigma_1} - g_{n+1}$ の偏角の差 θ_n を(5)式のように定義する。

$$\theta_n \triangleq \arg[f_{n+1}^{\sigma_1} - g_{n+1}] - \arg[f_n^1 - g_n] \quad (5)$$

[step4] (5)式を利用して、 $f_n^k (k=2, 3, \dots, m_n)$ の対応点の予測位置 $\hat{f}_{n+1}^k$ を(6)式により求める。

$$\hat{f}_{n+1}^k = \begin{bmatrix} \cos \theta_n & -\sin \theta_n \\ \sin \theta_n & \cos \theta_n \end{bmatrix} \times [f_n^k - g_n] + g_{n+1} \quad (6)$$

そしてこの $\hat{f}_{n+1}^k$ から、 f_n^k の対応点に関する評価関数 $R_2(l)$ を $R_1(l)$ と同様の重み定数 W を用いて

$$R_2(l) = [f_{n+1}^l - \hat{f}_{n+1}^k]^2 + W[c'(f_{n+1}^l) - c'(\hat{f}_{n+1}^k)]^2 \quad (7)$$

と定義する。この $R_2(l)$ を最小にする $l = \sigma_k$ を f_n^k の対応点 $f_{n+1}^{\sigma_k}$ とする。ただし、 $R_2(l) < d_{th}$ を満たす l がない場合、 f_n^k に対応する特徴点が存在しないものとする。

[step5] $f_{n+1}^{\sigma_k}$ が求められたら、それまでに対応点が見つかった点数 $O_n(k)$ を用いて、最終的に得られるマッチングの整合度の上限を評価量 $E_n(k)$ として(8)式により計算する。

$$E_n(k) \triangleq \frac{O_n(k) + m_n - k}{m_n} \quad (8)$$

得られた $E_n(k)$ が閾値 E_{th} を上回るとき、マッチングの整合度が高いので、[step4]へ戻りマッチングを継続する。逆に、 E_{th} を下回るときはマッチングは失敗と判断し、今までのマッチングをすべて無効とし[step2]からやり直す。ただし、[step2]へ戻った際、現在の σ_1 を用いた時の評価量 $R_1(l)$ の次に小さくする $l (l \neq \sigma_1)$ を初めのマッチングとして選ぶ。

3.2 全輪郭点の動き推定

(2)で得られた特徴点間における2次元動き情報を利用して、残りの輪郭点と前節で対応点が見つからなかった特徴点の動きを補間処理によって求める。

これは、aperture problemとして考えることができる。すなわち、特徴点 p_n^i と $p_{n+1}^{\sigma_i}$ 、 p_n^j と $p_{n+1}^{\sigma_j}$ がマッチングされた時、 p_n^i と p_n^j の間の輪郭点 p_n^k の対応点 $p_{n+1}^{\sigma_k}$ は

$$\|p_n^i - p_n^k\| : \|p_n^j - p_n^k\| \simeq \|p_{n+1}^{\sigma_i} - p_{n+1}^{\sigma_k}\| : \|p_{n+1}^{\sigma_j} - p_{n+1}^{\sigma_k}\| \quad (9)$$

のようにそれぞれのフレームにおける距離比がほぼ同じに

なるような点 $\sigma_k(\sigma_i < \sigma_k < \sigma_j)$ を求めることによって決定する。

これを、すべての特徴点間の輪郭において行うことにより、特徴点以外の輪郭点における信頼度の高い2次元動き情報を求めることができる。

3.3 他方式との比較

連続フレーム間の輪郭の2次元動き情報を求めるということは、2つの有限個のデータ集合 $P(m), Q(n)$ におけるマッチングを求めることに他ならない。したがって、通常のマッチング手法としてフルマッチングやDPマッチングの利用も考えられる。しかし、それぞれの手法と提案法を比較すると以下のような点があげられるため、提案法がより適切であると考えられる。

- ・フルマッチングの場合、連続する2フレーム間の輪郭点数が異なることが多い本問題において、取りうるマッチングの数は $n \times m C_{m-n}$ 通りとなり、計算量が膨大である。しかし提案法では、まず特徴点のみのマッチングを考えているため、マッチングに必要な計算量は少ない。

- また特徴点のみのフルマッチングを利用しても、他の特徴点の動き情報などを考慮していないため、誤ったマッチング結果が出てしまうことがありうる。この点提案法では、1特徴点のマッチング結果から他の特徴点の移動位置を予測し、その情報を評価式に加えているため、誤った動き情報を抑制できる。

- ・DPマッチングを利用した場合、オクルージョンなどによる形状変化に対応しきれず、誤ったマッチング結果を出しかねない。しかし提案法では、対象物重心の動きを考慮して特徴点どうしのマッチングを探索するため、オクルージョンによって特徴点が増減した場合でも動き推定に影響を及ぼしにくい。

4. 動物体の3次元運動推定への適用

画像中の対象物の3次元構造および運動情報は、一般に2次元画像上における物体の動情報と3次元運動や形状を結び付ける方程式(復元方程式)を解くことにより導出される。これらの手法の多くは運動パラメータすべてを同時に推定しているため複雑で計算量が多かったが、本稿では物体の位置情報を「抽出輪郭の動きベクトル」と「対象物内部の動き情報」の2つに分けて、2段階処理による計算量低減を図った3次元運動推定法を示す⁸⁾。

4.1 動物体の速度パラメータ

図3に示すように、対象物の重心を原点として、3次元空間における直交座標系 $X-Y-Z$ をとり、簡単化のため投影法を正射影と仮定する。また、直交座標系 $x-y$ を投影軸が Z 軸と平行に、かつ投影画像面において $X=x, Y=y$ を満たすように取るものとする。

第 n フレームにおける対象物上の任意の点を $S_n = (X_n, Y_n, Z_n)$ とおくと、対象物を剛体と仮定したとき、第 $n, (n+1)$ フレーム間での動き $S_{n+1} - S_n$ は、重心の

図3 座標軸の設定
Setting up of the axis.

平行移動 $T_n = (T_{nx}, T_{ny}, T_{nz})$ と重心周りの回転 R_n の2つに分解することができる。

$$S_{n+1} = R_n S_n + T_n \quad (10)$$

ここで、平行移動は $T_n = (T_{nx}, T_{ny}, T_{nz})$ と表すことができ、また、回転 R_n は動画像系列のフレーム間隔が短いと仮定すると、フレーム間での回転角が小さいことから

$$R_n = \begin{bmatrix} 1 & -\omega_{nz} & \omega_{ny} \\ \omega_{nz} & 1 & -\omega_{nx} \\ -\omega_{ny} & \omega_{nx} & 1 \end{bmatrix} \quad (11)$$

と X, Y, Z 軸周りの角速度 $\omega_n = (\omega_{nx}, \omega_{ny}, \omega_{nz})$ を用いて近似することができる。

また、本稿では問題を簡単化するため投影法を正射影と仮定しているため、対象物に近付いたり遠ざかったするズームを含む対象物の動きを考慮していない。すなわち、座標系として持ち合わせないため、投影画像面における Z 軸方向の平行移動を0と仮定すると、未知数となっている運動パラメータは $\omega_n = (\omega_{nx}, \omega_{ny}, \omega_{nz}), T_n = (T_{nx}, T_{ny})$ である。

4.2 運動パラメータの決定

これらの運動パラメータを同時に推定すると処理が複雑になり計算量が膨大になるため、本稿では「連続フレーム間の動きが小さい」という仮定をもとに、次に示すような2段階処理により処理を簡単化した。

- 連続フレーム間の動きが小さいことと、輪郭の動き情報への影響が少ないと思われることから $\omega_{nx} = \omega_{ny} \simeq 0$ と仮定し、輪郭の動き情報より $T_{nx}, T_{ny}, \omega_{nz}$ を推定する。
- 得られた $T_{nx}, T_{ny}, \omega_{nz}$ と前フレーム時に推定した Z_n 、さらに対象物内部の数点の動き情報から残りのパラメータ $(\omega_{nx}, \omega_{ny})$ を推定する。

(1) 運動パラメータ $\omega_{nz}, T_{nx}, T_{ny}$ の推定

第 $n, (n+1)$ フレームで抽出された輪郭線の動きから対象物輪郭の動きベクトルが求められていて、さらに対象物の投影画像面における運動は、連続フレーム間における回転角が小さいとみなし $\omega_{nx} = \omega_{ny} \simeq 0$ とすると、すべての輪郭点 $S_n^i = (X_n^i, Y_n^i)$ ($i = 1, 2, \dots, M_n$)において(10)

式から以下のような式が与えられる.

$$\begin{cases} X_{n+1}^i = X_n^i - \omega_{nz} Y_n^i + T_{nx} \\ Y_{n+1}^i = \omega_{nz} X_n^i + Y_n^i + T_{ny} \end{cases} \quad (12)$$

しかし, 輪郭点における実際のデータと推定値にはずれがあるため, 推定値との誤差をそれぞれ $\Delta\omega_z$, ΔT_x , ΔT_y として (12) 式を変形すると

$$\begin{bmatrix} X_{n+1}^i - X_n^i + \omega_{nz} Y_n^i - T_{nx} \\ Y_{n+1}^i - Y_n^i + \omega_{nz} X_n^i - T_{ny} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -Y_n^i & 1 & 0 \\ X_n^i & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta\omega_z \\ \Delta T_x \\ \Delta T_y \end{bmatrix} \quad (13)$$

この行列を $\mathbf{c} = \mathbf{A}\mathbf{b}$ と置くことにより, 本問題を正則化理論に適用できる. すなわち, 以下の評価関数 $E(\Delta\omega_z, \Delta T_x, \Delta T_y)$

$$E(\Delta\omega_z, \Delta T_x, \Delta T_y) = \|\mathbf{A}\mathbf{b} - \mathbf{c}\|^2 + \lambda \|\mathbf{P}\mathbf{b}\|^2 \quad (14)$$

を最小にするような $\mathbf{b} = (\Delta\omega_z, \Delta T_x, \Delta T_y)$ を求める問題に持ち込むことができる.

ただし行列 $\mathbf{P}$ は, $\mathbf{b}$ の束縛度を定める安定化関数であり, 本稿では 3 つの定数 α, β, γ を用いて

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} \alpha & 0 & 0 \\ 0 & \beta & 0 \\ 0 & 0 & \gamma \end{bmatrix} \quad (15)$$

としている.

(2) 運動パラメータ ω_{nx}, ω_{ny} の推定

対象物内の点 $\mathbf{S}_n^j$ ($j = 1, 2, \dots, I_n$) の動きがわかっているものとして, その動きと今推定した ω_{nz} , T_{nx} , T_{ny} から残りのパラメータ ω_{nx} , ω_{ny} を推定することを考える.

まず, (10) 式から

$$\begin{cases} X_{n+1}^j = X_n^j - \omega_{nz} Y_n^j + \omega_{ny} Z_n^j + T_{nx} \\ Y_{n+1}^j = \omega_{nz} X_n^j + Y_n^j - \omega_{nx} Z_n^j + T_{ny} \end{cases} \quad (16)$$

ここから, 対象物内の数点におけるデータと推定される動きとのずれをそれぞれ $\Delta\omega_x$, $\Delta\omega_y$ として前節と同様に (16) 式を変形すると

$$\begin{bmatrix} X_{n+1}^j - X_n^j + \omega_{nz} Y_n^j - T_{nx} - \omega_{ny} Z_n^j \\ Y_{n+1}^j - Y_n^j + \omega_{nz} X_n^j - T_{ny} + \omega_{nx} Z_n^j \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Z_n^j & 0 \\ 0 & Z_n^j \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta\omega_x \\ \Delta\omega_y \end{bmatrix} \quad (17)$$

(17) 式の行列を $\mathbf{c}' = \mathbf{A}'\mathbf{b}'$ とおき, 先ほどと同様に正則化理論を適用するが, 本稿では「運動の滑らかさ⁵⁾」として各点の奥行き Z_{n+1}^j の移動量が小さいという束縛条件 $\Delta Z^j = Z_n^j - Z_{n-1}^j \simeq 0$ を加えることにより奥行に対する拘束を設けた. したがって評価関数は

$$E(\Delta\omega_x, \Delta\omega_y)$$

図 4 飛行機の連続画像
Sequential images of a plane.

図 5 対象物輪郭の 2 次元動き情報
Motion vectors of the object's contour.

$$= \|\mathbf{A}'\mathbf{b}' - \mathbf{c}'\|^2 + \lambda_1 \|\mathbf{P}\mathbf{b}'\|^2 + \lambda_2 \sum_j (\Delta Z^j)^2 \quad (18)$$

と表現されるが, ΔZ^j は

$$\begin{aligned} (\Delta Z^j)^2 &= [Z_{n+1}^j - Z_n^j]^2 \\ &= [-\omega_{ny} X_n^j + \omega_{nx} Y_n^j]^2 \end{aligned} \quad (19)$$

と ω_{nx} , ω_{ny} で表現することができることから, この評価関数を最小にする $\Delta\omega_x$, $\Delta\omega_y$ を求めることによって, 残りの運動パラメータ ω_{nx} , ω_{ny} , Z_{n+1}^j を推定できる.

5. 実験

以上の提案手法に対して, シミュレーションと実画像における実験を行い, 提案手法の有効性を検討した.

5.1 輪郭の 2 次元動き推定に関する実験

図 4 は回転と平行移動を伴った飛行機の連続画像である. この画像に対して提案した輪郭の 2 次元動き推定手法

図 6 直方体のシミュレーション画像
Simulation image of a box.

によって得られた輪郭点の動き情報結果を図 5 に示す。なお、飛行機の輪郭データからサンプリングした輪郭点間隔は 3 ピクセルで、重み定数は $W = 1000$ 、閾値はそれぞれ $d_{th} = 100$ 、 $E_{th} = 0.8$ とした。また、得られた動き情報のうち、始点の大きい輪郭点は特徴点として選出された点である。

5.2 対象物の 3 次元運動推定に関する実験

次に、前節で得られた輪郭の 2 次元動き情報を用いて 3 次元運動推定を行った実験結果を示す。

なお、実画像における実際の運動状態を正確に計測することが不可能であったため、本稿ではシミュレーション画像による結果と実画像による結果の 2 つをあげている。

(1) シミュレーション画像による運動推定結果

図 6 はシミュレーションに用いた画像の第 1 フレームで、画像サイズは 454×374 pixel、3 次元空間内を $(T_x, T_y) = (0.4, 0.4)$ pixel の等速運動と、 $(\omega_x, \omega_y, \omega_z) = (5.14, 6.86, 5.14)$ degree の等角速度回転の 2 つの運動を伴って動く直方体である。このシミュレーション画像を 15 フレーム用意し、提案手法に対する実験を行った。

ここではシミュレーション画像のため、対象物内の動きデータは既知のものとし、このデータと 3 章で提案した輪郭の動き情報取得法により得られた輪郭の動き情報から 3 次元運動推定を行ったところ、推定結果の評価は図 7 のようになった。

なお、実験の評価に関しては、推定値 $\hat{\eta}$ と実際の値 η との誤り率を

$$ER = \frac{\hat{\eta} - \eta}{\eta} \quad (20)$$

と定義し、これを各フレームにおける運動パラメータ T_x , T_y , ω_x , ω_y , ω_z それぞれについて算出した。

ここで、運動推定を行う際に用いる各パラメータの値は、経験的に求めた値の $\alpha = 1000$, $\beta = \gamma = 15$, $\delta = \eta = 1000$, $\lambda = 1000$ を利用した。

図 7 運動推定の誤り率
Error rate of estimated motion parameters.

図 8 特徴点の 2 次元動き情報
Motion vectors of feature points of the object.

(2) 実画像による運動推定結果

次に、先ほど輪郭の 2 次元動き情報推定で用いた図 4 の実画像を用いた実験結果を示す。画像サイズは 320×240 で、画像上での目測によると飛行機は $(T_x, T_y) = (-5.0, -5.0)$ pixel の等速運動と、 $(\omega_x, \omega_y, \omega_z) = (0.0, 0.0, 0.24)$ degree の等角速度回転の 2 つの運動を伴って動いている。この実画像を 14 フレーム用意し、シミュレーション実験と同様提案手法に対する実験を行ったところ、第 5 フレームまでに $(T_x, T_y) = (-5.5, -5.5)$ pixel, $(\omega_x, \omega_y, \omega_z) = (0.0, 0.0, 0.22)$ degree と収束した。ただし、提案手法で用いた対象物内部の動き情報は手入力で行った。

5.3 考 察

まず、輪郭の 2 次元運動推定については、結果から見ても明らかな通り、良好な推定結果が得られている。特にエンジン部分のような小さな箇所でも正確に取得できており、本手法の有効性を示すことができる。

また、本手法において特徴点の選出、特徴点のみの 2 次元運動推定が正しく行われているのを確認すべく、図 5 における特徴点のみの 2 次元動き推定結果を図 8 に示す。ここで背景は前フレームの輪郭データと現フレームの飛行機画像である。

次に3次元運動推定結果については、全体としてみると誤差が減少しており、シミュレーション、実画像ともに10フレーム前後で収束し、誤差も実際の動きの20%以内で安定している。この結果から、提案手法によって対象物の運動状態が良好に推定されているといえる。

また、シミュレーション実験において8フレームで誤差が増加しているが、これは輪郭の動き情報に誤検出が含まれたことによるものである。しかし、その後フレームを重ねるに連れ、推定結果は減少し徐々に理論値へ近づいているため、多数のフレームを持つ連続画像を対象とした場合、本手法が有効であるといえる。

さらに、本手法ではすべてのパラメータを一度に求めず、 $\omega_x = \omega_y = 0$ と仮定して T_x, T_y, ω_z から推定するという2段階処理を行っているが、実験結果において推定が良好に行えているため、この仮定も有用であるといえる。

ただし、検討課題として考えられることは、正則化理論に基づいた推定手法であるため、今回の実験のような等速度・等角速度運動の物体に対しての推定には高い推定精度を得ることができるが、速度変化のある物体の場合、動きベクトルが大きく変化することがありうるため、推定精度が低下すると推測される。これについては、今回のシミュレーション実験で動き情報が誤検出されたフレーム以降の推定精度が良好であったことから、それほど問題であると考えする必要はないかもしれないが、これは、それ以前の推定結果が反映されているためであり、実際の運動状態が変化した場合良好な結果を得ることは難しいと考えられる。

以上のようなことから、運動状態が変化する物体に対して運動推定を行うためには、現フレーム間における動きベクトルが前フレーム間における動きベクトルと著しく異なり、それ以降のフレームにおいても動きベクトルが異なる場合は、それまでの推定結果を反映せず、新しく運動推定を行う、といったような手法を取り入れると、より推定精度が上がると思込される。

6. む す び

本稿では、物体の輪郭線から推定した2次元投影面における輪郭の動きベクトルと、物体内部の動きベクトルを用いた3次元運動推定法を提案した。

本手法では、まず物体の輪郭の動きベクトルを推定し、その結果と内部の動きベクトルから、正則化定理に基づき「運動の滑らかさ」を束縛条件として加えた3次元運動推定を行った。

さらに、輪郭の動きベクトル推定法として有効な手法がない関係から、この推定問題を輪郭点間の対応問題として置き換え、最初に輪郭データから曲率に基づいて特徴点を選出し、この特徴点のみをマッチング対象として対応を取り、残りの点の対応を後で補間することによって求める、計算量が小さくかつ信頼度の高い手法を提案した。

そして、以上の提案手法をシミュレーション画像と実画

像により実験を行い、本手法の有効性を示した。

今後の課題としては、精度の良い対象物内の動き情報取得法の提案と投影法の検討があげられる。本稿では対象物内部の動きがオブティカルフローなどにより正確に求められているものとして用いているため、この部分の手法について検討する必要がある。また、提案した3次元運動推定法では、画像の2次元投影法を簡単のため正射影と仮定しているが、実際の画像は中心斜影による投影であるため、この仮定による推定誤差を考慮することにより、推定精度の向上はもちろん、ズーム画像などへの適用も可能であると考えられる。

その他、本稿では正則化理論を用いて3次元運動推定を行っているため、対象物の急激な運動変化に対応できないため、対象物が急激な運動変化をした際も良好な運動推定結果を得ることができるよう、対象物の運動変化認識に関する検討をすることもあげられる。

〔文 献〕

- 1) 森川 博之, 原島 博: “画像の構造記述方式の基礎検討”, 画像符号化シンポジウムPCSJ90, pp.197-200 (1990)
- 2) 関口 俊一, 川島 正久, 花村 剛, 富永 英義: “動画像構造記述のための剛体領域の動き量の検出”, 画像符号化シンポジウムPCSJ90, pp.189-192 (1990)
- 3) 柴藤 稔: “MPEG4の標準化動向”, 画電学誌, 25, 3, pp.223-228 (1996)
- 4) Tsai R. Y. and Huang T. S.: “Uniqueness and estimation of three-dimensional motion parameters of rigid objects with curved surface”, IEEE Trans. PAMI, 6, 1, pp.13-27 (1984)
- 5) 森川 博之, 原島 博: “動画像からの剛体・非剛体3次元構造の逐次推定—運動の滑らかさに基づくアプローチ—”, 信学論 (D-II), J74-D-II, 8, pp.1032-1042 (1991)
- 6) Larry S. Davis, Zhongquan Wu, and Hanfang Sun: “Contour-Based Motion Estimation”, Computer Vision, Graphics, and Image Processing, 23, pp.313-326 (1983)
- 7) V.C. Aitken, and H.M. Schwartz: “A Comparison of Rotational Representations in Structure and Motion Estimation for Maneuvering Objects”, IEEE Trans. on Image Processing, 4, 4, pp.516-520 (1995)
- 8) 小野沢 崇, 吉田 俊之, 酒井 善則: “Sampled-ACMを利用した対象物の運動量推定法”, 信学技報, IE95-41, MVE95-34, pp.69-76 (July 1995)

おのざわ たかし
小野沢 崇 1993年、東京工業大学電気電子工学科卒業。1995年、東京工業大学理工学研究科電気電子工学専攻修士課程修了。現在、同大学大学院博士課程在学中。対象物抽出、領域分割の研究に従事。

よしだ としゆき
吉田 俊之 1986年東京工業大学工学部電子物理工学科卒業。1991年同大学院博士課程修了。同年より同大工学部勤務。現在、同大電子物理工学科助教授。画像処理、デジタル信号処理等の研究に従事。工学博士。

さかい よしのり
酒井 善則 1969年東京大学工学部電気工学科卒業。1971年同大学院修士課程修了。1974年同大学院博士課程修了。同年日本電信電話公社入社。以来、PCM-FDM伝送方式、ファクシミリ通信方式、画像通信会議方式の研究に従事。1987年東京工業大学工学部電気・電子工学科助教授、1990年同教授。1992年同工学部画像情報工学研究施設教授。1997年7月同工学部電気・電子工学科教授。画像信号処理、通信網の研究に従事。IEEE会員。工学博士。