

勾配法に基づく移動物体追跡のための一手法†

千葉 昌孝^{††} 小沢 慎治^{††}

近年のマイクロプロセッサの高速化に伴って静止した1枚の画像の処理にとどまらずに、動画像のリアルタイム処理が可能と成りつつある。そこで本研究では、例えば、飛行場付近を飛行する異状飛行物体の移動方向を追跡するシステムを想定しながら、一定の瞬時視野 (F.O.V.: Field of View) を有する固定カメラの動画像から移動物体を検出し、さらにその追跡を行うためのアルゴリズムの一例を提案する。従来の動きの検出、および移動量の推定のためのアルゴリズムは、一般的に、注目する移動物体に固有の特徴量を規定もしくは仮定し、その特徴量を求め、フレーム間で、上記特徴量の空間的対応づけを必要とする。しかし、実画像に応用する上では、ノイズ、および画像の曖昧さのために、正確な特徴量の検出は困難になると考えられる。さらに、そのフレーム間での対応づけの作業は移動物体の形状の複雑性に比例して甚だ困難なものとなってくる。そこで、本研究では特徴量の対応関係を求め、それから運動パラメータを求める上記の手法によらず、対象物体の移動によって生じる画像上での時間的および空間的な明度変化から直接運動パラメータを算出する明度の勾配法による手法を採用する。これにより、オプティカルフローのヒストグラムに基づいて、移動物体の移動速度を統計的に推定する手法を示す。最後に、提案したシステムの検証のための数例のシミュレーションを通じて、本システムの機能の有効性を示す。

1. ま え が き

連続した画像列からある注目する対象物体を検出しさらにその物体を追跡する機能^{1)~9)}は、画像処理分野においては、動きの検出・移動量の推定、コンピュータビジョンに関するテーマの一部を占めるものである。本稿で想定するシステムの概念図を図1に示す。ここで、カメラコントローラは、推定された移動物体の移動量に応じてカメラが有する一定の瞬時視野 (F.O.V.: Field of View) を変化させる装置であり、L.O.S. (Line of Sight) は F.O.V. の中心と移動物体の追跡中心とを結ぶ線を表す。また、本システムでは、レンジファインダ等の移動物体との距離を測定する装置は使用しない passive-system を仮定しているため、その距離は未知である。したがって、本稿では、2次元 (2-D) 平面上での移動物体の追跡問題として規定できる。一般に 2-D での移動物体の追跡に要求される運動パラメータは2次元画像上での並進運動パラメータのみであり、カメラの光軸方向成分の並進運動パラメータおよび回転運動パラメータは必要とされない。この観点から、A. L. Gilbert¹⁾らは注目する移動物体と背景画像との明度分布の相異に基づいて移動物体の検出を行っている。また、R. J. Schalkoff²⁾らは、2次元画像信号を1次元信号に変換することに

よって得られる Taylor Series Video Image Processor (TSVIP) アルゴリズムを用いた追跡モデルを示し、G. R. Legters³⁾は演算子手法による移動物体追跡のための数学的モデル (並進、および回転運動) を示している。しかし、合成画像でのシミュレーション結果を示すのにとどまっておき、ノイズや曖昧さを含んだ実画像に対するシミュレーション結果は示されていない。

従来の動きの検出、および移動量の推定のためのアルゴリズムは、一般的に以下の手順を採ると考えられる。

- (1) 注目する移動物体に固有の特徴量を規定もしくは仮定し、その特徴量を求める。
- (2) フレーム間で、上記特徴量の空間的対応づけを行う。
- (3) 2枚の画面上における特徴量の変位に基づいて移動量を推定する。

ここで、(1)および(2)は画像処理に一般的なテーマであり、物体の認識等の分野においてもそれぞれ相当数の研究が報告されている。(3)は動画像解析の中心的なテーマであり、R. Y. Tsai and T. S. Huang¹⁰⁾は 6-D.O.F. (Degrees of Freedom) の運動パラメータを得るための closed-form の解、および線形方程式を示している。また、T. J. Broida and R. Chellappa¹¹⁾は拡張カルマンフィルタを用いて、ノイズを含む画像での運動パラメータを推定している。さらに、Y. Yasumoto and G. Medioni¹²⁾は回転パラメータを最小とする拘束条件 (regularization) を付加することにより、ロバストな運動パラメータの推定を行っている。

† A Tracking Algorithm for a Video Target Using Gradient-Based Method by MASATAKA CHIBA and SHINJI OZAWA (Department of Electrical Engineering, Faculty of Science and Technology, Keio University).

†† 慶応義塾大学理工学部電気工学科

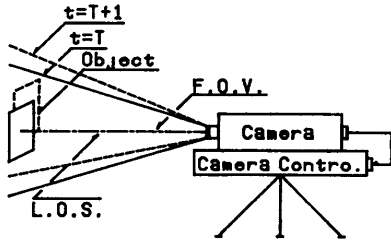


図1 想定システム概念図
Fig. 1 Tracking system example.

しかし、これらの報告では、その前提として2フレーム間での特徴点の対応関係が既知であること((1),(2)が終了されている)が要求されている。しかし、実画像に応用する上では、ノイズ、および画像の曖昧さのために、正確な特徴量の検出は困難になり、さらに、そのフレーム間での対応づけの作業は移動物体の形状の複雑性ととも一層困難になると考えられる。

そこで、本稿では特徴量の対応関係を求め、それから運動パラメータを求める上記の手法によらず、対象物体の移動によって生じる画像上での時間的および空間的な明度変化から直接運動パラメータを算出する明度勾配法¹³⁾⁻¹⁹⁾による手法を採用する。これにより得られた画面上における移動ベクトルの分布(オプティカルフロー)のヒストグラムに基づいて、移動物体の移動速度を統計的に推定し、カメラが移動物体を追跡するための手法を示す。

2. オプティカルフローの導出

本章では、明度の時間的、空間的変化の関係を表す方程式から導出されるオプティカルフローの導出について述べる。オプティカルフローは連続する2フレーム間での移動物体の移動に伴って発生する画素の変位の対応関係を画素単位で表すベクトルであり、以下のようにして求められる。

物体像の明度は時間的に変化せず、画像上での明度変化が運動によってのみ生じると仮定できる場合には、時刻 t における画像上の点 (x, y) の明度を $E(x, y, t)$ 、微小時間 δt 経過後の位置を $(x + \delta x, y + \delta y)$ として、

$$E(x, y, t) = E(x + \delta x, y + \delta y, t + \delta t) \quad (1)$$

が成立する。右辺をテーラー展開すると、

$$\begin{aligned} E(x + \delta x, y + \delta y, t + \delta t) \\ = E(x, y, t) + \delta x \frac{\partial E}{\partial x} + \delta y \frac{\partial E}{\partial y} + \delta t \frac{\partial E}{\partial t} + \text{h. o. t.} \end{aligned} \quad (2)$$

ここで、h. o. t. は2次以上の項を表す。(1)式および(2)式より、2次以上の高次の項を省略すれば、

$$\frac{\partial E}{\partial x} \frac{dx}{dt} + \frac{\partial E}{\partial y} \frac{dy}{dt} + \frac{\partial E}{\partial t} = 0.$$

$$\therefore E_x u + E_y v + E_t = 0. \quad (3)$$

を得る。ここで、

$$\frac{\partial E}{\partial x} \equiv E_x, \quad \frac{\partial E}{\partial y} \equiv E_y, \quad \frac{\partial E}{\partial t} \equiv E_t$$

$$u \equiv \frac{dx}{dt}, \quad v \equiv \frac{dy}{dt}. \quad (4)$$

である。したがって、 (u, v) は画面上での画素の移動速度、つまりオプティカルフローを表す。しかし、(3)式には、2個の未知パラメータ (u, v) が含まれるため、一意に決定するにはさらに拘束条件を1つ加える必要がある。この拘束条件には2通りの与え方が考えられ、それぞれ Global-Optimization¹⁴⁾⁻¹⁶⁾ と Local-Optimization^{17), 19)} と呼ばれる。本稿では、この両者について並行して検討を行ったが、文献17)の指摘のように Local-Optimization 法を用いた場合のが若干良好な結果が得られたため、ここでは Local-Optimization を用いた場合についてのみ述べる。

Local-Optimization は、オプティカルフローを求めようとする画素 (x, y) の周囲の点、例えば、 3×3 , 5×5 画素近傍もしくはそれ以上の画素において(3)式の (u, v) を最小2乗法によって決定する方法である。具体的には、画素 (x, y) を中心とした m 個の(3)式の方程式;

$$\mathbf{G}\mathbf{w} + \mathbf{b} = \mathbf{0}. \quad (5)$$

ここで、

$$\mathbf{G} = \begin{bmatrix} E_x^{(1)} & E_y^{(1)} \\ E_x^{(2)} & E_y^{(2)} \\ \vdots & \vdots \\ E_x^{(m)} & E_y^{(m)} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{w} = \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix}, \quad \mathbf{b} = \begin{bmatrix} E_t^{(1)} \\ E_t^{(2)} \\ \vdots \\ E_t^{(m)} \end{bmatrix}$$

において、変数 $\mathbf{w} = (u, v)^T$ に対して m 個の方程式を有するために、最小2乗法により \mathbf{w} を一意に決定することが可能となる。このとき残差ベクトルを \mathbf{r} 、最小2乗解を $\hat{\mathbf{w}} = (\hat{u}, \hat{v})^T$ とすれば、

$$\mathbf{G}\hat{\mathbf{w}} + \mathbf{b} = \mathbf{r}. \quad (6)$$

$$\hat{\mathbf{w}} = (\mathbf{G}^T \mathbf{G})^{-1} \mathbf{G}^T \mathbf{b}. \quad (7)$$

を得る。 $\hat{\mathbf{w}}$ の精度は明度の空間微分 \mathbf{G} および時間微分 \mathbf{b} の精度つまり誤差に大きく依存し、(6)式が微小誤差に敏感なとき ill-conditioned とされる。空間微分が比較的滑らかに変化する場合、(3)式の表す直線がほとんど平行となって(7)式の逆行列が数値的

に求めにくくなる。その結果、空間微分および時間微分における誤差がオプティカルフロー \hat{w} に大きな誤差をもたらす。そこで、オプティカルフローの精度を示す1つの基準として条件数 (condition number) による精度の評価を導入する。条件数は、一般的に、

$$\text{cond}(\mathbf{G}) = \|\mathbf{G}\| \|\mathbf{G}^{-1}\|, \quad (8)$$

と定義される。ここで、 $\|\cdot\|$ はノルムを表す。 $\text{cond}(\mathbf{G})$ の大きさは空間微分方向および相対的な大きさに依存し、空間微分が同じ大きさおよび直交するときに最小となり、平行になるにつれて増大する。例えば、対象物体を正方形とした場合、角の辺りでは $\text{cond}(\mathbf{G})$ は小さくなり、逆に辺の中央部では大きくなる。したがって、 $\text{cond}(\mathbf{G})$ があらかじめ規定したしきい値を越えたとき、オプティカルフローが存在しないものとする。

また、(3)式は、真の移動量が大きくなるにつれて誤差を生じる。この原因の1つに、移動量が大きいときには、明度微分のテーラー展開における1次近似が成立しなくなることが挙げられる。そこで、さらに(7)式で与えられる解 $\hat{w} = (\hat{u}, \hat{v})$ に対して、

$$\begin{aligned} [E_x \quad E_y] \begin{bmatrix} \delta u_{n+1} \\ \delta v_{n+1} \end{bmatrix} \\ = E(x + \hat{u}_n, y + \hat{v}_n, n+1) - E(x, y, n). \end{aligned} \quad (9)$$

による繰り返し演算を導入することによって、逐次残差の低減を図ることが可能である。ここで、 $(\delta u_n, \delta v_n)$ はオプティカルフロー \hat{w} の補正分を表す。また、 n は繰り返し数を表しあらかじめ設定した収束条件、例えば、残差ベクトル \mathbf{r} が、

$$\|\mathbf{r}_{n+1}\| \leq \|\mathbf{r}_n\|. \quad (10)$$

を満たさなくなるまで繰り返される。さらに、この繰り返し演算は coarse to fine 法¹⁷⁾を併用することにより、より正確なオプティカルフローを求めることが可能である。coarse to fine 法は、(3)式で用いられる空間微分にはテーラー展開が使用され高次の項の省略が行われているため、空間的にぼかし(平滑化)を原画像に施すことにより空間微分の線形性を上げ推定精度の向上を図るものがある。そして、繰り返しの進行に伴って、平滑化の近傍画素数を順次減少させていく手順を採る。

3. 移動物体の速度の推定

3.1 オプティカルフロー分布の平均

オプティカルフローが算出された後、それに

基づいて移動物体の並進運動パラメータの推定を行う。オプティカルフローの算出過程においては、オプティカルフローの算出精度を低下させる以下に挙げる各種の要因が考えられる。

- (1) 空間微分および時間微分を算出するにあたって、Beudet 型²²⁾の5×5画素によるオペレータによる近似を使用しているが、これによって生じる誤差。
- (2) (2)式のテーラー展開における1次近似によって生じる誤差。
- (3) 実画像に存在するノイズおよび曖昧さ。
- (4) 移動物体と背景画像と間の部分的なもしくは小規模なオクルージョン。

(4)のオクルージョンは(1)~(3)の誤差の要因とは若干意味合いが異なるが、オプティカルフローの劣化を招く一因とし誤差要因として挙げた。これらの誤差要因のため、1つの移動物体を構成する画素のオプティカルフローはある一定値にならずに、広がりを持った分布を有することになる。

金谷^{20), 21)}は、未知パラメータの数に相当する画素のオプティカルフローが求められたとき、その運動パラメータを算出するアルゴリズムを示しているが、実画像においてはノイズ等のため運動パラメータを規定するほどの精度でオプティカルフローを求めることは実際はかなり困難であると考えられる。

移動物体(対称図形)がL.O.S.に垂直な平面内で回転運動を行っている場合、図2に示すようにオプティカルフローは、1点を中心とした渦状となる。そのオプティカルフロー分布の平均は0となり、並進運動成分は観測されない。さらに、移動物体のカメラ方向への接近に伴う拡大に対するオプティカルフローは発

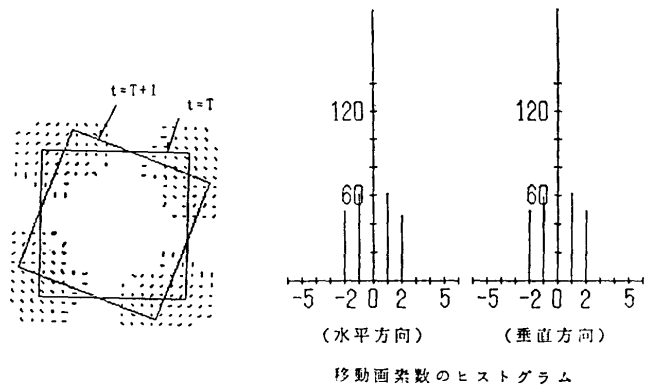


図2 回転運動によって生じるオプティカルフロー
Fig. 2 The optical-flow for the rotation.

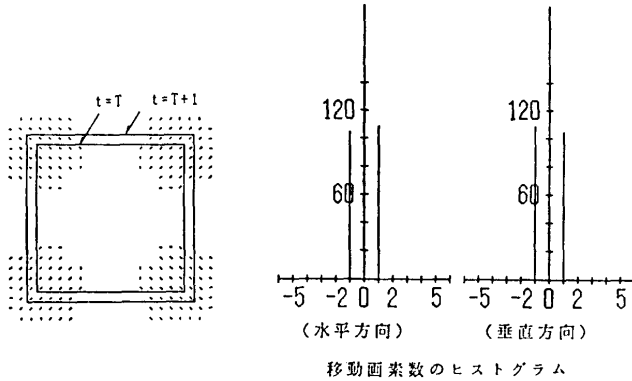


図3 拡大によって生じるオプティカルフロー
Fig. 3 The optical-flow for the dilation.

散状になり、回転運動の場合と同様に、オプティカルフローの分布の平均は0となり並進運動成分は観測されない(図3)。また、本システムに要求される運動パラメータは1章で述べたように画像上での並進運動パラメータのみである。したがって、移動物体の並進運動パラメータの推定量(\hat{u}_i, \hat{v}_i)としてオプティカルフローのヒストグラムの平均値を用いる。つまり、 $u_{x,v,t}$ または $v_{x,v,t}$ の絶対値がしきい値 ε 以上を有する画素の集合を S 、その画素数を k_x として、

$$\hat{u}_i = \frac{1}{k_x} \sum_{x,v \in S} u_{x,v,t} \quad (11)$$

ノイズ等の影響により静止画像、例えば背景画像に対してもオプティカルフローが算出されるが、上記のしきい値 ε により静止領域として排除することが可能である。本稿では、背景画像のオプティカルフローの標準偏差の3倍を基準として ε に0.5画素/フレームを用いた。 \hat{v}_i についても同様である。一般に、回転運動量は並進運動量に比べ小さいため、移動物体が対称でないケースでもヒストグラムの平均値により並進運動量の推定が十分可能であると考えられる。

3.2 推定誤差の低減

算出されたオプティカルフローは3.1節で述べた要因により、分布を有することになる。したがって、単にオプティカルフローのヒストグラムの平均値だけでは正確な推定がなされないケースが生じることが考えられる。特に背景画像の明度変化が複雑なときには、移動物体との部分的なオクルージョンが頻繁に発生し、空間微分等が正確に求まらず推定誤差の発生する大きな要因となる。そこで、(1)~(4)に挙げた要因によって発生する推定誤差を一括して低減するために、速度の推定時に離散カルマンフィルタを用いる。

Legters and Young³⁾は理想的な2値画像に対して、カルマンフィルタのカルマンゲインが一定値に収束することに注目して、オクルージョンの対策としてカルマンフィルタを用いている。しかし、実際の装置を構成する上では、(1)~(4)の誤差要因のほかに例えば、カメラコントローラに対する制御誤差、固定カメラの変動などがさらに考えられ、本稿では、これらから発生する誤差を一括して白色ノイズとして取り扱い、さらに移動速度の推定を行う。

一般的に離散カルマンフィルタは以下のように構成される²³⁾。

システムモデル

$$\mathbf{x}(k+1) = \Phi(k+1, k)\mathbf{x}(k) + \mathbf{m}(k). \quad (12)$$

ここで、 \mathbf{x} は状態変数ベクトル、 $\Phi(k+1, k)$ は遷移行列、 k は時間を表す。また、 $\mathbf{m}(k)$ は

$$\begin{aligned} E[\mathbf{m}(k)] &= \mathbf{0} \\ E[\mathbf{m}(k)\mathbf{m}(l)^T] &= \mathbf{Q}(k) \quad k=l \\ &= \mathbf{0} \quad k \neq l. \end{aligned} \quad (13)$$

の統計量を有する白色ノイズである。

測定モデル

$$\mathbf{z}(k) = \mathbf{H}(k)\mathbf{x}(k) + \mathbf{n}(k). \quad (14)$$

$\mathbf{H}(k)$ は出力行列、 $\mathbf{z}(k)$ は測定過程を表し、 $\mathbf{n}(k)$ は

$$\begin{aligned} E[\mathbf{n}(k)] &= \mathbf{0} \\ E[\mathbf{n}(k)\mathbf{n}(l)^T] &= \mathbf{R}(k) \quad k=l \\ &= \mathbf{0} \quad k \neq l. \end{aligned} \quad (15)$$

の統計量を有する白色ノイズである。

カルマンゲイン

$$\begin{aligned} \mathbf{K}(k) &= \mathbf{P}(k^-)\mathbf{H}^T(k) \\ &\cdot [\mathbf{H}(k)\mathbf{P}(k^-)\mathbf{H}^T(k) + \mathbf{R}(k)]^{-1}. \end{aligned} \quad (16)$$

$\mathbf{K}(k)$ はカルマンゲイン、 $\mathbf{P}(k)$ は共分散行列であり、 $-$ 符号は測定値が組み込まれる前を表し、 $+$ 符号は測定値が組み込まれた後を表す。

測定による推定の更新

$$\hat{\mathbf{x}}(k^+) = \hat{\mathbf{x}}(k^-) + \mathbf{K}(k)[\mathbf{z}(k) - \mathbf{H}(k)\hat{\mathbf{x}}(k^-)]. \quad (17)$$

$\hat{\mathbf{x}}$ は推定値を表す。

誤差の分散

$$\mathbf{P}(k^+) = \mathbf{P}(k^-) - \mathbf{K}(k)\mathbf{H}(k)\mathbf{P}(k^-). \quad (18)$$

伝播

$$\hat{\mathbf{x}}(k^-) = \Phi(k, k-1)\hat{\mathbf{x}}(k-1^+). \quad (19)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{P}(k^-) &= \Phi(k, k-1)\mathbf{P}(k-1^+)\Phi^T(k, k-1) \\ &+ \mathbf{Q}(k-1). \end{aligned} \quad (20)$$

初期条件

$$\hat{x}(0) = E[x(0)] = \hat{x}_0. \quad (21)$$

$$P(0) = E[\{x(0) - \hat{x}_0\} \{x(0) - \hat{x}_0\}^T] = P_0. \quad (22)$$

(11)式より移動物体の推定速度として (\hat{u}_i, \hat{v}_i) が得られる。ここで、加速度が1次のガウス=マルコフ過程で表されると仮定すれば、一時点前の加速度の α ($0 < \alpha < 1$) 倍に平均0、分散 $Q(k)$ の白色ノイズ $m(k)$ 過程が加わったモデルと表すことが可能である。したがって、状態変数ベクトル $x(k) = (x(k), \dot{x}(k), \ddot{x}(k))^T$ をそれぞれ移動物体の位置、速度および加速度とし、フレーム間隔を単位時間とすれば、(12)、(14)式は以下のように表せる。

$$x(k+1) = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1/2 \\ 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & \alpha \end{bmatrix} x(k) + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ m(k) \end{bmatrix}. \quad (23)$$

$$z(k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} x(k) + \begin{bmatrix} n_1(k) \\ n_2(k) \end{bmatrix}. \quad (24)$$

ここで、 $n_1(k)$ および $n_2(k)$ は、平均0、分散がそれぞれ $R_1(k)$ および $R_2(k)$ の正規白色過程を表し、 $\hat{x}(k)$ が(11)式の \hat{u}_i に相当しカルマンフィルタによる推定対象である。システムモデルおよび観測モデルは、 x 、 y 方向でそれぞれ独立と考えられるので、同一モデルが x 、 y 方向に使用可能である。

4. 連続画面への適用

3章では、2枚の連続するフレームから移動物体の移動量を推定するための基礎となるオプティカルフローの導出法について述べた。しかし、今までの議論では、単に連続する2枚のフレーム間での移動物体の速度の推定問題にとどまっておき、リアルタイム処理を要求される実際の動画像に適用する上では、以下の若干の問題が生じる。

4.1 リアルタイム処理性

オプティカルフローを算出するにあっては、その精度の向上を図るには1フレームでの繰り返し演算が必要となり、リアルタイム処理には計算時間上適当でない。そこで、1フレームあたりの繰り返し演算を1回とし、繰り返し数を時刻に置き換え、繰り返し演算を避けることによりリアルタイム処理を可能とする。つまり、1フレーム前のオプティカルフローを用いて繰り返し解を実行する。具体的には、(9)式で表される繰り返しに対して、まず初期値のオプティカルフローのみを(7)式を用いて算出し、以下時間の進行に伴って(9)式による補正量を逐次加えていく。したがっ

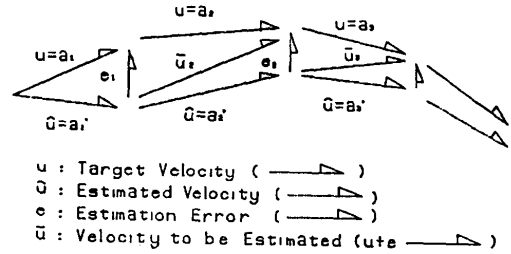


図4 修正された繰り返し推定
Fig. 4 The iterative estimation for the on-line processing.

て、(9)式は次のように書き換えられる。

$$[E_x \ E_y] \begin{bmatrix} \partial u_i \\ \partial v_i \end{bmatrix} = E(x + \hat{u}_i, y + \hat{v}_i, t+1) - E(x, y, t). \quad (25)$$

以下(6)および(7)式と同様に最小2乗法により、 δu_i および δv_i が決定される。ここで、(25)式は見かけ上(9)式と似ているが意味合が多少異なる。(9)式は単に繰り返しにより2フレーム間における残差の低減を図っているにすぎない。一方、(25)式では、2フレーム間の残差に加えて、移動物体の速度の変化分が推定の対象となっている。一般的に移動物体の速度の変化は滑らかであり速度の変化は小さいと考えられるため、(25)式により、十分な精度の推定が可能である。したがって、1時点前のフレームまでのオプティカルフローの算出残差、および現フレームにおける移動物体の速度の変化分が、(25)式の $(\delta u_i, \delta v_i)$ により補正されることになる。図4にこの過程を示す。

4.2 背景画像への対策

本システムでは、一定の瞬時視野 (F.O.V.) を有するカメラが移動物体を追跡するために、カメラコントローラによって制御を受けるシステムを想定している。例えば、オプティカルフロー $\hat{w} = (\hat{u}, \hat{v})^T$ が時刻 $t=k$ および $t=k+1$ の2枚のフレームから求めたとすると、これより移動物体の速度の推定がなされ、カメラコントローラがその推定量に基づいてカメラを制御する。しかし、単にカメラのみが制御されるとカメラの変化に応じて背景画像の移動が生じてしまい、移動物体と背景画像によって発生したオプティカルフローを何らかの手法により分割しなければならない。そこで、背景画像の移動を消去するために、時刻 $t=k+1$ におけるオプティカルフローを求めるときに、時刻 $t=k+1$ に取得された画像にも推定量を制御量として施す。

$$E(x, y, k+1) \Rightarrow E(x - \hat{u}_k, y - \hat{v}_k, k+1). \quad (26)$$

すなわち、時刻 $t=k$ に取得された画像を $E(x, y, k)$, $t=k+1$ の画像を $E(x, y, k+1)$, および算出される移動速度を (\hat{u}_k, \hat{v}_k) とすれば、時刻 $t=k+1$ のオペ

ィカルフローは、 $E(x, y, k+1)$ および $E(x - \hat{u}_{k+1}, y - \hat{v}_{k+1}, k+2)$ の2フレームから求まることになる。この様子を図5に示す。

4.3 システム全体のフロー

以上今まで述べたシステム全体の処理のフローを図6に示す。まず、最初の $t=0$, および $t=1$ の2枚のフレームから、(6)式および(7)式からオプティカル

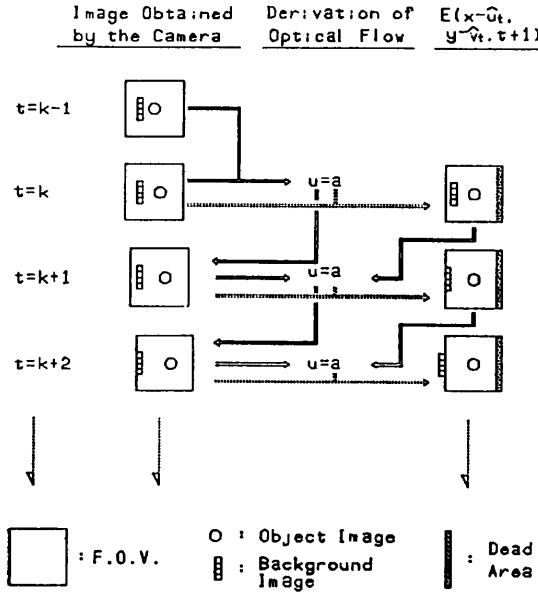


図5 背景画像によって生じるオプティカルフローの除去
 Fig. 5 Rejection of the optical-flow generated by the background image.

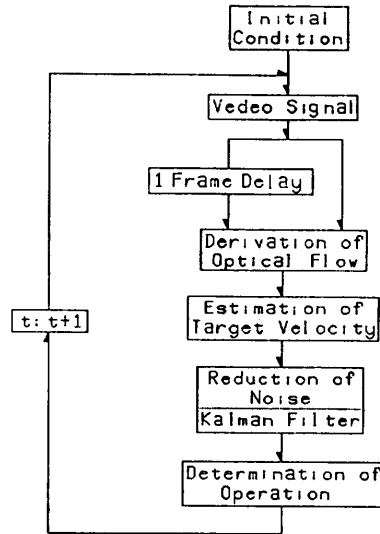


図6 処理の流れ
 Fig. 6 The flowchart of the processing.

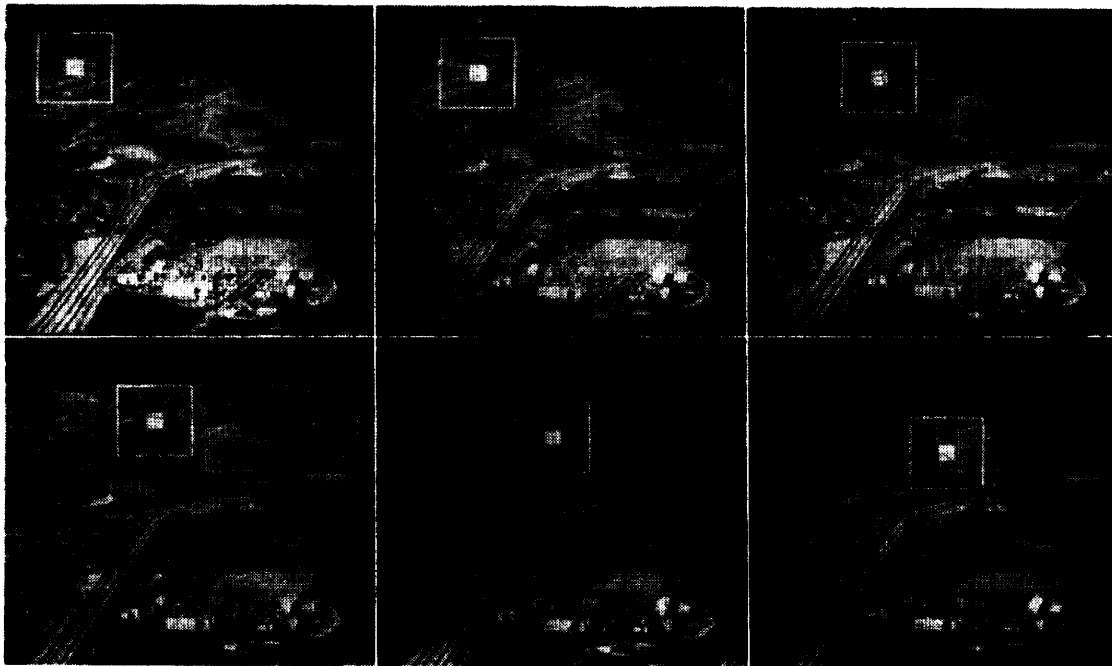


図7 追跡状況 (シミュレーション1; 第1フレームから10フレームごとに表示)
 Fig. 7 An example of the tracking (simulation 1; from 1st frame at intervals of 10 frames).

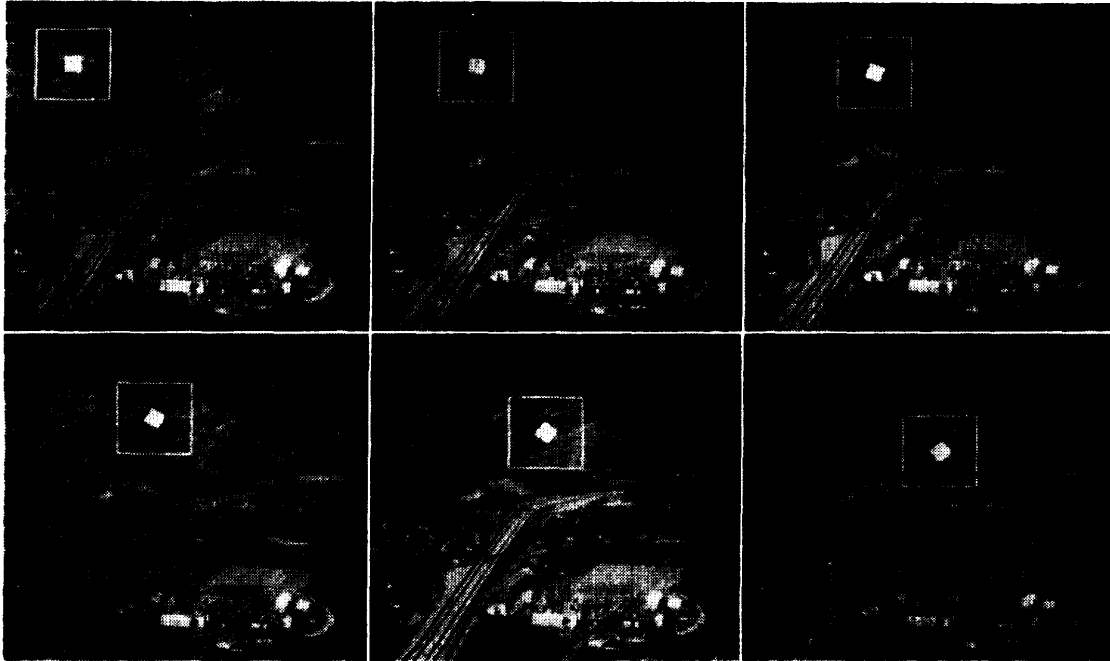


図 8 追跡状況 (シミュレーション 2 ; 第 1 フレームから 10 フレームごとに表示)
Fig. 8 An example of the tracking (simulation 2; from 1st frame at intervals of 10 frames).

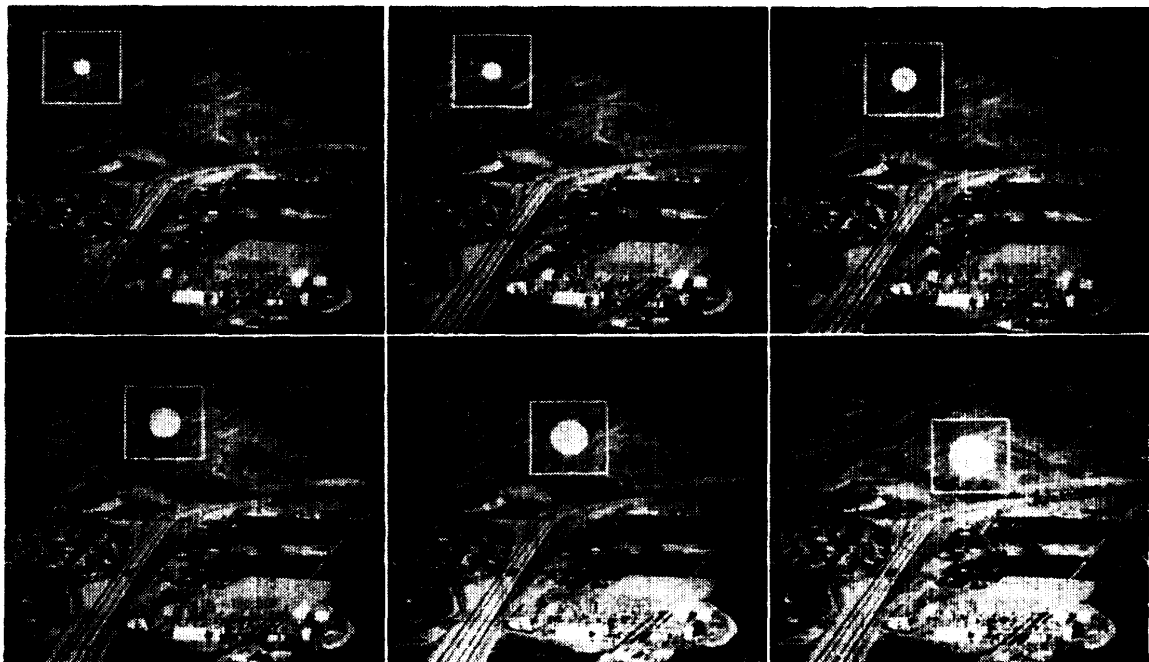


図 9 追跡状況 (シミュレーション 3 ; 第 1 フレームから 10 フレームごとに表示)
Fig. 9 An example of the tracking (simulation 3; from 1st frame at intervals of 10 frames).

フローを求め、移動物体の並進運動パラメータを推定する。その後、カルマンフィルタによる誤差の低減を図り、オプティカルフローの発生した画素の重心点を求める。さらに、時刻 $t=1$ の取得画像に推定速度の制御を施すとともにカメラコントローラによるカメラの制御を行う。時刻を更新し、 $t=1$, および取得された $t=2$ の画像からオプティカルフローを算出し、以降同様の操作を繰り返す。

5. シミュレーション結果

本章では、提案したシステムの基本的な機能を検証するために行ったシミュレーション結果について述べる。

5.1 シミュレーション1

まず最初に、本システムの基本的な機能を調べるために、背景画像として SIDBA (Standard Image Data Base) の Plant 画像 (256×256 画素, 8ビット 256階調) を背景画像としたシミュレーションを行った。図7に移動物体が円運動を行っているケースに対して、時刻 $t=0$ より $t=50$ までの10フレームごとの追跡状況の結果を示す。図中の白枠が F.O.V. を表し 51×51 画素の正方形により構成した。また、F.O.V. の内側の正方形が移動物体であり、明度は比較的明るい一様明度の 200, サイズは 13×13 画素とした。 $t=0$ のシミュレーションの初期時には移動物体の中心と F.O.V. の中心はあらかじめ一致させており、移動物体の追跡に誤りが生じた場合、F.O.V. の中心とにずれが生じる。本ケースではシミュレーションを通じて両者の中心が一致しており、正確な追跡が行われていることがわかる。

5.2 シミュレーション2

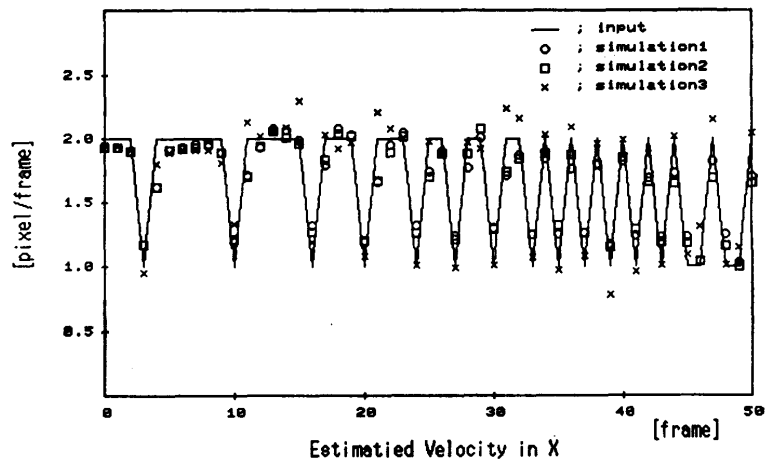
本シミュレーションでは、シミュレーション1と同じ条件下に加えて、自らが回転運動を行っているケースについての結果を示す。入力した移動物体の回転角速度は、1 [deg/frame] である。同様に、時刻

$t=0$ より $t=50$ までの10フレームごとの追跡状況を図8に示す。同図により移動物体の回転運動に対しても有効に対処できることがわかる。

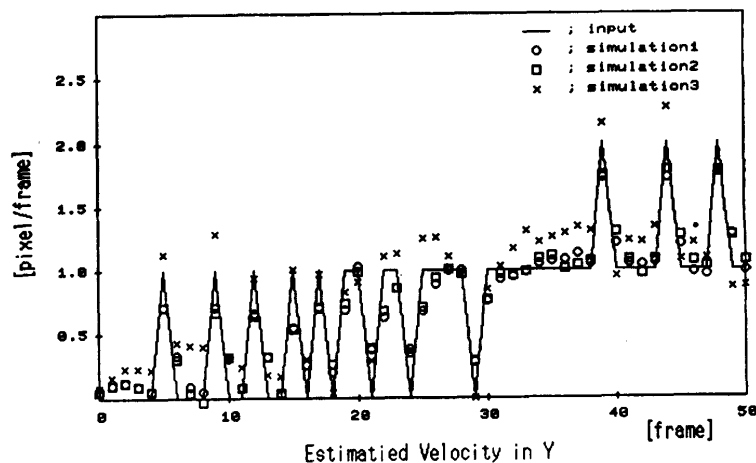
5.3 シミュレーション3

次に、形状の変化による影響を調べるため、移動物体を円形に変え円運動に加えて自らが拡大運動を行っているケースの結果を示す。これは、移動物体が円運動を伴いながらカメラに接近してくることを想定したものである。拡大率は、初期時の半径を7画素とし、時刻 $t=5$ より5フレームごとに1画素の拡大とした。同様に、時刻 $t=0$ より $t=50$ までの10フレームごとの追跡状況を図9に示す。

さらに、図10(a), (b)に x , y 方向の上記3ケースにおけるシミュレーションの入力速度、および推定速度を一括して示す。移動物体の入力速度は画素単位



(a) X direction.



(b) Y direction.

図10 速度の推定結果

Fig. 10 The results of the velocity estimation.

の整数値であり、同図の実線が入力速度を、プロットが推定速度を表す。推定速度は実数値で算出されるが、本シミュレーションでは画素単位の整数値で追跡を行ったため、小数点以下に若干の推定誤差が生じているものの正確な追跡が行われている。また、同図はカルマンフィルタによる誤差の低減を行った後の出力を示しており、今回のシミュレーションでは追跡に誤りを及ぼす速度の推定は5回生じたが、これらに対してカルマンフィルタによる誤差の低減効果が認められ正確な追跡が行われた。したがって、本手法が並進運動、移動物体自身の回転運動、および拡大運動に対して有効に機能していることがわかる。今回のシミュレーションでは背景画像に比較的明度変化の緩やかな領域を選定したが、明度が大きく変化し、かつ移動物体との明度差が小さい領域では、移動物体の局所的なオクルージョンが発生する。このため、オクルージョンが発生した領域内のオプティカルフローが正確に求まらず推定誤差の増加につながる傾向がある。

なお、今回のシミュレーションでは、あらかじめ入力した背景画像に移動物体を発生させてから最終出力である速度の推定までに要する時間は約2秒（CPU：インテル社 80286）であった。オプティカルフローの計算は並列処理が可能であるため、処理の並列化およびハードウェア機構による計算の高速化を図ることにより実時間処理が十分可能であると考えられる。

6. む す び

本稿では、オプティカルフローを用いて移動物体を追跡するための一手法を提案し、移動物体の並進、回転、および拡大運動に対するシミュレーション結果の数例を通じて、その機能の有効性を示した。

本システムでは、固定カメラの想定に基づいており、カメラ自身の移動は想定していない。しかし現実には何らかの要因によって、カメラの移動が生じることが考えられ、さらには、移動ロボットに搭載されるカメラのようにむしろ積極的に移動することが要求される場合も存在する。今後、このようなカメラの移動について検討する予定である。

参 考 文 献

- 1) Gilbert, A. L. et al.: A Real-Time Video Tracking System, *IEEE Trans. on P. A. M. I.*, Vol. PAMI-2, pp. 7-56 (1980).
- 2) Schalkoff, R. J. and McVey, E. S.: A Model and Tracking Algorithm for Class of Video

Targets, *IEEE Trans. on P. A. M. I.*, Vol. PAMI-2, pp. 2-10 (1982).

- 3) Legters, G. R. and Young, T. Y.: A Mathematical Model for Computer Image Tracking, *IEEE Trans. on P. A. M. I.*, Vol. PAMI-4, pp. 583-594 (1982).
- 4) Frach, G. M. et al.: An Automatic Video Tracking System, *Proc. 1977 Nat. Aerospace and Electronics Conf.*, pp. 361-368 (1977).
- 5) Thompson, W. E. et al.: Evaluation of Filtering and Prediction Techniques for Real-Time Video Tracking of High Performance Missiles, *Trans. 1978 Nat. Aerospace and Electronics Conf.*, pp. 897-904 (1978).
- 6) Maybeck, P. S. and Suizu, R. I.: Adaptive Tracker Field-of-View Variation via Multiple Model Filtering, *IEEE Trans. on A. E. S.*, Vol. AES-21, No. 4, pp. 529-538 (1985).
- 7) Baheti, R. S.: Efficient Approximation of Kalman Filter for Target Tracking, *IEEE Trans. on A. E. S.*, Vol. AES-22, No. 1, pp. 8-14 (1986).
- 8) Margalit, A., Reed, I. S. and Gagliardi, R. M.: Adaptive Optical Target Detection Using Correlated Images, *IEEE Trans. on A. E. S.*, Vol. AES-21, No. 3, pp. 394-405 (1985).
- 9) 石川, 宮内, 小沢: 動画像追跡システムのための形状を用いた対象物体の位置推定法, 情報処理学会論文誌, Vol. 26, No. 3, pp. 399-406 (1985).
- 10) Tsai, R. Y. and Huang, T. S.: Uniqueness and Estimation of Three-Dimensional Motion Parameters of Rigid Objects with Curved Surfaces, *IEEE Trans. on P. A. M. I.*, Vol. PAMI-6, pp. 13-26 (1984).
- 11) Brodia, T. J. and Chellappa, R.: Estimation of Object Motion Parameters from Noisy Images, *IEEE Trans. on P. A. M. I.*, Vol. PAMI-8, pp. 90-99 (1986).
- 12) Yasumoto, Y. and Medioni, G.: Robust Estimation of Three-Dimensional Motion Parameters from a Sequence of Image Frames Using Regularization, *IEEE Trans. on P. A. M. I.*, Vol. PAMI-8, pp. 464-471 (1986).
- 13) Adiv, G.: Determining Three-Dimensional Motion and Structure from Optical Flow Generated by Several Moving Objects, *IEEE Trans. on P. A. M. I.*, Vol. PAMI-7, pp. 384-401 (1985).
- 14) Horn, B. K. P. and Schunck, B. G.: Determining Optical Flow, *Artif. Intell.*, Vol. 17, pp. 185-203 (1981).
- 15) Yachida, M.: Determining Velocity Maps by Spatio-Temporal Neighborhoods from Image Sequences, *Comput. Vision, Graphics, Image Processing*, Vol. 21, pp. 262-279 (1983).

- 16) Nagel, H.-H. and Enkelmann, W.: An Investigation of Smoothness Constraints for the Estimation of Displacement Vector Field from Image Sequences, *IEEE Trans. on P. A. M. I.*, Vol. PAMI-8, pp. 565-593 (1986).
- 17) Kearney, J. K., Thompson, W. B. and Boley, D. L.: Optical Flow Estimation: An Error Analysis of Gradient-Based Methods with Local Optimization, *IEEE Trans. on P. A. M. I.*, Vol. PAMI-9, pp. 229-244 (1987).
- 18) Thompson, W. B., Mutch, K. M. and Berzins, V. A.: Dynamic Occlusion Analysis in Optical Flow Field, *IEEE Trans. on P. A. M. I.*, Vol. PAMI-7, pp. 374-383 (1985).
- 19) 山本: 勾配法による動画像と距離情報からの複数物体の3次元運動解析, 信学論(D), Vol. J 69-D, No. 5, pp. 785-793 (1986).
- 20) Kanatani, K.: Structure and Motion from Optical Flow, *Comput. Vision, Graphics, Image Processing*, Vol. 35, pp. 181-199 (1986).
- 21) 金谷: 3次元復元のための座標回転不変量の構成, 信学論(D), Vol. J 70-D, No. 5, pp. 937-945 (1987).
- 22) Beaudet, P. R.: Rotationally Invariant Image Operators, *Proc. Int. Joint Conf. Pattern Recognition*, Japan, pp. 579-583 (1987).
- 23) Maybeck, P. S.: *Stochastic Models, Estimation and Control*, Vol. 1, Academic Press, New York (1979).
- 24) 千葉, 真下, 小沢: オプティカルフローに基づく移動物体追跡のための一手法, 第35回情報処理学会全国大会論文集, pp. 2063-2064 (1987).
(昭和63年3月22日受付)
(平成2年1月16日採録)



千葉 昌孝 (正会員)

昭和55年早稲田大学理工学部電気卒業。現在、慶応義塾大学大学院修士課程在学中。テレビジョン学会, IEEE 各会員。



小沢 慎治 (正会員)

昭和42年慶応義塾大学工学部電気卒業。昭和47年同大学院博士課程修了。昭和45年同大工学部電気助手・専任講師を経て現在教授。その間、昭和59年米国メリーランド大訪問助教授。デジタル通信および音声・画像のデジタル信号処理の研究に従事。著者「デジタル信号処理」「基礎通信工学」(実教出版)。工学博士。電気学会, テレビジョン学会, 日本ME学会, IEEE 各会員。