41 画像を用いたモデルベース速度計測法 (シミュレーションによる検討)

東北大学 大場光太郎*, 石原 正, 猪岡 光

Model-Based Velocity Measurement using Image Processing

Kohtaro OHBA*, Tadashi ISHIHARA*, Hikaru INOOKA*

Abstract - In this paper, we propose a method to estimate the velocity of moving object from a series of images with respect to the model of it. This model-based measurement is calculated by the Kalman filter algorithm. For an object, if one of its model can roughly be found, we show that the estimation based on Kalman filter algorithm is more accurate and faster than any other methods without a model. In this approach, the model of image sequence dynamics is made up by Distributed Parameter Systems (DPS). By using this method, we can get not only translation but also rotation parameters of the moving object. Some simulation examples will be given to demonstrate the use and validity of this method.

1. 緒 言

近年, 動画像処理は非接触速度推定へ応用され, 様々な手法が考えられてきた. その中でも相関法を用いる手法¹⁾や, 時間空間勾配法を用いる手法²⁾などが良く用いられる. しかしこれらは, 計算速度や推定精度に問題があることが報告されている. そこで本報告ではこれらの問題点を改善するために, 次のような新しい考え方を導入する.

まず第一に, 画像のモデルを集中定数系で近似せず, 分布定数系³⁾のままモデル化する. このことによって平行移動量だけでなく回転量の推定も可能となる. 第二に, 従来の推定手法は画像に写っている物体のモデルを無視し, 画像データのみを処理することによって移動量を推定していた. そこでカルマンフィルタを応用し, 写っている物体のモデルを考慮しながら速度推定を行い, 計算速度と推定精度の向上を実現する. 本研究では以上の推定手法を構成し, シミュレーションによって新しい推定手法の妥当性を検証する. さらに画像の濃淡勾配や, 移動量などによる推定値への影響を調べる.

2. 画像の定式化

画像を時間と空間に関する分布定数系として考えると, t 時刻の画像位置 $x(x, y)$ における濃淡値 f は $f(x, t)$ のように表される. そこでFig.1に示すように時刻 t_0 の画像で x_0 に写っていた物体が, 時刻 t の画像では x に移動したとき, 物体の濃淡値は変化しないと仮定すると次の等式が成り立つ.

$$\begin{aligned} f(x, t) &= f(x_0, t_0) \\ &= f(\xi(x, t, t_0), t_0) \end{aligned} \quad (1)$$

ここで ξ は, 一般的な幾何変換であるとする. 本報告では物体の画面上の動きをAffine変換であるとし, 次式で表す.

$$\xi(x, t, t_0) = A(t, t_0)x + B(t, t_0) \quad (2)$$

ここで(1)式を偏微分し, ξ の x によるヤコビ行列を J_x で表すと次式が得られる.

Fig.1 Time-varying spatial image.

* Department of Mechanical Engineering, Tohoku University, Aramaki aza Aoba, Aoba-ku, Sendai, Miyagi, 980, Japan

$$\frac{\partial f(x, t)}{\partial t} = \frac{\partial f(x, t)}{\partial x} J_{x^{-1}} \frac{\partial f(x, t, t_0)}{\partial t} = \frac{\partial f(x, t)}{\partial x} [A^{-1} \dot{A} + A^{-1} \dot{B}] \quad (3)$$

また

$$\bar{A} = A^{-1} \dot{A} = \begin{bmatrix} \bar{a}_{11} & \bar{a}_{12} \\ \bar{a}_{21} & \bar{a}_{22} \end{bmatrix}, \quad \bar{B} = A^{-1} \dot{B} = \begin{bmatrix} \bar{b}_1 & \bar{b}_2 \end{bmatrix}^T \quad (4)$$

とし, (3) 式を書き直す.

$$f_t = \begin{bmatrix} x \cdot f_x & y \cdot f_x & x \cdot f_y & y \cdot f_y & f_x & f_y \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \bar{a}_{11} \\ \bar{a}_{12} \\ \bar{a}_{21} \\ \bar{a}_{22} \\ \bar{b}_1 \\ \bar{b}_2 \end{bmatrix} \quad (5)$$

ここで f_t , f_x , f_y は, それぞれ画素濃淡値 f を時間, x 方向, y 方向について偏微分したものである. この(5)式は, 画像の一画素毎に成り立つ式である. 実際に(5)式からパラメータ A , B の要素を求めるには, 画面上に $n \times n$ のウィンドウを設け, 各画素について成り立つ連立方程式を解くことになる. そこで, ウィンドウ内の画素の濃淡値を f^i ($i=1 \sim n^2$) とし, (5)式を拡張する.

$$\begin{bmatrix} f^1_t \\ f^2_t \\ \vdots \\ f^{n^2}_t \end{bmatrix} = H \begin{bmatrix} \bar{a}_{11} \\ \bar{a}_{12} \\ \bar{a}_{21} \\ \bar{a}_{22} \\ \bar{b}_1 \\ \bar{b}_2 \end{bmatrix}, \quad H = \begin{bmatrix} x^1 \cdot f^1_x & y^1 \cdot f^1_x & x^1 \cdot f^1_y & y^1 \cdot f^1_y & f^1_x & f^1_y \\ x^2 \cdot f^2_x & y^2 \cdot f^2_x & x^2 \cdot f^2_y & y^2 \cdot f^2_y & f^2_x & f^2_y \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x^{n^2} \cdot f^{n^2}_x & y^{n^2} \cdot f^{n^2}_x & x^{n^2} \cdot f^{n^2}_y & y^{n^2} \cdot f^{n^2}_y & f^{n^2}_x & f^{n^2}_y \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$Y = H X$$

3. カルマンフィルタによる推定

(6)式は, 例えば最小二乗法などを使って解くことができるが, これによる推定値は誤差を含むことが確認された. そこで写っている物体のモデルを考慮した計測手法を考え, 計測誤差の軽減を計るためにカルマンフィルタを応用する.

まず定常過程モデルのシステム方程式及び観測方程式を次式で与える.

$$\begin{aligned} X_{t+1} &= F_t X_t + G_t W_t, \\ Y_t &= H_t X_t + V_t \end{aligned} \quad (7)$$

ここで, 観測物体のモデルを定常運動であると仮定し, システムマトリクス $F_t = I$ とする. また観測方程式の Y , H , X は(6)式に相当する. この状態変数 X を推定するためのカルマンフィルタのアルゴリズムは次式で与えられる.

$$\begin{aligned} \hat{X}_{t+1/t} &= F_t \hat{X}_{t/t}, & G_t &= I, \\ \hat{X}_{t/t} &= \hat{X}_{t/t-1} + K_t [Y_t - H_t \hat{X}_{t/t-1}], & \hat{X}_{0/0} &= 0, \\ K_t &= P_{t/t-1} H_t^T [H_t P_{t/t-1} H_t^T + R_t]^{-1}, & P_{0/0} &= \alpha_0 I, \\ P_{t+1/t} &= F_t P_{t/t} F_t^T + G_t Q_t G_t^T, & Q_t &= E[W_t W_t^T] = \alpha_q I, \\ P_{t/t} &= P_{t/t-1} - K_t H_t P_{t/t-1}, & R_t &= E[V_t V_t^T] = \alpha_r I \end{aligned} \quad (8)$$

ここで, 今回行ったシミュレーションでは $\alpha_p = \alpha_q = \alpha_r = 1$ とした.

以上のようにして求められた X からマトリクス A , B が得られる. そこで, (4) 式を解いて A , B を求める代わりに次の二種類の動きに着目し, 移動パラメータを求める.

(a) 平行移動のみの時

(2) 式において $A=I$ であるので, (4) 式より, $\bar{B} = \bar{B}$ が得られる.

(b) 回転移動のみの時

(2) 式で $B=0$ であり, 回転量を ω で表すと, マトリクス A は

$$A = \begin{bmatrix} \cos(\omega) & -\sin(\omega) \\ \sin(\omega) & \cos(\omega) \end{bmatrix} \quad (9)$$

で表され、(4)式より回転角 ω は、

$$\omega = \sqrt{|\dot{\mathbf{A}}|} \quad (10)$$

で求められる。

4. 推定シミュレーション

前節の推定手法の検証のため、シミュレーションを行う。用いた画像データは、二次元で濃淡値が連続的に変化する次のようなものを考えた。

$$f(x, y) = 255 \times 0.25 \times \{\sin(2\pi x/T) + \sin(2\pi y/T) + 2\} \quad (11)$$

ここで T は濃淡周期を表す。また実際の画像を考えた場合、濃淡値はA/D変換されてコンピュータに取り込まれるため連続ではない。そこで(11)式の右辺を小数点以下四捨五入した量子化データを用いて推定を行う。このことによって得られる画像は256階調(2⁸bit)の精度を持つ。

4-1 カルマンフィルタを用いた推定

まず(14)式のシミュレーションデータを用い、平行移動と回転の推定を行ったが、量子化の影響が大きいために良好な結果は得られなかった。そこで量子化の影響を軽減するために、小ウインドウを縦横に複数個重ならないように配列し、各画素のデータを用いる代わりにその小ウインドウ内の画素値を平均したデータを用いる。このデータを用いて、3章の(a)、(b)の場合について推定を行った結果をFig.2に示す。この時の $b_1=2$ 、 $b_2=1$ [pixel/t]、 $\omega=1$ [deg./t] (0.017 [rad./t])とし、小ウインドウの大きさを 7×7 、この小ウインドウを 7×7 に配列し、(11)式の濃淡周期 T は50とした。また図の横軸 n は推定の繰り返し回数である。

4-2 画像の種類による影響

次に実際の画像を考えた場合、画像の濃度勾配は一定であるとは言えない。そこでこの推定手法が画像の種類によって、どの様に影響を受けるかを調べる。ここでは(11)式の濃淡周期 T を100、300と変化させたときの推定結果をFig.3示す。

この推定結果とFig.2を見比べると、濃淡周期が小さい画像ほど、推定結果が良好であることがわかる。これは濃淡周期が大きくなると、(6)式の f_x 、 f_y の値が量子化基準に比較して、小さくなるためであると思われる。

4-3 画像のサンプリング時間による影響

次に、画像を取り込む時のサンプリング時間によって、推定値がどの様に影響を受けるかを確認する。ここでサンプリング時間が大きくなることと、対象物体の移動量が大きくなることは等価である。ここでは移動量を $(b_1, b_2) = (2, 1), (6, 3)$ [pixel/t]、回転量を $\omega = 1, 2, 5, 10$ [deg./t] (0.017, 0.035, 0.087, 0.175 [rad./t])とそれぞれ変化させたときの推定値をFig.4に示す。この結果を見ると、サンプリング時間が大きくなるにしたがって、推定値が大きく変動していることがわかる。

5. 結 言

本報告では、画像を分布定数系としてモデル化を行い、さらにカルマンフィルタのアル

ゴリズムを用いて画像に写っている物体のモデルを考慮した移動パラメータ計測手法を提案した。またこの提案した計測手法の妥当性を、シミュレーションを通して確かめた。このシミュレーション結果より、提案した推定手法は画像を取り込む際の画像解像度や、サンプリング時間によって影響を受けることがわかった。以上のことから、画像の解像度やサンプリング時間を十分小さくして得られた画像については、平行移動量、回転量とも推定結果は良好に得られると思われる。

参考文献

- 1) 木村・ほか2名, 計測自動制御学会論文集, 23-2(昭62), 101-107
- 2) 安藤, 計測自動制御学会論文集, 22-12(昭62), 1330-1336
- 3) R.J.Schalkoff., IEEE PAMI-9-4, 578-583, (1987)

(a) Translation ($b_1=2, b_2=1$ [pixel/t]).

(b) Rotation ($\omega=0.017$ [rad./t]).

Fig.2 Estimation result ($T=50$).

(a) Translation ($b_1=2, b_2=1$ [pixel/t]).

(b) Rotation ($\omega=0.017$ [rad./t]).

Fig.3-1 Estimation result ($T=100$).

(a) Translation ($b_1=2, b_2=1$ [pixel/t]).

(b) Rotation ($\omega=0.017$ [rad./t]).

Fig.3-2 Estimation result ($T=300$).

(a) Translation.

(b) Rotation.

Fig.4 Estimation result ($T=50$).