3L-06

自己組織化型状態空間モデルを用いた特徴位置系列のフィルタリング*

市村　直幸

電子技術総合研究所

1　はじめに

時系列画像上での特徴追跡は、動きからの形状復元や複数運動の分割等の基本となる重要な処理である。本研究では、運動軌跡に含まれる誤対応に伴う外れ値の影響軽減のために、時系列フィルタリングを用いる [1]。特に、外れ値除去と運動変化への追従のトレードオフを解決する一手法として、状態空間モデルに含まれる超パラメータ (hyper-parameter) を状態変数に含め、オンライン推定する方法を検討する。

2　特徴位置系列に対する自己組織化型状態空間モデル

各特徴に対し、次式の状態空間モデルを仮定する。

$$\boldsymbol{x}_t = \boldsymbol{F}\boldsymbol{x}_{t-1} + \boldsymbol{G}\boldsymbol{v}_t \quad (1)$$

$$\boldsymbol{y}_t = \boldsymbol{H}\boldsymbol{x}_t + \boldsymbol{w}_t \quad (2)$$

ここで、観測ベクトル $\boldsymbol{y}_t = [x(t), y(t)]^T$ は、特徴の位置座標の観測値である。観測ノイズベクトル $\boldsymbol{w}_t = [w_x(t), w_y(t)]^T$ は、各次元が独立に密度関数 $r(w; m_r, \sigma^2)$ に従う白色雑音であるとする。m_r と σ は密度関数の位置 (location) と尺度 (scale) を表すパラメータである。システムノイズベクトル $\boldsymbol{v}_t=[v_x(t), v_y(t), v_{\tau^2}(t), v_{\sigma^2}(t)]^T$ では、$v_x(t)$ と $v_y(t)$ は独立に密度関数 $q_c(v_c; m_{qc}, \tau^2)$ に従う白色雑音であるとする。また、$v_{\tau^2}(t)$ と $v_{\sigma^2}(t)$ はそれぞれ密度関数 $q_\tau(v_\tau; m_{q\tau}, \nu^2)$ と $q_\sigma(v_\sigma; m_{q\sigma}, \xi^2)$ に従う白色雑音であるとする。

特徴の運動の 2 階差分が 0 と仮定し、状態ベクトル、状態遷移行列、システムノイズ行列および観測行列は次式とした。

$$\boldsymbol{x}_t = [x_s(t), y_s(t), x_s(t-1), y_s(t-1), \log_{10}\tau^2(t), \log_{10}\sigma^2(t)]^T \quad (3)$$

$$\mathbf{F}=\begin{bmatrix} 2 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 & -1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \mathbf{G}=\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (4)$$

m_r,σ,m_{qc},τ は状態推定を司るパラメータであり、これらを超パラメータと呼ぶ。また、その超パラメータの変化を司るパラメータ $m_{q\tau}, \nu, m_{q\sigma}, \xi$ を、超超パラメータ (hyper-hyper-parameter) と呼ぶ。状態ベクトルには、特徴の真の位置 $x_s(t), y_s(t)$ と共に、超パラメータ τ, σ を含めた。これにより、状態推定を通じ、特徴の位置と超パラメータの同時推定が行える。このように自らの構造を推定するモデルを、自己組織化型状態空間モデルと呼ぶ [2]。

3　ノイズ分布の非ガウス化

観測ノイズ分布 $r(w; m_r, \sigma^2)$ には、位置 0、尺度 σ のコーシー分布 $C(0, \sigma^2)$ を選択した。

$$r(w; 0, \sigma^2) = \frac{\sigma}{\pi\{w^2 + \sigma^2\}} \quad (5)$$

コーシー分布は同一のパラメータを持つガウス分布に比べ裾の重い分布である。この性質から、高い頻度で発生する観測誤差と低い頻度で発生する外れ値とを、一つの分布で同時に表現できる。よって、この分布を外れ値の影響軽減のため採用した。

システムノイズ分布 $q_c(v_c; m_{qc}, \tau^2)$、$q_\tau(v_\tau; m_{q\tau}, \nu^2)$、$q_\sigma(v_\sigma; m_{q\sigma}, \xi^2)$ にも、$C(0, \tau^2)$、$C(0, \nu^2)$、$C(0, \xi^2)$ を選択した。状態の変動を表すシステムノイズ分布に裾の重い分布を採用することにより、特徴の運動の急激な変化にも追従できる。

4　外れ値除去と運動変化への追従のトレードオフ

ノイズ分布として裾の重い分布を採用することにより、外れ値の影響軽減と運動変化への追従が考慮できる。しかし、その両者のトレードオフをどう調整するか、という問題が生じる (図 1)。つまり、外

---

*Filtering of Time Series of Feature Coordinates Using a Self-Organizing State Space Model. Naoyuki Ichimura is with the Electrotechnical Laboratory. E-mail: ichimura@etl.go.jp

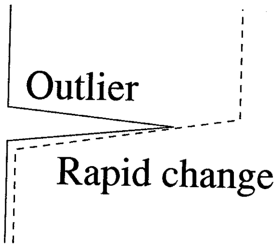

図 1: 外れ値除去と運動変化への追従のトレードオフ.

れ値に対する影響を小さくすると、運動変化への追従が遅くなる。その逆も同じである。そのトレードオフを支配するのが、超パラメータである。例えば、システムノイズ分布の尺度を大きくすると運動変化への追従が速くなるが、外れ値の影響を受けやすくなる。

本研究では、このトレードオフを状態推定の過程で自動的に調整するために、自己組織化型状態空間モデルを用い、超パラメータをオンライン推定している。

5 実験結果

人工データ（図 2(a)）に対する実験結果を示す。このデータには、3 個所の外れ値 ($t = 15, 30, 75$) と共に、運動方向の急激な変化 ($t = 50$) が含まれる。2. および 3. で述べたモデルは非線形非ガウス型モデルであるため、状態推定には逐次モンテカルロ法 [3][4] を用いた。遅れが 25 の固定ラグスムーサーにより状態推定を行った。超超パラメータ ν^2, ξ^2 は、観測系列 $Y_N = \{\boldsymbol{y}_1, \ldots, \boldsymbol{y}_N\}$ に対するパラメータ $\boldsymbol{\theta} = \{\nu^2, \xi^2\}$ の尤度 $l(\boldsymbol{\theta}) = \sum_{t=1}^{N} p(\boldsymbol{y}_t \mid Y_{t-1}; \boldsymbol{\theta})$ に基づき設定した。その結果、$\nu^2 = 0.006, \xi^2 = 0.034$ となった。特徴位置の初期分布は、平均が $[x(1), y(1), x(1), y(1)]^T$、共分散行列が $\mathrm{diag}\{10, 10, 10, 10\}$ のガウス分布とした。また、超パラメータの対数の初期分布は [-8,8] の一様分布とした。逐次モンテカルロ法で分布を記述する粒子の数は 10,000 とした。

特徴位置の推定結果から、外れ値の影響が軽減され、その一方で、運動方向の急激な変化に対しても追従していることが明らかである（図 2(b)）。超パラメータの推定結果を見ると、運動方向の急激な変化に対応するため、$t = 50$ でシステムノイズ分布の尺度パラメータが急激に大きくなっている（図 3）。これらの結果から、外れ値除去と運動変化への追従のトレードオフが、提案したモデルにより適切にコントロールされていると言える。

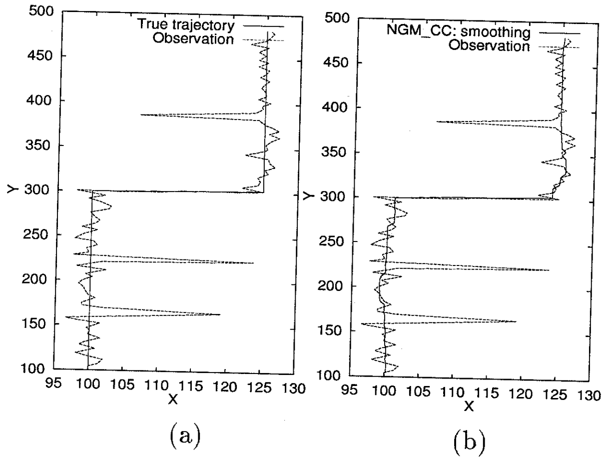

図 2: 実験に用いたデータと特徴位置の推定結果. (a) 真の特徴位置（実線）と観測位置（点線）. (b) 推定位置（実線）と観測位置（点線）.

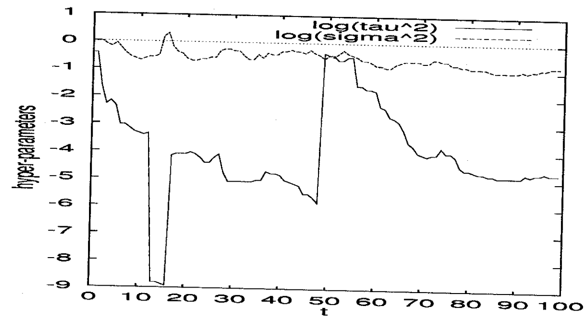

図 3: 超パラメータの推定結果. システムノイズ分布の尺度（実線）と観測ノイズ分布の尺度（点線）

6 まとめ

特徴追跡における外れ値除去と運動変化への追従のトレードオフを解決するための、自己組織化型状態空間モデルを提案した。提案したモデルでは、システムノイズおよび観測ノイズの両分布に裾の重い分布を使用し、その尺度パラメータをオンライン推定した。実験の結果、その有効性が確認された。

参考文献

[1] 市村直幸、生駒哲一:"非ガウス型状態空間モデルを用いた特徴点位置系列のフィルタリング," 情処研報、CVIM-122-3,2000

[2] G. Kitagawa: "A self-organizing state-space model," J. Amer. Statist. Assoc., Vol.93, pp.1203-1215, 1998

[3] G.Kitagawa:"Monte Carlo filter and smoother for non-Gaussian nonlinear state space models," J. Computational and Graphical Statistics, Vol.5, No.1, pp.1-25, 1996

[4] J. S. Liu and R. Chen:"Sequential Monte Carlo methods for dynamic systems," J. Amer. Statist. Assoc., Vol.93, pp.1032-1044, 1998