

時空間的連続性を用いたリアルタイムな動画のノイズ除去

石曾根毅[†] 中村和幸^{†‡}明治大学[†] JST さきがけ[‡]

1 はじめに

気象レーダーや生体分子の走査によって得られる動画データには、それぞれに特徴的なノイズが乗っている。さらに、そのような現場においては、リアルタイムにノイズを除去して予測・パラメータ調整に活かせるような迅速なノイズ除去手法が求められる。

しかし、多くのノイズ除去手法は、精度と速度のトレードオフの関係にあり、精度を失うことなく、速度を確保するのは困難である。本研究では、動画データの時空間連続性に着目し、状態空間モデルによるモデリングを行うことによって、リアルタイムに動画のノイズを有効に除去する手法を提案する。

2 状態空間モデル

状態空間モデルは、観測変数 \mathbf{y}_t が潜在的な状態変数 \mathbf{x}_t の遷移によって特徴付けられると考え、

$$\mathbf{x}_t = F_t \mathbf{x}_{t-1} + \mathbf{v}_t, \quad \mathbf{v}_t \sim N(\mathbf{0}, Q_t), \quad (1)$$

$$\mathbf{y}_t = H_t \mathbf{x}_t + \mathbf{w}_t, \quad \mathbf{w}_t \sim N(\mathbf{0}, R_t) \quad (2)$$

の二式で与えられる。ここで、 \mathbf{v}_t は状態遷移に伴う状態ノイズ、 \mathbf{w}_t は状態から観測への変換に伴う観測ノイズである。また、 $N(\boldsymbol{\mu}, \Sigma)$ は平均 $\boldsymbol{\mu}$ 、分散共分散行列 Σ の正規分布である。

状態空間モデルのパラメータ F_t, H_t, Q_t, R_t が既知であれば、Kalman filter (KF) によって各時点の状態を推定することができる。しかし、動画データのように多くの現実のデータでは、これらのパラメータは未知である。

3 提案手法

そこで、モデルパラメータをリアルタイムに推定する手法として、linear operator construction with Kalman filter (LOCK) を提案する。本手法では、状態遷移を直

接するパラメータ F_t に焦点を絞り、観測空間における遷移行列 G_t の遷移を通して推定する。具体的には、

$$\hat{G} = Y_t Y_{t-1}^{-1}, \quad Y_t = (\mathbf{y}_{t-\tau+1}, \dots, \mathbf{y}_t), \quad (3)$$

$$\hat{F} = H^{-1} \hat{G} H, \quad (4)$$

$$F_t = F_{t-\tau} + \eta \text{crop}(\hat{F} - F_{t-\tau}, -c, c) \quad (5)$$

として推定する。式 (5) はオンライン学習のアルゴリズムを模倣しており、 $\hat{F} - F_{t-\tau}$ が変化幅 (勾配) に相当し、 τ 時点おきに以前の推定結果から学習率 η だけ新しい情報を取り入れる形式になっている。ここで、 τ は推定に用いる時間幅及び更新する間隔、 η は以前の推定結果からの更新率、 c は大幅な更新を防ぐためにクロップする値を表しており、それぞれ、更新間隔、学習率、カットオフ値と呼ぶ。

さらに、動画データなどの高次元時空間データへ適用するための手法として、local spatial uniform LOCK (LSLOCK) を提案する。本手法は、局所的な空間一様性を導入することによって、パラメータ数を大幅に削減し、安定した推定を可能にした。

LSLOCK では、アルゴリズム 1 のように状態遷移行列を推定する。ここで、パラメータ対応行列 P は、パラメータ番号と G の各要素を対応させた行列であり、パラメータ番号が一致している要素は同じ隣接関係を表している。例えば、あるグリッドに着目したとき、上に位置するグリッドの番号を 1、右に位置する番号を 2、というようにラベリングされる。また、パラメータ番号の総数を N_θ としている。

4 数値実験

物体が大域的に流れる動画データ (global flow データ) をアルゴリズム 2 に従って作成し、ノイズを加える前の真の値と、加えた後の擬似的な観測値と提案手法を擬似観測値に適用した結果とを比較した。

真値との MSE を各時点で比較した結果が図 1 である。ここで、「KF」は状態遷移行列を単位行列と設定した Kalman filter による推定結果、「observation」は擬似的な観測値、「LSLOCK」は提案手法による推定結

Real-time Noise Reduction Method of Image Sequence Data Used by Spatiotemporal Continuity

Tsuyoshi Ishizone[†] Kazuyuki Nakamura^{†‡}
Meiji University[†] JST, PRESTO[‡]

アルゴリズム 1 LSLOCK の状態遷移行列推定法

Input: N_y 次元の観測 $\{\mathbf{y}_s\}_{s=t-\tau}^t$, 各グリッド i の近接集合 $N(i)$, パラメータ対応行列 P

Output: 状態遷移行列 \hat{F}

```

for  $i \in \{1, \dots, N_y\}$  do
    第二近接集合  $N_{2nd}(i) = \{k \mid \exists j \in N(i), k \in N(j)\}$ 
    を求める.
    for  $j \in \{1, \dots, N_{2nd}(i)\}$  do
        for  $k \in \{1, \dots, N_\theta\}$  do
            集合  $B_{j,k}^i = \{l \in N(i) \mid P_{j,l} = k\}$  を構築する.
        end for
    end for
    行列  $\Xi^i$  を,  $\Xi_{j,k}^i = \sum_{l \in B_{j,k}^i} (\mathbf{y}_{t-1})_l$  と求める.
    パラメータベクトル  $\theta^i = (\Xi^i)^{-1} (\mathbf{y}_t)_{N(i)}$  を求める.
    行列  $\hat{G}$  の要素を  $\hat{G}_{i,N(i)} = (\theta^i)_{P_{i,N(i)}}$  と求める.
end for
    状態遷移行列  $\hat{F}$  を式 (4),(5) で求める.
    
```

果と真値との間の MSE を表している。図からわかるように、LSLOCK による推定結果が定量的に誤差が一番少ないことが言える。また、定性的に推定結果の動画を見た場合においても、擬似的な観測値のノイズが緩和され、クリアな結果が得られていることがわかる。

さらに、表 1 から、同じ状態空間モデルを用いたノイズ除去が可能な EM アルゴリズムと比較しても、計算時間・メモリー使用量ともに大幅に削減できていることがわかる。なお、EM アルゴリズムでは、状態遷移行列の推定時に発散してしまい、MSE の比較はできていない。

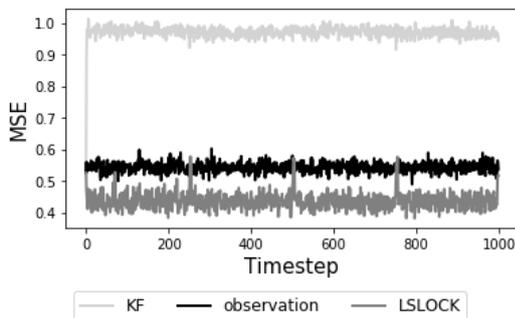


図 1: 真値との MSE の時間変化

5 まとめ

本研究では、時空間的連続性を状態空間モデルで表現することによって、動画データのノイズ除去を高性能

アルゴリズム 2 global flow データの作成方法

Input: 画像の一辺のサイズ $w = 30$, 観測時点数 $T = 1000$, ノイズの分散 $\sigma^2 = 20^2$, 方向列 $\{d_t\}_{t=1}^{T-1} = \text{right } (t \in [1, 250]), \text{up } (t \in (250, 500]), \text{left } (t \in (500, 750]), \text{down } (t \in (750, 1000])$

Output: 観測値 $\{\mathbf{y}_t\}_{t=1}^T$, 真値 $\{\mathbf{y}_t^{true}\}_{t=1}^T$
 $w \times (w + T - 1)$ の配列 a に物体をランダムに生成する。

最初の $w \times w$ の値を \mathbf{y}_1^{true} とする。

for $t \in \{1, \dots, T-1\}$ **do**

d_t の方向に物体を流し, source に位置するピクセルに $w \times 1$ の新しい物体を配列 a から取り出す。これを \mathbf{y}_{t+1}^{true} とする。

end for

$\forall t, \mathbf{y}_t \sim N(\mathbf{y}_t^{true}, \sigma^2 I)$ として, 擬似観測値を生成する。

表 1: 提案手法と既存手法のコスト面での比較

	計算時間	メモリー使用量
LSLOCK	4.7 分	10MB
EM アルゴリズム	478 分	12GB

に行える手法として LSLOCK を提案した。LSLOCK は既存手法と比べ、計算時間がかからないため、リアルタイムにノイズ除去を行うことができ、合成データに対する推定精度も高かった。

しかし、状態遷移行列を推定する際に必要となる計算コストは、ピクセル数に対して線形のオーダーでしか増えないが、 1000×1000 のような巨大なデータになる場合にはリアルタイム性が担保できない。また、リアルデータに対する適用結果から、解釈性が高いノイズ除去結果は得られていない。これらは今後の課題とし、更なる手法の改良に取り組んでいきたい。

謝辞

本研究は JST, さきがけ, JPMJPR1774 の助成を受けた。

参考文献

[1] Kalman, R.E. (1960), “A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problem,” Transactions of the ASME-Journal of Basic Engineering, 82(D), 35-45.