

平均値分離型三次元 ST-DFT 係数の確率分布モデルパラメータの推定
と動画復元への応用

Probability Distribution Parameter Estimation of Mean Separation Type 3D ST-DFT
Coefficients and its Application to Moving Image Restoration

小松 隆†
Takashi Komatsu

齊藤 隆弘†
Takahiro Saito

1. はじめに

画像処理には DFT ではなく DCT が主に用いられる。静止画像をブロック分割処理する場合、2次元 DFT はブロック境界での不連続の影響が大きく、この影響の少ない 2次元 DCT が有利となる。しかし、動画信号にする 3次元 DFT はフレーム間の動きを 3次元 DCT よりもよりコンパクトに表現できる利点を有している。

3次元 ST-DFT は 3次元 DFT のブロック境界付近で生じるひずみの発生を抑制する有効な手段である[1]。筆者らは先に、3次元 ST-DFT の動画信号に対する表現効率をより高めるため、局所平均値分離を用いた 3次元 ST-DFT 方式を提案し、動画復元のためには 3次元 DCT よりもより有効であることを示した[2]。また、劣化モデルと信号の疎性を陽に含んだ観測 DFT 係数に対するベイズ統計的モデリング手法を提案し、モデルパラメータの推定が可能であることを示した[3]。

本稿では、実際の動画データを対象として、平均値分離型 3次元 ST-DFT により得られる交流変換係数の実部と虚部の分布を 2次元混合型球対称ガウス分布としてモデル化し、モーメント法によりモデルパラメータの推定と復元実験を行った。

2. 平均値分離型 3次元 ST-DFT

平均値分離型 3次元 ST-DFT は、動画から 3次元サブブロックを切り出し、ブロック内平均値を差し引いてから、ブロック境界で重みがほぼゼロとなる 3次元の窓関数を掛け、3次元 DFT するものである。処理の詳細を以下に示す。

- 1) 3次元 DFT のブロックサイズは $16 \times 16 \times 16$ とする。
- 2) 3次元の窓関数には、(1)式で定義されるパターワース型の分離型関数 $w(l, m, n)$ を用いる。

$$w(l, m, n) = \rho(l) \cdot \rho(m) \cdot \rho(n),$$

$$\rho(k) = \begin{cases} \frac{1}{1 + (|k-8|/4)^6}, & 0 \leq k < 16, \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (1)$$

半幅は $8 \times 8 \times 8$ とした。窓関数 $w(l, m, n)$ はサブブロックの境界付近ではほぼゼロとなる。

- 3) ブロックの切り出し間隔は水平方向・垂直方向・時間方向いずれも 1画素（冗長なブロック切り出し）とする。

3. DFT 係数のモデルパラメータの推定と MMSE ベイズ推定関数

実部と虚部を有した DFT 係数を 2次元球対称分布とみなし、大きさと位相に分離したあと、大きさの信号を(2)式の 2次元混合型球対称ガウス分布とモデル化し、モーメント

法[2]を適用しモデルパラメータ $P_0, P_1, \sigma_0, \sigma_1$ を推定する。

$$p(\vec{z}) = P_0 \times g_n(\vec{z}; \vec{0}, \sigma_0^2) + P_1 \times g_n(\vec{z}; \vec{0}, \sigma_1^2)$$

$$; \sigma_0^2 = \sigma_{s,4[0]}^2 + \sigma_w^2, \quad \sigma_1^2 = \sigma_{s,4[1]}^2 + \sigma_w^2, \quad \sigma_s^2 = \sigma_{s,4[0]}^2 + \sigma_{s,4[1]}^2 \quad (2)$$

得られたモデルパラメータより式(3)にて観測信号 \mathbf{z} から原信号 \mathbf{x} を推定する MMSE ベイズ推定関数が求まる。

$$\hat{\mathbf{x}}(\vec{z}) = d_1 \cdot \frac{\vec{z}}{1 + d_2 \cdot \exp(-d_3 \cdot \|\vec{z}\|^2)} + d_4 \cdot \frac{\vec{z}}{1 + d_5 \cdot \exp(-d_6 \cdot \|\vec{z}\|^2)} \quad (3)$$

$$; d_1 = \frac{\sigma_{s,4[0]}^2}{\sigma_w^2 + \sigma_{s,4[0]}^2}, \quad d_2 = \frac{P_1}{P_0} \left(\frac{\sigma_w^2 + \sigma_{s,4[0]}^2}{\sigma_w^2 + \sigma_{s,4[1]}^2} \right), \quad d_3 = \frac{1}{2} \frac{\sigma_{s,4[0]}^2 - \sigma_{s,4[1]}^2}{(\sigma_w^2 + \sigma_{s,4[0]}^2)(\sigma_w^2 + \sigma_{s,4[1]}^2)},$$

$$d_4 = \frac{\sigma_{s,4[1]}^2}{\sigma_w^2 + \sigma_{s,4[1]}^2}, \quad d_5 = \frac{P_0}{P_1} \left(\frac{\sigma_w^2 + \sigma_{s,4[1]}^2}{\sigma_w^2 + \sigma_{s,4[0]}^2} \right), \quad d_6 = \frac{1}{2} \frac{\sigma_{s,4[1]}^2 - \sigma_{s,4[0]}^2}{(\sigma_w^2 + \sigma_{s,4[0]}^2)(\sigma_w^2 + \sigma_{s,4[1]}^2)}$$

ここで、(2)式の代わりに(4)式の 2次元混合型球対称ガウス分布を想定する。

$$p(\vec{y}) = P_0 \times g_n(\vec{y}; \vec{0}, \sigma_w^2) + P_1 \times g_n(\vec{y}; \vec{0}, \sigma_w^2 + \sigma_{s,4[1]}^2) \quad (4)$$

(2)式は非有意信号中に雑音成分 σ_w^2 と動画信号由来の成分 $\sigma_{s,4[0]}^2$ とを含むモデルであるが、(4)式は、非有意信号は雑音成分のみからなるモデルである。(2)式において $\sigma_{s,4[0]}^2 = 0$ とすると、

$$\sigma_0^2 = \sigma_w^2; \quad \sigma_1^2 = \sigma_w^2 + \sigma_{s,4[1]}^2 \quad (5)$$

となり、(6)式のベイズ推定関数が得られる。

$$\hat{\mathbf{x}}(\vec{y}) = c_1 \cdot \frac{\vec{y}}{1 + c_2 \cdot \exp(-c_3 \cdot \|\vec{y}\|^2)} \quad (6)$$

$$; c_1 = \frac{\sigma_{s,4[1]}^2}{\sigma_w^2 + \sigma_{s,4[1]}^2}, \quad c_2 = \frac{P_0}{P_1} \left(\frac{\sigma_w^2 + \sigma_{s,4[1]}^2}{\sigma_w^2} \right), \quad c_3 = \frac{1}{2} \frac{\sigma_{s,4[1]}^2}{\sigma_w^2 (\sigma_w^2 + \sigma_{s,4[1]}^2)}$$

4. シミュレーション

ITE 標準カラー動画 FlowerBasket の #500-#515 を用いてシミュレーションを行った。原動画に分散の異なる 3種類の白色ガウス性雑音を加えてテスト動画とした。テスト動画に平均値分離型 3次元 ST-DFT を行い、直流変換係数を除くすべての交流変換係数を対象としてモーメント法を適用し、モデルパラメータ $P_0, P_1, \sigma_0, \sigma_1$ を推定し、これらのパラメータから MMSE ベイズ推定関数を求めた。

4.1 非有意信号に雑音成分のみが含まれるモデル

モーメント法を適用して得られたモデルパラメータ $P_0, P_1, \sigma_0, \sigma_1$ が(4)式の 2次元混合型球対称ガウス分布由来のものであると想定する。この時、推定されたモデルパラメータ σ_0, σ_1 は(5)式と見なされ、(6)式により観測信号 \mathbf{y} から原信号 \mathbf{x} を推定するベイズ推定関数が求まる。付加雑音の異なるテスト動画に対して求められた MMSE ベイズ

† 神奈川大学, Kanagawa University

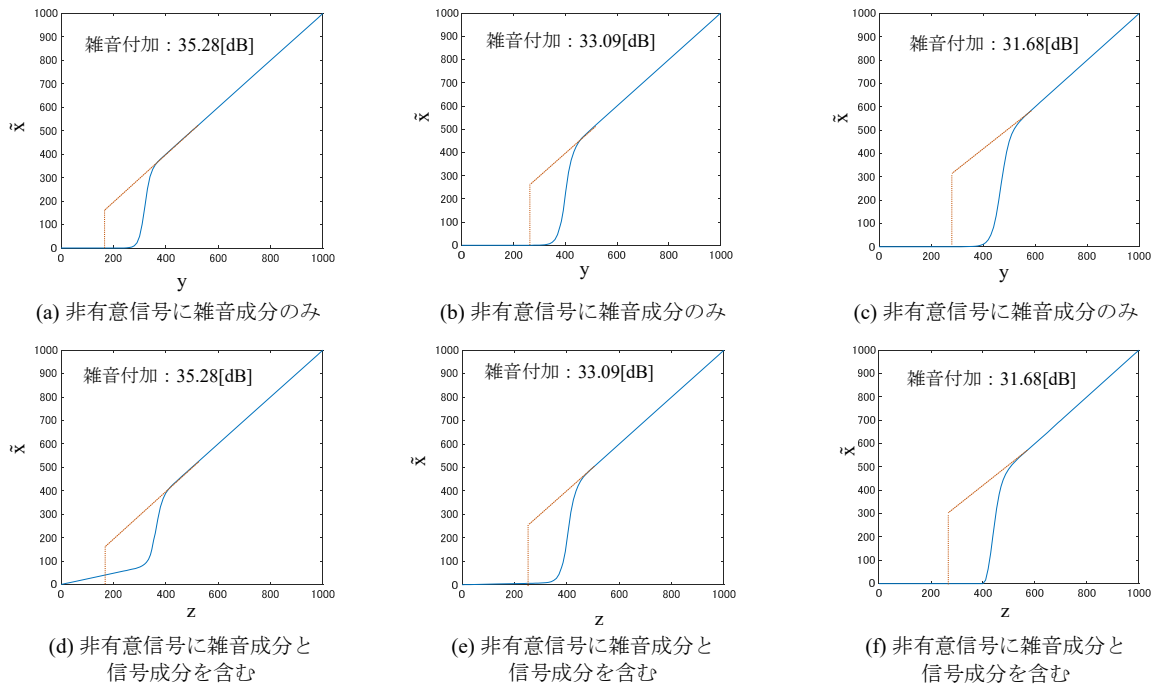


図 1 MMSE ベイズ推定関数

ズ推定関数の形状を図 1 の(a)~(c)に示した。なお、各図には比較のため原画像と比較により PSNR の観点から最適となる Hard Shrinkage 関数の形状を破線で示した。

4.2 非有意信号に雑音成分と信号成分を含むモデル

モーメント法を適用して得られたモデルパラメータ $P_0, P_1, \sigma_0, \sigma_1$ が(2)式の 2 次元混合型球対称ガウス分布由来のものであると想定する。なお、モーメント法により $\sigma_{s_{40j}}^2$ と σ_w^2 を導出(分離)することはできない。 σ_w^2 は別途推定する必要がある。S. Mallat は、詳細スケールの Wavelet 係数の絶対値のメディアンから付加雑音の標準偏差 σ_w を安定に推定可能なことを示している[4]。本稿では、この手法を DFT 係数に応用し、平均値分離 3 次元 ST-DFT の最高周波数係数から σ_w を推定するものとする。

$$\sigma_w = \text{med}(\bar{z}_{f_{\max}}) / 0.6745 \quad (7)$$

σ_w^2 の推定値と、 σ_0, σ_1 の推定値から、(2)式の $\sigma_{s_{40j}}^2$ と $\sigma_{s_{40j}}$ が求まり、観測信号 z から原信号 x を推定するベイズ推定関数を(3)式により求めることができる。付加雑音の異なるテスト動画像に対して求められたられた MMSE ベイズ推定関数の形状を図 1 の(d)~(f)に示した。図には比較のため最適な Hard Shrinkage 関数の形状も破線で示した。

雑音付加動画像に対して、最適な Hard Shrinkage 関数、(5)式ベイズ推定関数、(3)式のベイズ推定関数をおのおのを用いて復元動画像を作成し、原動画像との PSNR を求めた。表 1 にその結果を示す。

表 1 復元性能比較 単位: dB

| 雑音付加動画像 | 最適 Hard Shrinkage | Bayes推定(6)式 | Bayes推定(3)式 |
|---------|-------------------|-------------|-------------|
| 35.28 | 39.39 | 38.39 | 39.29 |
| 33.09 | 38.37 | 37.63 | 37.73 |
| 31.68 | 37.70 | 36.15 | 36.16 |

表 1 の結果、付加雑音 35.28dB の動画像に対しては、図 1(d)のベイズ推定関数で最適 Hard Shrinkage と同程度の性能が得られた。

5. むすび

実際の動画データを対象として、平均値分離 3 次元 ST-DFT により得られる交流変換係数を混合型ガウス分布でモデル化した際に、モーメント法を用いてモデルパラメータの推定を行い、2 種類の MMSE ベイズ推定関数を求める実験を行った。その結果、付加雑音の分散が小さい場合には、MMSE ベイズ推定関数を求める際には、“非有意信号に雑音成分と信号成分を含むモデル”を用いる必要があるという結果が得られた。

本稿のシミュレーションでは、最適 Hard Shrinkage との性能比較のため、直流を除く 3 次元 DFT 係数の全てに対して 1 種類の混合型ガウス分布でモデル化を行った。しかし、3 次元 DFT の交流係数は、周波数ごとに分布形状が異なると推定される。今後、交流 DFT 係数を分布形状の類似したグループに分割し、グループごとに異なる混合型ガウス分布でモデル化することで、復元性能の改善が得られると考えられる。

参考文献

- [1] J. S. Lim, “Image restoration by short space spectral subtraction”, IEEE Trans. Acoust., Speech, & Signal Process., vol. ASSP-28, no. 2, pp. 191-197, (1980).
- [2] 小松 隆, 張 建, 齊藤 隆弘, “三次元冗長 DCT と三次元 ST-DFT の動画復元性能比較”, 映像メディア処理シンポジウム (IMPS2016), P-3-10 (2016).
- [3] 齊藤 隆弘, 小松 隆, “劣化画像復元のための DFT 係数の確率分布モデル: 多次元混合型球対称ガウス分布モデルとそのパラメータ推定”, FIT2017, 4H-1, (2017)
- [4] S. Mallat, “A Wavelet Tour of Signal Processing”, p.565, Academic Press (2008)