

### 1. はじめに

画像信号の取得時に雑音の影響を受けてしまう場合がある。その際に画像の復元を行う手法として、ウェーブレット雑音除去と呼ばれる方法が広く用いられている。これに利用される基底行列は、基底の数が原信号のサンプル数と同一なため完備な基底と呼ばれる。

これに対して、基底数が原信号のサンプル数よりも多い過完備な基底を用いた雑音除去法がいくつか提案されている。原画像に対して過剰に基底を用意することで画像本来の成分を通常の直交変換よりも少ない基底数で精度よく近似できるため高い雑音除去能力が実現される。その手法の1つとして基底追跡雑音除去 [1] が提案されている。基底追跡雑音除去では係数が独立にラプラス分布に従うことを仮定している。

これをカラー画像に適用すると係数の独立性の仮定が不適当となり、雑音除去性能の劣化が起こる。そのため、相関を考慮したペナルティ関数を新しく導入する必要がある。

### 2. 基底追跡雑音除去

基底追跡雑音除去は、観測信号  $\vec{x}$  が信号とガウス性雑音  $\vec{\varepsilon}$  の和で  $\vec{x} = A\vec{s} + \vec{\varepsilon}$  と基底行列  $A$  と展開係数  $\vec{s}$  を用いて表されるモデルを考える。ここで観測信号  $\vec{x}$  と係数ベクトル  $\vec{s}$  の要素  $s_i$  を確率変数として考え、事後確率  $p(\vec{s}|\vec{x})$  を最大化する  $\vec{s}$  を推定係数ベクトルとして用いる手法である。この導出では係数  $\vec{s}$  の各要素が独立にラプラス分布に従っているものと仮定して、

$$\vec{s} = \arg \min_{\vec{s}} \left( \frac{1}{2} \|\vec{x} - A\vec{s}\|_2^2 - \sqrt{2} \frac{\sigma_\varepsilon^2}{\sigma_s} \sum_i |s_i| \right) \quad (1)$$

と求められる。

この計算は画像信号の場合一般に膨大となるので現実的ではない。そのためこの計算には Block Coordinate Relaxation 法 [2] を用いる。BCR 法では式 (1) を副問題に分割し、反復計算により解く。ソフトしきい値処理により副問題が解け、 $\vec{s}$  を一部ずつ更新していくことにより式 (1) を近似できる。

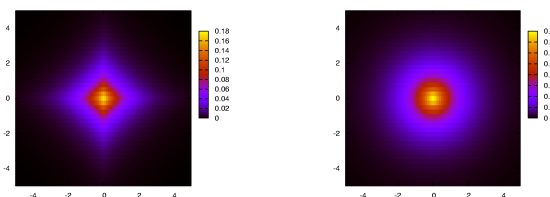
### 3. 多チャンネル化基底追跡雑音除去

基底追跡雑音除去を多チャンネル信号に適用することを考える。各チャンネルにそれぞれ式 (1) を適用することは、係数の分布関数としてラプラス分布を掛け合わせた

$$p(\vec{s}_i) = \prod_{k=1}^K \frac{\alpha}{2} \exp(-\alpha |s_{k,i}|) \quad (2)$$

を仮定することに等しくなる。しかし、これは各チャンネルが独立であるとの仮定に基づくものとなる。図 1(a) の生起確率の分布は各チャンネルが独立に変化する可能性が高くなることを示している。これを相関を考慮した図 1(b) の形にするために係数の分布を係数の L2 ノルムの指数分布

$$p(\vec{s}_i) = \alpha \exp(-\alpha \|\vec{s}_i\|_2) \quad (3)$$



(a) 各チャンネル独立 (b) 多チャンネル化 (提案法)

図 1: ウェーブレット係数の生起確率の改良

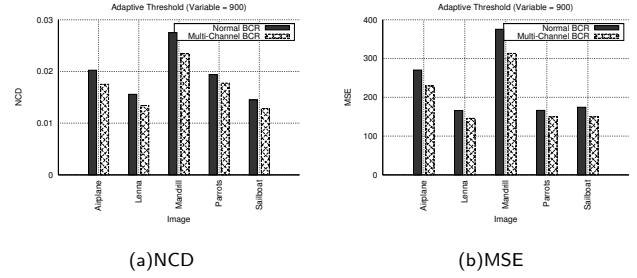


図 2: 雑音除去後の残雑音の比較



(a) 原画像 (b) 雑音画像 (c) 独立に雑音除去 (d) 提案法

図 3: カラー画像雑音除去への適用例 (Parrots)

に変更する。ここで  $\vec{s}_i$  は同一の基底に対応する係数である。これにより画像本来の係数の比を保存でき、チャンネル間の相関を考慮した雑音除去が可能となる。

この改良された事前確率を用いて事後確率最大化推定を行うと、推定係数は

$$\hat{S} = \arg \min_{\vec{S}} \left( \frac{1}{2} \|X - AS\|_F^2 + \sigma_\varepsilon^2 \alpha \sum_i \|\vec{s}_i\|_2 \right) \quad (4)$$

となる。

### 4. 適用例

式 (1) と式 (4) を用いた雑音除去を行い、結果の比較を行う。比較基準は MSE に加え、人間の視覚特性に対応した色空間である Lab 色空間での正規化距離 NCD も用いる。雑音分散 900 とした 5 つの標準画像での雑音除去結果を図 2 に示す。図 2 から全ての画像で雑音除去性能が向上していることがわかる。

また、図 3(b) に示す雑音分散 900 の画像 Parrots に適用した例を図 3(c)(d) に示す。通常の基底追跡雑音除去を各チャンネル独立に適用した (c) では原画像 (a) にない色のにじみが発生しているほか、エッジのボケが見られる。一方多チャンネル化した (d) では色のにじみが少なく、くっきりしている。

### 5. まとめ

本研究では各チャンネル間の独立性を仮定した基底追跡雑音除去を、ペナルティ関数を改良することによってチャンネル間の相関を考慮した形に変換した。その結果、NCD, MSE が多くの場合で向上することも明らかになった。

しかし、その一方で YIQ 空間では多チャンネル化の効果がないことや、通常の基底追跡雑音除去のしきい値推定法が性能を發揮していないこともわかっている。これらについては今後の検討課題としたい。

### 参考文献

[1] S.S.Chen, D.L.Donoho and M.A.Saunders, "Atomic decomposition by basis pursuit," SIAM Journal on Scientific Computing, vol.20, no.1, pp.33-61,1998  
 [2] S.Sardy, A.G.Bruce and P.Tseng, "Block coordinate relaxation methods for nonparametric wavelet denoising," Journal of Computational and Graphical Statistics, vol.9, no.2, pp.361-379,2000