

## 雑音分散を考慮した Non Local Means による画像デノイジング

日大生産工(院) ○新倉 春樹  
日大生産工 目黒 光彦

### 1 はじめに

デジタル画像処理による劣化画像の復元は、画質の改善のみならず符号化、認知処理等の制度向上に重要な問題である。

これまでに劣化画像を復元する技術は様々な研究で成果があげられており、ガウシアンフィルタやメディアンフィルタ等の劣化画像の処理対象画素の近傍にある画素の値のみを使用して劣化画像の復元を行う手法（以下、ローカル手法と呼ぶ）が主に研究されてきた。ローカル手法では、画像処理のアルゴリズムが単純で理解しやすく、処理が高速である代わりに、処理対象画素の近傍にある画素の値のみを使用するため、復元する画素値の推定に必要なサンプルが少なくなり、雑音が除去しきれない恐れがあることが知られている。

変わって、BM3D, Non Local Means[1]（以下、NL-Meansと呼ぶ）等の空間的な距離に関係ない画素の値を使用して劣化画像の復元を行う手法（以下、ノンローカル手法と呼ぶ）が研究され始めた[2], [3]。ノンローカル手法は、画像処理が低速である反面、画像の中に互いに類似する場所が存在するという性質を利用し、処理対象画素の近傍だけでなく空間的な距離に関係ない画素を使用して処理を行うため、高い雑音除去性能が期待できる。

NL-Meansは、注目画素を中心とした対象ブロックと、類似性の高い参照ブロックを集め、参照ブロックの中心画素をブロック間の類似度に応じた重みで加重平均するというシンプルな手法である。この手法では、強力な復元性能を持つことが知られている。しかしながら、NL-Meansでは、ブロック間の類似度を求める際に雑音の影響により、ブロック間の類似度を正確に判断できなくなることがある。

本研究では、ブロック間の類似度を求める際に使用する絶対値誤差和（以下、SAD値と呼ぶ）を算出するときに、SAD値に含まれる

雑音により生じる値を推定し、差し引いて類似度判定を行う雑音分散を考慮したNL-Meansを提案する。適用例を通じて本手法の有効性を確認する。

### 2 従来手法

NL-Meansは、注目画素を中心とした対象ブロックと、類似性の高い参照ブロックの中心画素をかき集め、その画素値をブロック間の類似度に応じた荷重で荷重平均したものを出力とする雑音除去手法である。

ここで、対象画素を $i$ 、参照画素を $j$ とした場合、対象ブロックと参照ブロックの類似度 $s(i, j)$ は、以下の式を用いて

$$s(i, j) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{v}(i) - \mathbf{v}(j)\|^2}{h^2}\right) \quad (1)$$

と算出することができる。このとき、 $h$ は平滑化強度を制御する正のパラメータであり、 $\|\mathbf{v}(i) - \mathbf{v}(j)\|^2$ は、異なる2つのブロックの全画素値の二乗誤差和を示す。ここで $\mathbf{v}(i)$ は、

$$\mathbf{v}(i) = (\mathbf{v}(i)_1, \mathbf{v}(i)_2, \dots, \mathbf{v}(i)_k)^T \quad (2)$$

で示される画素 $i$ を中心とする縦、横がともに $k$ 画素のブロック内の画素値を並べた $k^2$ のベクトルである。また、類似度 $s(i, j)$ は、絶対値誤差和（以下、SAD値と呼ぶ）で求めることもでき、この場合の類似度 $s(i, j)$ は、

$$s(i, j) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{v}(i) - \mathbf{v}(j)\|}{f}\right) \quad (3)$$

the Image denoising for Non Local Means in consideration of  
the Estimated Noise Variance

Haruki NIIKURA and Mitsuhiro MEGURO

と表す. ここで,  $|\mathbf{v}(i) - \mathbf{v}(j)|$  は, 異なる2つのブロック全ての画素値のSAD値を示し,  $f$  は平滑化強度を制御する正のパラメータである. また, 類似度を正規化して求めた荷重 $w(i, j)$  は, 対象画素 $i$ の周辺の参照画素の集合 $\Omega(i)$ 及び, 類似度 $s(i, j)$ より,

$$w(i, j) = \frac{s(i, j)}{\sum_{l \in \Omega} s(i, l)} \quad (4)$$

と算出する. 出力 $y(i)$  は, 荷重 $w(i, j)$ , 処理前の参照画素の画素値 $x(j)$ から

$$y(i) = \sum_{j \in \Omega(i)} w(i, j)x(j) \quad (5)$$

と求める. ここでNL-Meansによる雑音除去の概略を図1に示す.

NL-Meansでは, 雑音の成分がブロック間の類似度を求める際のブロックにも含まれるため, 雑音の影響により, 本来の正確な類似度が得られなくなることがある. その結果, 処理結果画像では, エッジ部にボケや平坦部にムラが発生し, 処理性能が低下してしまう.

### 3 提案手法

本提案手法では, 従来のNL-Meansにおいて, 対象ブロックと参照ブロックの類似度を求める際に, 両ブロック間におけるSAD値に含まれる雑音により生ずる値をBoyceにより提案されている算出式[4]を用いて推定し, その分をSADから差し引いたSADを用いて類似度を求める.

ここで推定される雑音により生じる値である $SAD_{noise}$ は, 各ブロックのブロックサイズを $M$ , 両ブロックに加法されるガウス性雑音の標準偏差が $\sigma_n$ であるとき, それらのデータどうしで計算したSAD値は, その期待値を $E\{SAD\}$ , 分散値を $Var\{SAD\}$ ,  $\delta$ ,  $\gamma$ を任意の値としたとき, チェビシェフの不等式により,

$$Prob.\{SAD - E\{SAD\} \geq \delta\} \leq \frac{Var\{SAD\}}{\delta^2} \quad (6)$$

が成り立つ. これを計算すると

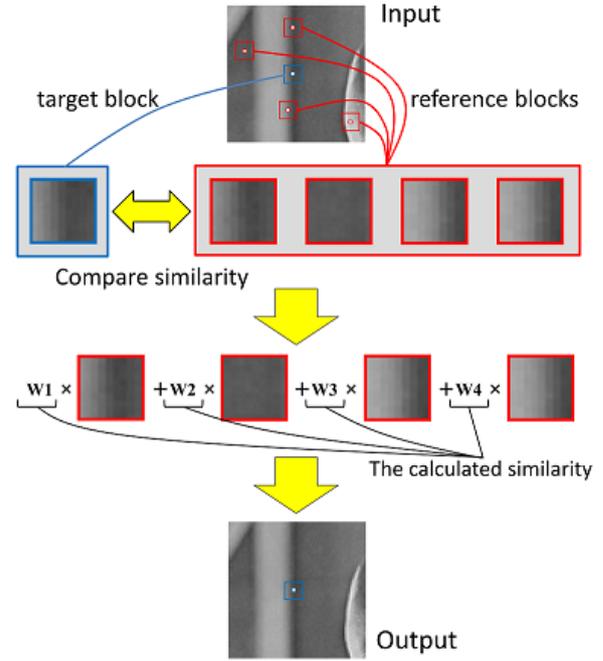


図1 NL-Meansによるフィルタ処理

$$Prob.\left\{SAD \geq \frac{2M\sigma_n}{\sqrt{\pi}} + \gamma \sqrt{2M\sigma_n \left(1 - \frac{2}{\pi}\right)}\right\} \leq \frac{1}{\gamma^2} \quad (7)$$

となる. ここから,  $1/\gamma^2$ の確率をもって得られSAD内に含まれる雑音により生じる値 $SAD_{noise}$ は,

$$SAD_{noise} = \frac{2M\sigma_n}{\sqrt{\pi}} + \gamma \sqrt{2M\sigma_n \left(1 - \frac{2}{\pi}\right)} \quad (8)$$

と算出できる. なお本手法では,  $\gamma$ を1.015として計算を行い, 得られた $SAD_{noise}$ の値をSAD内に含まれる雑音により生じる値とした. 従って, 式(3), (4)から対象画素を $i$ , 参照画素を $j$ とした場合, 提案手法の類似度 $s'(i, j)$ は,

$$s'(i, j) = \exp\left(-\frac{(|\mathbf{v}(i) - \mathbf{v}(j)| - SAD_{noise})}{f}\right) \quad (9)$$

となり, 処理前の参照画素の画素値を $x(j)$ としたとき提案手法の荷重 $w'(i, j)$ , 出力する画素 $y'(i)$ は,

$$w'(i, j) = \frac{s'(i, j)}{\sum_{l \in \Omega} s'(i, l)}, \quad (10)$$



図2 雑音除去性能の比較

$$y'(i) = \sum_{j \in \Omega(i)} w'(i, j)x(j), \quad (11)$$

と算出する。

#### 4 適用例

本提案手法の有効性を確認するため、提案手法及び、従来手法を劣化画像に対して適用し、雑音除去性能を比較した。なお、本評価実験では、ブロックサイズを $5 \times 5$ 画素、検索範囲を $11 \times 11$ 画素として実験を行った。

図2にガウス性雑音の標準偏差 $\sigma_n=20$ を加した劣化画像(b)に対し、従来手法を適用した画像(c)と提案手法を適用した画像(e)、及びそれらの拡大画像を示す。図2の(c)、(e)から提案手法の方がボケを抑えることができていることが確認でき、拡大画像(d)、(f)から髪などの細かい場所でも多く雑音除去されていることが定性的に評価される。

ここで、従来手法と提案手法、及び平滑化フィルタ等のローカル手法のフィルタとの雑音除去性能を定量的に評価し比較を行うため、各フィルタで雑音除去を行った画像の平均二乗誤差(以下、MSEと呼ぶ)とピーク信号対雑音比(以下、PSNRと呼ぶ)を計算した。MSEは、画像サイズを $m \times n$ とし、比較する2枚の画像を $I, K$ 、画像内の座標位置を $i, j$ としたとき、

$$MSE = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [I(i, j) - K(i, j)]^2 \quad (12)$$

となる。またPSNRは、MSEから、

$$PSNR = 16 \log_{10} \left\{ \frac{(2^8 - 1)^2}{MSE} \right\} \quad (13)$$

と算出できる。一般にMSEでは、値が小さいほど原画像に近いことを表し、逆にPSNRでは、値が大きいほど原画像に近いことを表す。ここで、除去性能をPSNRの値で比較したものを表1に示し、その推移を図3に示す。

表1の標準偏差 $\sigma_n=20$ の劣化画像(b)に従来手法と提案手法を適用した結果から図2(c)のPSNRの値は29.13dB、図2(e)のPSNRは30.14dBが得られたことが確認できる。従って、提案手法は従来手法と比較し、約1.0dB向上した結果が得られた。

また、図3の推移の変貌からどの雑音の標準偏差の画像に対して、従来手法及び、他のローカル手法のフィルタと比較しても提案方式によるPSNRが最も高いことを確認でき、本手法の有効性が確認された。

表1 他のフィルタとのPSNRの比較(単位 : [dB])

$\sigma_n$	平滑化	メディアン	ガウシアン	従来手法[1]	提案手法
5	29.48	31.19	31.27	37.19	37.46
10	29.02	29.89	30.44	33.04	33.77
15	28.35	28.54	29.32	30.76	31.63
20	27.56	27.18	28.11	29.13	30.14
25	26.63	25.89	26.84	27.89	28.91
30	25.81	24.78	25.82	26.96	28.06
35	24.95	23.65	24.73	25.99	27.13
40	24.26	22.81	23.95	25.31	26.48

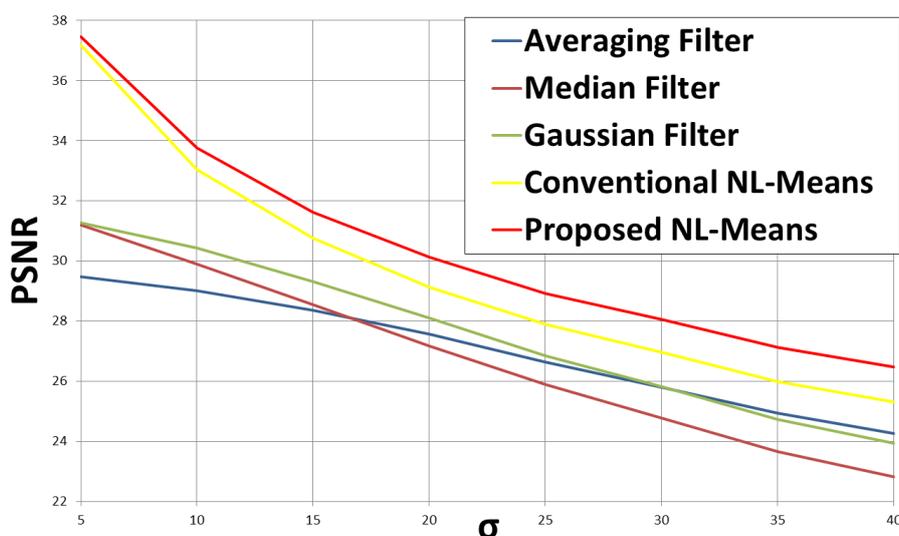


図3 従来フィルタとの性能比較

## 5 おわりに

本研究では、ブロック間の類似度を求める際に使用する SAD 値を算出する際に SAD 値に含まれる雑音により生じる値を推定し、推定した値を差し引いた SAD を用いて類似度判定を行う雑音分散を考慮した NL-Means について述べ、その有効性を検証した。

今後の課題としては、ガウス性雑音以外の雑音も加法している混合雑音で劣化している画像に対しても有効な NL-Means を開発することや NL-Means をカラー画像に対して対応させることなどがあげられる。

## 参考文献

- 1) A. Buades and B. Coll, "A non-local algorithm for image denoising", IEEE Proc. CVPR 2005, vol.2, pp.60-65, 2005.
- 2) A. Buades, B. Coll and J.M.Morel, "Nonlocal image and movie denoising", International Journal of Computer Vision. vol.76, pp.123-139, 2007.
- 3) 河田論志, 田口安則, 五十嵐賢造, 松本信幸, "ノイズにロバストな類似度を用いた Non Local Means", 電子情報通信学会, 電子情報通信学会論文誌, vol.J96-D, pp.1595-1605, 2013.
- 4) J. M. Boyse, "Noise reduction of image sequences using adaptive notion compensated frame averaging", IEEE Proc. ASSP 1992, vol.3, pp.461-464