

デジタル画像のスパース性抽出型ノイズ除去技術

Image Denoising Technology Using Sparsity Distillation

河田 諭志 三島 直 金子 敏充

■ KAWATA Satoshi

■ MISHIMA Nao

■ KANEKO Toshimitsu

カメラに搭載されるイメージセンサの分野では、センサの微細化に伴い入射する光子の数が減少することで、撮影画像のノイズが多くなり画質が低下する。医療用画像診断装置の分野では、高速に撮影すると観測信号が十分に得られないことでノイズの影響が大きくなり、撮影画像の視認性が損なわれる。そこで、ノイズを画像から効率的に除去する技術が求められている。

東芝は、画像信号を統計的に分析し、ノイズ除去空間に射影したときの信号のスパース（疎）性を利用してノイズに埋もれた観測信号から本来の信号を復元することで画像からノイズを除去する、スパース性抽出型ノイズ除去技術を開発した。この技術は、ノイズ除去として世界最高水準の性能を持ち、画像の模様を鮮鋭感を保ちながらノイズだけを低減でき、イメージセンサや医療用画像診断装置をはじめとして、デジタル画像を扱う様々な製品の画質改善への活用が期待される。

In the field of digital cameras, the decreasing number of incident photons accompanying the miniaturization of sensors has resulted in increased image noise, with a consequent degradation of image quality. In the field of diagnostic imaging systems as well, deterioration of visibility has occurred as an outcome of higher photography speeds. Expectations have therefore been focused on the denoising of digital images captured by these devices.

Toshiba has developed an image denoising technology that can restore noisy image-capture signals to true signals utilizing sparsity, a statistical property of the image-constructing signals. We have conducted simulation experiments and confirmed that the newly developed technology can effectively remove noise from natural images while preserving intricate textures, and that it achieves higher quantitative evaluation values compared with another state-of-the-art image denoising method. This technology is expected to contribute to improvement of the image quality of various digital image processing products.

1 まえがき

スマートフォンのカメラやデジタルカメラに搭載されるイメージセンサの分野では、画素数の増加とセンサの微細化が進んでいる。センサが微細化すると一つ一つの画素に入射する光量が低下するため、光子数のゆらぎによるノイズの影響が相対的に大きくなり、撮影画像の画質が低下する。また医療用画像診断装置の分野でも、高速に撮影すると観測信号が小さくなることで相対的にノイズの影響が大きくなり、撮影画像の画質が低下する。これらデジタル画像を扱う機器の画質を向上させるために、画像からノイズを効果的に除去する技術の重要性が高まっている。

従来のノイズ除去方式の多くは、“フィルタリング方式”と呼ばれ、画素単位で近傍画素の画素値を畳み込むことでノイズを低減する。しかし、画素単位の処理であるためノイズと本来の信号を分離することが困難であり、ノイズだけを除去することができない。

近年、“シュリンケージ方式”と呼ばれる手法群が提案されている。この方式は、画像内の複数画素をまとめたブロックをなんらかの空間へ射影し、所定のしきい値よりも小さい射影係数を縮退させるというものである。以下、この所定のしきい

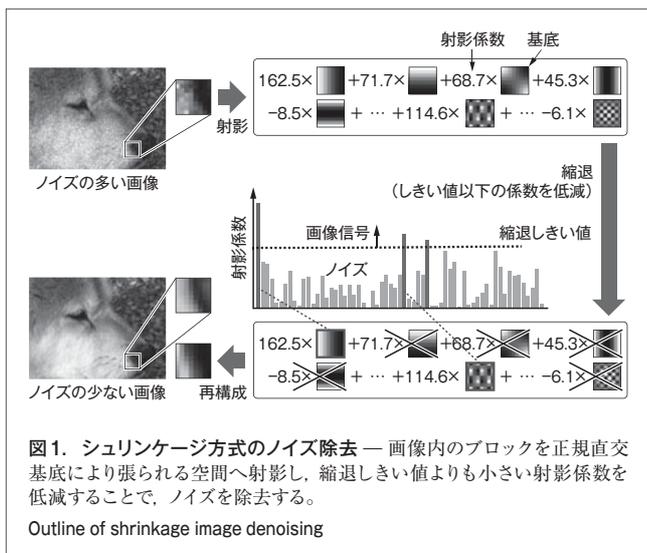
値を縮退しきい値と呼ぶ。この処理は画素単位ではなくブロック単位の処理であり、また信号を分離しやすい空間を用いることで、本来の信号を維持しながら高いノイズ除去性能を得ることができる。

東芝は、シュリンケージ手法に基づいた新たなスパース性抽出型ノイズ除去方式¹⁾を開発した。当社方式では、画像信号をなんらかの空間へ射影すると射影係数がスパース（疎）に分布しやすいという統計的な性質に着目し、信号をよりスパースに抽出しやすい空間を用いて、そのスパース度合いに応じたノイズ除去を行う。世界最高水準の性能を持つ既存方式と比較して、同等以上の性能が得られた。

ここでは、当社が開発した方式の概要と実験評価について述べる。

2 従来のシュリンケージ方式のノイズ除去技術

近年提案されている、シュリンケージ方式のノイズ除去処理の概要を図1に示す。シュリンケージ方式は、画像中に複数画素をまとめたブロックを配置する。ブロック内の画素値を並べたベクトルを、正規直交基底により張られる空間（以下、ノイズ除去空間と呼ぶ）へ射影する。縮退しきい値よりも小さい射



影係数を、ノイズとみなして縮退させる。縮退後の射影係数を用いてブロックを再構成し、もともとのブロックを置き換えることで、画像からノイズを除去する。

シュリンケージ方式には、二つの重要な課題がある。一つ目は、ノイズと信号を分離しやすいノイズ除去空間を張る基底をいかに用意するかである。二つ目は、画像信号を損なうことなく、いかにノイズだけを縮退させるかである。

フィンランド タンペレ工科大学のDabovらは、BM3D (Block Matching and 3D Collaborative Filtering)⁽²⁾と呼ばれるノイズ除去方式を提案した。BM3Dではノイズ除去空間として、ブロックを重ねた3次元配列に対する離散コサイン変換基底や離散ウェーブレット変換基底により張られる空間を用いる。ノイズの縮退は、固定の縮退しきい値を用いたしきい値処理である。BM3Dは現在、世界最高水準の性能を持つノイズ除去方式の一つとして知られているが、縮退しきい値が画像全体について固定値であるため、画像信号の複雑なテクスチャを十分に保持できないという欠点も持っている。

3 スパース性抽出型ノイズ除去技術

CG (コンピュータグラフィックス) のような人工画像ではない自然画像のブロックを正規直交基底で張られる空間へ射影すると、一部の基底に射影係数が集中しやすいことが知られている。すなわち、画像信号はスパースに表現しやすい。一方、ノイズの係数は全ての基底に一樣に分布し、スパースではない。

離散コサイン変換や離散ウェーブレット変換の基底への射影は、画像のブロックを幾何学的なパターンの組合せで表現することに相当する。しかし、自然画像は一般に複雑なテクスチャパターンを持つため、幾何学的パターンで信号だけを抽出できるとは限らない。

画像を構成するパターンを統計的に分析する手法として、主成分分析がある。主成分分析は複数のブロックを分析し、ブロックを表現するのに使われやすいパターンと、その寄与率を得るものである。主成分分析で得られたパターンを基底として用いることで、ノイズが重畳されたブロックから画像信号だけを抽出しやすくなることが期待される。

複数のブロックを基底で張られる空間へ射影すると、ノイズに対して信号が支配的な領域、例えばエッジのような、なんらかの画像構造が存在する領域では、前述したように射影係数が少数の基底に集中しやすい。一方、ノイズが支配的な平坦領域では、射影係数は偏りなく一樣に分布する。したがって、射影係数の偏り方、すなわち射影係数がスパースかどうかを評価することで、その領域で画像信号がノイズに対して優位かどうかを判断できる。

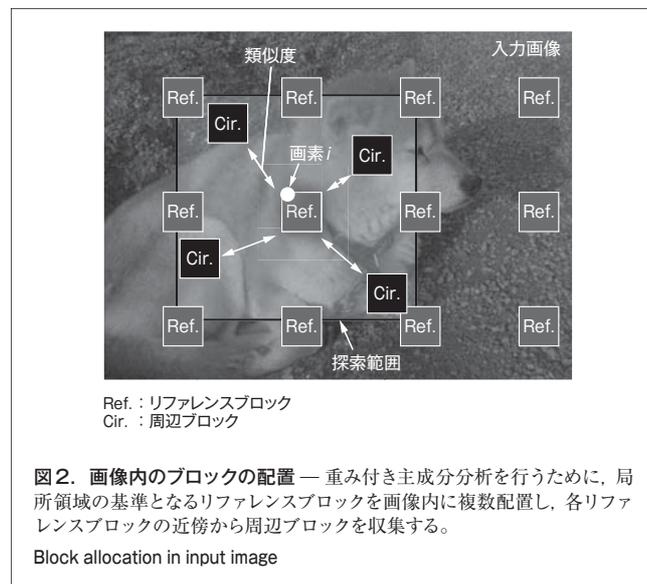
当社が開発した方式は、画像の局所領域単位で重み付き主成分分析により基底を生成する。基底生成時に評価したスパース性に基づき、縮退しきい値を制御する。これにより、画像全体を一律の固定しきい値で処理する場合と比べて、過度に画像信号を損なうことなく、複雑なテクスチャを保持しながらノイズだけを低減できる。

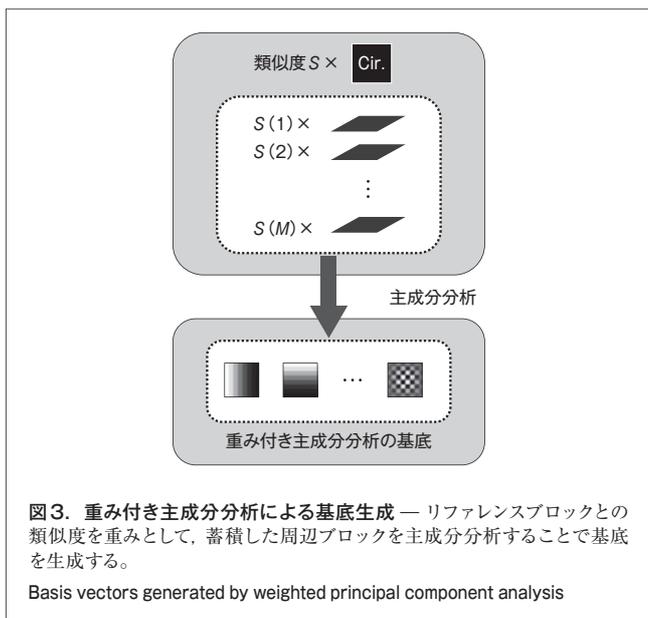
当社方式の処理の流れを以下に述べる。

3.1 重み付き主成分分析による基底生成

当社方式におけるブロックの配置の模式図を図2に示す。まず、画素のリファレンスブロックを画像内に複数配置する。リファレンスブロックは、処理単位となる画像内局所領域の基準となるブロックである。

ある画素*i*を頂点とするリファレンスブロックについて、その周囲に探索範囲を設定する。画像信号を統計的に分析して基底を生成するために、探索範囲内をラスタスキャンして $N \times N$ 画素の周辺ブロックを*M*個収集し、リファレンスブロックとそ





それぞれの周辺ブロックとの間の類似度を評価する。類似度は、二つのブロック間の差分が小さいほど高くなる値である。この類似度を用いて、ノイズ除去空間を張る基底を生成する。

基底生成の模式図を図3に示す。各周辺ブロックをそれぞれの類似度で重み付けし、蓄積する。蓄積結果に対して主成分分析を施すと、 N^2 次元の基底が N^2 個と、それぞれに対応する統計的な寄与率が得られる。この手続きを重み付き主成分分析と呼ぶ。重み付き主成分分析で得られた基底で張られる空間を、ノイズ除去空間として用いる。

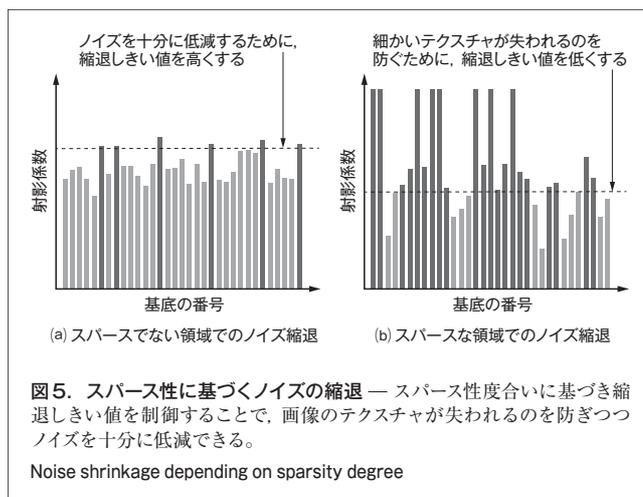
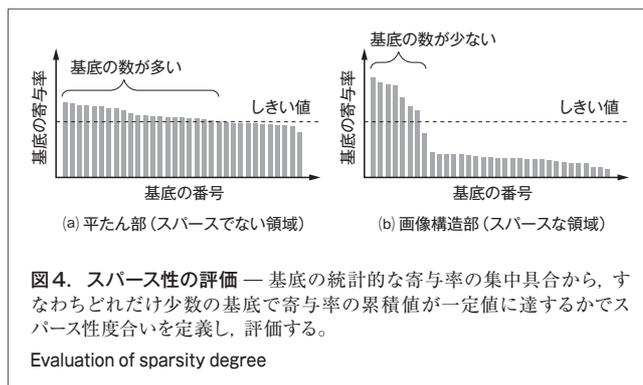
3.2 スパース性の評価

前節で算出した基底の統計的な寄与率は、それぞれの基底がその局所領域のブロックを表現するのにどの程度用いられるのかを示す指標である。射影係数がスパースでない領域では、基底は信号よりもノイズを表現するのに使われるため、全ての基底がまんべんなく用いられ、統計的な寄与率には偏りがなくなる。一方、スパースな領域では、統計的な寄与率はその領域の画像構造を表す基底に集中する。

そこで、統計的な寄与率の分布から、その局所領域のスパース性の度合いを評価できる。スパース性評価の模式図を図4に示す。統計的な寄与率を降順にソートし、その集中具合を評価する。具体的には、あるしきい値を設定し、そのしきい値を超えるまで寄与率を累積し、どれだけ少数の基底でしきい値に達するかを評価する。この寄与率の集中具合をスパース性度合いと定義する。

3.3 スパース性に基づくノイズの縮退

収集した周辺ブロックを、3.1節で生成した重み付き主成分分析の基底で張られるノイズ除去空間へ射影する。射影係数に対するしきい値処理によりノイズの縮退を行うが、その縮退しきい値は、3.2節で評価したスパース性度合いを用いて設



定する。

ノイズ縮退の模式図を図5に示す。スパースでない領域では、画像構造よりもノイズが支配的であると考えられる。そこで、ノイズを十分に低減するために縮退しきい値を高く設定する。一方、スパースな領域には、ノイズに対して優位ななんらかの画像構造が存在すると考えられる。そこで、画像の構造が失われるのを防ぐために縮退しきい値を低く設定する。このように、スパース性度合いに応じて適応的に縮退しきい値を制御することで、画像のテクスチャの鮮鋭感を保ちつつ適切にノイズを抑えることができる。縮退後の係数から周辺ブロックを再構成し、もともとの周辺ブロックを置き換えることでノイズを除去する。

当社方式は、これらの一連の処理を、画像全体に対して対象となるリファレンスブロックを切り替えながら繰り返すことで、入力画像から効果的にノイズを除去できる。

4 実験評価

当社方式の効果を確認するために、ノイズの多い画像からノイズを除去する実験を行った。ノイズの少ない写真を用意し、標準偏差 $\sigma = 15, 20, 25, 30$ の4段階のガウスノイズを人工的

に付加した画像を入力画像とし、BM3Dと当社方式によるノイズ除去処理を施した。

800×600画素の画像8枚について、ノイズ付加前の原画像との誤差の少なさを表すPSNR (Peak Signal to Noise Ratio) と、原画像との構造的な相関の高さを表すSSIM (Structural Similarity)⁽³⁾を計測した結果を、それぞれ表1と表2に示す。

表1. 平均PSNRの比較
Comparison of average peak signal-to-noise ratios (PSNRs)

| ノイズ σ | 平均PSNR (dB) | | |
|--------------|-------------|-------|-------|
| | 入力画像 | BM3D | 当社方式 |
| 15 | 24.76 | 33.04 | 33.21 |
| 20 | 22.32 | 31.50 | 31.64 |
| 25 | 20.45 | 30.32 | 30.42 |
| 30 | 18.95 | 29.32 | 29.39 |

表2. 平均SSIMの比較
Comparison of average structural similarities (SSIMs)

| ノイズ σ | 平均SSIM (%) | | |
|--------------|------------|-------|-------|
| | 入力画像 | BM3D | 当社方式 |
| 15 | 62.53 | 91.56 | 91.98 |
| 20 | 53.50 | 88.78 | 89.27 |
| 25 | 46.92 | 86.16 | 86.59 |
| 30 | 41.99 | 83.57 | 84.05 |



当社方式は、世界最高水準のノイズ除去方式の一つであるBM3Dと比較して、平均して上回る定量評価値を得た。

処理結果を比較するため、その一部を拡大して図6に示す。当社方式はBM3Dと比較して、犬の毛並みや地面の砂利など、細かいテクスチャの鮮鋭感を維持しながらノイズを低減できた。このことから、定量評価値だけでなく主観的な画質も同等以上であることを確認できた。

5 あとがき

当社は、画像信号のスパース性という統計的な性質を利用して、ノイズに埋もれた観測信号から画像信号を復元する、スパース性抽出型ノイズ除去方式を開発した。現在、世界最高水準の性能を持つと言われているノイズ除去方式の一つと比較して、平均して高い定量評価値と主観画質が得られることを確認した。

この方式は、劣悪な撮影条件で取得されたデジタルカメラの画像の画質改善や、高速に撮像された医療用画像診断装置の画像の視認性向上など、幅広い製品分野への活用が期待される。

文献

- (1) Kawata, S.; Mishima, N. Image Denoising with Sparsity Distillation. IPSJ Transactions on Computer Vision and Applications. 7, 2015, p.50 - 54.
- (2) Dabov, K. et al. Image Denoising by Sparse 3D Transform-domain Collaborative Filtering. IEEE Transactions on Image Processing. 16, 8, 2007, p.2080 - 2095.
- (3) Wang, Z. et al. Image Quality Assessment: From Error Visibility to Structural Similarity. IEEE Transactions on Image Processing. 13, 4, 2004, p.600 - 612.

河田 諭志 KAWATA Satoshi
研究開発統括部 研究開発センター マルチメディアラボラトリー
研究主務。画像の高画質化技術の研究に従事。電子情報通信学会、映像情報メディア学会会員。
Multimedia Lab.

三島 直 MISHIMA Nao
研究開発統括部 研究開発センター マルチメディアラボラトリー
主任研究員。画像処理技術の開発に従事。
Multimedia Lab.

金子 敏充 KANEKO Toshimitsu, Ph.D.
研究開発統括部 研究開発センター マルチメディアラボラトリー
研究主幹、博士(工学)。映像処理技術の研究・開発に従事。
電子情報通信学会会員。
Multimedia Lab.