

# 画像のガウシアンノイズを除去するためのフィルタリング手法

アユシュ・ドグラ、アプーラブ・モーリク・シャルマ、パウナ・ゴヤール、スニール・アグラワル、レヌ・ヴィグ

ブロックマッチングと3Dフィルタリング、非線形平均フィルタリング、シアレット変換の各手法は、イメージのノイズ除去に有効である。

マシンビジョンアプリケーションにおいて、ノイズの多い画像は問題を生む。ノイズを除去するための空間フィルタリング手法は10年以上前から存在するが、平滑化でエッジが維持されない、アーチファクトでグラデーションが反転したりリングが生じたりする、シフトにばらつきがあるなどの問題が発生する。

マシンビジョンやイメージングの処理において、最終的に成功につながる最初のステップは、豊富な情報を含む画像を取得することである。ごま塩ノイズ、インパルスノイズ、スペckルノイズなど、さまざまな種類のノイズが存在するが、デジタルイメージングで最もよく見られるのは、ガウシアンノイズである。デジタルイメージングにおいて、ガウシアンノイズは、低光量条件下での画像取得時のセンサの制約に起因して発生し、可視光センサによるシーンの細部の効率的な取得を難しくする要因となる(図1)。

数学的には、ガウシアンノイズは、次の二変数のガウス円関数の式によって表すことができる。

$$g(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} e^{-\frac{[(x-\mu_x)^2 + (y-\mu_y)^2]}{2\sigma_x\sigma_y}}$$

ここで、 $\sigma_x$ と $\sigma_y$ は標準偏差、 $\mu_x$ と $\mu_y$ は平均である。標準偏差は平均からの分散を表す。複数の標準偏差値

に対する関数値の分布をグラフに示すと、図2のようになる。 $\sigma$  (標準偏差)が大きくなると、関数の最大値が小さくなるだけでなく、平均または期待値とは異なる値の分布範囲も広がる<sup>(4)</sup>。

ブロックマッチングと3Dフィルタリング(BM3D)、非線形平均(Non Linear Means : NLM)フィルタリング、シアレット変換といった新しいフィルタリング手法は、これまでにノイズ除去に用いられていた手法よりも効果的であることが実証されている。空間フィルタリング手法は、画像の空間フィーチャに変更を加えるものである。空間フィルタリングカーネルにより、空間フィルタを簡単に実装することができる。ノイズのある画像に対して平滑化カーネルの畳み込みを行うと、ノイズが除去された画像が生成される。そう

したカーネルの属性に応じて、異なるノイズ除去結果を得ることができる。例えば、ガウスカーネルは、 $x$ と $y$ に対して異なる空間値を式に代入することによって得られ<sup>(1)</sup>、 $\sigma$ の値を制御することによって、平滑化レベルを制御することもできる。

均一な画像平滑化は、プリミティブなフィルタによって生じる主な問題である。それによって、重要な細部が失われるためである<sup>(8)</sup>。ガウス式にレンジパラメータを導入すると、エッジと輪郭に対する平滑化処理が回避されて、この問題が解決される。しかし、バイラテラルフィルタ<sup>(9)</sup>と呼ばれるこのフィルタを適用すると、画像にアーチファクトが生じる。ガイドドフィルタは、それよりも効果的な、エッジ保存の空間フィルタリング手法であ

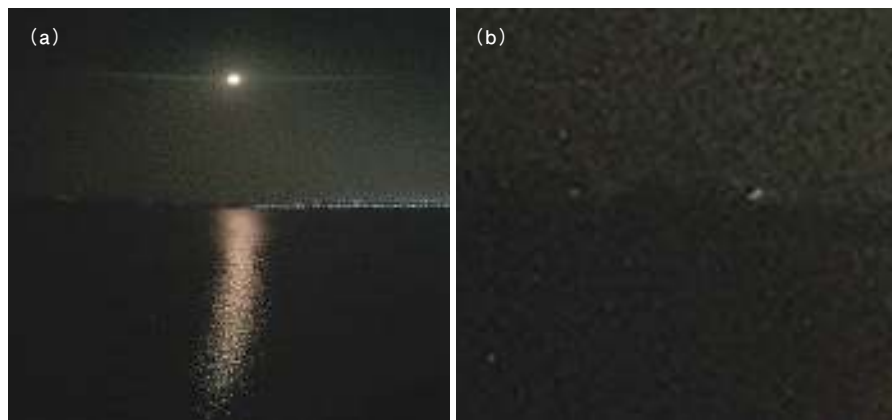


図1 左側は、低光量シーンをとらえた画像である。これを拡大した右側の画像は、ガウシアンノイズの影響を示している。

る。ガイダンス画像を使用するこのフィルタは、一貫したピクセル強度を持つ領域を効果的に平滑化しつつ、ガイダンス画像の助けを借りて重要な細部情報を維持する。このフィルタは、アーチファクトの除去に有効である<sup>(10)</sup>。アーチファクトを除去しつつ意味的に重要な情報を維持するのに効果的なもう1つのフィルタが、異方性拡散フィルタである。このフィルタは、必要なパラメータ変更を加えた偏微分二次方程式を使用して、平滑化を行う<sup>(7)</sup>。

一方、変換は、正規直交フィルタバンクを使用して、画像を低周波数と高周波数のサブバンド画像に分解する。低周波情報には、均一ピクセル強度の領域が含まれ、高周波情報には、画像内に存在するすべてのエッジと輪郭が含まれる。変換は、画像内のエッジや輪郭を複数方向から抽出できるのであるれば、情報の分離に有効であると考えられている。例えば、ウェーブレット変換は、水平、垂直、対角の3つの方向で高周波情報を抽出するのに対し、シアレット変換は、複数の方向で情報を抽出する。

ガウシアンノイズは高周波数に影響を与える。高周波数(細部情報)のサブバンドにしきい値処理を適用すると、ノイズが除去される。画像を変換すると、画像は別のドメインに移されるため、結果として係数が得られる。元のピクセル強度を取得するために、それらの補正係数に逆変換が適用される。これは、その情報分離方法に基づき、ノイズ除去の全体像をより包括的に示す処理である<sup>(2)、(11)</sup>。

NLMフィルタリング、加重最小二乗(Weighted Least Square : WLS)フィルタ、BM3Dフィルタリングは、より良い結果を達成するためのさらに高度な方法である。WLSフィルタリング

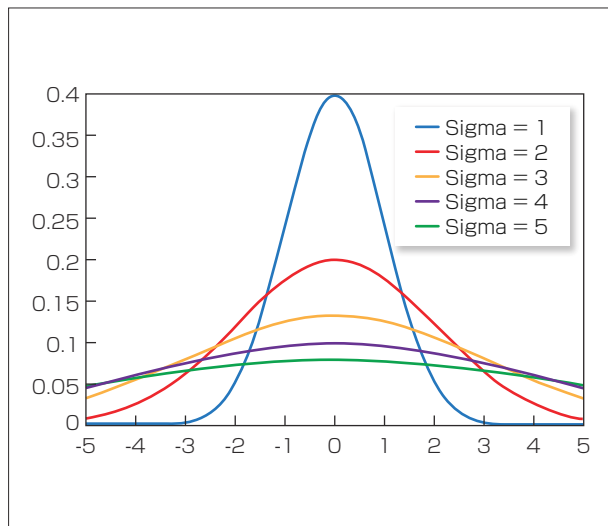


図2 このグラフは、平均を固定( $\mu=0$ )して、標準差( $\sigma$ )の値を変えた場合の関数値の分布を示している<sup>(4)</sup>。

では、加重最小二乗エネルギー関数を最小化することによって出力を得るため、ノイズのある画像に対してフィルタリングが再帰的に適用される。この

フィルタは、ハローアーチファクトの除去に対して高速かつ有効である<sup>(13)</sup>。NLMフィルタは、外れ値、主にショットノイズの除去により有効であるこ

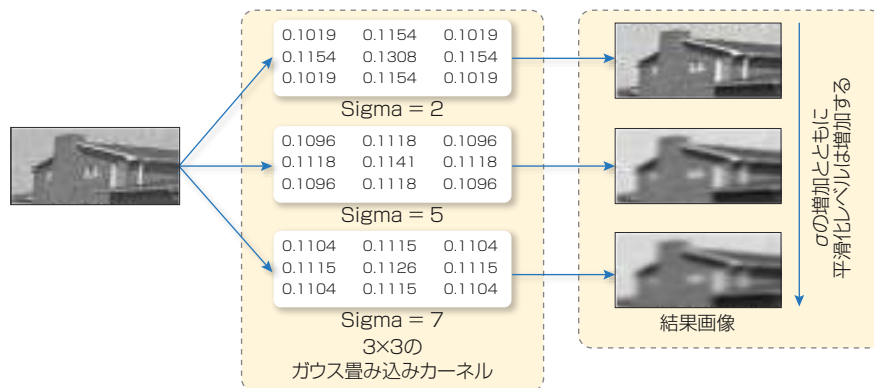


図3 空間パラメトリックフィルタの適<sup>(4)</sup>。

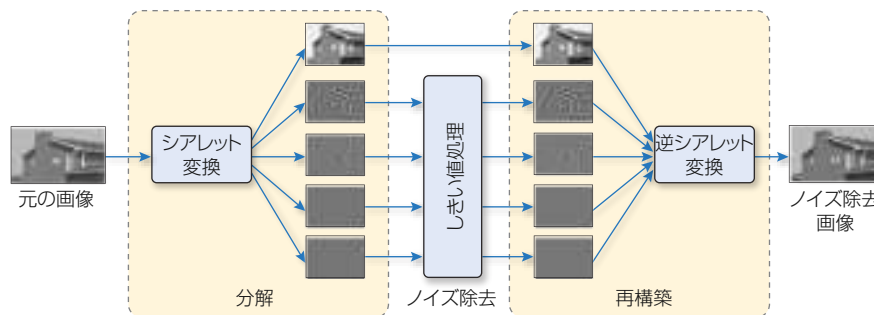


図4 ノイズ除去 換の適<sup>(3)、(4)、(11)</sup>。



図5 (a)は、ガウシアンノイズ付きの元画像。(b)～(e)は、 $\sigma$ の値をそれぞれ20、30、40、50に増加させた画像。



図6 さまざまなノイズ除去手法の視覚的結果。(a)はウェーブレット変換、(b)は曲率フィルタ、(c)はシアレット変換、(d)はNLMフィルタ、(e)はガウシアンフィルタ、(f)はBM3D、(g)は異方性拡散、(h)はバイラテラルフィルタ、(i)はガイドドフィルタ、(j)はWLSフィルタ( $\sigma$ は30)。

とが実証されている。これらのフィルタの非線形性は、意味のある情報を維持しつつ、バックグラウンドノイズを効果的に除去するのに役立つ<sup>(8)</sup>。

BM3Dアルゴリズムは、類似性に基づいて画像の断片をグループ化し(ブロックマッチング)、個々の断片をフィルタリングする<sup>(12)</sup>。BM3Dは、演算負荷が最小限となる、非常に効果的な手法である。

実験として、1200万画素のカメラ

センサと1300万画素の深度センサのデュアルカメラ構成の携帯端末カメラによって、シーン内のオブジェクトを強調した画像を取得した。図3の画像は、家屋の標準画像にそれぞれ標準偏差( $\sigma$ )が異なるガウシアンノイズを加えた場合の結果を示している。この実験では、 $\sigma$ が30のガウシアンノイズを加えた画像を使用した。ノイズの $\sigma$ がそれよりも大きくなると、画像はさらにひずみ、復元はさらに難しくなる(図5)。

性能評価には、ピーク信号対雑音比(PSNR)と平均二乗誤差(MSE)という、広く使われている最も一般的な2つの指標を使用した。これらの2つの指標の説明は以下のとおり。

(a) MSE: 元の画像とノイズ除去画像のピクセル値の差の二乗がMSEである。 $M \times N$ のノイズ除去画像IDの元画像 $I_0$ に対するMSEは、数学的に次のように表すことができる<sup>(5)</sup>。

$$MSE = \frac{1}{MN} \sum_m \sum_n [I_0(m,n) - I_D(m,n)]^2$$

MSEの値が大きいほど、ノイズ除去画像の画質は低くなる。つまり、MSEの値が小さいほど、ノイズ除去手法の性能は高いということになる。

(b) PSNR: ノイズ電力に対する信号電力の大きさを表す。この比が大きいほど、画像の視覚的品質は高くなる。数学的には、次のように表される<sup>(5)</sup>。

$$PSNR = 10 \log_{10} \left( \frac{L^2}{MSE} \right)$$

ここで、 $L=255$ 、MSEは平均二乗誤差である。

表1は、さまざまなノイズ除去手法のPSNRとMSEの値をまとめたものである。これらの指標値を、さまざまなノイズ除去手法の視覚的結果と比較することができる(図6)。BM3Dフィルタリング、非線形平均フィルタ、シアレット変換などの一部の最先端手法は、すべての手法の中で最も性能が高い。

この実験では、米インテル社(Intel)のCore(TM)i5-7200U-CPU(2.50GHzプロセッサ)、8GBのメモリ、MATLABソフトウェアを使用した。まず、 $256 \times 256$ のクリーンな画像にガウシ

アンノイズを追加する。続いて、フィルタ/ドメイン変換手法によって、エッジや細部を維持しつつ、画像からノイズを除去する。性能は、ノイズの分散が大きくなるにつれて低下する。新しい手法は基本的に、プリミティブな空間フィルタ及び変換を改良したものである。

元の画像と比較して、視覚的結果は一部の細部が失われる傾向にあるが、平滑化レベルに対するパラメータが自由に選択できるため、さまざまなアプリケーションにおいてこれらの手法を柔軟に適用することができる。

複数の空間フィルタリング手法によってガウシアンノイズを除去することができる。また、一部の変換によっても画像からノイズを除去することができる。空間フィルタは、画像を高周波成分と低周波成分に分割しないが、画像に直接適用して、ピクセルを空間的に変更し、ノイズを除去する(図3)。変換は、最初に画像を高周波情報と低周波情報のスケールに分割(Multi Scale Decomposition:MSD)してから、個々の成分にしきい値処理を適用し、逆変換を適用することによって、ノイズのない画像を復元する(図4)。

ノイズは画像の高周波成分に影響を与えるため、しきい値処理は高周波数にのみ適用される。すべての空間フィルタで、画像の高周波に存在するノイズが除去される。重要なエッジや輪郭情報も高周波に存在するため、空間フィルタや変換は、関連するエッジや輪郭に影響を与えることなくノイズを除去しなければならない。長年にわたって提案されてきたすべての空間フィルタや変換が、この問題の解決を試みるものだが<sup>(3)~(5)</sup>、最も高い性能を発揮するのは、BM3Dフィルタリング、非線形平均フィルタ、シアレット変換である。

表1 さまざまなノイズ除去手のPSNRとMSEの値

Techniques	PSNR	MSE
ウェーブレット変換 <sup>(2)</sup>	27.39	118.42
曲率フィルタ <sup>(14)</sup>	26.11	159.15
シアレット変換 <sup>(11)</sup>	28.26	96.98
非線形平均フィルタ <sup>(6), (8)</sup>	29.45	73.76
ガウシアンフィルタ(Sigma=4) <sup>(8)</sup>	23.51	289.47
BM3D(ブロックマッチングと3Dフィルタ) <sup>(12)</sup>	28.57	90.42
異方性拡散 <sup>(7)</sup>	27.62	112.55
バイラテラルフィルタ <sup>(9)</sup>	24.06	254.96
ガイドドフィルタ <sup>(10)</sup>	24.30	254.96
加重最小二乗フィルタ <sup>(13)</sup>	25.66	176.54

#### 参考文献

- (1) F. Russo, IEEE Trans. Instrum. Meas., 52, 4, 1148-1154 (2003).
- (2) A. Vermaa and A. Shrey, Image Denoising in Wavelet Domain, 1-10.
- (3) R. M. Sairam, S. Sharma, and K. Gupta, J. Eng. Sci. Tech. Rev., 8, 5, 41-48 (2013).
- (4) R. C. Gonzalez and R. E. Woods, Digital Image Processing, 2 (2007).
- (5) B. Goyal, A. Dogra, S. Agrawal, B. S. Sohi, and A. Sharma, Inform. Fusion, 55, 220-244 (2020).
- (6) L. G. Shapiro and G. C. Stockman, Computer Vision, Prentice-Hall (2001).
- (7) P. Perona and J. Malik, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., 12, 7, 629-639 (1990).
- (8) L. Shao, R. Yan, X. Li, and Y. Liu, IEEE Trans. Cybern., 44, 7, 1001-1013 (2014).
- (9) C. Tomasi and R. Manduchi, "Bilateral filtering for gray and color images," Sixth International Conference on Computer Vision, 839-846 (1998).
- (10) K. He, J. Sun, and X. Tang, "Guided image filtering," European Conference on Computer Vision, 1-14 (2010).
- (11) G. Easley, D. Labate, and W.-Q. Lim, Appl. Comput. Harmon. Anal., 25, 1, 25-46 (Jul. 2008).
- (12) K. Dabov, A. Foi, V. Katkovnik, and K. Egiazarian, IEEE Trans. Image Process., 16, 8, 2080-2095 (2007).
- (13) M. A. Rahman, P. K. Dash, and E. R. Downton, IEEE Trans. Power App. Syst., 11, 4204-4210 (1982).
- (14) A. I. El-Fallah and G. E. Ford, "The evolution of mean curvature in image filtering," Proc. 1st Int. Conf. Image Process., 1, 298-302 (Nov. 1994).
- (15) See <https://bit.ly/MathworksRef15>.

#### 著者紹介

アユシュ・ドグラ(Ayush Dogra)は、印CSIR-CSIO([www.csio.res.in](http://www.csio.res.in))のCSIR-Nehru博士フェロー。バウナ・ゴーヤル(Bhawna Goyal)、スニール・アグラワル(Sunil Agrawal)、レヌ・ヴィグ(Renu Vig)は、印チャンディーガル大(Chandigarh University, [www.cuchd.in](http://www.cuchd.in))の電子・通信学部教授。アプーラブ・モーリク・シャルマ(Apoorav Maulik Sharma)は、印パンジャブ大(Panjab University, [www.puchd.ac.in](http://www.puchd.ac.in))のUIETの研究者。