高速 M 推定法を用いたエッジ保存ノイズ除去フィルタの研究*

近藤雄基** 吉田一朗** 沼田宗敏*** 奥水大和***†

A Study on Edge Preserving Noise Reduction Filter Using Fast M-Estimation Method

Yuki KONDO, Ichiro YOSHIDA, Munetoshi NUMADA and Hiroyasu KOSHIMIZU

Random noise injures both the basic image quality and also the following image processing procedures. The low-pass filter is commonly used as the image denoising. Low-pass filter can reduce noise, however, the edge becomes always blur as the side effect. In order to suppress this side effect, we proposed edge preserving noise reduction filter using Fast M-estimation method. As the Proposed method is applied experimentally to the noisy image, it was clarified that the noise was clearly reduced and the performance of edge preserving was realized at the same time. Further experimental considerations on the toughness of the proposed method would be expected hereafter.

Key words: noise reduction, edge preserving, gaussian filter, fast M-estimation method

1. 緒 言

デジタルカメラで撮影した画像にはノイズが含まれ、特に暗所での撮影で多くなる。ノイズが含まれると画質低下となり、画像認識を行う際にも認識率低下に繋がる。撮像素子の高性能化や大型化でノイズの発生率を下げることはできるが、廉価機のみでなく大型撮像素子の高級機でも、ガウシアンフィルタ (Gaussian filter: GF)¹⁾をはじめとしたローパスフィルタを用い、ぼかすことによりノイズを低減することが一般的である。しかし、ローパスフィルタを用いるとノイズは低減されるが、ノイズ以外もぼかされる。エッジがぼかされると解像感が下がるため、ノイズとは別の画質低下に繋がる。画像認識を行う際にも、エッジがぼかされると特徴点検出が失敗しやすく問題となる。

メディアンフィルタ²⁾はエッジ保存型フィルタであるが、近年はあまり用いられない。近年は正規分布の重み付きガウシアンフィルタであるバイラテラルフィルタ³⁾がよく用いられる。しかし、エッジ保存型であるがノイズに対しては効果が薄く、ノイズを低減できる設定で適用するとエッジもぼかされてしまう。バイラテラルフィルタをベースに、デノイジング性能を強めたアダプティブバイラテラルフィルタ⁴⁾やノンローカルミーニフィルタ⁵⁾も存在するが、弱いノイズに対する特性は高いが、強いノイズに対する特性は低い。また、計算量が多く処理時間が長い。

そこで、ガウシアンフィルタに高速 M 推定法^{6~9)}を組み合わせた画像用高速 M 推定ガウシアンフィルタを提案する¹⁰⁾。高速 M 推定法の特性を活用すればスパイクノイズの除去や段差の保存が期待できる^{11,12)}。ため、ノイズ除去とエッジ保存の両立が期待できる。ノイズ除去とエッジ保存の両立は難しく¹³⁾、実現できた際の世の中のニーズやメリットが大きい。具体的には、デジタルカメラや超解像¹⁴⁾画質の向上や、各種画像認識手法の前処理で用いることにより認識率の向上が幅広く期待できる。

以下、第 2 章では高速 M 推定法について述べ、第 3 章で具体

的な提案手法について述べる、第 4 章で検証実験を行い、第 5 章で全体をまとめる。

2. 高速 M 推定法

ロバスト推定法の一つである高速 M 推定法は、損失関数に 2 次 B スプライン基底関数を用い、損失関数の総和を最大にする評価値を求める手法である。

2 次 B スプライン基底関数は、図 1 のような最小 2 乗法と同じ上に凸の 2 次関数である基本幅範囲と、その外の下に凸の 2 次関数が組み合わせられた関数である。GF を重み付き最小 2 乗法 (ただし重みを 1 に固定) の 1 つと考えると、その重み付き最小 2 乗法の推定関数は 2 次関数である。よって、この高速 M 推定法を GF と組み合わせた場合、データの分散が基本幅の範囲に収まると GF の出力と一致することになる⁹⁾。一方、基本幅から外れたデータの重みは 0 に収束していく。よって、ノイズのような周辺画素と大きく異なる値がある場合は、ノイズの損失関数と周辺画素の損失関数の総和が完全に分離する、かつノイズの損失関数より周辺画素の損失関数の総和の方が大きくなれば、ノイズの影響を無視して周辺画素のみから GF 出力をすることが期待できる。また、エッジの場合は、エッジの両側の画素値による損失関数の総和の山が 2 つできるが、GF の重み関数の性質上、該当画素を含むエッジの方が損失関数の総和が大きくなりやすいため、該当画素を含むエッジ側の値が出力されてエッジが保存されることが期待できる。

Fig. 1 The loss function of the robust estimation

* 原稿受付 令和 2 年 5 月 22 日

掲載決定 令和 2 年 8 月 20 日

** 正 会 員 法政大学 (小金井市梶野町 3-7-2)

*** 正 会 員 中京大学 (名古屋市昭和区八事本町 101-2)

† 正 会 員 YYC ソリューション (名古屋市名東区上社 3-102-3F)

3. 提案手法

第2章で述べた高速 M 推定法と GF を組み合わせた画像用フィルタを、英語 (Fast M-estimation Gaussian Filter for Image) の頭文字をとり、以降 FMGFI とする。FMGFI は、座標値以外に画素値にも配列を割り当てる必要があるため、2次元グレースケール画像でも3次元配列が必要となる。

FMGFI の具体的な処理手順について示す。画像の各画素の x 座標、 y 座標、画素値 z に相当するセルにプロットし、そのプロットされた点に対し xy 方向に GF を適用する。画素値はあくまで座標値として扱うため、図2上側のように、該当座標 (橙) を中心に正規化する前の GF の重み配列をそのまま加算して問題ない。GF 適用後、図2下側のように画素値 z 方向に2次Bスプライン基底関数のフィルタを適用する。なお、この2次Bスプライン基底関数は、基本幅の重み1のボックスフィルタを3回適用することで実現できる⁹⁾。その場合、GF も2次Bスプライン基底関数も全て整数の加算処理のみで行うことが可能となる。2次Bスプライン基底関数適用後は、 xy 座標毎に重みの累積和が最大となる画素値を出力する。その際、重みの累積和の最大値とその両隣の値から、スプライン曲線の頂点を厳密に求める以下の式(1)を用いれば、より詳細な最大位置が求めることも可能である⁹⁾。しかし、画像では小数点以下の画素値まで求める必要がないため、整数画素値を出力する。

$$\hat{\rho} = \frac{q_{l-1} - q_l}{q_{l-1} - 2q_l + q_{l+1}} \quad (1)$$

ノイズ除去とエッジ保存を両立するためにはGFの幅と2次Bスプライン基底関数の幅の最適な設定が重要となるが、各幅の設定については次章で検証する。

Fig. 2 Image of the filtering

4. 実験

4.1 画質低下確認実験

まずはノイズが含まれない画像に適用した場合の、エッジ保存等の画像の変化について検証する。

高速 M 推定法の特性より、エッジ保存への影響は画素値差が大きく関与する。よって、検証に用いる画像は図3の左右のグラデーションの中心部に画素値 128 の円を描写した画像を用い、同じ設定での画素値差や方向によるエッジ保存度合いをはじめとした画像の変化を確認する。なお、画像サイズは 256×256 ピクセルで、FMGFI の xy 方向に適用する GF の範囲は 3×3 , 5×5 , 7×7 ピクセルの3パターン、2次Bスプライン基底関数の基本幅は 1, 3, 5, 11, 21, 51 の6パターンで検証を行う。

表1は、FMGFI の各条件時の、エンド効果範囲を除いた二乗平均平方根誤差 RMSE (Root mean squared error) である。RMSE が1未満の結果が多く得られ、ノイズが含まれない画像の場合、適切な設定範囲内であれば画像の変化が十分に小さいことが確認できる。

GF 幅に注目すると、 3×3 ピクセルの時は他の幅の時と比べ RMSE の値が小さい、即ち元画像からの変化が小さく、GF 幅が

Fig. 3 Input image (256 × 256 pixel, without noise)

Table 1 RMSE of the FMGFI (Without noise)

GF width	pixel	Basic width -	RMSE -
3×3		1	2.96
		3	0.02
		5	0.04
		11	0.16
		21	0.46
		51	1.90
5×5		1	5.73
		3	0.09
		5	0.10
		11	0.21
		21	0.56
		51	2.53
7×7		1	8.44
		3	0.10
		5	0.12
		11	0.24
		21	0.65
		51	2.91

大きくなるにつれて同じ基本幅の時の RMSE 値は大きくなっている。

基本幅に注目すると、GF 幅が異なっても基本幅 1 では RMSE の値が大きい結果が得られた。その後、RMSE の値は基本幅 3 の時に最小となり、以降基本幅が大きくなるにつれて RMSE の値が大きくなっている。これは高速 M 推定の特性上、基本幅が大きくなるにつれて GF 出力結果に近くなり、画素値差が小さいエッジ範囲でぼかしが進んだためと思われる。

FMGFI の特性上、GF 幅も基本幅も大きくなるにつれて計算量が増えて処理時間が長くなる。よって、本実験の結果からは画質と処理時間の両方で、GF 幅は 3×3 ピクセル、基本幅は 3 が最適といえる。

GF 幅が 3×3 ピクセルの時の各基本幅の具体的な出力画像を図 4 に示す。出力画像の目視においても、ノイズの含まれない画像に FMGFI を適用しても画像の変化は小さいことが確認できる。入出力画像を比較すると、基本幅 1 では円がわずかに大きく出力されている。これは、基本幅が狭すぎるため、グラデーション部分の損失関数が重ならず、同じ画素値である円領域の損失関数の総和の方が大きくなってしまったためと思われる。

Fig. 4 Output image of the FMGFI (Without noise, GF width 3×3)

一方、基本幅 3 と 5 では目視では差を認識できない。差分画像をとって原寸で確認しても、単色画像としか認識できなかった。データ上で確認すると、GF 幅 3×3 ピクセルで基本幅 3 の時は、円と周辺グラデーション画素値との差が 2~5 のエッジ近辺 29 点でのみ ± 1 の画素値差が見られる。基本幅 3 の場合は、画素値が 4 以上離れると重みは 0 になるため、画素値差が 7 以上あれば 2 つの損失関数の総和の山は重ならない。画素値差 6 以下でも場所によってはエッジが保存されているが、これは山が重なっても、最大となる位置が変わらなければ出力に影響を及ぼさないためと思われる。

この画素値差の小さいエッジ近辺で差の生じる範囲は、基本幅が大きくなるほど増える。これは、損失関数の山が重ならない条件は、基本幅を m とすると $3m-2$ 以上離れていることであり、基本幅の値に依存するためである。エッジの画素値差が $3m-3$ 以下になると、2 つの損失関数の総和の山が交わりぼかされる可能性が出現することになる。実際にぼかされるかどうかは周辺画素の状況に依るが、ぼかされる可能性は画素値差が小さくなるほど高くなる。

4.2 ノイズ除去実験

引き続きノイズを加えた画像で検証する。ノイズ画像は図 3 の画像に、画素値 0 のノイズと 255 のノイズを加えた図 5 (a) を用いる。この画像の入出力結果からは、ノイズの画素値と周辺画素値との差によりデノイジング性能がどう変わるか、パラメータ値によるノイズ除去とエッジ保存の変化を確認できる。

図 5(b)~(f) は、比較対象用の GF、バイラテラルフィルタ、アダプティブバイラテラルフィルタ、ノンローカルミーニングフィルタ、メディアンフィルタの出力結果である。実装ミスがないよう、これら 5 つのフィルタリングには OpenCV の 4.3.0 と 2.4.13 の関数^{15, 16)}を用いる。なお、各フィルタの幅は図 4 と同じく 3×3 ピクセルに設定し、それ以外のフィルタパラメータ値は各関数の推奨デフォルト値を用いる。

図 5 の結果を目視により大まかに評価すると図 5(f) が最も良い結果と考えられるが、以下に図 5(b)~(f) の結果について考察する。

図 5(b) の GF 出力は、ノイズもエッジも共にぼかされており、ノイズは低減しているが除去はされておらず、エッジ保存もなされていない。

図 5(c) のバイラテラルフィルタは、ほぼ変化が見られない。図 6(a) は、ノイズが低減されるよう、フィルタ幅や各 σ 値の調整、複数回適用等を行った結果である。ノイズは低減されているが、全体的にぼかされる結果となり、エッジ保存がなされない。図 5(d) (e) のアダプティブバイラテラルフィルタとノンローカルミーニングフィルタも変化が少なく、エッジは保存されているが多くのノイズが残っている。このような強いノイズではなく、入力画像の画素値と大きくは変わらないノイズの除去は両フィルタ共に良好であるため、これらフィルタは弱いノイズに対する特性は高いが、強いノイズに対する特性は低いものと思われる。図 6(b) はノンローカルミーニングフィルタのフィルタ強度を 10 に上げた時の結果である。円領域の除去されたノイズ数は増えたが、まだノイズは多く残っている。エッジ保存では、円上下部の画素値差のあまり大きくないエッジがぼかされており、ノイズ除去とエッジ保存ともに課題が見られる。

Fig. 5 Output image of filters (256 × 256 pixel, With noise)

Fig. 6 Output image of filters (With noise, noise reduction)

図 5(f) のメディアンフィルタは、他の結果と比較しノイズの低減とエッジ保存がなされており、良好な結果が得られていると考える。RMSE は 0.81 と 1 を下回った。

表 2 は、ノイズを加える前の画像 (図 3) と、ノイズを加えた入力画像 (図 5(a)) を用いた各条件時の FMGFI 出力結果との RMSE である。GF 幅 3×3 ピクセルで基本幅 1 の時は大幅に上昇したが、それ以外の条件時はノイズを加える前と比べ同じかわずかの上昇に留まった。これは、ノイズがほぼ完全に除去しき

Table 2 RMSE of the FMGFI (With noise)

GF width pixel	Basic width -	RMSE -
3×3	1	5.39
	3	0.02
	5	0.05
	11	0.17
	21	0.48
	51	1.97
5×5	1	5.75
	3	0.09
	5	0.10
	11	0.21
	21	0.57
	51	2.55
7×7	1	8.41
	3	0.10
	5	0.12
	11	0.24
	21	0.81
	51	2.94

れたことと、同じ画素値の円と画素値 1 ずつ変化のグラデーションの組み合わせのため、ノイズ除去後の出力結果の多くがノイズを加える前の画素値と完全一致したことの 2 つが要因と思われる。特に、基本幅 3 はノイズを加える前の RMSE と同じで、完璧なノイズ除去と、ノイズがない時と変わらないエッジ保存性が見られる。以上より、本実験の結果は 4.1 の結果と同様に GF 幅は 3×3 ピクセル、基本幅は 3 が最適といえる。

図 7 は、GF 幅 3×3 ピクセルの時の各基本幅の FMGFI 出力画像である。基本幅 1 の時のみグラデーション範囲のノイズが除去されていないが、それ以外ではノイズは認識できない。また、基本幅 11 以上では画素値差の少ないエッジがぼかされていることが認識できたが、基本幅 3 と 5 ではノイズを加える前の入力画像である図 3 との差は認識できず、ノイズ除去とエッジ保存の両立がなされていることが確認できる。

図 8 と図 9 は、ノイズを加えた入力画像を用いた際の各フィルタ出力画像 (図 5, 7) から、ノイズを加える前の入力画像 (図 3) を引いた画素値差の分布画像である。比較対象用にフィルタリング前の画素値差分布画像を図 8 (a) に示す。なお、画素値差は ±256 までありうるため 8bit 画像にはできず、また画素値差の小さい結果が得られた場合には目視で確認できなくなるため、画素値差が 0 であれば画素値 128、画素値差が正であれば画素値 255、画素値差が負であれば画素値 0 になるように調整している。

図 8 (b) の GF は、ノイズ部分とエッジ部分は全て画素値差が出ているが、グラデーション等それ以外の部分では画素値差は見られない。図 8(c) のバイラテラルフィルタは、GF と比べると画素値差のある範囲は狭いが、入力画像における画素値差の大きいエッジ部分以外は差が見られる。また、ノイズ部分は入力画像においての周辺画素との画素値差の大きさにより、画素値差のある範囲が異なっていることも確認できる。図 8(d) のアダプティブバイラテラルフィルタは、ノイズやエッジの他にグラデーション部分にも画素値差の線が入っており、階調がつぶれてい

Fig. 7 Output image of the FMGFI (With noise, GF width 3×3)

ることが確認できる。また、ノイズ部分はバイラテラルフィルタとは入力画像における画素値差基準は異なるが、入力画像における周辺画素との画素値差の大きさにより、画素値差のある範囲が異なっていることも確認できる。図 8 (e) のノンローカルミーンフィルタも図 8 (b)~(d) と同様にノイズ、エッジ共に画素値差が出ているが、他のフィルタと異なり画素値差の範囲の規則性は見出せない。図 8 (f) のメディアンフィルタは、ノイズ除去はエッジ近辺を除き良好であるが、エッジ保護に課題が見られる。以上のように、これら既存のフィルタでは、ノイズ除去もエッジ保存も不完全であることが確認できた。

図 9(a) の基本幅 3 の FMGFI は、入力画像における画素値差 2~5 のエッジ近辺のみ差が見られるが、それ以外のエッジ保存とノイズ除去は完全である。図 9(b) の基本幅 5 の FMGFI は、入力画像における画素値差 2~11 のエッジ近辺に差が見られ、基本幅 3 の時より画素値差が生じる範囲が広がっている。また、グラデーション部分の、入力画像における画素値差が小さいノイズ部分でも画素値差が出ている。これは入力画像における画素値差が小さいため損失関数が重なり、該当画素は GF と同様にぼかされたが、入力画像における画素値差が小さいためにぼかされても画素値差が非常に小さく、通常の出力画像では目視では確認できない画素値差であると思われる。

Fig. 8 Deviation distribution image

Fig. 9 Deviation distribution image (FMGFI, GF width 3×3)

表 3 は、エッジ保存性を検証するために図 8 と図 9 のエッジ部分の画素値差の最大値と比較したものである。なお、値は絶対値で、ノイズの影響があると思われる範囲は除いている。バイラテラルフィルタやアダプティブバイラテラルフィルタ、ノンローカルミーンフィルタの最大画素値差は GF の最大画素値差と比べると小さいが、提案手法と比べると最大画素値差が大きい。図 8、図 9 の結果と照らし合わせると、従来のフィルタはどれも提案手法と比べるとエッジが完全には保存されない範囲が広いだけでなく、エッジがぼかされる程度も大きいことが確認できる。

Table 3 Max deviation of the edge

Filter name	Max deviation -
FMGFI (Basic width = 3)	1
FMGFI (Basic width = 5)	2
GF	53
Bilateral filter	10
Adaptive bilateral filter	12
Non-local mean filter	6
Median filter	122

Fig. 10 Pixel level difference image

この画素値差の影響を示すため、図 10 に画素値差 1 と画素値差 6 の縞画像を示す。画素値差の見え方は画素値によって異なるため、暗部、中間部、明部それぞれで各画素値差を含んでおり、図 10(a)は上から画素値が 0, 1, 127, 128, 254, 255, 図 10(b)は上から画素値が 0, 6, 125, 131, 249, 255 である。図 10(a)は各所で画素値差 1 を認識することができないが、図 10(b)の各所の画素値差 6 は、暗部は比較的認識しづらいがどれも視認することができる。よって、提案手法の最大画素値差 1 は視認できないため十分に小さいが、ノンローカルミーンフィルタの最大画素値差 6 は視認できるため、十分に小さいとは言えないと考える。

以上のように詳細に検証すると提案手法とメディアンフィルタとの差は大きい、これらの出力画像だけでは目視で有意差を確認できないため、提案手法とメディアンフィルタの結果の差が一目でわかる事例を示す。図 11 は、図 3 の円部分にウェハ風の格子模様と $\sigma=10$ のガウシアンノイズを加えた画像であり、図 12 は各フィルタの出力結果である(赤枠内は等倍拡大図)。格子に着目すると、図 12(b)の GF はぼかされており、図 12(f)のメディアンフィルタは格子の交点部分が膨張している。それ以外のフィルタは格子には異常は見られない。ノイズに着目すると、バイラテラルフィルタはノイズのざらつきが目立つが、FMGFI とアダプティブバイラテラルフィルタ、ノンローカルミーンフィルタは除去にまでには至っていないが低減はしており、これらフィルタはガウシアンノイズに対し効果が見られる。

表 4 は、ノイズを加える前の画像と、ノイズを加えた入力画像(図 12)を用いた各フィルタ出力結果との RMSE である。FMGFI とアダプティブバイラテラルフィルタ、ノンローカルミーンフィルタは近い値であり、ガウシアンノイズに対しては同程度のデノイジング性能であることが考察できる。

以上の結果より、提案手法は従来手法各種より優れたデノイジング性能とエッジ保存性が確認されたと考える。ノイズの量

Fig. 11 Input image
(Wafer, 256 × 256 pixel, with Gaussian noise, $\sigma = 10$) (a) FMGFI
(GF width 3 × 3, Basic width = 3)

(b) GF

(c) Bilateral filter

(d) Adaptive bilateral filter

(e) Non-local mean filter

(f) Median filter

Fig. 12 Filter outputs (Wafer, 256 × 256 pixel, with Gaussian noise, $\sigma = 10$)

Table 4 RMSE of the filters

Filter name	RMSE
FMGFI (GF width 3 × 3, basic width = 3)	3.31
GF	21.5
Bilateral filter	6.22
Adaptive bilateral filter	3.09
Non-local mean filter	3.41
Median filter	12.1

Fig. 13 Input image (LENNA, 256 × 256 pixel)

Fig. 14 Filter outputs (LENNA, with noise)

や強さによるデノイズ性能は、少量の強いノイズに対しては従来手法各種より優れたデノイズ性能があり、大量の弱いノイズに対してはアダプティブバイラテラルフィルタ、ノンローカルミーニフィルタと同程度のデノイズ性能があることが確認された。

4.3 写真画像によるノイズ除去実験

前節と同様、写真画像にガウシアンノイズを加えた画像で検証する。図 13 は、標準画像の Lenna および Lenna に $\sigma = 10$

のガウシアンノイズを加えた画像である。

図 14 は、図 13(b)のノイズ印加画像に 4.2 と同じ条件で各フィルタを適用した結果である。4.2 の時と異なり、どのフィルタも完全復元には至らない結果である。GF とメディアンフィルタはぼかしが強く、アダプティブバイラテラルフィルタもぼかしが目立っている。図 14(a), (c), (e)に示すとおり、それ以外のフィルタは、ぼかしは目立たないが、ノイズの影響が残っており、各フィルタ出力の有意差をはっきりとは確認できない。

以上のように、どのフィルタも完全復元には至らず、異なる要因がノイズやぼかしの複合であるため、また、原画像である図 13 も図 3 よりも格段に複雑であるため、4.2 とは異なり RMSE による評価はあまり適していないが、定量評価の目安の 1 つとして図 13(a)と図 14 の各フィルタ出力の RMSE を示す。ぼかしが強い GF とメディアンフィルタの RMSE は、それぞれ 8.43 と 7.22、程度は落ちるがぼかしが目立ったアダプティブバイラテラルフィルタの RMSE は 6.08 である。一方、ぼかしが目立たないフィルタの RMSE は提案手法が 6.60、バイラテラルフィルタが 6.60、ノンローカルミーニフィルタが 6.68 と大きな差はなく、解像度が低くテクスチャも細かい写真画像の全体にガウシアンノイズを印加した画像に対しては、決定的な違いは見られない。なお、RMSE 値の差は小さいが、RMSE 値が一番小さいフィルタはぼかしが目立つアダプティブバイラテラルフィルタという結果となる。このことから、4.2 のような画像と異なり、このような画像に対しては RMSE では適切な評価は難しいと考察できる。

4.4 処理時間比較

各フィルタの処理時間の差を確認するために比較実験を行う。実験に用いた PC の基本スペックを表 5 に、実験で得られた各フィルタの処理時間の平均を表 6 に示す。なお、各フィルタ幅は 3 × 3 ピクセル、FMGFI の基本幅は 4.1 と 4.2 で最適だった 3 とし、それ以外のフィルタ関数のパラメータ値はこれまでと同様に各関数の推奨デフォルト値である。

表 6 の結果を見ると、FMGFI はノンローカルミーニフィルタと比べ約 700 倍高速という結果が得られたが、他のフィルタと比べると処理時間を要しており、アダプティブバイラテラルフィルタと比べても約 3 倍の処理時間を要している。約 0.1 秒という処理時間は十分に短いとはいえないため、今後高速化されることが望ましいといえる。

以上の結果および図 14(a), (c), (e)の結果より、解像度が低くテクスチャが細かい写真にガウシアンノイズを印加した画像に提案手法を適用した場合、提案手法はノンローカルミーニフィルタやバイラテラルフィルタなどの広く使われているフィルタと同等のデノイズ性能を有すると考察できる。提案手法は、xy 方向に適用するフィルタの重みを変更することが可能であり、画素単位で基本幅を変更してロバスト性を調整することも可能なため、今後優位性を示せるよう改良を目指す。特に、ノンローカルミーニフィルタに加えて、エッジ保存性と画像デノイズ性能を両立し、さらには高速性を実現する新たな手法として改良開発をしていきたいと考える。

5. 結 言

高速 M 推定法を用いた画像用ガウシアンフィルタである

Table 5 Specification of the PC

CPU	Pentium(R)Gold G5400 3.70 GHz
Main memory	16 GB
GPU	On board (Intel(R) UHD Graphics 610)
Programming language	C++
IDE	Visual Studio 2019, 2013, 2008
Library	OpenCV4.3.0, 2.4.13

Table 6 Processing time of the filters

Filter name	Processing time ms
FMGFI (GF width 3×3, basic width = 3)	107
GF	0.3
Bilateral filter	12
Adaptive bilateral filter	36
Non-local mean filter	73278
Median filter	30

FMGFI を提案した。本論文の成果は次のようにまとめられる。

- (1) 提案手法のデノイジング性能は高く、ノイズ量が多くなければ、ノイズ低減でなくノイズ除去が可能である。
- (2) 提案手法はノイズ部分以外への影響が非常に少なく、基本幅 3 の場合は画素値差 7 以上のエッジはぼかされずに保存され、画素値差 6 以下のエッジでも周辺画素の状況次第では保存される。また、グラデーションも階調がつぶれず保存されるため、画質劣化が少ない。
- (3) 提案手法は時系列情報を用いず単一画像に適用できる。よって、変化の少ない動画だけでなく、単体の静止画にも適用することができるため、適用可能な画像の種類も多い。
- (4) 画像データを用いた実験より、提案手法は、ノイズが少ない画像に対しては従来フィルタを超えるデノイジング性能を示す。しかし、テクスチャが細かいかつノイズが多い場合は、ノンローカルミーンフィルタやバイラテラルフィルタなどの広く使われているフィルタと同等のデノイジング性能を有すると考える。

これら本論文の成果より、ノイズが含まれた画像や超解像をする際の画質向上が期待できる。また、提案手法を画像認識手法各種の前処理に用いてノイズ除去を行うことにより、幅広い認

識率向上を期待することができる。

しかし、処理時間については現状まだ十分に短いとはいえないため、高速化されることが望ましい。今後は、複雑なグレースケール写真や様々なノイズへの拡張、処理の高速化を進め、実用化を目指していく。

本研究は JSPS 科研費 20K04202 の助成を受けたものです。

参考文献

- 1) デジタル画像処理編集委員会：デジタル画像処理 第二版, CG-ARTS 協会 (2004) 108.
- 2) デジタル画像処理編集委員会：デジタル画像処理第二版, CG-ARTS 協会 (2004) 113.
- 3) CTomasi, R. Manduchi : Bilateral filtering for gray and color images, Proc. ICCV98 (1998) 839.
- 4) Buyue Zhang, Jan P. Allebach : Adaptive Bilateral Filter for Sharpness Enhancement and Noise Removal, IEEE Transactions on Image Processing, 17, 5 (2008) 664.
- 5) A. Buades, B. Coll, J.M. Morel : A non-local algorithm for image denoising, CVPR'05 (2005) 60.
- 6) 沼田宗敏, 藤原孝幸, 舟橋琢磨, 奥水大和, 神谷和秀, 野村俊 : 高速 M 推定を用いたロバストガウシアンフィルタの提案, 精密工学会誌, 76, 6 (2010) 684.
- 7) 近藤雄基, 沼田宗敏, 奥水大和 : 高速 M 推定を用いたロバストガウシアンフィルタの振幅伝達特性, 精密工学会誌, 79, 7 (2013) 659.
- 8) 近藤雄基, 沼田宗敏, 奥水大和, 吉田一朗 : 2 次元高速 M 推定ガウシアンフィルタ (FMGF) の四大特性の研究, 精密工学会誌, 81, 2 (2015) 170.
- 9) 近藤雄基, 沼田宗敏, 奥水大和, 神谷和秀, 吉田一朗 : ロバスト性調整可能な高速 M 推定ガウシアンフィルタ, 精密工学会誌, 82, 3 (2016) 272.
- 10) 近藤雄基, 沼田宗敏, 奥水大和 : 高速 M 推定型ガウシアンフィルタを用いたエッジを保護したノイズ除去の基礎研究, 2019 年度精密工学会秋季大会学術講演会講演論文集 (2019) 102.
- 11) 近藤雄基, 吉田一朗, 沼田宗敏, 奥水大和 : 表面粗さおよび (ロバスト) フィルタの動向, 非破壊検査, 65, 6 (2016) 243.
- 12) 近藤雄基, 吉田一朗, 沼田宗敏, 奥水大和 : プラトーホーニング面などの機能性表面に有効なロバストフィルタの動向と事例, 砥粒加工学会誌, 61, 11 (2017) 24.
- 13) 奥水大和 : 奥水先生の画像の話 : 魅力も宿題も (第 2 回) 画像のエッジ考 : 点描画と線画, そしてエッジ検出の四大原理, O plus E, 40, 3 (2018) 302.
- 14) CQ 出版社 : Interface, 6 (2015) 111.
- 15) OpenCV Image Filtering [参照 2020-05-22].
<https://docs.opencv.org/2.4/modules/imgproc/doc/filtering.html>.
- 16) OpenCV Denoising [参照 2020-05-22].
<https://docs.opencv.org/2.4/modules/photo/doc/denoising.html>