

信州大学審査学位論文

デジタル画像に含まれる雑音の効果的な
検出法と画像の復元に関する研究

2019年 3月

横山 靖樹

目次

第 1 章	序論	1
1.1	本研究の背景と目的	1
1.2	従来法とその問題点	4
1.3	本論文の内容	5
1.4	本論文の構成	6
1.5	インパルス性雑音以外の雑音	7
第 2 章	本研究に関する画像処理の基礎と諸定義	9
2.1	デジタル画像の基礎	9
2.2	画像の雑音	10
2.3	雑音除去フィルタ	12
2.4	試験画像	18
2.5	雑音除去性能の評価指標	18
第 3 章	多方向走査平均処理と 2×2 雑音検出器を組み合わせた SMF	23
3.1	まえがき	23
3.2	提案法	25
3.3	実験	36
3.4	むすび	50
第 4 章	多方向 SMF のための画像分割とエッジ情報による閾値設定	51
4.1	まえがき	51
4.2	多方向 SMF の閾値	52
4.3	提案法	54
4.4	実験	60

4.5	むすび	71
第5章	注目画素周辺のエッジ量に基づく適応的閾値を用いた多方向 SMF	73
5.1	まえがき	73
5.2	諸定義	74
5.3	従来法	74
5.4	提案法	79
5.5	実験及び考察	82
5.6	むすび	96
第6章	結論	97
	参考文献	101
	研究業績	107
	謝辞	117

第 1 章

序論

1.1 本研究の背景と目的 [1-3]

人間を含めたほとんどの動物は、視覚により実世界の 70~90% 以上の情報を得ていると言われている。視覚は光の刺激を受けて生じる非常に重要な感覚であり、画像はその光の情報を二次元平面上に表現したものである。写真などの実世界を対象としたデジタル画像は、大量の撮像素子（光電変換素子）を網の目のように配置した CCD (charge coupled device) や CMOS (complementary metal oxide semiconductor) などの光センサによって取得される。この画像データの取得の過程は、光センサを構成するそれぞれの撮像素子が受光した光信号を電気信号に変換し、素子ごとの電気信号の強さを二次元平面上の値として記録することで生成される。この過程において、実世界の光信号を劣化させることなくそのまま記録できるシステムが理想であるが、現実には雑音の付加や情報の損失などの何らかの劣化が常に伴う。例えば、外部で発生した電磁波や放射線による影響、CMOS などのイメージセンサを構成する個々の撮像素子のばらつきや故障、回路の熱雑音などが雑音の要因となる。したがって、画像の取得や伝送、画像から何らかの情報を抽出などの処理を行う際には、これらの雑音の除去が必要となる。

画像に関する雑音は様々なものがあり、代表的な雑音は固有の名前で呼ばれる。同じ性質の雑音であっても、観点により異なる名前で呼ばれることがある。以下に雑音の分類とその例を示す。

a) 雑音の原因によるもの

① 外来ノイズ：

外部で発生した電磁波や放射線などが回路に影響を与えることによって生じる

雑音.

② 光ショット雑音 :

イメージセンサを構成する個々の撮像素子が受け取る光子数のゆらぎによって生じる雑音. 後述の加法性白色ガウス性雑音によって近似される.

③ 熱雑音 :

絶対零度でない限り電気回路において必ず生じる電子的な雑音. 暗電流雑音とも呼ぶ.

b) 雑音の性質によるもの

① 不規則性雑音 (ランダム雑音) :

雑音の位置について不規則性をもつ雑音. 後述の雑音モデルによって近似される.

② 周期性雑音 :

雑音の位置について特定のパターンなどの周期性がある雑音.

c) 研究開発を目的とした雑音モデル

① インパルス性雑音 :

不規則性雑音の雑音モデルで, 雑音の画素値が大振幅の場合に近似される.

② 加法性白色ガウス性雑音 :

不規則性雑音の雑音モデルで, 雑音の画素値が小振幅のガウス分布の場合に近似される.

雑音除去手法の開発では, 手法の評価に元画像との比較が必要となる. そこで, 実際の雑音に近似した雑音モデルによる雑音がよく用いられる. 図 1.1 に雑音モデルによる劣化画像の例を示す. 雑音モデルを用いて雑音除去手法を評価する場合, 基本的に以下の手順で評価を行う.

- (1) 一つの雑音モデルを用いて, または複数の雑音モデルを組み合わせて, 除去対象とする雑音を定義する.
- (2) 元画像に (1) で定義した雑音を加えて劣化画像を作成する.
- (3) 劣化画像に対して設計した平滑化フィルタなどの雑音除去手法を適用し, 結果画像を取得する.
- (4) 視覚による定性的評価, 及び, 評価指標による定量的評価によって, 結果画像と元画像を比較し, 雑音除去性能を評価する.



(a) インパルス性雑音

(b) 加法性白色ガウス性雑音

図 1.1 雑音モデルによる劣化画像 (雑音の割合 10%)

Fig.1.1 Corrupted images by noise model (noise ratio 10%)

このように、雑音除去手法は特定の雑音モデルを対象に設計するので、実際に雑音除去手法を用いる場合には、対象とする雑音モデルに適した雑音除去手法を選ぶ必要がある。

雑音除去手法の開発における最も重要な課題は、視覚的またはその後の重要な処理において影響のある雑音を除去することにある。しかし、雑音除去を行うと、画像のエッジ部がボケるなどの劣化が生じるため、画像の劣化の抑制にも配慮する必要がある。一般的に、雑音の除去と劣化の抑制はトレードオフの関係にあり、これらの背反する課題を可能な限り満たす手法が求められている。これに加えて、安価な撮像システムで得た画像から、目的の情報を取得する処理の前処理などで雑音除去手法を用いることを想定し、アルゴリズム的に簡潔で高速であることも求められている。

そこで、本研究では画像に加わる様々な雑音の中から、画像伝送時のビットエラー、電磁波や放射線による外来ノイズなどを想定して、インパルス性雑音を効率的に除去する簡潔な手法を考察する。

1.2 従来法とその問題点

画像から必要な情報のみを取り出す処理を“フィルタ処理”または“フィルタリング”と呼び、特に画像から雑音を除いた画像を取り出す処理を“雑音除去フィルタ”と呼ぶ。本論文では、様々な雑音の中から主にインパルス性雑音を除去する雑音除去フィルタについて議論する。インパルス性雑音は、雑音モデルにおいて位置的にもランダムな孤立点となり、周辺画素と異なる濃度値をランダムにとる画素と定義される。^{*1}

インパルス性雑音を除去する代表的な方法は、メジアンフィルタ (median filter: MF) [5] を用いた平滑化である (インパルス性雑音の雑音モデル, メジアンフィルタ等の基本的なフィルタは, 第2章を参照されたい)。

メジアンフィルタは、雑音除去性能と元画像の保存性能を両立させた優れたフィルタであるが、雑音でない正常な画素にも雑音除去処理を適用するため、正常な画素値を平滑化により劣化させ、結果画像を劣化させる問題がある。この問題の改善のため、近傍画素に重み付けを行い、より正常な画素値に近いであろう画素値を選択する荷重型の方法 [6, 7] や、雑音の可能性が高い画素のみを検出し、雑音除去処理を適用するスイッチング型の方法 (switching scheme I for MF: SS-I) [8] が提案されている。更には、これを基に数多くの方法 [9–27] が提案されている。スイッチング型の方法では、雑音除去にメジアンフィルタがよく用いられ、これらの多くは発展型のスイッチングメジアンフィルタ (switching median filter: SMF) として呼ばれる。また、上記以外の手法として、ニューラルネットワークを用いた方法 [28, 29]、多数決機械を用いた方法 [30]、遺伝的アルゴリズムを用いた方法 [31, 32] などが提案されており、近年ではニューラルネットワークの階層を深めた深層学習を用いた手法 [33] なども提案されている。

スイッチング型のフィルタの多くは、インパルス性雑音の画素濃度が周辺画素と大きく異なる確率が高い性質を利用して雑音判定を行う。これらのフィルタ [8–21] では、基本的に注目画素と周辺画素との濃度差を計算し、予め設定した閾値より濃度差が大きい場合に雑音除去処理を適用する。濃度差の計算や雑音判定の方法はフィルタによって異なり、フィルタごとに良好な結果を得るための適切な閾値の調整を必要とする。フィルタごとの適切な閾値も画像や雑音によって異なる。また、閾値を用いる閾値型のフィルタとは異なり、インパルス性雑音が最大階調値または最小階調値に近い大振幅値をとりやすい性質に

^{*1} 雑音の濃度値が、最大階調値 (白) または最小階調値 (黒) のみの場合、濃度値はランダム値とならず一定の値となるが、インパルス性雑音の一つとして扱う。

着目した大振幅型のフィルタ [22–25] も提案されている。

ここで、閾値型のフィルタと大振幅型のフィルタの特徴について、簡単に述べる。閾値型フィルタは、雑音が如何なる濃度であっても周辺画素との濃度差が大きければ雑音と判定するので、実用的とされる全ての濃度をとるランダム値インパルス性雑音（ランダム値雑音）[30,34,35] に対して有効なものが多い。但し、画質を追求する場合には、画像や雑音に応じたパラメータの設定が必要となる。複数の画像に対して平均的に良好な結果が得られる固定パラメータを用いれば、パラメータの設定を省くことができるが、画像ごとに最適パラメータを設定した結果に比べて画質が低下する。一方、大振幅型フィルタは、注目画素が大振幅値であれば雑音と判定するので、閾値型フィルタのように画像や雑音に応じたパラメータ設定を必要とせず、雑音が大振幅値である場合の雑音除去性能は、閾値型フィルタよりも高い傾向にある。しかしながら、ランダム値雑音などの大振幅値以外の濃度をとる雑音の場合には有効性の低下が大きく、対応できる雑音の濃度値の範囲が閾値型フィルタよりも限られるため、閾値型のフィルタに比べて提案数は少ない。

スイッチング型のフィルタの性能は、雑音の検出精度に大きく依存する。この検出精度の改善のため、初期の方法 [8] では注目画素周辺の参照範囲（フィルタ窓）の大きさが 3×3 画素を基本としたが、発展型のフィルタ [12,13,15,16,22,24,25] では 5×5 画素または 7×7 画素に拡大したフィルタ窓を用いるようになった。処理窓の拡大は、一つの注目画素あたりに参照する画素数の増加につながり、雑音検出処理や復元処理も複雑化しているため、処理全体の計算量や処理時間は増加する傾向にある。

そこで、本論文では初期に提案された文献 [8] の閾値を用いる手法が簡単な処理で有効性を得ている点に着目し、簡単なアルゴリズムで雑音除去性能と画質を両立させた閾値を用いるフィルタについて考察し、提案を行う。

1.3 本論文の内容

本研究では、大型化するフィルタ窓や複雑化する処理などのスイッチング型フィルタの傾向に対し、これまでより小さい 2×2 画素のフィルタ窓を基本的に用い、比較的簡単な処理で優れた閾値型の雑音除去フィルタを提案する。以下では、本研究で提案する3つのフィルタの概要を述べる。

1) 多方向スイッチングメジアンフィルタ (MDSMF) [18]

このフィルタは、劣化画像に対しラスタ走査型の SMF を多方向に対して行い、各方向ごとの雑音除去済み画像を平均化し統合する方法である。各方向の SMF 処理では、雑音

検出に 2×2 画素のフィルタ窓とラスタ走査中の結果画素を劣化画像に上書きする再帰的処理を用いる。以降、MDSMF (multi-directional switching median filter) と呼ぶ。

2) 画像分割を用いた多方向スイッチングメジアンフィルタ (D-MDSMF) [19]

前述の MDSMF 法では 1 枚の画像に対して単一の閾値を用いたが、その適切な閾値は画像や雑音の状態により異なる。これと同様に、画像の局所ごとにも適切な閾値が異なり、適切な閾値は局所ごとのエッジ量に依存する。このフィルタは、画像を分割して分割画像のエッジ量に応じた閾値を設定し、それらの閾値を用いて MDSMF 法を適用することで画質を高めた方法である。以降、D-MDSMF (image-division MDSMF) と呼ぶ。

3) 適用的閾値を用いた多方向スイッチングメジアンフィルタ (A-MDSMF) [20]

この方法は、MDSMF 法を基とし、その画素ごとの雑音検出において、近傍領域のエッジ量に応じた適応的な閾値を用いる方法である。閾値を決定するため近傍領域のエッジ量として、濃度値の変動量 (局所的な total variation) を用いる。、D-MDSMF 法と同等以上の画質をより短時間で得ることを可能とする。以降、A-MDSMF (adaptive thresholds MDSMF) と呼ぶ。

1.4 本論文の構成

本論文は 6 章から構成され、各章の概要に以下で述べる。

最初の序論では、本研究の背景、本研究の目的、本論文の構成について論じる。

第 2 章では、本研究に関する画像処理の基礎として、本研究で扱うインパルス性雑音、インパルス性雑音を除去するための基本的なフィルタ、及びフィルタの性能を評価するための指標について説明する。

第 3 章では、本研究の基本となるフィルタとして、MDSMF 法を提案する。実験では、他方法との比較により MDSMF 法の有効性の評価を行い、多方向 SMF のパラメータと雑音除去性能の関係を調べる。

第 4 章では、画像分割して分割画像ごとのエッジ量に応じた閾値を設定することで画質を改善した D-MDSMF 法を提案する。実験では、D-MDSMF 法を他の方法や前章で提案した MDSMF 法と比較し、有効性の評価を行う。また、D-MDSMF 法のパラメータと雑音除去性能の関係について調べる。

第 5 章では、画素ごとの周辺画素のエッジ量に応じた適応的閾値を用いる A-MDSMF 法を提案する。本方法は、D-MDSMF 法と同等以上の画質とより短い処理時間を可能とする。実験では、A-MDSMF 法を他の方法や前章で提案した MDSMF 法や D-MDSMF

法と比較し、有効性の評価を行う。また、A-MDSMF法のパラメータと雑音除去性能の関係について調べる。

1.5 インパルス性雑音以外の雑音

本章の最後に、インパルス性雑音以外の雑音について、簡単に述べる。インパルス性雑音と同様、不規則性雑音を近似する代表的な雑音モデルとして、光ショット雑音などを想定した加法性白色ガウス性雑音が定義されている。加法性白色ガウス性雑音は、ランダムな位置に現れる点でインパルス性雑音と同様であるが、濃度値に関してガウス分布に従う雑音モデルである。後述の平均値フィルタやメジアンフィルタなどの空間フィルタにより除去可能であるが、近年はより優れた手法が提案されている。注目点周辺の画素範囲から復元画素を取得する一般的な空間フィルタとは異なり、やや遠くの画素範囲から復元画素を取得するノンローカルミーンフィルタ (non-local mean filter : NLM) [36] や、フィルタリングとは異なるシュリンケージ [37] と呼ばれる方法が、それに当たる。

画像のぼけやぶれ、画像データの圧縮時に直交変換符号化を用いた場合に生じるブロックノイズやモスキート雑音なども、広義では雑音の一種とされる。画像のぼけやぶれに対しては、確率理論に基づく復元方法としてウィーナフィルタによる復元が有効である [38]。ブロックノイズやモスキート雑音に対しては、直交変換符号化とは異なる離散ウェーブレット変換符などの符号化方式を用いることで雑音を軽減できる [39]。

第 2 章

本研究に関する画像処理の基礎と 諸定義

2.1 デジタル画像の基礎 [40]

本研究で扱うデジタル画像について，画素位置と画素濃度の定義，画像の走査方法を以下で述べる．

2.1.1 画素位置と画素濃度

一般的なデジタル画像の画素配置は，図 2.1 のように最も左上の画素を原点とし，縦横に等間隔の正方格子状に配置する．本研究で扱う画像は，全てこれと同様に標本化された正方格子状の画素配置となる．同図において，最も左上の画素を原点とし，画像の横方向の位置を i ，縦方向の位置を j とすると，その座標は (i, j) で表される．ある画像の名前を X としたとき，画像 X 中の任意の座標 (i, j) の画素は $x(i, j)$ で表される．画像を構成する全ての画素は，それぞれに画像の明るさを表現する画素値（濃度値または輝度値）を持ち，座標 (i, j) の濃度値を画素と同じく $x(i, j)$ で表す．画素値は，量子化されたとびとびの離散値をとり，一般的な濃淡画像は 256 階調で十分とされ，本研究で扱う画像も全て 256 階調の濃淡画像である．

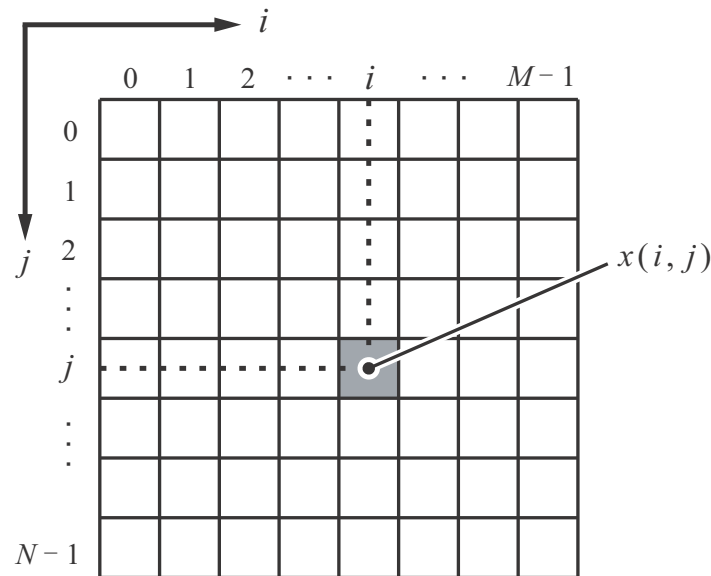


図 2.1 デジタル画像の座標系

Fig.2.1 Coordinate system of digital image.

2.1.2 ラスタ走査

コンピュータに画像を取り込み何らかの処理を適用する際に、各画素の濃度値を一定の順序に従って取り出すことを走査と呼ぶ。一般的には、図 2.2 のようなラスタ走査を用いる。ラスタ走査では、注目画素を画像の左上の原点より右へ移動させ（水平走査）、右隅の画素に到達した後、水平走査を下へ移動し（垂直走査）、これを最も右下の画素に到達するまで繰り返す。図 2.2 では画素単位でのラスタ走査を示しているが、雑音除去フィルタを適用する際は、基本的に注目画素を中心とした隣接画素の集合（フィルタ窓）を同図と同様にラスタ走査させて逐次処理を行う。なお、本研究で提案する手法は、同図を 90° 、 180° 、 270° 回転させた走査や、さらに上下左右を反転させた走査も扱う。

2.2 画像の雑音 [2]

本節では、本研究で扱うインパルス性雑音の雑音モデルについて説明する。なお、インパルス性雑音は前章の通り、画像伝送時のビットエラーや電磁波や放射線による外来ノイズなどを想定した雑音モデルによる人工的な雑音である。

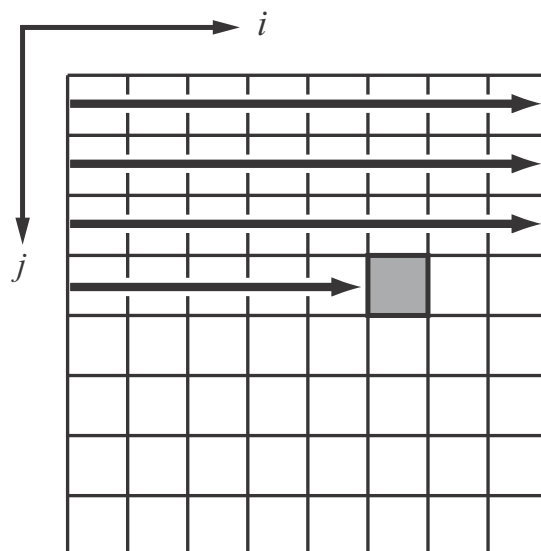


図 2.2 ラスタ走査

Fig.2.2 Raster scanning.

2.2.1 インパルス性雑音

画像中の画素位置について一様乱数により孤立して現れ、画素値についても周辺画素とは無関係な一様乱数による雑音をインパルス性雑音と呼ぶ.、本研究で扱うインパルス性雑音の雑音モデルを以下に示す. この雑音モデルは、最大階調値と最小階調値のみの“ごま塩雑音”だけでなく、一連の画像データの任意の位置のビットエラーを想定したより現実的なものである.

雑音の濃度値について一定のランダムな濃度の幅 V を持ち、濃度変動率 v 、最大濃度値を U_{max} 、最小濃度値を U_{min} としたとき、濃度変動幅 V を次式で表す.

$$V = v(U_{max} - U_{min}) \quad (2.1)$$

画素位置 (i, j) 、劣化画像の信号 $x(i, j)$ 、原画像の信号 $x_0(i, j)$ 、雑音の割合を p としたときの雑音モデルを次式に表す.

$$x(i, j) = \begin{cases} x_0(i, j) & : q = 1 - p \\ \text{RND}(U_{max}, -V) & : q = p/2 \\ \text{RND}(U_{min}, V) & : q = p/2 \end{cases} \quad (2.2)$$

ここで、 $\text{RND}(a, b)$ は区間 $(a, a + b)$ の値をとる一様乱数、 q はその値が選択される可能性を表す。 $v = 0$ の場合には、白黒のみのごま塩雑音となるが、それ以外の v の場合、変動幅 V の中からランダムな濃度値が選択される。濃度変動率 $v = 0.5$ の場合、全濃度値の雑音となる。全濃度値のインパルス性雑音をランダム値インパルス性雑音またはランダム値雑音と呼ぶ [30, 34]。

インパルス性雑音の濃度ヒストグラムを図 2.3 に、インパルス性雑音による劣化画像の例を図 2.4 に示す。2つの図は共に、(a) はごま塩雑音、(b) はランダム値雑音の場合を表す。視覚的な定性的な評価や、PSNR 等の評価指標による定量的な評価において、ごま塩雑音の方が劣化の度合いが大きい。しかし、雑音除去フィルタにより雑音を除去する場合は、ランダム値雑音の方が処理が難しい。その理由は、ごま塩雑音は最大および最小の濃度値のみの大振幅値から成り、元画像の濃度値と雑音の濃度値が大きく異なる場合が多く、元画像の信号と雑音の分離が容易である。これに対し、ランダム値雑音は全ての濃度値をとることから、元画像の画素濃度と雑音の画素濃度が近い場合が多く、元画像の信号と雑音の分離が難しいためである。

2.3 雑音除去フィルタ [2, 41]

画像に加わった雑音などの不要な濃度値の変動を少なくし、滑らかで見やすい画像を得る処理を平滑化という。本研究で扱うメジアンフィルタやスイッチングメジアンフィルタなどの雑音除去フィルタは、空間フィルタと呼ばれる方法に分類され、平滑化フィルタと呼ばれる。本節では、空間フィルタの基本的な概念と、本研究に関するメジアンフィルタ等の重要なフィルタについて説明する。

2.3.1 空間フィルタリング [42]

図 2.5 に示すように、入力画像と出力画像の対応する画素の関係が、入力画像の注目画素だけでなく、その周辺の領域内の画素も含めて出力画素を計算する処理のことを空間フィルタリングと呼ぶ。そこで用いられるフィルタを空間フィルタと呼ぶ。本研究で扱う雑音除去フィルタは平滑化フィルタに含まれ、更に平滑化フィルタは空間フィルタに含まれる。

空間フィルタは、線形フィルタと非線形フィルタに大別することができる。一般的な線形フィルタの処理は、式により以下のように表す。注目画素の位置を (i, j) 、注目画素を $x_{ij} = x(i, j)$ で表し、フィルタ窓の大きさを $(2w + 1) \times (2w + 1)$ としたとき、フィルタ

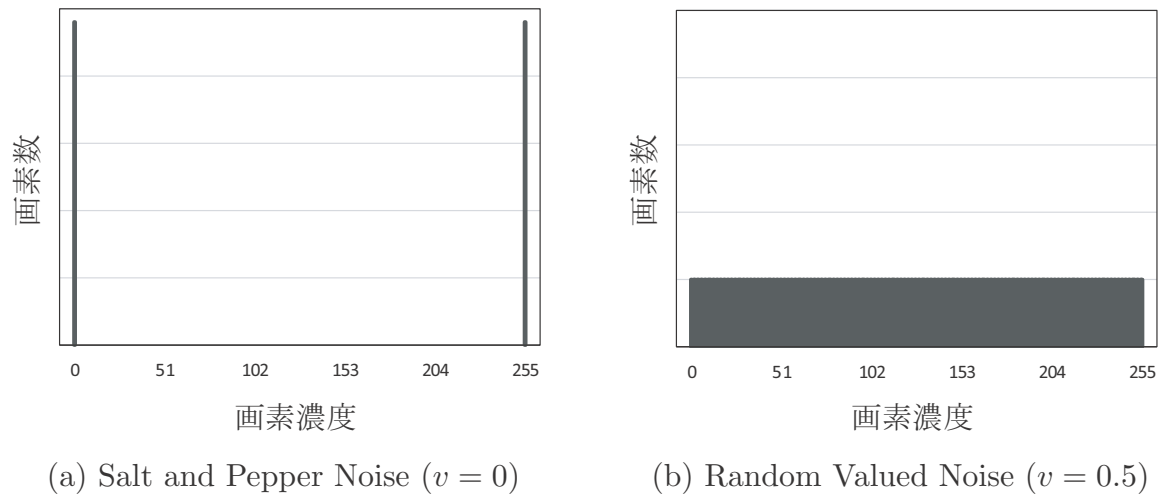


図 2.3 インパルス性雑音の濃度ヒストグラム

Fig.2.3 Gray level histogram of impulse noise.



図 2.4 インパルス性雑音による劣化画像 (雑音の割合 10%)

Fig.2.4 Corrupted images by impulse noise (noise ratio 10%).

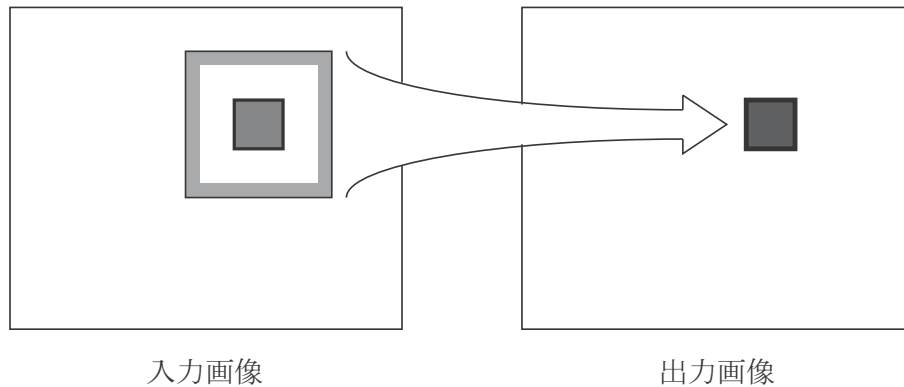


図 2.5 空間フィルタリング

Fig.2.5 Spatial filtering.

窓の画素の集合 X_{ij} は次式で表される.

$$X_{ij} = \{x_{ab} = x(a, b) \mid i - w \leq a \leq i + w, \\ j - w \leq b \leq j + w\} \quad (2.3)$$

フィルタ窓と同じ大きさの重み行列 H を用意し、次式に表す X_{ij} と H の積和演算により、出力画像 Y の画素 $y(i, j)$ を得る. ここで、 $*$ は積和演算子を表す.

$$y_{ij} = |X_{ij} * H| \quad (2.4)$$

式 (2.4) について、図 2.6 の例を用いて説明する. 同図の左上は入力画像 X に適用するフィルタ H で、 3×3 の重み係数行列である. 同図の左下は処理対象となる入力画像 X で、走査中の画素位置を (i, j) とする. ここで、入力画素値の集合 X_{ij} の中央の画素（以降、注目画素と呼ぶ）と、フィルタ H の中央の位置が一致するように重ね合わせ、重なった位置どうしで X_{ij} の画素値とフィルタの係数 H を乗算し、さらにその総和を求める. この計算結果が出力画像 Y の画素 (i, j) の画素値 $Y_{i,j}$ となる. すなわち、画素値 $Y_{i,j}$ の計算は以下となる.

$$y_{ij} = 59 \times (-1) + 62 \times (-1) + 56 \times (-1) + 68 \times (-1) + 100 \times 8 \\ + 119 \times (-1) + 113 \times (-1) + 113 \times (-1) + 121 \times (-1) = 89 \quad (2.5)$$

画像全体の他の画素についても、ラスタ走査で注目画素を移動させながら、これと同様の処理を行う.

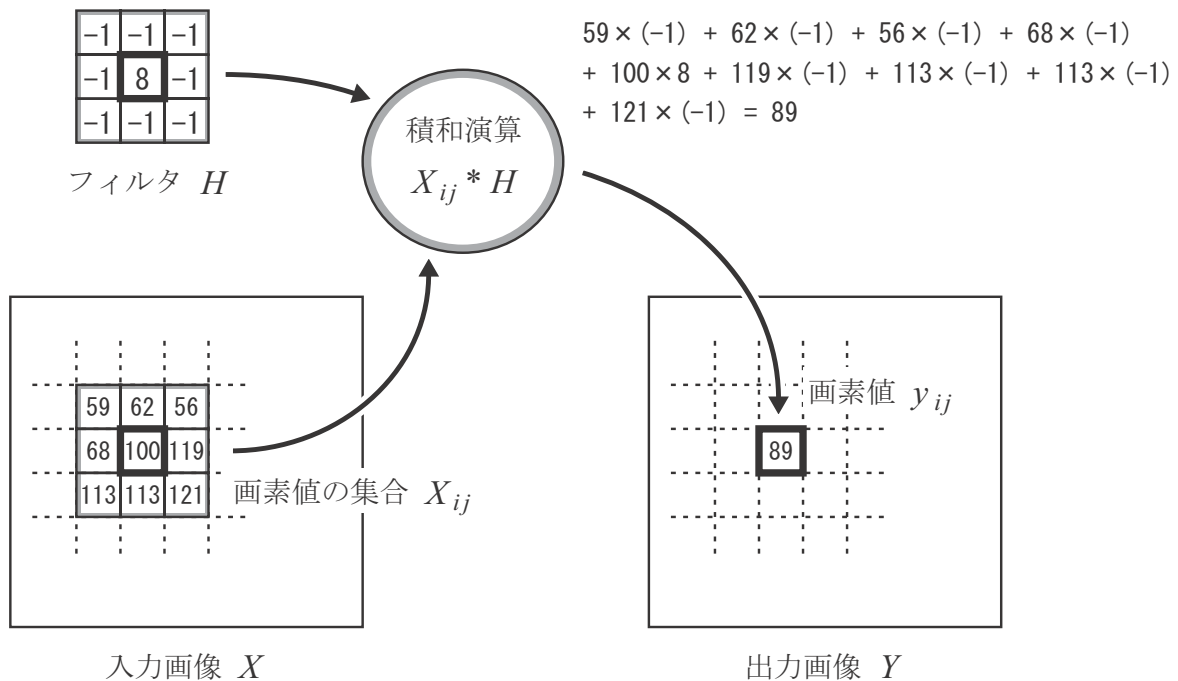


図 2.6 線形フィルタの計算

Fig.2.6 Calculation of liner filtering.

一般的には、式 (2.4) のように、フィルタ窓は縦・横ともに同じ画素数の注目画素を中心とした正方形とする場合が多いが、フィルタ窓の縦・横の大きさが異なる場合や、注目画素を中心としない場合、フィルタ窓の画素の集合 X_{ij} は次式で表される。

$$X_{ij} = \{x_{ab} = x(a, b) | i - w_{h1} \leq a \leq i + w_{h2}, j - w_{v1} \leq b \leq j + w_{v2}\} \quad (2.6)$$

この式では、フィルタ窓の大きさは $(w_{h1} + w_{h2} + 1) \times (w_{v1} + w_{v2} + 1)$ の行列となるが、 $(w_{h1} = w_{h2} = w_{v1} = w_{v2} = w)$ とすれば、フィルタ窓の大きさは $(2w + 1) \times (2w + 1)$ となり、式 (2.6) に一致する。

一方、式 (2.4) に当てはまらない処理のフィルタは、すべて非線形フィルタとなる。平滑化フィルタのうち、平均値フィルタや荷重平均フィルタなどは線形フィルタに分類され、メジアンフィルタや荷重メジアンフィルタ、本研究で重点的に扱うスイッチングメジアンフィルタなどは非線形フィルタに分類される。以下では、本研究に関連するこれらの空間フィルタについて説明する。

2.3.2 平均値フィルタ

平均値フィルタは、フィルタ窓内の全て画素の濃度値を平均して出力画素とするフィルタで、一般的な周波数スペクトルにおいて高域に存在する小信号雑音の除去に適している。線形フィルタにおけるフィルタ係数は、全ての画素位置の係数について1をフィルタ窓内の画素数で割った場合に相当する。平均値フィルタは、よく用いられるフィルタのため、平均値を得る演算を $\text{AVG}(\cdot)$ で表すと、出力画像 Y の画素位置 (i, j) の出力画素 y_{ij} は次式で表される。

$$y_{ij} = \text{AVG}(\{X_{ij}\}) \quad (2.7)$$

平均値フィルタはローパスフィルタの一種で、一般的な周波数スペクトルにおいて高域に存在する小信号雑音の除去に適している。このフィルタの計算量は少なく、実装も容易であるが、画像全体の画素に平滑化処理を適用するため、エッジやテクスチャ領域をボケさせる問題がある。

2.3.3 メジアンフィルタ

メジアンフィルタ (median filter : MF) [5] は、フィルタ窓内の全て画素の濃度値を昇順で並べ替え、中央値にあたる濃度値を出力画素とするフィルタである。インパルス性雑音の除去を目的として頻繁に用いられるフィルタの一つで、雑音の除去とエッジ保存を両立できる優れた特性をもつ。自然画像は多くの場合、近傍画素どうしは近い濃度値をとる性質がある。反対に、インパルス性雑音は近傍画素と大きく異なる濃度値の画素である場合が多い。このとき、フィルタ窓内の近傍画素を濃度順に並べ替えると、インパルス性雑音は最大または最小階調値、またはそれらに近い順番に移動する。そこで中央値を選択すれば、雑音でない且つ元画像の濃度値に近い可能性の濃度値を得ることができる。

入力画像 X の画素位置 (i, j) のフィルタ窓内の画素の集合 X_{ij} としたとき、出力画像 Y の画素位置 (i, j) の出力画素 y_{ij} は次式で表される。ここで、 $\text{MED}(\cdot)$ は中央値を求める演算である。

$$y_{ij} = \text{MED}(\{X_{ij}\}) \quad (2.8)$$

メジアンフィルタは、インパルス性雑音の除去を目的として頻繁に用いられるフィルタの一つで、雑音の除去とエッジ保存を両立できる優れた特性をもつ。平均値フィルタと同様に全て画素にフィルタ処理を適用するが、元画像の画素に近い画素が選択される可能性が高いため、雑音の除去とエッジ保存を両立できる。

2.3.4 スイッチングメジアンフィルタ [8]

前述 2.3.3 の MF は、雑音の除去とエッジ保存を両立できる優れた特性をもつフィルタであるが、全ての画素にフィルタ処理を適用するため、雑音でない画素（信号、非劣化画素）にもフィルタ処理を適用し、画質を低下させる問題がある。スイッチングメジアンフィルタ（switching Median Filter : SMF）は、この問題を改善するため、ラスタ走査中の注目画素に MF を適用する前に雑音判定処理を設け、注目画素を雑音と判定した場合のみ MF を適用する手法である。注目画素が雑音でないと判定した場合には、入力画素をそのまま出力画素とするので、元画像の画素は本来の画素値のまま保存される。この注目画素が雑音か信号かによって処理を切り替える処理をスイッチングと呼ぶ。SMF は初期に提案された手法である SS-I（switching scheme I for MF）[8] を基本とし、多くの発展型の手法が提案されているので、この SS-I について説明する。

図 2.7 に SS-I の概要を示す。まず、注目画素に対して MF を適用する。次に、検出器（Impulse Detector）において、MF 適用前の画素濃度と適用後の画素濃度の濃度差を計算する。最後に、切換器（Switch）において、濃度差と予め設定した閾値を比較して出力結果を切り換える。濃度差が閾値より大きい場合、MF 適用前の画素は近傍画素と濃度値が大きく異なることから雑音と判定し、MF 適用後の画素を出力画素とする。濃度差が閾値より小さい場合、信号と判定して注目画素をそのまま出力画素とする。閾値を適切に設定すれば、MF 以上に雑音除去とエッジ保存を両立した結果画像を得ることができる。最適な閾値は、画像や雑音によって異なる。

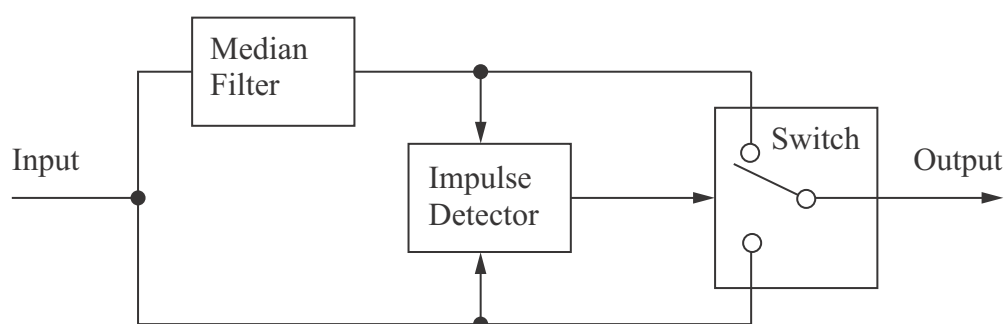


図 2.7 スイッチングスキーム I (SS-I)

Fig.2.7 Switching scheme I for MF (SS-I).

MF 同様，入力画像 X の画素位置 (i, j) のフィルタ窓の画素集合を X_{ij} としたとき，MF 適用後の画素濃度 m_{ij} を次式で表す．ここで， $\text{MED}(\cdot)$ は中央値を求める演算である．

$$m_{ij} = \text{MED}(\{X_{ij}\}) \quad (2.9)$$

雑音判定処理および出力画素 y_{ij} の決定は， m_{ij} を用いて次式に表す．ここで， T はあらかじめ設定した閾値である．

$$y_{ij} = \begin{cases} m_{ij}, & \text{if } |x_{ij} - m_{ij}| \geq T \\ x_{ij}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2.10)$$

2.4 試験画像

本研究の実験を通して共通で用いた 12 枚の試験画像を図 2.8 に示す．これらは SIDBA (Standard Image Data-BAsE) 画像 [45,46] を含み，大きさは全て 256×256 画素である．

なお，本研究の実験では，比較手法も含めた全ての手法の処理において，画像の上下左右の各辺の一定幅の範囲に雑音の付加と雑音の除去を行わない．これは，比較実験に用いる各手法の文献に，画像端の処理が一樣に定義されていないためである．雑音の付加と雑音の除去を行わない範囲は，各実験の比較手法中，最大の処理窓を用いる手法の窓の大きさに合わせる．

2.5 雑音除去性能の評価指標

雑音除去において結果画像の画質を評価するには，観察者の視覚による定性評価と，計算による評価指標を用いた定量評価の両者を行う必要がある．これまでに定量評価のための様々な評価指標が提案されているが，定性評価と定量評価は必ずしも一致せず，現在のところ観察者の知覚・認知までを十分に反映する定量評価は難しい．

ここでは，本研究の画質の定量評価で用いる PSNR (peak signal-to-noise ratio) や，雑音検出性能の評価に用いるいくつかの評価指標について述べる．

2.5.1 PSNR

まず，原画像 X と復元画像 \hat{X} との乖離を表す平均二乗誤差 (mean square error : MSE) を次式に示す．ここで，原画像 X と復元画像 \hat{X} は画像の大きさが同じである必要があ



Airplane



Barbara



Boat



Bridge



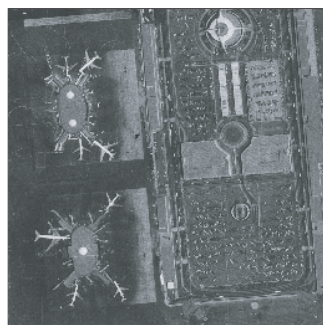
Building



Cameraman



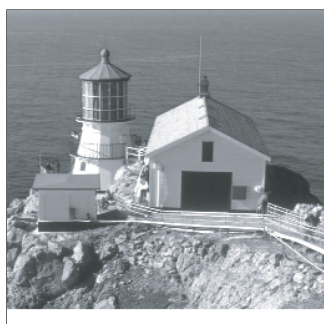
Girl



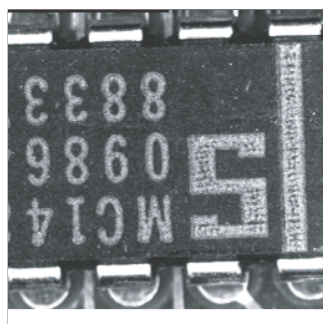
LAX



Lenna



Lighthouse



Text



Woman

図 2.8 試験画像 (256×256 画素)

Fig.2.8 The test images (256×256 pixels).

り, その大きさを $M \times N$ 画素とする.

$$\text{MSE} = \frac{1}{MN} \sum_{M=0}^{M-1} \sum_{N=0}^{N-1} (x_{ij} - \hat{x}_{ij})^2 \quad (2.11)$$

次に, MSE を用いて PSNR を次式に示す.

$$\text{PSNR}[\text{dB}] = 10 \log_{10} \frac{255^2}{\text{MSE}} \quad (2.12)$$

PSNR が高いほど, 原画像に近い画像が得られており, 定量的な雑音除去性能が高いことを表す.

2.5.2 NDA, NDE

第 3 章および第 4 章における雑音検出精度の評価では, 以下に示す雑音検出能力 (noise detection ability : NDA), および, 雑音検出誤り率 (noise detection error : NDE) を用いる [22].

$$\text{NDA} = \frac{N_d}{N_n} \quad (2.13)$$

$$\text{NDE} = \frac{N_m}{N_a} \quad (2.14)$$

ここで, 式 (2.13) の NDA の N_n は画像に加えた雑音の全画素数, N_d は正しく検出した雑音の画素数を表す. 式 (2.14) の NDE の N_a は画像の全画素数, N_m は誤検出した信号の画素数を表す. NDA は, 実際に雑音が生じていた画素のうち, 雑音が生じたと予測された割合を表す. 1 に近いほど検出性能が高い. NDE は, 全画素中のうち, 誤って雑音が生じたと予測された割合を表す. 0 に近いほど検出精度が高い.

2.5.3 再現率, 適合率, F 値

第 5 章における雑音検出精度の評価では, 再現率, 適合率, 及び, F 値を用いる. これらの評価指標に関して, 判定結果の分類に用いる混同行列を表 2.1 に示す. 同表の “Prediction” は予測による判定結果が雑音 (Noise) か信号 (Signal) のどちらであったかを表し, “Actual” は実際の判定結果がどちらであったかを表す. 例えば, Noise であると予測し, 実際の判定も Noise であった場合には, TP (true positive) として数える. または, Signal であると予測し, 実際の判定が Noise であった場合には, FN (false negative) として数える.

表 2.1 雑音検出精度の混同行列

Table 2.1 Confusion matrix of noise detection accuracy.

		Prediction	
		Noise	Signal
Actual	Noise	TP	FN
	Signal	FP	TN

再現率は、実際に雑音が生じていた画素のうち、雑音が生じたと予測された割合を表し、前節の NDA と同じである。適合率は、雑音が生じたと予測された画素のうち、実際に雑音が生じていた割合を表す。F 値は、適合率と再現率の調和平均を表す。以上で述べた評価指標は 1 に近いほど検出精度が高く、再現率と適合率はトレードオフの関係にある。

以上で述べた分類を用い、再現率 (recall), 適合率 (precision), 及び、F 値 (F-measure) を求める式を以下に表す。

$$\text{Recall} = \text{TP} / (\text{TP} + \text{FN}) \quad (2.15)$$

$$\text{Precision} = \text{TP} / (\text{TP} + \text{FP}) \quad (2.16)$$

$$\text{F-measure} = \frac{2 \cdot \text{Recall} \cdot \text{Precision}}{\text{Recall} + \text{Precision}} \quad (2.17)$$

第3章

多方向走査平均処理と 2×2 雑音検出器を組み合わせた スイッチングメジアンフィルタ

3.1 まえがき

画像センサの微細化に伴う撮像素子のばらつき，回路の熱雑音，伝送エラーなど様々な要因で，デジタル画像に雑音が付加される．それらの雑音モデルの一つとしてインパルス性雑音 [2] が想定されている．インパルス性雑音の除去にはメジアンフィルタ (median filter : MF) [5] が有効であるが，画像中の全ての画素に雑音除去 (復元) 処理を適用するため，雑音でない (信号) 画素にも処理を適用し，画像本来の信号画素を劣化させる短所がある．

この問題の改善のため，非劣化画素の劣化の抑制と雑音除去とエッジ保存を両立の目的とした拡張型の MF が提案されている．注目画素のフィルタ窓内の画素に重要度に応じた荷重を加え，原信号に近い画素が選択される可能性をより高めた荷重メジアンフィルタ [6] や，走査注目画素が雑音であるかの判定を行い，雑音の場合のみ雑音除去処理を適用するスイッチング型の MF [8] などが，それにあたる．そして更に，これらを発展させた数多くの非線形フィルタ [9–17, 22–25] が提案されているだけでなく，ニューラルネットワークを用いた手法 [28, 29]，多数決機械を用いた手法 [30] や遺伝的アルゴリズム [31, 32] を用いた手法なども提案されている．

これらの手法のうち，スイッチング型の MF を基本とする手法の多くは，インパルス性

雑音の画素濃度が周辺画素と大きく異なる確率が高い性質を利用して雑音判定を行う。基本的に、注目画素と周辺画素との濃度差を計算し、予め設定した閾値より濃度差が大きい場合に雑音除去処理を適用する。濃度差の計算や雑音判定の方法は、良好な結果を得るために適切な閾値の調整を必要とする手法が多い。手法ごとに画像や雑音が同じでも適切な閾値は異なり、同じ画像と雑音でも手法が異なれば適切な閾値は異なる。閾値を用いる手法は周辺画素との濃度差が大きければ雑音と判定するので、全ての濃度をとることでより実用的とされるランダム値インパルス性雑音（ランダム値雑音）[30,34,35] に対して有効なものが多い。また、インパルス性雑音が白や黒に近い濃度（大振幅値）をとる点に着目した手法も提案されている [22,24,25]。これらの手法は大振幅値雑音の除去に優れ、閾値の設定を必要としない反面、ランダム値雑音に対しては有効性が低下する [18,30]。さらには、閾値を用いる手法の利点を有しつつ大振幅値雑音の除去を改善した手法 [17] なども提案されている。

スイッチング型フィルタの設計において、原信号保存性と雑音除去性能を高度に両立させることは重要な課題である。これと同時に実装性の観点からアルゴリズムは簡単な方が望ましい。上記で述べたフィルタの多くは、フィルタを構成する雑音検出処理及び雑音除去処理の二つの大きな処理の両方で独自の工夫を行い、非常に良好な結果を得ている。しかしながら、それらの工夫によりアルゴリズムが複雑化する傾向にあり、実装の点で不利になりつつある。そこで、本論文では初期に提案された文献 [8] の閾値を用いる手法が簡単な処理で効果をあげている点に着目し、簡単なアルゴリズムで原信号保存性と雑音除去性能を両立させた閾値を用いるフィルタを新たに提案する。

提案法は、SMF の適応において、ラスタ走査を複数の異なる方向から行うことで走査を多方向化し、そこで得られた走査方向ごとの雑音除去画像を平均化によって統合する。この処理を本論文では多方向走査平均処理（multi-direction scanning and averaging : MSA）と呼び、この処理により、雑音検出精度の向上と雑音判定の頻度に応じた画素濃度の復元を可能とする。さらに、提案法の SMF では、 2×2 の雑音検出オペレータと再帰処理 [11] による雑音検出を用い、簡単で高い雑音除去性能を可能とする。なお、これらの処理は個々に独立して機能するのではなく、提案法の一連の処理の中で関連し機能する。

本章では、まず提案法の概要について説明し、続いて提案法で用いる 2×2 の雑音検出オペレータ、再帰処理、多方向走査平均処理の各処理について説明する。続く実験では、提案法の有効性およびパラメータ特性についての確認を行ったので、その結果を示す。有効性の確認では、ごま塩雑音だけでなく、より現実的な雑音除去を考えランダム値インパルス性雑音についても実験を行い、有効性が得られたことを示す。

3.2 提案法

提案法の処理全体の流れを図 3.1 に示す．提案法は 2 ステップで構成される．第 1 ステップでは，雑音による劣化画像 X を走査方向数 S_D の数だけ複製して，各々の劣化画像に異なる走査方向から 2×2 の雑音検出オペレータと再帰処理を用いた SMF を適用し，異なる複数の雑音除去画像 $Y(1) \sim Y(4)$ を得る．第 2 ステップでは，第 1 ステップで得られた複数の雑音除去画像を平均化により統合し結果画像 Z を得る．この複数方向の走査による雑音除去処理と雑音除去画像の平均化による統合処理を多方向走査平均処理と呼ぶ．

なお，多方向走査平均処理には走査の対称性を考えた走査方向の組み合わせ（走査セット）が存在し，これを図 3.2 に示す．処理の際は $S_D = 2$ の場合は同図の (i)~(l)， $S_D = 4$ の場合は同図の (m)，(n) のいずれかを選択し， $S_D = 8$ の場合は同図の (o) のみとなる．提

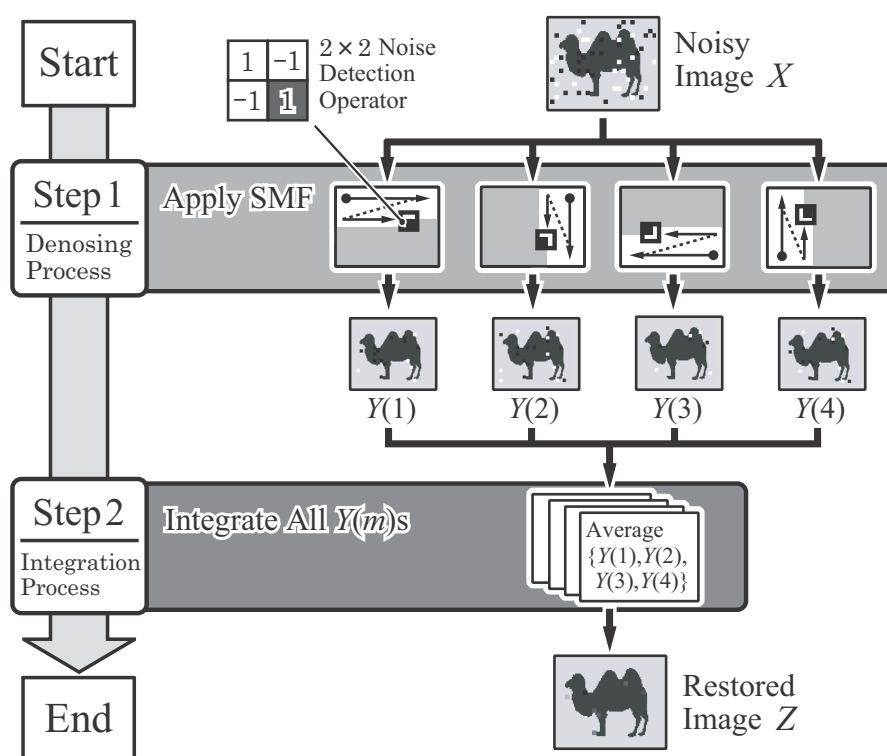


図 3.1 提案法の概要 ($S_D = 4$)

Fig.3.1 Outline of proposed method($S_D = 4$).

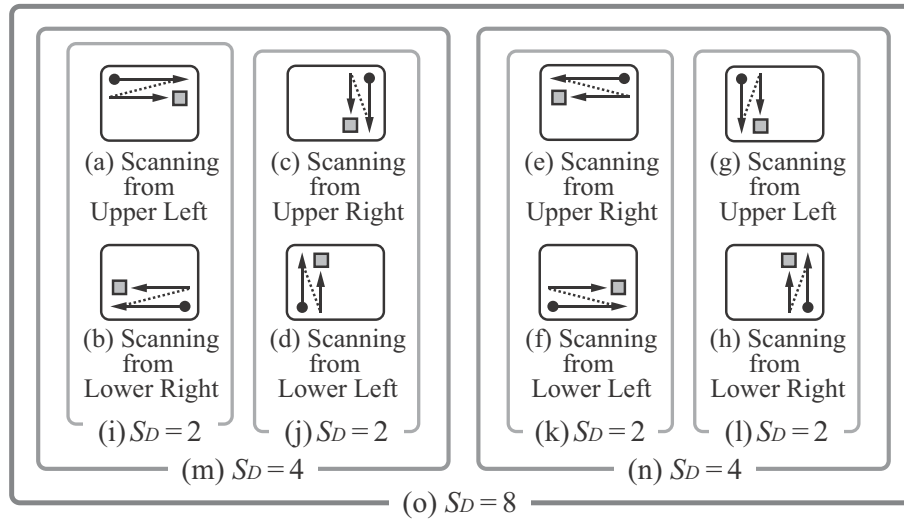


図 3.2 走査セット

Fig.3.2 Scanning sets.

案法の 2×2 の雑音検出オペレータは、1 方向の走査だけでは、走査注目点において雑音検出のための水平垂直方向の濃度差を計算しない方向が存在する。これらの濃度差を計算しない方向が存在しない走査を行うためには、同図の (i)~(n) のいずれかの組み合わせとすることが必要である。

3.2.1 処理手順

提案法の処理手順を以下に示す。

処理手順：

第1ステップ

複製した各々の劣化画像に対し、異なる走査方向から以下の処理を適用する。図 3.3 に、図 3.2(i) の場合の第1ステップにおける窓の様子を示す。図 3.3 の (a) と (b) の 2×2 の雑音窓は、注目画素を点対称とした位置関係となる。

ここで、図 3.3 の (a) を例に 1 方向あたりの SMF 処理について述べる。同図 (a) において、複製した劣化画像の一つの $X(1)$ を順次走査しながら雑音検出を行い、雑音と判定した場合、直ちに MF を適用して雑音除去処理を行う。雑音検出用の窓は注目画素と雑

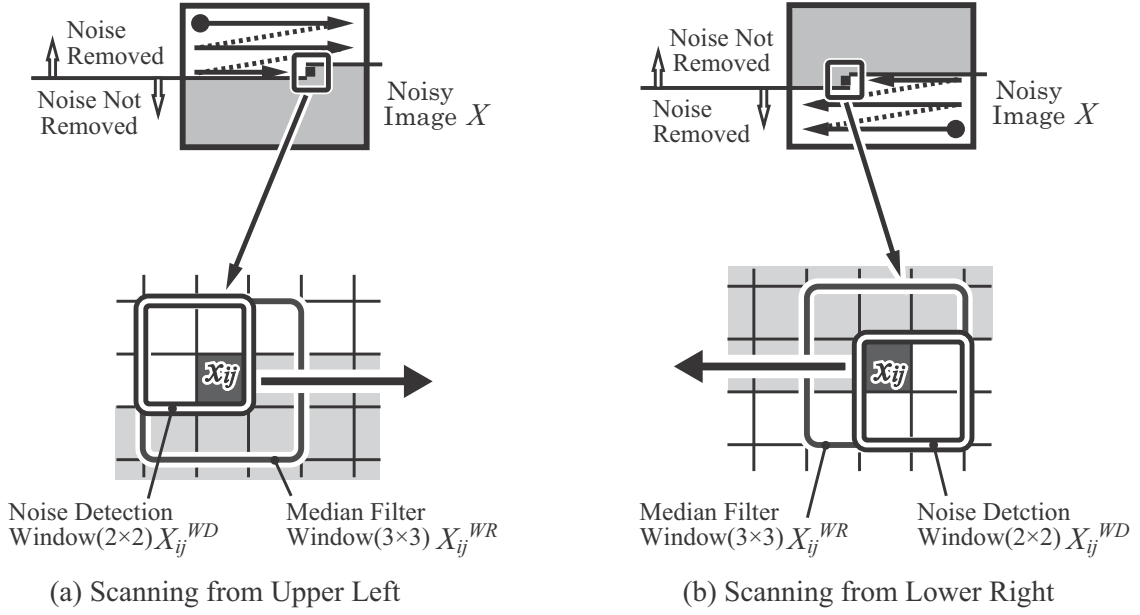


図 3.3 Step 1 における処理窓

Fig.3.3 Processing window in Step 1.

音除去済みの画素を含む 2×2 の窓，MF の窓は注目画素を中心とした 3×3 の窓とする．注目画素の位置を (i, j) ，注目画素を $x_{ij} = x(i, j)$ として，雑音検出窓の画素の集合 X_{ij}^{WD} は 2×2 ，MF の窓内の画素の集合 X_{ij}^{WR} は 3×3 となり次式で表す．

$$X_{ij}^{WD} = \{x_{ab}^{WD} = x(a, b) | i-1 \leq a \leq i, \\ j-1 \leq b \leq j\} \quad (3.1)$$

$$X_{ij}^{WR} = \{x_{cd}^{WR} = x(c, d) | i-1 \leq c \leq i+1, \\ j-1 \leq d \leq j+1\} \quad (3.2)$$

雑音検出に用いる雑音検出オペレータ D を次式に表す．

$$D = \begin{bmatrix} d_a & d_b \\ d_c & d_d \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.3)$$

雑音検出では， X_{ij}^{WD} と式 (3.3) の雑音検出オペレータ D による積和演算により，濃度差分値 f_{ij} を求める． f_{ij} を求める式を次式に表す．ここで， $*$ は積和演算子を表す．

$$f_{ij} = |X_{ij}^{WD} * D| \quad (3.4)$$

f_{ij} の値により注目画素 x_{ij} の雑音判定を行う。 f_{ij} が予め設定しておいた閾値 T_D 以上の場合、 x_{ij} は周辺画素に対して大きく異なる濃度であることから、雑音であると判定し、MF を適用した復元画素 y_{ij} を得る。なお、閾値 T_D は画像や雑音に依存する値である。ここで、 $\text{MED}(\cdot)$ は中央値を求める演算を表す。

$$y_{ij} = \begin{cases} \text{MED}(\{X_{ij}^{WR}\}), & \text{if } f_{ij} \geq T_D \\ x_{ij}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3.5)$$

復元画素 y_{ij} は入力画像 $X(1)$ へ出力するので、入力画像 X は走査済みの画素は y_{ij} で上書きされる。全ての画素を走査し終えた画像 $X(1)$ が、雑音除去画像 Y の1つである $Y(1)$ となる。上書きした y_{ij} は再帰的に検出器及び復元器で利用する。この処理を再帰処理と呼び、詳細を 3.2.3 で後述する。

同様の処理を画像 $Y(s)$ とは別の走査方向で劣化画像 $X(s)$ ($2 \leq s \leq S_D$) に適用し、走査方向数 S_D の数だけ行い、 S_D 枚の雑音除去画像 $Y(s)$ ($1 \leq s \leq S_D$) を取得する。これらの画像は全て異なる画像となる。

第2ステップ

第1ステップで得られた S_D 枚の雑音除去画像 $Y(s)$ ($1 \leq s \leq S_D$) を平均化により統合し、より改善を行った結果画像 Z を得る。画像 $Y(s)$ の注目画素を $y(s)_{ij}$ とし、画像 Z の注目画素 z_{ij} を次式に表す。ここで、 $\text{AVG}(\cdot)$ は平均値を求める演算である。

$$z_{ij} = \text{AVG}(\{y(s)_{ij} | 1 \leq s \leq S_D\}) \quad (3.6)$$

3.2.2 2×2 雑音検出オペレータによる雑音検出

インパルス性雑音はエッジと同様、周辺画素に対し急峻な濃度差をもつ画素であるが、エッジよりも濃度差が大きく画素が孤立している場合が多い。そこで、これらの特徴を見つけやすい係数のオペレータを適用し、エッジよりも濃度差が大きい画素のみに雑音検出処理を適用すれば、雑音検出型のフィルタとなる。1次微分のエッジ検出オペレータでは、縦横それぞれの方向のエッジを検出し、二乗和平方根（すなわち、 l_2 ノルム）または絶対値の和（ l_1 ノルム）を計算するが、本手法ではより簡単な積和演算のみによる雑音検出オペレータを提案する。

雑音検出窓の大きさについては、自然画像では窓サイズが小さい程、窓内の画素の濃度の分散が小さくなる傾向にあり、近い濃度の画素の集合である場合が多くなる。したがって、検出窓が小さい程、窓周辺のエッジ等の濃度変化を窓内に含む可能性が減り、濃度変

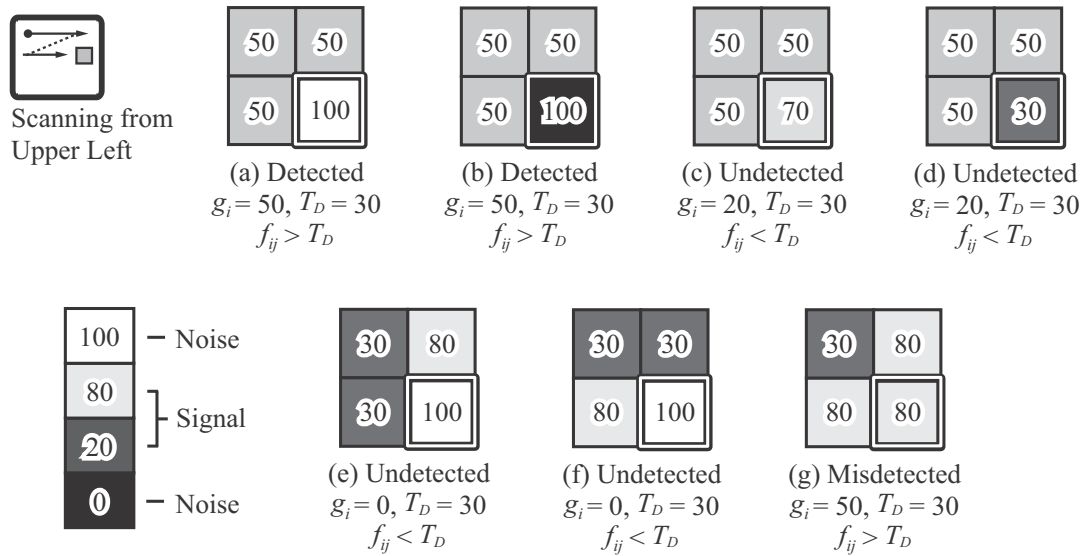


図 3.4 2×2 雑音検出オペレータによる雑音検出の例

Fig.3.4 Example of noise detection using by 2×2 noise detection operator.

化の影響の少ない雑音検出が可能となる。この理由から、提案法の雑音検出窓は縦横それぞれの方向の差分が同時に計算できる最小サイズの 2×2 の窓とした。

雑音検出オペレータ D の係数は、注目画素 d_d とその周辺画素との差分を求める 2×2 の係数を幾つか想定し、先行実験により定量評価において画質が最も良好であった Haar wavelet 変換 [44] の HH 成分をもとにした式 (3.3) の係数とした。

式 (3.3) の雑音検出オペレータ D による雑音検出について、図 3.4 に例を示して説明する。同図の (a) と (b) は、雑音検出オペレータ D における雑音除去済み画素 $d_a \sim d_c$ が平坦な濃度変化で、 d_d のみが雑音で大きく異なる濃度であるため d_d は雑音と判定される場合である。同図の (c) と (d) は、雑音除去済み画素 $d_a \sim d_c$ が平坦な濃度変化で、 d_d も画素 $d_a \sim d_c$ に近い濃度の信号であるため d_d は信号と判定される場合である。注目画素が信号であっても、同図の (a) や (b) の場合には誤検出となり、注目画素が雑音であっても同図の (c) や (d) の場合には未検出となるが、画像の平坦な部分では、自然画像と雑音の性質から同図の (a)~(d) のいずれかとなる確率が高く、概ね正しい雑音検出が行われる。

画像の平坦部に対して、エッジ部では未検出や誤検出が生じやすくなる。同図の (e)~(g) はそれらの例である。同図 (e) や (f) のように、注目画素が雑音検出オペレータ D の d_b または d_c のどちらか一方の画素濃度が注目画素に近い場合には、 f_{ij} は小さな値となり雑音として検出されない。また、注目画素 d_d と d_b 及び d_c の画素濃度が近く d_a

のみが大きく異なる場合, f_{ij} は大きな値となり雑音として検出される. このようにエッジ部では近傍画素の濃度差が平坦部よりも大きいため, 未検出や誤検出となる確率が高くなるが, 基本的に自然画像では雑音よりもエッジの濃度差が大きくなることは少ない. また, 同図 (e) や (f) のような垂直または水平方向のエッジが連続し続けることも少ない. さらは, 3.2.4 の多方向走査平均処理で後述するが, ある走査方向で誤判定した場合でも他の走査方向では正しい判定が行われれば, 第2ステップでそれらを平均化することで, 誤判定の影響を抑制することができる. 以上のように同図 (e)~(g) の場合のような誤判定の影響は, 画像全体の規模に比べると少ないと考えられることから, 本手法では誤判定した際の補正処理等は行わない.

3.2.3 再帰処理

スイッチング型フィルタの改善の一手法として, 復元済みの画素を走査中の入力画像に上書きする手法を橋本らが文献 [11] で再帰処理と呼び提案している. 図 3.5(a) に再帰処理を用いない場合, 同図 (b) に再帰処理を用いる場合の注目点付近の処理例を示す. 同図 (a) は処理窓内に雑音があるまま残っているが, 同図 (b) は走査済みの画素が雑音除去済みの画素で上書きされ, 窓内の雑音が少なくなっている. 再帰処理を用いると, 雑音検出及び除去に必要な窓内の雑音画素が減り, 検出及び復元性能の改善が期待できる.

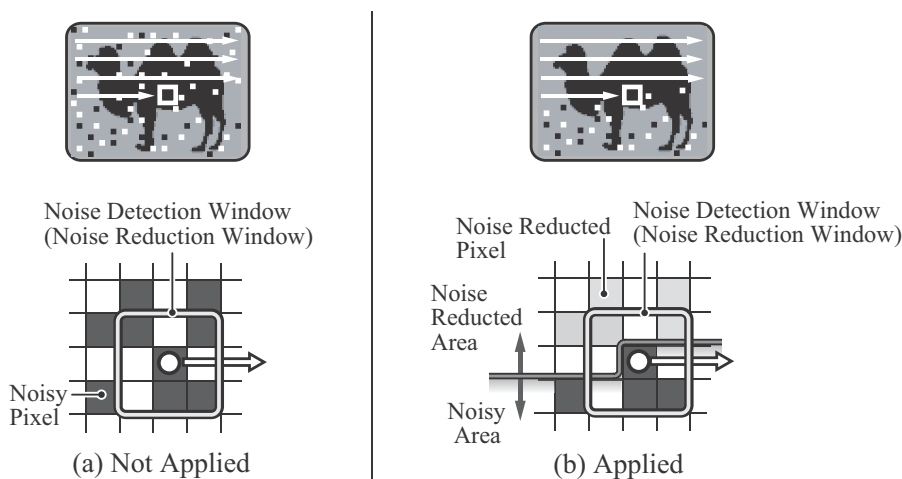


図 3.5 再帰処理

Fig.3.5 Recurrent implementation.

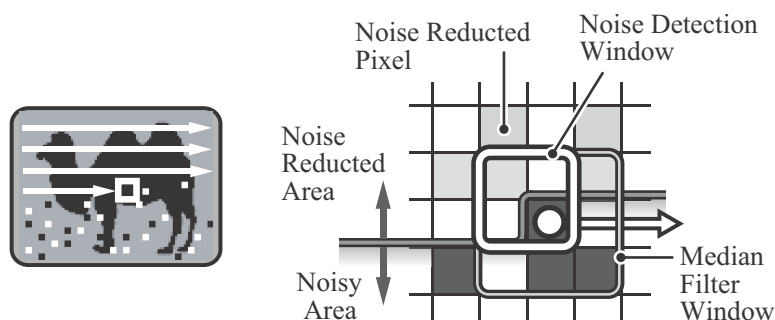


図 3.6 提案法における再帰処理

Fig.3.6 Recurrent implementation of our method.

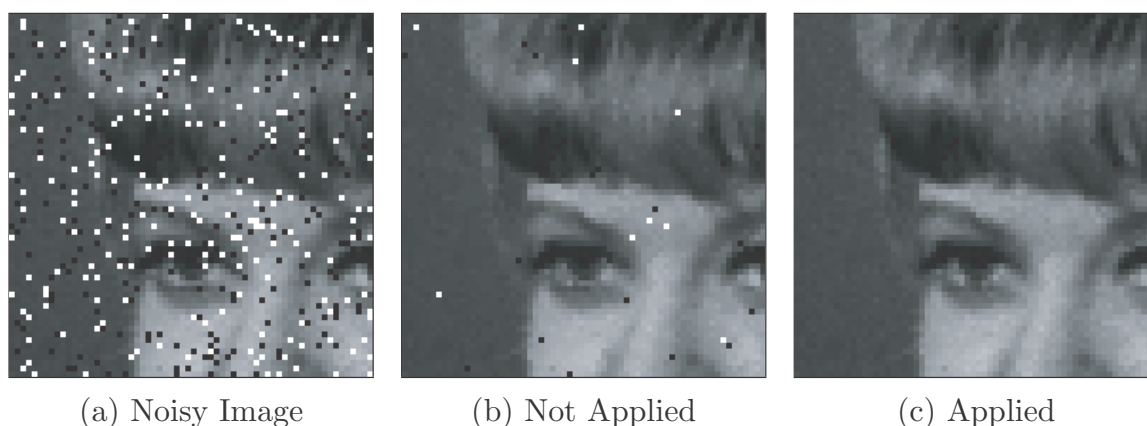


図 3.7 再帰処理の適用結果

Fig.3.7 Result of applying recurrent implementation.

提案法の 2×2 の検出窓は、走査注目点を中心に非対称な形をしている。 2×2 の検出窓の濃度差を求める方向を走査済みの方向とし、再帰処理と組み合わせると図 3.6 のように、 2×2 の検出窓内の画素の殆どは雑音を除去済みの画素となる。

この 2×2 の検出窓と再帰処理の組み合わせにより、検出窓内の雑音の影響を減少させた雑音検出ができる。また、雑音除去時に MF を適用する際も、再帰処理により MF 窓内の雑音を減少させていることから、中央値に雑音を選択される可能性も低くなる。

図 3.7 に先行実験における再帰処理を適用した場合の結果の例を示す。同図 (a) はごま塩雑音を加えた入力画像、同図 (b) は再帰処理を適用しない場合の結果、同図 (c) は再帰処理を適用した場合の結果である。同図 (b), (c) の両者の走査セットは未検出の雑音の

確認のため、図 3.2(a) の $S_D = 1$ とした。閾値 T_D は、どちらの場合も再帰処理を適用した場合の最適値である $T_D = 32$ とした。同図 (b) は雑音が残っているが、これらの多くは隣り合った連続する雑音である。前述の 3.2.2 の図 3.4(e) 及び (f) で示した 2×2 雑音検出オペレータによって雑音検出ができない場合にあたる。これに対し、図 3.7(c) では再帰処理を適用しているため、図 3.4(e) 及び (f) のような雑音検出ができない場合が大きく減少し、確実に雑音除去ができるようになる。

3.2.4 多方向走査平均処理

提案法の 2×2 雑音検出オペレータは注目画素を中心とし非対称であるため、走査方向を変えれば、異なる雑音検出結果となり、これにより得られる雑音除去画像も異なること

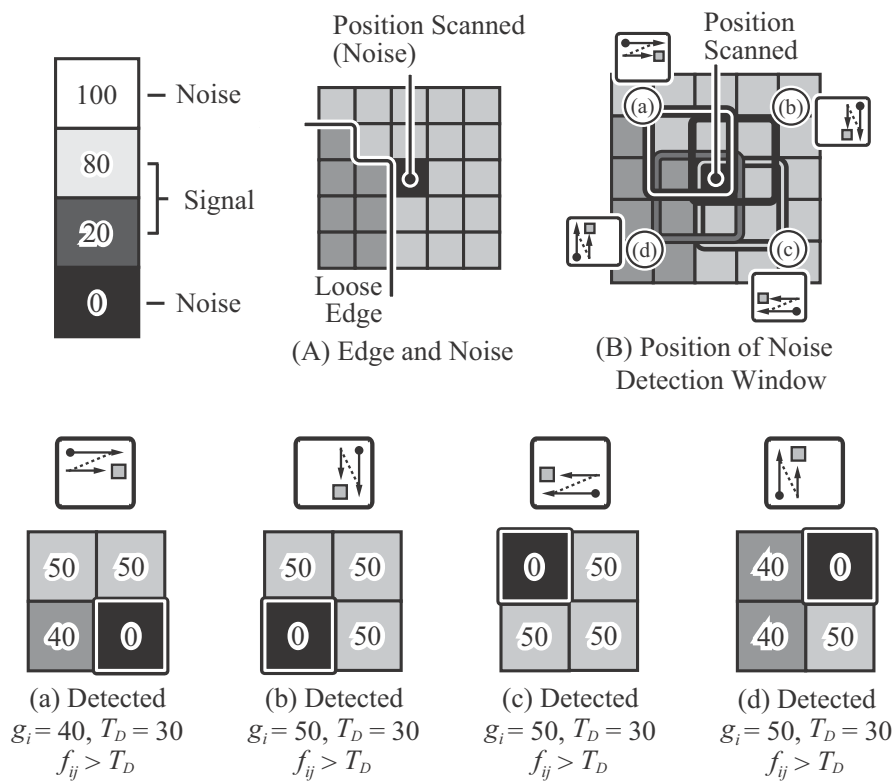


図 3.8 多方向走査の処理例 (1) 全走査方向で雑音検出できる場合 ($T_D = 3$ で雑音判定)

Fig.3.8 Example of multi-direction scanning (1) In case of detecting noise with all scanning directions (noise detection with $T_D = 3$).

になる。この走査方向による検出結果の違いは、濃度変化の少ない平坦な箇所では起きにくく、エッジ周辺で発生する確率が高い。これらの簡略化した処理例を図 3.8, 図 3.9, 及び、図 3.10 に示す。

図 3.8 は、平坦部の雑音判定の例である。図 3.8(a)~(d) の 4 方向それぞれの濃度差分値 f_{ij} に違いはあるものの、4 方向の判定の内、全ての走査方向で正しく雑音を検出している。このように、濃度変化の少ない平坦な箇所での雑音検出結果の差異は小さく、どの方向からの走査でも高い確率で雑音検出できる可能性が高い。

図 3.9 及び、図 3.10 は、エッジ部の雑音判定の例である。図 3.9 は、同図の (a) の走査方向で検出できなかった (未検出) 雑音を、同図の (b)~(d) の他の走査方向で検出できる例である。図 3.10 は、同図の (a) の走査方向で誤って検出した (誤検出) 雑音を、同図の (b)~(d) の他の走査方向では検出せず正しい雑音判定をしている例である。

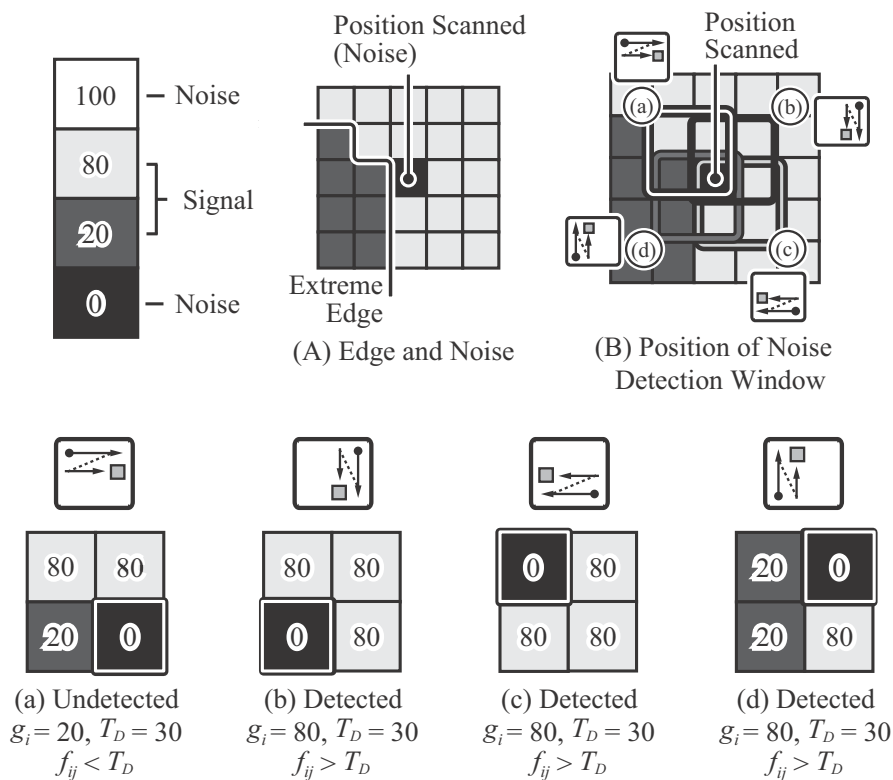


図 3.9 多方向走査の処理例 (2) 未検出を含む場合 ($T_D = 3$ で雑音判定)

Fig.3.9 Example of multi-direction scanning (2), In case of including a direction which cannot detect a noise (noise detection with $T_D = 3$).

図 3.8 の例では平坦部の中の孤立した雑音であるので、全ての走査方向で雑音と判定され、いずれの走査方向でも画像中の雑音は MF を適用した画素に置き換わる。全ての方向で雑音除去した画素は復元画素に置き換わっているため、最終的な画素値は全ての復元画素の画素値の平均となり雑音の影響は少ない。このような画素では復元が強く働く。これに対し、図 3.9 及び図 3.10 の例ではエッジに隣接した雑音であるので、走査方向によって MF を適用する場合と適用しない場合が混在する。一部の方向の画素は雑音除去を適用していない画素であるため、最終的な結果は復元前の画素と復元画素の画素値の平均となり、MF を適用した方向数が少ないほど復元前の画素に近くなる。このような画素では復元が弱く働く。

雑音とエッジは、周辺画素に対して大きな濃度差を持つ点で性質が一致するが、雑音の方が濃度差が大きい傾向にある。したがって、多方向走査平均処理では注目画素が雑音の

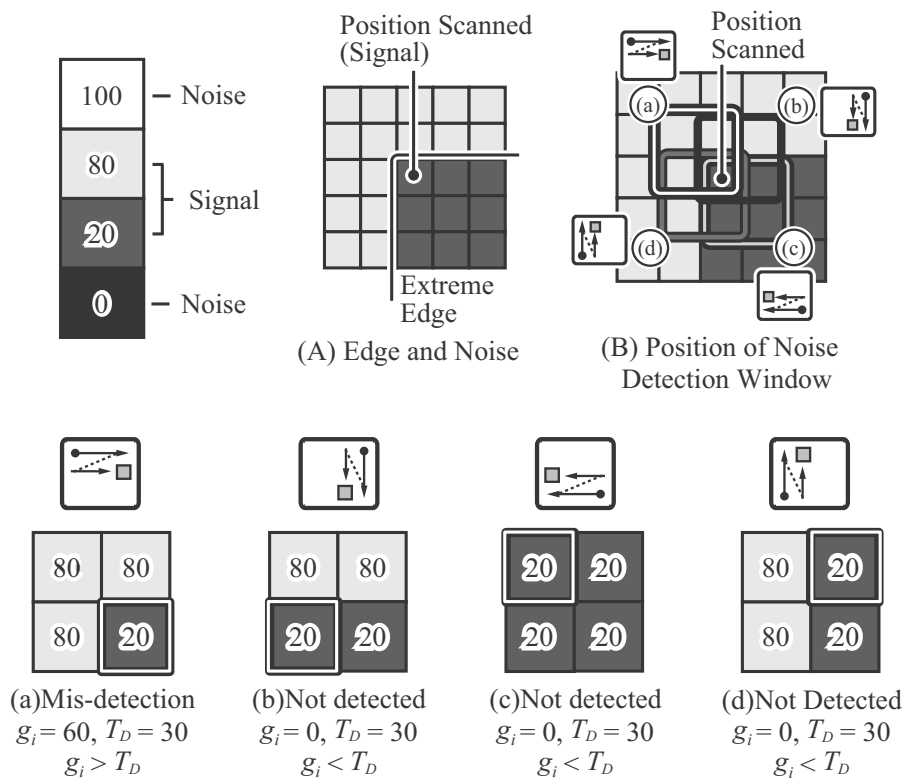


図 3.10 多方向走査の処理例 (3) 誤検出を含む場合 ($T_D = 3$ で雑音判定)

Fig.3.10 Example of multi-direction scanning (3), In case of including a direction which mistake a signal as noise (noise detection with $T_D = 3$).

場合、濃度差が大きいため、多くの走査方向で MF を適用されて復元が強く働く。一方、エッジの場合、濃度差が雑音よりも小さいため、いくつかの方向で誤検出が生じたとしても、残りの走査方向では誤検出が生じずに少ない走査方向で MF を適用されて復元が弱く働く。このように多方向走査平均処理では、雑音の可能性に応じた復元を行う。

3.2.5 走査セットにおける走査方向数の上限

多方向走査平均処理の走査セットにおける走査方向数の上限について述べる。走査セットは、雑音検出時に全ての水平垂直方向の濃度差を計算する組み合わせとすると、図 3.2 の走査セットの組み合わせのみとなる。 $S_D = 2, 4, 8$ の違いについては次のようになる。 $S_D = 2$ の場合、2つの走査方向の 2×2 の雑音検出オペレータにより、全ての水平垂直方向の濃度差を計算するが、水平垂直方向の濃度差の組み合わせを全て網羅しない。 $S_D = 4$ の場合、水平垂直方向の濃度差の組み合わせを全て網羅するが、再帰処理により上書き処理される領域のパターンを全て網羅しない。 $S_D = 8$ の場合、水平垂直方向の濃度差の組み合わせ、及び、再帰処理により上書き処理される領域のパターンを全て網羅する。

雑音検出窓内の注目画素以外の画素を非劣化画素とする走査方向として、水平、垂直方向以外に、斜め 45 度の走査が 8 方向考えられる。しかし、斜め 45 度走査のいずれかは、水平、垂直方向走査のいずれかと、SMF 適用窓の状態が一致する。その一例を図 3.11 に示す。同図では、図 3.2(a) の SMF 適用窓の様子が図 3.11(a) となり、それと一致する斜

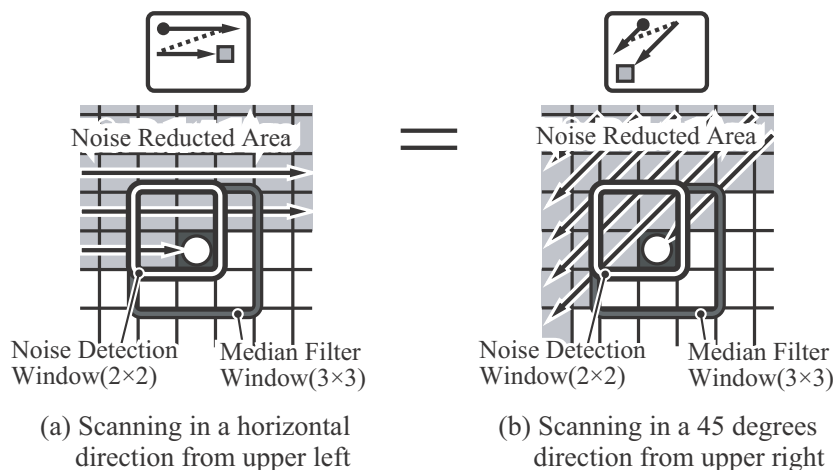


図 3.11 走査方向の違いと結果の等価性

Fig.3.11 Equivalence of the data between scanning(a) and scanning(b).

め 45 度の走査方向の SMF 適用窓の様子が同図 (b) となる。同様に、図 3.11 に示される以外の、斜め 45 度 7 方向に関しても、水平、垂直方向走査のいずれかと、1 対 1 で対応する。雑音検出窓内の注目画素以外の画素を非劣化画素とする走査ができないことから、水平、垂直、斜め 45 度以外の方向の走査は行えない。以上より、本手法の第 1 ステップの走査方向の組み合わせは、図 3.2(i)~(o) の 7 セットとなる。

3.3 実験

本節では、提案法に関する実験、他手法との比較実験について述べる。なお、本節を通じて、第 2 章の図 2.8 に示した 12 枚の試験画像を使用した。

3.3.1 他手法との比較

インパルス性雑音の割合 p 及び階調変動率 v を変化させ、提案法の雑音除去性能を他手法と比較した。比較手法は、閾値を用いるフィルタ、及び、大振幅値に着目するフィルタから選択した。簡単のため、以下のように略して記載する。参考のため、通常の中値フィルタ (MF) [2] も選択した。

- 閾値を用いるフィルタ
 - ・ PSM (progressive switching median filter) [9].
 - ・ ANID (a new impulse detector for switching median filter) [12].
 - ・ R-EPR (rank-orderd logarithmic difference and edge preserving regularization) [15, 31]*1.
 - ・ Proposed (提案法) [18].
- 大振幅値に着目するフィルタ
 - ・ MAX-MIN 法 [22].
 - ・ BDND (boundary discriminative noise detection) [24].
 - ・ I-BDND (Improved BDND) [25].

付加する雑音の割合を $p = 0.1, 0.3, 0.5$ とし、各 p において階調変動率 v を変化させ、各比較手法で雑音除去を行った。雑音検出窓が最大である BDND に合わせ、試験画像の周辺 10 画素には雑音の付加と雑音除去フィルタの適用を行わない。階調変動率 v は、ご

*1 本実験では、ROLD 値の計算に正規化を省いたより簡単な文献 [31] の方法を用いた。

ま塩雑音に一致する $v = 0.0$ から全階調のランダム値雑音となる 0.5 まで 0.05 ずつ増加させた。 v によるごま塩雑音からランダム値雑音への変化により、雑音の濃度値の変化に対する雑音除去性能の安定性も考慮した。

各手法は、画像や雑音の割合に応じた閾値等のパラメータを設定する必要がある。画像ごとや雑音の割合ごとに、 $v = 0.0$ のごま塩雑音で、各手法の PSNR が最も良くなるパラメータ（以降、 $v = 0.0$ 最適パラメータと呼ぶ）を総当たり式に見つけ、 $v = 0.0$ 最適パラメータを適用したまま、 $v = 0.5$ となるまで v を増加させ雑音除去を行った。パラメータを探索する範囲は、各手法の文献 [9, 12, 15, 22] のパラメータ設定範囲を含む範囲よりやや広い範囲とした。各手法の検出器の窓サイズは、各手法の文献 [9, 12, 15, 22, 24, 25] を参考に次のように PSNR が最も良くなる窓サイズを設定した。

- ・ PSM, R-EPR : 両者ともに 3×3 と 5×5 を比較し、良好な結果が得られた窓サイズを選択した。 $p = 0.1, 0.3$ で 3×3 , $p = 0.5$ で 5×5 とした*²。
- ・ ANID : $3 \times 3 \sim 9 \times 9$ の範囲で最良の窓サイズを選択した。
- ・ MAX-MIN : $3 \times 3 \sim 7 \times 7$ の範囲で最良の窓サイズを選択した。

復元器の窓サイズは、文献で値が示されているもの [15, 24, 25] 以外は、PSM が文献 [9] にて 3×3 画素で復元を行っていることから、標準的な 3×3 に統一した。

繰り返し処理を行う PSM, MAX-MIN, R-EPR の繰り返し回数は、次の範囲の中から画像と雑音の割合ごとに PSNR が最も良くなる値を選択した*³。

- ・ PSM, MAX-MIN : 1~3 回
- ・ R-EPR : 1~7 回

Proposed の走査方向数は復元精度の高い $S_D = 4$ とし、図 3.2 の (m) の走査セットを選択した。また、閾値 T_D の範囲は、 $0 \sim 80$ の 4 刻みとし、復元窓の大きさは 3×3 に統一した。

*² PSM の原論文では $p = 0.3$ 付近で適切な検出窓サイズが 3×3 から 5×5 へと変わるとある。また、R-EPR の原論文では $p = 0.25$ で検出窓サイズを 3×3 から 5×5 に変えている。但し、本実験における $p = 0.3$ の結果では、PSM, R-EPR 両者とも 3×3 窓の方が僅かに上回ったことから、このパラメータ設定とした。

*³ PSM の原論文では、繰り返し回数を $S_D = 3$ と固定して実験を行っているが、本実験で確認したところ、 $S_D < 3$ の方が、PSNR が良好な結果が得られる場合が確認できた。MAX-MIN, R-EPR の繰り返し回数についても同様であったため、総当たり式に PSNR が最良となるものを選択した。

a) 定性評価

まず、視覚的に結果画像の評価を行う。提案法の有効性が高い画像 Girl について、図 3.12 に比較のための拡大箇所を示す。各手法の結果について、 $p = 0.3$, $v = 0.0$ （ごま塩雑音）の場合の結果を図 3.13 に、 $p = 0.3$, $v = 0.5$ （ランダム値雑音）の場合の結果を図 3.14 に示す。各手法の PSNR も図に併記した。

図 3.13 のごま塩雑音の場合、(c)PSM, (e)R-EPR, (f)MAX-MIN, (i)Proposed の 4 つの手法の視覚的に良好である。これらの結果の中では、MAX-MIN が最も鮮明であるが僅かに雑音が残っている。Proposed は MAX-MIN に比べるとややぼけているが雑音は除去できている。視覚的な差が少ないため PSNR で評価した場合、Proposed の順位は 4 手法中 2 番目となる。また、全 8 手法中の順位においても 2 番目と上位であり、比較的良好である。

図 3.14 のランダム値雑音の場合では、(c)PSM, (e)R-EPR, (i)Proposed の 3 つの手法が視覚的に良好である。これらの手法は画像の劣化を抑制しつつ雑音除去ができている

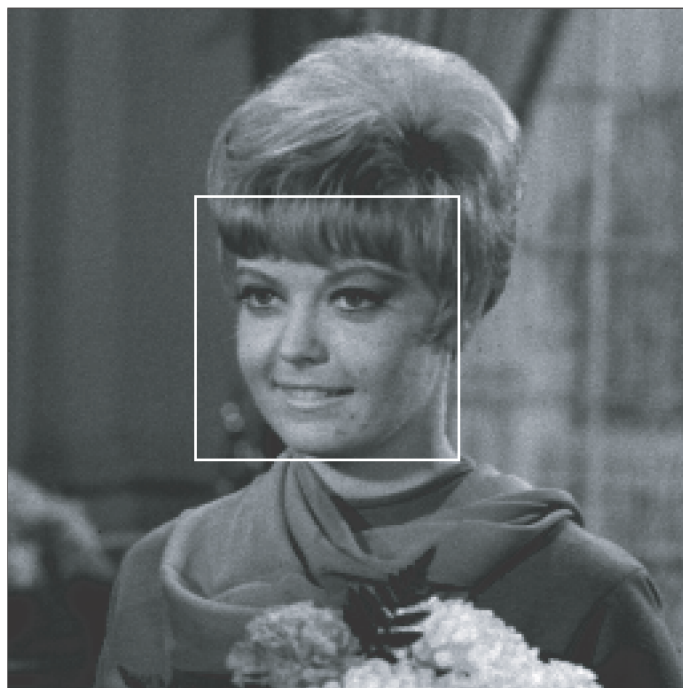


図 3.12 定性評価のための画像 “Girl” の拡大部分

Fig.3.12 Enlarged part of image “Girl” for qualitative comparison.

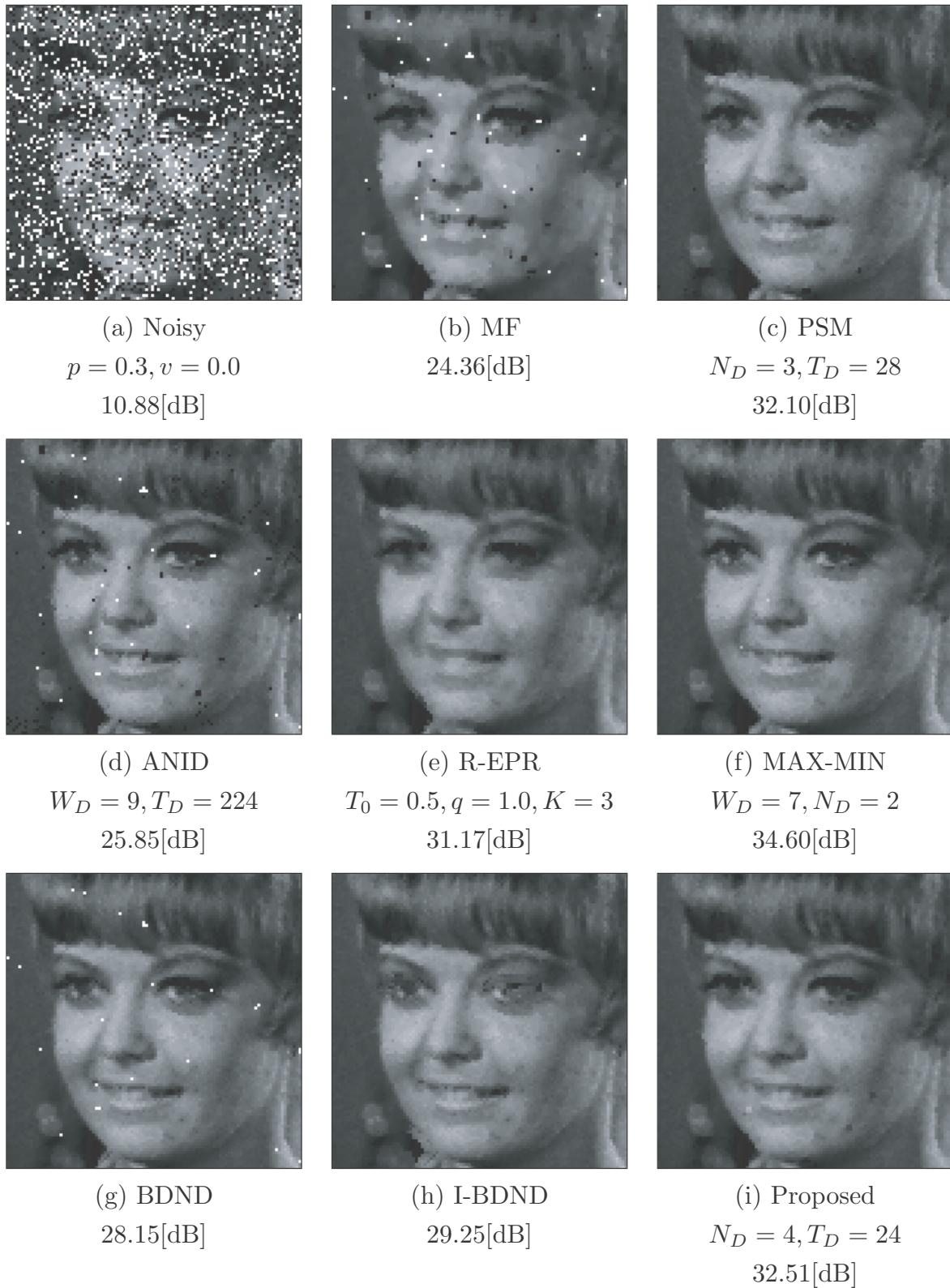


図 3.13 結果画像の定性的な比較 (Girl の画像の一部拡大; ごま塩雑音: $p = 0.3$)

Fig.3.13 Qualitative comparison of result (a closeup image of Girl; salt and pepper noise: $p = 0.3$).

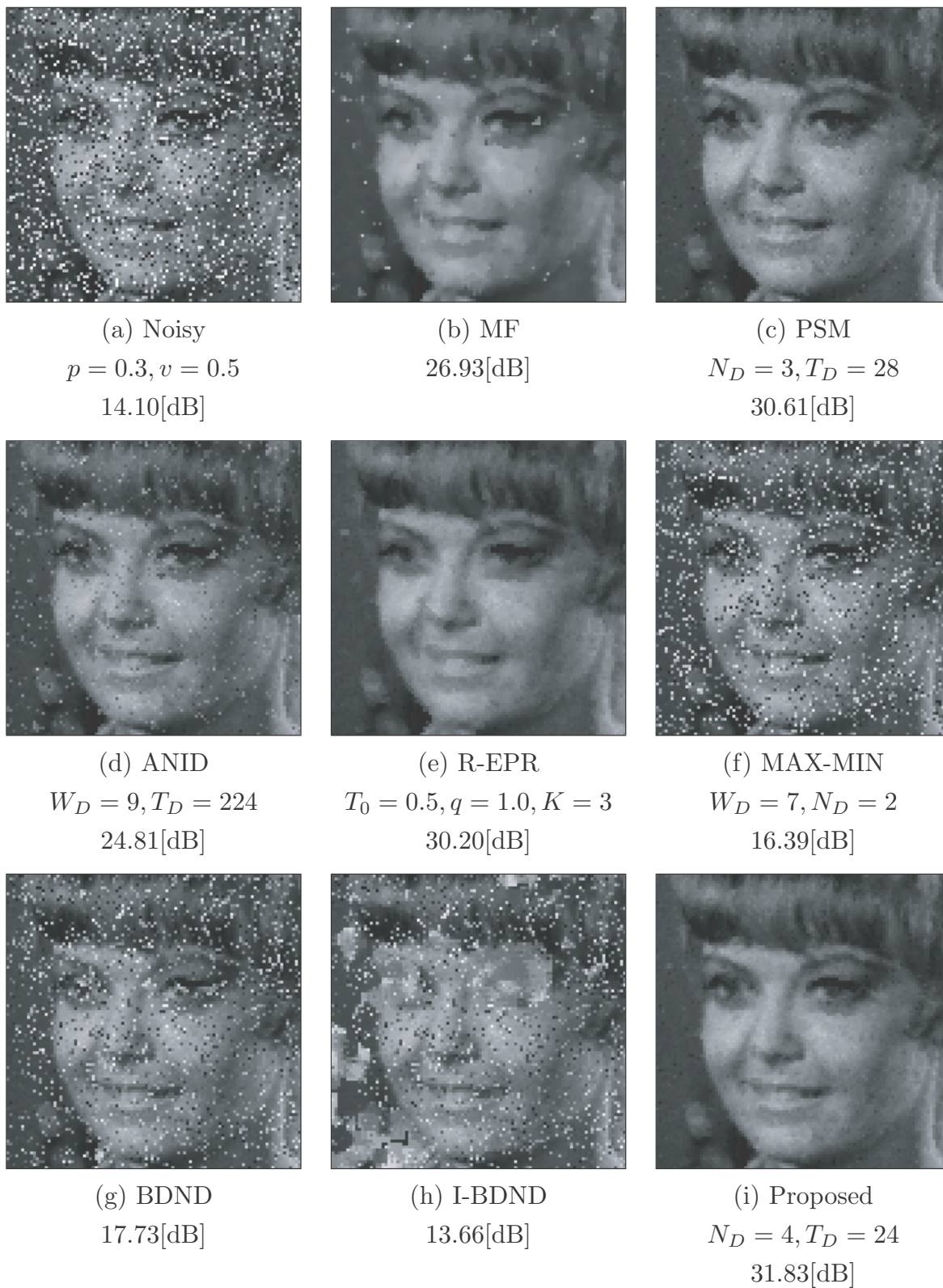


図 3.14 結果画像の定性的な比較 (Girl の画像の一部拡大; ランダム値雑音: $p = 0.3$)

Fig.3.14 Qualitative comparison of result (a closeup image of Girl; random valued noise: $p = 0.3$).

が、その中において Proposed が最も鮮明である。ごま塩雑音の比較と同様、PSNR で評価した場合、Proposed の PSNR の順位は 3 手法中 1 番目となる。全 8 手法中の順位においても 1 番目と最も良好である。

b) 画質の定量評価

図 3.15 に、雑音の割合 p ごとの各フィルタの階調変動率 v と 12 画像の平均 PSNR との関係を示す。同図 (a) $p = 0.1$ の $v = 0.0 \sim 0.10$ の場合と、同図 (c) $p = 0.5$ の $v = 0.0 \sim 0.05$ の場合を除いた全ての場合において、Proposed の PSNR は最も良好な値を得ている。

雑音の割合が少ない同図 (a) $p = 0.1$ において、 $v = 0.0 \sim 0.05$ では MAX-MIN 法や BDND が提案法を上回るが、それ以上の v では提案法が最も良好な PSNR を得ている。特に全階調のランダム値雑音となる $v = 0.5$ の付近において、Proposed は良好な PSM や ANID を約 1.5[dB] 上回り、さらに良好な R-EPR を僅かに上回る。雑音がやや多い同図 (b) $p = 0.3$ においては、 $v = 0.0 \sim 0.05$ で良好な MAX-MIN 法や BDND と同等の PSNR を Proposed は得ており、全ての v において良好な PSM や R-EPR を全体的に 0.7~1[dB] 上回る。雑音が多い同図 (c) $p = 0.5$ においては、全体的に Proposed と他の手法の差は小さくなるが、概ね上位である。

以上より、Proposed の雑音除去性能は全般的に高いといえる。また、Proposed, R-EPR, PSM は、 v の変化に対して安定した PSNR を得ており、雑音の濃度値にある程度の幅がある場合においても、安定した雑音除去性能が得られることが確認できる。なお、これらは全て閾値を用いるフィルタである。

画像ごとの詳細な PSNR の比較として、 $p = 0.3, v = 0.0$ のごま塩雑音の結果を表 3.1 に、 $p = 0.3, v = 0.5$ のランダム値雑音の結果を表 3.2 に示す。各表の画像ごとに各手法の PSNR の順位も併記する。表 3.1 のごま塩雑音の各画像における Proposed の順位は、1 位 1 画像、2 位 4 画像、3 位 4 画像、4 位 3 画像で、比較的上位である。表 3.2 のランダム値雑音の Proposed の順位は、1 位 9 画像、2 位 3 画像で、どの画像においても良好な結果が得られている。

c) 雑音の検出精度

最後に、各手法の雑音検出精度について、図 3.16 に NDA、図 3.17 に NDE の比較を示す。全体的な傾向をみると、NDA については、全ての手法で v の増加に対して NDA が減少する。PSM, ANID, R-EPR, 及び、Proposed の閾値型の手法は、NDA の減少

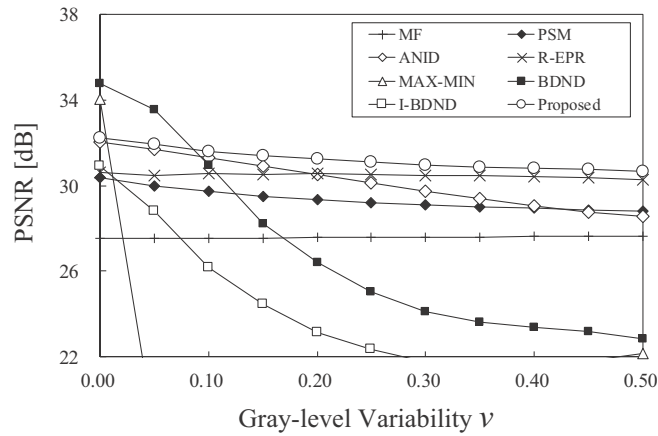
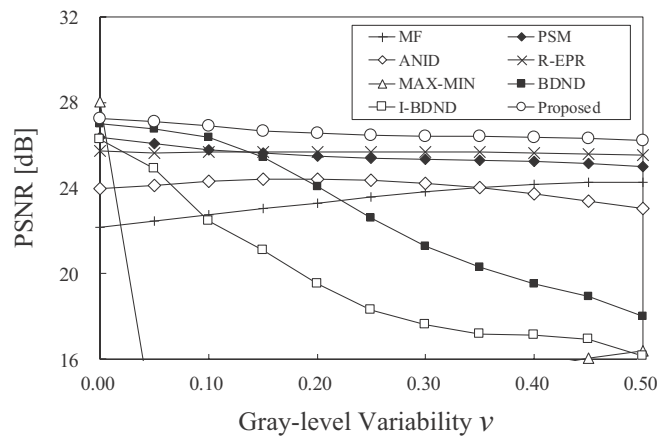
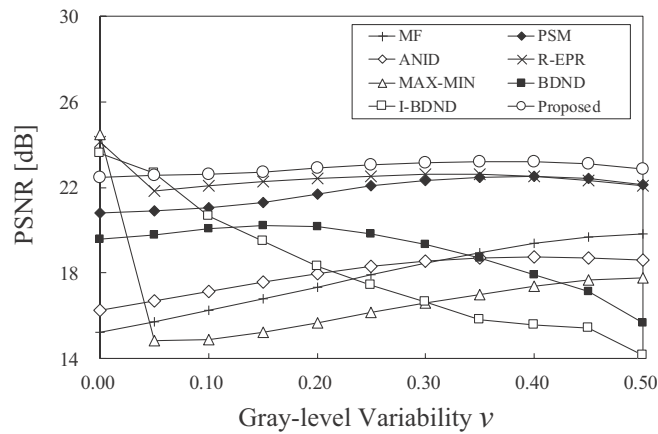
(a) $p = 0.1$ (b) $p = 0.3$ (c) $p = 0.5$

図 3.15 12 画像の平均 PSNR

Fig.3.15 PSNR, Mean of 12 test images.

表 3.1 画像ごとの PSNR の比較 (ごま塩雑音: $p = 0.3$)Table3.1 Comparison of PSNR for images (salt and pepper noise: $p = 0.3$).

Method	Air-plane	Barbara	Boat	Bridge	Building	Camera-man	Girl	Lax	Lenna	Lighthouse	Text	Woman
MF	22.4(8)	21.1(8)	23.7(8)	20.6(8)	23.1(8)	21.6(7)	24.4(8)	20.1(8)	23.5(8)	20.7(8)	21.4(7)	23.6(8)
PSM	25.8(5)	23.5(5)	29.8(4)	23.4(4)	28.4(2)	24.3(5)	32.1(3)	22.1(6)	29.6(4)	22.9(4)	24.6(3)	29.7(3)
ANID	23.9(7)	23.1(6)	25.7(7)	22.6(7)	25.0(6)	23.2(6)	25.9(7)	22.0(7)	25.2(7)	22.5(6)	22.8(6)	25.6(7)
R-EPR	25.7(6)	23.1(7)	28.9(6)	22.9(6)	27.4(4)	24.4(4)	31.2(4)	22.1(5)	27.9(6)	22.9(4)	24.3(4)	28.1(4)
MAX-MIN	29.5(1)	26.7(2)	31.6(2)	26.2(1)	25.2(5)	27.9(1)	34.6(1)	25.5(2)	31.8(2)	23.3(3)	23.3(5)	30.9(1)
BDND	29.1(2)	26.1(3)	29.8(4)	25.5(2)	27.5(3)	26.2(2)	28.2(6)	24.7(3)	28.9(5)	24.3(1)	25.7(1)	28.1(5)
I-BDND	28.9(3)	27.6(1)	33.3(1)	23.3(5)	23.5(7)	21.3(8)	29.3(5)	26.5(1)	33.0(1)	21.7(7)	19.5(8)	27.4(6)
Proposed	27.1(4)	24.9(4)	30.4(3)	24.3(3)	29.2(1)	25.6(3)	32.5(2)	23.0(4)	29.9(3)	24.1(2)	25.6(2)	30.4(2)

表 3.2 画像ごとの PSNR の比較 (ランダム値雑音: $p = 0.3$)Table3.2 Comparison of PSNR for images (random valued noise: $p = 0.3$).

Method	Air-plane	Barbara	Boat	Bridge	Building	Camera-man	Girl	Lax	Lenna	Lighthouse	Text	Woman
MF	24.4(4)	22.7(4)	27.3(3)	22.0(4)	25.3(4)	23.3(4)	26.9(4)	21.4(5)	26.5(4)	22.0(4)	22.5(4)	26.8(3)
PSM	25.4(3)	22.8(3)	26.7(4)	22.7(3)	26.8(3)	23.6(3)	30.6(2)	21.7(3)	27.4(3)	22.4(3)	24.0(3)	25.8(4)
ANID	23.3(5)	22.5(5)	25.0(5)	21.9(5)	23.9(5)	21.7(5)	24.9(5)	21.6(4)	24.6(5)	21.4(5)	21.3(5)	24.9(5)
R-EPR	25.7(2)	23.2(2)	28.7(1)	22.7(2)	27.1(2)	24.6(1)	30.2(3)	22.3(2)	27.5(2)	22.9(2)	24.1(2)	27.7(1)
MAX-MIN	16.1(8)	16.4(8)	18.5(8)	15.9(7)	16.0(8)	16.1(7)	16.4(7)	15.9(8)	17.6(8)	15.7(7)	14.4(7)	18.1(8)
BDND	18.3(6)	18.1(6)	19.7(6)	17.3(6)	18.4(6)	17.9(6)	17.7(6)	17.4(6)	18.7(6)	17.6(6)	15.9(6)	19.1(6)
I-BDND	16.8(7)	18.0(7)	19.6(7)	15.3(8)	16.4(7)	12.5(8)	13.7(8)	16.4(7)	18.1(7)	15.6(8)	13.1(8)	18.5(7)
Proposed	26.8(1)	24.3(1)	28.7(2)	23.9(1)	28.0(1)	24.0(2)	31.8(1)	23.0(1)	28.5(1)	23.6(1)	25.3(1)	27.0(2)

が小さく, MAX-MIN, BDND, 及び, I-BDND の大振幅型の手法の NDA の減少が大きい. NDE については, R-EPR, I-BDND を除いた全ての手法で, 全ての p において v の増加に対して NDE が僅かに増加する. v の増加に対する雑音検出精度の低下は, 閾値型の手法の方が少ないといえる. なお, v の増加に伴う雑音検出性能の低下の理由は, v の増加によって, 大振幅濃度の雑音の減少し, 画像本来の画素濃度に近い階調の雑音が増加するため, いずれの手法においても雑音検出が難しくなるためである.

Proposed の傾向をみると, 他の手法よりも NDA, NDE 共に高いことから, 雑音検出能力も高いが誤検出も多い手法といえる. この理由は, 正誤両者の検出数の数え方に原因があり, 同じ位置の画素について, 全ての走査方向で重複して検出した場合も, 一部の方向において検出した場合も, 同様に 1 回の検出として数えたためである. 次節の実験にお

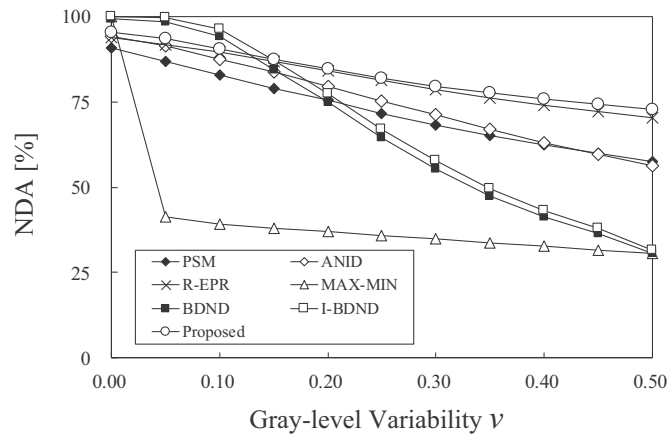
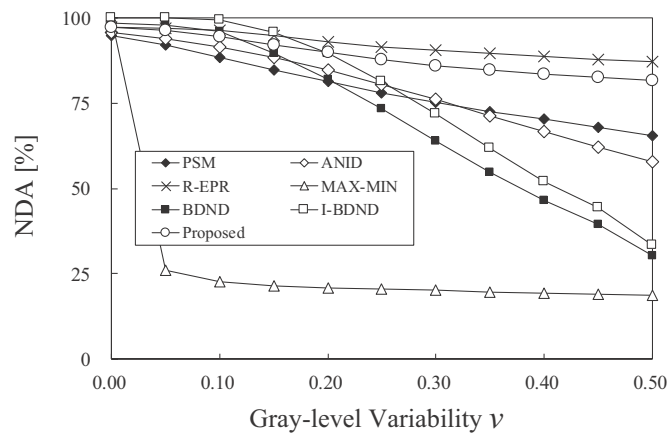
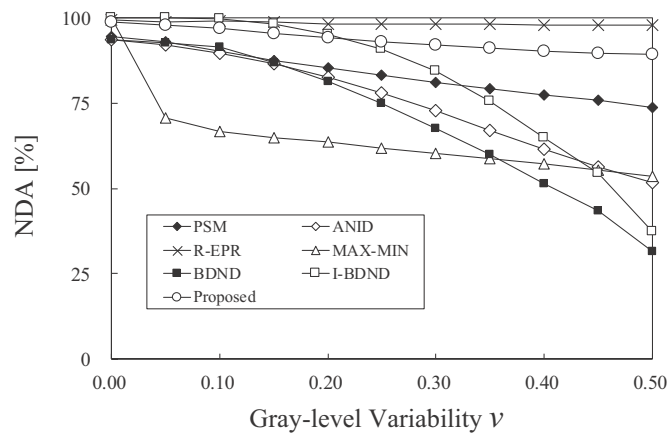
(a) $p = 0.1$ (b) $p = 0.3$ (c) $p = 0.5$

図 3.16 12 画像の平均 NDA(Noise Detection Ability)

Fig.3.16 NDA, Mean of 12 test images.

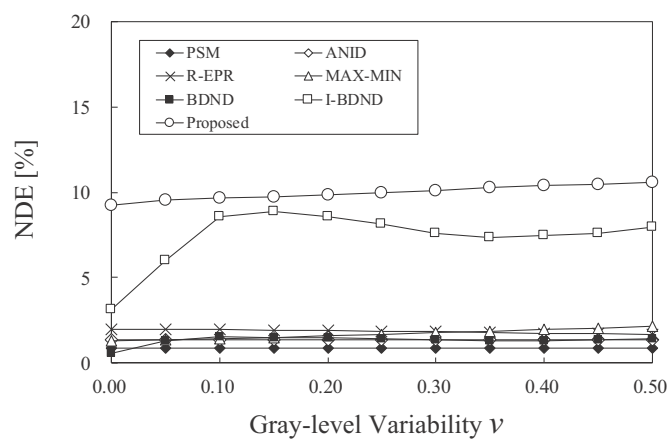
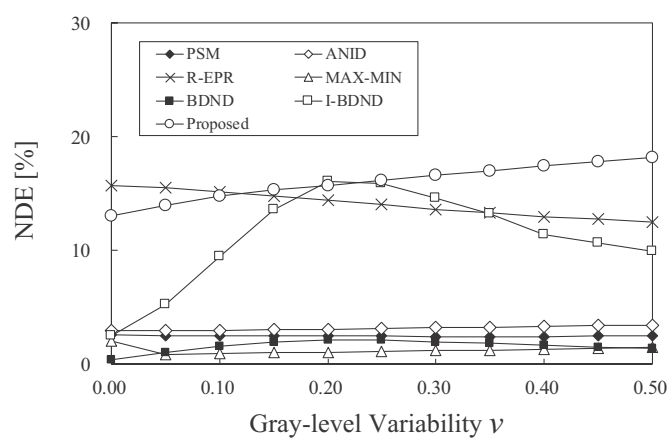
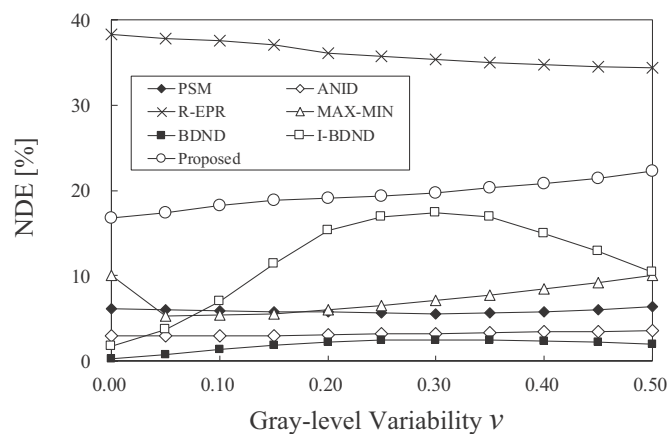
(a) $p = 0.1$ (b) $p = 0.3$ (c) $p = 0.5$

図 3.17 12 画像の平均 NDE(Noise Detection Error)

Fig.3.17 NDE, Mean of 12 test images.

いて、雑音検出の重複数ごとの内訳を示すが、復元が強く作用する4方向の重複は、ここでの値に対して、NDAは約93%、NDEは1%以下となり、どちらの値も他の閾値型の手法よりもやや低い値となる。

3.3.2 提案法のパラメータ特性についての実験

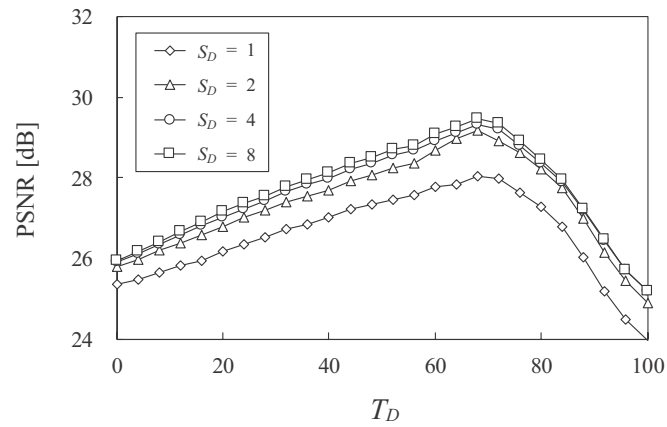
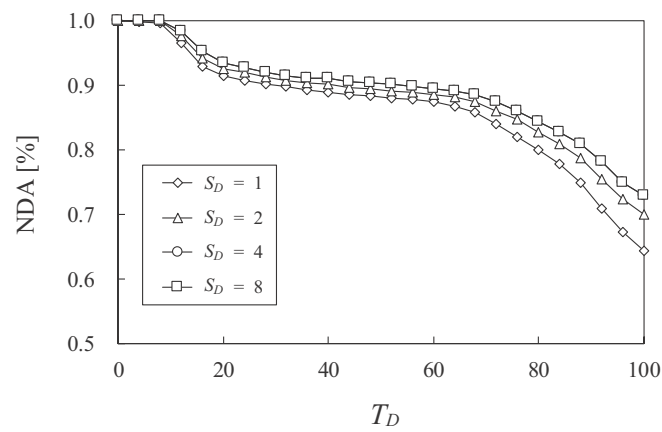
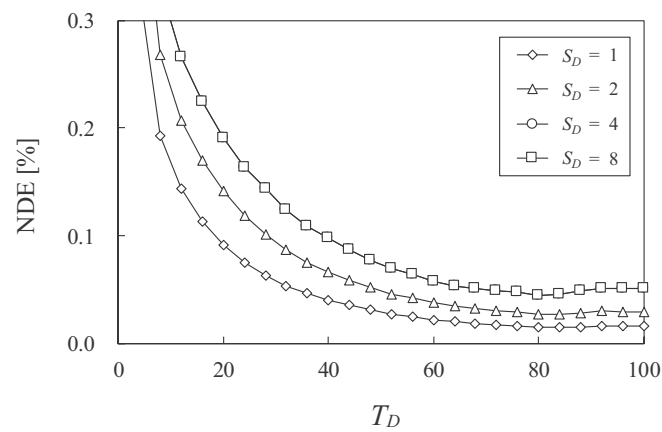
提案法のパラメータ特性と画質の関係を調べた。試験画像にインパルス性雑音を付加し、提案法で雑音除去を行った。雑音の発生確率は $p = 0.1$ 、階調変動率は $v = 0.0$ のごま塩雑音とした。走査方向数 S_D は、平均化による統合処理を行わない Step1 のみの処理を $S_D = 1$ とし、全ての S_D となる $S_D = 1 \sim 8$ とした。 S_D が同じであれば同等の画質となることから、各 S_D の走査セットは、 $S_D = 1$ を図 3.2 の (a)、 $S_D = 2$ を同図の (i)、 $S_D = 4$ を同図の (m)、 $S_D = 8$ を同図の (o) とした。それぞれの走査セットごとに閾値 T_D を 0 から 100 まで 4 ずつ増加させ、そのときの PSNR, NDA, NDE を測定した。以上を 12 枚の画像に同様に行った。なお、試験画像の周辺 1 画素に対して、雑音の付加及び雑音除去フィルタの適用を行わない。

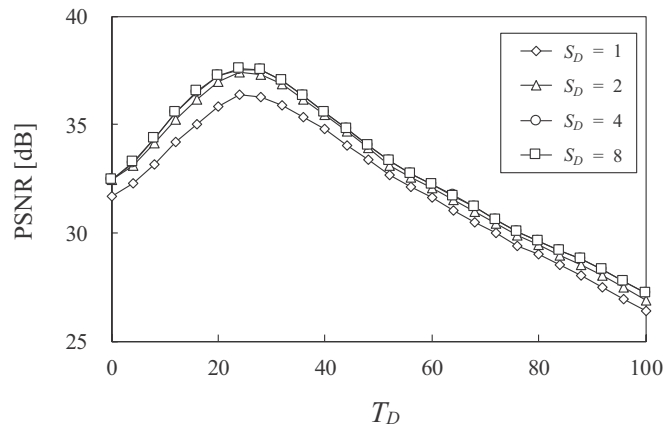
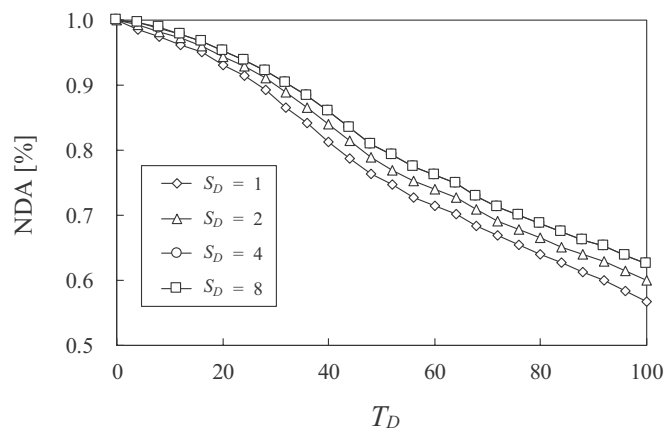
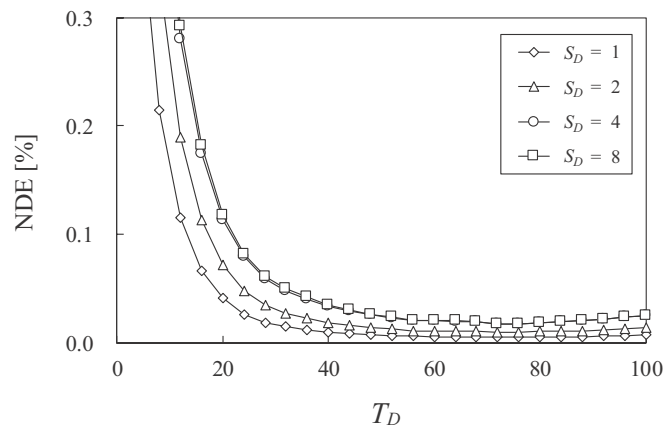
画像ごとに最適閾値が異なるため、最適閾値が最も高い Cameraman の結果を図 3.18 に、最適閾値が最も低い Girl の結果を図 3.19 に示す。

a) T_D と PSNR

図 3.18 の (a)PSNR において画像 Cameraman は $T_D = 68$ を頂点とした単峰状のグラフとなる。同様に、図 3.19 の (a)PSNR において画像 Girl は $T_D = 24$ の閾値を頂点とした単峰状のグラフとなる。 $S_D = 1$ を除いた PSNR の最良値をみると、Cameraman は約 29[dB] 前後、Girl は約 37[dB] 前後を示しており、Girl の方が良好な結果が得られている。

二つの画像を比較すると、Cameraman は背景の地面の部分の様に細かな濃度変化を画像中に広く持つ一方で、背景の空の部分の様に平坦な濃度変化も同時に広く持つ複雑な画像である。これに対し、Girl は女性の髪、服の皺、胸元の花の部分に細かな濃度変化を持つが、濃度変化の鮮明さにやや欠け、Cameraman のような画像中の極端な濃度変化が少ないやや単調な画像である。以上の濃度変化の差から、提案法は Girl のような比較的濃度変化が単調な画像の方が低い閾値をとり、良好に雑音を除去できるといえる。

(a) T_D and PSNR(b) T_D and NDA(c) T_D and NDE図 3.18 T_D と雑音除去性能 (Cameraman, $p = 0.1$)Fig.3.18 T_D and denoising performance (Cameraman, $p = 0.1$).

(a) T_D and PSNR(b) T_D and NDA(c) T_D and NDE図 3.19 T_D と雑音除去性能 (Girl, $p = 0.1$)Fig.3.19 T_D and denoising performance (Girl, $p = 0.1$).

b) S_D と PSNR

図 3.18(a) 及び図 3.19(a) より, S_D の増加に伴い PSNR が高くなる. 特に, 多方向走査平均処理を行わない場合 ($S_D = 1$) と行った場合 ($S_D = 2, 4, 8$) を比較すると, 行った場合の PSNR が大きく改善され, 多方向走査平均処理の効果が確認できる. 多方向走査平均処理を行った場合の PSNR は, S_D の増加に伴い改善されるが, 改善量は小さくなる. $S_D = 4$ と $S_D = 8$ の PSNR は, ほぼ同等で, 多方向化による改善は僅かとなる. 適切な走査方向数 S_D は, 画質だけを考慮する場合には $S_D = 8$ が最良であるが, 計算量の増加に対して PSNR の改善は僅かとなる. 走査方向数が増加に対して処理時間も増加するため, 処理時間優先の場合には $S_D = 2$, 画質優先の場合には $S_D = 4$ が適切である.

c) NDA, NDE

図 3.18(b) 及び (c), 図 3.19(b) 及び (c) を確認する. 両者とも T_D が大きくなるに従い, NDA, NDE の両者が低下する. 閾値 T_D が高くなると, 注目画素が信号か雑音であるかに関係なく, 周辺画素との濃度差が閾値よりも高い画素が減るためである.

走査方向数 S_D と NDA, NDE との関係については, どちらの画像も S_D が増加すると NDA も NDE も増加する. S_D が増加すると参照する隣接画素のパターンが増加し, 正しい雑音判定と誤検出の両者が増加するためである.

d) 雑音検出の重複の内訳

画像 Girl の最適閾値における NDA, NDE の内訳を表 3.3 に示す. 同表では, 雑音と判定した画素の重複数ごとの NDA と NDE に加え, 雑音除去を行った画素のみの PSNR も示した. 省略のため, 雑音を正しく検出して雑音除去を行った画素のみの PSNR を PSNR-D(PSNR on Detected noise), 信号を雑音として誤検出し, 雑音除去を行った画素のみの PSNR を PSNR-M(PSNR on Misdetected noise) とした.

同表の NDA より, 付加した全雑音のうち, 約 96% の雑音を検出している. その殆どを占める約 93% の雑音が復元が強く作用する 4 方向の重複で検出している. 一方, 誤検出に関しては同表の NDE より, 4 方向の重複は 0.06% と非常に少ない.

雑音除去を行った画素のみの PSNR について, PSNR-D は 4 方向の重複が最も良好な値を示し, PSNR-M は 1 方向のみ場合が最も良好な値を示している. したがって, 雑音検出に成功した画素は, 走査方向数が多くなる程, 良好な復元画素を得られ, 誤検出した画素は, 走査方向数が少なくなる程, 画質の低下が少ないことが確認できる.

表 3.3 NDA, NDE の内訳 (Girl, $p = 0.1$, $v = 0.0$, $T_D = 24$, $S_D = 4$)Table3.3 Detail of NDA, NDE (Girl, $p = 0.1$, $v = 0.0$, $T_D = 24$, $S_D = 4$).

Number of Duplication	NDA [%]	NDE [%]	PSNR-D [dB]	PSNR-M [dB]
4	93.15	0.06	30.49	19.79
3	1.22	0.33	26.44	22.38
2	0.91	1.09	22.54	28.76
1	1.12	4.39	21.53	38.40
Total	96.40	5.87	—	—

3.4 むすび

本章では、 2×2 雑音検出器と多方向走査平均処理を用いた SMF を提案し、その有効性とパラメータ特性について検証した。提案法は、 2×2 の雑音検出オペレータと再帰処理による SMF を複数の走査方向で適用し、走査方向ごとの雑音除去画像を平均することにより良好な結果が得られることを示した。他手法との比較実験では、雑音の割合を変え、ごま塩雑音だけでなく、より現実的な雑音を想定したランダム値雑音に対しての有効性を明らかにした。

最後に、今後の課題について以下で述べる。(1) 提案法の処理過程の多くを占める第 1 ステップの多方向走査処理は、昨今普及しているマルチコア型 CPU で並列処理の実装を行うことにより、処理時間を短縮できると考えられる。その実装を行う際、画質及び処理時間の改善を含めた実装を考えたい。(2) 実験の比較に用いた結果は、他手法も含め、閾値を総当たり式に変化させて決定した最適結果であった。この閾値を推定するアルゴリズムについても課題としたい。

第4章

多方向スイッチングメジアンフィルタのための画像分割とエッジ情報による閾値設定

4.1 まえがき

インパルス性雑音による劣化画像から、雑音画素を判定してこの画素のみにメジアンフィルタを適応して除去する方法として、スイッチング型的手法 [8] が提案されている。更に、これらを基に多くの方法 [9–18, 22–25] が提案されている。

多くのスイッチング型的手法は、インパルス性雑音の画素値が周辺画素と大きく異なることを利用して雑音判定を行う。基本的には、注目画素と周辺画素の画素値の差分を計算し、その差分値が予め設定した閾値より大きければ、注目画素に雑音が生じたと判定する。差分値の計算法や雑音判定法は各方法により異なるが、良好な結果を得るために適切な閾値を必要とする。この閾値決めの方法は手法ごとに、画像の種類、雑音の程度により異なる。

第3章で提案した多方向スイッチングメジアンフィルタ（多方向 SMF）[18] も、閾値を用いるフィルタの一つで、 2×2 画素の検出器と多方向走査による複数の結果画像の統合処理を特徴とする。多方向 SMF の閾値は、他の閾値を用いるスイッチング型のフィルタと同様、1枚の入力画像に対し単一の閾値で処理を適用し、その最適な値（最適閾値）は画像によって異なる。多方向 SMF の最適閾値は、濃度変化が多い画像ほど高い傾向があることから、画像の領域ごとによっても濃度変化が多い領域ほど最適閾値が高い傾向があ

ると考えられる。

一枚の画像の濃度変化（隣接画素間の濃度差）の総量を全変動（Total Variation: TV）値 [47] と呼び、この TV 値をエッジに関連して扱う場合、本研究ではエッジ量と呼ぶ。同じ対象を表現した画像において、画像の大きさ（解像度）が異なれば、エッジ量は異なることから、画像やある範囲の画素数によってエッジ量を割り正規化した値をエッジ強度と呼ぶ。

ここで、一枚の画像に一つの最適な閾値を設定した場合、画像中の局所的な領域では、この閾値が局所的に適切でない場合があると考えられる。一枚の画像においては、輪郭線などのエッジが強い領域、細かいテクスチャ領域、平坦な領域など様々な濃度変化が含まれ、それら領域ごとのエッジ強度は異なるためである。

本章ではこの点に着目し、画像の領域ごとのエッジ強度に応じた適切な閾値を設定し、これらの閾値を用いて多方向 SMF を適用することで、画質を向上させた手法を提案する。提案法では、画像の領域ごとに個別の閾値を設定するため、画像を格子状に分割して各々の分割画像のエッジ強度に応じた閾値を一次関数から計算する。これにより、全ての分割画像の閾値を手動で設定することなく画質の改善を可能とする。

4.2 多方向 SMF の閾値

多方向 SMF の閾値は、前節 4.1 で述べたように、雑音除去とエッジ保存の優先度に関係する。多方向 SMF の閾値と画質（PSNR）との一般的な関係を図 4.1 に示す。PSNR 値が高いほど結果画像は原画像に近く、グラフの頂点は雑音除去とエッジ保存を両立した最適値となる。この実験は 4.4.3 で後述するが、ほとんどの自然画像で、同図のような最適閾値を頂点とする単峰状のグラフとなる。

同図中の (a) の範囲は、閾値を最適値より低く設定した場合で、注目画素と周辺画素の濃度差が小さい場合でも雑音と判定する。雑音検出率も高くなるが、信号画素を雑音と判定する誤検出率も高くなる。このため、信号画素に MF を適用する確率が増え、エッジなどがぼける。反対に、同図中の (b) の範囲は、閾値を最適値より高く設定した場合で、注目画素と周辺画素との濃度差が大きい場合のみ雑音と判定する。誤検出率は減るが、雑音検出率も低下し、未除去の雑音が多くなる。

最適閾値は画像や雑音によって異なり、異なる画像に同じ雑音を加えた場合、エッジが多い画像ほど最適閾値は高くなる傾向にある。画像が同じ場合、雑音が加わった量が多いほど、最適閾値は低くなる傾向にある [48]。

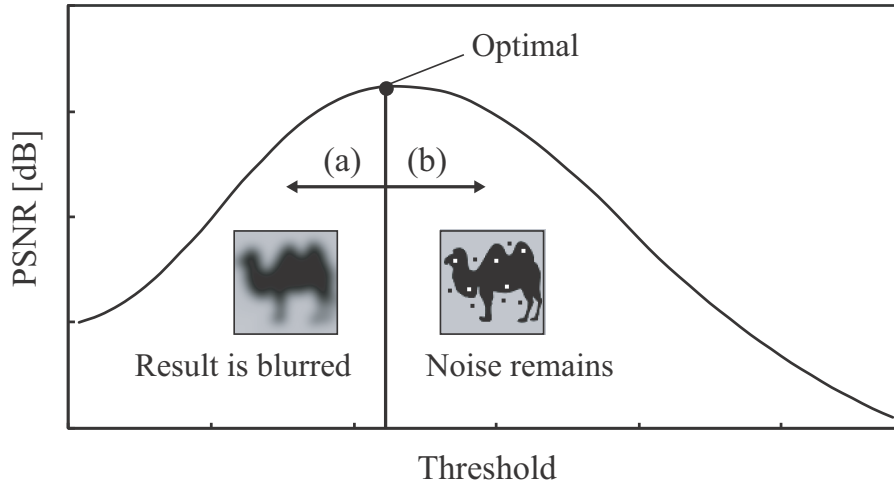


図 4.1 閾値と PSNR の関係

Fig.4.1 Relationship between threshold and PSNR.

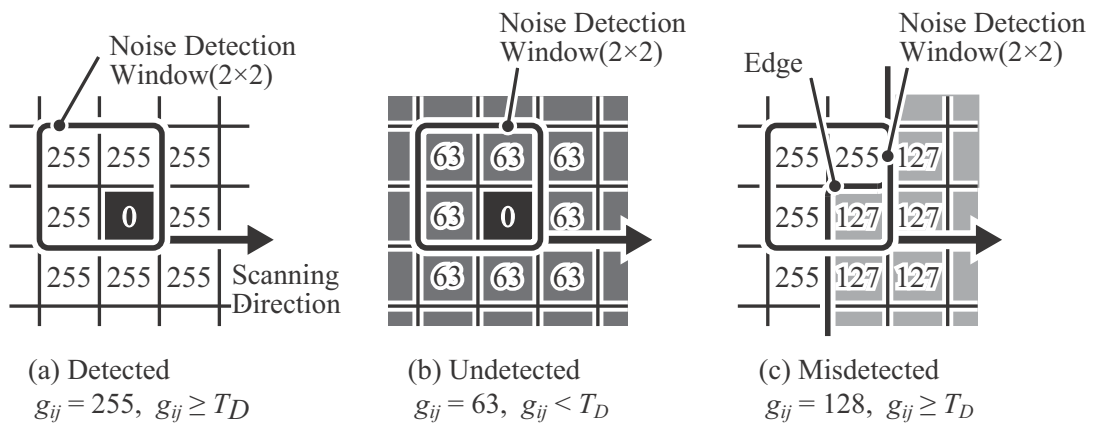


図 4.2 未検出雑音と誤検出信号 (閾値 $T_D = 80$)

Fig.4.2 Undetected noise and misdetected signal(threshold $T_D = 80$).

同じ閾値を与えたとき、雑音の未検出は平坦部で、信号の誤検出はエッジ部で生じやすく、これらが生じる例を図 4.2 の簡略化したモデルで説明する。同図の (a) は正しく雑音が検出された例、(b) は雑音と平坦部の濃度が近く雑音が検出できなかった例、(c) はエッジを雑音として誤検出した例となる。このように、同一の閾値を設定しても未検出や誤検出が生じる場合があり、これを改善するために本章の提案法では、図 4.2 の (b) のような平坦部で雑音除去を優先した低い閾値を設定し、(c) のようなエッジ部でエッジ保存を

優先した高い閾値を設定する。以上のように1枚の画像に対し1つの閾値ではなく、画像の局所的な濃度変化に応じた閾値を設定することで雑音の検出精度を改善する。次節では、ここで述べた改善点を取り入れた多方向 SMF の適用方法を提案する。

4.3 提案法

本手法では画像を分割し、分割画像ごとにエッジ強度に応じた閾値を設定する。図 4.3 に分割方法を示す。分割は、1回の分割につき縦横それぞれ2分割、すなわち格子状の4分割を基本とする。分割後の画像をさらに分割する場合、入れ子状に4分割する。 n 回目の分割画像の数は 4^n となる。分割終了後、各分割画像に閾値を設定する。分割数が多くなると、全ての分割画像の閾値を手動で設定することは、非常に困難となる。

ここで、分割画像の閾値を計算により求める方法を考える。前節 4.2 で述べたように、エッジ強度の高い画像ほど最適閾値が高くなる傾向にある。後述 4.4.3 の先行実験において、画像のエッジ強度と閾値との間に約 0.8 の相関がみられた。画像を分割した場合においても分割画像と閾値の間にこれと同様の傾向があると考えられることから、分割画像の閾値を分割画像のエッジ量に応じるために一次関数とすれば、エッジ強度の高い分割画像ほど高い閾値が設定することができる。

雑音に加わっていない画像に次式に示す多方向 SMF の 2×2 の雑音検出オペレータ D を適用すると、注目画素と周辺画素の濃度差を計算する微分オペレータとして働く。その結果、画像中の濃度値が大きく変化する箇所を取り出したエッジ検出画像が得られる。

$$D = \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix} \quad (4.1)$$

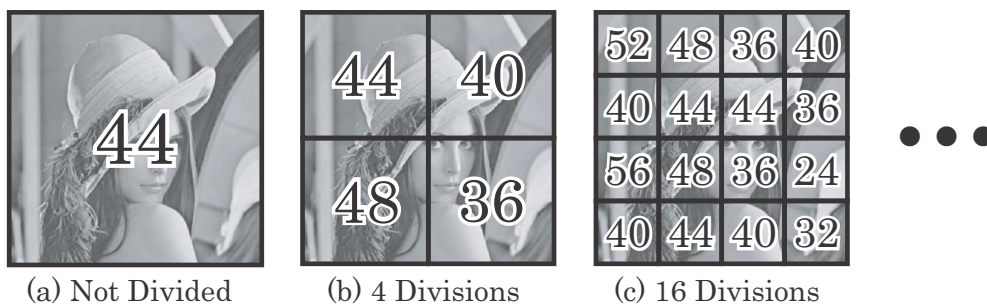


図 4.3 画像の分割と閾値の設定

Fig.4.3 Dividing image and setting threshold.

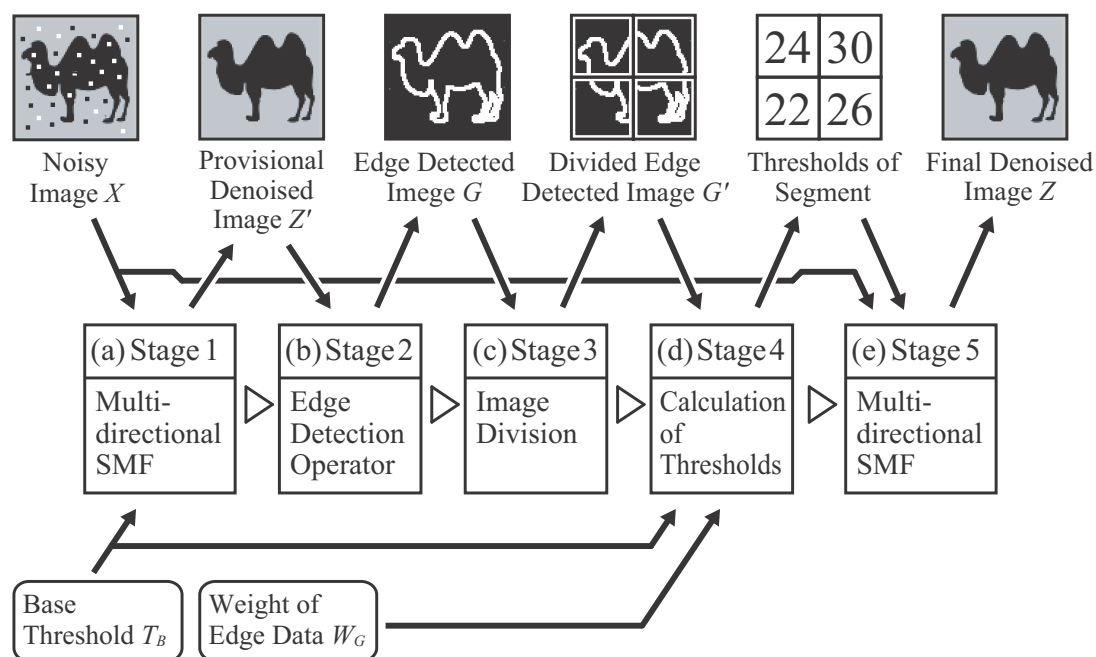


図 4.4 提案法の処理の流れ

Fig.4.4 The flow of proposed method.

ここで得られたエッジ検出画像の各座標画素値は、画素位置ごとのエッジの強さを表す。画像全体のエッジの強さを平均すれば、画像全体のエッジ強度が求まり、特定の領域のエッジの強さを平均すれば、特定の領域のエッジ強度が求まる。そこで、特定の領域を画像を格子状に分割した分割画像とし、分割画像ごとのエッジ強度を計算すれば、分割画像ごとの濃度変化の大きさがわかる。分割画像のエッジ強度は、画像の局所的な濃度変化に対応した高低となるので、全ての分割画像の閾値をこのエッジ強度に応じた一次関数とすれば、エッジの多い分割画像ほど高い閾値が設定できることになる。提案法の処理は以下の5段階で行い、処理の流れを図4.4に示す。

4.3.1 処理手順

提案法の処理の各段階を次に示す。

処理手順：

- Stage 1. エッジ検出画像取得のための雑音除去： 次の Stage 2 のエッジ検出画像取得における雑音の影響を除くため、雑音を付加した画像 X に多方向 SMF を適用し、仮の雑音除去画像 Z' を得る (図 4.4(a)).
- Stage 2. エッジ検出： 仮の雑音除去画像 Z' に微分オペレータを適用し、エッジ検出画像 G を得る (同図 (b)).
- Stage 3. 画像分割： エッジ検出画像 G を、図 4.3 のように格子状に分割する。分割後のエッジ検出画像 G' が、閾値計算のための分割画像となる (同図 (c)).
- Stage 4. 分割画像ごとの閾値の計算： 分割画像ごとの閾値を計算する。閾値は、分割画像のエッジ強度に応じた値とする (同図 (d)).
- Stage 5. 結果画像取得のための雑音除去： 各分割画像の閾値を使い多方向 SMF を適用し、最終的な結果画像 Z を得る (同図 (e)).

本手法は、基準閾値 T_B とエッジの加重 W_G の2つのパラメータを手動で設定する必要がある。 T_B は、Stage 1 と Stage 4 で、 W_G は Stage 4 で使用する。Stage 1 と Stage 5 の多方向 SMF の走査方向数 S_D は、文献 [18] や本論文 2 章の多方向 SMF と同様、画質優先の $S_D = 4$ を選択する。

4.3.2 エッジ強度の計算

本手法の Stage 2 では、微分オペレータを用いてエッジ検出画像 G を取得する。このとき、雑音による劣化画像 X に直接微分オペレータを適用すると、雑音とその周辺が強いエッジとして検出され、画像本来のエッジの検出が非常に困難となる。そこで、あらかじめ Stage 1 において多方向 SMF を適用し、仮の雑音除去画像 Z' を得る。Stage 1 の多方向 SMF では、全画素に単一の閾値で多方向 SMF を適用する。このときの閾値 T_D が、基準閾値 T_B となる。Stage 1 における未除去の雑音が、Stage 2 のエッジ検出においてエッジとして検出されないように雑音除去を優先し、 T_B の値は多方向 SMF の最適閾値よりも低い値を設定する。多方向 SMF の閾値 T_D と同様、 T_B にも最適値が存在する。 T_B の最適値の設定も、 T_D と同様、画像や雑音の状態に応じて手動で調整する必要がある。 T_B が極端に低い場合、Stage 1 の多方向 SMF は、画像 X 中の信号画素同士の濃

度変化も雑音と判定し、仮の雑音除去画像 Z' のエッジを劣化させてしまう．このようなエッジの劣化が生じないように、 T_B の最適値が、エッジ強度が最も低い分割画像の最適閾値となるように調整する必要がある．

Stage 2 の微分オペレータは、式 (4.1) の 2×2 の雑音検出オペレータをもとにしている．微分オペレータの選択は、後述の 4.4.3 の実験により、Gradient, Roberts, Sobel, Laplacian などの一般的な他の微分オペレータと比較して決定した．エッジ検出処理は、Stage 1 で取得した仮の雑音除去画像 Z' に適用する．画像 Z' におけるオペレータ適用窓の画素の集合 Z'_{ij} は、注目画素を中心とした 3×3 の窓となり、画像 Z' の座標 (i, j) の画素値を z'_{ij} とし次式で表す．

$$Z'_{ij} = \{z'_{ab} = z'(a, b) | i - 1 \leq a \leq i + 1, \\ j - 1 \leq b \leq j + 1\} \quad (4.2)$$

微分オペレータとして H_a と H_b を用意し、

$$H_a = \begin{bmatrix} 1 & -1 & 0 \\ -1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad H_b = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & -1 \\ 0 & -1 & 1 \end{bmatrix} \quad (4.3)$$

それぞれ Z'_{ij} と積和演算を行い、それらの積和演算値の絶対値の和を求める．この値をエッジ検出画像 G の座標 (i, j) の画素濃度 g_{ij} とし得る．

$$g_{ij} = |Z'_{ij} * H_a| + |Z'_{ij} * H_b| \quad (4.4)$$

Z'_{ij} と H_a の積和演算値のみでは、オペレータ中央の注目画素と左上画素を結ぶ線分と、注目画素の上と左の画素を結ぶ線分との交点、エッジの位置となる．この場合、エッジの位置が、注目画素中央の位置から左上方向にずれることになる．また、右下方向のエッジが含まれない．そこで、式 (4.4) において、 H_a と Z'_{ij} の積和演算値に対し、注目画素について対称となる H_b と Z'_{ij} の積和演算値との和を加え、エッジの位置の注目画素中央の位置に戻し、右下方向のエッジも含むようにする．

図 4.5 に本手法の Stage 2 適用後のエッジ検出画像 G を示す．同図の (a) は、Stage 1 における入力画像である雑音付加画像、(b) は、Stage 1, Stage 2 の適用により得られた結果画像、(c) は、(b) を見やすくするため (b) のコントラストを 2 倍にした画像である．同図の (b) や (c) から、本手法の Stage 2 までの処理により、画像本来のエッジが抽出されていることが確認できる．

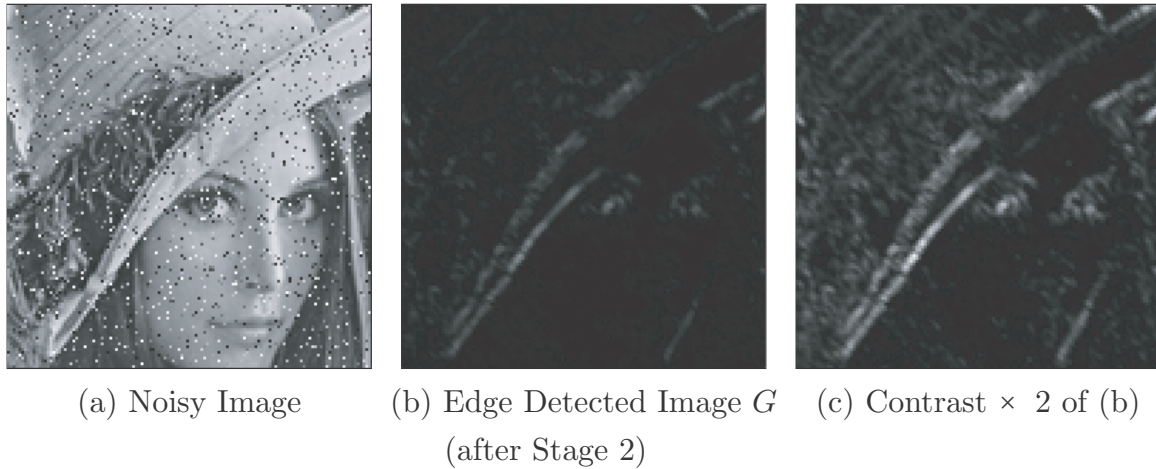


図 4.5 Stage 2 適用後のエッジ検出画像 (Lenna の画像の一部拡大)

Fig.4.5 Edge detected image after Stage 2 (a closeup image of Lenna).

4.3.3 処理の詳細

本節では、前節 4.3.2 で説明していない本手法の詳細について、処理全体の流れに補足する形で説明する。

処理手順：

Stage 1. エッジ検出画像取得のための雑音除去： 劣化画像 X に対して多方向 SMF を適用し、仮の雑音除去済み画像 Z' を得る。ここでは、基準閾値 T_B を多方向 SMF の閾値 T_D として用い、1 枚の画像に対し 1 つの閾値で処理を適用する。

Stage 2. エッジ検出： 仮の雑音除去画像 Z' の全画素に、式 (4.3) の微分オペレータを式 (4.4) で適用し、エッジ検出画像 G を得る。

Stage 3. 画像分割： エッジ検出画像 G を図 4.3 のように格子状に n 回分割し、分割されたエッジ検出画像 G' を得る。分割画像と画素との位置関係を図 4.6 に示す。分割する前の画像全体の水平方向の画素数を W 、垂直方向の画素数を H 、座標 (i, j) の画素濃度を g'_{ij} とする。図 4.6 のように、左上の分割画像の位置を $[0, 0]$ 番目とし、ある分割画像の水平方向の位置を s 番目、垂直方向の位置を t 番目とすると、

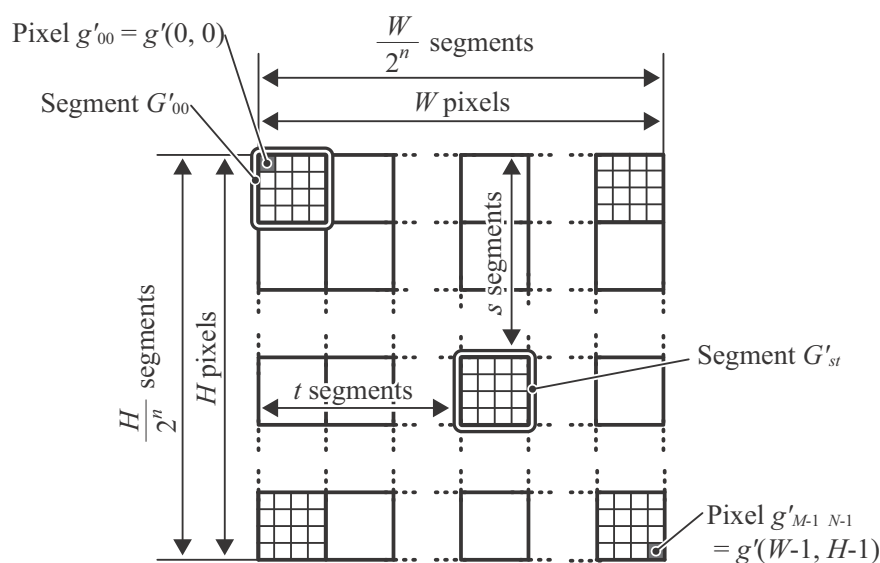


図 4.6 分割画像と画素

Fig.4.6 Divided image showing segments and pixels

位置 $[s, t]$ の分割画像の画素の集合 G'_{st} は次式となる.

$$G'_{st} = \left\{ g'_{kl} = g'(k, l) \mid \left(\frac{W}{2^n} \right) s \leq k < \left(\frac{W}{2^n} \right) (s+1) - 1, \right. \\ \left. \left(\frac{H}{2^n} \right) t \leq l < \left(\frac{H}{2^n} \right) (t+1) - 1 \right\} \quad (4.5)$$

Stage 4. 分割画像ごとの閾値の計算： 分割されたエッジ検出画像の 1 つの分割画像の全画素の輝度値を平均し，その値を分割画像のエッジ強度とする．位置 $[s, t]$ の分割画像のエッジ強度 A_{st} を次式により得る．ここで， $\text{AVG}(\cdot)$ は平均値を求める演算である．

$$A_{st} = \text{AVG}(G'_{st}) \quad (4.6)$$

各分割画像のエッジ強度に調整用の重み W_G を掛け，これを基準閾値に加えることにより，濃度変化の大きい分割画像ほど高い閾値とする．分割画像の位置 $[s, t]$ の閾値 T_{st} を求める式を次式に表す．ここで， A_{min} は分割されたエッジ検出画像 G' 中の最小のエッジ強度， W_G はエッジ強度調整用の重みを表す．

$$T_{st} = T_B + (A_{st} - A_{min}) \times W_G \quad (4.7)$$

式 (4.7) における $(A_{st} - A_{min})$ の計算は、エッジ強度が最小の分割画像の閾値を基準閾値 T_B と同じとするためのものである。 A_{min} を得る式を次式に表す。ここで、 $\min(\cdot)$ は最小値を求める演算である。

$$A_{min} = \min \left(\left\{ A_{st} \mid 0 \leq s \leq \frac{W}{2^n}, 0 \leq t \leq \frac{H}{2^n} \right\} \right) \quad (4.8)$$

Stage 5. 結果画像取得のための雑音除去： Stage 4 で得た各分割画像の閾値を用い、劣化画像 X に多方向 SMF を適用する。この結果が、最終的な結果画像 Z となる。なお、本手法ではエッジ検出画像のみで画像分割処理を行う。分割画像ごとの閾値が得られれば、画像の場所ごとに閾値を変えた処理ができるので、最後の Stage 5 では、劣化画像 X は分割せずに多方向 SMF を適用する。

4.4 実験

本節では、他手法との比較実験、画像の分割数と雑音除去性能に関する実験、閾値とエッジ強度に関する先行実験について述べる。なお、本節を通じて、第2章の図2.8に示した SIDBA 画像を含む12枚の試験画像を使用し、雑音は第2章で述べたより現実的な雑音を想定した階調変動率 $v = 0.5$ のランダム値雑音のみとした。雑音の付加と雑音除去フィルタの適用は、比較手法中、最大の処理窓を用いる文献 [15] の手法の処理窓が画像外に出ない範囲に合わせ、画像の周辺4画素の幅に行わない。

4.4.1 他手法との比較

雑音の割合が $p = 0.1 \sim 0.6$ のランダム値雑音を0.1刻みで試験画像に加え、提案法を含む比較手法を適用して雑音除去性能を比較した。比較手法は閾値型フィルタから選択し、以下のように略して記載する。

- ・ MF (median filter) [5].
- ・ SS-I (switching scheme I for MF) [8].
- ・ R-EPR (rank-ordered logarithmic difference and edge preserving regularization) [15, 31].
- ・ I-PSM (improved progressive SMF) [17].
- ・ MDSMF (multi-directional SMF, 多方向 SMF) [18].
- ・ Proposed (提案法) [19].

これらのうち、Proposed 以外に、R-EPR と I-PSM が処理中に閾値を変えることで雑音除去性能を向上させた手法である。R-EPR は K 回の繰り返しの際、閾値 T_0 に段階的に係数 q を掛けることで T_0 を減少させる。I-PSM は雑音検出窓内の画素群の画素濃度が大幅値のとき、閾値 T_d を減少させる。R-EPR の ROLD 値の計算は、より簡単な正規化を省いた文献 [31] の方法を用い、I-PSM の雑音除去処理は、原論文において詳細が式により定義されているプログレッシブ SMF の処理を用いた（論文 [17] の 2 章 参照）。

閾値、繰り返し回数などのパラメータ設定は、手法ごとに画像や雑音によって最適値が異なる。そこで、手法ごとに各画像や各雑音について総当たり式にパラメータを変え、最も PSNR が高い最適値が得られた結果画像をその手法の結果とした。

検出窓サイズは、SS-I, CD-DA, MDSMF は各文献 [8,16,18] に従い、SS-I は 3×3 画素、CD-DA は 5×5 画素、MDSMF は 2×2 画素とした。R-EPR, I-PSM は、 3×3 画素と 5×5 画素の結果を比較し、良好な方を選択した。どちらの窓サイズも $p = 0.1 \sim 0.3$ で 3×3 画素、 $p = 0.4 \sim 0.6$ で 5×5 画素とした。提案法の MDSMF は、 2×2 画素とした。復元窓サイズは、MF, SS-I, I-PSM, MDSMF, CD-DA, 及び提案法は、 3×3 画素に統一した。R-EPR は、注目画素周辺の雑音の検出量により窓サイズを変えた。

提案法の画像分割数は、MDSMF と同様の処理となる「分割なし」から始め、4 分割、16 分割、…と、 4^n 分割し、1 つの分割画像の大きさが、1 画素となる 65536 分割まで分割した。基準閾値 T_B の範囲は 4~68 の 4 刻み、エッジの荷重 W_G の範囲は 0~2.4 の 0.2 刻みとした。

a) 定性評価

まず、結果画像を視覚的に比較する。MDSMF を基準として Proposed が大きな画質の改善が得られた画像 Lenna の雑音の割合が $p = 0.1$ の結果を選択する。図 4.7 に比較のための原画像の拡大箇所を示し、図 4.8 に比較手法の結果画像の一部拡大を示す。図 4.8 には各手法で用いたパラメータ、PSNR も書き加えた。同図における MDSMF 及び Proposed 除く各手法のパラメータについて、SS-I の T 、R-EPR の T_0 、I-PSM の T_d 、CD-DA の T は各手法の閾値である。R-EPR の q は繰り返し時に閾値に掛ける減衰係数、R-EPR の K 、I-PSM の N_d 、CD-DA の K は反復処理の繰り返し回数である。CD-DA を除く SS-I~Proposed の雑音検出型の手法は、雑音検出をしない MF と比較して、鮮明さを維持しつつ、雑音を除去できている。これらの結果の視覚的な優劣の差は小さいが、その中でも Proposed は、人物の額や頬などの平坦な部分で、雑音の残留が少なく、また画像のエッジ部における鮮明さも維持できている。



図 4.7 定性評価のための画像“Lenna”の拡大部分

Fig.4.7 Enlarged part of image “Lenna” for qualitative comparison.

b) 定量評価

各手法の PSNR 値による雑音除去性能の比較を図 4.9 に示す。Proposed は、 $p = 0.1 \sim 0.5$ において全ての他手法を上回っている。雑音の割合が少ないほど、Proposed の PSNR は他手法よりも高い。MDSMF も $p = 0.1 \sim 0.5$ で Proposed を除く他手法を上回るが、Proposed はさらにそれを上回っている。雑音の割合が多くなると、Proposed は MDSMF と同等となり、画像分割処理の利点が小さくなる。雑音が多い場合、処理対象となる画像は大きく劣化し、元画像の情報が大きく失われる。これにより、Proposed で利用する各分割画像のエッジ強度の情報の精度が大きく低下するため、エッジの加重 W_G を小さくし、エッジ強度の影響を抑制する必要がある。 $p = 0.6$ の最適な W_G はほぼ 0 に近い値となり、1 枚の画像全体に同一の閾値を設定する MDSMF と同等の結果となる。

c) 雑音の検出性能

雑音の検出性能の比較として、図 4.10 に NDA (Noise Detection Ability) 及び NDE (Noise Detection Error) の比較を示す。雑音が少ない $p = 0.1$ における Proposed は、

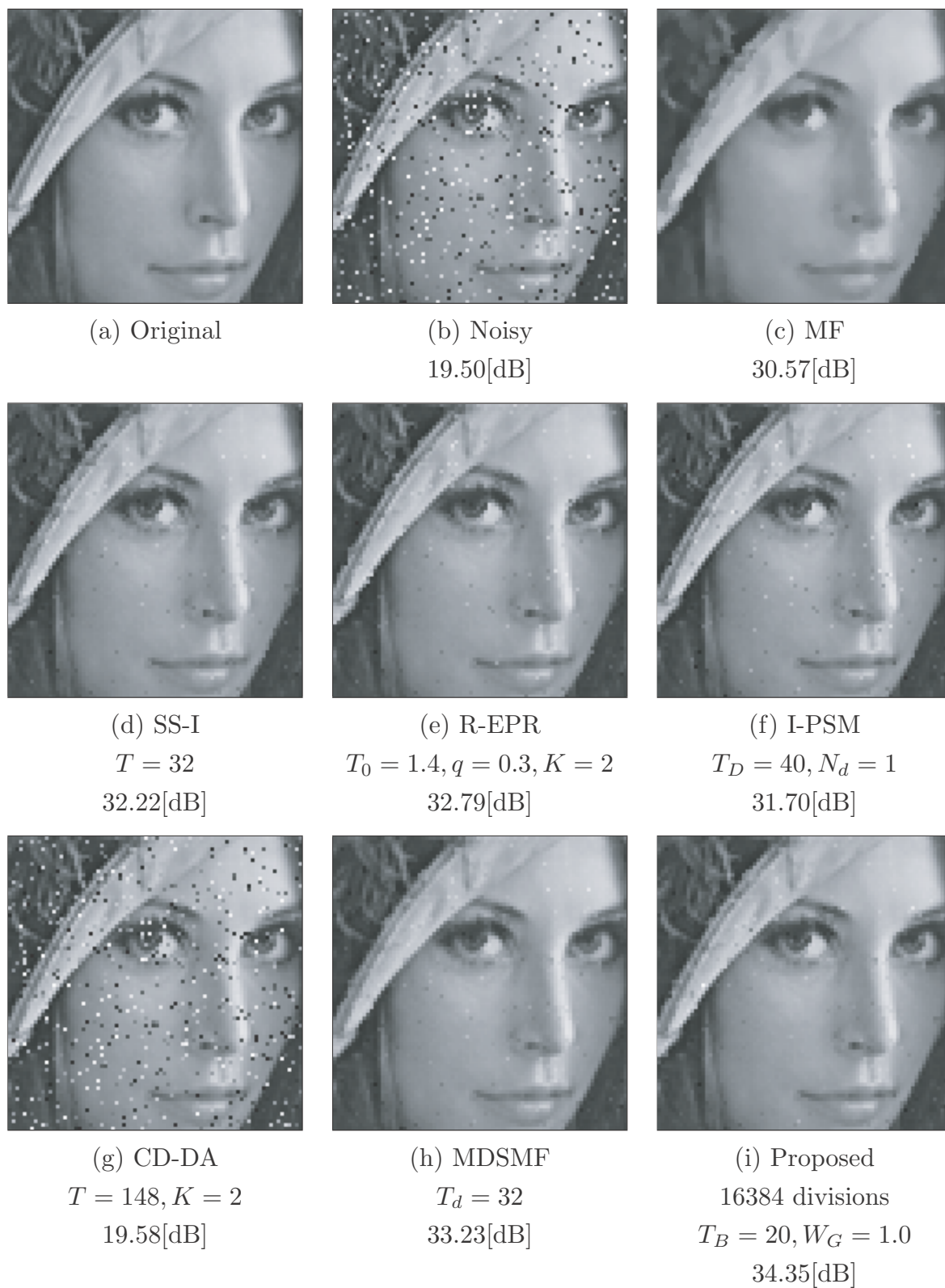


図 4.8 結果画像の定性的な比較 (Lenna の画像の一部拡大; $p = 0.1$)

Fig.4.8 Qualitative comparison of result images (a closeup image of Lenna; $p = 0.1$).

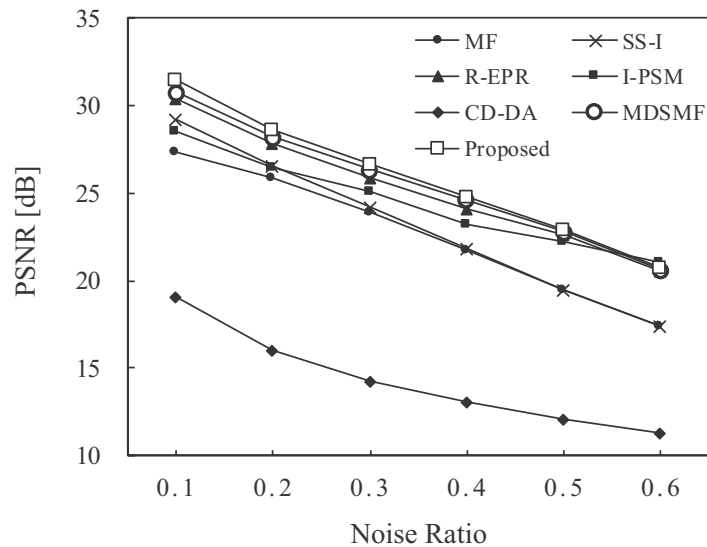


図 4.9 雑音除去性能の比較 (12 画像の平均)

Fig.4.9 Comparison of denoising performance (mean of the 12 test images).

同図 (a)NDA より約 80% の雑音を検出し, 同図 (b)NDE より約 10% の検出誤りがあることが確認できる. 雑音の割合が増えるに従い NDA, NDE とともに増加し, $p = 0.6$ で約 90% の雑音を検出して約 20% の検出誤りとなる. 同図において, Proposed の NDA, NDE は, MDSMF 同様に NDA, NDE とともに他手法よりも高く, 検出率も検出誤りも多い手法である. この理由は, 第 3 章の実験と同様, MDSMF と Proposed の多方向走査の同位置の画素の雑音検出について, 4 つの走査方向全ても, 1 つの走査方向のみで雑音検出した場合も, 同じ 1 回の雑音検出として数えたことによる. これにより, MDSMF と Proposed の NDA, NDE が, 他手法よりも高くなっている.

提案法の NDA と NDE の詳細として, 重複して検出した回数別の NDA と NDE のグラフを, 図 4.11 に示す. 同図 (a) の NDA のグラフからは, 4 方向の重複が 60% 以上, それ以外の全ての方向が 10% 以下と, 4 方向で重複した雑音検出が, NDA の多くを占めている. 同図 (b) の NDE のグラフからは, 2~4 方向の重複の誤検出が約 5% 以下であるのに対し, 1 方向のみの誤検出は約 12% 以下となり, NDE のうち 1 方向のみ誤検出が多くを占めている. 4 方向で重複した検出は, 画素を 4 方向の MF の結果の平均で置き換えるので, 画素値が大きく変わり影響が大きい. これに対し, 1 方向で重複した検出は, 1 方向の MF の結果と 3 方向の元画素の平均での置き換えをするので, 画素値が大きく変わらず影響が小さい. したがって, 影響が大きい 4 方向のみの検出の重複で提案法の雑音

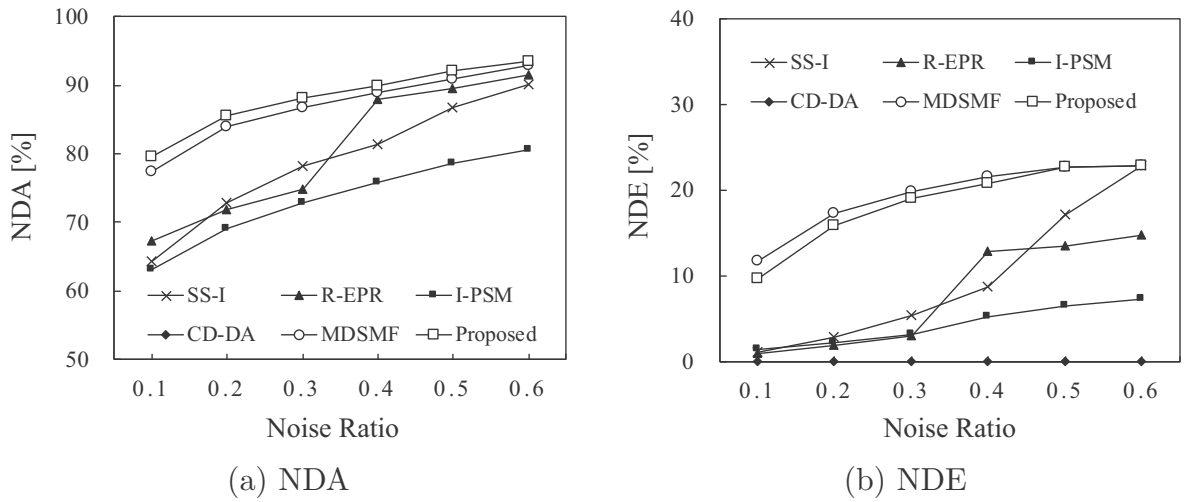


図 4.10 雑音の検出性能の比較 (12 画像の平均)

Fig.4.10 Comparison of noise detection performance (mean of the 12 test images).

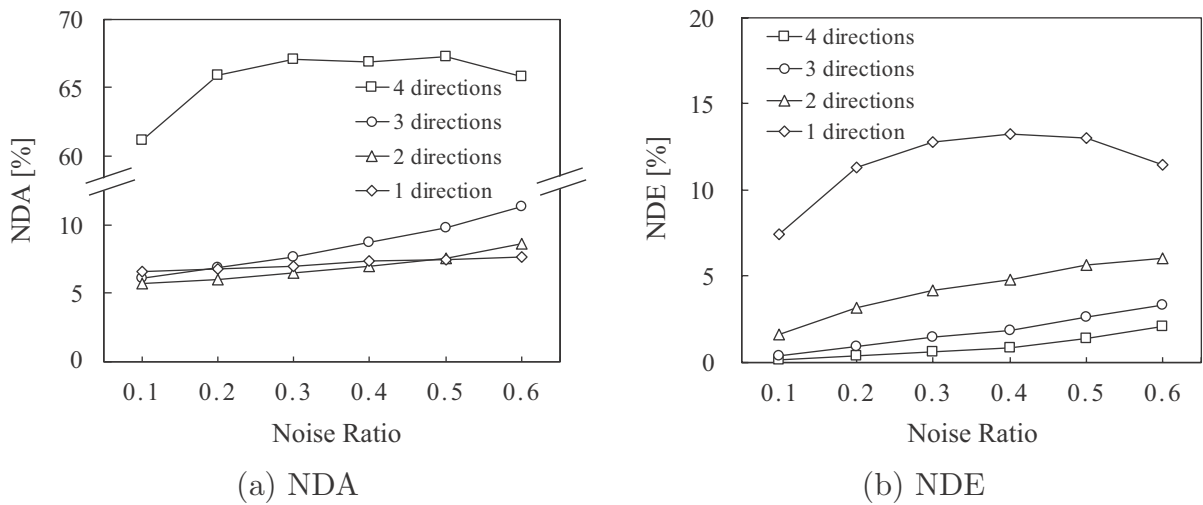


図 4.11 提案法の NDA と NDE の内訳 (雑音検出の重複回数ごと; 12 画像の平均)

Fig.4.11 Breakdown of NDA and NDE of proposed method (number of detections in each 4-direction scanning; mean of the 12 test images).

検出性能をみた場合、先の図 4.11 は、NDA はやや低下するが、NDE が非常に低くなると考えられる。

最後に、 $p = 0.1$ と $p = 0.6$ それぞれの場合で、Stage 4 で得た分割画像の閾値を視覚化した画像を図 4.12 に示す。同図 (a) の雑音が少ない場合は、エッジに当たる部分に、高

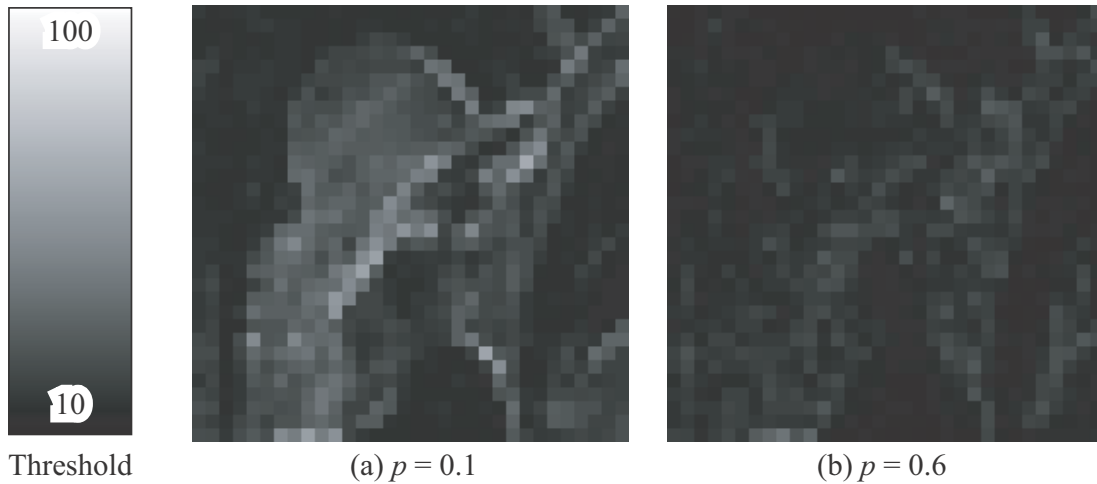


図 4.12 視覚化した分割画像の閾値 (Stage 4 の結果; 試験画像:Lenna; 1024 分割)

Fig.4.12 Visualized thresholds of the segments (after Stage 4; the test image: Lenna; 1024 divisions).

い閾値が設定されていることが確認できる。一方，同図 (b) の雑音が多い場合は，エッジに当たる部分の閾値が全体的に低いことが確認できる。

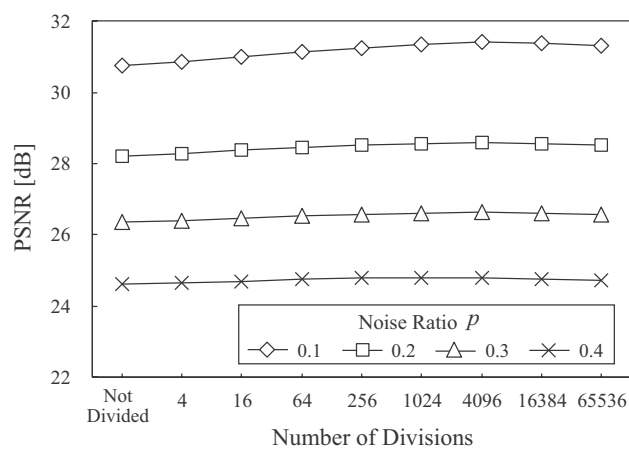
4.4.2 画像分割数と雑音除去性能

ランダム値雑音を加えた試験画像に提案法を適用し，画像の分割数と雑音除去性能との関係を調べた。雑音の割合を $p = 0.1 \sim 0.4$ とし，画像分割数，基準閾値 T_B ，エッジの荷重 W_G を前述の 4.4.1 の比較実験と同様の範囲で総当たりで変化させ，分割数ごとに最も PSNR が高い結果画像を取得した。

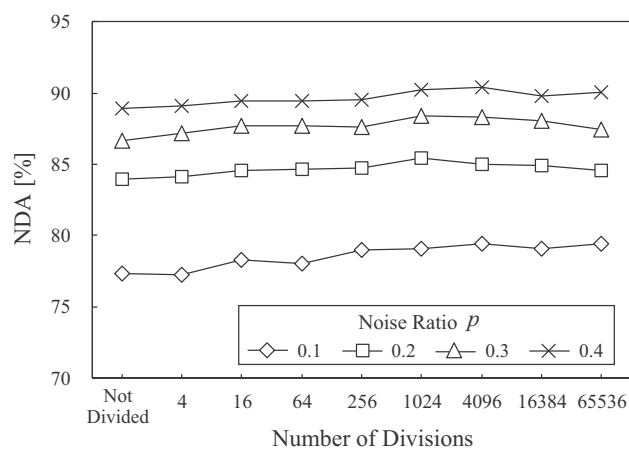
分割数と雑音除去性能に関する各評価指標との関係を図 4.13 に示す。同図の各評価指標の内訳は，PSNR, NDA, NDE の 3 つで，各指標の値は 12 枚の試験画像に対する平均値である。横軸の「分割なし (Not Divided)」は，多方向 SMF の結果に一致する。

また，MDSMF に対する提案法の画質の改善は，画像によって差があったことから，画質の改善が大きく，提案法の傾向が比較的良く表れている画像 Airplane の結果について，図 4.14 に図 4.13 と同様の形で示す。

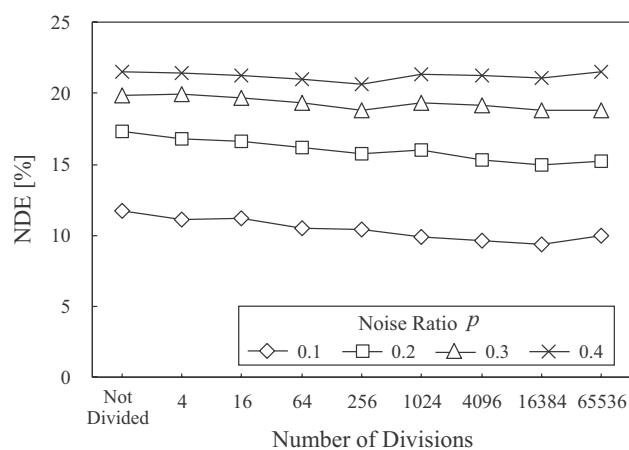
図 4.13 の 12 画像の平均の結果において，全ての雑音の割合 p で，提案法は分割数が増えるに従い PSNR が高くなる傾向がみられる。PSNR が最も高くなるのは，4096 分割付近で， $p = 0.1$ で 0.65dB, $p = 0.2$ で 0.38dB, $p = 0.3$ で 0.27dB, $p = 0.4$ で 0.18dB の



(a) PSNR



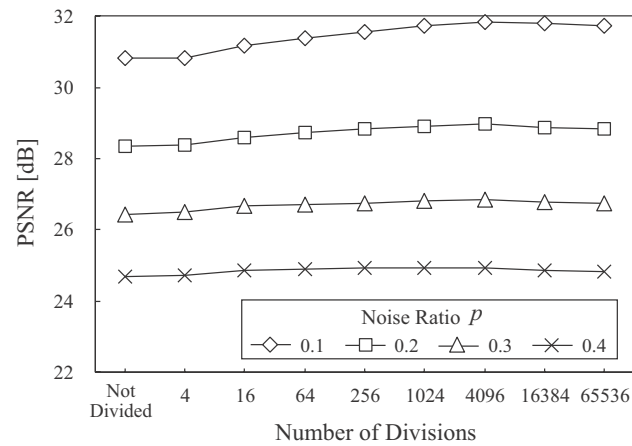
(b) NDA



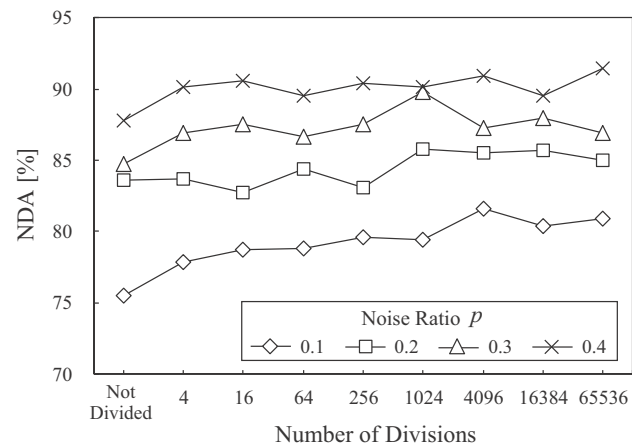
(c) NDE

図 4.13 画像分割数と雑音除去性能の関係 (12 画像の平均)

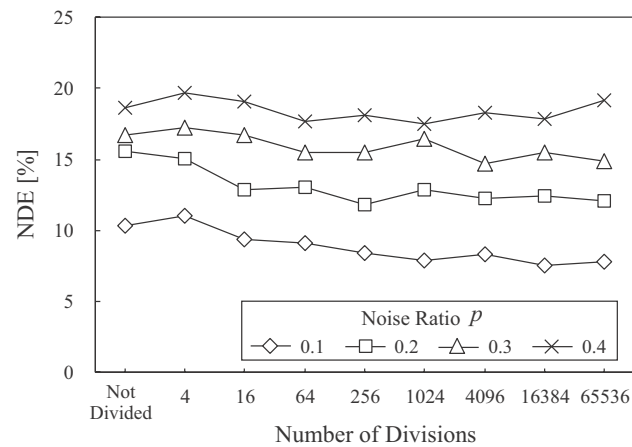
Fig.4.13 Relation between number of divisions and denoising performance (mean of the 12 test images).



(a) PSNR



(b) NDA



(c) NDE

図 4.14 画像分割数と雑音除去性能の関係 (試験画像:Airplane)

Fig.4.14 Relation between number of divisions and denoising performance (test image: Airplane).

改善となる。雑音が少ない場合ほど、改善度が大きい。同図の (b)NDA, 及び (c)NDE については、僅かであるが分割数が増えるに従い NDA は高く、NDE は低くなっている。最も改善の大きい $p = 0.1$ のとき、NDA は最大で 2.19% の増加、NDE は最大で 2.34% の減少となる。

図 4.14 の画像 Airplane の結果は、先の 12 枚の試験画像の平均値である図 4.13 に類似するが、各評価指標の改善値が大きい。(a)PSNR は 4096 分割付近で最も高く、 $p = 0.1$ で 1.02dB, $p = 0.2$ で 0.61dB, $p = 0.3$ で 0.40dB, $p = 0.4$ で 0.26dB の改善となる。(b)NDA 及び (c)NDE に関しては、 $p = 0.1$ で、NDA は最大で 6.11% の増加、NDE は最大で 3.42% の減少となる。

最後に、本手法の有効性が高い $p = 0.1$ において、画像分割による改善が大きい画像と改善が小さい画像を列記する。前者は、Airplane(1.02dB), Cameraman(1.02dB), Lenna(1.12dB) となる。後者は、Bridge(0.23dB), LAX(0.24dB) となる。改善が大きい画像の Airplane についてエッジに着目して特徴をみると、画像中央の飛行機の輪郭や画像下側の背景の山脈の輪郭や岩肌などのエッジ部と、画像上側の背景の空の部分の平坦部に大別することができる。同画像はエッジ部と平坦部が比較的はっきりしており、エッジ量に応じて閾値を変える本手法に向けた優位性の高い画像といえる。一方、改善が小さい画像の LAX は、画像右半分に乱雑で細かいエッジが広がっており、エッジ部と平坦部がはっきりしない部分が多い。同画像のように画像中に細かいエッジが多く広がっている画像では、提案法の優位性が少ないといえる。

4.4.3 多方向 SMF の閾値とエッジ強度の関係

先行実験として、提案法の基となる多方向 SMF について、画像ごとの最適閾値とエッジ強度との相関を調べた。また、画像ごとの閾値と PSNR の関係も調べたので、これらの実験について述べる。

まず、図 2.8 の SIDBA 画像を含む 12 枚の試験画像にランダム値雑音を加えた後、閾値を総当たり式に変更しながら多方向 SMF を適用した。雑音の割合は $p = 0.1 \sim 0.4$ とし、雑音の割合ごとに各画像の PSNR が最も良くなる最適閾値を取得した。 $p = 0.1$ における閾値と PSNR の関係を図 4.15 に示す。画像ごとに最適閾値と PSNR に違いがみられるが、図 4.1 で示したモデル図と同様、単峰状のグラフであることが確認できる。

次に、各試験画像に、前述の 4.3.3 の式 (4.3) の微分オペレータを適用してエッジ検出画像を取得し、画像ごとのエッジ強度を計算した。最後に、雑音の割合ごとに各画像の最適閾値とエッジ強度の相関係数を取得した。表 4.1 に多方向 SMF の最適閾値とエッジ強

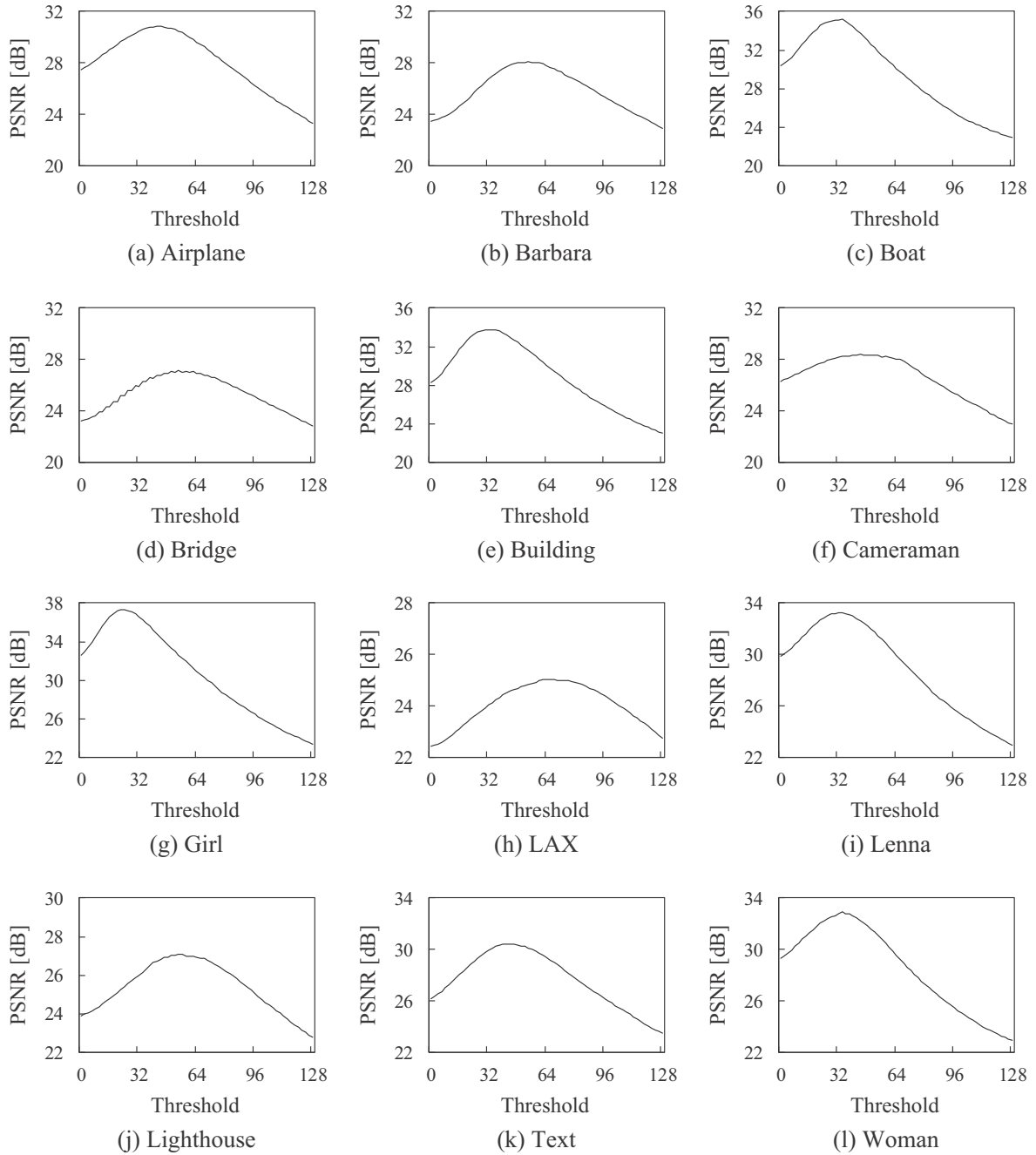


図 4.15 閾値と PSNR (ランダム値雑音; $p = 0.1$)

Fig.4.15 Thresholds and PSNR (random valued noise; $p = 0.1$).

表 4.1 多方向 SMF の最適閾値とエッジ強度の相関

Table 4.1 Correlation between optimal threshold of MDSMF and edge strength.

Noise ratio p	Optimal thresholds of test images												Correlation coefficient with edge strength	
	(a)	(b)	(c)	(d)	(e)	(f)	(g)	(h)	(i)	(j)	(k)	(l)	Each	Average
0.1	44	56	32	56	32	44	24	64	32	56	44	36	0.86	0.80
0.2	32	44	28	44	28	32	20	44	28	40	40	28	0.84	
0.3	32	36	24	36	28	28	20	40	24	40	36	24	0.80	
0.4	28	28	24	32	28	24	20	32	24	28	36	24	0.70	
Edge strength	19.8	24.0	14.4	43.7	17.8	19.8	14.0	42.9	16.0	29.0	24.4	17.2	—————	

度の相関を示す。同表より、閾値とエッジ強度の間に平均で 0.8 の相関があり、雑音の割合が少ない場合ほど相関が高い傾向がみられた。このことから、提案法では各分割画像の閾値をそれぞれのエッジ強度に応じた一次関数から求めることとした。

なお、この実験では、4.3.3 で述べた提案法の Stage 2 の式 (4.3) の微分オペレータと、Stage 4 中の平均値との組み合わせ以外で相関係数を確認した。式 (4.3) 以外の微分オペレータは、Gradient, Roberts, Sobel, Laplacian を、また、平均値以外の統計値として、標準偏差、二乗平均平方根 (l_2 ノルム) を、それぞれを選択して組み合わせた。その結果、組み合わせにより差異はみられたものの、提案法と同等の相関があることを確認した。さらに、これらの組み合わせを提案法の Stage 2 及び Stage 4 に適用し、結果画像の PSNR を比較した。提案法の PSNR を僅かに上回るものもあったが、計算量の増加に対する画質の向上が僅かであることから、計算量の少ない提案法の組み合わせとした。

4.5 むすび

本稿では、多方向 SMF の改善手法として、画像の場所ごとの濃度変化に合わせた閾値を用いる手法を提案した。本手法では、閾値と画像のエッジ量との相関をもとに、画像を格子状に分割し、各分割画像のエッジ量に応じた閾値を設定する方法を取り入れた。また、実験により、本手法の有効性と画像の分割数に関する特性を明らかにした。今後の課題としては、(1) 現在、手動での調整が必要な閾値の自動決定法の開発。(2) 雑音除去フィルタの性能の最も重要な指標である画質の更なる改善。以上 2 点を考えている。

第 5 章

注目画素周辺のエッジ量に基づく 適応的閾値を用いた多方向スイッチ ングメジアンフィルタ

5.1 まえがき

インパルス性雑音による劣化画像から雑音画素を判定し，この画素のみにメジアンフィルタを適応して除去する方法として，本論文では，ラスタ走査型の SMF を多方向に対して行う第 3 章の MDSMF 法 [18]，及び，画像分割を行い分割画像ごとに閾値を変えて性能を高めた第 4 章の D-MDSMF 法 [19] を提案した．これらの方法では，雑音除去した画素値を劣化画像に上書きし，近傍の未処理の画素での雑音検出時に処理済みの結果を利用する（再帰処理 [11]）ことで，高い雑音検出性能を得ている．しかし，固定閾値に代わり変動閾値を用いた場合，画質の改善が得られる反面，処理が増え，処理時間が長くなる問題が生じた．

そこで本章では，従来の高性能手法である D-MDSMF 法と同等以上の画質と，より短時間の処理を可能とする MDSMF 法に基づく方法を新たに提案する．MDSMF 法では，濃度変化の多い画像ほど適切な閾値が高い傾向があるため [19]，提案法では，注目画素近傍の隣接画素間の濃度差（エッジの強さ）の総和，すなわち，局所的な全変動（total variation : TV）値 [47] を閾値に反映させる．TV 値を画素数で割って正規化した値を“エッジ量*1”として使い，画素ごとの雑音検出の際，エッジ量に応じた適応的閾値で雑音

*1 参照する領域と濃度差の計算方法は異なるが，第 4 章のエッジ強度は，同じものである．

検出を行う。なお、TV 値は雑音の生じていない画像では低くなるが、雑音の生じた画像では高くなり、雑音の影響を強く受ける。しかし、提案法では、雑音除去された画素値を上書きすることで、雑音検出の際、走査済みの画素から元画像の TV 値に近い値を取得できる。これにより、雑音の影響を抑制し、閾値の精度を高め、処理の効率化を可能とする。

5.2 諸定義

本章より、数式の表記を変更するため、その諸定義について述べる。

まず、本節で用いる記号について述べる。画像を表す記号を大文字で X などと表す。画素の位置を表す二次元の整数座標を $(i, j) (\in \mathbb{Z}^2)$ と表す。 i と j はそれぞれ、水平と垂直方向での座標を表す。なお、位置 (i, j) の画素を“画素 (i, j) ”と簡略して呼ぶ。画素値（一次元の濃度値）を $X_{i,j} (\in \mathbb{R}^1)$ として下付き文字を添えて表す。ある画素を中心とする周辺領域を考え、そこに含まれる周辺画素を扱うため、それらの画素値の集合をカリグラフ体を用いて $\mathcal{X}_{i,j}$ と表す。例えば、 3×3 の周辺領域に含まれる画素の集合であれば、 $\mathcal{X}_{i,j} = \{X_{m,n} \mid m \in [i-1, i+1], n \in [j-1, j+1]\}$ と表す。ここで $x \in [a, b]$ は $a \leq x \leq b$ を表す。

次に、上述の画素集合を用いたフィルタリングなどの表記について述べる。注目画素の近傍での平均値や中央値を計算するとき、これらを $\text{mean}(\mathcal{X}_{i,j})$ や $\text{median}(\mathcal{X}_{i,j})$ と表す。フィルタリングでは、フィルタ K を用意し、画素集合内の同位置の画素値に乘じ、その総和を求める計算を

$$K * \mathcal{X}_{i,j} = \sum_{u,v} K_{u,v} X_{i+u,j+v} \quad (5.1)$$

と表す。フィルタの原点位置 $(u, v) = (0, 0)$ はフィルタの中央であるとする。

なお、以降の節における前章までに述べた方法等についても、必要に応じて本節の諸定義を用いて改めて説明する。

5.3 従来法 [18]

提案法が基とする MDSMF 法 [18] について、前述の諸定義を用いて説明する。

まず、処理の流れの概要を述べた後、各処理ステップの詳細について、5.3.2~5.3.4 で述べる。なお、5.3.2 の処理が提案法では異なり、5.3.3 と 5.3.4 の処理を提案法でも同様に用いる。

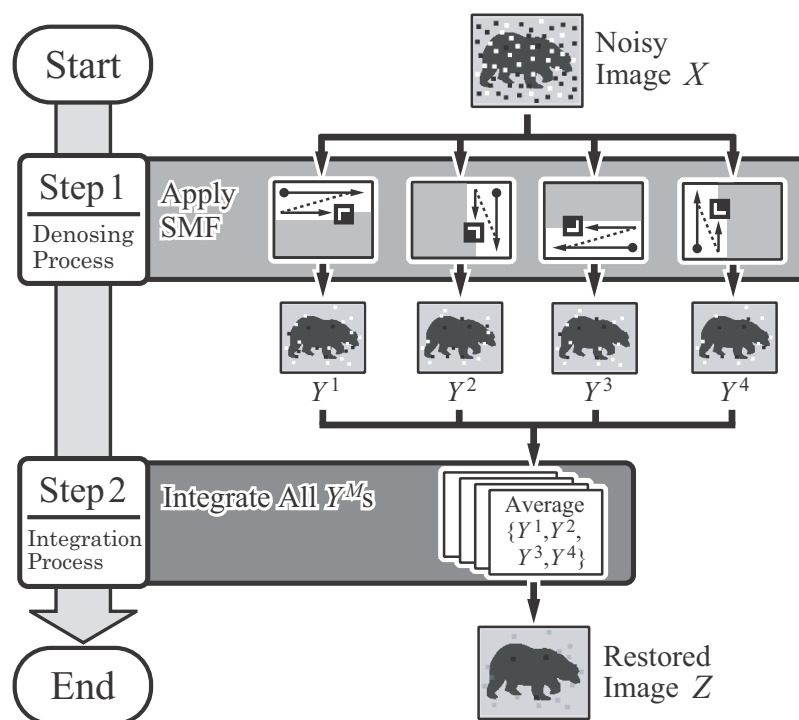


図 5.1 多方向スイッチングメジアンフィルタの流れ図

Fig.5.1 The algorithm flowchart of multi-directional switching median filtering (MDSMF).

5.3.1 処理の概要

MDSMF 法は、図 5.1 に示すように、雑音除去処理と統合処理の二つのステップで構成される。

Step1. 雑音除去： ラスタ走査方式の“雑音検出”と“雑音除去”からなる SMF 処理を行なう。走査方向に関する依存性があるため、複数方向への走査処理を行う（走査方向の詳細は 5.3.3 で述べる）。雑音検出では、微分フィルタを用いてフィルタリングし、注目画素と周辺画素の画素値の差分を求める。差分値が固定閾値より大きければ雑音と判定する。雑音除去では、雑音が生じたと判定された画素に対してメジアンフィルタを用いる。なお、その処理結果を逐次画像に上書きする。これにより走査が済んだ領域は雑音除去された領域となる（図 5.2 参照）。

Step2. 画像統合： Step1 の結果として、雑音除去された画像が複数枚求まる。それぞ

れ走査方向が異なるため、同一位置の画素であっても、雑音判定結果は異なり、得られた画素値は異なる。そのため、画素ごとに画像間の値を平均し、処理結果を統合した一つの画像を得る。ある画素において、雑音と判定された走査方向数が多ければ、メジアンフィルタによる平滑化が強く作用する。

以降の節では、それぞれのステップの詳細について述べる。

5.3.2 雑音除去 (Step1, 単一の走査方向)

雑音検出では、注目画素 (i, j) を基準として、その周辺の画素値の変化量を測る。まず、図 5.3 の白色枠線の窓のように、走査済みの方向へ縦横 1 画素ずつ拡大した 2×2 の処理窓を設け、その内部に含まれる画素値の集合を $\mathcal{X}_{i,j}^D$ と表す。

$$\mathcal{X}_{i,j}^D = \{X_{m,n} \mid m \in [i-1, i], n \in [j-1, i]\} \quad (5.2)$$

次に、変化量を測るための微分フィルタを用意し、

$$K^D = \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix} \quad (5.3)$$

これらを用いてフィルタリングを行い、その絶対値を注目画素での画素値の変化量として得る。

$$F_{i,j} = |\mathcal{X}_{i,j}^D * K^D| \quad (5.4)$$

$F_{i,j}$ の値が予め定めておいた固定閾値 τ_D を上回る場合に、雑音であると判定する。

雑音除去では、雑音が生じたと判断された画素に対してメジアンフィルタを施す。図 5.3 の黒色枠線の窓のように、注目画素を基準とした 3×3 の処理窓を設け、その内部に含まれる画素値の集合を $\mathcal{X}_{i,j}^M$ と表す。

$$\mathcal{X}_{i,j}^M = \{X_{m,n} \mid m \in [i-1, i+1], n \in [j-1, j+1]\} \quad (5.5)$$

これらの画素値の中央値を求め、処理結果とする。

以上に述べた雑音検出を含めた雑音除去処理は次式で表される。

$$X_{i,j} \leftarrow \begin{cases} \text{median}(\mathcal{X}_{i,j}^M), & F_{i,j} \geq \tau_D \\ X_{i,j}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5.6)$$

ここで代入演算子 ' \leftarrow ' は処理結果の上書きを表す。全ての画素を処理し終えた画像を、雑音が除去された画像 Y として定義する。

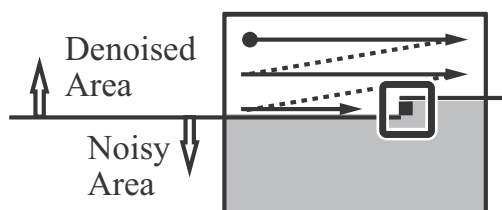


図 5.2 Step 1 におけるラスタ走査. 処理結果は画素値に上書きされ, 走査済の領域 (白色) は雑音を持たない

Fig.5.2 Raster scanning in Step 1. The result at the target pixel is overwritten, so the scanned region (white color) does not have noise.

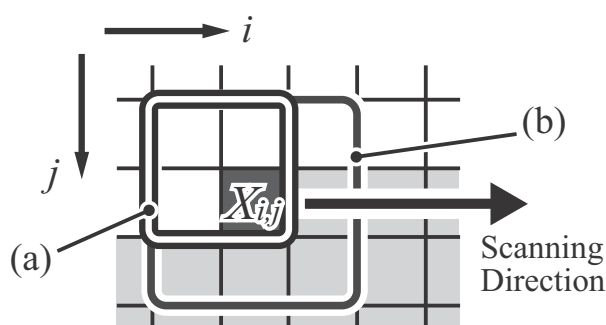


図 5.3 Step 1 における処理窓. 雑音検出では 2×2 の窓 (a) を用い, 雑音除去では 3×3 の窓 (b) を用いる. 白色画素は図 5.2 に示したように雑音除去済みであり, 正常な画素値が多く利用される

Fig.5.3 The processing windows in Step 1. In noise detection and reduction, the 2×2 window (a) and the 3×3 window (b) are used respectively. The white pixels have been denoised as shown in Fig. 5.2, so the denoised values are utilized for the operations.

5.3.3 走査方向のセット

雑音検出に用いる図 5.3 に示した 2×2 の処理窓では, 注目画素の左上, 上, 左の 3 方向の隣接画素を含むが, それ以外を含まない. そのため, 濃度差を計算しない方向があり, 走査方向によって検出結果が変わる問題が生じる. この影響を低減するため, ある方向へ画素を正順走査した場合, その逆方向への逆順走査を合わせて行なう. 図 5.4 は走査

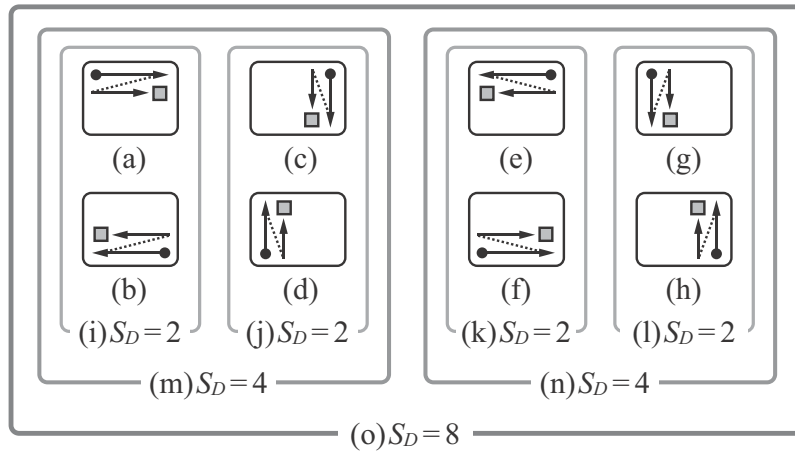


図 5.4 走査方向とその組み合わせ．正順と逆順を組合せて用いる

Fig.5.4 Raster scan directions and the sets. Pairs consisting of the regular and the inverse direction are used.

方向の候補を示したものであり，例えば，図中 (a) に対応する逆順は (b) で与えられ，この正順と逆順の組（走査セットと呼ぶ）を (i) と定義している．このような走査セットの使用例は，ラスタ走査型の処理でしばしば見られ，距離変換などで用いられる [49]．

走査方向を複数用いることで，雑音除去の精度を高められる．図 5.4 において，各走査方向をまとめ，枠で囲ったものが (i)~(o) であり， S_D はセットに含まれる走査方向の数を表す．正順，逆順，直交する方向の組み合わせがあり，方向数は $S_D = 2, 4, 8$ が考えられる．方向数が多いほど画質は向上するが，処理時間は増加するため，画質と処理時間はトレードオフの関係にある．なお， S_D が同値の場合は画質に差は生じない．また， S_D の増加に対して画質の向上は頭打ちとなる．よって，処理時間を優先する場合は $S_D = 2$ を用い，画質を優先する場合は $S_D = 4$ を用いる．

上記の走査セットに関する性質は，MDSMF 法，D-MDSMF 法，提案法で共通であったため，以降，本論文では 3 つの方法の走査セットとして， $S_D = 2$ では (i) を用い， $S_D = 4$ では (m) を用いる．

5.3.4 画像統合 (Step2)

得られた S_D 枚の雑音除去済みの画像 Y^1, \dots, Y^{S_D} を統合し，単一の結果画像 Z を得る（画像枚数 S_D については前節を参照されたい）．具体的には，各画素において，画像間の画素値の平均を求める． k 番目の画像の注目画素を $Y_{i,j}^k$ と表し，その平均値を次式で

求める.

$$Z_{i,j} = \text{mean}(\{Y_{i,j}^k\}_{k=1}^{S_D}) \quad (5.7)$$

5.4 提案法

提案法は、従来の MDSMF 法に適応的閾値の計算処理を追加し、雑音検出処理を適応的閾値による判定に置き換えた方法となる。本章では、これらの変更点について述べる。なお、変更点以外の提案法の処理は、MDSMF 法と同じである。

適応的閾値の計算では、注目画素の近傍領域のエッジ量として、局所的な画素値の全変動量 (Total Variation: TV) [47] を利用する。すなわち、領域内での隣接画素間の濃度差の絶対値の総和である。雑音の生じていない理想的な画像では、画像領域全体の TV 値が低いことが画像復元の分野では知られており [50]、提案法ではこれを局所的に用いる。画像中のステップエッジ領域やテクスチャ領域では、平坦な領域に比べやや大きな濃度差が生じており、正常な画素を雑音として誤検出する可能性が高くなる。提案法では、これらの領域の誤検出を減少させるため、画素ごとに局所的な TV 値から近傍領域のエッジ量を計算し、それに応じた閾値を決定することで、閾値の精度を高める。

雑音が生じている場合、局所ごとの TV 値は、元画像の TV 値とは無関係な非常に高い値となり、元画像の正常な TV 値の取得は非常に難しくなる。そこで、提案法では、適応的閾値の計算の際、雑音が除かれた元画像に近い画像から正常な TV 値を取得するため、雑音除去された走査済み画素の画素値だけを用いる。

上述の適応的閾値の計算の詳細について、5.4.1~5.4.3 で述べる。また、適応的閾値を使った雑音除去処理の置き換えについて、5.4.4 で述べる。

5.4.1 閾値計算用の周辺画素範囲

閾値の計算に用いる画素の範囲（以降、閾値計算範囲と呼ぶ）について述べる。図 5.5 に示すように、注目画素 (i, j) を基準として、走査済みの雑音除去された画素のうち、注目画素から半径 l_r の範囲の局所領域*² に含まれる画素 (p, q) の集合を用いる。

$$\{(p, q) \mid |p - i| + (q - j + l_r) \geq 0, \\ W \cdot p + q < W \cdot i + j\} \quad (5.8)$$

*² 範囲の大きさは、ひし形の対角線の画素数 l_d (奇数) を基本とし、注目画素を除いた半分の画素数を $l_r = (l_d - 1)/2$ と表す。

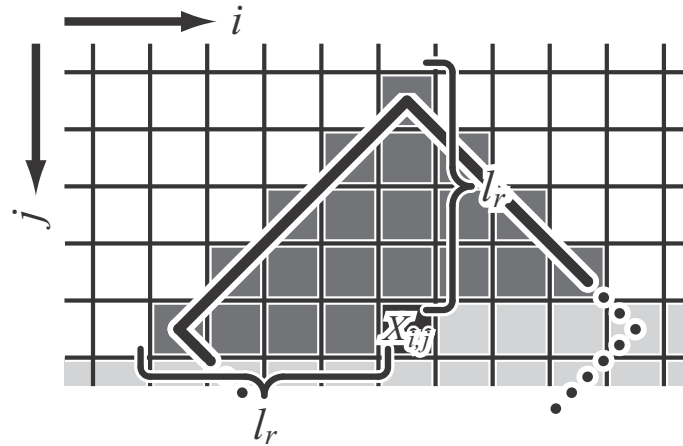


図 5.5 閾値の計算に用いる画素の範囲

Fig.5.5 The neighboring range used for threshold decision.

ここで、 W は画像の横幅を表す。閾値計算範囲の形状として、同図ではひし形を用いているが、これは実験を通して四角形や円形よりもひし形が僅かに良い処理結果を与えたためである。

5.4.2 エッジ量の計算

画素 (p, q) において、隣接画素との濃度差を微分フィルタを用いて求める。基準画素 (p, q) から走査済みの方向へ縦横 1 画素ずつ拡大した 2×2 の処理窓を設け、その内部に含まれる画素値の集合を $\mathcal{X}_{p,q}^G$ と表す。

$$\mathcal{X}_{p,q}^G = \{X_{m,n} \mid m \in [p-1, p], n \in [q-1, q]\} \quad (5.9)$$

微分フィルタとして、フィルタ長 2 の水平と垂直方向へのフィルタをそれぞれ K_h^G と K_v^G として用意し、

$$K_h^G = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ -1 & 1 \end{bmatrix}, \quad K_v^G = \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5.10)$$

これらを用いてフィルタリングを行い，その絶対値を画素 (p, q) での差分値として得る.*³

$$G_{p,q} = |\mathcal{X}_{p,q}^G * K_h^G| + |\mathcal{X}_{p,q}^G * K_v^G| \quad (5.11)$$

得られた差分値を閾値計算範囲で平均し，画素 (i, j) 近傍のエッジ量とする．

$$A_{i,j} = \text{mean}(\{G_{p,q}\}) \quad (5.12)$$

これは前述の TV 値を範囲の面積で割った値となる．また，微分フィルタによって直流成分（平均値に相当）が差し引かれた値の絶対値の和であるため，平均偏差に近い値ともみなせる．

5.4.3 適応的閾値の決定

得られたエッジ量 $A_{i,j}$ を用いて，閾値 $\tau_{i,j}$ を画素ごとに決定する．基準となる閾値 τ_B を設け，これにエッジ量を重み付けして足し合わせて適応的閾値を表す．

$$\tau_{i,j} = \tau_B + \lambda A_{i,j} \quad (5.13)$$

ここで λ は調整用パラメータである．パラメータ τ_B と λ の値の詳細については実験 5.5.5 にて後述する．このように標準偏差や平均偏差を関連付けた適応的閾値の決定法は，正常値の分布からの外れ値を検出する際に用いられる．

5.4.4 雑音の検出と除去

得られた閾値を上回る画素値をもつ画素において雑音が生じたと判定し，メジアンフィルタを施す．従来の MDSMF 法では固定閾値 τ_D を用いたが，これを適応的閾値 $\tau_{i,j}$ に置き換える．

$$X_{i,j} \leftarrow \begin{cases} \text{median}(\mathcal{X}_{i,j}^M) & F_{i,j} \geq \tau_{i,j} \\ X_{i,j} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5.14)$$

以上が，提案法における雑音検出と雑音除去の内容である．従来法の 5.3.2 の Step1 の式 (5.4) の直後に 5.4.1~5.4.3 の適応的閾値の計算が加わり，式 (5.6) が式 (5.14) に置き換わる．その他の処理は，従来の MDSMF 法と同じである．

*³ 式 (5.11) は，5.3.2 の式 (5.4) に合わせるため，同式のように記載した．実装時の計算は処理時間短縮のため，係数が 0 の箇所は計算せず．係数が 1 または -1 の箇所の加減算のみとした．実際の計算式は， $G_{p,q} = |X_{p,q} - X_{p-1,q}| + |X_{p,q} - X_{p,q-1}|$ とし，雑音検出に用いる式 (5.4) や，5.5.4 及び 5.5.6 の実験におけるエッジ量を計算する各種フィルタの計算に関しても，同様に処理時間を短縮する形で実装した．

5.5 実験及び考察

実験の諸定義について説明した後、まず、処理全体を通しての画質評価の結果を示す。次に、提案法の貢献箇所である雑音検出の性能評価の結果を示す。その後、細かな性能を調べるために行った、パラメータと画質の関係、及び、エッジ量の計算方法と雑音除去性能の関係について示す。

5.5.1 実験の諸定義

a) 実験環境

実験に用いた PC 環境は、CPU : Core i7-6700@3.4GHz, メモリ : 32Gbyte, OS : Windows 10 Enterprise, 言語 : Borland C++ 5.5.1 である。

b) 試験画像

前述の第2章の図2.8に示した12枚の画像を実験で共通して用いた。これらは標準画像データベース [46] の画像を含むグレースケール画像であり、画素値の階調数は0から255までの256階調である。画像サイズは全て 256×256 である。なお、画像端から4画素の幅には雑音付加と雑音除去を行わない。理由として、以降で用いる幾つかの従来法では画像端の処理が一様に定義されていないため、最大の処理窓を用いる [15] の方法に条件をあわせた。

c) インパルス性雑音のモデル

本論文で扱うインパルス性雑音のモデルを示す。濃度階調の最大値と最小値のみを用いる“ごま塩雑音”よりも現実的な雑音を想定し、信号伝送時の任意の座標のビットエラーを想定する。雑音の割合 P_{NR} 、及び、原画像の信号値 $X_{i,j}^*$ を用いて、劣化画像の信号値 $X_{i,j}$ を次式で表す。

$$X_{i,j} = \begin{cases} X_{i,j}^* & \text{with probability } 1 - P_{NR} \\ h & \text{with probability } P_{NR} \end{cases} \quad (5.15)$$

ここで h は雑音であり、階調数の範囲 $[0, 255]$ の間から一様に生成した整数の乱数値である [30, 35]。

d) 雑音除去性能の評価指標

原画像と雑音除去後の画像を用いたピーク信号対雑音比 (PSNR) を用いる.

$$\begin{aligned} \text{PSNR}[\text{dB}] &= 10 \log_{10}(\text{MAX}^2 / \text{MSE}) \\ \text{MSE} &= \frac{1}{\sum_{i,j} 1} \sum_{i,j} (X_{i,j}^* - Z_{i,j})^2 \end{aligned} \quad (5.16)$$

ここで MAX は信号の画素値の最大値を表す. 本実験では $\text{MAX} = 255$ である. MSE は平均二乗誤差であり, 原画像の画素値 $X_{i,j}^*$ と雑音除去後の画素値 $Z_{i,j}$ を用いて計算される. PSNR が高いほど, 原画像に近い画像が得られており, 雑音除去の性能が高いことを表す.

e) 雑音検出性能の評価指標

再現率, 適合率, 及び, F 値を用いる. 再現率 (Recall) は, 実際に雑音が生じていた画素のうち, 雑音が生じたと予測された割合を表す. 適合率 (Precision) は, 雑音が生じたと予測された画素のうち, 実際に雑音が生じていた割合を表す. F 値 (F-measure) は, 適合率と再現率の調和平均を表す. これらの値は 1 に近いほど, 検出精度が高い. 再現率と適合率はトレードオフの関係にある.

f) 従来法とパラメータ設定

以降の実験では, 提案法との比較用に, 雑音検出に閾値を用いる従来法を幾つか用いる. 簡単のため, 以下のように略して記載する. .

- ・ MF (median filter) [5]
- ・ SS-I (switching scheme I for MF) [8].
- ・ R-EPR (rank-ordered logarithmic difference and edge preserving regularization) [15].
- ・ I-PSMF (improved progressive SMF) [17].
- ・ MDSMF (multi-directional SMF) [18].
- ・ D-MDSMF (image-division MDSMF) [19].

なお, 本実験で用いる I-PSMF の雑音除去処理は, 原論文 [17] において詳細が式により定義されているプログレッシブ SMF の処理を用いた (論文 [17] の 2 章 参照). 全ての方法について, 最良の結果を比較するため, 画像と雑音の割合ごとに最適なパラメータを求めた. 雑音検出に用いる窓サイズは, SS-I では 3×3 に統一し, R-EPR と I-PSMF では, 3×3 と 5×5 のうち, 雑音の割合に応じて良好な方を選んだ. 雑音除去に用いるメ

ジャンフィルタなどの窓サイズは、R-EPR では注目画素周辺の雑音の割合により動的に変更し、それ以外の方法では 3×3 に統一した。

5.5.2 画質評価

図 2.8 に示した試験画像にインパルス性雑音を加え、その除去性能を従来法と比較した。用いる従来法は、前節に示した MF, SS-I, R-EPR, I-PSMF, MDSMF, D-MDSMF の 6 つの方法である。提案法は Prop. と記載する。MDSMF, D-MDSMF, Prop. で用いる走査セットは、画質を優先して、図 5.4(m) の $S_D = 4$ を用いた。

a) 画質の定性評価

まず、画質を視覚的に比較する。図 5.6 に比較のための Barbara の拡大箇所を示し、図 5.7 に $P_{NR} = 0.05$ での Barbara の結果を一部拡大した画像を示す。参考のため PSNR 値を各結果画像の下に示す。

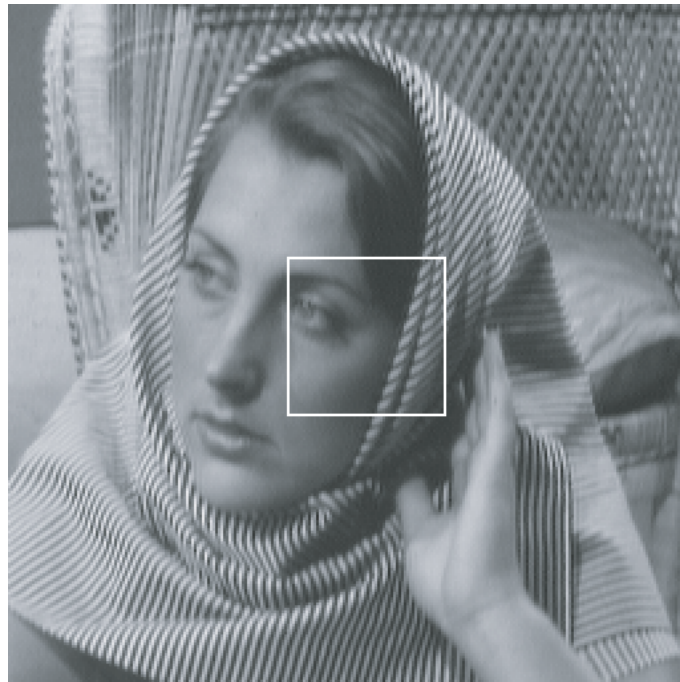


図 5.6 定性評価のための原画像 “Barbara” の拡大部分

Fig.5.6 Enlarged part of image “Barbara” for qualitative comparison.

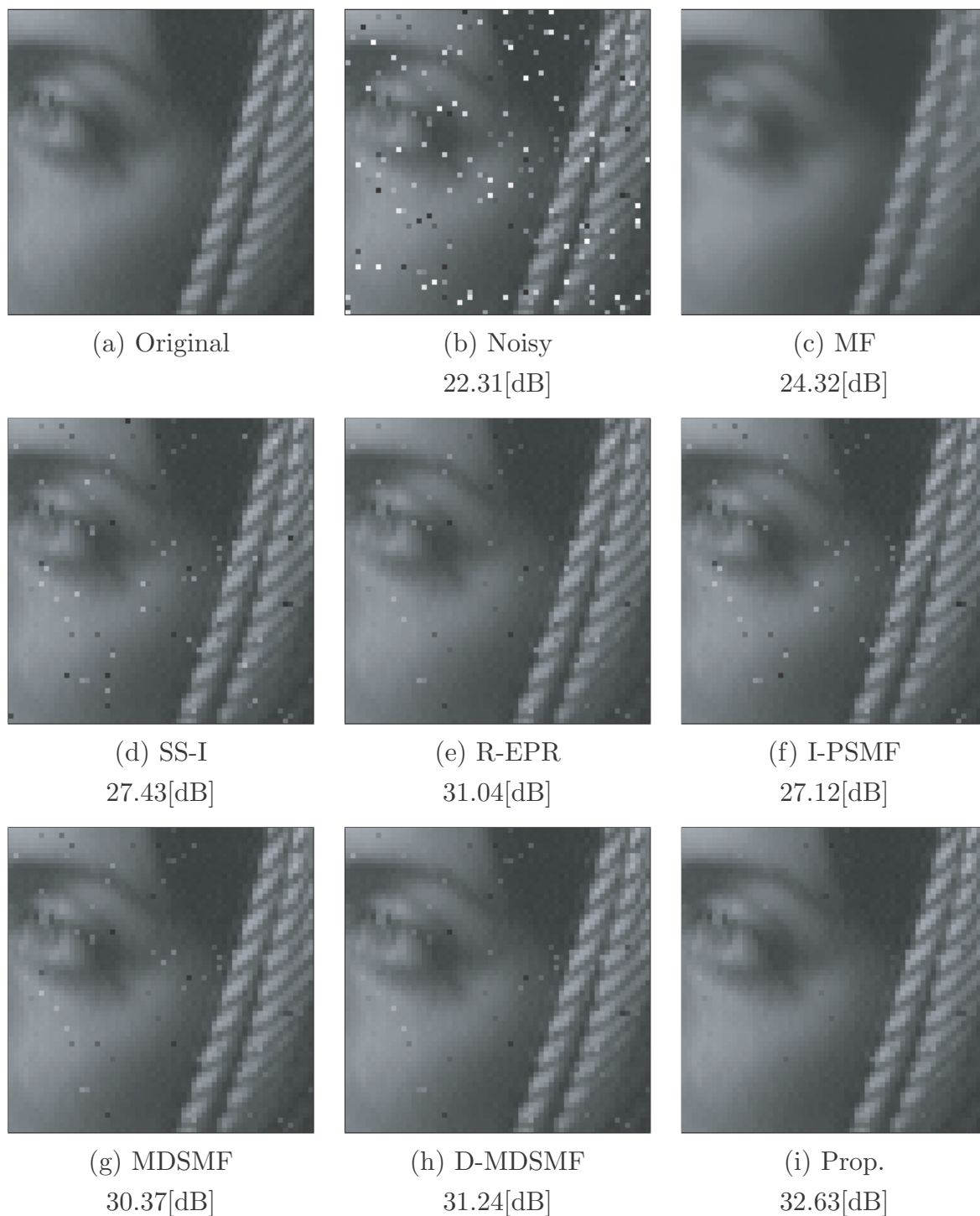


図 5.7 結果画像の画質の定性的な比較結果. $P_{NR} = 0.05$ での Barbara の画像を一部拡大した

Fig.5.7 Qualitative comparison of denoising performance with the conventional methods by a closeup image of Barbara in $P_{NR} = 0.05$.

雑音検出を行わないMFが最も雑音除去されたように感じられるが、鮮明さの低下は最も大きい。雑音検出を行う方法では、Prop.が最も雑音の除去と鮮明さの維持を両立できている。D-MDSMFとR-EPRがそれに続くが、少し雑音が残る。更に、MDSMF、SS-I、I-PSMFが続く、この順に雑音の残留程度が増える。

b) 画質の定量評価

画質を数値的に比較するため、図5.8に雑音の割合 P_{NR} に対するPSNR値の遷移結果を示す。ここで雑音の割合は $P_{NR} \in [0.05, 0.60]$ の範囲で0.05刻みで変化させた。PSNR値は12枚の試験画像の平均値である。同図より、 P_{NR} が0.05~0.50の範囲では、Prop., D-MDSMF, MDSMFの順にPSNR値が高く、 P_{NR} が0.55~0.60の範囲では、I-PSMFがProp.を上回ることが分かる。 P_{NR} が低ければProp.のPSNRは他の方法より高いが、 P_{NR} が高いとその差は小さくなる。なお、個別の画像についても、PSNR値に違いはあるが、同様の結果であった。

画像ごとにMDSMFとProp.の結果を比較すると、画質の改善程度に違いがみられた。 $P_{NR} = 0.05$ において、改善が大きい画像はBarbara, Cameraman, Lennaであり、2.5dBの差であった。一方、改善が小さい画像はBridge, LAX, Textであり、0.7dBの差

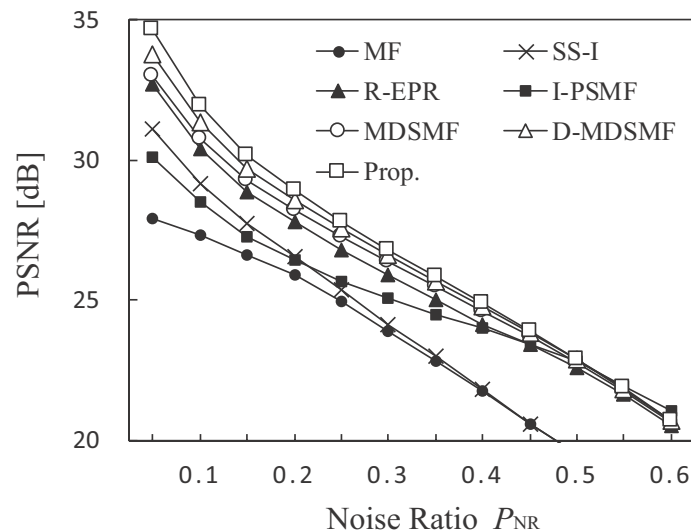


図 5.8 雑音除去性能の比較結果 (図 2.8 の試験画像の平均値)

Fig.5.8 Quantitative comparison of denoising performance with the conventional methods (the mean value of the test images in Fig. 2.8).

であった。改善差が大きい画像は、平坦な箇所と濃度変化を多く含む箇所の両方を持ち、それぞれが鮮明な傾向がある。一方、改善差が小さい画像は、画像の広範囲に乱雑で細かな濃度変化を持つ傾向がある。前者の画像特徴は前節 5.4 で述べた TV 値に反映されやすいため、TV 値を考慮する Prop. では大きな改善が得られたと考えられる。

5.5.3 雑音の検出性能

閾値処理による雑音検出を行なう従来法として、SS-I, R-EPR, I-PSMF, MDSMF, D-MDSMF の 5 つの方法を用いて、検出性能の比較実験を行なった。複数の閾値を用いる方法は、R-EPR, I-PSMF, D-MDSMF, Prop. である。また、MDSMF, D-MDSMF, Prop. では走査方向ごとに雑音検出結果が異なるため、4 つの走査方向のうち 3 方向以上で重複して検出された画素数を数え、評価値を計算した。

図 5.9 に雑音検出性能の比較結果を示す。再現率 (Recall), 適合率 (Precision), F 値 (F-measure) は 12 枚の試験画像の平均値である。

再現率: Prop. では $P_{NR} = 0.05$ で 7 割弱である。 P_{NR} の増加に伴い再現率は向上し、 $P_{NR} = 0.60$ で 8 割弱となる。 P_{NR} が $0.05 \sim 0.25$ において Prop. の再現率は他手法よりも高い。

適合率: Prop. では $P_{NR} = 0.05$ で 9.5 割である。 P_{NR} の増加に伴い適合率は低下し、 $P_{NR} = 0.60$ で 9 割となる。全ての P_{NR} において、Prop. の適合率は他手法よりも高い。

F 値: Prop. では $P_{NR} = 0.05 \sim 0.50$ で他手法よりも高く、 $P_{NR} = 0.55 \sim 0.60$ では R-EPR 及び I-PSMF が Prop. を上回る。この傾向は、前節で述べた PSNR 値の傾向に近い (図 5.8 参照)。

これらに共通して、MDSMF, D-MDSMF, Prop. の順で雑音検出性能は改善している。また、MDSMF, MDSMF に基づく D-MDSMF, および、Prop. は、 P_{NR} の増加に伴い 3 つの雑音検出精度が低下する。他の方法と比較して、これらの方法は、雑音検出に 2×2 の小さな処理窓を共通に用いており、雑音の割合が多い場合、窓内に正常な画素値が含まれる確率が低くなり、正常な画素値を参照した雑音検出処理が難しくなったためと考えられる。

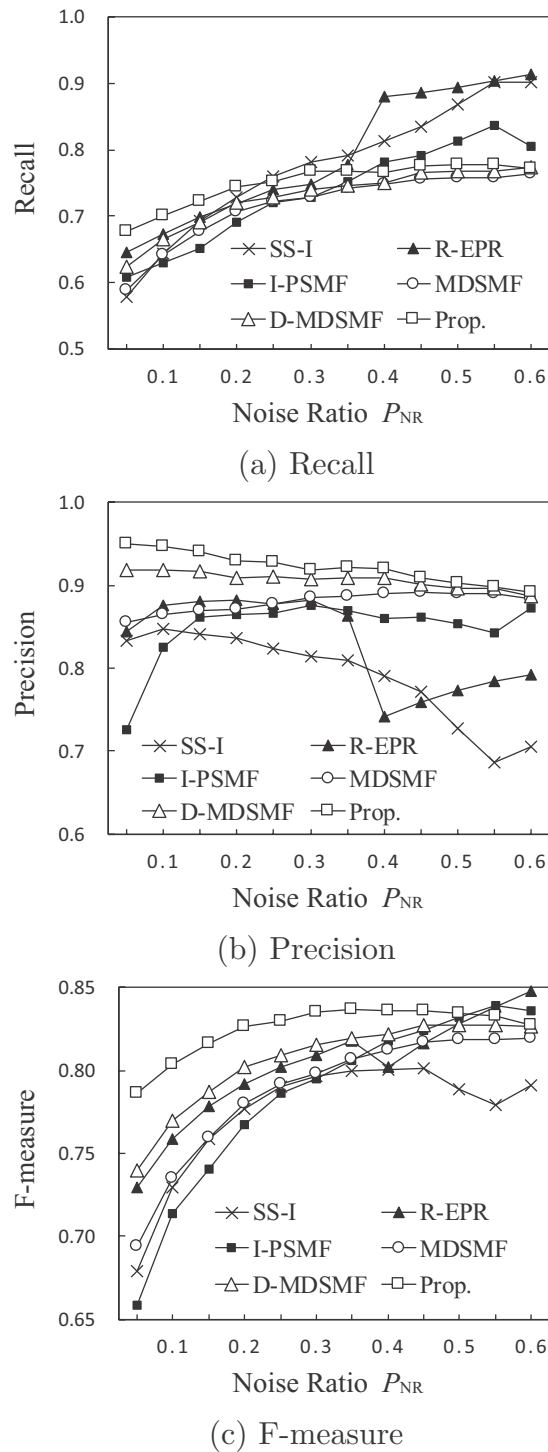


図 5.9 雑音検出性能の比較結果 (図 2.8 の試験画像の平均値). それぞれの図の縦軸のスケールは, 差異を強調するために異なる

Fig.5.9 Performance comparison of noise detection (the mean value of the test images in Fig. 2.8).

5.5.4 固定パラメータを用いた場合の画質評価及び処理時間の比較

前節までの実験では、画像ごと雑音の割合ごとに最適なパラメータを求めて用いたが、現実的には処理時間の面で最適パラメータを得ることは難しい。本節では、提案法のパラメータを、前節までの実験結果を基に、経験的に $l_r = 2$, $\tau_B = 12$, $\lambda = 1.0$ と固定して用い*4、走査方向である S_D を変えた場合について、従来法と PSNR 値の比較を行った。 S_D によって処理時間も変わるため、処理時間についても簡単に示す。

その他、本実験では図 5.10 に示す 2 枚の画像を用いた。画像サイズは共に 2048×2048 である。雑音の割合は、提案法の有効性が高い $P_{NR} \in [0.05, 0.25]$ の範囲で 0.05 刻みで設定した。比較方法として、MF, SS-I, MDSMF, D-MDSMF, 最適パラメータを用いた提案法 (Prop.) を用いる。MF と SS-I は繰り返し処理を必要とせず高速であるため、処理速度の参考として用いた。

a) 画質評価

表 5.1 に PSNR 値の結果を示す。PSNR 値は 2 枚の試験画像の平均値である。走査方向数は、Prop. では $S_D = 2$ と $S_D = 4$ を用い、MDSMF と D-MDSMF では $S_D = 4$ のみを用いた。

提案法での最適パラメータと固定パラメータを用いた場合の比較においては、最適パラメータでは、全ての P_{NR} において $S_D = 2$ よりも $S_D = 4$ が 0.5dB 上回る。一方、固定パラメータでは、全体的に最適パラメータよりも 1dB 低下した。

固定パラメータを用いる提案法と著者らの従来法 MDSMF と D-MDSMF との比較においては、 $S_D = 4$ では、全ての P_{NR} において MDSMF を上回り、 $P_{NR} = 0.05$ では D-MDSMF を上回った。一方、 $S_D = 2$ では、 $P_{NR} = 0.05 \sim 0.15$ において MDSMF を上回った。

固定パラメータを用いる提案法と MF と SS-I との比較においては、全ての雑音の割合で提案法の $S_D = 2$ と $S_D = 4$ の両方が、MF と SS-I を上回った。

*4 前節 5.5.2 の実験で、雑音の割合が $P_{NR} = 0.05 \sim 0.25$ における 12 枚の試験画像の PSNR の平均値が最も良くなるパラメータとした。この固定パラメータ ($l_r = 2$, $\tau_B = 12$, $\lambda = 1.0$) は、平均よりも濃度変化が多い画像では雑音除去を優先するパラメータとなり、平均よりも濃度変化が少ない画像ではエッジ保存を優先するパラメータとなる。本来の雑音除去フィルタとして、画像の種類に関わらず雑音除去を優先するならば、 τ_B 及び λ はこれらよりも低い $\tau_B = 8$, $\lambda = 0.8$ とした方が良い。また、解像度が高い (画素数が多い) 画像についても、同様に濃度変化が小さい画像となるので、 $\tau_B = 8$, $\lambda = 0.8$ とした方が良い。なお、このパラメータを用いた場合、再現率は向上するが適合率は低下する。

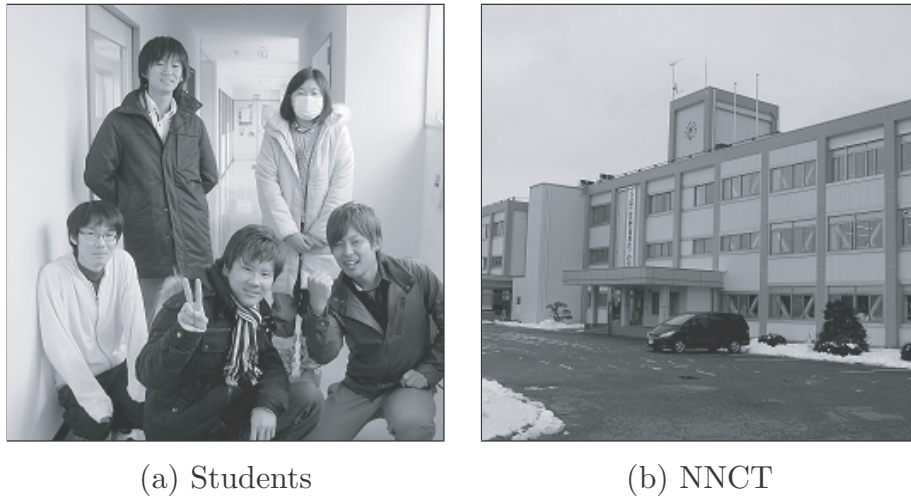


図 5.10 固定パラメータの実験に用いた画像 (2048×2048 画素)

Fig.5.10 The test images used for the experiment using fixed parameters (2048×2048 pixels).

表 5.1 固定パラメータを用いた提案法と従来法の PSNR の結果

Table5.1 Results of PSNR between the proposed method using fixed parameters and conventional methods.

Method	PSNR [dB]							
	$P_{NR} =$	0.05	0.10	0.15	0.20	0.25	Mean	
Prop.	Opt. param.	$S_D = 2$	46.75	43.68	41.43	39.63	37.90	41.88
	(for reference)	$S_D = 4$	47.38	44.19	41.91	40.07	38.34	42.38
	Fixed param.	$S_D = 2$	46.09	42.70	40.34	38.49	36.67	40.86
		$S_D = 4$	46.54	43.12	40.82	38.99	37.25	41.34
MF		40.06	38.66	36.46	33.70	30.76	35.93	
SS-I (Opt. param.)		42.48	39.92	37.07	33.97	30.88	36.86	
MDSMF ($S_D = 4$, Opt. param.)		44.47	41.96	40.16	38.66	37.23	40.50	
D-MDSMF ($S_D = 4$, Opt. param.)		46.30	43.41	41.33	39.61	37.96	41.72	

b) 処理時間

表 5.2 に処理時間の結果を示す。処理時間は、一様ではないため、10 回の処理の平均値とした。ここで MDSMF, D-MDSMF, 提案法での複数の走査方向への処理は、並列に

表 5.2 固定パラメータを用いた提案法と従来法の処理時間の結果

Table 5.2 Results of execution time between the proposed method using fixed parameters and conventional methods.

Method	Execution time [s]							
	$P_{NR} =$	0.05	0.10	0.15	0.20	0.25	Mean	
Prop.	Opt. param.	$S_D = 2$	0.934	1.047	1.195	1.387	1.578	1.228
	(for reference)	$S_D = 4$	1.894	2.237	2.449	2.987	3.297	2.573
	Fixed param.	$S_D = 2$	0.855	0.961	1.072	1.182	1.294	1.073
		$S_D = 4$	1.893	2.109	2.316	2.551	2.801	2.334
MF		1.255	1.307	1.333	1.333	1.358	1.317	
SS-I (Opt. param.)		1.292	1.337	1.367	1.383	1.406	1.357	
MDSMF ($S_D = 4$, Opt. param.)		1.054	1.284	1.541	1.784	2.006	1.534	
D-MDSMF ($S_D = 4$, Opt. param.)		2.726	3.235	3.738	4.120	4.426	3.649	

は計算せず、逐次的に処理した。なお、D-MDSMF と提案法については、本稿に示したアルゴリズム通りに実装すると、注目画素が移動するたびに重複する近傍画素の読み込みや濃度差の再計算が生じて効率が悪い。そこで、注目画素の移動の際、次の位置で必要となる画素値やその差分値の情報を受け渡すように実装した。同様の方法は定数時間フィルタリングにおいて用いられる [51]。

同表において、提案法の処理時間は、最適パラメータよりも固定パラメータを用いた場合の方が $S_D = 2$ と $S_D = 4$ で共に短いですが、これは固定パラメータの方が雑音除去を適用する画素が少なかったためである。提案法と従来法の比較においては、固定パラメータと最適パラメータ共に、 $S_D = 2$ では全ての従来法より処理時間が短く、 $S_D = 4$ では MDSMF より長いですが D-MDSMF より短い処理時間を達成した。

5.5.5 パラメータの設定指標

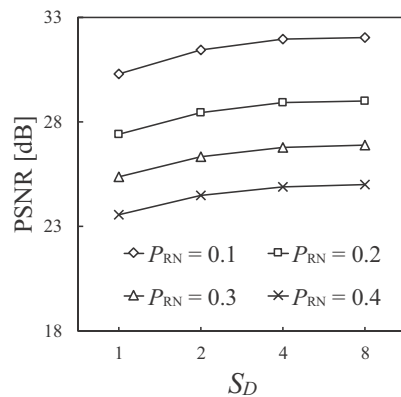
本節では、提案法の各パラメータと PSNR 値の関係を示し、パラメータの設定指標、最適パラメータと画像の種類及び雑音の割合の関係について考察する。パラメータは 4 つあり、走査方向数 S_D 、閾値計算範囲の大きさ l_r 、基準閾値 τ_B 、エッジ量の調整重み λ である。各パラメータの最適値付近の PSNR 値の遷移を確認するため、以下の手順で実験を行った。まず、最も高い PSNR 値を与える最適パラメータの組を網羅探索で得た。次に、特定のパラメータの変化に対する PSNR 値の遷移を観察するため、注目パラメータ

以外は最適パラメータを用いて固定し，注目パラメータのみを変化させた。

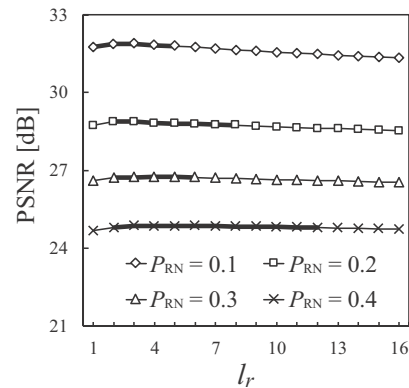
なお， S_D については， $S_D = 2, 4, 8$ 以外にも， $S_D = 1$ の走査セットとして図 5.4(a) のみの走査（画像統合は行わない）を含めた。

a) パラメータと画質の関係

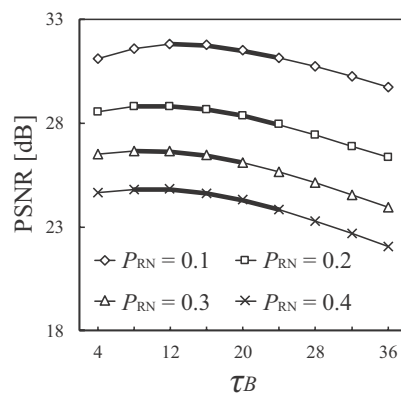
図 5.11 に提案法の各パラメータと PSNR 値との関係を示す．実験画像には図 2.8 に示した 12 枚を用い，雑音の割合は $P_{NR} \in [0.1, 0.4]$ の範囲で 0.1 刻みで設定した．PSNR 値は 12 枚の試験画像の平均値である．(b)~(d) は $S_D = 4$ の結果であり，12 枚の試験画



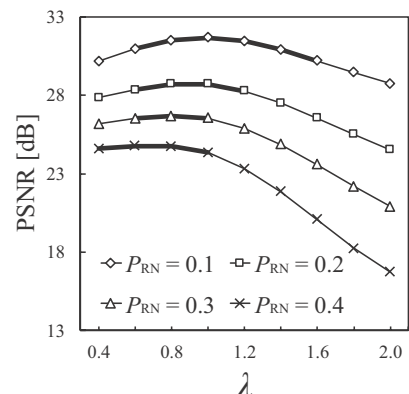
(a) S_D and PSNR



(b) l_r and PSNR ($S_D = 4$)



(c) τ_B and PSNR ($S_D = 4$)



(d) λ and PSNR ($S_D = 4$)

図 5.11 パラメータと PSNR の関係（図 2.8 の試験画像の平均値）．曲線ごとに雑音の割合が異なる

Fig.5.11 Relationships between a parameter and the resulting PSNR (the mean value of the test images in Fig. 2.8). Each curve corresponds to a different noise rate.

像のいずれかで最適値が得られる範囲を太線とした。

同図 (a) の S_D と PSNR 値の関係では、いずれの雑音の割合（曲線）においても S_D が多いほど PSNR 値が向上するが、向上の程度は頭打ちとなる。走査の処理数を考えると、MDSMF 法と同様に、速度を優先する場合は $S_D = 2$ を用い、画質を優先する場合は $S_D = 4$ を用いることが適切である。

同図 (b)~(d) では、いずれも横軸の最適パラメータの位置に頂点を持つ単峰状のグラフとなった。(b) の l_r については、パラメータの変化に対する PSNR 値の変化は、全体的に小さく、他のパラメータが適切に調整されていれば、最適パラメータの範囲内でパラメータを固定しても良い。(c) の τ_B と (d) の λ については、パラメータの変化に対する PSNR 値の変化が大きいため、画質の向上を目的とする場合はこれらのパラメータを適切に調整する必要がある。

b) 画像の種類と最適パラメータ

表 5.3 に $S_D = 4$ の各画像の最適パラメータを示す。各画像の式 (5.10) による TV 値 (Total variation) を画素数により正規化して示した。

前述 a) において述べたように、他のパラメータが適切に調整されている場合に、PSNR 値に対して変化の大きい τ_B 及び λ について考察する。雑音の割合が増加するに伴い、元の画像の性質が失われるので、元の画素の欠損が少ない $P_{NR} = 0.1$ において、類似点と

表 5.3 画像ごとの最適パラメータ ($S_D = 4$)

Table5.3 Optimal parameter for each image ($S_D = 4$).

Image	Total variation	$P_{NR} = 0.1$				$P_{NR} = 0.2$				$P_{NR} = 0.3$				$P_{NR} = 0.4$			
		l_r	τ_B	λ	PSNR [dB]	l_r	τ_B	λ	PSNR [dB]	l_r	τ_B	λ	PSNR [dB]	l_r	τ_B	λ	PSNR [dB]
Airplane	17.84	2	16	1.0	32.40	2	12	1.0	29.32	2	20	0.6	27.02	4	12	0.8	25.05
Barbara	27.94	3	16	1.0	29.74	4	12	1.0	26.73	4	16	0.8	24.95	4	12	0.8	23.56
Boat	14.42	2	20	0.6	36.29	2	20	0.6	32.34	5	12	0.8	29.99	2	16	0.6	27.91
Bridge	36.56	3	24	1.0	27.42	8	20	0.8	25.16	6	20	0.6	23.57	6	24	0.4	22.29
Building	20.32	3	20	0.6	34.36	3	12	0.8	30.69	3	12	0.8	28.08	3	16	0.6	25.88
Cameraman	17.35	1	20	1.2	30.48	2	16	1.0	27.91	4	8	1.0	25.95	3	12	0.8	24.11
Girl	13.21	4	12	1.0	38.46	3	12	0.8	34.47	4	8	1.0	31.77	12	8	1.0	28.84
LAX	34.36	1	16	1.6	25.59	2	24	0.8	23.90	3	20	0.8	22.95	5	16	0.8	22.09
Lenna	15.56	3	12	1.2	34.71	6	8	1.0	31.63	3	12	0.8	29.26	3	16	0.6	27.03
Lighthouse	26.38	4	20	1.2	28.62	2	12	1.2	25.65	4	12	1.0	23.81	6	16	0.8	22.38
Text	27.23	5	20	0.8	30.99	6	16	0.8	27.68	3	20	0.6	25.04	3	20	0.6	22.61
Woman	16.05	2	16	1.0	34.27	2	16	0.8	31.41	2	8	1.0	28.99	3	12	0.8	27.12
Mean	22.27	2.8	17.7	1.0	31.94	3.5	15.0	0.9	28.91	3.6	14.0	0.8	26.78	4.5	15.0	0.7	24.91

異なる点を共に含む画像で比較する。

まず, Barbara と Lenna を比較する. 両者は濃度変化が大きい領域と平坦な領域が鮮明な点で類似し, TV 値が異なる画像である. TV 値は Barbara の方が大きく, それぞれの $\{\tau_B, \lambda\}$ は, Barbara が $\{16, 1.0\}$, Lenna が $\{12, 1.2\}$ であった. 画素値の変化量が大きい画像は, 正常画素を雑音として誤検出することを抑制するため, τ_B が大きな値となり, TV 値の大きい Barbara の方が τ_B が大きくなった. Lenna の τ_B は Barbara よりも小さく, 雑音の未検出が減少するが, エッジ領域等で正常画素の誤検出が増加する. Lenna のエッジ領域は鮮明なため, この誤検出を抑制するように Lenna の λ は大きくなったと考える.

次に, Boat と Lenna を比較する. 両者の TV 値は比較的近いが, 濃度変化の性質が異なる画像である. Boat は Lenna に比べて輪郭等のエッジがやや多く, 濃度変化の鮮明さが少ない画像である. それぞれの $\{\tau_B, \lambda\}$ は, Boat が $\{20, 0.6\}$, Lenna が $\{12, 1.2\}$ であった. Boat は Lenna に比べて濃度変化の鮮明さが少ないため, エッジ領域等での誤検出も少なく, λ が小さくなった. Boat と Lenna の TV 値は近く, 画像全体の画素値の変化量は近い. このため, Boat は λ が小さい代わりに, τ_B が大きくなったと考える.

以上より, 画像全体の画素値の変化量が大きい画像は τ_B が大きくなり, 濃度変化が大きい領域と平坦な画像は λ が大きくなる傾向がある.

c) 雑音の割合と最適パラメータ

画像の種類に依存しない全体の傾向を表 5.3 の平均値 (Mean) から考察する. 雑音の割合が多い $P_{NR} = 0.4$ は外れ値が多いため, 元の画像の性質が比較的保持されている $P_{NR} \in [0.1, 0.3]$ の範囲について, 各パラメータの傾向を以下に示す.

l_r : P_{NR} の増加に伴い, 閾値計算範囲に含まれる正常な画素が減少する. 適切な l_r は, 閾値計算範囲に正常な画素を含めるため, 大きくなる.

τ_B : P_{NR} の増加に伴い, 隣接する画素と大きく異なる画素値をもつ雑音だけでなく, 近い画素値をもつ雑音も増加する. 後者の雑音画素では注目画素の画素値の変化量 $F_{i,j}$ が小さくなることから, 適切な τ_B は, これらを検出して除去するため, 小さくなる.

λ : P_{NR} の増加に伴い, 雑音により画像本来の濃度変化が多く失われる. 画像本来の局所ごとの TV 値の精度が低下することから, 適切な λ は, 適応的閾値 $\tau_{i,j}$ に対する TV 値の重みを減少させるため, 小さくなる.

5.5.6 閾値計算に用いるエッジ量の検証

本節では提案法の閾値計算に用いる微分フィルタの検証について述べる。

式 (5.10) と (5.11) に示した微分フィルタ及び微分結果の結合法は、基本的なフィルタ長 2 の差分フィルタと絶対値の和 (l_1 ノルム) である (異方性の全変動として知られる)。他の微分フィルタや結合法 (二乗和平方根である l_2 ノルムなど) の組合せを用いた場合の雑音除去性能と処理時間を示す。

表 5.4 の Filter の列に用いる微分フィルタを示す。Std-dif は式 (5.10) に示した差分フィルタ, Roberts, Prewitt, Sobel はエッジ抽出用の基本的なフィルタ, Laplacian I~III は係数を変えた 3 種類のラプラシアンフィルタ [52], Kernel in (5.3) は式 (5.3) に示した微分フィルタであり, 合計 8 種類を用いる。

表 5.4 の Norm の列に用いる結合方法を示す。Std-dif から Sobel までのフィルタは 1 階微分フィルタであり, 縦横の方向に 2 つのフィルタを施した後, エッジ抽出の目的の場合は, その 2 つの微分結果の二乗和平方根 (すわなち l_2 ノルム) を計算して結合する。 l_2 ノルムでの有効性が高い Std-dif と Roberts では, 絶対値の和である l_1 ノルムをあわせて示す。Laplacian I から Kernel in (5.3) までのフィルタは単一の 2 階微分フィルタであり, フィルタ結果の絶対値 (abs.) を用いる。

a) 実験結果

表 5.4 の PSNR の列に, 画質評価用の PSNR 値の結果を示す。測定は 5.5.2 の実験と同様に行い, 最適パラメータを用いた結果である。また, この PSNR 値は $P_{NR} = 0.05 \sim 0.60$ の平均値である。この結果からは, Std-dif を用いた結果が良い性能を示すことが分かる。

表 5.4 の Time の列に, 処理時間の結果を示す。測定は 5.5.4 の実験と同様に行い, 微分フィルタごとに定めた固定パラメータを用いた結果である。また, この処理時間は $P_{NR} = 0.05 \sim 0.25$ の平均値である。この結果からは, l_1 ノルムを用いた結果の処理時間が短いことが分かる。 l_2 ノルムを用いると乗算と平方根の計算が増え, 処理速度が長くなる。

これらの結果より, 同表 (a) の Std-dif と l_1 ノルムを用いた場合が, 雑音除去と処理時間で高い性能を示した。この実験及び画像復元における実績 [50] を踏まえ, 性能と計算量の面から上述の組合せを提案法では用いた。

表 5.4 閾値計算に用いる微分フィルタの比較結果

Table 5.4 The comparison of differential filters used for threshold calculation.

	Filter	Norm	PSNR [dB]	Time [s]
(a)	Std-dif	ℓ_1	26.70	2.334
(b)	Std-dif	ℓ_2	26.70	3.325
(c)	Roberts	ℓ_1	26.67	2.732
(d)	Roberts	ℓ_2	26.53	3.557
(e)	Prewitt	ℓ_2	26.65	3.850
(f)	Sobel	ℓ_2	26.48	4.134
(g)	Laplacian I	abs.	26.58	2.599
(h)	Laplacian II	abs.	26.54	3.147
(i)	Laplacian III	abs.	26.34	3.442
(j)	Kernel in (5.3)	abs.	26.65	2.394

5.6 むすび

本章では、多方向スイッチングメジアンフィルタ (MDSMF) , 及び、その画像分割型の方法 (D-MDSMF) に代わる方法として、MDSMF 法に基づく方法を新たに提案した。提案法は、ラスタ走査中に行う雑音検出処理に対して適応的な閾値決定法を組み込んだ方法である。注目画素周辺の雑音が除去された走査済み画素を用いて局所的なエッジ量、すなわち濃度の変動量 (Total Variation) から閾値を求め、その閾値を用いて雑音判別を行い画質を向上させた。また、走査済み画素を有効に利用することにより、閾値の精度の改善だけでなく、処理の効率化を可能とした。実験では、従来法との比較の他に、提案法の特性を示した。従来法である MDSMF 法と D-MDSMF 法と同等以上の画質を得るとともに、処理時間の短縮を達成した。今後の方針として、幾つかあるパラメータの自動調整法や、メジアンフィルタに変わる雑音除去方法を考えている。

第 6 章

結論

デジタル画像を取得する際や伝送する際に、様々な要因で雑音が付加される。例えば、外部で発生した電磁波や放射線による影響、CMOS などのイメージセンサを構成する個々の撮像素子のばらつき、回路の熱雑音などが雑音の原因となる。本研究ではそれらの雑音のうち、インパルス性雑音を効率的に除去するフィルタを開発することを目的とした。インパルス性雑音は、画像中のランダムな位置に現れ、画素値について大振幅の階調値の範囲の中からランダムな値をとる雑音である。

雑音除去フィルタに求められる最も重要な性能として、元の画像情報を劣化させずに雑音だけを可能な限り除去する能力が求められる。インパルス性雑音を除去する代表的な方法として、メディアンフィルタ (MF) による平滑化がよく用いられるが、MF は画像中の全ての画素に雑音除去 (復元) 処理を適用するため、雑音でない画素にも処理を適用し、画像本来の信号画素を劣化させる短所がある。

この問題の改善のため、“荷重型” や “スイッチング型” などの MF が提案され、更に様々な拡張型の雑音除去フィルタも提案されている。特に、スイッチング型の雑音除去フィルタは、雑音判定処理を行い、雑音と判定した画素のみに雑音除去処理を適用する方法で、画像本来の信号画素の保存性に優れる点から非常に有効な方法である。しかし、これまでの手法は、処理の複雑化やフィルタ窓の拡大と引き換えに、画質の改善を得る傾向にあった。

本研究ではこの傾向に対し、小さなフィルタ窓と簡潔な処理で優れた性能を持つフィルタを設計することを目標とした。これまでのフィルタより小さい 2×2 画素の雑音検出用のフィルタ窓を用いた “多方向 SMF” を提案し、さらにその発展型のフィルタとして “画像分割型多方向 SMF”、及び、“適応的閾値を用いた多方向 SMF” を提案した。これらの

3つのフィルタの概要について以下で述べる。また最後に、今後の課題と展望について述べる。

多方向スイッチングメジアンフィルタ

本方法は、2つのステップで構成される手法である。第1ステップでは、劣化画像を走査方向ごとに複製し、 2×2 画素の微分フィルタを雑音検出に用いたSMFを複数の走査方向で適用する。ラスト走査方向ごとの雑音除去画像を取得した後、第2ステップでは走査方向ごとの雑音除去画像を平均により統合し、より改善された結果画像を取得する。本手法で用いる窓サイズの小さい 2×2 雑音検出オペレータは、少ない画素数で雑音検出処理を行うことで計算量を抑制する。小さい窓サイズは、注目画素から遠い位置にある線やエッジ等の濃度変化の影響も抑制する。また、多方向走査と雑音除去画像の統合処理は、雑音検出率の向上と雑音の可能性に応じた画素の復元を可能とする。なお、これらの処理は個々に独立して機能するのではなく、提案法の一連の処理の中で相互に関連し機能する。

画像分割型多方向SMF

スイッチング型のフィルタの多くは、注目画素と周辺画素の濃度差を何らかの形で計算し、予め設定した閾値より濃度差が大きい場合、注目画素を雑音と判定し、雑音除去処理を適用する。画像や雑音によって最適な閾値は異なる。基本的な原理を同じとする前述の多方向SMFも同様の性質がある。

自然画像は1枚の画像であっても、画像中の位置によって線やエッジ、テクスチャ等が多い箇所と平坦な箇所では、濃度変化の大きさが異なる。多方向型SMFにおいて、画像ごとの最適な閾値は、濃度変化量が多い画像ほど高い傾向があることから、画像の場所ごとにおいても同様に、濃度変化量が多い箇所ほど閾値が高い傾向が表れる。したがって、画僧の領域ごとの濃度変化量に応じた閾値を設定し、それを用いて多方向SMFを適用すれば、画質の改善が可能となる。そこで、画像を格子状に分割し、分割画像ごと濃度変化量に応じた閾値を設定する画像分割型多方向型SMFを提案した。

適応的閾値を用いた多方向 SMF

多方向型 SMF の画質を改善する方法として、分割画像ごとの濃度変化量に応じた閾値を設定することで画質を改善する画像分割型多方向 SMF を提案したが、画質の改善が得られる反面、処理数が増え、処理時間が長くなる問題が生じた。

そこで、従来の高性能手法である D-MDSMF 法と同等以上の画質と、より短時間の処理を可能とする多方向 SMF に基づく方法を新たに提案した。前述のように、多方向 SMF では濃度変化の多い画像ほど適切な閾値が高い傾向があるため、提案法では、注目画素近傍の隣接画素間の濃度差（エッジの強さ）として、局所的な全変動 (total variation: TV) 値を閾値に反映させる。注目画素ごとの TV 値を周辺画素数で割り正規化した値を画素ごとの濃度変化量とする。画素ごとの雑音検出の際、濃度変化量に応じた適応的閾値を計算し、その値を用いて雑音検出を行う。TV 値は雑音の生じた画像では雑音の影響を強く受けるが、提案法は雑音除去された画素値を劣化画像に上書きすることで、雑音の影響を抑制した TV 値を取得する。これによって、より精度の高い閾値を用いた雑音除去を可能とした。また、雑音除去済み画素の上書き処理により、一回のラスタ走査の中に閾値の計算処理と雑音検出処理をまとめ、処理時間の改善も可能とした。

今後の課題と展望

雑音除去と原画像の保存の両立、すなわち画質の追及は、全て雑音除去フィルタにおいて根本的な課題である。これに加えて、処理の簡単さや高速さの追及、閾値などのパラメータ設定の自動化などの課題も存在する。これらの課題は、改善の余地がある限り未来においても変わらない課題であろう。また、本研究では着手していないカラー画像への適用の課題もある。

本研究で提案した 3 つの手法は、新たな手法を提案するごとに画質の改善を行ってきた。スイッチング型の雑音除去フィルタの画質の改善には、雑音検出精度の改善と復元精度の改善が考えられるが、提案した 3 つの手法は、雑音検出精度の改善に焦点を当てた手法であった。これまでの提案で、雑音検出精度による画質の改善は頭打ちになりつつあり、今後の更なる改善を考えるならば、復元精度に焦点を当てた改善も必要であると考えている。

前章までの各手法の結言で、処理時間の改善と閾値などのパラメータ設定の自動化などの課題について述べてきたので、これらについての現状を述べる。

処理時間の改善については、実装時の改善として文献 [21] において、多方向 SMF の第 1 ステップの各走査方向の雑音除去処理のマルチコア CPU を用いた並列処理化、さらには GPU を用い画素ごとに並列処理するための方法を越山らとともに提案した。

閾値設定の自動化については、末竹らが文献 [34] において雑音除去手法とともに閾値の設定法を、久保田らが文献 [35] おいてスイッチング型フィルタの基本となる文献 [8] 向けの手法を提案している。これらは有効性のある手法であるが、末竹らの手法は雑音の割合を必要とし、久保田らの手法はより精度の高い手法であるが、雑音の濃度ヒストグラムを必要とする。久保田らの手法は、多方向 SMF にも適用可能で [53]、この方法が使える場合には非常に有用であるが、そうでない場合には用いることができない。したがって現時点では精度はやや劣るが、第 5 章の固定パラメータを適用した実験のように、経験的な固定パラメータを用いる方法が現実的と考えている。

最後に今後の展望についてだが、今後も上記で述べた課題について引き続き取り組んでいくつもりである。

参考文献

- [1] 赤間世紀, “画像処理工学,” 技報堂出版, pp.1-2, Sep.2006.
- [2] 藤田和弘, 棟安実治, 中森伸行, 近藤浩, 奈倉理一, 渡辺伸之, 廖洪恩, “劣化画像の復元・ノイズ除去による高画質化,” トリケップス, pp.45-63, Mar.2008.
- [3] 同上, pp.103-113.
- [4] デジタル画像処理 [改訂新版] 編集委員会, “デジタル画像処理 [改訂新版],” 公益財団法人画像情報教育振興協会, pp.47-48, Mar.2015.
- [5] Narendra and M.Patrenahalli, “A Separable Median Filter for Image Noise Smoothing,” IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.PAMI-3 Issue1, pp.20-29, Jan.1981.
- [6] D.R.K. Browningg, “The weighted median filter,” Comm. ACM, vol.27, no.8, pp.807-818, Apr.1984.
- [7] Ko S-J and Lee Y.H : “Center Weighted Median Filters and Their Applications to Image Enhancement,” IEEE Trans.Circuits & Syst.II Vol.38, pp.984-993, Sep.1991.
- [8] T.Sun and Y.Neuvo, “Detail-preserving median based filters in image processing,” Pattern Recognition Lett, vol.15 Issue4, pp.341-347, Apr.1994.
- [9] Z.Wang and D.Zhang, “Progressive Switching Median Filter for the Removal of Impulse Noise from Highly Corrupted Images,” IEEE Trans.Circuits & Syst.II CAS II Vol.46, no.1, pp.78-80, Jan.1999.
- [10] 田口亮, 松本哲夫, “雑音位置情報に基づく高発生確率インパルス雑音重畳画像の復元,” 信学論 (A), vol.J83-A, no.2, pp.208-216, Feb.2000.
- [11] 橋本 有平, 梶川 嘉延, 野村 康雄 : “画像信号の方向性を考慮したインパルス性ノイズ除去手法,” 信学論 (A), vol.J84-A, no.6, pp.759-768, June.2001.
- [12] S Zhang and MA Karim, “A New Impulse Detector for Switching Median Fil-

- ters, ” IEEE Signal Processing Lett, vol.9, no.11, pp.360-363, Nov.2002.
- [13] 近藤 啓子, 長谷山 美紀, 北島 秀夫: “インパルス性雑音除去のための高精度な雑音検出法, ” 信学論 (D-II), vol.J86-D-II, no.5, pp.654-667, May.2003.
- [14] 山下哲孝, 関屋大雄, 呂建明, 谷萩隆嗣, “ラプラス-ガウスフィルタを用いたインパルス性雑音検出器, ” 信学技報, vol.106, no.317, pp.73-78, May.2006.
- [15] Y.Dong, R.H.Chan and S.Xu, “A Detection Statistic for Random-Valued Impulse Noise, ” IEEE Trans. Image Processing, vol.16, no.6, pp.1112-1120, Apr.2007.
- [16] S.-S Wang and C.-H Wu, “A New Impulse Detection and Filtering Method for Removal of Wide Range Impulse Noises, ” Elsevier. Pattern Recognition, vol.42, Issue9, pp.2194-2202, Jan.2009.
- [17] 和崎浩幸, 呂建明, 谷萩隆嗣, “改良 PSM フィルタによるインパルス性雑音除去, ” 電学論 (C), vol.129, no.7, pp.1416-1426, July.2009.
- [18] 横山靖樹, 宮崎敬, 曾根光男, 山本博章, “多方向走査平均処理と 2×2 雑音検出器を組み合わせたスイッチングメディアンフィルタ, ” 信学論 (A), vol.J95-A, no.10, pp.737-750, Oct.2012.
- [19] 横山靖樹, 宮崎敬, 曾根光男, 山本博章, “多方向スイッチングメジアンフィルタのための画像分割とエッジ情報によるしきい値設定, ” 画電学誌, vol.44, no.3, pp.436-446, July.2015.
- [20] 横山靖樹, 宮崎敬, 白井啓一郎, 山本博章, 曾根光男, “注目画素周辺のエッジ量に基づく適応的閾値を用いた多方向スイッチングメジアンフィルタ, ” 信学論 (D), vol.J102-D, no.4, pp.-, Apr.2019.
- [21] 越山翔太, 山本博章, 宮崎敬, 横山靖樹, 曾根光男, “GPU に向けた高速並列多方向スイッチングメジアンフィルタ, ” 信学論 (A), vol.J99-A, no.1, pp.69-72, Jan.2016.
- [22] 橋本有平, 梶川嘉延, 野村康雄, “高性能インパルス検知器によるノイズ位置情報を用いたインパルス性ノイズ除去手法”, 信学論 (A), vol.J84-A, no.1, pp.1-12, Jan.2001.
- [23] R.H.Chan, C.-W.Ho and M.Nikolova, “Salt-and-Pepper Noise Removal by Median-Type Noise Detectors and Detail-Preserving Regularization, ” IEEE Trans. Image Processing, vol14, no.10, pp.1479-1485, Oct.2005.
- [24] P.-E Ng and K.-K Ma, “A Switching Median Filter With Boundary Discriminative Noise Detection for Extremely Corrupted Images, ” IEEE Trans. Image Processing, vol.15, no.6 pp.1506-1516, June.2006.

- [25] 棟安実治, 笹島大樹, “雑音条件を考慮した BDND を用いたインパルス性雑音除去フィルタの一改良法”, 信学技報, vol.108, no.86, pp.21-26, June.2008.
- [26] 田中 豪, 田村 貴士, 末竹 規哲, 内野 英治: “スイッチ型インパルス性雑音除去における局所類似性に基づいた画像修復法,” 信学技報, vol.109, no.202, pp.7-12, Sep.2009.
- [27] B Xiong, Z Yin: “A Universal Denoising Framework With a New Impulse Detector and Nonlocal Means,” IEEE Trans. Image Processing, vol.21, no.4 pp.1663-1675, Apr.2012.
- [28] 棟安実治, 落合孝, 雛元孝夫, “パターン分類に基づくスイッチングメジアンフィルタの一構成法,” 信学論 (A), vol.J83-A, no.11, pp.1256-1263, Nov.2000.
- [29] 山下哲孝, 呂建明, 関屋大雄, 谷萩隆嗣, “Trimmed フィルタとニューラルフィルタを利用した劣化画像の雑音除去”, 電学論 (C), vol.125, no.5, pp.774-782, May.2005.
- [30] 木村誠聡, 大谷紀子, 田口亮, “多数決機械を用いたインパルス性雑音の検出法,” 信学論 (A), vol.J91-A, no.9, pp.929-933, Sep.2008.
- [31] 花田良子, 棟安実治, 浅野晃, “テクスチャ画像における劣化画像のみを用いた荷重メジアンフィルタの遺伝的アルゴリズムによる設計,” 信学論 (A), vol.J94-A, no.1, pp.18-29, Jan.2011.
- [32] 鈴木達也, 花田良子, 棟安実治, “遺伝的アルゴリズムによる輝度勾配情報を考慮した荷重メジアンフィルタの設計,” 情処学論, vol6, no.3, pp.53-65, Dec.2013.
- [33] Y.Amaria, T.Miyazaki, Y.Koshimura, Y.Yokoyama, H.Yamamoto, “A Study on Impulse Noise Reduction Using CNN Learned by Divided Images,” The 6th IIAE International Conference on Industrial Application Engineering 2018 (ICIAE2018), pp.93-100, Mar. 2018.
- [34] 末竹規哲, 田中豪, 内野英治, “RGB 成分間の相関と信号の分散を考慮した画像のランダム値インパルス性雑音検出,” 信学論 (A), vol.J92-A, no.6, pp.451-455, June.2009.
- [35] R.Kubota and N.Suetake, “Distribution Distance-Based Threshold Auto-Tuning Method for Switching Median Filter,” IEICE Electronics Express, vol.7, No.17, pp.1310-1316, Sep.2010.
- [36] デジタル画像処理 [改訂新版] 編集委員会, 前掲, “デジタル画像処理 [改訂新版],” pp.120-121.
- [37] 河田諭志, 三島直, 金子敏充, “デジタル画像のスパース製抽出型ノイズ除去技術,”

- 東芝レビュー, vol.70, No11, pp.38-41, Nov.2015.
- [38] デジタル画像処理 [改訂新版] 編集委員会, 前掲, “デジタル画像処理 [改訂新版], ” pp.142-147.
- [39] 末松良一, 山田宏尚, “画像処理工学,” コロナ社, pp.82-85, Oct.2000.
- [40] 末松, 前掲, “画像処理工学,” pp.10-14.
- [41] 末松, 前掲, “画像処理工学,” pp.96-98.
- [42] デジタル画像処理 [改訂新版] 編集委員会, 前掲, “デジタル画像処理 [改訂新版], ” pp.100-101.
- [43] 画像処理標準テキストブック編集委員会, “イメージプロセッシング<画像処理標準テキストブック>,” 公益財団法人画像情報教育振興協会, pp.165-181, Mar.2001.
- [44] 酒井 幸市: “デジタル画像処理入門,” CQ 出版社, pp.231-235, Nov.2005.
- [45] 坂内正夫, 大沢裕, 曾根光男, 尾上守夫, “画像処理研究用標準画像データベース SIDBA の運用について,” テレビ学技報, vol.8, no.38, pp.7-12, Dec.1984.
- [46] 神奈川工科大学信号処理応用研究室, “標準画像,” http://www.ess.ic.kanagawa-it.ac.jp/app_images_j.html , 参照 Oct.22,2017.
- [47] Leonid I.Rudin, S. Osher, and E. Fatemi, “Nonlinear total variation based noise removal algorithms,” *Physica D: Nonlinear Phenomena*, vol.60, no.1-4, pp.259-268, Nov.1992.
- [48] T.Koyama, T.Miyazaki, Y.Yokoyama, H.Yamamoto: “Statistical Analysis of Edge Data to Calculate Threshold for Multi-directional Switching Median Filter”, *The Third International Symposium on Technology for Sustainability (ISTS 2013)*, pp.162-163, Nov.2013.
- [49] A. Rosenfeld and J.L. Pfaltz, “Sequential operations in digital picture processing,” *J. Assoc. Computing Machinery*, vol.13, no.4, pp.471-494, Oct.1966.
- [50] A. Chambolle, “An algorithm for total variation minimization and applications,” *J. Math. Imaging Vis.*, vol.20, no.1-2, pp.89-97, Jan.2004.
- [51] S. Perreault and P. Hebert, “Median filtering in constant time,” *IEEE Trans. Image Process. (TIP)*, vol.16, no.9, pp.2389-2394, Aug.2007.
- [52] 井上誠喜, 八木伸行, 林正樹, 中須英輔, 三谷公二, 奥井誠人, “C 言語で学ぶ実践画像処理,” pp.38-48, オーム社, Nov. 2008.
- [53] 宮寄敬, 西沢拓未, 横山靖樹, 山本博章, 越山翔太, “多方向 SMF に対する L_1 ノルムを用いたしきい値自動調整法—ランダム値インパルス性雑音の除去—,” 平成

27 年電子情報通信学会信越支部大会 IEEE 信越支部セッション講演論文集, p120,
Oct.2015.

研究業績

論文

- 1) 横山靖樹, 宮崎敬, 曾根光男, 山本博章, “多方向走査平均処理と 2×2 雑音検出器を組み合わせたスイッチングメディアンフィルタ,” 信学論 (A), vol.J95-A, no.10, pp.737-750, Oct.2012.
- 2) 横山靖樹, 宮崎敬, 曾根光男, 山本博章, “多方向スイッチングメディアンフィルタのための画像分割とエッジ情報によるしきい値設定,” 画電学誌, vol.44, no.3, pp.436-446, July.2015.
- 3) 横山靖樹, 宮崎敬, 白井啓一郎, 山本博章, 曾根光男, “注目画素周辺のエッジ量に基づく適応的閾値を用いた多方向スイッチングメディアンフィルタ,” 信学論 (D), vol.J102-D, no.4, pp.-, Apr.2019 (掲載予定). DOI:10.14923/transinfj.2018JDP7058

審査付きの発表等

- 1) T.Koyama, T.Miyazaki, Y.Yokoyama, H.Yamamoto, “Statistical Analysis of Edge Data to Calculate Threshold for Multi-directional Switching Median Filter,” The Third International Symposium on Technology for Sustainability (ISTS 2013), pp.162-163, Nov.2013.
- 2) T.Ikeda, T.Miyazaki, Y.Yokoyama, S.Koshiyama, H.Yamamoto, M.Sone, “Improving Image Denoising Filters Using Image Segmentation —Based on the Premise of Parallel Processing of Segments—,” The Fourth International Symposium on Technology for Sustainability (ISTS 2014), p186, Nov.2014.
- 3) 越山翔太, 山本博章, 宮崎敬, 横山靖樹, 曾根光男, “GPU に向けた高速並列多方向スイッチングメディアンフィルタ,” 信学論 (A), vol.J99-A, no.1, pp.69-72,

Jan.2016.

- 4) Y.Amaria, T.Miyazaki, Y.Koshimura, Y.Yokoyama, H.Yamamoto, “A Study on Impulse Noise Reduction Using CNN Learned by Divided Images, ” The 6th IIAE International Conference on Industrial Application Engineering 2018 (ICIAE2018), pp.93-100, Mar. 2018.
- 5) T.Miyazaki, Y.Koshimura, Y.Amari, Y.Yokoyama, H.Yamamoto “A Study on Fast Removal Method of Impulsive Noise Using Parallel Processing with GPU, ” The 6th IIAE International Conference on Industrial Application Engineering 2018 (ICIAE2018), pp.327-334, Mar. 2018.

口頭発表

- 1) 横山靖樹, 宮崎敬, 曾根光男, 山本博章, “濃度差分を利用した濃淡画像からの孤立雑音の除去手法, ” 平成 19 年電子情報通信学会信越支部大会 IEEE 信越支部セッション講演論文集, p192, Sep.2007.
- 2) 横山 靖樹, 宮崎敬, 山本 博章, “孤立雑音除去のための近傍濃度差分の利用, ” 計測自動制御学会中部支部シンポジウム 2007 講演論文集, pp.70-71, Nov.2007.
- 3) 横山 靖樹, 宮崎敬, 山本 博章, 曾根 光男, “濃度差分を利用した孤立雑音除去の評価, ” 計測自動制御学会中部支部シンポジウム 2008 講演論文集, pp.51-52, Oct.2008.
- 4) 横山 靖樹, 宮崎敬, 山本 博章, 曾根 光男, “スイッチングメディアンフィルタのためのインパルス性雑音の検出手法の比較, ” 平成 21 年電子情報通信学会信越支部大会 IEEE 信越支部セッション講演論文集, pp.53-54, Oct.2009.
- 5) 横山 靖樹, 宮崎敬, 山本 博章, 曾根 光男, “インパルス性雑音除去のためのスイッチングメディアンフィルタの提案, ” 計測自動制御学会中部支部シンポジウム 2009 講演論文集, p197, Oct.2009.
- 6) 横山靖樹, 宮崎敬, “スイッチングメディアンフィルタの高速化のための一提案, ” 第 1 回高専技術教育発表会 in 木更津報告集, pp.27-28, Mar. 2010.
- 7) 横山靖樹, 宮崎敬, “スイッチングメディアンフィルタのための 2×2 検出手法の検討, ” 平成 22 年度東日本技術職員研修会, pp.41-42, Aug. 2010.
- 8) 横山 靖樹, 宮崎敬, 曾根 光男, 山本 博章, “多方向走査型検出器を用いたスイッチングメディアンフィルタの提案, ” 平成 22 年電子情報通信学会信越支部大会 IEEE 信越支部セッション講演論文集, p82, Oct. 2010.

- 9) 横山靖樹, 宮崎敬, 曾根光男, 山本博章, “インパルス性雑音除去に対する多方向走査型検出器を用いたスイッチングメディアフィルタの一検討,” 計測自動制御学会中部支部シンポジウム 2010 講演論文集, pp.48-49, Oct.2010.
- 10) 横山靖樹, 宮崎敬, 曾根光男, 山本博章, “インパルス性雑音除去における雑音条件を考慮した多方向走査型 SMF の性能評価,” 第 33 回情報理論とその応用シンポジウム予稿集, pp.594-599, Dec.2010.
- 11) 横山靖樹, 宮崎敬, 曾根光男, 山本博章, “多方向走査型 SMF によるランダム値インパルス性雑音除去,” 情報処理・次世代産業システム合同研究会資料, pp.63-68, Mar.2011.
- 12) 横山靖樹, 宮崎敬, 曾根光男, 山本博章, “多方向走査を用いたスイッチングメディアフィルタによる自然画像のエッジを考慮した雑音除去,” 計測自動制御学会中部支部シンポジウム 2011 講演論文集, pp.59-60, Sep.2011.
- 13) 横山 靖樹, 宮崎敬, 山本 博章, 曾根 光男, “多方向走査平均処理 SMF に対する均等画像分割としきい値設定,” 計測自動制御学会中部支部シンポジウム 2012 講演論文集, pp.21-22, Sep.2012.
- 14) 横山靖樹, 宮崎敬, 曾根光男, 山本博章, “画像の均等分割による多方向走査平均処理 SMF,” 平成 24 年電子情報通信学会信越支部大会 IEEE 信越支部セッション講演論文集, p102, Oct.2012.
- 15) 横山靖樹, 宮崎敬, 曾根光男, 山本博章, “多方向走査型スイッチングメディアフィルタの画像の均等領域分割による性能評価,” 第 35 回情報理論とその応用シンポジウム予稿集, pp.398-403, Dec.2012.
- 16) 横山靖樹, 宮崎敬, 曾根光男, 山本博章, “多方向型スイッチングメディアフィルタのエッジ情報をもとにしたしきい値算出の基礎検討,” 映像メディア学会技術報告 Vol.37, pp.23-26, Aug.2013.
- 17) 宮崎敬, 小山卓耶, 横山靖樹, 山本博章, 曾根光男, “多方向型スイッチングメディアフィルタのためのしきい値算出手法に関する一考察 – 画像のエッジ情報の統計値をもとにした –,” 計測自動制御学会中部支部シンポジウム 2013 講演論文集, pp.48-49, Sep.2013.
- 18) 越山翔太, 山本 博章, 横山靖樹, 宮崎敬, 曾根光男, “ 2×2 ノイズ検出オペレータを用いた SMF の並列化,” 平成 25 年電子情報通信学会信越支部大会 IEEE 信越支部セッション講演論文集, p96, Oct.2013.
- 19) 宮崎敬, 小山卓耶, 横山靖樹, 山本博章, 曾根光男, “多方向型 SMF の分割化にお

- けるしきい値とエッジ情報についての一考察，”平成 25 年電子情報通信学会信越支部大会 IEEE 信越支部セッション講演論文集，p190，Oct.2013.
- 20) 横山靖樹，宮崎敬，曾根光男，山本博章，“エッジ検出結果に基づくしきい値設定を用いた多方向型スイッチングメジアンフィルタの一改良法，”第 36 回情報理論とその応用シンポジウム予稿集，pp.210-215，Nov.2013.
- 21) 横山靖樹，宮崎敬，曾根光男，山本博章，“実画像に対する多方向型スイッチングメジアンフィルタによるランダム雑音除去，”第 1 回長野地域大学高専技術研究会予稿集，pp.7-8，Feb.2014.
- 22) 越山翔太，山本博章，横山靖樹，宮崎敬，白井啓一郎，“GPU を用いた多方向 SMF の並列化について，”第 13 回情報技術フォーラム，p253，Sep.2014.
- 23) 宮崎敬，横山靖樹，越山翔太，山本博章，曾根光男，淀優介，田中則幸，“並列処理を前提とした画像分割を用いた雑音除去フィルター実画像のランダム雑音除去ー，”計測自動制御学会中部支部シンポジウム 2014 講演論文集，pp.29-30，Sep.2014.
- 24) Y.Yokoama, T.Miyazaki, S.Koshiyama, H.Yamamoto, M.Sone, “Impulse Denoising Filter Using Edge Detection and Image Segmentation,” The Shin-Etsu Chapter of The institute of Electronics, Information and Communication Engineering The IEEE Shin-etsu Session 2014 Convention Record, p197, Oct.2014.
- 25) 宮崎敬，池田高幸，横山靖樹，越山翔太，山本博章，“エッジ情報と画像分割を用いた多方向 SMF の実画像に対する雑音除去，”平成 26 年電子情報通信学会信越支部大会 IEEE 信越支部セッション講演論文集，p174，Oct.2014.
- 26) 越山翔太，山本博章，横山靖樹，宮崎敬，“GPU を用いた多方向 SMF の反復回数の検討，”平成 26 年電子情報通信学会信越支部大会 IEEE 信越支部セッション講演論文集，p46，Oct.2014.
- 27) 横山靖樹，宮崎敬，越山翔太，山本博章，曾根光男，“大規模画像に対する画像分割とエッジ検出を用いた多方向 SMF の評価，”画像電子学会第 272 回研究会講演予稿，pp.78-83，Feb.2015.
- 28) 宮崎敬，西沢拓未，横山靖樹，越山翔太，山本博章，曾根光男，“画像分割とエッジ情報を用いた多方向 SMF による大振幅値インパルス性雑音除去，”計測自動制御学会中部支部シンポジウム 2015 講演論文集，pp.59-60，Sep.2015.
- 29) 越山翔太，山本博章，横山靖樹，宮崎敬，曾根光男，“GPU に向けた高速並列多方向 SMF 法の検討，”平成 27 年電子情報通信学会信越支部大会 IEEE 信越支部セッション講演論文集，p119，Oct.2015.

- 30) 宮崎敬, 西沢拓未, 横山靖樹, 山本博章, 越山翔太, “多方向 SMF に対する L_1 ノルムを用いたしきい値自動調整法—ランダム値インパルス性雑音の除去—,” 平成 27 年電子情報通信学会信越支部大会 IEEE 信越支部セッション講演論文集, p120, Oct.2015.
- 31) 横山靖樹, 宮崎敬, 曾根光男, 山本博章, “多方向スイッチングメディアフィルタのしきい値可変のための周辺画素の活用,” 画像関連学会連合会第二回秋季合同大会プログラム, B06, Nov.2015.
- 32) 横山靖樹, 宮崎敬, 曾根光男, 山本博章, “注目画素周辺のエッジ情報に基づいた可変しきい値法による雑音検出式フィルタの改善,” 第 3 回長野地域大学高専技術研究会予稿集, pp.6-7, Mar.2016.
- 33) 横山靖樹, 天利安志, 越村勇介, 宮崎敬, 山本博章, “多方向スイッチングメディアフィルタのための PSNR を指標としたしきい値決定法の基礎検討,” 計測自動制御学会中部支部シンポジウム 2016 講演論文集, pp.21-22, Sep.2016.
- 34) 宮崎敬, 横山靖樹, 越村勇介, 天利安志, 山本博章, “多方向 SMF のしきい値自動調整のための雑音分布を考慮した L_1 ノルムの活用の検討,” 平成 28 年電子情報通信学会信越支部大会 IEEE 信越支部セッション講演論文集, p137, Oct.2016.
- 35) 越村勇介, 宮崎敬, 天利安志, 横山靖樹, 山本博章, “多方向スイッチングメディアフィルタ法の GPU を用いた並列処理法,” 計測自動制御学会中部支部シンポジウム 2017 講演論文集, pp.13-14, Sep.2017.
- 36) 宮崎敬, 天利安志, 越村勇介, 横山靖樹, 山本博章, “深層学習を用いたインパルス性雑音除去における学習データの雑音量の影響,” 計測自動制御学会中部支部シンポジウム 2017 講演論文集, pp.15-16, Sep.2017.
- 37) Y.Amari, T.Miyazaki, Y.Koshimura, Yasuki Yokoyama, Hiroaki Yamamoto, “application of Deep Learning to removing impulse noises in images,” The Shin-Etsu Chapter of The institute of Electronics, Information and Communication Engineering The IEEE Shin-etsu Session 2017 Convention Record, p184, Oct.2017.
- 38) 横山靖樹, 宮崎敬, 山本博章, “エッジ情報に基づく可変しきい値を用いた雑音検出式フィルタの実画像対する性能評価,” 2017 年度信州大学実験・実習技術研究会報告集, pp.244-245, Mar.2018.
- 39) 横山靖樹, 宮崎敬, 曾根光男, 山本博章, “インパルス性雑音を除去する雑音検出型フィルタの限界的な性能についての実験的検討,” 情報処理学会第 80 回全国大

- 会講演論文集, pp.4-11-4.12, Mar.2018.
- 40) 横山靖樹, 宮崎敬, 越村勇介, 山本博章, “適用的閾値を用いた多方向スイッチングメジアンフィルタの閾値決定に用いるエッジ量の計算方法の比較,” 計測自動制御学会中部支部シンポジウム 2018 講演論文集, pp.17-18, Sep.2018.
- 41) 村上舜, 天利安志, 宮崎敬, 横山靖樹, 山本博章, “深層学習を用いたガウス性雑音除去に関する誤差関数の検討,” 計測自動制御学会中部支部シンポジウム 2018 講演論文集, pp.15-16, Sep.2018.
- 42) Y.Koshimura, T.Miyazaki, Yasuki Yokoyama, Y.Amari, Hiroaki Yamamoto, “Fast Paralleled Removal Method of Impulsive Noise Using Edge Strength,” Proceedings of the 6th IIAE International Conference on Intelligent Systems and Image Processing 2018, ICISP2018, pp.382-389, Sep.2018.
- 43) 天利安志, 宮崎敬, 村上舜, 越村勇介, 横山靖樹, 山本博章, “インパルス性雑音除去への深層学習の応用に関する検討,” 情報処理学会コンピュータビジョンとイメージメディア研究会 (CVIM, PRMU, IBISML 連催), pp.1-8, Sep.2018.
- 44) Y.Koshimura, T.Miyazaki, Yasuki Yokoyama, Y.Amari, Hiroaki Yamamoto, “Fast Improved Parallel Algorithm for Removing Impulse Noises in Images,” The Shin-Etsu Chapter of The institute of Electronics, Information and Communication Engineering The IEEE Shin-etsu Session 2018 Convention Record, p182, Sep.2018.
- 45) 村上舜, 天利安志, 宮崎敬, 横山靖樹, 山本博章, “Squeeze and Excitation を用いた深層学習によるインパルス性雑音除去に関する研究,” 平成 30 年電子情報通信学会信越支部大会 IEEE 信越支部セッション講演論文集, p144, Sep.2018.

その他の論文等

- 1) T.Miyazaki, Y.Yokoyama, S.Hatakoshi, T.Minamisawa, Y.Toya, M.Murata, K.Oshida, K.Takeuchi, M.Endo, “Structural Analysis of Potassium-Graphite Intercalation Compounds by Transmission Electron Microscopy Combined with Image Processing,” The Annual World Conference on Carbon (CARBON2015), p40, July.2015.
- 2) T.Horiuchi, T.Miyazaki, Y.Yodo, Y.Yokoyama, H.Yamamoto, M.Nishi, “Development of Physical Computing Education Systems for Technical Colleges using Free Softwares,” SEIA2016, The 2nd International Conference on Sensors and

Electronic Instrumental Advances, pp.65-66, Sep.2016.

その他の口頭発表

- 1) 堀内泰輔, 横山靖樹, “長野高専における情報処理教育環境と学生携帯メディア環境に関する一考察,” 高等専門学校情報処理教育研究発表会論文集第 27 号, pp.168-171, Aug.2007.
- 2) 堀内泰輔, 横山靖樹, 大平祐介, “USB フラッシュメモリによるアプリケーション・ユビキタス環境の実現,” 高等専門学校情報処理教育研究発表会論文集第 28 号, pp.47-50, Aug.2008.
- 3) 小林一夫, 横山靖樹, 佐藤孝幸, “市民農園開設のための測量と区画割の実施,” 第 2 回高専技術教育発表会 in 木更津報告集, pp.50-51, Mar. 2011.
- 4) 佐藤優介, 大平祐介, 村田雅彦, 横山靖樹, 堀内泰輔, 宮寄敬, “長野高専における教育用計算機システムの更新について,” 高等専門学校情報処理教育研究発表会論文集第 31 号, pp.228-231, Aug.2011.
- 5) 堀内泰輔, 宮寄敬, 村田雅彦, 横山靖樹, 大平祐介, 佐藤優介, “フリーソフト & USB メモリ活用入門ー長野高専情報教育センター公開講座ー,” 高専教育 35 号, pp.419-424, Mar.2012.
- 6) 堀内泰輔, 横山靖樹, 佐藤優介, “情報処理入門教育のためのプログラミング言語の選定,” 長野工業高等専門学校紀要第 46 号, pp.2-7, June.2012.
- 7) 宮寄敬, 落合航, 横山靖樹, 山本博章, 曾根光男, “画質を保持した限定色化の検討,” 平成 24 年電子情報通信学会信越支部大会 IEEE 信越支部セッション講演論文集, p185, Oct.2012.
- 8) 淀優介, 田中則幸, 大平祐介, 村田雅彦, 横山靖樹, “Gmail および Google Apps の運用効率化と利用事例についてー Google Apps Script を利用してー,” 平成 26 年度全国高専教育フォーラム教育研究活動発表概要集, pp.303-304, Aug.2014.
- 9) 宮崎敬, 堀内泰輔, 横山靖樹, 大平祐介, 田中則幸, 淀優介, “グループによる教育研究の活性化のためのプロジェクトー科研費の獲得をベースとした教員・技術職員のネットワークによる教育研究の活性化ー,” 平成 27 年度全国高専教育フォーラム 2015, Aug.2015.
- 10) 古屋千佳, 宮寄敬, 横山靖樹, 越山翔太, 山本博章, “各種限定色画像における分割領域の画質比較,” 平成 27 年電子情報通信学会信越支部大会 IEEE 信越支部セッション講演論文集, p152, Oct.2015.

- 11) 田中義博, 宮崎敬, 横山靖樹, 山本博章, “限定色法を用いた静止画像圧縮への応用に関する研究,” 平成 27 年電子情報通信学会信越支部大会 IEEE 信越支部セッション講演論文集, p160, Oct.2015.
- 12) 古屋千佳, 宮崎敬, 横山靖樹, 山本博章, “大規模画像における代表的なフルカラー限定色化の画質比較に関する研究,” 計測自動制御学会中部支部シンポジウム 2016 講演論文集, pp.15-16, Sep.2016.
- 13) 古屋千佳, 宮崎敬, 横山靖樹, 越山翔太, 山本博章, “大規模画像における各限定色化法の部分領域に関する画質比較,” 平成 28 年電子情報通信学会信越支部大会 IEEE 信越支部セッション講演論文集, p132, Oct.2016.
- 14) 横山靖樹, 淀優介, 大久保雄也, 加藤正幸, 柄澤孝一, “安全と収納に配慮した積み重ね可能な山型はんだごて台の作成,” 第 8 回高専技術教育発表会 in 木更津報告集, pp.34-35, Mar. 2017.
- 15) 横山靖樹, 淀優介, 大久保雄也, 加藤正幸, 柄澤孝一, “自作の積み重ね式山型はんだごて台による実験用具の収納性と安全性の改善,” 長野工業高等専門学校紀要第 51 号, pp.2-6, June.2017.
- 16) 宮崎敬, 小林大輝, 横山靖樹, 山本博章, “周波領域に着目した各種限定色化法の画質評価,” 計測自動制御学会中部支部シンポジウム 2017 講演論文集, pp.53-54, Sep.2017.

特許登録

- 1) 宮崎敬, 横山靖樹, “画像処理プログラム、画像処理方法及び画像処理装置,” 特許権者: 独立行政法人国立高等専門学校機構, 特許第 6198114 号, 出願日: June 10.2013, 登録日: Sep 1.2017.

謝辞

画像から雑音のみを検出して除去するスイッチング型の雑音除去フィルタの画質の追及のため、これまでの手法は、フィルタ窓の拡大や、複雑な処理を用いる傾向にありました。本研究はその傾向とは逆に、“小さなフィルタ窓と簡潔な処理で優れたフィルタを実現できないか”という疑問から、長野工業高等専門学校 電気電子工学科の宮寄研究室で取り組まれていた2×2画素の雑音検出オペレータを用いた雑音除去の研究を画質の追及の点から発展させたものです。それ以後多くの方々のご指導ご鞭撻、激励を頂きながら、ここにまとめることができたものであります。

本研究の遂行にあたり長きにわたって終始多大なるご教授とご支援ご鞭撻を賜り、また本論文をまとめる機会を与えて頂いた 長野工業高等専門学校 電気電子工学科 教授 宮寄 敬 先生 に心より感謝いたします。

信州大学 工学部 教授 山本 博章 先生 には研究全般にわたり適切なご教示とご支援ご鞭撻を賜り、また本論文をまとめる機会を与えて頂きまして心より感謝いたします。

東海大学 情報理工学部 教授 曾根 光男 先生 には研究全般にわたり適切なご教示とご指摘、またご支援を賜りまして深くお礼申し上げます。

信州大学 工学部 准教授 白井 啓一郎 先生 には研究全般にわたり適切なご教示とご支援ご鞭撻を頂きまして深くお礼申し上げます。

信州大学 工学部 准教授 宮尾 秀俊 先生 には本論文をまとめるにあたり適切なご教示とご指摘を賜りまして深くお礼申し上げます。また、有益なご助言を賜りました 長岡技術科学大学 工学部 教授 岩橋 政宏 先生 ならびに 信州大学 工学部 准教授 山崎 公俊 先生 に深くお礼申し上げます。

本研究の遂行にあたり長きにわたって終始多大なるご協力とご支援ご鞭撻を賜りました 長野工業高等専門学校 名誉教授 中村 護光 先生, Rebecca Marck 先生, David Hathaway 先生, 中村 陽子 様, 犬のラブ に深く感謝いたします。

本研究の遂行にあたりご協力を賜りました長野工業高等専門学校の卒業生 越山 翔太

君，小山 卓耶 君，天利 安志 君，越村 勇介 君，村上 舜 君 に深くお礼申し上げます。

本論文をまとめるにあたりご協力を賜りました 長野工業高等専門学校 電気電子工学科 准教授 百瀬 成空 先生 に深くお礼申し上げます。

本研究の遂行にあたりご協力を賜りました 長野工業高等専門学校の皆様 に深く感謝いたします。

本論文は，以上の方々をはじめ多くの方々のご支援ご協力があったからこそ完成したものと考えております。心より感謝するとともに，今後一層精進することにより皆様のご恩に報いたいと思います。

最後に研究をまとめるまでの間，いつも暖かく見守ってくれていた 父 高司，母 睦子，妹 優子，義弟 Matthew McHugh に感謝いたします。