

博士論文

デジタル画像を対象とした  
非局所メディアンフィルタによる  
インパルス性雑音の除去に関する研究

A Study on Impulse Noise Removal by Non-local Median  
Filter for Digital Image

平成29年3月

松岡 丈平

山口大学大学院理工学研究科

## 論文要旨

デジタルカメラやスマートフォンなどのカメラ付き端末の普及により、デジタル画像はより身近なものとなっている。また、デジタル画像は個人利用のみならず、医療画像や監視カメラ等、幅広い分野で利用されており、より高品質な画像が望まれている。一方、デジタル画像には、撮像環境や撮像機器の特性による雑音の発生が不可避であるため、高品質な画像を得るには雑音の除去が不可欠である。

デジタル画像に発生する一般的な雑音として、ガウス性雑音とインパルス性雑音がある。ガウス性雑音は、振幅がガウス分布に従い、画像内の全ての画素に重畳する。一方、インパルス性雑音は、全ての画素に発生するわけではなく、一部の画素に確率的に発生する。本論文では、振幅がランダムに変化するランダム値インパルス性雑音を対象とする。

インパルス性雑音の除去手法として代表的なものにメディアンフィルタ (MF) がある。MF は、画像全体に平滑化処理を施すことで雑音を除去する。しかし、原信号が平滑化された場合、エッジや構造が崩れた、ぼけた印象の画像になってしまうという問題がある。

雑音の除去と原信号の構造保存の両立は非常に困難であり、雑音除去の分野では、この両立が重要な課題とされている。ガウス性雑音除去の分野では、近年、構造保存性の高い雑音除去として、非局所平均値フィルタが注目されている。平均値フィルタを基盤とする手法は、小振幅の雑音の除去には効果的であるが、大振幅の雑音の除去は困難である。したがって、非局所平均値フィルタをランダム値インパルス性雑音に適用した場合、大振幅の雑音が取り残されてしまう。本論文では、メディアンフィルタを基盤とし、非局所処理をインパルス性雑音除去手法に応用する方法について述べる。

第1章は序論である。

第2章では、ランダム値インパルス性雑音のモデルと従来の雑音除去手法について概説する。従来の雑音除去手法として、モノクロ画像を対象とした MF, Robust Switching Median filter と、それらをカラー画像向けに拡張した手法 Vector Median Filter, Switching Vector Median Filter について概説する。さらに、本提案手法の基盤となる非局所処理に基づく Non-local Means Filter について概説する。

第3章では、モノクロ画像を対象とした非局所処理に基づくインパルス性雑音除去手法について述べる。本論文では、まず、非局所処理をインパルス性雑音の除去に応用した非局所メディアンフィルタを提案する。非局所処理とは、着目画素を中心とした局所領域内の画素のみならず、着目画素から離れた位置の画素の情報も用いた処理を指す。非局所平均値フィルタでは、各画素を中心とする局所領域 (ブロック) 間のユークリッド距離を非類似度として

用い、非類似度に基づいた重み付き平均を出力値とする。つまり、着目画素を中心とするブロックと構造が似ているブロックの画素ほど出力値に反映されやすくなる。したがって、非局所メディアンフィルタもブロックの構造が似ている画素ほど出力値に反映されやすくなるように設計する。ただし、インパルス性雑音はガウス性雑音に比べて、原信号との差が大きくなりやすいため、ブロック間の類似性を正しく評価できない場合がある。その結果、本来は似ていない画素を出力値に反映し、原画像にはない構造（アーチファクト）を発生させてしまう。そこで、本論文では、この問題を改善したスイッチング非局所メディアンフィルタと重み付き類似度を用いた非局所メディアンフィルタの二つを提案する。スイッチング非局所メディアンフィルタは、孤立性検出器と外れ値検出器の二つの雑音検出器によって画像内の雑音を検出し、検出された雑音にのみ非局所メディアンフィルタ処理を施す。孤立性検出器は、画像の勾配に基づいた孤立画素の検出器である。インパルス性雑音は、その発生確率が低い場合においては、孤立画素になりやすいことから、孤立画素を検出することでインパルス性雑音を検出できる。外れ値検出器は、スイッチングメディアンフィルタに用いられている雑音検出器を非局所メディアンフィルタに応用したものである。重み付き非局所メディアンフィルタは、雑音評価関数に基づいてブロック内の画素に重み付けすることでブロック間の類似性の評価精度を向上させた非局所メディアンフィルタである。雑音評価関数とは、各画素の雑音らしさを数値的に評価する関数である。最後に、提案手法と従来モノクロ画像を対象としたインパルス性雑音除去手法との比較実験を行い、各提案手法の有効性を検証する。

第4章では、カラー画像を対象とした非局所処理に基づくインパルス性雑音除去手法について述べる。まず、第3章で提案したモノクロ画像を対象とした提案手法をそれぞれカラー画像を対象とした手法へと拡張した手法を提案する。カラー画像の各画素をRGBの3成分からなるベクトル信号として扱うことで、提案手法をカラー画像向けに拡張する。その後、提案手法と従来カラー画像を対象としたインパルス性雑音除去手法との比較実験を行い、各提案手法の有効性を検証する。

第5章は結論である。本研究の成果を総括する。

## Abstract

Recently, various kinds of digital images are used widely in our own backyards due to the fast popularization of mobile devices with a built-in digital camera. The applications of digital images are not limited to personal use but are spreading widely in production sites, medical front, and security fields, etc. In actual situations, it is essentially inevitable to completely prevent the degradation of digital images caused by superimposition of noise due to imaging conditions and characteristics of imaging equipment, etc. Hence many researches on noise removal have been performed, and the needs for research on noise removal are still high in the field of digital image processing.

Impulse noise frequently corrupts digital images and causes degradation of image quality. This noise is usually caused mainly by encoding error in analog-to-digital conversion and/or transmission error in data transfer. Median Filter (MF) is the most basic and well-known solution for removal of impulse noise from digital images. MF is quite effective in impulse noise removal. However, if MF is applied to the whole image, then not only the superimposed noise but also the noise-free original pixels of the input image are smoothed. In order to prevent the noise-free original pixels from the degradation caused by the smoothing effect of MF, switching-type filtering is an effective solution. In the switching-type filtering, a noise removal filter is applied only to the pixels detected by a noise detector. A representative switching-type filter is the switching median filter (SMF) proposed by Sun et al. SMF consists of a noise detection part and a noise removal part. In this filter, first, the noise detection part finds out noise-corrupted pixels based on the difference between the value of a pixel of interest and the median of its neighboring pixel values. Next, only the detected pixels are filtered in the noise removal part by using the conventional MF. In this way, the noise-free original pixels and the detailed-structures in the input image are preserved well even after the filtering. However, SMF is not very effective for removal of random-valued impulse noise with small amplitude although it is very effective for removal of salt-and-pepper noise. To cope with the problems described above, we propose a novel switching-type noise removal filter which effectively removes random-valued impulse noise superimposed on images. The proposed method consists of two main processing parts, i.e., a noise detection part and a noise removal part. The removal of the detected noise is performed by the newly-proposed median filter based on non-local processing which has superior detail-preservation



capability compared to the conventional MF.

In chapter 1, an introduction of this thesis is described.

In chapter 2, the models of random valued impulse noises and conventional noise removal methods are described. As conventional noise removal methods, MF, robust switching median filter, vector median filter, and switching vector median filter are described. Moreover, the non-local means filter which is the basis of the proposed method is also described.

In chapter 3, impulse noise removal methods based on non-local processing for monochrome images are described. In this chapter, non-local median filter, which introduces a non-local processing to the conventional MF, is proposed at first. Then, the non-local median filter-based switching-type impulse noise removal method is proposed. Furthermore an improved non-local median filter, which is robust to the high level of corruption by introducing a new similarity measure considering possibility of being original signal, is also proposed. The effectiveness and validity of the proposed method are verified in a series of experiments using natural gray-scale images.

In chapter 4, impulse noise removal methods based on non-local processing for color images are described. Here, the methods proposed in chapter 3 are extended by treating each pixel of the image as a vector signal in order to apply them to color image. Then, we verify the performances of the proposed methods by comparison experiments with conventional color impulse noise removal methods.

In chapter 5, conclusions of this thesis are described. The achievements are summarized.

本論文で使用する記号の一覧表

---

$x$	着目画素
$u(x)$	モノクロの雑音発生画像における画素 $x$ の画素値
$\theta_{\text{mo}}(x)$	カラーの雑音発生画像における画素 $x$ の画素値
$q$	ランダム値インパルス性雑音の値 (本論文内では $0 \leq q \leq 255$ )
$p$	インパルス性雑音の発生確率
$\mathbf{v}(x)$	カラー画像の雑音発生画像における画素 $c$ の画素値 (ベクトル信号)
$v^c(x)$	カラー画像の雑音発生画像における画素 $c$ の画素値 (成分別信号)
$c$	カラー画像の R, G, B 色成分 ( $c = (\text{R}, \text{G}, \text{B})$ )
R	カラー画像の赤色成分
G	カラー画像の緑色成分
B	カラー画像の青色成分
$\theta_{\text{co}}^c(x)$	原画像の画素 $x$ の $c$ 成分の画素値
$x_i$	画素 $x$ を中心とした局所領域内の画素
$i$	局所領域内の画素番号
$m_{\text{MF}}$	MF における局所領域の幅
$o_{\text{MF}}(x)$	画素 $x$ における MF の出力値
$o_{\text{SM}}(x)$	画素 $x$ における SM の出力値
$T_{\text{SM}}$	SM における雑音検出しきい値
$\mathbf{o}_{\text{VM}}(x)$	画素 $x$ における VM の出力値 (ベクトル信号)
$i^*$	局所領域内におけるベクトルメジアン値が最小となる画素の画素番号
$m_{\text{VM}}$	VM における局所領域の幅
$\mathbf{o}_{\text{SVM}}(x) =$	画素 $x$ における SVM の出力値 (ベクトル信号)
$\alpha$	SVM の雑音検出パラメータ
$d(x)$	画素 $x$ と画素 $x$ 中心とする $m_{\text{VM}} \times m_{\text{VM}}$ の局所領域内の画素のユークリッド距離
$o_{\text{NMean}}(x)$	画素 $x$ における NMean の出力値
$y$	画素 $x$ を中心とする探索領域内における画素 $x$ 以外の画素
$\Omega_{\text{NMean}}$	NMean における探索領域内の画素の集合

---

---

$a(x, y)$	NMeanにおける画素 $x$ を中心とするブロックと画素 $y$ を中心とするブロックの類似度
$K_{\text{gauss}}(x)$	画素 $x$ におけるガウスクアーネルの値
$h_{\text{NMean}}$	NMeanにおける平滑化パラメータ
$\kappa(x, x_i)$	画素 $x$ とその周辺画素 $x_i$ の絶対差
$\text{rank}^s(x)$	$\kappa(x, x_i)$ を昇順に並び替えたときの $s$ 番目の値
$\text{ROAD}(x)$	画素 $x$ における ROAD 統計量の値
$\lambda(x)$	FNMeanにおいて $x$ に対して与えられる重み
$T_{\text{FNMean}}^{\text{H}}$	FNMeanにおける上限しきい値
$T_{\text{FNMean}}^{\text{L}}$	FNMeanにおける下限しきい値
$o_{\text{FNMean}}$	画素 $x$ における FNMean の出力値
$\Omega_{\text{FNMean}}$	FNMeanにおける探索領域内の画素の集合
$b(x, y)$	FNMeanにおける画素 $x$ を中心とするブロックと画素 $y$ を中心とするブロックの重み付き類似度
$e(x, y)$	NMedにおける画素 $x$ を中心とするブロックと画素 $y$ を中心とするブロックの非類似度
$S_{\text{NMed}}$	NMedにおけるブロック内の画素番号の集合
$o_{\text{NMed}}$	画素 $x$ における NMed の出力値
$\hat{y}^k$	NMedにおいて探索領域内の信号を $e(x, y)$ が小さい順位並び替えたときの $k$ 番目に小さい画素
$n_{\text{NMed}}$	NMedにおいて出力値計算時に用いる画素の画素数
$o_{\text{SNMed}}$	画素 $x$ における SNMed の出力値
$f_{\text{SNMed}}(x)$	画素 $x$ における SNMed の外れ値検出結果
$T_{\text{SNMed}}$	SNMedにおける外れ値検出しきい値
$g_{\text{SNMed}}(x)$	画素 $x$ における SNMed の孤立性検出結果
$\hat{g}_1(x)$	SNMedの画素 $x$ における縦方向の孤立性検出結果
$\hat{g}_2(x)$	SNMedの画素 $x$ における横方向の孤立性検出結果
$\hat{g}_3(x)$	SNMedの画素 $x$ における右下がり斜め方向の孤立性検出結果

---

---

$\hat{g}_4(x)$	SNMed の画素 $x$ における右上がり斜め方向の孤立性検出結果
$\phi_1(x)$	画素 $x$ の 1 画素上に位置する画素
$\phi_2(x)$	画素 $x$ の 1 画素下に位置する画素
$\phi_3(x)$	画素 $x$ の 1 画素左に位置する画素
$\phi_4(x)$	画素 $x$ の 1 画素右に位置する画素
$\phi_5(x)$	画素 $x$ の 1 画素上, 1 画素左に位置する画素
$\phi_6(x)$	画素 $x$ の 1 画素下, 1 画素右に位置する画素
$\phi_7(x)$	画素 $x$ の 1 画素上, 1 画素右に位置する画素
$\phi_8(x)$	画素 $x$ の 1 画素下, 1 画素左に位置する画素
$T_{\text{RNMed}}^{\text{H}}$	RNMed における上限しきい値
$T_{\text{RNMed}}^{\text{L}}$	RNMed における下限しきい値
$\eta(x)$	RNMed において $x$ に対して与えられる重み
$\omega(x, y)$	RNMed における画素 $x$ を中心とするブロックと画素 $y$ を中心とするブロックの重み付き類似度
$S_{\text{RNMed}}$	RNMed におけるブロック内の画素番号の集合
$o_{\text{RNMed}}(x)$	画素 $x$ における RNMed の出力値
$\bar{y}^k$	RNMed において探索領域内の信号を $\omega(x, y)$ が小さい順位並び替えたときの $k$ 番目に小さい画素
$n_{\text{RNMed}}$	RNMed において出力値計算時に用いる画素の画素数
$\delta(x, y)$	NVMed における画素 $x$ を中心とするブロックと画素 $y$ を中心とするブロックの非類似度
$S_{\text{NVMed}}$	NVMed におけるブロック内の画素番号の集合
$o_{\text{NVMed}}$	画素 $x$ における NVMed の出力値 (ベクトル信号)
$\bar{y}^k$	NVMed において探索領域内の信号を $\delta(x, y)$ が小さい順位並び替えたときの $k$ 番目に小さい画素
$\bar{y}^*$	NVMed の $\bar{y}^k$ の集合におけるベクトルメジアン値が最小となる画素
$n_{\text{NVMed}}$	NVMed において出力値計算時に用いる画素の画素数

---

---

$z^{t, \text{RG}}(x)$	SNVMed に用いる RGB 成分間画像の RG 成分
$z^{t, \text{GB}}(x)$	SNVMed に用いる RGB 成分間画像の GB 成分
$z^{t, \text{BR}}(x)$	SNVMed に用いる RGB 成分間画像の BR 成分
$t$	SNVMed の繰り返し回数
$\mathbf{o}_{\text{SNVMed}}^t(x)$	SNVMed の $t$ 回目処理結果における画素 $x$ の出力値 (ベクトル信号)
$\mathbf{o}_{\text{SNVMed}}^{t,c}(x)$	SNVMed の $t$ 回目処理結果における画素 $x$ の $c$ 成分の出力値
$c'$	RGB 成分間差分画像の成分 ( $c' = (\text{RG}, \text{GB}, \text{BR})$ )
$w^t(x)$	SNVMed の $t$ 回目処理における画素 $x$ の孤立性検出結果
$\hat{w}_1^{t,c'}(x)$	SNVMed の $t$ 回目処理における画素 $x$ の縦方向の孤立性検出結果
$\hat{w}_2^{t,c'}(x)$	SNVMed の $t$ 回目処理における画素 $x$ の横方向の孤立性検出結果
$\hat{w}_3^{t,c'}(x)$	SNVMed の $t$ 回目処理における画素 $x$ の右下がり斜め方向の孤立性検出結果
$\hat{w}_4^{t,c'}(x)$	SNVMed の $t$ 回目処理における画素 $x$ の右上がり斜め方向の孤立性検出結果
$\phi_1^{t,c'}(x)$	SNVMed の $t$ 回目処理における画素 $x$ の 1 画素上に位置する画素の $c'$ 成分
$\phi_2^{t,c'}(x)$	SNVMed の $t$ 回目処理における画素 $x$ の 1 画素下に位置する画素の $c'$ 成分
$\phi_3^{t,c'}(x)$	SNVMed の $t$ 回目処理における画素 $x$ の 1 画素左に位置する画素の $c'$ 成分
$\phi_4^{t,c'}(x)$	SNVMed の $t$ 回目処理における画素 $x$ の 1 画素右に位置する画素の $c'$ 成分
$\phi_5^{t,c'}(x)$	SNVMed の $t$ 回目処理における画素 $x$ の 1 画素上, 1 画素左に位置する画素の $c'$ 成分
$\phi_6^{t,c'}(x)$	SNVMed の $t$ 回目処理における画素 $x$ の 1 画素下, 1 画素右に位置する画素の $c'$ 成分
$\phi_7^{t,c'}(x)$	SNVMed の $t$ 回目処理における画素 $x$ の 1 画素上, 1 画素右に位置する画素の $c'$ 成分

---

---

$\phi_8^{t,c'}(x)$	SNVMed の $t$ 回目処理における画素 $x$ の 1 画素下, 1 画素左に位置する画素の $c'$ 成分
$o.$	処理結果画像
$MSE_{\text{mo}}(o., \theta_{\text{mo}})$	モノクロ画像に対する原画像 $\theta_{\text{mo}}$ と処理結果画像 $o.$ の MSE
$SSIM_{\text{mo}}(o., \theta_{\text{mo}})$	モノクロ画像に対する原画像 $\theta_{\text{mo}}$ と処理結果画像 $o.$ の SSIM
$LSSIM_{\text{mo}}(o.(x), \theta_{\text{mo}}(x))$	モノクロ画像に対する原画像 $\theta_{\text{mo}}$ と処理結果画像 $o.$ の画素 $x$ における局所 SSIM
$MSE_{\text{col}}(\mathbf{o}., \boldsymbol{\theta}_{\text{co}})$	カラー画像に対する原画像 $\theta_{\text{mo}}$ と処理結果画像 $o.$ の MSE
$MSE^c(o^c, \theta_{\text{co}}^c)$	カラー画像に対する原画像 $\theta_{\text{mo}}$ と処理結果画像 $o.$ の MSE の $c$ 成分
$SSIM_{\text{col}}(\mathbf{o}., \boldsymbol{\theta}_{\text{co}})$	カラー画像に対する原画像 $\theta_{\text{mo}}$ と処理結果画像 $o.$ の SSIM
$SSIM^c(o^c(x), \theta_{\text{co}}^c(x))$	カラー画像に対する原画像 $\theta_{\text{mo}}$ と処理結果画像 $o.$ の SSIM の $c$ 成分

---



# 目次

論文要旨	i
Abstract	iii
本論文で使用する記号の一覧表	v
第1章 序論	1
第2章 インパルス性雑音のモデルと従来の雑音除去手法	5
2.1 緒言	5
2.2 インパルス性雑音モデル	5
2.3 インパルス性雑音除去手法	6
2.3.1 Median Filter (MF)	7
2.3.2 Switching Median Filter (SM)	8
2.3.3 Vector Median Filter (VM)	8
2.3.4 Robust Switching Vector Median Filter (SVM)	10
2.4 非局所処理に基づく雑音除去手法	10
2.4.1 Non-local Means Filter (NMean)	10
2.4.2 Fuzzy weighted non-local means filter (FNMean)	11
第3章 非局所処理に基づくモノクロ画像のインパルス性雑音除去	15
3.1 緒言	15
3.2 Non-local Median Filter (NMed)	15
3.3 勾配に基づく雑音検出器を備えたスイッチ型 Non-local Median Filter	18
3.3.1 外れ値検出器	18
3.3.2 孤立性検出器	19
3.3.3 Switching Non-local Median Filter (SNMed)	20



3.4	ROAD 統計量に基づく重みを考慮した Robust Non-local Median Filter . . .	23
3.5	比較実験 . . . . .	25
3.5.1	実験準備 . . . . .	25
3.5.2	モノクロのテスト画像による実験 . . . . .	26
3.6	結言 . . . . .	34
<b>第 4 章</b>	<b>非局所処理に基づくカラー画像のインパルス性雑音除去</b>	<b>39</b>
4.1	緒言 . . . . .	39
4.2	Non-local Vector Median Filter (NVMed) . . . . .	39
4.3	勾配に基づく雑音検出器を備えたスイッチ型 Non-local Vector Median Filter	40
4.3.1	カラー拡張孤立性検出器 . . . . .	40
4.3.2	Switching Non-local Vector Median Filter (SNVMed) . . . . .	43
4.4	比較実験 . . . . .	44
4.4.1	実験準備 . . . . .	44
4.4.2	カラーのテスト画像による実験 . . . . .	46
4.4.3	カラーの実画像による実験 . . . . .	54
4.5	結言 . . . . .	55
<b>第 5 章</b>	<b>結論</b>	<b>67</b>
	謝 辞	<b>69</b>
	参考文献	<b>70</b>

# 第1章 序論

本論文は、非局所処理に基づくインパルス性雑音除去に関するものである。まず、モノクロ画像におけるインパルス性雑音を対象とした非局所メディアンフィルタについて述べる。次に、非局所メディアンフィルタで発生する問題点を異なるアプローチに基づいて改良した二つの手法について述べる。その後、それぞれの手法をカラー画像に拡張した手法について述べる。

19世紀末までに、銀塩フィルムによる化学反応を利用して撮像するアナログカメラが大衆化したことにより、写真は私たちの身近なものとなっていった。2000年頃には従来のアナログ写真とは異なり、デジタルデータとして画像を取得するデジタルカメラの登場により、今日ではデジタル写真が一般的なものとなっている。デジタル写真など、画像をデジタルデータで表現したものをデジタル画像といい、デジタル画像はインターネットの普及とともに急速に広まっている。さらに、近年普及している4Kディスプレイにおいては、画像処理によるデジタル画像の高品質化が望まれている。最近では、医療機器、車載カメラ、監視カメラなど幅広い分野において、デジタル画像処理を応用した技術開発が盛んに行われている。<sup>1-41</sup>

銀塩写真等のアナログ写真は、撮像時にレンズより取り入れた光をフィルム等の感光媒体に化学変化を利用して画像を記録する。一方、デジタル画像ではまず、撮像時にレンズより取り入れた光をイメージセンサと呼ばれる機器により電気信号に変換する。その後、アナログの電気信号をプリアンプによって増幅し、デジタル値（データ）へ変換し、そのデータを電子媒体に記録する。デジタル画像はアナログ写真とは異なり、画素と呼ばれる点の集合によって画像を構成している。一般的に、モノクロのデジタル画像は、1画素が0～255の256階調の値（画素値）をもっており、画像を表示する際には黒(0)～白(255)の色で表現されている。カラー画像の場合は、1画素に赤、緑、青の三つの色成分の値をもっており、各色成分の組み合わせにより $255^3$ の色を表現できる。

デジタル画像は、撮像機器の特性や撮像環境により、雑音の重畳が不可避である。デジタル画像に重畳する一般的な雑音にガウス性雑音とインパルス性雑音がある。ガウス性雑音

は、デジタル画像取得の過程でプリアンプに熱雑音が発生することで画像に重畳する。ガウス性雑音は、画像全体に重畳し、分布がガウス分布に従う。インパルス性雑音は、画像の一部に確率的に発生する。インパルス性雑音の発生要因として、撮像時のアナログ信号をデジタル値へ変換する際の符号化誤りや、データ転送時の伝送路誤りが挙げられる。インパルス性雑音の中でも、値が0と255など、極端に小さい値もしくは大きい値の2種類の値しかないものをごま塩インパルス性雑音といい、値がランダムであるものをランダム値インパルス性雑音という。雑音除去手法の中には、ガウス性雑音を対象とするものと、インパルス性雑音を対象とするもの、そして、ガウス性雑音とインパルス性雑音の混合雑音を対象としたものがある。また、ガウス性雑音の中でも、ガウス分布の裾野に近い値をもつ場合は、インパルス性雑音のように振幅が大きくなり、ガウス性雑音の除去手法よりもインパルス性雑音除去手法によって処理する方が効果的である場合がある。本論文では、ランダム値のインパルス性雑音の除去を目的とする。

ガウス性雑音の基本的な除去法として、処理対象画素（着目画素）を中心とする局所領域内の平均値を出力とする平均値フィルタがある。しかし、インパルス性雑音は、ガウス性雑音とは異なり、振幅が大きい雑音が多いため、平均値フィルタのような線形フィルタに基づいた処理では、十分に雑音除去することができない。そこで、インパルス性雑音の除去には、順序統計フィルタの一種である Median Filter (MF)<sup>1</sup> を用いることが最も基本的な対処法である。MF は、着目画素を中心とする局所領域内の画素の中央値（昇順に並び替えたときに中央に位置する値）を処理結果画素として出力する。この処理を画像全体に施すことで、雑音を除去する。しかし、MF は原信号にも平滑化を施してしまうため、処理後の画像が全体的にボケた画像になるという問題がある。雑音除去処理による原信号の劣化を防ぐには、画像内の雑音が重畳した画素を検出し、検出された画素のみに処理を施すスイッチ型処理が有効であることが知られている。MF をスイッチ型処理に拡張したフィルタとして Switching Median Filter (SM)<sup>2</sup> がある。SM では、原信号と雑音の振幅の違いに基づき、雑音の検出を行う。SM は、ごま塩インパルス性雑音に対して優れた雑音除去性能を示すが、ランダム値インパルス性雑音の除去においては、小振幅の雑音の取り残しが発生する。SM に限らず、雑音除去の分野では、雑音除去性能と原信号の構造保存性能の両立が重要な課題である。

この課題に対して、ガウス性雑音除去の分野では近年、構造保存性の高い雑音除去として、非局所平均値フィルタ (Non-local Means Filter: NMean)<sup>32</sup> が注目されている。非局所処理とは、着目画素を中心とした局所領域内の画素のみならず、着目画素から離れた位置の画素の情報も用いた処理を指す。非局所平均値フィルタでは、各画素を中心とする局所領域（ブ

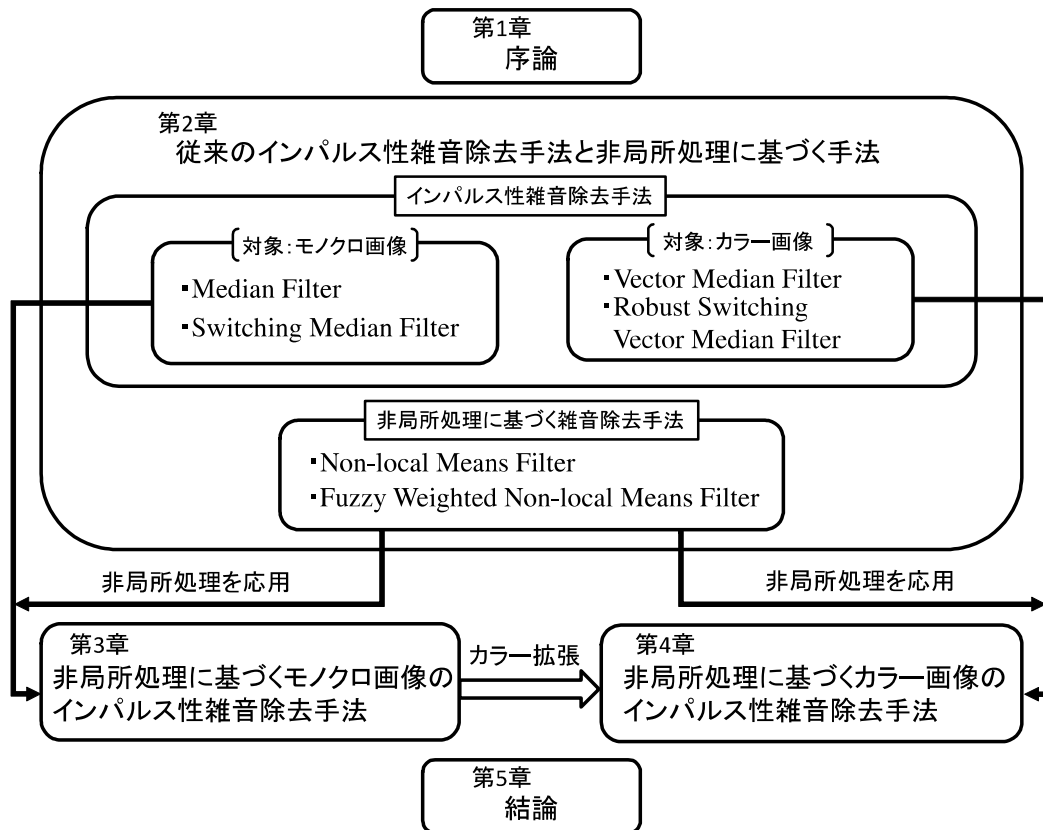


図 1.1: 本論文の構成

Fig.1.1: Framework of the thesis.

ロック) 間のユークリッド距離を非類似度として用い、非類似度に基づいた重み付き平均を出力値とする。つまり、着目画素を中心とするブロックと構造が似ているブロックの画素ほど出力値に反映されやすくなる。ただし、上述の通り、平均値フィルタのような線形フィルタでは、インパルス性雑音の除去は困難である。

そこで本論文では、非局所処理をメディアンフィルタに応用することで、雑音除去性と構造保存性の両方に優れた手法の開発を目的とする。本論文は、図 1.1 に示すように、五つの章から構成される。

第1章は序論である。

第2章では、ランダム値インパルス性雑音のモデルと従来の雑音除去手法について説明する。従来の雑音除去手法として、モノクロ画像を対象とした MF, SM と、それらをカラー拡張した手法 Vector Median Filter (VM)<sup>36</sup> Robust Switching Vector Median Filter (SVM)<sup>37</sup> について説明する。さらに、本提案手法の基となる非局所処理に基づく NMean について説明

する。

第3章では、モノクロ画像を対象とした非局所処理に基づくインパルス性雑音除去手法について述べる。本論文では、まず、非局所処理をインパルス性雑音の除去に応用した非局所メディアンフィルタを提案する。NMeanでは、着目画素を中心とするブロックと構造が似ているブロックの画素ほど出力値に反映されやすい。したがって、非局所メディアンフィルタも、ブロックの構造が似ている画素ほど出力値に反映されやすくなるように設計する。ただし、インパルス性雑音はガウス性雑音に比べて、原信号との差が大きくなりやすいため、ブロック間の類似性を正しく評価できない場合がある。その結果、本来は似ていない画素を出力値に反映し、原画像にはない構造（アーチファクト）を発生させてしまう。そこで、本論文では、非局所メディアンフィルタの問題点を明らかにし、異なるアプローチで、その問題を改善したスイッチング非局所メディアンフィルタと重み付き類似度を用いた非局所メディアンフィルタの二つを提案する。スイッチング非局所メディアンフィルタは、孤立性検出器と外れ値検出器の二つの雑音検出器によって画像内の雑音を検出し、検出された雑音にのみ非局所メディアンフィルタ処理を施す。孤立性検出器は、本論文内で新たに提案する画像の勾配に基づいた孤立画素の検出器である。インパルス性雑音は、その発生確率が低い場合においては、孤立画素になりやすいことから、孤立画素を検出することでインパルス性雑音を検出できる。外れ値検出器は、スイッチングメディアンフィルタに用いられている雑音検出器を非局所メディアンフィルタに応用したものである。重み付き非局所メディアンフィルタは、雑音評価関数に基づいてブロック内の画素に重み付けすることで、ブロック間の類似性の評価制度を向上させた非局所メディアンフィルタである。雑音評価関数とは、各画素の雑音らしさを数値的に評価する関数である。最後に、提案手法と従来のモノクロ画像を対象としたインパルス性雑音除去手法との比較実験により、各提案手法の有効性を検証する。

第4章では、カラー画像を対象とした非局所処理に基づくインパルス性雑音除去手法について述べる。まず、第3章で提案したモノクロ画像を対象とした提案手法（非局所メディアンフィルタとスイッチ型非局所メディアンフィルタ）を、それぞれカラー画像を対象とした手法へと拡張した手法を提案する。カラー画像の各画素をRGBの3成分からなるベクトル信号として扱うことで、提案手法をカラー画像へ拡張する。その後、提案手法と従来のカラー画像を対象としたインパルス性雑音除去手法との比較実験により、各提案手法の有効性を検証する。

第5章は結論である。本研究の成果を総括する。

## 第2章 インパルス性雑音のモデルと従来の雑音除去手法

### 2.1 緒言

デジタル画像には雑音の発生が不可避であり，雑音の発生は画質を大きく劣化させる．本章では，本研究で対象とするインパルス性雑音の特徴とその雑音モデルについて説明し，従来のインパルス性雑音の除去手法について説明する．また，第3章，第4章で提案する手法の基盤となる非局所処理に基づく雑音除去手法についても説明する．

2.2節では，インパルス性雑音の特徴とその雑音モデルについて説明する．2.3節では，モノクロ画像のインパルス性雑音除去の基本的な手法である Median Filter (MF)<sup>1</sup> と，T. Sunらによって提案された MF のスイッチ型手法である Switching Median Filter (SM)<sup>2</sup> とそれらをカラー画像を対象とした手法へ拡張した手法について説明する．2.4節では，非局所処理に基づく Non-local Means Filter (NMean)<sup>32</sup> とそれを改良した手法である Fuzzy Weighted Non-local Means Filter (FNMean)<sup>28</sup> について説明する．

### 2.2 インパルス性雑音モデル

インパルス性雑音は，発生位置がランダムな雑音であり，撮像時のアナログ信号をデジタル値へ変換する際の符号化誤りや，データ転送時の伝送路誤りによって発生する．ガウス分布にしたがって画像全体に重畳するガウス雑音とは異なり，画像内のランダムな位置に発生し，振幅が大きい雑音が多い．したがって，画像内で目立ちやすく，画像の見た目を大きく劣化させてしまう．インパルス性雑音は，線形フィルタでの除去が困難であり，非線形フィルタによって除去することが一般的である．また，ガウス性雑音の中でも，振幅が大きい雑音はインパルス性雑音と同等の性質をもつ．

インパルス性雑音には，値が0と255など，極端に小さい値もしくは大きい値の2種類の値しかないものと，値がランダムであるものがあり，それらをそれぞれごま塩インパルス性

雑音, ランダム値インパルス性雑音という. 本研究ではランダム値インパルス性雑音を対象とする.

ランダム値インパルス性雑音が発生したモノクロ画像  $u(\cdot)$  は以下の式でモデル化される<sup>42</sup>.

$$u(x) = \begin{cases} \theta_{\text{mo}}(x) & \text{with probability } 100 - p \text{ [\%]} \\ q & \text{with probability } p \text{ [\%]} \end{cases}. \quad (2.1)$$

$x$  は画素位置,  $\theta_{\text{mo}}(\cdot)$  はモノクロの原画像,  $q$  は雑音の値,  $p$  はインパルス性雑音の発生確率である. 雑音値  $q$  は, 原画像の画素値が8ビット (256階調) で表現されたモノクロ画像の場合, 0 から 255 の一様分布で与えられるものとする.

カラー画像は赤 (R), 緑 (G), 青 (B) の3成分から構成されており, 本研究で対象とするランダム値インパルス性雑音はカラー画像の各成分に発生するものとする.

インパルス性雑音が発生したカラー画像の  $c$  成分  $v^c(\cdot)$  は以下の式でモデル化される<sup>42</sup>.

$$v^c(x) = \begin{cases} \theta_{co}^c(x) & \text{with probability } 100 - p/3 \text{ [\%]} \\ q & \text{with probability } p/3 \text{ [\%]} \end{cases}. \quad (2.2)$$

$\theta_{mo}(\cdot)$  はカラーの原画像の  $c$  成分であり,  $c \in \{\text{R}, \text{G}, \text{B}\}$  とする. つまり, カラー画像全体のインパルス性雑音の発生確率が  $p$  の場合, 各成分にはおよそ  $p/3$  [%] の雑音が発生することとなる.

### 2.3 インパルス性雑音除去手法

インパルス性雑音の中でも大振幅のものは, 目立つために, デジタル画像の見た目を極端に劣化させる要因となる. 画像認識や画像解析の分野においてもその性能を低下させる要因となる. したがって, 適切な処理を用いてインパルス性雑音を除去することが望ましい. ここでは, モノクロ画像を対象としたインパルス性雑音除去手法として, Median Filter (MF)<sup>1</sup> と Switching Median Filter (SM)<sup>2</sup> について説明する. 同様に, カラー画像を対象としたインパルス性雑音除去手法として, Vector Median Filter (VM)<sup>36</sup> と Robust Switching Vector Median Filter (SVM)<sup>37</sup> について説明する.



図 2.1: モノクロ画像のごま塩型インパルス性雑音に対する MF, SM による雑音除去例 (a) 原画像, (b) 入力画像, (c) MF による雑音除去結果, (d) SM による雑音除去結果.

Fig.2.1: Example of noise removal by MF and SM for salt-and-pepper noise on monochrome image: (a) original image, (b) input image, (c) output of MF, (d) output of SM.



図 2.2: モノクロ画像のランダム値インパルス性雑音に対する MF, SM による雑音除去例 (a) 原画像, (b) 入力画像, (c) MF による雑音除去結果, (d) SM による雑音除去結果.

Fig.2.2: Example of noise removal by MF and SM for random-valued impulse noise on monochrome image: (a) original image, (b) input image, (c) output of MF, (d) output of SM.

### 2.3.1 Median Filter (MF)

MF は, 1971 年に J. Turkey らによって提案された手法で, 局所領域における画素値の中央値を出力するフィルタである<sup>1</sup>. 線形フィルタに比べると, 物体のエッジや構造の情報を損なうことなく平滑化を行うことができる.

処理対象画素 (着目画素) の位置を  $x$  とし,  $x$  を中心とする  $m_{MF} \times m_{MF}$  の局所領域内の  $i$  番目の画素位置を  $x_i (i = 1, \dots, m_{MF}^2)$  とした場合,  $x$  における MF の出力値  $o_{MF}(x)$  は以下の式で表される.

$$o_{MF}(x) = \text{med} \left[ u(x_1), \dots, u(x_{m_{MF}^2}) \right] \quad (2.3)$$



ここで、 $u(\cdot)$  はモノクロの雑音発生画像の画素値を示しており、 $\text{med}[\cdot]$  は入力信号内の中央値を出力する関数である。図 2.1(a) にごま塩インパルス性雑音が発生した画像（図 2.1(b)）に対する MF の処理結果を図 2.1(c) に示す。同様に、図 2.2(a) にランダム値インパルス性雑音が発生した画像図 2.2(b) に対する MF の処理結果を図 2.2(c) に示す。図 2.1(c)、図 2.2(c) から、大まかなエッジは保存できているが、女性の目などの細部がボケてしまっていることがわかる。また、服の模様などの構造が崩れてしまっていることがわかる。インパルス性雑音を除去する場合、ボケや構造の崩れを抑制するために、雑音にのみ処理を施すことが望ましい。

### 2.3.2 Switching Median Filter (SM)

SM は、1994 年に T. Sun らによって提案された手法で、雑音検出器によって雑音の発生位置を検出し、雑音の発生位置にのみに MF 処理を施すフィルタである<sup>2</sup>。雑音検出器で検出された雑音にのみ処理を施す SM は、画像全体に処理を施す MF に比べ、構造保存性能に優れた手法である。

着目画素の位置を  $x$  とした場合、 $x$  における SM の出力値  $o_{\text{SM}}(x)$  は以下の式で表される。

$$o_{\text{SM}}(x) = \begin{cases} u(x) & |o_{\text{MF}}(x) - u(x)| \leq T_{\text{SM}} \\ o_{\text{MF}}(x) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2.4)$$

ここで、 $o_{\text{MF}}(x)$  は  $x$  における MF の出力値である。図 2.1(a) にごま塩インパルス性雑音が発生した画像（図 2.1(b)）に対する SM の処理結果を図 2.1(d) に示す。同様に、図 2.2(a) にランダム値インパルス性雑音が発生した画像（図 2.2(b)）に対する SM の処理結果を図 2.2(d) に示す。図 2.1(d) を見ると、MF の出力結果（図 2.1(c)）に比べて、細部のボケが抑えられていることがわかる。一方、図 2.2(d) を見ると、肌などの平坦部において、雑音の取り残しが見られる。SM は、ごま塩インパルス性雑音の除去には優れた性能を示すが、ランダム値インパルス性雑音の除去においては、雑音を取り残す問題がある。また、服の模様部分においては、MF に比べて、構造の崩れが抑制されているが、その性能は十分とは言えない。

### 2.3.3 Vector Median Filter (VM)

カラー画像を対象とした雑音除去を行う場合、モノクロ画像を対象とした雑音除去手法をカラー画像の各成分に対して施すことで雑音が除去されたカラー画像を得ることができる。し



図 2.3: 色ずれ発生例 (a) 原画像, (b) 入力画像, (c) 成分別 MF による雑音除去結果, (d) VM による雑音除去結果.

Fig.2.3: Example of color shift occurs: (a) original image, (b) input image, (c) output of component MF, (d) output of VM.

しかし、成分ごとに処理を施した場合、色ずれと呼ばれる原信号には無い色を発生させてしまう場合がある。図 2.3 に、色ずれの例を示す。図 2.3(a)~(c) はそれぞれ、原画像、図 2.3(a) に雑音が発生した画像、図 2.3(b) の各成分に MF を施した画像の部分拡大画像である。図 2.3(c) は、雑音は除去できているが、目の周辺の模様部分に、原画像（図 2.3(a)）には無い色が発生してしまっていることがわかる。一般的に、CG などの人工画像を除き、カラー画像は RGB 成分間の相関が高い。したがって、カラー画像を対象に画像処理を行う場合、カラー画像の各画素を 3 つの値をもつベクトル信号として扱うことが望ましい。

MF をカラー画像を対象として拡張した手法として、VM がある<sup>36</sup>。VM は、1990 年に J. Astola らによって提案された手法で、局所領域内のベクトル信号のベクトルメディアン値（ユークリッド空間内における中央値）を出力するフィルタである。

カラー画像における着目画素の位置  $x$  の画素を  $\mathbf{v}(x) = \{v^c(x) \mid R, G \text{ or } B\}$  とすると、VM の出力値  $\mathbf{o}_{\text{VM}}(x)$  は以下の式で表される。

$$\mathbf{o}_{\text{VM}}(x) = \mathbf{v}(x_{i^*}), \quad (2.5)$$

$$i^* = \arg \min_{i \in \{1, \dots, m_{\text{VM}}^2\}} \sum_{j=1}^{m_{\text{VM}}^2} \|\mathbf{v}(x_i) - \mathbf{v}(x_j)\|. \quad (2.6)$$

$x_i$  は着目画素  $x$  を中心とする  $m_{\text{VM}} \times m_{\text{VM}}$  の局所領域内の  $i$  番目の画素位置を示す。 $\|\cdot\|$  は、L2 ノルムである。図 2.3(d) に、図 2.3(b) に VM を施した画像の部分拡大画像を示す。VM の出力画像（図 2.3(d)）と成分別 MF の出力画像（図 2.3(c)）に比べ、色ずれが抑制されていることがわかる。しかし、原画像（図 2.3(a)）に比べて、全体的に画像がボケてしまってい

る。MFと同様に、スイッチ型処理を用いることで、構造保存性能の向上が期待できる。

### 2.3.4 Robust Switching Vector Median Filter (SVM)

SVMは、VMの構造保存性能の向上を目的に、2008年にM. E. Celebiらによって提案されたカラー画像のインパルス性雑音除去手法であり、局所領域内の画素同士のユークリッド距離を用いた雑音検出器を備えたスイッチ型フィルタである<sup>37</sup>。SMと同様に、雑音と判定された画素のみに処理を施すため、原信号の平滑化を抑制できる。雑音除去処理には、VMの出力値を用いる。

雑音検出パラメータ $\alpha$ を用いて、着目画素 $x$ におけるSVMの出力値 $o_{\text{SVM}}$ は以下の式で表される。

$$o_{\text{SVM}}(x) = \begin{cases} \mathbf{v}(x) & d(x) \leq \alpha \text{med} [d(x_1), \dots, d(x_{m_{\text{VM}}^2})] \\ o_{\text{VM}}(x) & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (2.7)$$

$$d(x) = \sum_{j=1}^{m_{\text{VM}}^2} \|\mathbf{v}(x) - \mathbf{v}(x_j)\|. \quad (2.8)$$

雑音検出パラメータ $\alpha$ を小さくなるほど、積極的に雑音を除去できる。 $\|\cdot\|$ は、L2ノルムである。

## 2.4 非局所処理に基づく雑音除去手法

非局所処理は、Non-local Means Filter (NMean)が提案されて以来、様々な発展手法が提案されている<sup>13-35</sup>。NMeanは、ガウス性雑音を対象とした構造保存性に優れた手法として注目されており、その発展手法もガウス性雑音を対応としたものが多い。一方、インパルス性雑音を対象とした非局所処理に基づく雑音除去手法はほとんどないと言える。ここでは、NMeanと、ガウス性雑音とインパルス性雑音の混合雑音を対象にNMeanを改良したFuzzy Weighted Non-local Means Filter (FNMean)について説明する。

### 2.4.1 Non-local Means Filter (NMean)

NMeanは、2005年にA. Buadesらによって提案された手法であり、非局所処理という新たな概念を生み出した手法と言える<sup>32</sup>。非局所処理は、着目画素周辺の局所領域内のみなら

ず、画像内で位置が離れている画素の情報をも用いる。NMean では、「構造が似ている局所領域（ブロック）同士の中心画素の画素値は似ている」と仮定して、画像内の距離が離れていても、ブロック間の構造が似ている場合、そのブロックの中心画素を出力画素に反映する。具体的には、着目画素を中心とするブロック（着目ブロック）と、画像内から収集した複数のブロック（参照ブロック）のブロック間の類似度を各ブロックの中心画素の重みとして、それらの重み付き平均値を出力とする。

着目画素  $x$  を中心とする  $m_{\text{NMean}} \times m_{\text{NMean}}$  の正方領域を探索領域  $\Omega_{\text{NMean}}$  とし、探索領域内の画素を  $y$  としたとき、NMean の出力値  $o_{\text{NMean}}$  は以下の式で表される。

$$o_{\text{NMean}}(x) = \frac{1}{\sum_{y \in \Omega_{\text{NMean}}} a(x, y)} \sum_{y \in \Omega_{\text{NMean}}} a(x, y) u(y), \quad (2.9)$$

$$a(x, y) = \exp \left( - \frac{\sum_{j=1}^{m_{\text{NMean}}^2} K_{\text{gauss}}(j) |u(x_j) - u(y_j)|^2}{h_{\text{NMean}}^2} \right) \quad (2.10)$$

ここで、 $x_i$  は着目画素  $x$  を中心とする  $m_{\text{NMean}} \times m_{\text{NMean}}$  の局所領域（着目ブロック）内の画素である。 $y$  は探索領域内における着目画素以外の画素（参照画素）であり、 $y_i$  は参照画素  $y$  を中心とする局所領域（参照ブロック）内の画素である。 $i$  は各ブロック内における画素番号を表しており、 $i = (1, \dots, m_{\text{NMean}}^2)$  である。 $u(\cdot)$  は入力画素の画素値を表す。 $K_{\text{gauss}}(\cdot)$  はガウスクアーネルを表す

#### 2.4.2 Fuzzy weighted non-local means filter (FNMean)

FNMean は、インパルス性雑音を検出するための統計量<sup>43-45</sup>の一種である Rank-ordered Absolute Distances (ROAD) 統計量<sup>43</sup>と、ガウス性雑音の除去手法として優れた性能を示す NMean を組み合わせることで、インパルス性雑音とガウス性雑音の混合雑音を対象とした雑音除去手法である<sup>28</sup>。NMean はガウス性雑音の除去には大変優れた性能を示す。ただし、ブロック内に振幅が大きい雑音が複数含まれる場合、ブロック間の類似度の精度が著しく低下し、性能が著しく劣化する。この課題に対し J. Wu らは、NMean を改良した Fuzzy Weighted Non-local Means Filter (FNMean) を 2014 年に提案している。FNMean では、NMean に ROAD 統計量に基づく重みを導入することで、ブロック内で値が大きく異なる画素は類似度に反映されにくいように設計されている。ROAD 統計量は、原信号の推定値を用いず、入力画像から直接、各画素の雑音らしさを定量的に表すことができる。

ROAD 統計量では、着目画素とその周辺画素の差を用いて、着目画素の雑音らしさを計算する。着目画素  $x$  を中心とした  $5 \times 5$  の正方領域内の信号を  $x_i (i = (1, \dots, 25))$  とした場合、着目画素  $x$  とその周辺画素  $x_i$  の差  $\kappa(x, x_i)$  は以下の式で表される。

$$\kappa(x, x_i) = |u(x) - u(x_i)|. \quad (2.11)$$

ROAD を計算する際の局所領域の窓幅は奇数の様々な値が考えられるが、一般的には、窓幅を 5 として求められることが多く、FNMean でも窓幅は 5 で固定されている。求めた  $\kappa(x, x_i)$  を昇順に並び替えたとき、 $k$  番目に小さい値を  $rank^k(x)$  とすると、 $x$  の ROAD 統計量  $ROAD(x)$  は以下の式で表される。

$$ROAD(x) = \sum_{j=1}^{13} rank^j(x). \quad (2.12)$$

FNMean では、ROAD 統計量の値が大きい場合には雑音であると判定し、重みを小さくすることで、雑音が発生した画素を類似度の計算に反映しないように重みを設計する。 $x$  に対して与えられる重み  $\lambda(x)$  は、 $ROAD(x)$  を用いて以下の式で表される。

$$\lambda(x) = \begin{cases} 0 & ROAD(x) > T_{\text{FNMean}}^{\text{H}} \\ \frac{T_{\text{FNMean}}^{\text{H}} - ROAD(x)}{T_{\text{FNMean}}^{\text{H}} - T_{\text{FNMean}}^{\text{L}}} & T_{\text{FNMean}}^{\text{H}} \geq ROAD(x) \geq T_{\text{FNMean}}^{\text{L}} \\ 1 & ROAD(x) < T_{\text{FNMean}}^{\text{L}} \end{cases}. \quad (2.13)$$

$T_{\text{FNMean}}^{\text{H}}, T_{\text{FNMean}}^{\text{L}}$  は、それぞれ正規化時の上限しきい値、下限しきい値である。理論上は、 $T_{\text{FNMean}}^{\text{L}}$  を原信号のエッジ部分の上限値以上に、 $T_{\text{FNMean}}^{\text{H}}$  を原信号と雑音の差以下に設定することができれば、雑音と原信号を完全に分類することができる。 $\lambda(x)$  は  $x$  が雑音であれば値が 0 に近くなり、原信号であれば 1 に近くなる。つまり、重み  $\lambda(x)$  は原信号らしさを示す。着目画素  $x$  を中心とした  $m_{\text{FNMean}} \times m_{\text{FNMean}}$  の正方領域を探索領域  $\Omega_{\text{FNMean}}$  とし、探索領域内の信号を  $y$  とした場合、着目画素  $x$  における FNMean の出力  $o_{\text{FNMean}}$  は以下の式で求められる。

$$o_{\text{FNMean}}(x) = \frac{1}{\sum_{y \in \Omega_{\text{FNMean}}} b(x, y)} \sum_{y \in \Omega_{\text{FNMean}}} b(x, y) u(y), \quad (2.14)$$

$$b(x, y) = \lambda(y) \exp \left( - \frac{\sum_{j=1}^{m_{\text{FNMean}}^2} K_{\text{gauss}}(j) \lambda(x_j) \lambda(y_j) |u(x_j) - u(y_j)|^2}{h_{\text{FNMean}}^2} \right) \quad (2.15)$$

ここで,  $x_i$  は着目画素  $x$  を中心とする  $m_{\text{FNMean}} \times m_{\text{FNMean}}$  の着目ブロック内の画素である. 同様に,  $y_i$  は参照画素  $y$  を中心とする参照ブロック内の画素である.  $i$  は各ブロック内における画素番号を表しており,  $i = (1, \dots, m_{\text{NMean}}^2)$  である.  $u(\cdot)$  は入力画素の画素値を表す.  $K_{\text{gauss}}(\cdot)$  はガウスクアーネルを表す.



## 第3章 非局所処理に基づくモノクロ画像のインパルス性雑音除去

### 3.1 緒言

本章では、雑音除去性能と構造保存性能の両方に優れた手法の提案を目的とする。まず、非局所処理と MF を組み合わせた Non-local Median Filter(NMed)<sup>32</sup> について説明する。次に、NMed の性能と問題点を明らかにする。NMed の改良手法として、アプローチの異なる二つの手法について説明する。本章では、モノクロ画像を対象とする。

3.2 節では、非局所処理を MF に応用した NMed について説明する。NMed は、提案手法の中で最も基本的な手法である。3.3 節では、雑音検出器を用いたスイッチ型処理に基づいて NMed を改良した Switching Non-local Median Filter (SNMed)<sup>39</sup> について説明する。3.4 節では、ROAD 統計量<sup>43</sup> を用いた重み付き類似度を用いて NMed を改良した Robust Non-local Median Filter (RNMed) について説明する。3.5 節は、比較実験である。比較実験では、各提案手法と従来手法との比較実験により提案手法の有効性を明らかにする。3.6 節では、本章を総括する。

### 3.2 Non-local Median Filter (NMed)

NMed は、構造保存性の高いガウス性雑音除去手法として知られている NMean の非局所処理に注目し、その処理を MF に応用した手法である。MF は、各画素とその周辺画素は似ているという仮定に基づいた手法である。つまり、局所領域内の情報を用いて処理を行う手法である。MF は画素単位の処理であるため、画像内の構造を考慮していない。一方、非局所処理は、各画素を中心とする局所領域の構造の類似性を評価し、構造が類似した局所領域同士の中心画素は似ているという仮定に基づいた手法である。つまり、着目画素を中心とした局所領域内の情報だけではなく、位置が離れた画素の情報も用いて処理を行う手法である。この処理は、局所領域の構造を考慮した手法であり、構造保存性能の向上が期待できる。



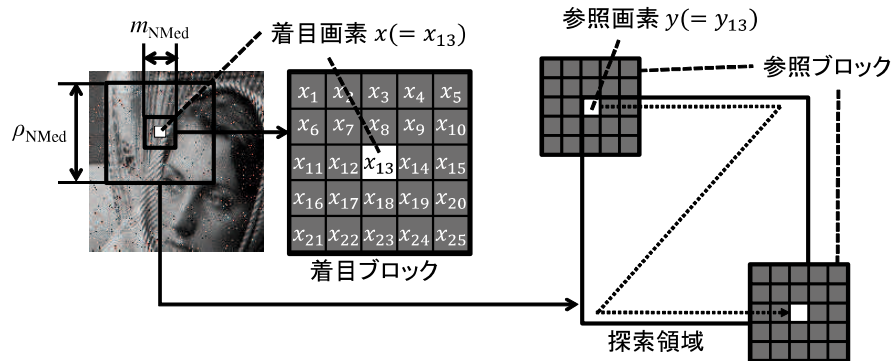


図 3.1: NMed で使用する信号.

Fig.3.1: Signals used in NMed.

非局所処理に基づく NMean の重要な点は、構造が類似した局所領域の中心画素を出力値の計算に用いていることである。したがって、非局所処理を MF に応用する際にも、それを踏まえて設計する。NMed の処理手順を以下に示す。NMed で使用する信号の定義について、図 3.1 に示す。

### Step0

着目画素  $x$  を中心とした  $\rho_{\text{NMed}} \times \rho_{\text{NMed}}$  の正方領域を探索領域  $\Omega_{\text{NMed}}$  と定義する。

### Step1

探索領域内のそれぞれの画素を中心とする  $m_{\text{NMed}} \times m_{\text{NMed}}$  の正方ブロックを作成する。このとき、着目画素  $x$  を中心とするブロックを着目ブロック、それ以外の画素（参照画素） $y$  を中心とするブロックを参照ブロックと定義する。

### Step2

着目ブロックと各参照ブロックの非類似度として、平方ユークリッド距離  $e(x, y)$  を算出する。

### Step3

参照ブロックを類似度が高い順（非類似度が低い順）に並べ、上位  $n_{\text{NMed}}$  個の参照ブロックの中心画素の中央値を出力値とする。

ここで、 $\rho, m_{\text{NMed}}, n_{\text{NMed}}$  は全て奇数である。Step0～Step3 の処理を画像全体にラスタ順に施すことで、NMed の出力画像を得る。



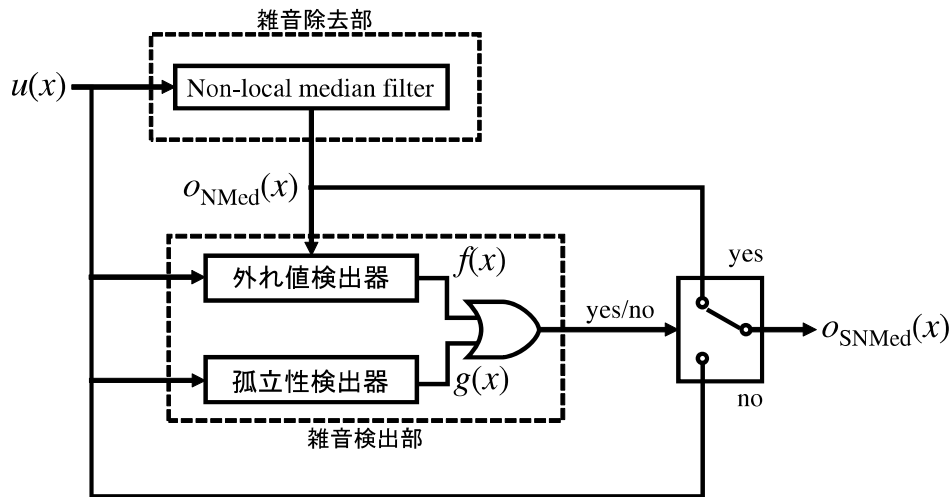


図 3.3: SNMed の処理フロー。

Fig.3.3: Processing flow of SNMed.

インパルス性雑音除去の問題であった画像のボケについては改善できているが、処理結果画像にアーチファクトが発生するという問題がある。

### 3.3 勾配に基づく雑音検出器を備えたスイッチ型 Non-local Median Filter

NMed では、雑音発生位置の周辺でアーチファクトが発生することから、雑音発生位置のみに NMed を施せば、アーチファクトの発生が抑制できると考えられる。そこで、雑音検出器によって雑音と判定された画素のみに処理を施すスイッチ型処理を用いて、NMed を拡張した Switching Non-local Median Filter (SNMed) を提案する<sup>39</sup>。雑音検出器には、SM で用いられている雑音検出器を NMed 用に拡張した外れ値検出器と、画像内の勾配に基づいた孤立性検出器を用いる。図 3.3 に、SNMed の処理フローを示す。

#### 3.3.1 外れ値検出器

外れ値検出器は、SM の雑音検出器を NMed の出力値を用いて応用したものである。外れ値検出器では、入力画素値と NMed 出力値に一定以上の差があれば、その画素は原信号から大きく外れた値であると判定する。つまり、原信号の推定値（NMed の出力値）と入力画素値が大きく異なった場合には、雑音である可能性が高く、処理を施すべきであると判定する。

$\phi_5(x)$	$\phi_1(x)$	$\phi_7(x)$
$\phi_3(x)$	$u(x)$	$\phi_4(x)$
$\phi_8(x)$	$\phi_2(x)$	$\phi_6(x)$

図 3.4: 孤立検出器における使用画素

Fig.3.4: Pixels used in the isolation detector.

NMed で雑音周辺に発生したアーチファクトが小振幅であったことから，雑音の周辺は処理対象に選ばれないことが期待できる．

入力画像の画素値  $u(\cdot)$  と NMed の出力値  $o_{\text{NMed}}$  を用いて，外れ値の判定結果  $f_{\text{SNMed}}(\cdot)$  は以下の式で表される．

$$f_{\text{SNMed}}(x) = \begin{cases} 1 & |u(x) - o_{\text{NMed}}(x)| \leq T_{\text{SNMed}} \\ 0 & \text{Othewise} \end{cases} . \quad (3.3)$$

ここで， $x$  は着目画素の位置を示す．

### 3.3.2 孤立性検出器

孤立性検出器は，着目画素とその近傍画素の間での勾配の符号に着目し，孤立性の判定を行う．ランダム値インパルス性雑音はその特性により，雑音が孤立画素となる場合が多い．したがって，孤立画素を検出することで，雑音が検出できると考える．

具体的には，図 3.4 に示すように，着目画素  $x$  の孤立性判定結果  $g_{\text{SNMed}}(x)$  は，着目画素  $x$

の8近傍の画素値  $\phi_1(x), \dots, \phi_8(x)$  を用いて以下の式で求められる.

$$g_{\text{SNMed}}(x) = \hat{g}_1(x)\hat{g}_2(x)\hat{g}_3(x)\hat{g}_4(x), \quad (3.4)$$

$$\hat{g}_1(x) = \begin{cases} 1 & (\phi_1(x) - u(x))(u(x) - \phi_2(x)) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (3.5)$$

$$\hat{g}_2(x) = \begin{cases} 1 & (\phi_3(x) - u(x))(u(x) - \phi_4(x)) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (3.6)$$

$$\hat{g}_3(x) = \begin{cases} 1 & (\phi_5(x) - u(x))(u(x) - \phi_6(x)) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (3.7)$$

$$\hat{g}_4(x) = \begin{cases} 1 & (\phi_7(x) - u(x))(u(x) - \phi_8(x)) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}. \quad (3.8)$$

$\hat{g}_1(x), \dots, \hat{g}_4(x)$  はそれぞれ, 縦, 横, 右下がり斜め, 右上がり斜めの方向における勾配の符号の非連続性を示している. もし着目画素  $x$  が孤立しているならば, すべての方向において, 着目画素とその近傍画素の勾配の符号は, 正・負, または負, 正となり, 正・正, 負・負と連続することはない.

### 3.3.3 Switching Non-local Median Filter (SNMed)

SNMed では, 2つの雑音検出器の結果を用いて雑音が発生した画素を検出し, 検出された画素にのみ NMed を施すことで, NMed の性能の向上を目指す.

位置  $x$  における画素の, 外れ値検出器による判定結果  $f_{\text{SNMed}}(x)$ , 孤立性検出器による判定結果  $g_{\text{SNMed}}(x)$  を用いて, SNMed の出力結果  $o_{\text{SNMed}}$  は以下の式で表される.

$$o_{\text{SNMed}}(x) = \begin{cases} o_{\text{NMed}}(x) & f_{\text{SNMed}}(x) = 1 \text{ or } g_{\text{SNMed}}(x) = 1 \\ u(x) & \text{Othewise} \end{cases}. \quad (3.9)$$

ここで,  $u(x)$  と  $o_{\text{NMed}}(x)$  はそれぞれ, 位置  $x$  における入力画像の画素値と NMed の出力値を示す.  $f_{\text{SNMed}}(x)$  は,  $x$  の画素値が外れ値の場合は 1 を示し, そうでない場合は 0 を示す. 同様に,  $g_{\text{SNMed}}(x)$  は,  $x$  の画素が孤立画素の場合は 1 を示し, そうでない場合は 0 を示す. つまり, SNMed では, 着目画素の画素値が外れ値または孤立画素であった場合, 雑音であるとみなして NMed の出力値を出力する.

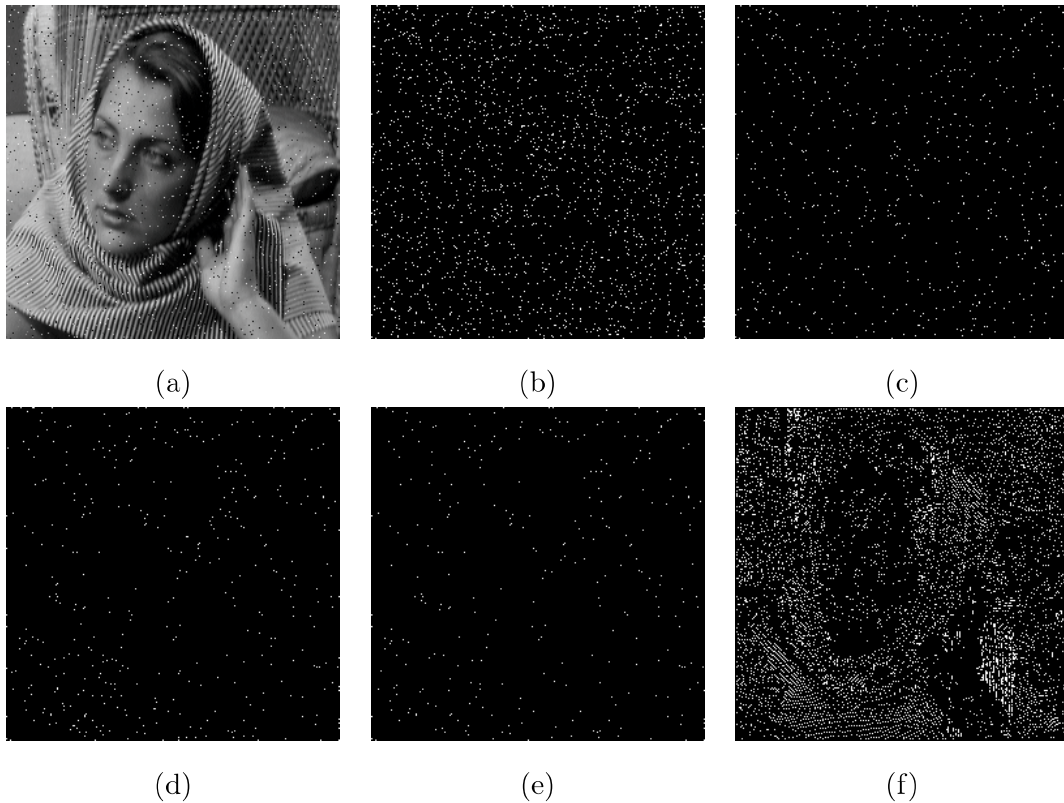


図 3.5: 雑音の未検出画像と誤検出画像 (a) 入力画像, (b) 雑音発生位置画像, (c) 外れ値検出器による未検出雑音, (d) 孤立性検出器による未検出雑音, (e) 外れ値検出器と孤立性検出器による未検出雑音, (f) 孤立性検出器による誤検出雑音

Fig.3.5: Example of undetected and misdetected noises: (a) input image, (b) noise position image, (c) undetected noise by outlier detector, (d) undetected noise by isolation detector, (e) undetected noise by outlier and isolation detectors, (f) misdetected noise of isolation detector.

図 3.5 に SNMed に用いた各検出器の雑音検出画像を示す。図 3.5(a) は雑音が発生した画像 (入力画像), 図 3.5(b) は雑音が発生している位置を白, それ以外を黒として表した画像である。図 3.5(c), 図 3.5(d), 図 3.5(e) は, 図 3.5(a) の画像に対する外れ値検出器の検出結果, 孤立性検出器の検出結果, 外れ値検出器と孤立性検出器 (SNMed で実際に用いている検出器) の検出結果である。図 3.5(c), 図 3.5(d), 図 3.5(e) は, 図 3.5(a) 内の雑音を正しく検出できたものを白, それ以外を黒で表している。また, 図 3.5(f) は, 孤立性検出器によって, 原信号を誤って検出した画素 (誤検出画素) を白で表した画像である。図 3.5(c) と図 3.5(d) を比べると, 孤立性検出器の結果である図 3.5(c) の方が未検出の雑音が少ないことがわかる。図

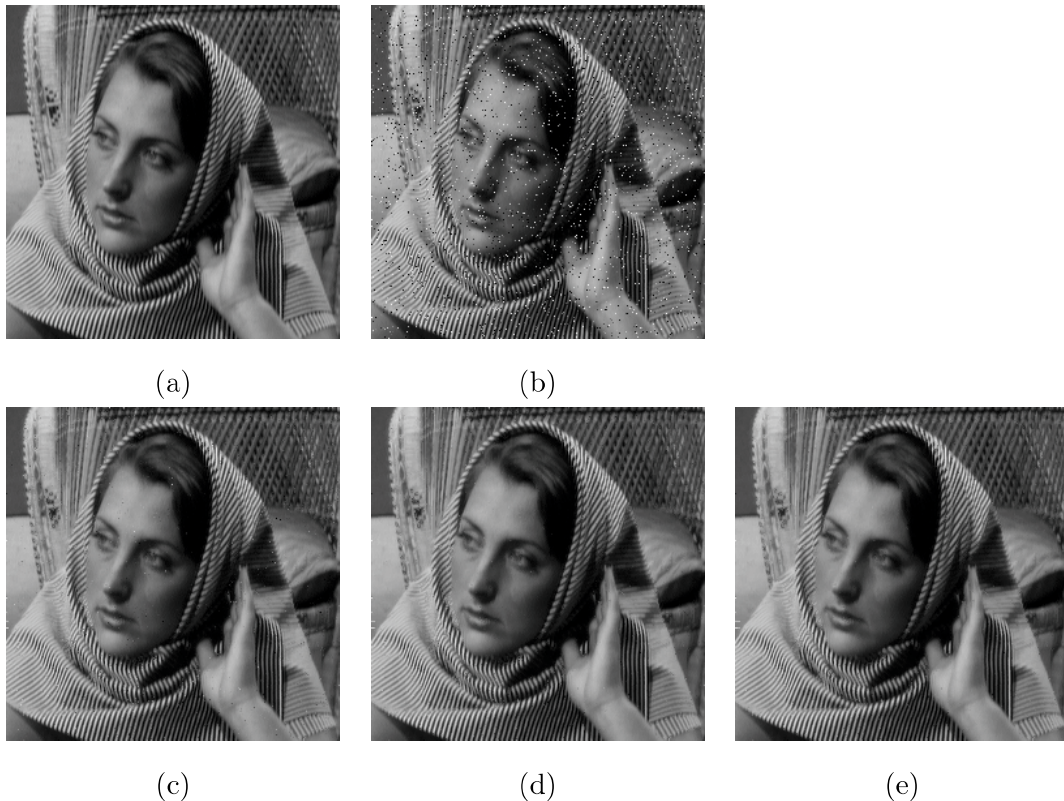


図 3.6: SNMed の繰り返し処理の比較 (a) 原画像, (b) 入力画像, (c) SNMed (処理 1 回) の出力画像, (d) SNMed (処理 2 回), (e) SNMed (処理 3 回) の出力画像.

Fig.3.6: Results for iterative SNMed processing: (a) original image, (b) input image, (c) output of SNMed (1 times), (d) output of SNMed (2 times), (e) output of SNMed (1 times).

3.5(e) に示す外れ値検出器と孤立性検出器を組み合わせた検出器の結果では、さらに雑音の未検出が少ないことがわかる。一方で、図 3.5(f) に示すように、孤立性検出器は本来、孤立画素を検出する検出器であるため、誤検出も多い。孤立性検出器はエッジ部での誤検出が多いが、NMed はエッジ部における性能は高い。今回は、積極的に雑音を除去するために、外れ値検出器と孤立性検出器による雑音検出器を用いることとする。ただし、SNMed は、雑音検出器の特性により、連続して発生する雑音を除去できない。そこで、連続する雑音にも対処するために、SNMed を繰り返して施すこととする。図 3.6 に SNMed の繰り返し処理結果を示す。図 3.6(b) は、原画像の図 3.6(a) に雑音が発生した画像である。図 3.6(c)～図 3.6(e) はそれぞれ、図 3.6(b) に対して SNMed を 1～3 回施した画像である。図 3.6(d) を見ると、図 3.6(c) に比べて雑音の取り残しが著しく減少していることがわかる。図 3.6(e) は、図 3.6(d) とほぼ

変わらない雑音除去性能を示している。繰り返し処理による構造保存性能の低下を考慮すると繰り返し回数は2回が妥当である。本論文では、SNMedを2回繰り返したものをIterative SNMed (ISNMed) と呼ぶこととする。

### 3.4 ROAD統計量に基づく重みを考慮したRobust Non-local Median Filter

NMed アーチファクト発生の問題の要因として、構造が似ていないブロックの画素を出力してしまったことが考えられる。NMedでは、ブロック内の雑音の影響により、ブロック間の構造の類似性を正しく評価できない場合がある。その結果、構造が似ていないブロックの中心画素を出力してしまう恐れがある。ブロック間の構造の類似性を評価する際、ブロック内の雑音を類似度に反映しにくくすることで、誤った類似性の性評価を軽減できると考える。そこで、原信号らしさに基づく重み付き類似度を用いて、NMedの類似性の評価精度を改良するRobust Non-local Median Filter (RNMed) を提案する。原信号らしさは、雑音を検出するための統計量Rank-ordered Absolute Distances (ROAD) 統計量<sup>43</sup>に基づいて計算する。雑音を検出するための統計量には、ROAD統計量を改良したRank-ordered Logarithmic Difference 統計量<sup>44</sup>があり、より高い発生確率の雑音を検出できることが知られているが、ROAD統計量に比べると処理が複雑になる。したがって、今回は処理が簡潔であるROAD統計量を用いる。RNMedの処理手順を以下に示す。

#### Step0

着目画素  $x$  を中心とした  $\rho_{\text{RNMed}} \times \rho_{\text{RNMed}}$  の正方領域を探索領域  $\Omega_{\text{RNMed}}$  と定義する。

#### Step1

探索領域内のそれぞれの画素のROAD統計量を求め、ROAD統計量を基に原信号らしさを示す重み  $\lambda(\cdot)$  を求める。

#### Step2

探索領域内のそれぞれの画素を中心とする  $m_{\text{RNMed}} \times m_{\text{RNMed}}$  の正方ブロックを作成する。このとき、着目画素  $x$  を中心とするブロックを着目ブロック、それ以外の画素（参照画素）  $y$  を中心とするブロックを参照ブロックと定義する。



**Step3**

Step1 で求めた重み  $\lambda(\cdot)$  を用いて着目ブロックと各参照ブロックの重み付き類似度  $\omega(x, y)$  を算出する.

**Step4**

参照ブロックを重み付き類似度が高い順に並べ, 上位  $n_{\text{RNMed}}$  個の参照ブロックの中心画素の中央値を出力値とする.

ここで,  $\rho, m_{\text{RNMed}}, n_{\text{RNMed}}$  は全て奇数である. Step0~Step4 の処理を画像全体にラスタ順に施すことで, RNMed の出力画像を得る.

Step1 の ROAD 統計量は FNMed の式 2.12 と同じものを用いる. ROAD 統計量と上限しきい値  $T_{\text{RNMed}}^{\text{H}}$ , 下限しきい値  $T_{\text{RNMed}}^{\text{L}}$  を用いて重み  $\eta(x)$  は以下の式で求められる.

$$\eta(x) = \begin{cases} 0 & \text{ROAD}(x) > T_{\text{RNMed}}^{\text{H}} \\ \frac{T_{\text{RNMed}}^{\text{H}} - \text{ROAD}(x)}{T_{\text{RNMed}}^{\text{H}} - T_{\text{RNMed}}^{\text{L}}} & T_{\text{RNMed}}^{\text{H}} \geq \text{ROAD}(x) \geq T_{\text{RNMed}}^{\text{L}} \\ 1 & \text{ROAD}(x) < T_{\text{RNMed}}^{\text{L}} \end{cases} \quad (3.10)$$

重み  $\eta(x)$  は画素  $x$  に対して与えられる原信号らしさであり, 0 に近いほどより雑音らしく, 1 に近いほど原信号らしいことを意味する. Step3 の着目ブロックと参照ブロックの重み付き類似度  $\omega(x, y)$  は, 重みを用いて以下の式で表される.

$$\omega(x, y) = \eta(y) \exp\left(- \sum_{i \in S_{\text{RNMed}}} \eta(x_i) \eta(y_i) |u(x_i) - u(y_i)|\right). \quad (3.11)$$

ここで,  $x_i$  は着目画素  $x$  を中心とする局所領域 (着目ブロック) 内の画素である.  $y$  は探索領域内における着目画素以外の画素 (参照画素) であり,  $y_i$  は参照画素  $y$  を中心とする局所領域 (参照ブロック) 内の画素である.  $i$  は各ブロック内における画素番号を表しており,  $i = (1, \dots, m_{\text{RNMed}}^2)$  である.  $u(\cdot)$  は入力画素の画素値を表す.  $S_{\text{RNMed}}$  はブロックの中心の画素番号  $i = (m_{\text{RNMed}}^2 + 1)/2$  を除く, ブロック内の画素番号の集合を表す. 重み付き類似度  $\omega(x, y)$  を昇順に並べたときに  $k$  番目に小さい参照ブロックをの中心画素を  $\bar{y}^k$  とすると, 着目画素  $x$  における RNMed の出力  $o_{\text{RNMed}}(x)$  は以下の式で求められる.

$$o_{\text{RNMed}}(x) = \text{med} [u(\bar{y}^1), \dots, u(\bar{y}^{n_{\text{RNMed}}})]. \quad (3.12)$$

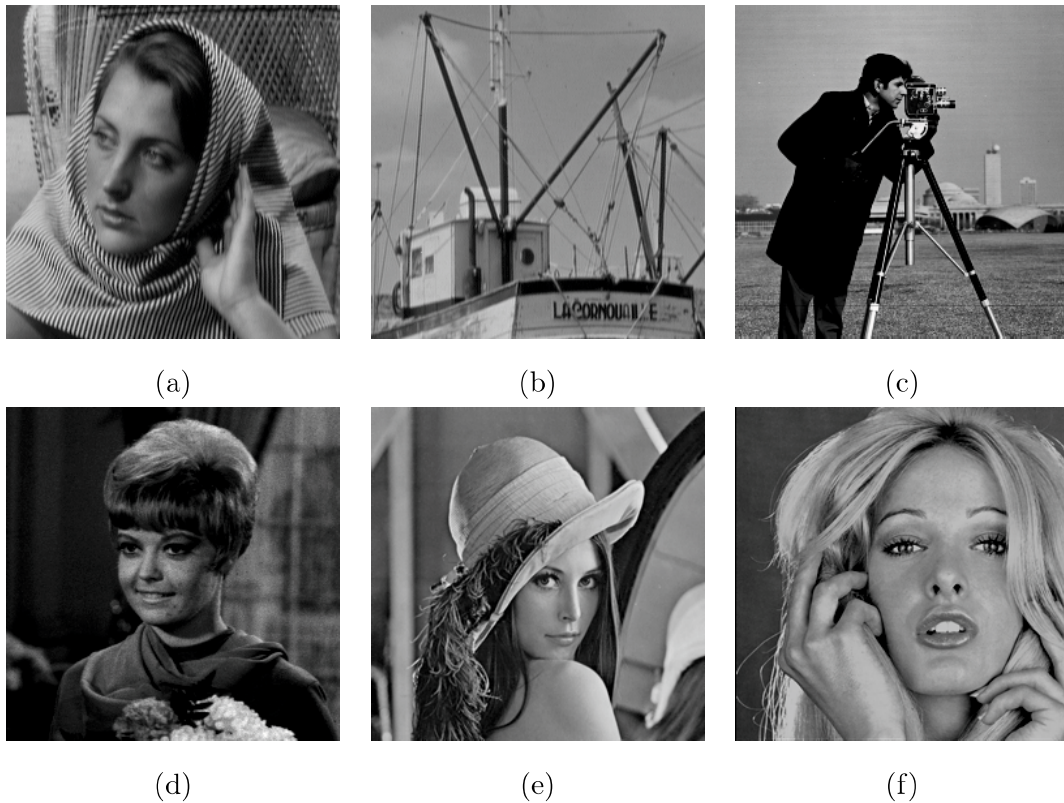


図 3.7: 使用画像 (a) Barbara, (b) Boat, (c) Cameraman, (d) Girl, (e) Lena, (f) Woman.  
Fig.3.7: Employed images: (a) Barbara, (b) Boat, (c) Cameraman, (d) Girl, (e) Lena, (f) Woman.

### 3.5 比較実験

比較実験を通して、モノクロ画像に発生するランダム値インパルス性雑音を対象とした提案手法の雑音除去性能および原画像の構造保存性能についての評価を行う。実験結果の評価は、Mean Square Error(MSE), Structural Similarity (SSIM)<sup>46,47</sup>による定量評価と目視による主観評価によって行う。

#### 3.5.1 実験準備

実験では、図 3.7 に示す 6 枚の画像 (Barbara, Boat, Cameraman, Girl, Lena, Woman) を原画像として用いた。使用した画像はいずれも  $256 \times 256$  画素の 8 ビット (256 階調) 画像である。処理対象の画像は、図 3.7 に対して式 2.1 に従って雑音を発生させた画像とする。雑音の発生確率  $p$  は 3[%], 5[%], 7[%], 10[%], 15[%], 20[%] とした。提案手法には、NMed, SNMed

の処理を2回施す ISNMed, RNMed を用いた。従来手法には, MF, SM, FNMean を用いた。

定量評価指標 MSE は, 以下の式で示すように, 出力画像  $o$  と原画像の平均二乗誤差を示し, 値が小さい程, 原画像に近い良好な結果であると言える。MSE の式を以下に示す。

$$MSE_{\text{mo}}(o, \theta_{\text{mo}}) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (o.(j) - \theta_{\text{mo}}(j))^2 \quad (3.13)$$

ここで,  $u(x)$  は位置  $x$  における雑音発生画像の画素値,  $\theta_{\text{mo}}(x)$  における位置  $x$  における原画像の画素値を示す。  $N$  は画像の総画素数である。

定量評価 SSIM は, 画素値の変化, コントラストの変化, 構造の変化に基づいて, 出力画像と原画像の構造の類似度を評価する指標で, 値が大きいほど, 良好な結果であると言える。SSIM の式を以下に示す。

$$SSIM_{\text{mo}}(o, \theta_{\text{mo}}) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N LSSIM(o.(j), \theta_{\text{mo}}(j)), \quad (3.14)$$

$$LSSIM(o.(x), \theta_{\text{mo}}(x)) = \frac{(2\mu_1\mu_2 + C_1)(2\sigma_{1,2} + C_2)}{(\mu_1^2 + \mu_2^2 + C_1)(\sigma_1^2 + \sigma_2^2 + C_2)} \quad (3.15)$$

ここで,  $\mu_1, \mu_2$  はそれぞれ, 雑音発生画像と原画像の位置  $x$  の画素を中心とする局所領域 (ブロック 1, ブロック 2) 内の信号の平均画素値を表す。  $\sigma_1, \sigma_2$  はそれぞれ, ブロック 1, ブロック 2 の標準偏差,  $\sigma_{1,2}$  は共分散を示す。SSIM のパラメータは文献<sup>47</sup>の既定値を用いた。

各手法のパラメータは, 雑音発生確率ごとに平均 MSE が最良となるパラメータを採用した。実験に用いた各手法のパラメータの一覧を, 表 3.1 に示す。

### 3.5.2 モノクロのテスト画像による実験

#### 定量評価

発生確率  $p = 3[\%], 5[\%], 7[\%], 10[\%], 15[\%], 20[\%]$  の雑音に対する, 従来手法である MF, SM, FNMean と提案手法である NMed, ISNMed, RNMed の MSE を, 発生確率ごとに表 3.2 ~ 表 3.7 に示す。表 3.2 ~ 表 3.7 において, 画像ごとに最良の値は枠で囲み, 2 番目に良い値は, 括弧で囲んで示している。表 3.2, 表 3.3 において, SM と ISNMed が比較的良好な結果を示すことがわかった。表 3.4 では, SM と ISNMed に並んで, RNMed も良好な結果を示した。表 3.5 では, RNMed が最も良好な結果を示しており, 次いで, SM, ISNMed となった。表 3.6, 表 3.7 では, RNMed が最も良好な結果を示しており, 次いで, FNMean となった。表

3.2～表 3.7 から，MSE 評価において，雑音発生確率が低い場合には ISNMed（提案手法），雑音発生確率が高い場合には RNMed（提案手法）が優れた性能を示すことが確認できた。

MSE と同様に，発生確率  $p = 3[\%], 5[\%], 7[\%], 10[\%], 15[\%], 20[\%]$  の雑音に対する，各手法の SSIM を，発生確率ごとに表 3.8～表 3.13 に示す．枠と括弧で囲まれた値は，最良の値，2 番目に良い値を示す．表 3.8，表 3.9 において，ISNMed が最も良好な結果を示し，次いで，SM が良好な結果を示すことがわかった．表 3.4 では，SM が最も良好な結果を示し，次いで，ISNMed が良好な結果を示した．表 3.5 では，画像によって ISNMed と RNMed が最も良好な結果を示しており，次いで，SM となった．表 3.6，表 3.7 では，RNMed が最も良好な結果を示した．表 3.2～表 3.7 から，MSE 評価と同様に，SSIM 評価でも，雑音発生確率が低い場合には ISNMed（提案手法），雑音発生確率が高い場合には RNMed（提案手法）が優れた性能を示すことが確認できた。

表 3.1: 各手法のパラメータ.

Table 3.1: The parameters of each method.

	$p = 3\%, 5\%$	$p = 7\%, 10\%$	$p = 15\%$	$p = 20\%$
MF	$m_{MF} = 3$	$m_{MF} = 3$	$m_{MF} = 3$	$m_{MF} = 3$
SM	$m_{MF} = 3$ $T_{SM} = 45$	$m_{MF} = 3$ $T_{SM} = 35$	$m_{MF} = 3$ $T_{SM} = 30$	$m_{MF} = 3$ $T_{SM} = 25$
FNMean	$m_{FNMean} = 9$ $\rho_{FNMean} = 21$ $h_{FNMean} = 5$ $T_{FNMean}^L = 50$ $T_{FNMean}^H = 1000$	$m_{FNMean} = 9$ $\rho_{FNMean} = 21$ $h_{FNMean} = 6$ $T_{FNMean}^L = 50$ $T_{FNMean}^H = 950$	$m_{FNMean} = 9$ $\rho_{FNMean} = 21$ $h_{FNMean} = 7$ $T_{FNMean}^L = 50$ $T_{FNMean}^H = 400$	$m_{FNMean} = 9$ $\rho_{FNMean} = 21$ $h_{FNMean} = 7$ $T_{FNMean}^L = 50$ $T_{FNMean}^H = 400$
NMed	$m_{NMed} = 3$ $\rho_{NMed} = 41$ $n_{NMed} = 5$	$m_{NMed} = 3$ $\rho_{NMed} = 41$ $n_{NMed} = 5$	$m_{NMed} = 3$ $\rho_{NMed} = 41$ $n_{NMed} = 5$	$m_{NMed} = 3$ $\rho_{NMed} = 41$ $n_{NMed} = 5$
ISNMed	$m_{ISNMed} = 3$ $\rho_{ISNMed} = 41$ $n_{ISNMed} = 5$ $T_{ISNMed} = 45$	$m_{ISNMed} = 3$ $\rho_{ISNMed} = 41$ $n_{ISNMed} = 5$ $T_{ISNMed} = 35$	$m_{ISNMed} = 3$ $\rho_{ISNMed} = 41$ $n_{ISNMed} = 5$ $T_{ISNMed} = 30$	$m_{ISNMed} = 3$ $\rho_{ISNMed} = 41$ $n_{ISNMed} = 5$ $T_{ISNMed} = 25$
RNMed	$m_{RNMed} = 3$ $\rho_{RNMed} = 41$ $n_{RNMed} = 5$ $T_{RNMed}^L = 50$ $T_{RNMed}^H = 1000$	$m_{RNMed} = 3$ $\rho_{RNMed} = 41$ $n_{RNMed} = 5$ $T_{RNMed}^L = 50$ $T_{RNMed}^H = 950$	$m_{RNMed} = 3$ $\rho_{RNMed} = 41$ $n_{RNMed} = 7$ $T_{RNMed}^L = 50$ $T_{RNMed}^H = 900$	$m_{RNMed} = 3$ $\rho_{RNMed} = 41$ $n_{RNMed} = 9$ $T_{RNMed}^L = 50$ $T_{RNMed}^H = 850$

表 3.2: MSE 評価 ( $p = 3[\%]$ )Table3.2: Evaluation result for MSE ( $p = 3[\%]$ ).

	MF	SM	FNMean	NMed	ISNMed	RNMed
Barbara	249.6	137.9	60.8	56.2	19.4	[32.5]
Boat	48.4	20.4	38.2	35.7	11.3	[14.9]
Cameraman	131.4	87.8	55.6	103.1	[82.6]	90.1
Girl	29.5	12.0	35.0	49.2	[16.9]	25.4
Lena	46.5	19.7	37.4	51.3	[24.1]	31.5
Woman	56.5	27.0	41.9	56.1	[28.9]	30.3

表 3.3: MSE 評価 ( $p = 5[\%]$ )Table3.3: Evaluation result for MSE ( $p = 5[\%]$ ).

	MF	SM	FNMean	NMed	ISNMed	RNMed
Barbara	255.5	152.0	109.3	72.2	25.5	[41.1]
Boat	51.9	28.0	65.5	46.5	17.4	[17.8]
Cameraman	133.5	94.2	84.0	121.6	96.5	[93.3]
Girl	30.8	18.0	55.4	62.2	[20.6]	27.7
Lena	51.3	28.0	66.4	66.2	[31.0]	35.6
Woman	61.2	37.4	79.2	68.4	33.0	[34.5]

表 3.4: MSE 評価 ( $p = 7[\%]$ )Table3.4: Evaluation result for MSE ( $p = 7[\%]$ ).

	MF	SM	FNMean	NMed	ISNMed	RNMed
Barbara	268.0	197.8	143.4	103.2	45.5	[52.1]
Boat	55.9	32.3	75.4	67.9	[30.0]	[21.9]
Cameraman	140.9	110.6	112.1	133.1	103.7	[106.5]
Girl	33.0	17.9	56.8	78.4	29.2	[28.9]
Lena	56.7	35.5	73.5	85.1	47.2	[37.2]
Woman	63.9	[40.8]	80.8	93.1	53.6	[38.0]

表 3.5: MSE 評価 ( $p = 10[\%]$ )Table3.5: Evaluation result for MSE ( $p = 10[\%]$ ).

	MF	SM	FNMean	NMed	ISNMed	RNMed
Barbara	273.1	208.3	204.6	137.0	62.6	64.7
Boat	64.7	45.2	120.7	92.7	46.2	28.5
Cameraman	156.3	130.7	159.3	171.3	124.5	116.6
Girl	39.1	26.8	91.0	113.5	39.3	32.2
Lena	61.9	44.7	120.4	117.8	59.3	43.6
Woman	72.1	53.4	131.2	125.5	71.6	46.4

表 3.6: MSE 評価 ( $p = 15[\%]$ )Table3.6: Evaluation result for MSE ( $p = 15[\%]$ ).

	MF	SM	FNMean	NMed	ISNMed	RNMed
Barbara	299.2	253.1	234.2	224.1	114.7	100.6
Boat	76.4	60.6	49.2	133.4	70.6	41.4
Cameraman	178.8	159.0	226.9	261.4	168.2	144.2
Girl	46.5	33.8	38.1	180.1	64.0	38.3
Lena	77.1	62.6	54.0	169.7	88.2	56.5
Woman	86.6	70.6	77.1	186.7	107.2	62.4

表 3.7: MSE 評価 ( $p = 20[\%]$ )Table3.7: Evaluation result for MSE ( $p = 20[\%]$ ).

	MF	SM	FNMean	NMed	ISNMed	RNMed
Barbara	332.7	302.7	250.6	330.2	179.8	126.7
Boat	99.6	86.8	57.7	202.6	113.6	57.2
Cameraman	219.6	206.1	227.6	361.0	211.7	167.8
Girl	73.3	62.0	40.5	307.5	110.5	45.7
Lena	99.5	88.2	64.8	264.1	134.7	67.8
Woman	105.2	91.6	82.8	260.5	156.1	78.4

表 3.8: SSIM 評価 ( $p = 3[\%]$ )Table3.8: Evaluation result for SSIM ( $p = 3[\%]$ ).

	MF	SM	FNMean	NMed	ISNMed	RNMed
Barbara	0.800	0.931	0.935	0.922	0.978	[0.961]
Boat	0.908	0.952	0.928	0.924	0.977	[0.965]
Cameraman	0.871	0.940	[0.931]	0.869	0.925	0.898
Girl	0.909	0.965	0.911	0.864	[0.960]	0.912
Lena	0.932	[0.959]	0.934	0.908	0.969	0.949
Woman	0.912	[0.958]	0.922	0.896	0.965	0.944

表 3.9: SSIM 評価 ( $p = 5[\%]$ )Table3.9: Evaluation result for SSIM ( $p = 5[\%]$ ).

	MF	SM	FNMean	NMed	ISNMed	RNMed
Barbara	0.796	0.913	0.886	0.897	0.969	[0.955]
Boat	0.906	0.932	0.898	0.901	0.967	[0.961]
Cameraman	0.870	0.920	0.909	0.844	[0.917]	0.895
Girl	0.906	[0.941]	0.877	0.838	0.953	0.908
Lena	0.929	0.939	0.901	0.885	0.963	[0.945]
Woman	0.908	0.934	0.874	0.872	0.958	[0.939]

表 3.10: SSIM 評価 ( $p = 7[\%]$ )Table3.10: Evaluation result for SSIM ( $p = 7[\%]$ ).

	MF	SM	FNMean	NMed	ISNMed	RNMed
Barbara	0.789	0.887	0.880	0.863	0.954	[0.947]
Boat	0.901	0.937	0.895	0.868	[0.954]	0.955
Cameraman	0.867	[0.917]	0.899	0.834	[0.909]	0.888
Girl	0.904	0.948	0.880	0.806	[0.939]	0.905
Lena	0.925	[0.943]	0.905	0.849	0.944	0.941
Woman	0.906	0.944	0.882	0.840	[0.943]	0.935



表 3.11: SSIM 評価 ( $p = 10[\%]$ )Table3.11: Evaluation result for SSIM ( $p = 10[\%]$ ).

	MF	SM	FNMean	NMed	ISNMed	RNMed
Barbara	0.784	0.872	0.834	0.822	0.936	0.935
Boat	0.895	0.914	0.851	0.828	0.939	0.947
Cameraman	0.860	0.893	0.868	0.785	0.895	0.881
Girl	0.898	0.927	0.836	0.748	0.925	0.898
Lena	0.918	0.922	0.855	0.804	0.929	0.933
Woman	0.899	0.919	0.831	0.792	0.922	0.925

表 3.12: SSIM 評価 ( $p = 15[\%]$ )Table3.12: Evaluation result for SSIM ( $p = 15[\%]$ ).

	MF	SM	FNMean	NMed	ISNMed	RNMed
Barbara	0.764	0.835	0.832	0.729	0.888	0.909
Boat	0.884	0.898	0.891	0.762	0.901	0.927
Cameraman	0.845	0.866	0.842	0.685	0.862	0.865
Girl	0.881	0.910	0.892	0.647	0.881	0.887
Lena	0.906	0.907	0.913	0.727	0.894	0.920
Woman	0.885	0.906	0.892	0.704	0.883	0.909

表 3.13: SSIM 評価 ( $p = 20[\%]$ )Table3.13: Evaluation result for SSIM ( $p = 20[\%]$ ).

	MF	SM	FNMean	NMed	ISNMed	RNMed
Barbara	0.740	0.798	0.810	0.643	0.820	0.886
Boat	0.863	0.881	0.877	0.657	0.847	0.904
Cameraman	0.809	0.838	0.832	0.598	0.821	0.846
Girl	0.843	0.878	0.882	0.516	0.801	0.873
Lena	0.889	0.894	0.901	0.631	0.844	0.906
Woman	0.868	0.894	0.882	0.617	0.831	0.890

### 主観評価

図 3.8～図 3.11 に、発生確率  $p = 5\%$ ,  $10\%$ ,  $15\%$ ,  $20\%$  の雑音に対する各手法による出力画像を示す。図 3.8～図 3.11 において、(a) は原画像、(b) は雑音発生画像、(c) は MF、(d) は SM、(e) は FNMean、(f) は NMed、(g) は ISNMed、(h) は RNMed の出力画像を示している。

図 3.8 に、雑音発生確率  $p = 5\%$  の時の Boat に対する各手法の出力結果を示す。図 3.8 に示すように、MF では斜めの線構造が途切れてしまっている。SM では、MF に比べ、線構造の崩れが抑制されているが、小振幅の雑音取り残しが目立つ。FNMean では、線構造を保っているが、エッジ周辺での雑音取り残しが目立つ。NMed では、MF と同様に、斜めの線構造が途切れてしまっている。ISNMed と RNMed では、原画像に近い結果を示しており、雑音除去性能と構造保存性能の両方において比較的良好な結果を示した。

図 3.9 に、雑音発生確率  $p = 10\%$  の時の Lena に対する各手法の出力結果を示す。図 3.9 に示すように、MF では、帽子の飾りなどの詳細部がボケてしまっていることがわかった。SM では、MF に比べ、詳細部の構造がはっきりしているが、小振幅の雑音取り残しが目立つ。FNMean では、エッジ部周辺で、雑音の取り残しが目立つ。NMed では、雑音の取り残しやアーチファクトの発生が目立ち、見た目に良い結果とは言えない。ISNMed では多少雑音の取り残しも見られるが比較的良好な雑音除去性能を示した。また、原信号の構造保存性についても、比較的良好な結果であると言える。RNMed では、最も原画像に近い画像となっており、最も良好な結果であると言える。

図 3.10 に、雑音発生確率  $p = 15\%$  の時の Woman に対する各手法の出力結果を示す。図 3.10 に示すように、MF では、エッジや線構造の部分において、がたがたとした結果になった。SM では、構造保存性が高い結果を示しているが、図 3.8、図 3.9 に示されたものと同様に、平坦部において、小振幅の雑音取り残しが目立つ。FNMean では、高い雑音除去性能を示しているが、髪の毛や肌のしわなどに過度な平滑化がかかった結果となった。NMed では、図 3.9 に示されたものと同様に、雑音除去性能と構造保存性能の両方において、良い結果とは言えない。ISNMed も、NMed に比べると、性能は向上しているものの、見た目に良い結果とは言えない。RNMed では、最も原画像に近い画像となっており、雑音除去性能と構造保存性能の両方において比較的良好な結果を示した。

図 3.11 に、雑音発生確率  $p = 20\%$  の時の Barbara に対する各手法の出力結果を示す。図 3.11 に示すように、MF、VM、NMed、SNMed は雑音除去性能と構造保存性能の両方におい

て、良い結果とは言えない。FWNMenは比較的良好な結果を示しているが、服の模様に着目してみると、線構造が崩れ、ボケてしまっていることがわかった。RNMedは、雑音除去性能と構造保存性能の両方において比較的良好な結果を示した。

### 3.6 結言

本章では、まず、モノクロ画像に発生した雑音の除去を目的に、非局所処理をメディアンフィルタに応用して提案したNMedについて説明した。さらに、NMedを繰り返しスイッチ型処理に改良したISNMedとROAD統計量を用いた重み付き類似度を用いて改良したRNMedについても説明した。SNMed内では、画像の勾配に基づいた孤立性検出器を提案し、雑音検出器として用いた。

また、実験を通して、提案手法の基本手法であるNMedでは、十分な性能を発揮できないことを明らかにするとともに、ISNMedとRNMedがモノクロ画像のランダム値インパルス性除去に有効であることを示した。定量評価において、雑音発生確率が低い場合にはISNMedが、高い場合にはRNMedがそれぞれより効果的であることを確認した。主観評価において、ISNMedは定量評価と同様に、低発生確率の場合に雑音除去と構造保存を両立した結果を示すことを確認した。一方、RNMedは、定量評価において、低発生確率の場合はISNMedや従来手法のSMよりも劣った結果であったが、主観評価においては、どの発生確率においても原画像に結果を得ることを確認した。

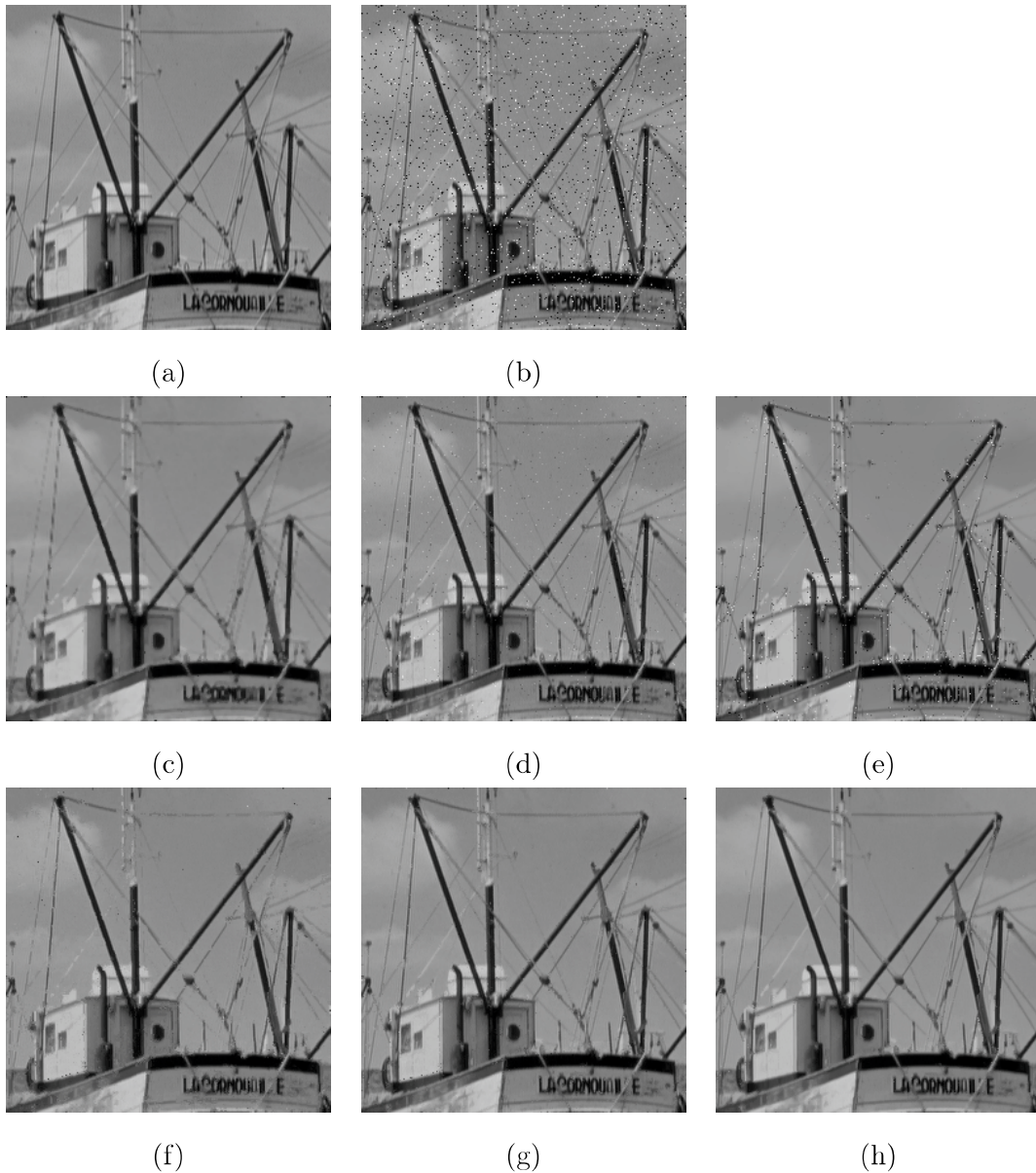


図 3.8: Boat( $p = 5[\%]$ ) に対する各手法の実験結果 (a) 原画像, (b) 入力画像, (c) MF の出力画像, (d) SM の出力画像, (e) FNMean の出力画像, (f) NMed の出力画像, (g) ISNMed の出力画像, (h) RNMed の出力画像.

Fig.3.8: Experimental results for “Boat” ( $p = 5[\%]$ ): (a) original image, (b) input image, (c) output of MF, (d) output of SM, (e) output of FNMean, (f) output of NMed, (g) output of ISNMed, (h) output of RNMed.



図 3.9: Lena( $p = 10[\%]$ ) に対する各手法の実験結果 (a) 原画像, (b) 入力画像, (c) MF の出力画像, (d) SM の出力画像, (e) FNMean の出力画像, (f) NMed の出力画像, (g) ISNMed の出力画像, (h) RNMed の出力画像.

Fig.3.9: Experimental results for “Lena” ( $p = 10[\%]$ ): (a) original image, (b) input image, (c) output of MF, (d) output of SM, (e) output of FNMean, (f) output of NMed, (g) output of ISNMed, (h) output of RNMed.



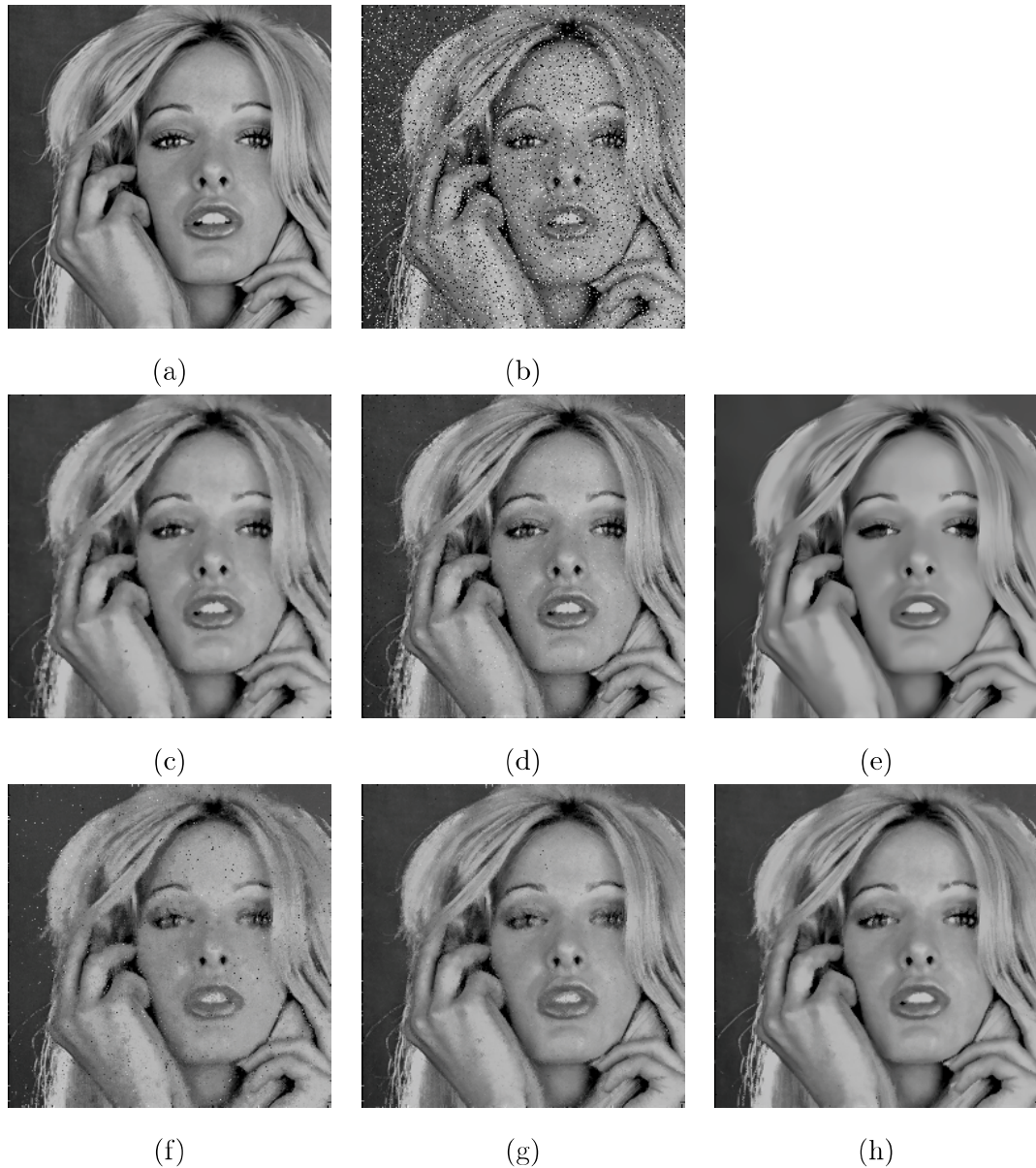


図 3.10: Woman( $p = 15[\%]$ ) に対する各手法の実験結果 (a) 原画像, (b) 入力画像, (c) MF の出力画像, (d) SM の出力画像, (e) FNMean の出力画像, (f) NMed の出力画像, (g) ISNMed の出力画像, (h) RNMed の出力画像.

Fig.3.10: Experimental results for “Woman” ( $p = 15[\%]$ ): (a) original image, (b) input image, (c) output of MF, (d) output of SM, (e) output of FNMean, (f) output of NMed, (g) output of ISNMed, (h) output of RNMed.



図 3.11: Barbara( $p = 20[\%]$ ) に対する各手法の実験結果 (a) 原画像, (b) 入力画像, (c) MF の出力画像, (d) SM の出力画像, (e) FNMean の出力画像, (f) NMed の出力画像, (g) ISNMed の出力画像, (h) RNMed の出力画像.

Fig.3.11: Experimental results for “Barbara” ( $p = 20[\%]$ ): (a) original image, (b) input image, (c) output of MF, (d) output of SM, (e) output of FNMean, (f) output of NMed, (g) output of ISNMed, (h) output of RNMed.

## 第4章 非局所処理に基づくカラー画像のインパルス性雑音除去

### 4.1 緒言

本章では，構造保存性に優れたカラー画像のインパルス性雑音除去手法を開発することを目的に，第3章で提案したモノクロ画像を対象としたインパルス性雑音の除去手法をカラー画像を対象とした手法へ拡張した手法を提案する．カラー画像への拡張は，カラー画像はRGB成分間で相関が高いことから，カラー画像の各画素を(R,G,B)の3つの値からなるベクトル信号とみなして雑音除去処理を行う．本章では，NMedとそのスイッチ型手法であるSNMedをカラー画像に対する手法へと拡張する．

4.2節では，NMedをカラー拡張したNon-local Vector Median Filter (NVMed)について説明する．モノクロ画像を対象とした提案手法と同様に，NVMedは，カラー画像の提案手法の基本的な手法である．4.3節では，SNMedの雑音検出部で用いた孤立性検出器の処理に改良を加え，雑音除去処理にはNVMedを用いた手法Switching Non-local Vector Median Filter (SNVMed)<sup>40</sup>について説明する．4.4節は，比較実験である．比較実験では，各提案手法と従来のカラー画像を対象とした手法との比較実験により提案手法の有効性を明らかにする．3.6節では，本章を総括する．

### 4.2 Non-local Vector Median Filter (NVMed)

NMedのカラー拡張は，非類似度の計算と出力画素の計算部分をベクトル処理に変更することで行う．それ以外の処理手順については，NMedと同じとする．NMedをNVMedに拡張する際の変更点である非類似度の計算と出力画素の計算部分について説明を行う．

カラー画像の画素値を  $\mathbf{v}(x) = \{v^c(x) \mid c = \{R, G \text{ or } B\}\}$  としたとき，NVMedにおける着



目ブロックと参照ブロックの非類似度  $\delta(x, y)$  は以下の式で表される.

$$\delta(x, y) = \sum_{i \in S_{\text{NVMed}}} \sum_{c \in \{\text{R, G, B}\}} |v^c(x_i) - v^c(y_i)|^2. \quad (4.1)$$

ここで  $x_i$  は着目画素  $x$  を中心とする  $m_{\text{NVMed}} \times m_{\text{NVMed}}$  の正方領域（着目ブロック）内の画素である.  $y$  は,  $x$  を中心とした  $\rho_{\text{NVMed}} \times \rho_{\text{NVMed}}$  の正方領域（探索領域）内における着目画素以外の画素（参照画素）であり,  $y_i$  は参照画素  $y$  を中心とする局所領域（参照ブロック）内の画素である.  $i$  は各ブロック内における画素番号を表しており,  $i = (1, \dots, m_{\text{NVMed}}^2)$  である.  $S_{\text{NVMed}}$  はブロックの中心の画素番号  $i = (m_{\text{NVMed}}^2 + 1)/2$  を除く, ブロック内の画素番号の集合を表す.  $\delta(x, y)$  を昇順に並べたときに  $k$  番目に小さい参照ブロックをの中心画素を  $\tilde{y}^k$  とすると, 着目画素  $x$  における NVMed の出力  $\mathbf{o}_{\text{NVMed}}(x)$  は以下の式で求められる.

$$\mathbf{o}_{\text{NVMed}}(x) = \mathbf{v}(\tilde{y}^*), \quad (4.2)$$

$$\tilde{y}^* = \arg \min_{\tilde{y}^k \in \Omega_{\text{NVMed}}} \sum_{j=1}^{n_{\text{NVMed}}} \|\mathbf{v}(\tilde{y}^k) - \mathbf{v}(\tilde{y}^j)\|. \quad (4.3)$$

である.

### 4.3 勾配に基づく雑音検出器を備えたスイッチ型 Non-local Vector Median Filter

SNMed では, 雑音検出器として, 外れ値検出器と孤立性検出器の2種類を用いた. SNMed を拡張した Switching Non-local Vector Median Filter (SNVMed) では, 雑音検出実験においてより効果的な結果を示した孤立性検出器を改良することで, カラー画像に対応したカラー拡張孤立検出器のみを雑音検出器として用いることとする<sup>40</sup>. 雑音除去処理には, NVMed の出力を用いる. SNVMed のフローを図 4.1 に示す.

#### 4.3.1 カラー拡張孤立性検出器

カラー拡張孤立性検出器の新規性は次の2つの部分である. 一つは, カラー画像の各成分の画像に対して孤立性を検出するのではなく, 各成分の RGB 成分間差分画像というものを用いて, RGB 成分間差分画像に対して, 孤立性の検出を行うことである. もう一つは, 孤立性検出器を繰り返し処理を行うことである. ここで, 繰り返し処理を施すのは雑音検出器のみ

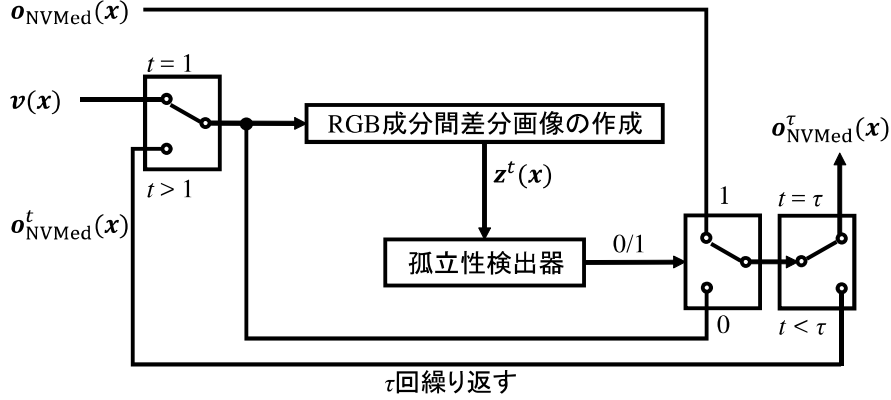


図 4.1: SNVMed の処理フロー

Fig.4.1: Processing flow of SNVMed.

であるため、雑音除去処理を繰り返し施すわけではない。したがって、繰り返し処理による雑音の過度な平滑化が発生する恐れはない。

まず、RGB 成分間差分画像について説明する。RGB 成分間差分画像とは、カラー画像の各画素の R 成分と G 成分、G 成分と B 成分、B 成分と R 成分の画素値の差を各画素の要素にもった画像である。

R 成分と G 成分の画素値の差を RG、G 成分と B 成分の画素値の差を GB、B 成分と R 成分の画素値の差を BR とし、 $t$  回目の処理における着目画素  $x$  の RGB 成分間差分画像の値  $z^t(x) = \{z^{t, \text{RG}}(x), z^{t, \text{GB}}(x), z^{t, \text{BR}}(x)\}$  は以下の式で表される。

$$z^{t, \text{RG}}(x) = \left| o_{\text{SNVMed}}^{t-1, \text{R}}(x) - o_{\text{SNVMed}}^{t-1, \text{G}}(x) \right|, \quad (4.4)$$

$$z^{t, \text{GB}}(x) = \left| o_{\text{SNVMed}}^{t-1, \text{G}}(x) - o_{\text{SNVMed}}^{t-1, \text{B}}(x) \right|, \quad (4.5)$$

$$z^{t, \text{BR}}(x) = \left| o_{\text{SNVMed}}^{t-1, \text{B}}(x) - o_{\text{SNVMed}}^{t-1, \text{R}}(x) \right|. \quad (4.6)$$

ここで、 $o_{\text{SNVMed}}^{t-1, c}(x)$  は  $t-1$  回目の SNVMed の  $c$  成分の暫定出力値をとし、 $o_{\text{SNVMed}}^{0, c}(x) = v^c(x)$  とする。 $t = 2$  以上のときの SNVMed の出力値  $o_{\text{SNVMed}}^{t-1, c}(x)$  については後述する。

次に、RGB 成分間差分画像を用いたカラー画像の孤立性検出器について説明する。カラー画像の孤立性検出器では、RGB 成分間差分画像の成分ごとに、着目画素とその近傍間の勾配符号に基づいて、着目画素の孤立性を評価する。

図 4.2 に示すように、RGB 成分間差分画像  $z^t(x)$  の  $c'$  成分 ( $c' = \{\text{RG}, \text{GB}, \text{BR}\}$ ) における、着目画素  $x$  の 8 近傍の画素値  $\phi_1^{t, c'}(x), \dots, \phi_8^{t, c'}(x)$  を用いて、着目画素  $x$  のカラー画像の孤立

$\phi_5^{t,c'}(x)$	$\phi_1^{t,c'}(x)$	$\phi_7^{t,c'}(x)$
$\phi_3^{t,c'}(x)$	$z^{t,c'}(x)$	$\phi_4^{t,c'}(x)$
$\phi_8^{t,c'}(x)$	$\phi_2^{t,c'}(x)$	$\phi_6^{t,c'}(x)$

図 4.2: カラー画像の孤立検出器における使用画素

Fig.4.2: Pixels used in isolation detector for color image.

性判定結果  $w^t(x)$  は以下の式で求められる。

$$w^t(x) = \hat{w}_1^{t,c'}(x)\hat{w}_2^{t,c'}(x)\hat{w}_3^{t,c'}(x)\hat{w}_4^{t,c'}(x), \quad (4.7)$$

$$\hat{w}_1^{t,c'}(x) = \begin{cases} 1 & (\phi_1^{t,c'}(x) - z^{t,c'}(x))(\phi_2^{t,c'}(x) - z^{t,c'}(x)) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (4.8)$$

$$\hat{w}_2^{t,c'}(x) = \begin{cases} 1 & (\phi_3^{t,c'}(x) - z^{t,c'}(x))(\phi_4^{t,c'}(x) - z^{t,c'}(x)) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (4.9)$$

$$\hat{w}_3^{t,c'}(x) = \begin{cases} 1 & (\phi_5^{t,c'}(x) - z^{t,c'}(x))(\phi_6^{t,c'}(x) - z^{t,c'}(x)) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (4.10)$$

$$\hat{w}_4^{t,c'}(x) = \begin{cases} 1 & (\phi_7^{t,c'}(x) - z^{t,c'}(x))(\phi_8^{t,c'}(x) - z^{t,c'}(x)) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}. \quad (4.11)$$

最後に、カラー画像の孤立性検出器で、カラー画像を直接用いずに、RGB 成分間差分画像を用いる理由を明らかにする。本来は、着目画素の横、縦、斜め方向の勾配の符号を判定に用いるが、今回の例では着目画素の横方向の勾配に注目して説明を行う。図 4.3(a) は、雑音による劣化の無いカラー画像における横方向のエッジ付近の信号をグラフ化したものであり、横軸は画素位置、縦軸は RGB 各成分の画素値を表す。図 4.3(b) は、図 4.3(a) の信号の  $x = 3$  の G 成分に画素値 76 の雑音が重畳した劣化信号  $v(x)$  をグラフ化したものである。例えば、図 4.3(b) の信号に対して、着目画素  $x = 3$  とし、成分間差分画像を用いずに、カラー画像の孤立画素検出を行った場合について説明を行う。この場合、雑音が重畳した  $v^G(3)$  の前後の勾配は  $v^G(2) - v^G(3) = 30 - 76 = -46$  (負)、 $v^G(3) - v^G(4) = 76 - 199 = -123$  (負) とな

り、符号が逆転していないため、 $v^G(3)$ は「孤立画素ではない」と判定されてしまう。 $v(3)$ の他の成分においても、それぞれ「孤立画素ではない」と判定されてしまうため、最終的に位置 $x = 3$ の画素は「雑音ではない」と誤った判定をされてしまう。このように、重畳した雑音の値がその前後の画素の値の範囲に収まっており、信号が図4.3(b)の様な単調増加（もしくは単調減少）を示す場合、カラー画像の各成分を用いた孤立性検出器では、正しい雑音検出結果を得ることができない。一方で、図4.3(b)の信号に対して、RGB成分間差分画像を用いて、検出を行った場合の例を示す。図4.3(c)は、図4.3(b)の入力信号に対するRGB成分間差分画像をグラフ化したものであり、横軸は画素番号、縦軸はRGB成分間差分画像の成分であるRG, GB, BRの画素値を表す。図4.3(c)の着目画素 $x = 33$ に対応するRGB成分間差分画像の画素値 $z(3)$ の前後の勾配を各成分ごとに見ていくと、 $z^{t, RG}(3), z^{t, GB}(3), z^{t, BR}(3)$ の全てにおいて、勾配の符号が逆転しており、それぞれの成分において「孤立画素である」と判定される。したがって、最終的に位置 $x = 3$ の画素は「雑音である」と正しい判定が行われる。

### 4.3.2 Switching Non-local Vector Median Filter (SNVMed)

SNVMedでは、孤立性検出器の繰り返し処理により、雑音を検出し、検出された画素にのみNVMedを施す。

カラーの孤立性検出器による検出結果 $w^t(x)$ を用いて、着目画素 $x$ における $t$ 回目のSNVMedの暫定出力結果 $o_{\text{SNVMed}}^t$ は以下の式で表される。

$$o_{\text{SNVMed}}^t(x) = \begin{cases} o_{\text{NVMed}}(x) & w^t(x) = 1 \\ o_{\text{SNVMed}}^{t-1}(x) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4.12)$$

ここで、 $u(x)$ は、位置 $x$ における入力画像の画素値を示す。処理回数 $t$ が目標処理回数 $\tau$ に達するときの出力をSNVMedの最終出力値とする。

式4.12からもわかるように、SNVMedは雑音検出結果に従って1回前の処理の暫定出力の値と入力画素値の入れ替えを行う。つまり、モノクロ画像の提案手法であるSNMedとは異なり、雑音除去処理は繰り返さない。また、SNVMedでは、 $o_{\text{SNVMed}}^0(x) = o_{\text{NVMed}}(x)$ としているため、SNVMedの最終出力結果の構造保存性は、最低でもNLVMedと同等になることが保証されている。

雑音検出部にカラー画像の各成分を用いた場合とRGB成分間差分画像を用いた場合による出力結果の一例を図4.4に示す。図4.4(a)は原画像、図4.4(b)は雑音発生画像、図4.4(c)

は孤立性検出器にカラー画像の各成分を用いた手法の出力結果，図 4.4(d) は孤立性検出器に RGB 成分間差分画像を用いた手法の出力結果である．図 4.4 を見ると，RGB 成分間差分画像を用いた手法の方が，カラー画像の各成分を用いた手法よりも雑音取り残しが少ないことがわかる．

## 4.4 比較実験

比較実験を通して，カラー画像に発生するランダム値インパルス性雑音を対象とした提案手法の雑音除去性能および原画像の構造保存性能についての評価を行う．実験は，図 3.7 に対して式 2.2 に従って雑音を発生させたテスト画像と，実際にデジタルカメラによって撮影した実画像を用いる．テスト画像による実験では，モノクロ画像の比較実験と同様に，MSE, SSIM<sup>46,47</sup> による定量評価と主観評価を行う．さらに，各手法の処理時間についても比較し，評価する．実画像による実験は，主観のみの評価とする．

### 4.4.1 実験準備

実験では，テスト画像として，図 4.5 に示す 8 枚の画像 (Barbara, Board, Bookshelf, Butterfly, Clock, Lena, Parrots, Tigers) を原画像として用いた．雑音の発生確率  $p$  は 3[%], 5[%], 7[%], 10[%], 15[%], 20[%] とした．また，実画像に発生した雑音の除去性能を確認するため，デジタルカメラ Nikon D5000 の高感度モードで屋内暗所を撮影した図 4.6(a) の Books と，屋外暗所を撮影した図 4.6(b) の Human, 図 4.6(c) の Lanterns を用いた．いずれの画像も  $256 \times 256$  画素であり，RGB の各成分が 8 ビット (256 階調) で表現される．

提案手法には，NVMed, SNVMed を用いた．さらに，3.4 で提案した RNMed をカラー画像の各成分に施す手法を成分別 RNMed (CRNMed) として用いた．従来手法には，VMF, SVM, 成分別 FNMean (CFNMean) を用いた．CFNMean は，CRNMed と同様に，カラー画像の各成分に FNMean を施した手法である．定量評価として用いる MSE と SSIM はそれぞれ，各 RGB 成分ごとに式 3.13, 式 3.15 によって求めた値の平均値を用いた．各成分の MSE と SSIM の値を  $MSE^c, SSIM^c$  とすると，カラー画像の比較実験に用いる MSE, SSIM の値

表 4.1: 各手法のパラメータ.

Table 4.1: The parameters of each method.

	p = 3[%], 5[%]	p = 7[%], 10[%]	p = 15[%]	p = 20[%]
VM	$m_{VM} = 3$	$m_{VM} = 3$	$m_{VM} = 3$	$m_{VM} = 3$
SVM	$m_{SVM} = 3$ $\alpha = 1.2$	$m_{SVM} = 3$ $\alpha = 1.2$	$m_{SVM} = 3$ $\alpha = 1.2$	$m_{SVM} = 3$ $\alpha = 1.2$
CFNMean	$m_{FNMean} = 9$ $\rho_{FNMean} = 21$ $h_{FNMean} = 5$ $T_{FNMean}^L = 50$ $T_{FNMean}^H = 1000$	$m_{FNMean} = 9$ $\rho_{FNMean} = 21$ $h_{FNMean} = 6$ $T_{FNMean}^L = 50$ $T_{FNMean}^H = 950$	$m_{FNMean} = 9$ $\rho_{FNMean} = 21$ $h_{FNMean} = 7$ $T_{FNMean}^L = 50$ $T_{FNMean}^H = 400$	$m_{FNMean} = 9$ $\rho_{FNMean} = 21$ $h_{FNMean} = 7$ $T_{FNMean}^L = 50$ $T_{FNMean}^H = 400$
NVMed	$m_{NVMed} = 3$ $\rho_{NVMed} = 41$ $n_{NVMed} = 5$	$m_{NVMed} = 3$ $\rho_{NVMed} = 41$ $n_{NVMed} = 5$	$m_{NVMed} = 3$ $\rho_{NVMed} = 41$ $n_{NVMed} = 5$	$m_{NVMed} = 3$ $\rho_{NVMed} = 41$ $n_{NVMed} = 5$
SNVMed	$m_{SNVMed} = 3$ $\rho_{SNVMed} = 41$ $n_{SNVMed} = 5$ $\tau = 2$	$m_{SNVMed} = 3$ $\rho_{SNVMed} = 41$ $n_{SNVMed} = 5$ $\tau = 2$	$m_{SNVMed} = 3$ $\rho_{SNVMed} = 41$ $n_{SNVMed} = 5$ $\tau = 2$	$m_{SNVMed} = 3$ $\rho_{SNVMed} = 41$ $n_{SNVMed} = 5$ $\tau = 2$
CRNMed	$m_{RNMed} = 3$ $\rho_{RNMed} = 41$ $n_{RNMed} = 5$ $T_{RNMed}^L = 50$ $T_{RNMed}^H = 1000$	$m_{RNMed} = 3$ $\rho_{RNMed} = 41$ $n_{RNMed} = 5$ $T_{RNMed}^L = 50$ $T_{RNMed}^H = 950$	$m_{RNMed} = 3$ $\rho_{RNMed} = 41$ $n_{RNMed} = 7$ $T_{RNMed}^L = 50$ $T_{RNMed}^H = 900$	$m_{RNMed} = 3$ $\rho_{RNMed} = 41$ $n_{RNMed} = 9$ $T_{RNMed}^L = 50$ $T_{RNMed}^H = 850$

$MSE_{co}$ ,  $SSIM_{co}$  は以下の式で表される.

$$MSE_{co}(\mathbf{o}, \boldsymbol{\theta}_{co}) = \frac{1}{3} \sum_{c \in \{R, G, B\}} MSE^c(o^c(x), \theta_{co}^c), \quad (4.13)$$

$$SSIM_{co}(\mathbf{o}, \boldsymbol{\theta}_{co}) = \frac{1}{3} \sum_{c \in \{R, G, B\}} SSIM^c(o^c(x), \theta_{co}^c). \quad (4.14)$$

各手法のパラメータは、雑音発生確率ごとに平均 MSE が最良となるパラメータを採用した。実験に用いた各手法のパラメータの一覧を表 4.1 に示す。

カラーのテスト画像による実験では、各手法の実処理時間を比較した。実験環境は以下のとおりである。CPU: Intel(R) Core(TM) i7-6700 CPU @ 3.40GHz 3.41GHz, OS: Windows 10 (64 ビット オペレーティングシステム), 開発環境: MATLAB 2015a, メモリ: 16GB。雑音発生確率ごとに各画像を 10 回ずつ ( $8 \times 10$ ) 処理し、その平均時間を各手法の処理時間とした。

#### 4.4.2 カラーのテスト画像による実験

##### 定量評価

発生確率  $p = 3\%, 5\%, 7\%, 10\%, 15\%, 20\%$  の雑音に対する、従来手法である VM, SVM, CFNMean と提案手法である NVMed, SNVMed, CRNMed の MSE を発生確率ごとに表 4.2～表 4.7 に示す。表 4.2～表 4.7 において、画像ごとに最良の値は枠で囲み、2 番目に良い値は、括弧で囲んで示している。表 4.2～表 4.4 において、SNVMed が最も良好な結果を示し、次いで、CFNMean となることがわかった。表 4.5 では、SNVMed が最も良好な結果を示しており、次いで SVM, CFNMean, CRNMed となった。表 4.6 では、CRNMed が最も良好な結果を示しており、次いで, SVN, SNVMed となった。表 4.7 では、CRNMed が最も良好な結果を示しており、次いで、SVM となっている。表 4.2～表 4.7 から、モノクロ画像の実験と同様に、MSE 評価において、雑音発生確率が低い場合には SNVMed (提案手法)、雑音発生確率が高い場合には RNVMed (提案手法) が優れた性能を示すことが確認できた。

発生確率  $p = 3\%, 5\%, 7\%, 10\%, 15\%, 20\%$  の雑音に対する、各手法の SSIM を発生確率ごとに表 3.8～表 3.13 に示す。枠と括弧で囲まれた値は、最良の値、2 番目に良い値を示す。表 4.8～表 4.11 では、SNVMed が最も良好な結果を示し、次いで SVM となった。一方、表 4.12, 表 4.13 では、SVM が最も良好な結果を示し、次いで SNVMed となった。表 4.8～表 4.13 から、SSIM 評価では、雑音発生確率が低い場合は SNVMed (提案手法) が最も良好な結果を示し、高い場合には SVM が良好な結果を示すことがわかった。

表 4.2: MSE 評価 ( $p = 3[\%]$ )Table4.2: Evaluation result for MSE ( $p = 3[\%]$ ).

	VM	SVM	CFNMean	NVMed	SNVMed	CRNMed
Barbara	247.1	116.2	[22.0]	51.7	[6.9]	34.6
Board	354.4	162.8	[56.5]	262.6	[52.3]	213.3
BookShelf	124.4	60.9	[22.4]	53.0	[7.7]	40.2
Butterfly	61.4	[18.0]	18.9	51.0	[15.1]	33.4
Clock	56.6	21.6	[19.5]	33.6	[6.4]	21.7
Lena	43.8	[17.5]	[14.7]	36.9	18.1	28.7
Parrots	67.6	31.1	[12.0]	42.9	[10.4]	53.6
Tigers	101.3	44.7	[19.9]	100.8	[27.1]	81.6

表 4.3: MSE 評価 ( $p = 5[\%]$ )Table4.3: Evaluation result for MSE ( $p = 5[\%]$ ).

	VM	SVM	CFNMean	NVMed	SNVMed	CRNMed
Barbara	250.1	120.7	[35.2]	58.2	[11.4]	36.8
Board	358.9	166.8	[76.5]	271.5	[62.5]	215.2
BookShelf	124.6	63.2	[34.7]	57.7	[13.6]	41.3
Butterfly	63.7	[22.8]	25.2	55.4	[19.3]	34.6
Clock	58.8	24.9	28.9	35.9	[8.7]	[22.3]
Lena	44.8	[19.8]	[19.4]	40.6	23.0	29.2
Parrots	68.4	32.9	[19.2]	46.7	[13.9]	54.0
Tigers	103.9	47.9	[32.3]	107.1	[34.5]	83.2

## 主観評価

図 4.7~図 4.10 に, 発生確率  $p = 5[\%], 10[\%], 15[\%], 20[\%]$  の雑音に対する各手法による出力画像を示す. 図 4.7~図 4.10 に示すように, (a) は原画像, (b) は雑音発生画像, (c) は VM, (d) は SVM, (e) は CFNMean, (f) は NVMed, (g) は SNVMed, (h) は CRNMed の出力画



表 4.4: MSE 評価 ( $p = 7[\%]$ )Table4.4: Evaluation result for MSE ( $p = 7[\%]$ ).

	VM	SVM	CFNMean	NVMed	SNVMed	CRNMed
Barbara	251.1	120.4	[39.9]	66.4	[20.0]	41.1
Board	361.7	174.6	[100.9]	274.1	[71.1]	228.6
BookShelf	127.1	68.1	[41.1]	63.9	[20.1]	44.1
Butterfly	66.3	[28.0]	35.7	62.1	[26.9]	36.2
Clock	62.6	30.5	36.3	41.4	[16.7]	[23.7]
Lena	46.9	[23.9]	[23.5]	44.9	32.7	30.6
Parrots	70.6	36.2	[20.7]	50.4	[21.6]	59.2
Tigers	106.2	51.2	[41.3]	112.5	[42.4]	86.0

表 4.5: MSE 評価 ( $p = 10[\%]$ )Table4.5: Evaluation result for MSE ( $p = 10[\%]$ ).

	VM	SVM	CFNMean	NVMed	SNVMed	CRNMed
Barbara	258.8	130.0	62.2	76.7	[30.7]	[43.7]
Board	368.2	187.6	[126.0]	288.0	[94.0]	233.7
BookShelf	129.5	73.8	59.7	71.4	[31.4]	[46.1]
Butterfly	71.1	[34.7]	46.0	72.6	40.2	[38.5]
Clock	64.8	33.6	45.2	46.2	[26.1]	[25.0]
Lena	48.4	[24.8]	33.0	49.6	39.0	[32.1]
Parrots	72.2	38.5	[30.7]	55.1	[30.9]	58.4
Tigers	109.7	56.7	[55.0]	121.1	[55.7]	88.4

像を示している。

図 4.7 に、雑音発生確率  $p = 5[\%]$  の時の Lena に対する各手法の出力結果を示す。図 4.7 に示すように、VM では、全体的にボケた印象の結果となった。CFNMean では、エッジ周辺での雑音取り残しが目立つ。SVM, NMed, SNVMed, CRNMed では、原画像に近い結果を示

表 4.6: MSE 評価 ( $p = 15[\%]$ )Table4.6: Evaluation result for MSE ( $p = 15[\%]$ ).

	VM	SVM	CFNMean	NVMed	SNVMed	CRNMed
Barbara	265.5	139.1	193.3	92.9	54.0	57.5
Board	379.7	207.4	957.9	299.2	139.3	269.8
BookShelf	133.5	85.6	96.6	89.4	60.0	55.3
Butterfly	77.3	46.2	88.2	87.3	67.6	45.2
Clock	72.4	49.5	64.1	58.3	49.3	30.4
Lena	51.3	32.7	41.3	59.5	60.7	36.5
Parrots	77.6	47.3	114.1	65.9	60.4	68.8
Tigers	115.9	69.7	95.0	140.4	89.3	99.2

表 4.7: MSE 評価 ( $p = 20[\%]$ )Table4.7: Evaluation result for MSE ( $p = 20[\%]$ ).

	VM	SVM	CFNMean	NVMed	SNVMed	CRNMed
Barbara	271.6	154.2	199.5	108.5	85.5	69.7
Board	395.1	235.8	979.1	336.4	190.5	314.1
BookShelf	139.4	97.3	101.8	104.7	85.2	62.8
Butterfly	83.6	61.4	95.0	103.1	102.0	51.4
Clock	79.3	64.9	74.0	76.0	84.8	36.6
Lena	56.7	48.6	44.5	73.6	101.0	40.4
Parrots	79.6	61.0	119.3	75.2	88.7	72.7
Tigers	122.2	84.2	99.8	159.0	130.0	109.2

しており、良好な結果を示した。

図 4.8 に、雑音発生確率  $p = 10[\%]$  の時の Lena に対する各手法の出力結果を示す。図 4.8 に示すように、VM では、花の部分がボケてしまっていることがわかった。SVM では、VM に比べると構造がはっきりしているが、エッジや線構造部分に雑音取り残しが目立つ。CFNMean

表 4.8: SSIM 評価 ( $p = 3[\%]$ )Table4.8: Evaluation result for SSIM ( $p = 3[\%]$ ).

	VM	SVM	CFNMean	NVMed	SNVMed	CRNMed
Barbara	0.701	0.904	[0.946]	0.868	0.990	0.907
Board	0.771	0.915	[0.960]	0.821	0.967	0.862
BookShelf	0.768	0.910	[0.961]	0.868	0.985	0.901
Butterfly	0.925	0.983	0.964	0.902	[0.980]	0.945
Clock	0.906	[0.971]	0.963	0.919	0.992	0.945
Lena	0.855	0.957	0.926	0.860	[0.944]	0.891
Parrots	0.888	[0.963]	0.943	0.879	0.980	0.911
Tigers	0.790	0.923	0.965	0.796	[0.953]	0.839

表 4.9: SSIM 評価 ( $p = 5[\%]$ )Table4.9: Evaluation result for MSE ( $p = 5[\%]$ ).

	VM	SVM	CFNMean	NVMed	SNVMed	CRNMed
Barbara	0.697	0.902	[0.935]	0.854	0.983	0.905
Board	0.768	0.913	[0.949]	0.806	0.958	0.859
BookShelf	0.766	0.911	[0.950]	0.854	0.976	0.899
Butterfly	0.922	0.979	0.955	0.884	[0.972]	0.943
Clock	0.903	[0.969]	0.955	0.911	0.987	0.944
Lena	0.853	0.956	0.920	0.846	[0.935]	0.889
Parrots	0.886	[0.963]	0.935	0.868	0.973	0.909
Tigers	0.787	0.921	0.954	0.780	[0.946]	0.837

では、エッジ部周辺で、SVM以上に雑音の取り残しが目立つ。NVMedでは、平坦部に小振幅のアーチファクトの発生が見られた。SNVMedでは、NVMedによるアーチファクトがほとんど発生していない結果を得ることができ、雑音除去性能と構造保存性能の両方で優れた結果を得ることができた。RNMedでは、蝶の羽の模様上で多少色ずれが発生しているもの、

表 4.10: SSIM 評価 ( $p = 7[\%]$ )Table4.10: Evaluation result for SSIM ( $p = 7[\%]$ ).

	VM	SVM	CFNMean	NVMed	SNVMed	CRNMed
Barbara	0.695	0.903	[0.924]	0.836	<span style="border: 1px solid black;">0.973</span>	0.901
Board	0.765	0.911	[0.934]	0.798	<span style="border: 1px solid black;">0.950</span>	0.855
BookShelf	0.763	0.907	[0.937]	0.839	<span style="border: 1px solid black;">0.967</span>	0.896
Butterfly	0.919	<span style="border: 1px solid black;">0.975</span>	0.950	0.870	[0.962]	0.942
Clock	0.900	[0.965]	0.947	0.902	<span style="border: 1px solid black;">0.979</span>	0.942
Lena	0.850	<span style="border: 1px solid black;">0.954</span>	0.908	0.832	[0.924]	0.887
Parrots	0.882	[0.961]	0.926	0.851	<span style="border: 1px solid black;">0.962</span>	0.907
Tigers	0.784	0.919	<span style="border: 1px solid black;">0.938</span>	0.767	[0.934]	0.833

表 4.11: SSIM 評価 ( $p = 10[\%]$ )Table4.11: Evaluation result for SSIM ( $p = 10[\%]$ ).

	VM	SVM	CFNMean	NVMed	SNVMed	CRNMed
Barbara	0.688	0.895	[0.909]	0.820	<span style="border: 1px solid black;">0.959</span>	0.897
Board	0.761	0.908	[0.921]	0.781	<span style="border: 1px solid black;">0.935</span>	0.851
BookShelf	0.759	0.904	[0.923]	0.823	<span style="border: 1px solid black;">0.953</span>	0.893
Butterfly	0.913	<span style="border: 1px solid black;">0.970</span>	0.939	0.845	[0.946]	0.940
Clock	0.896	[0.962]	0.937	0.888	<span style="border: 1px solid black;">0.966</span>	0.940
Lena	0.847	<span style="border: 1px solid black;">0.951</span>	0.899	0.818	[0.911]	0.885
Parrots	0.879	<span style="border: 1px solid black;">0.958</span>	0.918	0.835	[0.947]	0.905
Tigers	0.779	0.914	<span style="border: 1px solid black;">0.926</span>	0.747	[0.917]	0.830

ほかの手法に比べると、良好な結果を示したと言える。

図 4.9 に、雑音発生確率  $p = 15[\%]$  の時の Barbara に対する各手法の出力結果を示す。図 4.9 に示すように、VM では、全体的にボケた画像となっており、服の模様にも注目しても、構造崩れてしまうことがわかった。SVM では、服の模様上に、多くの雑音取り残しが見られた。

表 4.12: SSIM 評価 ( $p = 15[\%]$ )Table4.12: Evaluation result for SSIM ( $p = 15[\%]$ ).

	VM	SVM	CFNMean	NVMed	SNVMed	CRNMed
Barbara	0.679	[0.887]	0.828	0.787	[0.929]	0.881
Board	0.751	[0.898]	0.720	0.757	[0.902]	0.832
BookShelf	0.752	[0.896]	0.884	0.786	[0.919]	0.878
Butterfly	0.906	[0.959]	0.929	0.813	0.912	[0.932]
Clock	0.888	[0.952]	0.929	0.870	[0.944]	0.933
Lena	0.841	[0.942]	0.879	0.791	[0.882]	0.873
Parrots	0.872	[0.948]	0.884	0.805	[0.908]	0.894
Tigers	0.771	[0.905]	0.878	0.715	[0.881]	0.812

表 4.13: SSIM 評価 ( $p = 20[\%]$ )Table4.13: Evaluation result for SSIM ( $p = 20[\%]$ ).

	VM	SVM	CFNMean	NVMed	SNVMed	CRNMed
Barbara	0.672	[0.876]	0.822	0.762	[0.899]	0.870
Board	0.742	[0.884]	0.712	0.732	[0.867]	0.812
BookShelf	0.744	[0.885]	0.878	0.764	[0.890]	0.865
Butterfly	0.897	[0.944]	0.925	0.781	0.870	[0.926]
Clock	0.881	[0.938]	0.925	0.850	0.913	[0.926]
Lena	0.832	[0.924]	[0.875]	0.759	0.842	0.865
Parrots	0.868	[0.935]	0.881	0.784	0.870	[0.886]
Tigers	0.762	[0.892]	[0.870]	0.688	0.841	0.798

CFNMean では、高い雑音除去性能を示しているが、過度な平滑化により、VMと同様に、全体的にボケた結果となった。NVMed では、構造保存性能に優れた結果を示したが、アーチファクトの発生が見られた。SNVMed も、比較的構造保存性に優れた結果を示したが、女性の顔の部分において、多少、雑音の取り残しが見られた。CRNMed では、最も原画像に近

い画像となっており、雑音除去性能と構造保存性能の両方において比較的良好な結果を示すが、服の模様部分で、多少の色ずれが発生していることが確認できた。

図 4.10 に、雑音発生確率  $p = 20[\%]$  の時の Parrots に対する各手法の出力結果を示す。図 4.10 に示すように、各手法の結果は、図 4.9 と同様な結果を示しており、各手法の欠点については、より顕著に確認できた。

図 4.7～図 4.10 に示すように、雑音発生確率が低い場合、SNVMed は十分な性能を示すが、雑音発生確率が高い場合、雑音の取り残しが目立つ結果となった。CRNVMed では、どの発生確率においても、雑音除去性能と構造保存性能の両方に優れており、比較的良好な結果を示した。しかし、黒や白の模様などの構造をもつ部分では、色ずれの発生が目立つことがわかった。

#### 処理時間評価

発生確率  $p = 3[\%], 5[\%], 7[\%], 10[\%], 15[\%], 20[\%]$  の雑音に対する、従来手法である VM, SVM, CFNMean と提案手法である NVMed, SNVMed, CRNMed の処理時間を発生確率ごとに表 4.14 に示す。表 4.14 に示すように、VM, SVM, CFNMean, NVMed, CRNMed では雑音発生確率の違いによる差はほとんど見られなかった。この理由は、VM, SVM においてはブロック窓幅が、CFNMean, NVMed, CRNMed においてはブロック窓幅と探索領域の幅が処理時間に影響しており、今回の実験では、どの手法も雑音発生確率による窓幅の違いがないからである。SNVMed では、雑音発生確率が大きくなるごとに処理時間も増加している。これは SNVMed が雑音検出部において雑音であると判定された画素にのみ処理を施すことから、雑音発生確率が高いほど、雑音除去処理対象画素が増えることに起因している。各手法を比較してみると、VM が最も処理が速い結果であることがわかる。続いて、雑音発生確率が低い場合には SNVMed が、雑音発生確率が高い場合には SVM が比較的最早い結果を示した。VM, SVM, SNVMed の 3 手法においては、H/W の実装方法を工夫することで、実用可能なレベルの処理時間に抑えられることが期待できる。NVMed では、VM, SVM, SNVMed に比べると、約 3～6 倍の時間がかかった。CFNMean と CRNMed はさらに処理時間が遅くなってしまった。これらのことから、非局所処理は、局所処理に比べて時間がかかるという問題があることがわかった。この問題については、各ブロックの類似性を評価する際のパターンマッチングに時間がかかっていることが原因であると考えられる。またその一方で、SNVMed では、非局所処理手法でありながら、画像内の一部にのみ処理を施すことで、処理時間を短縮

表 4.14: 処理速度 [秒]

Table 4.14: Evaluation result for processing speed [s].

	VM	SVM	CFNMean	NVMed	SNVMed	CRNMed
$p = 3[\%]$	5.4	9.9	336.5	30.5	6.1	204.8
$p = 5[\%]$	5.5	9.9	336.9	30.7	6.8	204.7
$p = 7[\%]$	5.5	9.9	336.7	30.9	7.6	204.7
$p = 10[\%]$	5.5	9.9	330.9	30.6	8.6	204.7
$p = 15[\%]$	5.5	9.9	338.7	30.6	10.3	204.6
$p = 20[\%]$	5.5	9.9	335.3	30.7	11.9	204.5

することができることを確認できた。

#### 4.4.3 カラーの実画像による実験

図 4.6 に示すように、実画像には、インパルス性雑音のみならず、ガウス性の雑音が重畳していることがわかる。インパルス性雑音を対象とした手法（VM, SVM, NVMed, SNVMed, CRNMed）は、ガウス性雑音を除去できないため、これらの手法にはガウス性雑音除去手法を施した画像を入力画像として用いた。ガウス性雑音除去手法には、構造保存性の高いガウス性雑音除去手法である NMean を用いた。ただし、NMean はモノクロ画像を対象としているため、カラー画像の各成分に NMean を施すこととした。実験では、この手法を成分別 NMean (CNMean) と表記する。

図 4.11～図 4.13 に、Books, Human, Lantern に対する各手法による出力画像を示す。図 4.11～図 4.13 において、(a) は実画像、(b) は CNMean、(c) は (b) に対する VM、(d) は (b) に対する SVM、(e) は (a) に対する CFNMean、(f) は (b) に対する NVMed、(g) は (b) に対する SNVMed、(h) は (b) に対する CRNMed の出力画像を示している。

図 4.11 に、実画像 Books に対する各手法の出力結果を示す。図 4.11 に示すように、VM では、全体的にボケた画像となった。その他の手法については、あまり差がみられなかった。

図 4.12 に、実画像 Human に対する各手法の出力結果を示す。図 4.12 に示すように、VM では、図 4.11 と同様に、全体的にボケた画像となった。CFNMean では、服の模様などのエッ

ジや構造部分において、ほとんど雑音が除去できなかった。その他の手法については、あまり差がみられなかった。

図 4.13 に、実画像 Lantern に対する各手法の出力結果を示す。図 4.13 に示すように、VM は、図 4.11、図 4.12 と同様に、全体的にボケた画像となった。SVM では、提灯を吊り下げている針金の構造が崩れてしまった。CFNMean では、エッジ部における雑音の取り残しは見られるものの、構造保存性の高い結果と言える。NVMed, SNVMed, CRNMed では、針金の周辺が、CFNMean に比べると多少ボケているが、雑音の除去性能では CFNMean より高いと言える。したがって、提案手法は、総合的に判断すると、CFNMean にも劣らない性能であると言える。

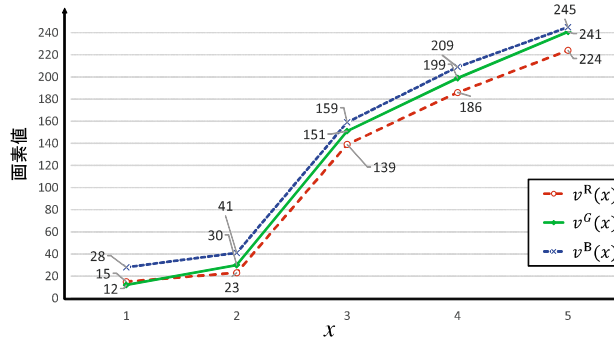
## 4.5 結言

本章では、まず、モノクロ画像を対象とした非局所メディアンフィルタをカラー画像に対する手法へ拡張した。カラー画像への拡張は、カラー画像の各画素を R, G, B の 3 成分をもつベクトル信号として扱うことで行った。さらに、SNMed で用いた孤立性検出器に RGB 成分間差分画像を用いて、繰り返し処理を行うカラー画像の孤立性検出器を備えた SNVMed について説明した。

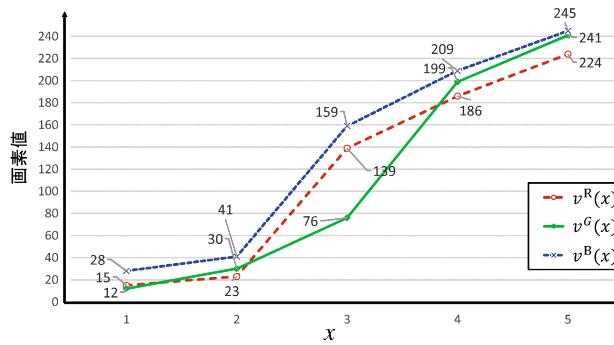
また、テスト画像に対する実験を通して、カラー画像のランダム値インパルス性除去性能を示した。MSE 評価において、雑音発生確率が低い場合には SNVMed が、高い場合には CRNMed が効果的であることがわかった。SSIM 評価において、雑音発生確率が低い場合には、SNVMed が効果的であることがわかった。しかし一方で、雑音発生確率が高い場合は、従来手法の方がより良い結果となってしまった。テスト画像に対する主観評価において、SNVMed は、低発生確率の場合、雑音除去性と構造保存性の両方に優れた手法であることを確認できた。CRNMed は、どの雑音発生確率においても、比較的良好な結果を示したが、ベクトル処理に基づく手法に比べ、色ずれが発生することが確認できた。主観評価において、RNMed は、色ずれの問題を除けば、雑音除去性能と構造保存性能の両方の面で、最も優れた手法であるように見て取れた。したがって、RNMed をベクトル処理に基づいて拡張することで、さらなる性能の向上が期待できる。

最後に、実用性を確認するために、デジタルカメラで撮影した際に雑音が発生した画像に対する実験を行った。実画像に対しても、NMean 処理後に提案手法を施すことで、混合雑音を対象とした CFNMean と同等、もしくはそれ以上の性能を示した。

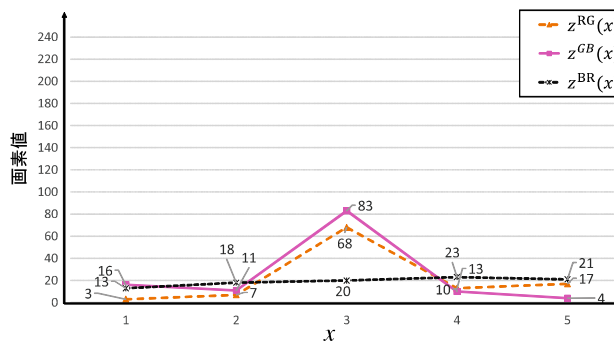




(a)



(b)



(c)

図 4.3: RGB 成分間差分画像を用いた孤立性検出の例 (a) 原画像内の原信号の一部, (b) 雑音発生画像の RGB 成分ごとの信号の一部, (c) 雑音発生画像の RGB 成分間差分画像の信号の一部.

Fig.4.3: Example of isolation detection using the difference images. (a) partial signals in the original image, (b) RGB-component-wise signals in the noise-corrupted image, (c) signals of difference images between RGB components in the noise-corrupted image.

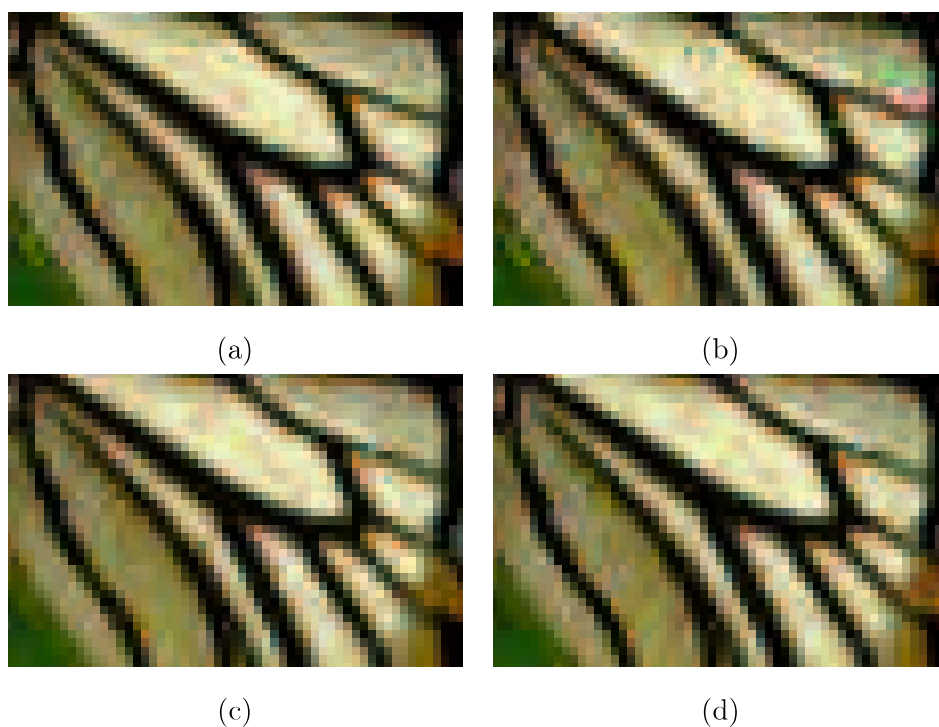


図 4.4: カラー画像または RGB 成分間差分画像を用いた場合の出力結果 (a) 原画像の一部, (b) 雑音発生画像の一部, (c) 孤立性検出器にカラー画像を用いた場合, (d) 孤立性検出器に成分間差分画像を用いた場合.

Fig.4.4: Result by using RGB-component-wise image or difference image between RGB components: (a) partial image in the original image, (b) partial image in the input image, (c) partial image in output by using RGB-component-wise imag, (d) output by using difference images between RGB components.

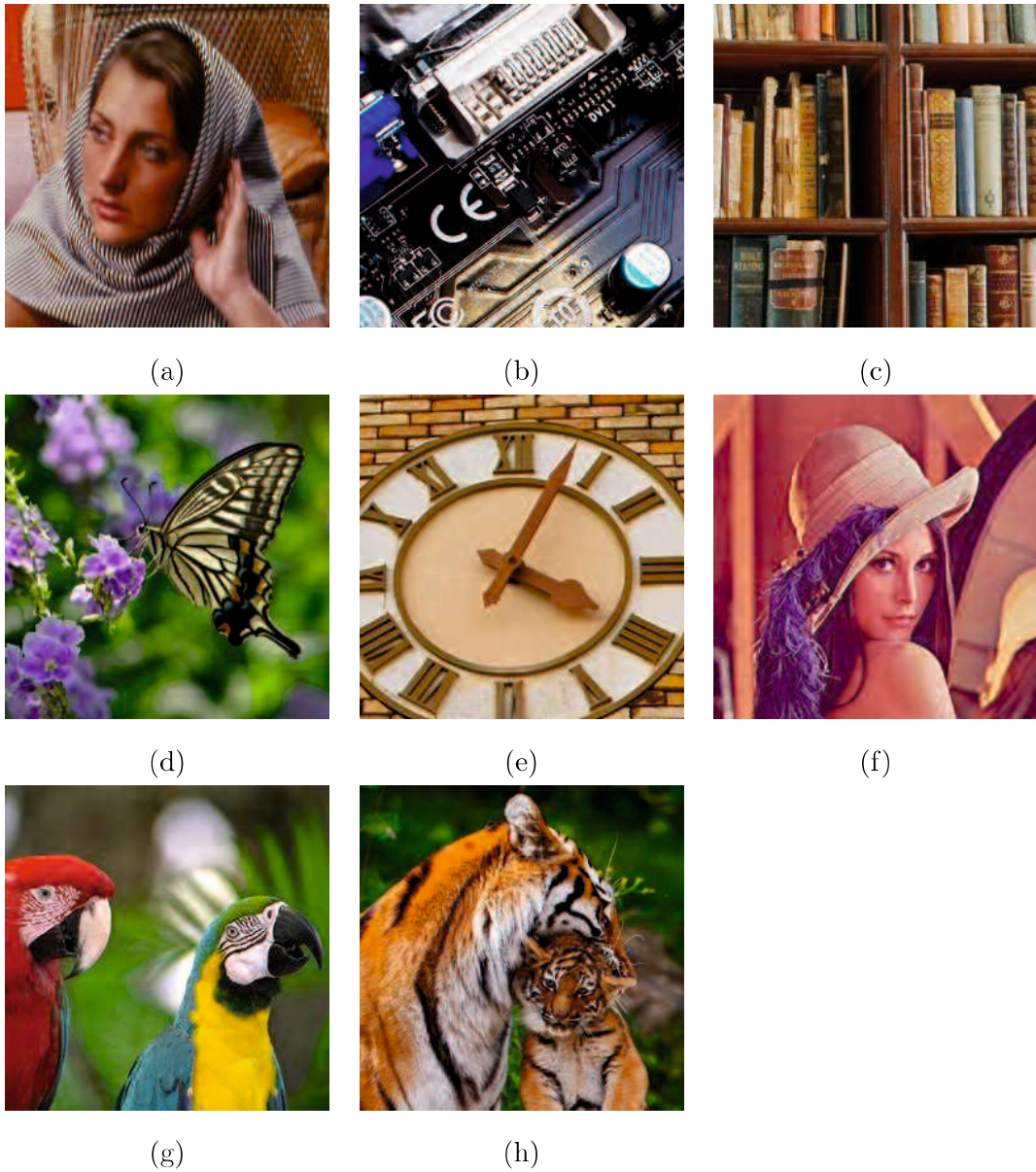
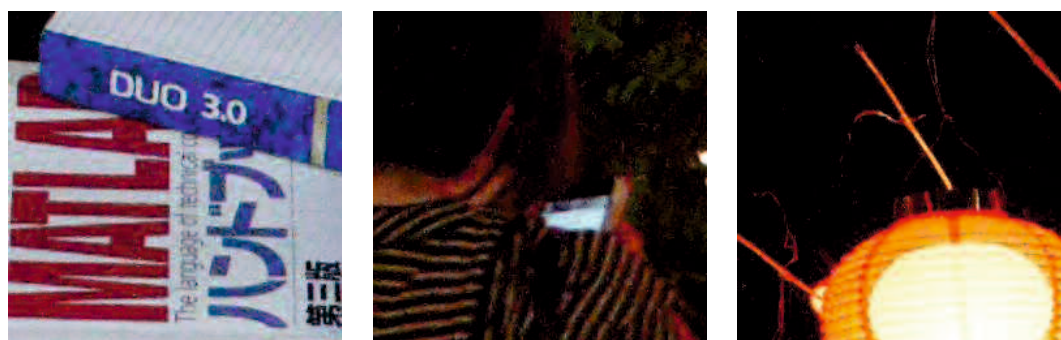


図 4.5: 使用テスト画像 (a) Barbara, (b) Board, (c) Bookshelf, (d) Butterfly, (e) Clock, (f) Lenna, (g) Parrots, (h) Tigers.

Fig.4.5: Use test images: (a) Barbara, (b) Board, (c) Bookshelf, (d) Butterfly, (e) Clock, (f) Lenna, (g) Parrots, (h) Tigers.



(a) (b) (c)

図 4.6: 使用実画像 (a) Books, (b) Human, (c) Lantern.

Fig.4.6: Use real images: (a) Books, (b) Human, (c) Lantern.



図 4.7: Lena に対する各手法の出力結果 (a) 原画像, (b) 入力画像 ( $p = 5[\%]$ ), (c) VM の出力, (d) SVM の出力, (e) CFNMean の出力, (f) NVMed の出力, (g) SNVMed の出力, (h) CRNMed の出力.

Fig.4.7: Experiment results for “Lena”: (a) original image, (b) input image, (c) output of VM, (d) output of SVM, (e) output of CFNMean, (f) output of NVMed, (g) output of SNVMed, (h) output of CRNMed.





図4.8: Butterflyの出力結果 (a)原画像, (b)入力画像 ( $p = 10[\%]$ ), (c)VMの出力, (d) SVMの出力, (e) CFNMeanの出力, (f) NVMedの出力, (g) SNVMedの出力, (h) CRNMedの出力.

Fig.4.8: Experiment results for “Butterfly”: (a) original image, (b) input image, (c) output of VM, (d) output of SVM, (e) output of CFNMean, (f) output of NVMed, (g) output of SNVMed, (h) output of CRNMed.



図 4.9: Barbara の出力結果 (a) 原画像, (b) 入力画像 ( $p = 15[\%]$ ), (c)VM の出力, (d) SVM の出力, (e) CFNMean の出力, (f) NVMed の出力, (g) SNVMed の出力, (h) CRNMed の出力.

Fig.4.9: Experiment results for “Barbara”: (a) original image, (b) input image, (c) output of VM, (d) output of SVM, (e) output of CFNMean, (f) output of NVMed, (g) output of SNVMed, (h) output of CRNMed.



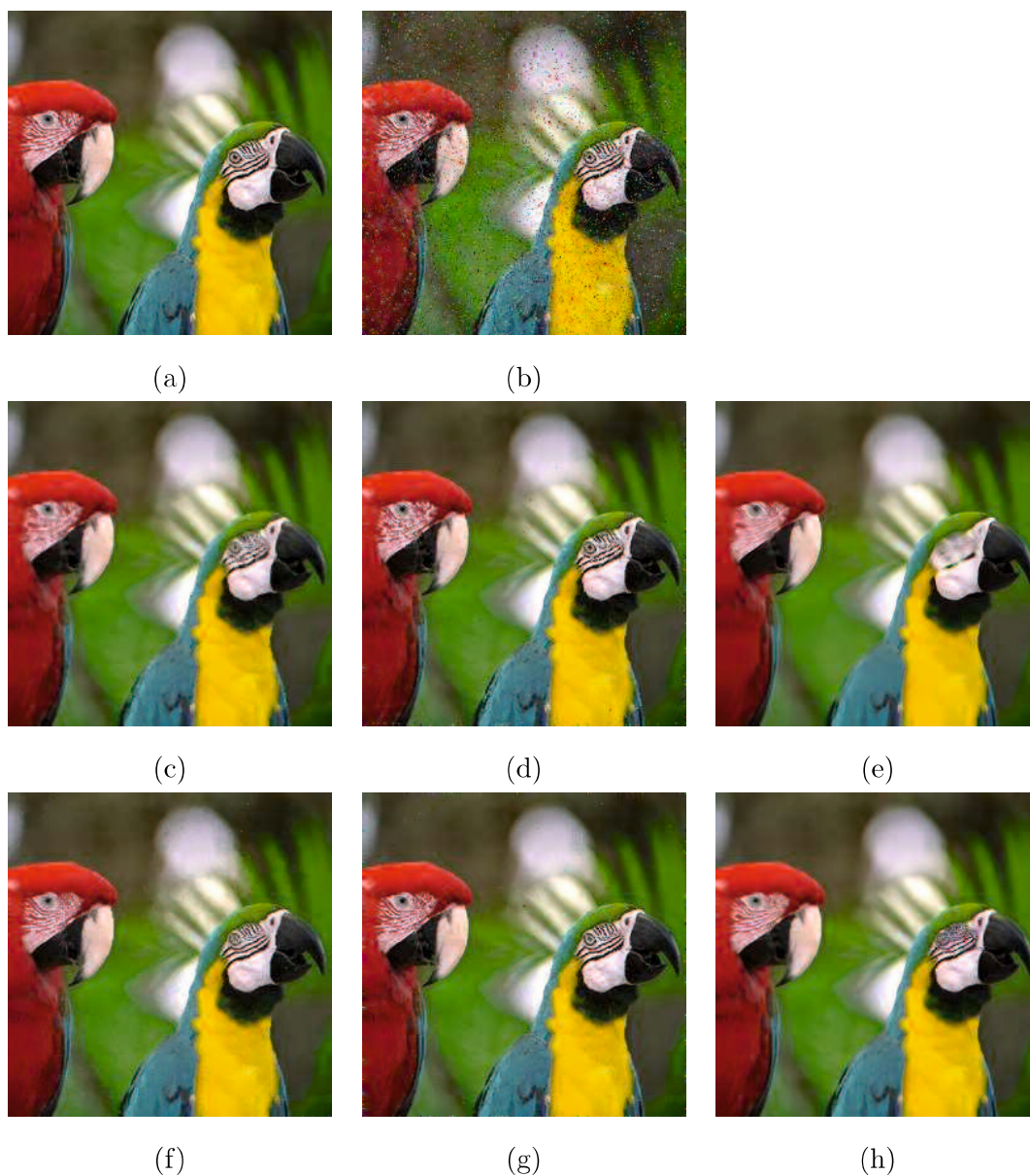


図 4.10: Parrots の出力結果 (a) 原画像, (b) 入力画像 ( $p = 20[\%]$ ), (c) VM の出力, (d) SVM の出力, (e) CFNMean の出力, (f) NVMed の出力, (g) SNVMed の出力, (h) CRNMed の出力.

Fig.4.10: Experiment results for “Parrots”: (a) original image, (b) input image, (c) output of VM, (d) output of SVM, (e) output of CFNMean, (f) output of NVMed, (g) output of SNVMed, (h) output of CRNMed.



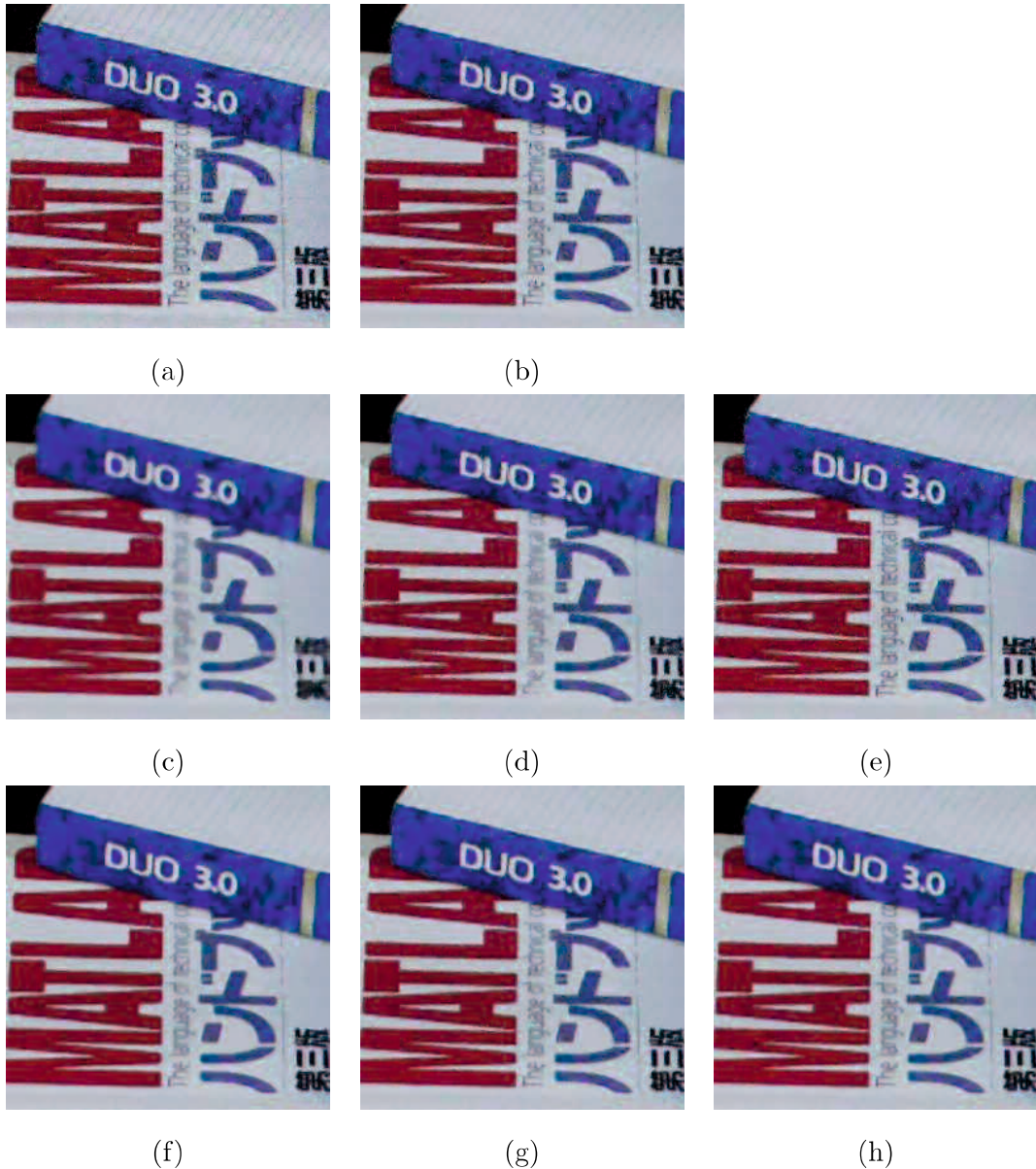


図 4.11: Books に対する各手法の出力結果 (a) 実画像, (b) CNMean の出力, (c) CNMean+VM の出力, (d) CNMean+SVM の出力, (e) CFNMean の出力, (f) CNMean+NVMed の出力, (g) CNMean+SNVMed の出力, (h) CNMean+CRNMed の出力.

Fig.4.11: Experiment results for “Books”: (a) input image, (b) output of CNMean, (c) output of CNMean+VM, (d) output of CNMean+SVM, (e) output of CFNMean, (f) output of CNMean+NVMed, (g) output of CNMean+SNVMed, (h) output of CNMean+CRNMed.

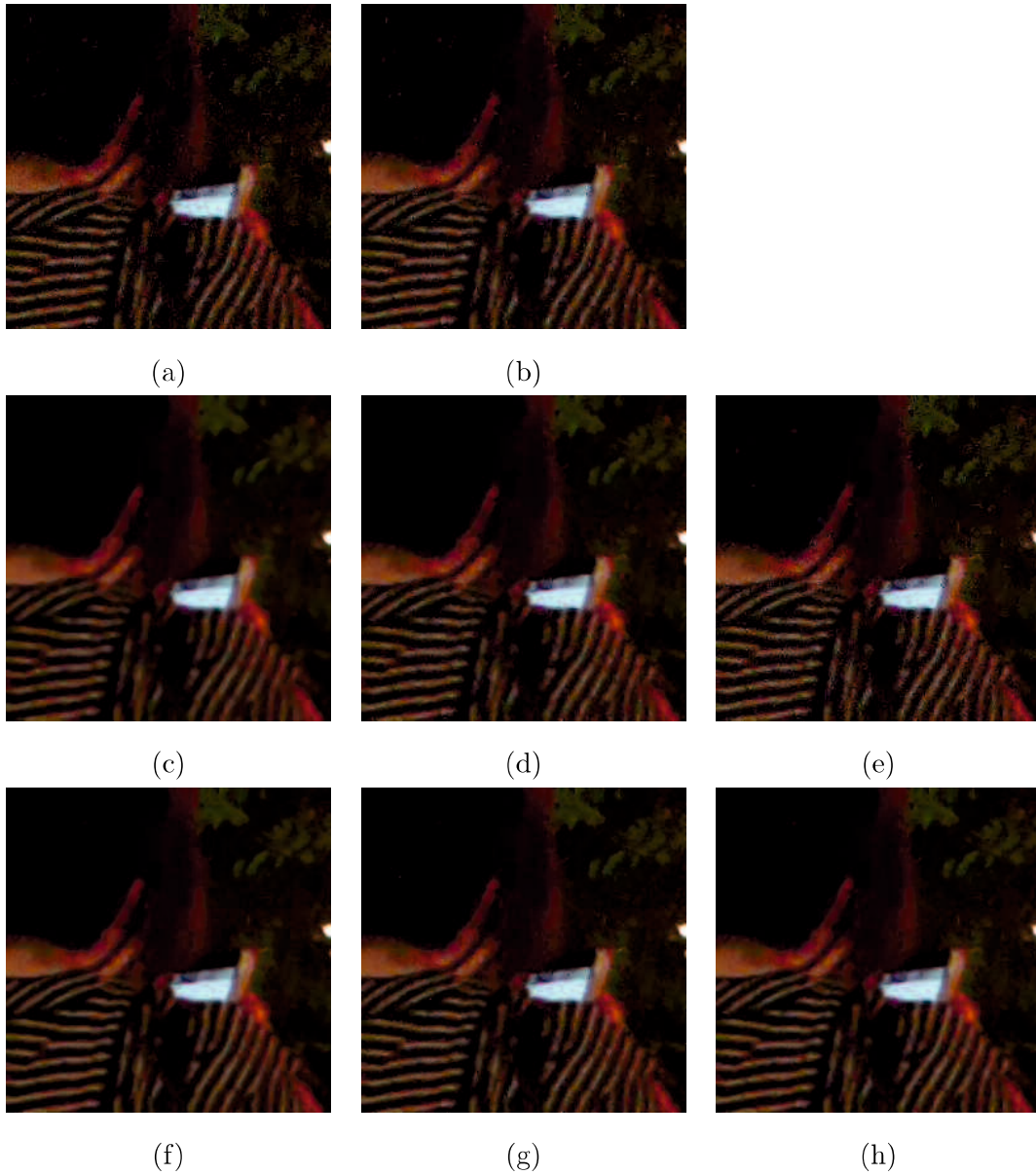


図4.12: Human に対する各手法の出力結果 (a) 実画像, (b) CNMean の出力, (c) CNMean+VM の出力, (d) CNMean+SVM の出力, (e) CFNMean の出力, (f) CNMean+NVMed の出力, (g) CNMean+SNVMed の出力, (h) CNMean+CRNMed の出力.

Fig.4.12: Experiment results for "Human": (a) input image, (b) output of CNMean, (c) output of CNMean+VM, (d) output of CNMean+SVM, (e) output of CFNMean, (f) output of CNMean+NVMed, (g) output of CNMean+SNVMed, (h) output of CNMean+CRNMed.

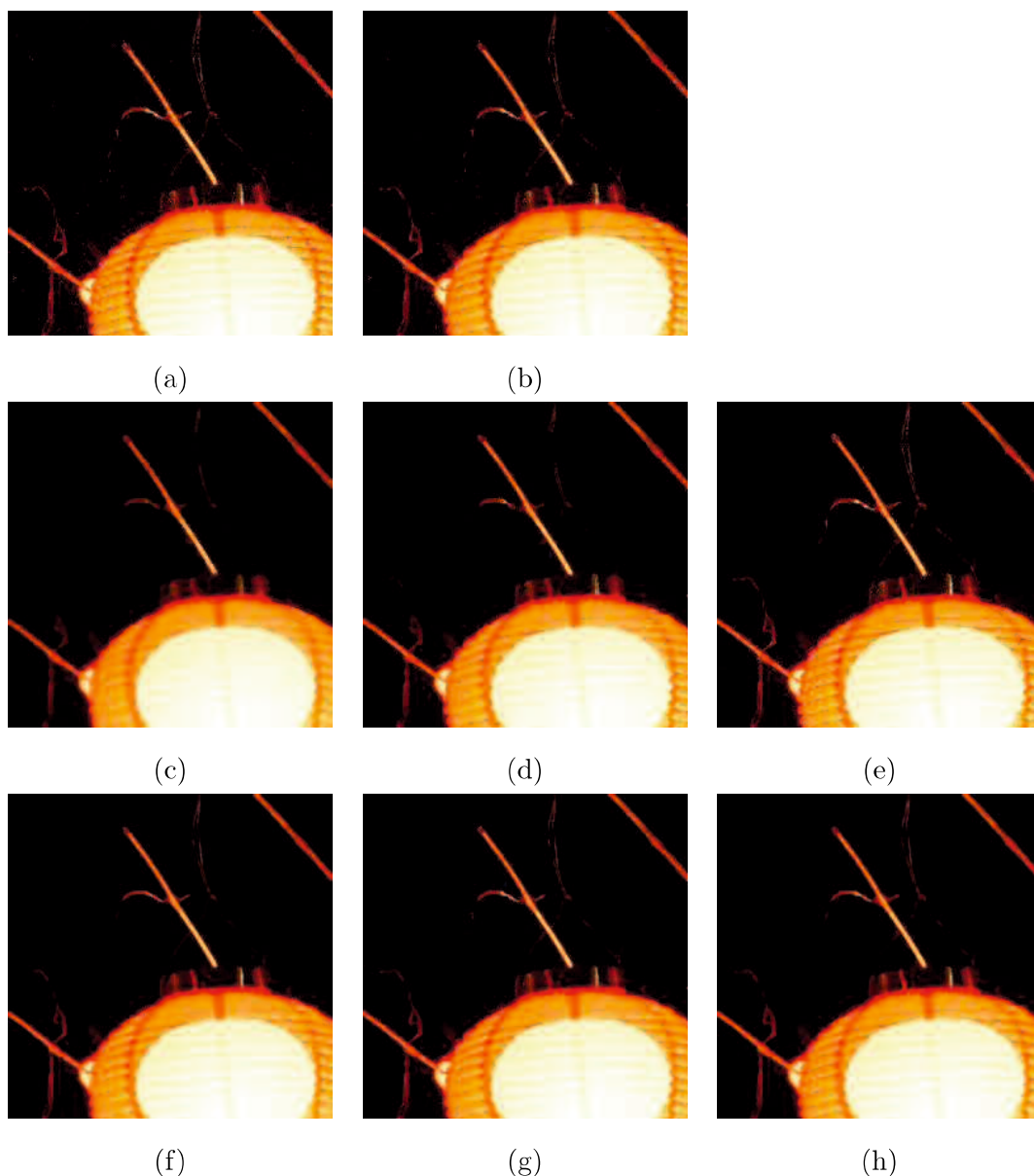


図 4.13: Lantern に対する各手法の出力結果 (a) 実画像, (b) CNMean の出力, (c) CNMean+VM の出力, (d) CNMean+SVM の出力, (e) CFNMean の出力, (f) CNMean+NVMed の出力, (g) CNMean+SNVMed の出力, (h) CNMean+CRNMed の出力.

Fig.4.13: Experiment results for "Lantern": (a) input image, (b) output of CNMean, (c) output of CNMean+VM, (d) output of CNMean+SVM, (e) output of CFNMean, (f) output of CNMean+NVMed, (g) output of CNMean+SNVMed, (h) output of CNMean+CRNMed.

## 第5章 結論

本論文では、デジタル画像に発生したインパルス性雑音の除去を目的に、非局所処理に基づくメディアンフィルタについて述べた。以下に、各章で得られた成果について述べる。

第2章では、まず、モノクロとカラーのデジタル画像それぞれに発生するインパルス性雑音のモデルについて説明した。次に、モノクロ画像に発生したインパルス性雑音の除去手法として、Median Filter, Switching Median Filter について説明した。また、それらをカラー画像を対象とする手法へと拡張した Vector Median Filter, Robust Switching Vector Median Filter についても説明した。さらに、本研究の提案手法の基盤となる Non-local Means Filter と Fuzzy Weighted Non-local Means Filter について説明した。

第3章では、まず、非局所処理をメディアンフィルタへ応用した、提案手法の中で最も基本となる手法である Non-local Median Filter(NMed) について説明し、その問題点についても明らかにした。次に、NMedの問題を解決するために、異なる2つのアプローチから改良した Switching Non-local Median Filter (SNMed) と Robust Non-local Median Filter (RNMed) について説明した。さらに、モノクロのテスト画像に対する比較実験により、定量評価と主観評価を用いて、SNMed は雑音が生じにくい場合に、RNMed は雑音が生じやすい場合に、それぞれより効果的な手法であることを示した。

第4章では、第3章で説明した NMed と SNMed のそれぞれをベクトル処理に基づいてカラー画像を対象とする手法へと拡張した Non-local Vector Median Filter (NVMed) と Switching Non-local Vector Median Filter (SNVMed) について説明した。また、カラーのテスト画像と実画像に対する比較実験により、提案手法の性能を評価した。提案手法には NVMed と SNVMed の他に、第3章で説明した RNMed をカラー画像の各成分に施す成分別 RNMed の性能についても評価した。その結果、雑音発生確率が低い場合、SNVMed は効果的な手法であることを確認した。雑音発生確率が高い場合には、成分別 RNMed が従来手法と同等かそれ以上の性能を示すことを確認した。さらに、実験により、成分別 RNMed の問題点を明らかにし、ベクトル処理に基づく拡張を行うことで、さらに性能が向上する可能性を示した。

以上のように、本論文では、モノクロ画像とカラー画像に発生するランダム値のインパル

ス性雑音に対して，原信号の構造保存性に配慮した雑音除去手法について述べた．また，様々な画像において，雑音除去性能と構造保存性能の両方に優れた手法を提案した．

## 謝 辞

本研究を遂行するにあたり，熱心な御指導を通して研究者への道を示して下さいました山口大学大学院創成科学研究科 末竹規哲 教授に深謝致します。また，懇切丁寧な御指導，御鞭撻を賜りました山口大学大学院創成科学研究科 内野英治 教授に厚く御礼申し上げます。本論文をまとめるにあたり，有意義な御助言と御討論を頂いた徳山工業高等専門学校情報電子工学科 古賀崇了 准教授に感謝の意を申し上げます。さらに，本論文の副査をお引き受け下さいました山口大学大学院創成科学研究科 山本隆 教授，同研究科 宮田雄一郎 教授，同研究科 菊正勲 教授に心より感謝申し上げます。

最後に，多くの励ましを頂きました山口大学大学院理工学研究科システム・画像情報科学研究室の方々に謝意を表します。

## 参考文献

- [1] J. W. Tukey, "Nonlinear (nonsuperposable) methods for smoothing data," Proceedings of Congress Record EASCON'74, 1974, pp. 673–681.
- [2] T. Sun, and Y. Neuvo, "Detail-preserving median based filters in image processing," Pattern Recognition Letters vol. 15, no. 4, 1994, pp. 341–347.
- [3] C. Ronse, "Why mathematical morphology needs complete lattices." Signal Processing vol. 21, no. 2, 1990, pp. 129–154.
- [4] T. Chen, K. K. Ma, L. H. Chen, Image Processing, "Tri-state median filter for image denoising," IEEE Transactions on Image processing, vol. 8, no. 12, 1999, pp. 1834–1838.
- [5] A. Jacquin, H. Okada, and P. Crouch, "Content-adaptive postfiltering for very low bit rate video," In Data Compression Conference, DCC'97. Proceedings, IEEE, 1997, pp. 111–120.
- [6] C. Tomasi and R. Manduchi, "Bilateral filtering for gray and color images," Computer Vision, Sixth International Conference on. IEEE, 1998, pp. 839–846.
- [7] Y. Wang, S. Arthur, and L. Gilad, "Robust locally linear analysis with applications to image denoising and blind inpainting," SIAM Journal on Imaging Sciences 6.1, 2013, pp. 526–562.
- [8] K. J. Overton and T. E. Weymouth, "A noise reducing preprocessing algorithm," In Proc. IEEE Computer Science Conf. Pattern Recognition and Image Processing, Chicago, IL, 1979, pp. 498–507.
- [9] H. Lin and A. N. Willson Jr., "Median filters with adaptive length," IEEE Trans. Circuits Syst., vol. 35, no. 6, 1988, pp. 675–690.

- [10] H. Takeda, S. Farsiu, and P. Milanfar, “Kernel regression for image processing and reconstruction,” *IEEE Transactions on image processing*, vol. 16, no. 2, 2007, pp. 349–366
- [11] D.L. Donoho, “De-noising by soft-thresholding,” *IEEE transactions on information theory*, vol. 41, no. 3, 1995, pp. 613–627.
- [12] M.Nikolova, “A variational approach to remove outliers and impulse noise,” *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, vo. 20 no. 1-2, 2004, pp. 99–120.
- [13] A. Heidarzadeh and A.N. Avanaki, “An enhanced nonlocal-means algorithm for image denoising,” *9th International Symposium on. IEEE*, 2007, pp. 1–4.
- [14] J. Orchard, M. Ebrahimi, and A. Wong, “Efficient nonlocal-means denoising using the SVD,” *15th IEEE International Conference on Image Processing. IEEE*, 2008, pp. 1732–1735.
- [15] S. Matsui, T. Okabe, M. Shimano, and Y. Sato, “Image enhancement of low-light scenes with near-infrared flash images,” *Asian Conference on Computer Vision. Springer Berlin Heidelberg*, 2009, pp. 213–223.
- [16] T. Tasdizen, “Principal neighborhood dictionaries for nonlocal means image denoising,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 18, no. 12, 2009, pp. 2649–2660.
- [17] T. Tasdizen, “Principal neighborhood dictionaries for non-local means image denoising,” *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 18, 2009, pp. 2649–2660.
- [18] D. Van De Ville, M. Kocher, “Nonlocal means with dimensionality reduction and SURE-based parameter selection,” *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 20, 2011, pp. 2683–2690.
- [19] 河田諭志, 田口安則, 松本信幸, “高画質なデジタルカメラを実現するランダムノイズ除去技術,” *東芝レビュー* 65.9, 2010, pp. 32–35.
- [20] V.Karnati, M.Uliyar, S.Dey, “Fast non-local algorithm for image denoising,” In *Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing*, 2009, pp. 3873–3876.



- [21] P. Coupe, P. Yger, S.Prima, P.Hellier, C.Kervrann, C.Barillot, “An optimized block-wise nonlocal means denoising filter for 3D magnetic resonance images,” In *IEEE Trans. Med. Imaging* 27(4), 2008, pp. 425–441.
- [22] N. Dowson, O. Salvado, “Hashed non-local means for rapid image filtering,” In *IEEE Trans. Pattern Anal. Intell.* 33(3), pp. 485–499.
- [23] M.Mahmoudi, G.Sapiro, “Fast image and video denoising via non-local means of similar neighborhoods,” In *IEEE Signal Process. Lett.* 12(12), 2005, pp. 839–842.
- [24] J. Orchard, M. Ebrahimi, A. Wong, “Efficient nonlocal-means denoising using the SVD,” In *Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing*, 2008 pp. 1732–1735.
- [25] J. Wang, Y. Guo, Y. Ying, Y. Liu, and Q. Peng, “Fast non-local algorithm for image denoising,” In *Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing*, 2006, pp. 1429–1432.
- [26] 新倉春樹, 目黒光彦, “混合雑音にロバストな類似度判定を用いた Non Local Means, ” *信学技報*, vol. 115, no. 348, SIS2015-30, 2015, pp. 7–12.
- [27] K. Dabov, A. Foi, V. Katkovich, and K. Egiazarian, “Image denoising by sparse 3-D transform-domain collaborative filtering,” *IEEE Transactions on image processing*, vol. 16, no. 8, 2007, pp. 2080–2095.
- [28] J. Wu, C. Tang, “Random-valued impulse noise removal using fuzzy weighted non-local means,” *Signal, Image and Video Processing*, vol. 8, no. 2, 2014, pp. 349–355.
- [29] R. Chartrand, Y. Wotao, “Iteratively reweighted algorithms for compressive sensing,” *IEEE ICASSP*, 2008, pp. 3869–3872.
- [30] S. Peng and L. Lucke, “Multi-level adaptive fuzzy filter for mixed noise removal,” In *Proc. IEEE Int. Symp. Circuits Systems*, vol. 2, Seattle,WA, 1995, pp. 1524–1527.
- [31] H. Xu, G.Zhu, H.Peng, D.Wang, “Adaptive fuzzy switching filter for images corrupted by impulse noise. *Pattern Recognit.*” *Lett.* 25, 2004, pp.1657–1663.

- [32] A. Buades, B. Coll, and J.-M. Morel, “A non-local algorithm for image denoising,” IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR’05), vol. 2, pp. 60–65.
- [33] A. Buades, B. Coll, J. M. Morel, “Image Denoising Methods. A New Nonlocal Principle,” SIAM Review, vol. 52, 2010, pp. 113–147.
- [34] K.N. Chaudhury, and A. Singer, “Non-local Euclidean medians,” IEEE signal processing letters, vol. 19, no. 11, 2012, pp. 745–748.
- [35] Sun, Z., and S. Chen, “Analysis of non-local Euclidean medians and its improvement,” IEEE Signal Processing Letters, vol. 20, no. 4, 2013, pp. 303–306.
- [36] J. Astola, P. Haavisto and Y. Neuvo, “Vector median filters,” Proceedings of the IEEE, vol. 78, no. 4, 1990, pp. 678–689.
- [37] M. E. Celebi, “Robust switching vector median filter for impulsive noise removal,” Journal of Electronic Imaging, vol. 17, No. 4, 043006, 9 pages, 2008.
- [38] T. Koga and N. Suetake, “Impulse noise removal using 1-D switching median filter with adaptive scanning order based on structural context of image,” Optical Review, vol. 22, no. 1, 2015, pp. 123–135.
- [39] J. Matsuoka, T. Koga, N. Suetake, and E. Uchino, “Switching non-local median filter,” Optical Review, vol. 22, no. 3, 2015, pp.448–458.
- [40] J. Matsuoka, T. Koga, N. Suetake, and E. Uchino, “Switching non-local vector median filter,” Optical Review, vol. 23, no. 2, 2016, pp. 195–207.
- [41] 棟安実治, 塩濱豪典, 浅野晃, “劣化画像のみを用いた荷重メジアンフィルタの一設計法,” 信学技報. VLD, VLSI vol. 107, no. 102, 2007, pp. 7–12.
- [42] T. Viero, K.Oistamo, and Y. Neuvo, “Three-dimensional median-related filters for color image sequence filtering,” IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, vol. 4, no .2, 1994, pp.129–142.

- [43] R. Garnett, T. Huegerich, C. Chui, and W. He, “A universal noise removal algorithm with an impulse detector,” *IEEE Transactions on image processing*, vol. 14, no. 11, 2005, pp. 1747–1754.
- [44] Y. Domg, H. Chan and S. Xu, “A detection statistic for random-valued impulse noise,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 16, no. 4, 2007, pp. 1112–1120.
- [45] R. C. Hardie and K. E. Barner, “Rank conditioned rank selection filters for signal restoration,” *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 3, no. 3, 1994, pp. 192–206.
- [46] Z. Wang, A. C. Bovik, H. R. Sheikh, E. P. Simoncelli, “Image quality assessment: from error visibility to structural similarity,” *IEEE transactions on image processing*, vol. 13, no. 4, 2004, pp. 600–612.
- [47] D. Azuma, Y. Tanaka, M. Hasegawa, S. Kato, “SSIM based image quality assessment applicable to resized images,” *IEICE Technical Report*, Vol. 110, no. 368, pp. 19–24
- [48] 我妻大樹, 田中雄一, 長谷川まどか, 加藤茂夫, “SSIMに基づく多大豆画像間における画質評価法,” *信学技報*, vol.111, no. 104, 2011, pp67–72.