高発生確率インパルス雑音除去を目的とした Robust Non-local Median Filterのカラー拡張

松岡 丈平^{1,a)}

受付日 2021年1月29日, 採録日 2021年12月3日

概要:デジタル画像には雑音の発生が不可避である.特に,原画像と無相関な色が不規則な位置に発生す るインパルス雑音による画質の劣化は、人の目による認識だけでなく、機械による認識にも悪影響を与え てしまう.インパルス雑音除去の研究はさかんであるが、カラー画像の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アルゴリズムをカラー画像の各色成分、または輝度成分のみに適用する場合が多 い.しかし、自然画像は色成分間に強い相関があるため、成分別に独立した処理を施すと色ずれが発生す る場合がある.本研究では、高発生確率のインパルス雑音により劣化したカラー画像を対象とする、雑音 除去性能と原信号の構造保存性の両方に優れた手法の開発を目的とする.本報告では、モノクロ画像にお いて高発生確率のインパルス雑音除去に高い性能を示す Robust Non-local Median Filter をカラー拡張す る.提案手法では、原信号らしさに基づいた重みを成分別に用いる.このように、局所領域内構造の類似 性の評価と最終的な画素値の決定にはベクトル処理を用いる、という成分別処理とベクトル処理の両方を 考慮した拡張法を提案する.提案手法と従来手法の比較実験により、その性能と有効性を検証する.

キーワード:高発生確率,インパルス雑音,ランダム値インパルス雑音,非局所処理,メディアンフィル タ,カラー拡張

Color Expansion of Robust Non-local Median Filter for High Occurrence Probability Impulse Noise Removal

Johei Matsuoka^{1,a)}

Received: January 29, 2021, Accepted: December 3, 2021

Abstract: The degradation of image quality by impulse noise affects not only recognition by human eyes but also by machines. The purpose of this study is developing a method which is excellent in both noise removal performance and structure conservation of the original signal, for color images degraded by high probability impulse noise. In this paper, I extend the Robust Non-local Median Filter which shows high performance of rejection for high probability impulse noise in monochrome images. Since natural images have strong correlation among color components, in the proposed method, an extension-method considering both component processing and vector processing is proposed.

Keywords: High probability, Impulse noise, Random-valued impulse noise, Non-local processing, Median filter, Color expansion

1. はじめに

画像認識の発展にともない,デジタル画像の利用分野は 拡大している.デジタル画像は,撮像環境や撮像機器の特

 $^{\rm a)} \quad {\rm matsuokajh@stf.teu.ac.jp}$

性により, 雑音の発生が不可避であり, 雑音の発生そのも のを完全に絶つことはできない. 特に, 暗所撮影や高速撮 影など, 撮像機器の ISO 感度*1を高くする場合には, 非常 に多くの雑音が発生する. 雑音による画質の劣化は, 人の 目による認識だけでなく, 機械による認識にも悪影響を与

 ¹東京工科大学コンピュータサイエンス学部 School of Computer Science, Tokyo University of Technology, Hachioji, Tokyo 192–0982, Japan

^{*1} 撮像機器が光をとらえる能力,電子的に光を増幅させる能力を表 す値

えてしまう.機械学習による画像認識において,前処理と しての雑音除去は非常に重要である.中でも,原画像と無 相関な色が不規則な位置に発生してしまうインパルス雑音 の影響は比較的大きい.したがって,画像処理によるデジ タル画像のインパルス雑音除去に関する研究の必要性は非 常に高い.

インパルス雑音は、フォトダイオードの暗電流によるも のや、信号伝送中やアンプにおける通電/不通電の切り替 え時に起きる動作不良、A/D変換時の符号化誤り、外部の 影響など様々な原因により発生する.発生する雑音の値に よって、ランダム値インパルス雑音とごま塩型インパルス 雑音に種別される.

インパルス雑音の除去手法として,最も基本的なものに メディアンフィルタ (Median Filter: MF) [1] がある. MF はインパルス雑音の除去に非常に有効である一方で,画像 全体に施すと,雑音だけでなく原信号までも平滑化してし まうという問題がある.そこで,雑音除去処理による原信 号の平滑化を抑制することを目的としたエッジ保存平滑化 フィルタが開発されている [2], [3], [4], [5].

エッジ保存平滑化フィルタの中でも,雑音と原信号で処 理内容を変えるスイッチ型フィルタは,インパルス雑音 に相性が良いことが知られている.Sunらによって提案さ れたスイッチングメディアンフィルタ (Switching Median Filter: SMF) [5] は,雑音検出器により雑音画素を検出し, 検出された画素のみに MF 処理を施す.SMF は,その雑 音検出器の原理上,ごま塩型のインパルス雑音に対しては 効果的であるものの,小振幅の雑音を含むランダム値イン パルス雑音に対してはあまり効果的ではない.

スイッチ型フィルタと並び,原信号の保存性能と雑音 除去性能両立させる方法として非局所処理フィルタがあ る.非局所処理フィルタは,局所領域内の構造の類似度に 着目した雑音除去を施すことで,高い構造保存性能を有 した雑音除去フィルタとして近年注目されている.中で も,Buadesらによって提案された Non-local Means Filter (NMean)[6]は,非局所処理フィルタの起源として有名で あり,この手法を拡張したフィルタが数多く研究されてい る[7],[8],[9],[10],[11],[12].著者は以前,非局所処理に基 づくインパルス雑音除去手法として,低発生確率のインパ ルス雑音を対象とした Switching Non-local Median Filter (SNMed)[13]と,高発生確率のインパルス雑音を対象と した Robust Non-local Median Filter (RNMed)[14]を開 発した.

前述の MF, SMF, NMean, SNMed, RNMed はいずれ もモノクロ画像を対象とした手法である. 従来, 画像処理 プロセッサなどのハード面の制約から, アルゴリズムの簡 素性が優先されていた. そのため, カラー画像の雑音除去 を行う場合, モノクロ画像を対象とした雑音除去アルゴリ ズムをカラー画像の RGB 各成分, またはカラー画像の輝

度成分のみに適用することが主流であった.しかし、自然 画像*2は RGB 成分間に強い相関があるため、成分別に独 立した処理を施すと色ずれが発生する場合がある. 雑音除 去処理の性能を重視した場合,カラー画像の信号を RGB 成分からなるマルチチャネル信号としてとらえたベクト ル処理手法を考えるべきである. 昨今は、プロセッサの処 理速度や集積度の向上により, ハード面の制約も従来ほど 厳しくないため,ベクトル処理に基づく手法も視野に入れ るべきである. MF や SMF をベクトル処理に基づいて拡 張したフィルタに, Vector Median Filter (VMed) [15] と Robust Switching Vector Median Filter (SVMed) [16] $\mathcal{D}^{\$}$ ある. SVMed は、カラー画像のランダム値インパルス雑 音に対して,優れた構造保存性能を示すが,雑音除去性能 においては、線構造やエッジ部分において雑音の取り残 しが発生するという問題があり、改善の余地がある. SN-Med を拡張した Switching Non-local Vector Median Filter (SNVMed) [17] は、低発生確率のインパルス雑音におい て,高い雑音除去性能と高い構造保存性能を示す.

本研究では、高発生確率のインパルス雑音により劣化し たカラー画像を対象とし、雑音除去性能と原信号の構造 保存性の両方に優れた雑音除去手法の開発を目的とする. 本報告では、モノクロ画像において高発生確率のインパ ルス雑音除去に高い性能を示す RNMed をカラー拡張し、 Robust Non-local Vector Median Filter (RNVM)を新た に提案する。インパルス雑音はその発生原因により、画素 内の RGB 成分すべてに発生する場合といずれかの成分に のみ発生する場合がある。そこで、提案手法では、原信号 らしさに基づいた重みは成分別に用いることとし、局所領 域内構造の類似性の評価および最終的な画素値の決定には ベクトル処理を用いる。つまり、成分別処理とベクトル処 理の両方を考慮した拡張法を用いている。提案手法を種々 の画像に適用し、従来手法との比較により、その性能と有 効性を検証する。

2. Robust Non-local Median Filterの概要

Robust Non-local Median Filter (RNMed) はモノクロ 画像を対象としたインパルス雑音除去手法である.非局所 処理フィルタはブロック内の構造の類似性に基づいたパ ターンマッチングにより,原信号の構造の崩れを抑制した 雑音除去が可能である.その性能はブロック間の類似性評 価の性能に依存している.雑音による劣化の程度が低い場 合,雑音による影響を無視したパターンマッチングでも十 分に本来の構造の類似性を評価できる.しかし,雑音によ る劣化の程度が高い場合には,雑音の影響により,正しい パターンマッチングが行えず,本来は構造が似ていないブ ロックどうしを類似していると誤った判断をすることがあ

*2 人工的に作成されたイラストや CG 以外の画像

る. そこで RNMed では,あらかじめ画素ごとに雑音の影響に基づいた重み付けを行い,類似性の評価時は原信号と 判断される画像の情報をより利用する.こうすることで, 雑音の影響を抑えたブロック間の構造の類似性評価を行 える.

RNMed の処理は重み作成処理と雑音除去処理からなる. 画像内の位置 (i, j) における画素値を x(i, j) と表した場合, 重み作成処理と雑音除去処理は以下のとおりである.

2.1 重み作成処理

重み作成処理では、インパルス雑音の評価尺度として用 いられる Rank-ordered Absolute Difference (ROAD) 統 計量 [18] に基づいて、原信号らしさを表す重みを作成する. 位置 (i,j)の画素における ROAD 統計量の計算には、位置 (i,j)の画素とその周辺位置 (s,t)の画素の絶対差 d(i,j,s,t)が用いられる。絶対差 d(i,j,s,t) は以下の式で求められる.

$$d(i, j, s, t) = |x(i, j) - x(i + s, j + t)|.$$
(1)

周辺画素には位置 (i, j) を中心とした半径 2 以内の画素が 用いられることが多く、ここでも s, t はともに -2 以上、2 以下の整数とする. d(i, j, s, t) を昇順に並べ替えたとき、u番目に小さい絶対差を $\hat{d}^u(i, j)$ とする. $\hat{d}^u(i, j)$ を用いて、 ROAD 統計量 a(i, j) は以下の式で与えられる.

$$a(i,j) = \sum_{u=1}^{\lceil (s \times t)/2 \rceil} \hat{d}^u(i,j).$$

$$\tag{2}$$

求めた ROAD 統計量をしきい値 T_L, T_H を用いて [0,1] に 正規化したものを原信号らしさを表す重みとする.重み w(i,j) は以下の式で与えられる.

$$w(i,j) = \begin{cases} 0 & a(i,j) \ge T_H \\ \frac{T_H - a(i,j)}{T_H - T_L} & T_H > a(i,j) \ge T_L \\ 1 & T_L > a(i,j) \end{cases}$$
(3)

a(i, j)は位置 (i, j)の画素に対して与えられる原信号らし さであり、0のときは雑音、1のときは原信号であることを 意味する.また、 $T_H > a(i, j) \ge T_L$ においては、ROAD 統計量に対し線形に減少する値をとる.

これらの重み計算を画像全体の画素に施すことで,各画素位置に対応させた重みマトリクスWが得られる.

2.2 雑音除去処理

雑音除去処理では、非局所処理に基づくインパルス雑音 除去を行う、雑音除去処理における処理の概要を以下の Step0~Step3に示す.

Step0

位置 α の画素を中心とした半径 ρ の正方領域を探索領 域 $A(\alpha)$ 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半径 r の正 方ブロックを作成する.ここで,着目画素を中心とす るブロックを着目ブロック,それ以外を参照ブロック と定義する.

$\mathbf{Step2}$

着目ブロックと各参照ブロックの重み付き L1 ノルム を基にした類似度 $\theta(\alpha, \beta)$ を算出する.

Step3

ブロックを類似度が高い順に並べ,その上位 k 個の参 照画素値の中央値を着目画素の値として出力する. ここで,αは着目画素の位置を表しており,2.1 節の (*i*, *j*) と同義である.βは参照画素の位置を表しており,探索領 域 A(α)内のα以外の画素位置である.また,k は奇数で ある.Step0~Step3の処理を画像全体にラスタ順に施す

ことで、RNMed の出力画像を得る. Step2 における重み付き類似度 $\theta(\alpha, \beta)$ は、以下の式で表 される.

$$\theta(\alpha,\beta) = w(\beta) \exp\left(-\sum_{z \in Z} w(\alpha,z)w(\beta,z)|x(\alpha,z) - x(\beta,z)|\right).$$
(4)

ここで, $w(\alpha)$, $w(\beta)$ は, 重みマトリクス W 内の各位置の 重みを表す. Z は各ブロック内の中心画素以外の画素の集 合であり, $x(\alpha, z)$, $x(\beta, z)$ は着目ブロックおよび参照ブ ロックの中心画素以外の一画素を表す. 同様に, $w(\alpha, z)$, $w(\beta, z)$ は, 着目ブロックおよび参照ブロック内の画素 z に 対応する重みを表す.

 $\theta(\alpha, \beta)$ を昇順に並べたときの上位 k 個の参照画素の値を $\hat{x}^{v}(\alpha)$ (v は、1 以上 k 以下の整数)とすると、位置 α の画 素における RNMed の出力 $y(\alpha)$ は以下の式で求められる.

$$y(\alpha) = \operatorname{med}(\hat{x}^1(\alpha), \cdots, \hat{x}^k(\alpha)).$$
(5)

ここで, med(·) は与えられたデータ内の中央値を計算する 関数である.

3. 提案手法

本研究では、前述の RNMed のモノクロ画像における性 能を保持したまま、カラー画像へと拡張した手法の開発を 目的としている.提案手法の処理概要を図1に示す.図1 に示すとおり、提案手法は RNMed と同様に、重み作成処 理 (Weight calculation)と雑音除去処理 (Noise reduction) からなる. Noise reduction 中の Similarity calculation は 2.2 節における Step0~Step2の処理, Output value calculation は 2.2 節における Step3 の処理を指す. 矢印に付し ている scalar, vector はそれぞれの処理における入出力が



図 1 提案手法の処理概要 Fig. 1 Processing outline of the proposed method.

スカラー値,ベクトル値であることを示す.また,Noise reduction 内の処理は各画素に対しての処理であり、これ らの処理を画像全体に施すことで1枚の出力画像を得る. モノクロ画像の処理をカラー画像へ拡張する際, モノク 口画像の処理をカラー画像の各成分に施す成分別処理に は色ずれが発生するという問題を抱えている.一方,イン パルス雑音の発生環境の特性を考えると, 雑音は成分別 に発生する場合もあるため, 雑音と原信号の判断は成分 別に処理することが望ましい.提案手法では、各処理に適 したカラー拡張を施し、RNMed のモノクロ画像における 性能を保持したカラー画像を対象としたインパルス雑音 除去を実現する.ただし、いずれの処理においても式の表 記においては、画像内の位置 α における画素を R, G, B の3成分からなるベクトル信号として扱い、その画素値を $\boldsymbol{x}(\alpha) = \{x_c(\alpha) \mid c \in \{R, G, B\}\}$ と表す. 具体的なカラー 拡張法については後ほど解説するが,図1に示すとおり, Weight calculation は画像の R, G, B 成分ごとに処理を 施し, Output value calculation は画像の各画素を R, G, Bの3成分からなるベクトル信号として処理する.また, Similarity calculation では, 画素値はベクトル信号として, Weight calculation によって作成された重みは色成分ごと の信号として入力し、重み付き L1 ノルムに基づいて類似 度を求める.

3.1 重み作成処理

提案手法の重み作成処理を解説するにあたり, RNMed および提案手法における重みの役割について具体的に説明 する. 図 2 に原信号らしさの重みを考慮することによる 類似度の変化の一例を示す. 図 2 の Block1 はモノクロ画 像における着目ブロックであり, Block2, Block3 は参照ブ ロックである.各セルの値と色は対応する画素の画素値を 表しており,二重枠のセルはブロックの中心画素であり, 太枠のセルは雑音を表している.Block1 と Block2 は縦線 の一部を切り出した局所領域であり, 雑音以外の画素だけ に注目した場合, Block3 よりも Block2 の方が Block1 と 構造が似ていることが分かる.この例では,Block1 の中心 画素の出力値を計算する過程として,重みを用いない場合



と用いる場合で,Block2とBlock3の類似度にどのような 違いがあるのかを解説する.

まず,式(4)の重みを考慮せず,ブロック間のL1ノ ルムを非類似度として用いた場合の類似度を計算する. この場合,Block1とBlock2間の類似度は雑音の影響を 受け exp(-397)となり,Block1とBlock3間の類似度は exp(-392)となる.したがって,Block3の方がBlock2よ りもBlock1に似ているという結果になってしまう.一方, 理想的な重み付けが行えたと仮定して,Block1とBlock2内 の雑音の重みが0のときの式(4)を用いた類似度を計算す る.この場合,Block1とBlock2間の類似度は exp(-285), Block1とBlock3間の類似度は exp(-309)となり,雑音の 影響を受けずに構造の類似度を正しく計算できることが分 かる.このように提案手法における重みは,本来構造の似 ているブロックどうしの類似度が雑音の影響により低下す ることを抑制することができる.

次に,以上をふまえ,カラー画像において類似度を計算す る際に,信号を成分別に扱うべきかベクトルとして扱うべ きかについて考える.前述のとおり,インパルス雑音は信 号伝送中や A/D 変換時に発生することがある.また,一般 的にデジタルカメラ内でカラー画像を電子的に扱う場合は カラー画像を各成分ごとに扱う.よって,雑音検出として 用いた ROAD 統計量およびそれに起因する重みは成分別 に処理することが適切だと考え,本手法の重み付けは成分 別に行うことする.カラー画像を処理するにあたり,位置 α における R,G,B成分における重みを $w_{\rm R}(\alpha)$, $w_{\rm G}(\alpha)$, $w_{\rm B}(\alpha)$ と表す.さらに,カラー画像における重みマトリク ス W の要素を $w(\alpha) = \{w_c(\alpha) | c \in \{\rm R,G,B\}\}$ と表す.

3.2 類似度の計算

類似度には 3.1 節で作成した重みマトリクス W を用い る.重みマトリクス W は入力画像各画素位置 α と各成分 c に対応している.これをふまえて, RNMed の類似度の 計算式 (4) をカラー拡張することを考える.RNMed の類 似度は,ブロック間の重み付き L1 ノルムに対し指数関数 的に減少するように設計されている.

正確には、ブロック内の中心画素を除く画素に、それら に対応する重みを付加した値を要素とするベクトル間の L1ノルムを用いている.これに対応するのが式(4)の第 2因子であり、ブロック内の各画素がRGB成分からなる 3 成分を持つベクトル信号として扱うことでカラー拡張で きる.式(4)の第1因子 $w(\beta)$ は、ブロックの中心画素の 重みが低い、つまり雑音らしい場合には類似度を低くする ように作用する.この第1因子の目的は、2.2節のStep3 で類似度の高いブロックの中心画素を用いるため、その際 に雑音が選択されにくくすることである.この目的に基づ き、提案手法ではブロックの中心画素の重みとして、成分 ごとの重みの総乗を用いることとした.こうすることで、 中心画素の成分のうち1つでも雑音を含んでいた場合、そ の重みは0に近くなる.提案手法における、着目画素位置 を α 、参照画素位置を β とすると、着目ブロックと参照ブ ロックの重み付き類似度 $\theta(\alpha, \beta)$ は以下の式で表される.

 $\theta(\alpha,\beta) = \omega(\beta) \exp\left(-\sum_{z \in Z} \sum_{c \in C} w_c(\alpha,z) w_c(\beta,z) e_c(\alpha,\beta,z)\right),$ (6)

$$\omega(\beta) = \prod_{c \in C} w_c(\beta),\tag{7}$$

$$e_c(\alpha,\beta,z) = |x_c(\alpha,z) - x_c(\beta,z)|. \tag{8}$$

ここで, Cは R, G, Bの集合を表し,各変数の下添え字 cは R, G, Bの1つのチャネルの要素であることを表し ている.その他の変数は,式(4)と同じものを表している. 提案手法では,式(8)において, $e_c(\alpha,\beta,z)$ の値が大きく とも,式(7)において,重み $w_{\rm R}(\beta)$, $w_{\rm G}(\beta)$, $w_{\rm B}(\beta)$ のい ずれかが低ければ、参照ブロックの中心画素は雑音である 可能性が高いため、類似度には反映されない.

3.3 出力値の計算

カラー拡張するにあたり,出力値を各成分ごとに求める ことは色ずれの原因となるため,ここでの処理はベクト ル処理に基づき,R,G,Bの3成分をセットで扱うこと とする. RNMed では出力を求める際に,着目ブロックと の類似度が高い k 個の参照ブロックを選択し,各参照ブ ロックの中心画素を抽出する.そして,抽出した画素群に おける中央値を出力としている.画素値をベクトル信号と して扱う場合,文献 [5] で示されているとおり,他の画素 とのベクトル間距離の総和が最小となる画素がユークリッ ド空間内で中央に位置する画素である.これに基づき,類 似度 $\theta(\alpha,\beta)$ を昇順に並べたときの上位 k 個の参照画素を $\hat{x}^{v}(\alpha) = {\hat{x}_{c}^{v}(\alpha) | c \in {R,G,B}, 1 \le v \le k}$ とすると,位 置 α の画素における提案手法の出力 $y(\alpha)$ は以下の式で求 められる.

$$\boldsymbol{y}(\alpha) = \hat{\boldsymbol{x}}^{v^*}(\alpha), \tag{9}$$

$$v^* = \underset{1 \le v \le k}{\operatorname{arg\,min}} \sum_{h=1}^k \sqrt{\left(\hat{\boldsymbol{x}}^v(\alpha) - \hat{\boldsymbol{x}}^h(\alpha)\right)^2}.$$
 (10)

4. 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評価する.

4.1 実験環境

実験に使用する画像の原画像と発生させる雑音のモデ ル,および比較手法とそのパラメータについて説明する.

4.1.1 使用画像

実験では、図 3 に示す (a) figA, (b) figB, (c) figC, (d) figD の 4 枚の画像を原画像として用いる.使用した画像は いずれも 256 × 256 [画素], R, G, B 各成分 8 bit の 24 bit 画像である.

文献 [19] に示されるインパルス雑音のモデルに基づいて 図 3 の原画像に雑音を発生させた画像を入力画像として用 いる.入力画像 *x*(α) は以下の式で作成する.

 $\boldsymbol{x}(\alpha)$

$$= \begin{cases} \{o_{\rm R}(\alpha), o_{\rm G}(\alpha), o_{\rm B}(\alpha)\} & \tilde{m} \approx 1 - p \\ \{q, o_{\rm G}(\alpha), o_{\rm B}(\alpha)\} & \tilde{m} \approx \frac{1}{4} \cdot p \\ \{o_{\rm R}(\alpha), q, o_{\rm B}(\alpha)\} & \tilde{m} \approx \frac{1}{4} \cdot p \\ \{o_{\rm R}(\alpha), o_{\rm G}(\alpha), q\} & \tilde{m} \approx \frac{1}{4} \cdot p \\ \{q, q, q\} & \tilde{m} \approx \frac{1}{4} \cdot p \end{cases}$$
(11)

ここで $o_{\rm R}(\alpha)$, $o_{\rm G}(\alpha)$, $o_{\rm B}(\alpha)$ は位置 α における原画像の R, G, B成分の画素値である.また, q はインパルス雑音 の値であり, $x(\alpha)$ ごとに異なる 0 から 255 の値が一様分布 で与えられる. p はインパルス雑音の発生確率であり,実 験では 0.30, 0.50, 0.70, 0.90 とする.

4.1.2 比較手法

比較手法には,既存手法として SVMed [16], FNMean,



SNVMed [17] を用いる. FNMean は, Fuzzy Weighted Non-local Means Filter [12] をカラー画像の各成分に施 す手法を意味する. この手法は,提案手法と同様に ROAD 値に基づく原信号らしさを重みとして用いた NMean の拡 張手法である.

元となる Fuzzy Weighted Non-local Means Filter はモノ クロ画像のガウス雑音とインパルス雑音の混合雑音を対象 としている. また, RNMed [14] をカラー画像の成分別に処 理した手法を Robust Non-local Component-wise Median Filter (RNCMed) とし、比較手法とする. 各手法のパラ メータは,原画像の性質や雑音の発生確率で調整すること が望ましいが、画像ごとにパラメータの組合せを試行す るのは複雑になってしまう. そこで、今回は 4.2.1 項で説 明する PSNR 評価結果における,全画像の平均値が最も 良い結果を示す値を用いる.SVMed のパラメータは、(局 所領域の窓幅, 雑音検出パラメータ) = (1,1.2) とする. FNMean のパラメータは、(ROAD 統計量計算時の窓半径, ブロックの窓半径,重み計算の範囲の半径,重み計算の下 限しきい値,重み計算の上限しきい値,平滑化パラメー タ) = (2, 4, 10, 50, 400, 7)とする. SNVMed のパラメータ は (ブロックの窓半径, 探索領域の窓半径, 類似ブロック数, 繰り返し処理回数) = (1,20,5,2) とする. RNCMed と提 案手法のパラメータは $(r, \rho, k, T_L, T_H) = (1, 20, 9, 50, 800)$ とする.

4.2 実験結果

図 3 の原画像に式 (11) の雑音モデルにて,発生確率 p = 0.30, 0.50, 0.70, 0.90 のランダム値インパルス雑音を 発生させた画像を入力画像とした際の SVMed, FNMean, SNVMed, RNCMed, Propの処理結果に対して, 画質を 評価する. 画質の評価として, 目視による主観評価およ び Peak Signal-to-noise Ratio (PSNR) 評価と Structural Similarity (SSIM) 評価 [20] による定量評価を行う. PSNR 評価は本来グレー画像を対象としているため、256×256「画 素]×3[チャネル]のカラー画像の各R,G,Bチャネルを 横軸方向に並べた 256 × 768 [画素] ×1 [チャネル] のグレー 画像として計測した.SSIM も同様にグレー画像を対象 としているため、カラー画像の各チャネルに対して SSIM 評価し、各チャネルの評価値の平均値をカラー画像にお ける SSIM 評価値とした. 各チャネルに用いた SSIM 評 価のパラメータは MathWorks 社の数値解析ソフトウェア MATLAB (R2020b) の Image Processing Toolbox におけ る ssim 関数の規定値とする.

4.2.1 定量評価

ここでは、PSNR 評価と SSIM 評価の結果を示す. PSNR は雑音と原信号の比率を意味し、単位は [dB] である. PSNR 値が大きいほど原画像との差違が少ないことを意味する. SSIM は画像間の構造の類似度が人間の画質劣化の知覚に

	表 1	PSNR 評価結果 $(p=0.30)$	
Table 1	Eval	uation results with PSNR $(p=0.30)$).

	figA	figB	figC	figD	means
Input	17.98	17.57	17.33	17.87	17.69
SVMed	24.73	27.36	26.71	28.71	26.88
FNMean	24.55	27.67	28.40	30.92	27.89
SNVMed	26.88	26.00	27.09	26.49	26.62
RNCMed	28.15	29.44	30.38	30.82	29.70
提案手法	28.38	29.69	31.40	31.35	30.20

表 2 PSNR 評価結果 (p=0.50) Table 2 Evaluation results with PSNR (p=0.50).

-		figA	figB	figC	figD	means
-	Input	15.79	15.36	15.15	15.63	15.48
	SVMed	21.78	22.53	22.31	23.57	22.55
	FNMean	23.82	26.61	27.27	29.83	26.88
	SNVMed	22.62	22.05	22.48	22.34	22.37
	RNCMed	26.24	27.78	28.21	29.33	27.89
	提案手法	27.11	28.50	29.98	30.34	28.98

表 3 PSNR 評価結果 (p=0.70)

Table 3 Evaluation results with PSNR (p=0.70).

-					
	figA	figB	figC	figD	means
Input	14.34	13.91	13.67	14.18	14.02
SVMed	18.81	18.92	18.67	19.46	18.96
FNMean	23.18	25.48	25.94	28.95	25.89
SNVMed	19.32	18.65	18.82	19.04	18.96
RNCMed	24.67	26.09	25.92	27.71	26.10
提案手法	25.70	27.04	27.99	29.08	27.45

表 4 PSNR 評価結果 (p=0.90)

Table 4 Evaluation results with PSNR (p=0.90).

	figA	figB	figC	figD	means
Input	13.20	12.78	12.55	13.07	12.90
SVMed	16.36	16.16	15.97	16.61	16.28
FNMean	22.59	24.37	24.84	28.03	24.96
SNVMed	16.67	16.06	16.09	16.47	16.32
RNCMed	23.09	24.19	23.86	26.22	24.34
提案手法	23.70	24.79	25.46	27.12	25.27

寄与するという仮説に基づいた評価指標であり、人間の主 観評価に近い結果を示すとされている. SSIM 値が1に近 いほど、原画像に近い画像であることを示す.

雑音発生確率 p = 0.30, 0.50, 0.70, 0.90 における PSNR 評価の結果を表 1,表 2,表 3,表 4 に示す.表内の Input は入力画像(雑音除去処理前の画像)であり,means は 各画像における評価値の平均値を手法ごとに示している. また,各画像において最も良い結果を示す手法の値を太 字,2番目に良い結果を示す手法の値を斜体で示している. 表 1~表 4 を見ると,p = 0.90 における figD の結果以外 はすべての画像において,提案手法が最も良い結果を示し

表 5 SSIM 評価結果 (p=0.30) Table 5 Evaluation results with SSIM (p=0.30).

	figA	figB	figC	figD	means
Input	0.421	0.340	0.382	0.265	0.352
SVMed	0.802	0.840	0.804	0.782	0.807
FNMed	0.738	0.854	0.742	0.659	0.748
SNVMed	0.815	0.745	0.771	0.638	0.742
RNCMed	0.830	0.888	0.856	0.748	0.831
提案手法	0.843	0.901	0.866	0.753	0.841

表 6 SSIM 評価結果 (p=0.50) **Table 6** Evaluation results with PSNR (p=0.50).

	figA	figB	figC	figD	means
Input	0.304	0.246	0.294	0.180	0.256
SVMed	0.606	0.591	0.563	0.501	0.565
FNMed	0.691	0.833	0.723	0.633	0.720
SNVMed	0.623	0.531	0.564	0.430	0.537
RNCMed	0.778	0.856	0.817	0.708	0.790
提案手法	0.807	0.869	0.824	0.709	0.802

表 7 SSIM 評価結果 (p=0.70)

Lable i	r	Evaluation	results	with	PSNR	(p=0.70)).

	figA	figB	figC	figD	means
Input	0.232	0.189	0.231	0.134	0.197
SVMed	0.416	0.383	0.401	0.294	0.374
FNMed	0.634	0.807	0.697	0.605	0.686
SNVMed	0.426	0.352	0.405	0.271	0.363
RNCMed	0.714	0.801	0.758	0.648	0.730
提案手法	0.749	0.820	0.760	0.652	0.745

表 8 SSIM 評価結果 (p=0.90) Table 8Evaluation results with PSNR (p=0.90).

	figA	figB	figC	figD	means
Input	0.181	0.149	0.183	0.103	0.154
SVMed	0.285	0.259	0.296	0.189	0.257
FNMed	0.574	0.775	0.663	0.575	0.646
SNVMed	0.282	0.229	0.284	0.170	0.242
RNCMed	0.626	0.659	0.631	0.521	0.609
提案手法	0.627	0.741	0.670	0.579	0.654

ている.各雑音発生確率ごとの平均値を見ても,提案手法 が最も良い結果を示している.次いで,ROAD 統計量を用 いた FNMean と RNCMed が良い結果である.

雑音発生確率 p = 0.30, 0.50, 0.70, 0.90 における SSIM 評 価の結果を表 5,表 6,表 7,表 8 に示す.表内の Input, means,太字,下線はPSNRの表と同じものを示している.

表5を見ると、figD以外の画像において、提案手法が最 も良い結果を示している.次いで,RNCMed が良い結果 である. figD においては, FNMean が最も良い結果を示し ており、次いで、提案手法が良い結果を示している.表 6, 表7を見ると、提案手法が最も良い結果を示している.





(d)

(c)





(e)



- 図 4 "figB"の画像に対する原画像と入力画像,実験結果 (p=0.50). (a) 原画像, (b) 劣化画像, (c) SVMed, (d) FNMean, (e) SNVMed, (f) RNCMed, (g) Prop
- Fig. 4 Original and input images, and experimental results for "figB" (p = 0.50). (a) Original image, (b) corrupted image, (c) SVMed, (d) FNMean, (e) SNVMed, (f) RNCMed, (g) Prop.

表7のfigB以外の画像においては,提案手法に次いで, RNCMed が良い結果である. 表 8 においては, figA の画 像では,提案手法と RNCMed が比較的良い結果を示して いる. figB, figC, figD においては, 提案手法と FNMean が比較的良い結果を示している.

4.2.2 主観評価

図4,図5,図6に各手法による雑音除去処理の出力画 像を示す.図 4~図 6 において, (a) は原画像, (b) は入力 画像, (c)~(g) は順番に, SVMed, FNMean, SNVMed, RNCMed,提案手法の出力画像である.出力画像はいずれ も,各出力結果の一部である.

図4を見ると、スイッチ型手法である SVMed と SNVMed は、雑音の取り残しが目立つ. SVMed は、テクスチャな どの線構造の近くにおいて特に雑音の取り残しが多く見 られることが分かる. RNVMed は、無彩色の雑音の取り 残しが多く見られることから,カラー画像のR,G,B成 分にセットで発生する雑音を除去できないことが分かる. FNMean, RNCMed, 提案手法は, 雑音除去性能が比較的 高いことが分かる. その中でも, FNMeans, RNCMed は 蝶の羽の線模様に色ずれが発生しているが、提案手法は原 画像に近い模様を示していることが分かる.

図5は、定量評価において、従来手法と提案手法の差



- 図 5 "figA"の画像に対する原画像と入力画像,実験結果 (p=0.70).
 (a) 原画像,(b) 劣化画像,(c) SVMed,(d) FNMean,(e) SNVMed,(f) RNCMed,(g) Prop
- Fig. 5 Original and input images, and experimental results for "figA" (p = 0.70). (a) Original image, (b) corrupted image, (c) SVMed, (d) FNMean, (e) SNVMed, (f) RNCMed, (g) Prop.



- 図 6 "figD"の画像に対する原画像と入力画像,実験結果 (p=0.90). (a) 原画像,(b) 劣化画像,(c) SVMed,(d) FNMean,(e) SNVMed,(f) RNCMed,(g) Prop
- Fig. 6 Original and input images, and experimental results for "figD" (p = 0.90). (a) Original image, (b) corrupted image, (c) SVMed, (d) FNMean, (e) SNVMed, (f) RNCMed, (g) Prop.

が特に顕著な画像である.この画像において,FNMean, RNCMed,提案手法を比較すると,雑音除去性能は同等で あることが分かる.一方,布のテクスチャや目鼻の輪郭に 注目すると、FNMeanは、平滑化によってテクスチャや輪 郭ががぼけてしまっている. RNCMed は、本来、白と黒 からなる布のテクスチャ内に、色ずれが視認できる. 提案 手法は、多少のテクスチャの崩れは見られるものの、原画 像に最も近い画像を示しており、構造保存性能が比較的高 いことを確認できる.

図 6 において, FNMean, RNCMed, 提案手法を比較 すると, FNMeans が最も雑音除去性能が高いことが分か る. RNCMed と提案手法は, 肌などの平坦部において, 小振幅の雑音が取り残されていることが分かる. 加えて, RNCMed は, 瞼や帽子のふちに色ずれが発生している. 構 造保存性能については, 帽子の飾りに注目すると, FNMean は構造が崩れているのに対し, RNCMed と提案手法は比 較的, 原画像の構造を保存している.

5. 結論

本論文では、カラー画像に発生したランダム値インパル ス雑音の除去と原信号の構造の保存を目的に、RNMed を カラー拡張した手法を提案した.提案手法では、雑音の重 み付け処理、類似度の計算、出力値の計算の処理ごとに異 なるカラー拡張を適切に施すことで、雑音の取り残しの少 なく、原信号の構造保存性に優れた雑音除去を実現した.

また、実験を通して、提案手法の雑音除去性能と構造保存性能を定量的かつ定性的に評価した.その結果、提案手法は高発生確率のインパルス性除去に効果的な手法であることが確認できた.figDの画像においては、他の画像と比べて、FNMeanと提案手法の定量評価はほぼ同等の結果を示した.これについて、主観評価結果を見ると、FNMeanは、平坦部における雑音除去性能において、提案手法よりも優れていることを確認できた.一方、提案手法は、線などのテクスチャや輪郭の構造保存性能において、FNMeanよりも優れていることを確認できた.figDの画像は、他の画像と比べて線構造の少ない画像であることから、提案手法よりもFNMeanの優位性が活かされた結果、定量評価にて他の画像との差が生まれたと考える.このことから、提案手法は、テクスチャや輪郭の多い画像においてより優位性を顕著に示す手法であるといえる.

提案手法は RNMed のカラー拡張であるため,パラメー タが多い,処理の複雑さによって時間計算量と空間計算量 が大きくなりやすい,という,RNMed における課題を引 き継いでいる.今後の課題と展望として,パラメータ決定 法の確立および,処理の最適化と簡略化を実現し,ハード ウェアへの実装があげられる.

参考文献

 Tukey, J.W.: Nonlinear (nonsuperposable) methods for smoothing data, *Congr. Rec.*, Vol.EASCON, p.673 (1974).

- [2] Jacquin, A., Okada, H. and Crouch, P.: Contentadaptive postfiltering for very low bit rate video, *Proc. Data Compression Conf.*, pp.111–120, IEEE (1997).
- [3] Tomasi, C. and Manduchi, R.: Bilateral filtering for gray and color images, *Proc. IEEE Int. Conf. Comput. Vis.*, Vol.98, No.1, pp.839–846 (1998).
- [4] Takeda, H., Farsiu, S. and Milanfar, P.: Kernel regression for image processing and reconstruction, *IEEE Trans. Image Process.*, Vol.16, No.2, pp.349–366 (online), DOI: 10.1109/TIP.2006.888330 (2007).
- [5] Sun, T. and Neuvo, Y.: Detail-preserving median based filters in image processing, *Pattern Recognit. Lett.*, Vol.15, No.4, pp.341–347 (online), DOI: 10.1016/0167-8655(94)90082-5 (1994).
- [6] Buades, A., Coll, B. and Morel, J.M.: A non-local algorithm for image denoising, *Proc. 2005 IEEE Comput. Soc. Conf. Comput. Vis. Pattern Recognition, CVPR* 2005, Vol.II, pp.60–65, IEEE Computer Society (online), DOI: 10.1109/CVPR.2005.38 (2005).
- [7] Heidarzadeh, A. and Avanaki, A.N.: An enhanced nonlocal-means algorithm for image denoising, *Proc.* 2007 9th Int. Symp. Signal Process. Its Appl. ISSPA 2007, pp.1–4, IEEE (online), DOI: 10.1109/ISSPA. 2007.4555487 (2007).
- [8] Matsui, S., Okabe, T., Shimano, M. and Sato, Y.: Image enhancement of low-light scenes with near-infrared flash images, *IPSJ Trans. Comput. Vis. Appl.*, Vol.2, pp.215– 223 (online), DOI: 10.2197/ipsjtcva.2.215 (2010).
- [9] Orchard, J., Ebrahimi, M. and Wong, A.: Efficient nonlocal-means denoising using the SVD, *Proc. Int. Conf. Image Process. ICIP*, pp.1732–1735, IEEE (online), DOI: 10.1109/ICIP.2008.4712109 (2008).
- [10] Tasdizen, T.: Principal neighborhood dictionaries for nonlocal means image denoising, *IEEE Trans. Image Process.*, Vol.18, No.12, pp.2649–2660 (online), DOI: 10.1109/TIP.2009.2028259 (2009).
- [11] Chaudhury, K.N. and Singer, A.: Non-local euclidean medians, *IEEE Signal Process. Lett.*, Vol.19, No.11, pp.745–748 (online), DOI: 10.1109/LSP.2012.2217329 (2012).
- [12] Wu, J. and Tang, C.: Random-valued impulse noise removal using fuzzy weighted non-local means, *Signal, Image Video Process.*, Vol.8, No.2, pp.349–355 (online), DOI: 10.1007/s11760-012-0297-1 (2014).
- [13] Matsuoka, J., Koga, T., Suetake, N. and Uchino, E.: Switching non-local median filter, *Opt. Rev.*, Vol.22, No.3, pp.448–458 (2015).
- [14] Matsuoka, J., Koga, T., Suetake, N. and Uchino, E.: Robust non-local median filter, *Opt. Rev.*, Vol.24, No.2, pp.87–96 (2017).
- [15] Astola, J., Haavisto, P. and Neuvo, Y.: Vector Median Filters, *Proc. IEEE*, Vol.78, No.4, pp.678–689 (online), DOI: 10.1109/5.54807 (1990).
- [16] Celebi, M.E. and Aslandogan, Y.A.: Robust switching vector median filter for impulsive noise removal, *J. Elec*tron. Imaging, Vol.17, No.4, p.043006 (online), DOI: 10.1117/1.2991415 (2008).
- [17] Matsuoka, J., Koga, T., Suetake, N. and Uchino, E.: Switching non-local vector median filter, *Opt. Rev.*, Vol.23, No.2, pp.195–207 (online), DOI: 10.1007/s10043-016-0184-z (2016).
- [18] Garnett, R., Huegerich, T., Chui, C. and He, W.: A universal noise removal algorithm with an impulse detector, *IEEE Trans. Image Process.*, Vol.14, No.11, pp.1747– 1754 (online), DOI: 10.1109/TIP.2005.857261 (2005).

- [19] 田口 亮:カラー画像・映像の復元・強調に関する研究 の現状,信学論(A), Vol.3, No.2, pp.2-54-2-64 (2009).
- [20] Wang, Z., Bovik, A.C., Sheikh, H.R. and Simoncelli, E.P.: Image quality assessment: From error visibility to structural similarity, *IEEE Trans. Image Process.*, Vol.13, No.4, pp.600–612 (online), DOI: 10.1109/TIP. 2003.819861 (2004).



松岡 丈平 (正会員)

2012年山口大学大学院理工学研究科 博士前期課程修了.2012年日立アド バンストデジタル入社.2017年山口 大学大学院理工学研究科博士後期課程 修了.2016~2017年日本学術振興会 特別研究員.現在,東京工科大学コン

ピュータサイエンス学部助教. 博士 (理学). デジタル画像 処理, 画像認識, 資格情報処理に関する研究に従事. IEEE Computational Intelligence Society Japan Chapter Young Researcher Award 2010. 電子情報通信学会会員.