

# 遺伝的アルゴリズムによる輝度勾配情報を考慮した 荷重メジアンフィルタの設計

鈴木 達也<sup>1</sup> 花田 良子<sup>2,a)</sup> 棟安 実治<sup>2</sup>

受付日 2013年1月30日, 再受付日 2013年3月30日,  
採録日 2013年4月16日

**概要:** インパルス性雑音によって劣化した自然画像を復元する有効な非線形フィルタとして荷重メジアンフィルタがある. 荷重メジアンフィルタの復元性能を向上させるには, 画像の局所的なパターンの特徴に適したフィルタ窓の形状・荷重を推定する必要がある. 輝度値が類似した画素の集合を得る窓形状を用いることで劣化画素が高い精度で復元され, さらに, 適した荷重を用いることで微細なエッジ保存を実現することが可能であるためである. 自然画像内には様々な方向持つエッジが複数含まれているため, それらに対応してフィルタを設計することでより精度の高い復元が実現できると考えられる. 本論文では自然画像を対象として, 種々の方向の微細なエッジの保存を考慮した荷重メジアンフィルタの設計手法を提案する. 輝度勾配情報により画像を一様な方向を持った領域に分割し, それぞれの方向に沿ったフィルタを設計, 適用することで, 他手法と比較して, 高い復元精度の処理結果が得られることを示す.

**キーワード:** 遺伝的アルゴリズム, インパルス性雑音, 荷重メジアンフィルタ, 輝度勾配

## Design of Weighted Median Filters Considering Intensity Gradient Using Genetic Algorithm

TATSUYA SUZUKI<sup>1</sup> YOSHIKO HANADA<sup>2,a)</sup> MITSUJI MUNEYASU<sup>2</sup>

Received: January 30, 2013, Revised: March 30, 2013,  
Accepted: April 16, 2013

**Abstract:** Weighted median filter (WMF) is one of effective nonlinear filters for the impulse noise removal. To improve the processing performance of WMF, both a suitable window shape and appropriate weights of the filter to the local pattern observed in images should be selected. This is because an estimated value of corrupted pixel has high accuracy since the window shape along the edge of a uniform direction includes many pixels that have similar values. In addition, appropriate weights can preserve tiny edges. Most natural pictures or images include many edges of different directions. In this paper, a new design method of WMFs considering the edges of various directions for the natural corrupted images is proposed. Here the input image is divided into several domain according to the intensity gradient and a suitable WMF is designed in each domain. Through experiments our method is shown to outperform conventional promising filters.

**Keywords:** genetic algorithm, impulse noise, weighted median filter, intensity gradient

### 1. はじめに

画像を取得する際, 入力装置中の回路や増幅器で発生する雑音あるいは入射光の量子雑音などによって画像が劣化する場合がある. このような劣化した画像から雑音を除去することによって, 画像を復元することは画像処理における重要な課題の1つである. また, 復元の際には, 画像の

<sup>1</sup> 関西大学大学院理工学研究科  
Graduate School of Science and Engineering, Kansai University, Suita, Osaka 564-8680, Japan

<sup>2</sup> 関西大学システム理工学部  
Faculty of Engineering Science, Kansai University, Suita, Osaka 564-8680, Japan

a) hanada@kansai-u.ac.jp

重要な特徴であるエッジや微細な変化を損なうことなく保存することが重要である。雑音の中でも画像内に白・黒のようなごま塩模様が入る雑音をインパルス性雑音といい、画質を著しく低下させるものとして知られている。インパルス性雑音による劣化画像の代表的な復元方法としてメジアンフィルタ [1] がある。メジアンフィルタはエッジを保存しつつインパルス性雑音を除去することができるが、一方でエッジずれが生じたり、細かな信号情報や微細なエッジなどを劣化させたりするという欠点がある。このメジアンフィルタを拡張したフィルタとして、荷重メジアンフィルタ [2] がある。荷重メジアンフィルタはメジアンフィルタに荷重を導入したフィルタであり、フィルタ窓内の信号それぞれに荷重を割り当て、重要性の高い信号の荷重を大きくし、選択される可能性を高めることにより、画像の細部を保存しつつ、劣化部分の復元を実現している。また、その考え方を発展させて、処理点が雑音/非雑音かによって処理を分離し、局所的な特徴に応じて切り替えることでエッジの細部の保存性を実現するスイッチングタイプのフィルタ [3], [4], [5], [6], [7] なども開発され、成果をあげている。これらの多くは自然画像を対象として、画像の特徴にかかわらず、一般にフィルタ窓として正方窓を採用している。

荷重メジアンフィルタにおいては輝度値が類似する画素の集合を得る窓形状を用いることで輝度値が大きく異なる画素、すなわち雑音がメジアン処理で出力される可能性が低くなる。さらに、適した荷重を用いることで微細なエッジ保存を実現するため、画像に対して適切な窓形状と荷重を選定することは重要な課題である。とくにテクスチャのように、ある一定の局所的に相関の高い画素値の並び（パターン）が画像全体を通して多く観測される画像においては、そのパターンに沿った窓形状、荷重を用いることで高い精度の復元が実現できる。これまでに、荷重メジアンフィルタ設計を最適化問題に定式化し、パターンにあった処理精度の高いフィルタを推定する手法が提案されている [8]。この手法では実用性の観点から劣化画像から直接、適したフィルタを推定することを目的とし、非劣化画素の信号保存性能と劣化画素の雑音除去・復元を考慮した目的関数を用いて、遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm: GA) [9] によりフィルタを最適化している。しかし、この手法は一樣な微細パターンを多く含むテクスチャにおいてのみ有効であり、自然画像を対象とすると、テクスチャ画像とは異なり、画像内に様々な方向性を持つエッジなどの特徴が複数含まれているため、1つのフィルタを一樣に適用するよりも、各特徴に沿ったフィルタを複数用意すればより良好な処理結果が得られると考えられる。本論文では、画像の局所的な特徴の中でも重要な特徴である輝度勾配に着目し、様々な方向のエッジに対応したフィルタを設計する。エッジ検出にはインパルス性雑音に対してロバストに勾配

強度・方向を推定することが可能な RCMG-Median-Mean 推定器 [10] を採用する。そして、推定した勾配情報を用いて画像を領域分割し、各領域に対して輝度勾配を考慮した荷重メジアンフィルタを設計する。本手法を代表的なインパルス性雑音の除去手法と比較し、その有効性を示す。また、本手法の適用指針について議論する。

本論文の以降の構成は次のとおりである。2章で荷重メジアンフィルタとインパルス性雑音モデルの定義を示し、3章、4章において、GA による輝度勾配情報に基づく荷重メジアンフィルタの設計手法、および劣化画像から直接、適切なフィルタを設計するための目的関数について説明する。5章で提案する手法の有効性を示し、6章で結論および今後の展望について述べる。

## 2. 荷重メジアンフィルタと雑音モデル

簡単のために、1次元の荷重メジアンフィルタについて説明する [2]。入力ベクトルを  $\mathbf{X} = \{X_1, \dots, X_{2N+1}\}$  と考え、荷重ベクトルを正の整数を要素とする  $\mathbf{W} = \{W_1, \dots, W_{2N+1}\}$  とする。荷重メジアンフィルタの出力を  $Y$  とすると、 $Y$  は以下のように与えられる。式中、 $\diamond$  は信号  $X_i$  を  $W_i$  個多重させる操作を示し、 $MED$  は要素の中から中央値をとる操作を示している。

$$Y = MED\{W_1 \diamond X_1, W_2 \diamond X_2, \dots, W_{2N+1} \diamond X_{2N+1}\} \\ = MED\{\underbrace{X_1, \dots, X_1}_{W_1}, \underbrace{X_2, \dots, X_2}_{W_2}, \dots, \underbrace{X_{2N+1}, \dots, X_{2N+1}}_{W_{2N+1}}\} \quad (1)$$

重要性の高い信号の荷重を大きくすることによってその信号が多数多重され、メジアン演算によって出力値として選択される可能性が高くなる。あるいは、その信号に近い値を持つ信号が出力されることとなる [1]。

本論文では 256 階調のグレースケールの自然画像を対象とし、インパルス性雑音のみの影響を受けた劣化画像  $x(i, j)$  の復元について考える。インパルス性雑音は一般にノイズのある伝搬路におけるビット誤りを模擬したものとして知られており、種々のモデルが定義されている [11]。ここでは多く取り扱われている、以下のランダム値のインパルス性雑音の発生モデルを用いる。 $p$  は雑音付加率、 $x_o(i, j)$  は原画像の画素値（輝度値）、 $\xi(i, j)$  は一様分布を持つ正数のランダム雑音であり、確率  $p$  で画素の輝度値を  $[0, 255]$  の範囲のランダムな輝度値と置き換える。

$$x(i, j) = \begin{cases} \xi(i, j), & \text{prob. } p \\ x_o(i, j), & \text{prob. } 1 - p \end{cases} \quad (2)$$

## 3. 劣化画像のみを用いた荷重メジアンフィルタの設計

荷重メジアンフィルタの復元性能を向上させるには、輝

度値が類似した画素の集合を得る窓形状、および雑音付加の程度に適した荷重を推定する必要がある。とくにテクスチャのように、ある一定の局所的に相関の高い画素値の並び（パターン）が画像全体を通して多く観測される画像においては、そのパターンに沿った窓形状を用いることで高い精度の復元が実現できる。これまでに、荷重メジアンフィルタ設計を最適化問題に定式化し、パターンにあった窓形状および荷重を劣化画像から直接推定する手法が提案されている [8]。なお、一様な微細パターンを多く含むテクスチャ画像を対象としているため、自然画像に適用する場合には、その画像を一様性を持つ領域に分け、それぞれに対して個々に推定すればよい。

### 3.1 フィルタ設計のための目的関数

スイッチングタイプのフィルタと異なり、劣化/非劣化の画素によらず処理を画像全体に適用するため非劣化画素の信号保存性能と劣化画素の雑音除去・復元を考慮する必要がある。そのため、劣化・非劣化画素の集合に対して、それぞれ雑音除去性能、信号保存性能を向上させる部分的な指標からなる目的関数を用いることにより、両者を考慮したフィルタを設計する。劣化画像のどの画素に雑音が重畳しているかは既知でないため、各々の画素で雑音かどうか判断する必要がある。ここでは雑音の判断基準として雑音画素と非雑音画素の値が近いランダム値インパルス性雑音に対して有効であると報告されている ROLD (rank-ordered logarithmic differences) 統計量 [12] を採用している。

#### 3.1.1 劣化・非劣化画素の推定

処理点を  $x = (x_1, x_2)$  とし、 $x$  を中心とする周囲の点を  $\Omega_B(x) = \{x + (i, j) : -B/2 \leq i, j \leq B/2\}$  とする。そのとき周囲の画素数は  $(B+1)^2$  となる。 $\Omega_B$  内の処理点とその他の画素値をそれぞれ  $u_x, u_y$  とし、処理点の画素値と周囲の画素値との差分絶対値に対数を適用し、とりうる範囲を  $[0, 1]$  に保つために縮小および線形変換を用いた次の  $d_{x,y}$  を求める。

$$d_{x,y} = \{1 + \max\{\log_a |(u_x - u_y)/255|, -b\}/b\} \times 255 \quad (3)$$

ROLD 統計量では対数を用いて雑音画素の値と非雑音画素の値の差を広げることで、その差を明確にしている。式 (3) において、 $a, b$  は正の整数であり、 $a$  は対数関数の底を、 $b$  は打ち切り位置を決定している。ここでは原論文に従い、 $a=2, b=5$  とする。ROLD 統計量は  $d_{x,y}$  を昇順に並べ替え、小さい方から  $n$  個の  $d_{x,y}$  の和で求められる。ここでは、式 (4) のように  $n$  個の平均としている。式中、 $r_i(x)$  は  $i$  番目に小さい  $d_{x,y}$  である。

$$ROLD_n(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n r_i(x) \quad (4)$$

荷重メジアンフィルタの評価においては、上記の ROLD 統計量を  $\Omega_B(x) = \{x + (i, j) : -B/2 \leq i, j \leq B/2\}$  で荷重  $W(x + (i, j)) > 0$  の点、すなわち窓内の点の画素値のみを用いて  $d_{x,y}$  を求める。閾値  $Th$  を定め、各画素  $x$  について  $ROLD_n(x)$  を算出し、閾値未満の場合は非雑音、閾値以上の場合を雑音と判断する。なお、 $Th$  の設定については雑音の重畳が少ない場合は高い値、多い場合は低い値が適している傾向にある。

#### 3.1.2 雑音除去性能・信号保存性能を考慮した目的関数

信号保存性能については、雑音の影響を受けていない非劣化画素は原信号値を保持しているため、それに対応する荷重変化後の処理画像の画素間の平均二乗誤差 (Mean Square Error: MSE) などを用いて評価できる。一方で、影響を受けた劣化画素については、何らかの推定画素値との誤差を用いて評価すればよい。

サイズ  $M_1 \times M_2$  の画像の各画素  $(i, j)$  において、ROLD 値が小さく雑音でないと判定した場合、次の  $f_1$  を適用する。

$$f_1(i, j) = \begin{cases} |z(i, j) - y(i, j)|^2, & ROLD_n(i, j) < Th \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad 0 \leq i \leq M_1 - 1, 0 \leq j \leq M_2 - 1 \quad (5)$$

$z(i, j)$  は雑音ではないと判断した部分の画素値であり、 $y(i, j)$  は画素  $(i, j)$  に荷重メジアンフィルタを適用したときの  $(i, j)$  の画素値である。

ROLD 値が大きく雑音であると判定した画素では次の  $f_2$  を適用する。

$$f_2(i, j) = \begin{cases} |m(i, j) - y(i, j)|^2, & ROLD_n(i, j) \geq Th \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad 0 \leq i \leq M_1 - 1, 0 \leq j \leq M_2 - 1 \quad (6)$$

$m(i, j)$  は  $ROLD_n(x) \geq Th$  で雑音と判断した画素を処理点とした窓内の画素集合の中央値を示す。 $f_1$  は原信号の保存性能を考慮する関数となり、 $f_1$  のみを最適化した場合、処理点のみがフィルタの他の要素と比較して高い荷重を持ったフィルタが設計される。一方、 $f_2$  のみを最適化するとフィルタのすべての要素が均等な荷重を持つ平板なフィルタが得られる。 $f_2$  は画像を平滑化する、つまり、雑音の除去性能を考慮する関数となる。 $f_1, f_2$  いずれも総和が小さい値ほど荷重メジアンフィルタの処理結果が原画像に近くなるため、目的関数  $F$  を以下のように定める。

$$F = w_1 \sum_{i=0}^{M_1-1} \sum_{j=0}^{M_2-1} f_1(i, j) + w_2 \sum_{i=0}^{M_1-1} \sum_{j=0}^{M_2-1} f_2(i, j) \quad (7)$$

式 (7) を目的関数とし、最小化することで最適な窓形状および荷重を推定する。ここでは、ROLD 統計量の閾値  $Th$  を用いてインパルス性雑音の発生率に対応したフィルタ設計を実現する。その  $Th$  の設定のもとで、重み  $w_1, w_2$  は画像の細部の保存性能と雑音除去性能のどちらを重視す

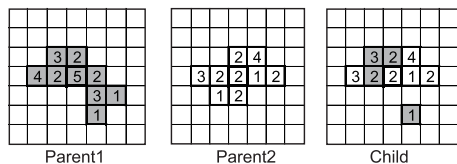


図 1 交叉の例

Fig. 1 Example of crossover.

るかという、設計者の意図を反映する設計パラメータである。本論文では  $w_1=w_2=1$  に固定している。

### 3.2 GA の適用

#### 3.2.1 初期個体生成

GA における解（個体）は荷重の情報を持つ窓形状であり、処理点を中心とした形状を有すると考えられる。したがって、初期個体はランダム性を保持しつつも処理点を中心として生成されることが望ましい。また、探索の効率化の観点から、解表現を固定長にすることで探索空間の複雑化を回避する。そのため、固定の窓サイズ（窓の要素数） $N$  のもとで窓形状の最適化を行う。初期個体の生成については、まず中心となる処理点を与え、その処理点を中心に  $N-1$  要素追加していく。荷重については、その最大値を  $W_{max}$  とすると、各窓要素に対して  $[1, W_{max}]$  の範囲で荷重をランダムに与え、それ以外は 0 とする。要素を追加する過程において、窓要素の 8 近傍から追加点を選択することで、初期形状において不連続な要素が生じないようにする。なお、フィルタは  $B \times B$  の枠内 ( $B$  は縦横の最大サイズ) で設計する。

#### 3.2.2 遺伝的オペレータ

選択、交叉および突然変異に代表される遺伝的操作の中で、各個体を持つ情報を交換する交叉は GA の主探索オペレータであり、その設計が GA の解探索性能の鍵となる。GA が効率良く解空間を探索するにあたり、交叉では親の良好な形質（部分解）をうまく子に継承させる必要がある。まず、選んだ親  $p_1, p_2$  について、 $p_1$  からランダムに処理点以外の  $N/2$  点 ( $N$  は窓サイズ) を選ぶ。そして、 $p_2$  から同様に  $p_1$  で選んだ点とは異なる  $N/2$  点を選び、生成された窓形状を子個体とする。中心の処理点は  $1/2$  の確率で  $p_1$  あるいは  $p_2$  の荷重を採用する。図 1 に  $N=9$  のときの交叉の例を示す。グレーで示す親  $p_1$  の要素、白で示す親  $p_2$  の要素がそれぞれ半分ずつ、子個体に受け継がれる。

一般に GA では 1 回の交叉の適用で生成される子個体は複数であるが、本手法は 1 回の交叉で親 2 個体から 1 個体だけ生成されるため、交叉を親個体の各ペアに複数回適用することで、複数の子個体を生成する。なお、図 1 の例のように、交叉により分離した点が発生する場合があるが、フィルタとしては実行可能解である。初期点では探索の効率化のため、処理点を中心とした連続形状としたが、解探

索の自由度を高めるため分離点の連結などの修正は行わない。

突然変異については、生成された子個体に対してランダムに選んだ 1 点を窓の近傍点にランダムに移動させ、荷重については  $[1, W_{max}]$  の範囲のランダムな値に置き換える。

#### 3.2.3 世代交代モデル

本研究では ER (elitist recombination) [13] において、子個体を複数個 ( $N_{cross}$  個) 生成するようにし、親 2 個体、子  $N_{cross}$  個体からなる家族から最良 2 個体を選択する以下の世代交代モデルを用いる。

#### 【Elitist Recombination】

##### Step 0 /初期個体生成/

初期母集団を形成する複数の個体（窓形状または荷重）をランダムに生成し初期の窓形状（荷重）での評価を計算する。これを現世代の母集団  $P(0)$  とする。世代  $t=0$ 。

##### Step 1 /複製選択/

子個体の生成のために、現世代の母集団  $P(t)$  から親となる個体を選択し、親集団  $P'(t)$  へコピーする。

##### Step 2 /子個体生成/

親集団  $P'(t)$  を形成する個体（窓形状または荷重）に対し、交叉・突然変異を適用して子集団  $C(t)$  を生成し、評価する。

##### Step 3 /生存選択/

現世代の母集団  $P(t)$  と子集団  $C(t)$  より、評価値をもとに次世代に生存する個体を選択し、次世代の母集団  $P(t+1)$  へコピーする。

##### Step 4 /終了条件の判断/

終了条件を満たしたならば、終了。そうでなければ、次世代の集団  $P(t+1)$  を現世代の集団、 $t = t+1$  として、Step 1 へ戻る。

## 4. 自然画像における輝度勾配情報を考慮した荷重メジアンフィルタの設計

### 4.1 設計指針と手順

本研究では 3 章で述べた手法を応用し、自然画像における荷重メジアンフィルタの設計を考える。一般に自然画像は人物画像や風景画像などがほとんどであり、局所的に見ると、背景のような輝度値の濃淡が平坦な領域と、ある特定の方向に急激な輝度値変化を有するエッジの領域となる。輝度値変化の方向性が見られない平坦領域についてはフィルタ形状が処理結果に与える影響は少なく、正方窓のように一般的な窓形状でも十分な復元精度が得られる場合が多い。一方でエッジ上の画素の復元精度は適用する窓形状に強く依存し、そのエッジの方向に沿った窓形状を適用することが好ましい。自然画像内には様々な方向を持つエッジが複数含まれているため、画像全体に一樣なフィルタを設計するのではなく、種々の方向の微細なエッジに対

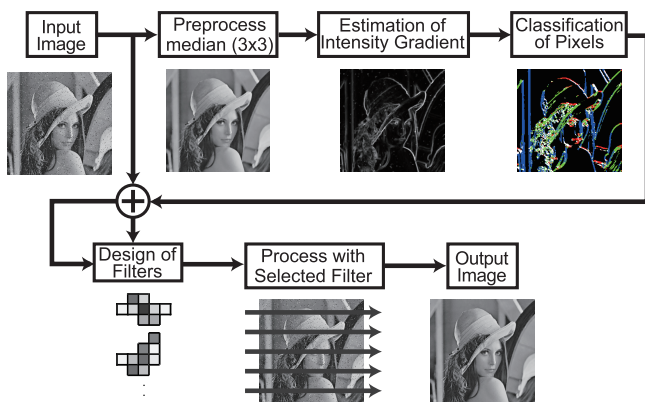


図 2 提案手法の処理手順  
Fig. 2 Flow of proposed method.

応してフィルタを設計することでより精度の高い復元が実現できると考えられる．ここでは，入力画像に対してエッジを抽出し，画素を種々の方向のエッジあるいは平坦領域に分類し，それぞれに属する画素集合に対して，適した荷重メジアンフィルタの形状および荷重を推定する．各画素がどの方向性を持ったエッジ上にあるか，あるいは平坦領域にあるかは，その位置での輝度勾配で推定することができる．図 2 に本手法の処理の流れを示し，以降で各処理について説明する．

#### 4.2 劣化画像における輝度勾配推定と前処理

エッジは輝度の濃淡が急に変化している箇所であり，各画素についてその隣接画素との輝度勾配値（画素値の差分値）によって特徴づけられる．しかし，本論文における処理対象画像はインパルス性雑音によって劣化した画像であり，雑音画素においてもその勾配が大きくなり，エッジ推定に悪影響を与える．そこで，提案手法ではインパルス性雑音のような大振幅の雑音に対してロバストに勾配強度および勾配方向を推定することができる RCMG-Median-Mean を採用する [10]．RCMG-Median-Mean は，勾配を生成するハイパスフィルタの役割である RCMG (Robust Color Morphological Gradient) 演算 [14] と雑音を低減させるローパスフィルタの役割であるメジアン演算 (Median) 用い，それぞれのフィルタを異なる順序で水平・垂直方向に直交に適用したときの結果を平均値演算 (Mean) によって集約することにより，推定精度を向上させている．RCMG 演算を水平に，メジアン演算を垂直に適用することで水平方向の輝度勾配  $g_x$  が，メジアン演算を水平，RCMG 演算を垂直に適用することで垂直方向の勾配  $g_y$  が得られる．

RCMG-Median-Mean を適用するにあたり，必要とされるパラメータは RCMG 演算におけるトリム処理のサイズ  $s$  および窓形状である．ここでは，原論文 [14] に従い  $s=1$  とし，窓形状には多く用いられている，勾配の局所化と雑音の低減の間で良い妥協点を与える  $5 \times 5$  の正方窓 [10] を採用する．予備実験より，同窓形状の Sobel フィルタ [15]

など他手法と比較してエッジ検出性能が高いことが分かっている．なお，RCMG-Median-Mean はインパルス性雑音の影響を受けにくい手法ではあるが，高い雑音付加率のもとでは雑音の影響は無視できない．そのため前処理として，メジアンフィルタによる簡易な雑音低減処理を行っている．これについては次節で述べる．

#### 4.3 輝度勾配による画素の分類

勾配の強度および方向から，画素を平坦領域および種々の方向のエッジ領域に分類する．RCMG-Median-Mean を用いて求められた各画素  $(i, j)$  における水平方向，垂直方向の輝度勾配をそれぞれ  $g_x(i, j)$ ,  $g_y(i, j)$  とすると，勾配強度  $|g(i, j)|$  および勾配方向  $g_\theta(i, j)$  はそれぞれ次のように求められる． $g_\theta$  は垂直下方軸を 0 とし， $[0, \pi)$  の範囲の値をとる．

$$|g(i, j)| = \sqrt{g_x(i, j)^2 + g_y(i, j)^2} \quad (8)$$

$$g_\theta(i, j) = \tan^{-1}\left(\frac{g_y(i, j)}{g_x(i, j)}\right) + \frac{\pi}{2}, \quad (9)$$

$$-\frac{\pi}{2} \leq \tan^{-1}\left(\frac{g_y(i, j)}{g_x(i, j)}\right) < \frac{\pi}{2}$$

勾配強度が閾値  $d$  未満の場合は平坦部分，閾値以上の場合はエッジと判断する．フィルタの窓形状はエッジの方向に沿ったものが望ましいと考えられるため，本研究では様々な方向に沿ったフィルタを個々の方向に対して設計する．そこで，エッジ領域と判別された画素  $(i, j)$  を勾配方向  $g_\theta(i, j)$  によってさらに  $C$  個のパターンのいずれかに分類し，各画素がどの領域に分類されているかを示す領域分割画像  $L$  を次のように得る．

$$L(i, j) = \begin{cases} 0, & |g(i, j)| < d \\ \lfloor \frac{g_\theta(i, j)}{\Delta} + 0.5 \rfloor + 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

$$0 \leq i \leq M_1 - 1, 0 \leq j \leq M_2 - 1$$

ここで， $\lfloor \cdot \rfloor$  は括弧内の数値を超えない最大整数を与える記号である．また  $\Delta$  は量子化ステップであり， $\Delta = \pi/C$  とする． $L(i, j) > C$  となった場合は  $L(i, j) = 1$  とする．

図 3 に， $C=4$  (5 領域に分割) としたときの，雑音の影響を受けていない原画像，および雑音付加率  $p=0.05, 0.2$  の劣化画像から得られる領域分割画像の例を示す．劣化画像については，あらかじめ簡易な雑音除去を行う前処理を適用しない結果と適用した結果も示している．なお，平坦領域とエッジ領域を判別するための勾配強度の閾値  $d$  を 10 としている．また，表 1 に原画像で得られた領域分割画像を理想の結果としたときの失敗率（理想結果と異なる分類を示す画素の割合）を，8 例題（雑音付加率  $p=0.05, 0.1, 0.15, 0.2$ ）を用いて比較する．これらの画像については 5 章で示している．表中 “degraded” は劣化画像から直接得た領域分割画像の失敗率，“preprocessed” は前処理と

表 1 領域分割画像の精度 (%Error)  
Table 1 Accuracy of classified images (%Error).

Instance	Method	Noise Rate				Instance	Method	Noise Rate			
		p=0.05	p=0.1	p=0.15	p=0.2			p=0.05	p=0.1	p=0.15	p=0.2
Airplane	degraded	<b>9.54</b>	23.31	39.62	53.22	Cameraman	degraded	<b>9.51</b>	23.90	41.33	55.99
	preprocessed	10.07	<b>11.77</b>	<b>13.47</b>	<b>16.18</b>		preprocessed	10.42	<b>11.41</b>	<b>12.88</b>	<b>14.85</b>
Barbara	degraded	<b>12.85</b>	25.88	39.53	50.90	Girl	degraded	9.64	24.21	41.38	57.49
	preprocessed	23.90	<b>25.60</b>	<b>28.36</b>	<b>31.31</b>		preprocessed	<b>9.43</b>	<b>10.85</b>	<b>12.83</b>	<b>15.27</b>
Boat	degraded	<b>8.94</b>	22.51	40.50	55.97	Lena	degraded	8.74	22.74	40.34	55.08
	preprocessed	9.71	<b>10.89</b>	<b>12.40</b>	<b>14.06</b>		preprocessed	<b>8.43</b>	<b>9.70</b>	<b>11.41</b>	<b>13.48</b>
Bridge	degraded	<b>15.34</b>	<b>27.95</b>	37.84	46.17	Lighthouse	degraded	<b>9.88</b>	23.32	39.03	52.60
	preprocessed	30.30	32.44	<b>35.01</b>	<b>38.21</b>		preprocessed	15.50	<b>16.88</b>	<b>18.46</b>	<b>20.53</b>

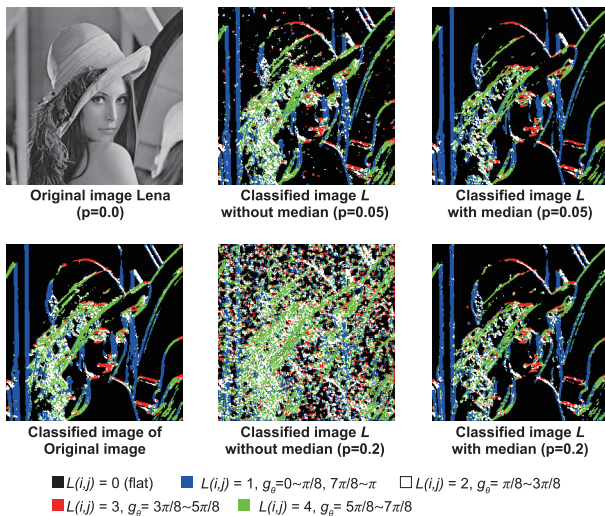


図 3 領域分割画像の例 (Lena, 原画像, 雑音付加率  $p=0.05, 0.2$ )  
Fig. 3 Examples of classified image (Lena, original image,  $p=0.05$  or  $0.2$ ).

してメジアンフィルタを適用した画像から得た領域分割画像の失敗率を示す。

表 1 より, 多くの例題で雑音付加率が高くなると, 前処理をすることで非劣化画像の出力に近い分割画像が得られることが分かる. とくに雑音付加率が高い例でその効果は顕著となる. また, 図 3 に示す一例題からも, 前処理することにより, 原画像からの領域分割画像により近い鮮明な領域分割画像が得られていることが視覚的にも確認できる. ただし, 雑音付加が小さい場合や木の枝や葉など細かな信号を多く含む Bridge (5 章参照) など, 前処理が効果的に働かない例題もあるため, ある程度の使い分けは必要であると考えられる.

#### 4.4 各領域での設計

領域  $L(i, j) = k$  ( $k = 0, \dots, C$ ) について, それぞれ荷重メジアンフィルタを設計する. 目的関数は 3.1.2 項で示した式 (7) について,  $L(i, j) = k$  に属する画素のみで原信号の保存性の項  $f_1$ , 平滑化の項  $f_2$  を計算する. ただし,  $f_1, f_2$  では各画素でフィルタ処理を行うが, その際には属して

いる領域に関係なく窓形状に含まれる画素の値を用いる.

#### 4.5 設計したフィルタの適用

$C + 1$  個の領域で設計された荷重メジアンフィルタ  $F_k$  ( $k = 0, \dots, C$ ) を用いて各画素にフィルタ処理を施す. その際, 各領域で設計されたフィルタをそのままその領域に属する画素に適用するのではなく, 画素ごとに改めて適切なものを選択する. この理由は, 各領域で設計されたフィルタはその領域全体として見ると平均的に適したフィルタであるが, 画素単位で見ると必ずしもそれが属する領域のフィルタが最も適したものと限らない場合があるためである. このような例は, 窓内で大きな荷重が割り当てられている要素に雑音集中して重畳した処理点に見られる. そのような場合, たとえ輝度勾配の方向に沿った窓形状であったとしても高い復元精度は見込めず, その窓形状の方向と別の方向の形状を有するフィルタの方が雑音箇所を避けられ, 原信号の保存性能, あるいは雑音除去性能が向上すると考えられる. そこで, フィルタの適用の際には, 画素単位で再度目的関数値を小さくするフィルタを各領域で設計されたフィルタ群  $F_k$  ( $k = 0, \dots, C$ ) の中から選択する. まず, 領域  $k^*$  の各画素  $(i, j)$  において, フィルタ  $F_{k^*}$  による ROLD 統計量を計算する\*1. ROLD 値が閾値  $Th_s$  未満, すなわち非劣化画素と推定されるときは, 次式のように劣化画像の画素値に最も近い値を出力するフィルタ  $F_{\hat{k}}$  を選択する.

$$\hat{k} = \arg \min_k |z(i, j) - y_k(i, j)| \quad (11)$$

ここで  $z(i, j)$  は劣化画像の画素値であり,  $y_k(i, j)$  はフィルタ  $F_k$  によるフィルタ処理後の画素値である. ROLD 値が  $Th_s$  以上のときは, 次式のようにフィルタ  $F_{k^*}$  内の中央値に最も近い値を出力するフィルタ  $F_{\hat{k}}$  を選択する. ここで  $m(i, j)$  はフィルタ  $F_{k^*}$  内の中央値である.

$$\hat{k} = \arg \min_k |m(i, j) - y_k(i, j)| \quad (12)$$

\*1 ROLD 統計量には荷重がないため雑音の位置が影響を与えない.

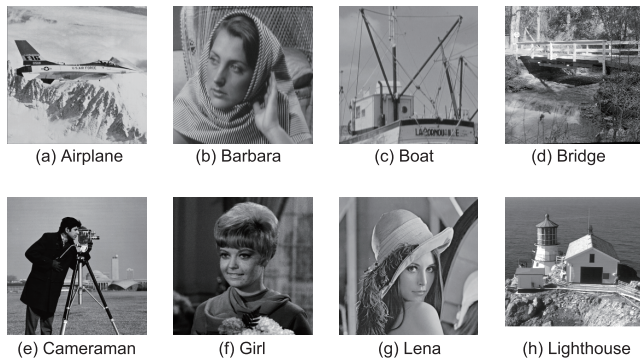


図 4 原画像  
Fig. 4 Original images.

### 5. 数値実験

提案手法の有効性を検証する。まず、画像に対して一様に荷重メジアンフィルタを設計するアプローチ、および各領域について典型的な窓形状に固定し、荷重のみ設計するアプローチと比較することで、本手法が復元精度の高いフィルタが設計できることを示す。いずれも最適化の手法として 3.2 節で示した GA を用いる。次に 4.5 節で示したフィルタの再選択の有効性、窓サイズと荷重の設定、および領域の分割数が復元精度に与える影響について検証する。また、他の代表的なインパルス性雑音除去フィルタ、およびフィルタ設計手法により得られるフィルタと比較することで、本アプローチの有効性を示す。最後に目的関数の設定、フィルタの適用時に必要となる雑音判断の閾値について検証する。

検証実験は図 4 に示すように、SIDBA (Standard Image Data-BASE) [16] から、画像処理のベンチマークとしてよく用いられる種々の性質を持つ 8 種類の自然画像 (4 種の人物画像と 4 種の風景画像) を使用した。人物画像は全体的に変化の乏しい Girl や帽子の飾り部分などに細部信号を豊富に含む Lena など構成されている。風景画像は比較的単純でエッジが鮮明な画像である Airplane や細部信号の多い Bridge, Lighthouse で構成されている。画像サイズは  $256 \times 256$  であり、256 階調のグレースケール画像である。いずれも雑音付加率  $p=0.05, 0.1, 0.15$  および  $0.2$  とした。フィルタの復元精度については、これらの原画像と処理結果の MSE を比較指標として用いる。この指標は小さいほど原画像に近い画像が得られることを示す。

GA における各パラメータについては、テクスチャ画像を対象としたフィルタ設計での検証 [8] に基づき、初期集団生成数 100, 子個体生成数 10, 突然変異率 5%, 計算終了世代は十分収束が確認できる 50 世代とした。

フィルタ窓の最大範囲  $B$  については 9 とし、平坦領域とエッジ領域を判別するための勾配強度の閾値  $d=10$  とし、荷重メジアンフィルタを設計する際、およびフィルタを再

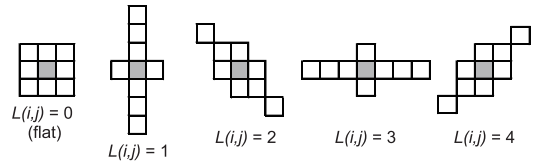


図 5 固定窓  
Fig. 5 Fixed windows.

表 2 3 種の設計アプローチの比較 (Airplane,  $p=0.05, 0.2$ )  
Table 2 Comparison among three design approaches (Airplane,  $p=0.05, 0.2$ ).

Method	$p=0.05$ (MSE=521.10)				$p=0.2$ (MSE=1995.07)			
	best	avg.	wst.	var.	best	avg.	wst.	var.
uniform	43.35	45.83	47.66	4.02	132.79	136.33	138.74	4.75
fixed	40.89	41.43	41.79	0.24	128.52	130.56	132.07	3.48
proposed	37.23	38.75	40.49	1.40	124.91	126.64	129.56	4.54

表 3 3 種の設計アプローチの比較 (Lena,  $p=0.05, 0.2$ )  
Table 3 Comparison among three design approaches (Lena,  $p=0.05, 0.2$ ).

Method	$p=0.05$ (MSE=381.73)				$p=0.2$ (MSE=1588.93)			
	best	avg.	wst.	var.	best	avg.	wst.	var.
uniform	21.82	24.99	27.76	5.75	84.24	84.87	86.68	1.04
fixed	20.72	21.14	21.50	0.12	79.11	80.97	82.15	2.16
proposed	19.30	19.93	20.47	0.27	75.57	78.44	81.22	4.59

選択する際の ROLD の閾値  $Th_d, Th_s$  は 70 から 120 の 10 刻みの 6 設定から、最良のものを比較する。

#### 5.1 領域ごとのフィルタ設計の有効性

本手法を一様に荷重メジアンフィルタを設計するアプローチ (一様設計), および各領域について固定の窓形状のもとで荷重のみ設計するアプローチ (窓固定設計) と比較する。ここでは分割数 5 ( $C = 4$ ) とした。この場合,  $L(i, j) = 0$  は平坦,  $L(i, j) = 1$  は  $g_\theta \in [0, \pi/8)$  or  $g_\theta \in [7\pi/8, \pi)$ ,  $L(i, j) = 2$  は  $g_\theta \in [\pi/8, 3\pi/8)$ ,  $L(i, j) = 3$  は  $g_\theta \in [3\pi/8, 5\pi/8)$ ,  $L(i, j) = 4$  は  $g_\theta \in [5\pi/8, 7\pi/8)$  の領域となる。窓サイズ  $N$  については一般に用いられている  $3 \times 3$  の正方窓と同サイズの 9, 最大荷重  $W_{max}$  はそのサイズの半分の 5 とし、窓固定設計では図 5 に示す窓形状をそれぞれの領域に適用した。なお、輝度勾配で分割された領域でフィルタが適切に設計されたかを検証するために、4.5 節で示したフィルタの再選択は行わず、各領域で設計された窓形状を、そのままそれに属する画素に適用する。比較アプローチの目的関数には式 (7) を用いる。

表 2, 表 3 に、例題 Airplane, Lena について雑音付加率  $p=0.05, 0.2$  とした劣化画像において、提案手法 (proposed) および一様設計 (uniform), 窓固定設計 (fixed) で得られたフィルタによる処理画像と原画像との MSE を示す。表中, “MSE=\*\*\*” は劣化画像の MSE を示している。いずれ

表 4 各領域での MSE の比較 (Airplane,  $p=0.05, 0.2$ )  
 Table 4 Comparison of MSE in each domain (Airplane,  $p=0.05, 0.2$ ).

Method	$p = 0.05$					$p = 0.2$				
	$k=0$	$k=1$	$k=2$	$k=3$	$k=4$	$k=0$	$k=1$	$k=2$	$k=3$	$k=4$
uniform	11.05	129.85	120.46	72.02	<b>117.21</b>	36.38	356.24	347.85	<b>199.88</b>	366.85
fixed	6.05	<b>102.90</b>	136.77	52.69	125.58	33.53	312.40	319.98	229.43	350.84
proposed	<b>5.65</b>	112.66	<b>119.91</b>	<b>41.90</b>	121.84	<b>32.71</b>	<b>310.83</b>	<b>312.36</b>	231.55	<b>324.79</b>

$$L(i, j) = k$$

表 5 各領域での MSE の比較 (Lena,  $p=0.05, 0.2$ )  
 Table 5 Comparison of MSE in each domain (Lena,  $p=0.05, 0.2$ ).

Method	$p = 0.05$					$p = 0.2$				
	$k=0$	$k=1$	$k=2$	$k=3$	$k=4$	$k=0$	$k=1$	$k=2$	$k=3$	$k=4$
uniform	4.24	26.78	100.84	44.22	88.76	27.21	<b>104.56</b>	274.08	199.82	243.40
fixed	3.89	22.94	80.61	36.35	76.12	22.19	108.38	274.05	<b>173.22</b>	<b>237.73</b>
proposed	<b>3.83</b>	<b>20.10</b>	<b>78.04</b>	<b>31.39</b>	<b>72.29</b>	<b>19.51</b>	106.46	<b>265.08</b>	176.83	238.16

$$L(i, j) = k$$

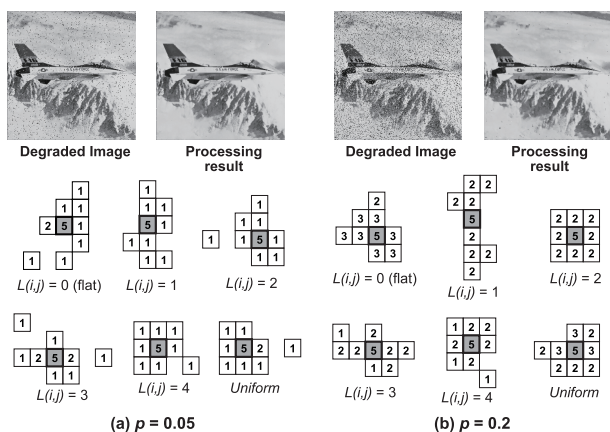


図 6 処理結果 (Airplane,  $p=0.05, 0.2$ )

Fig. 6 Processing Results (Airplane,  $p=0.05, 0.2$ ).

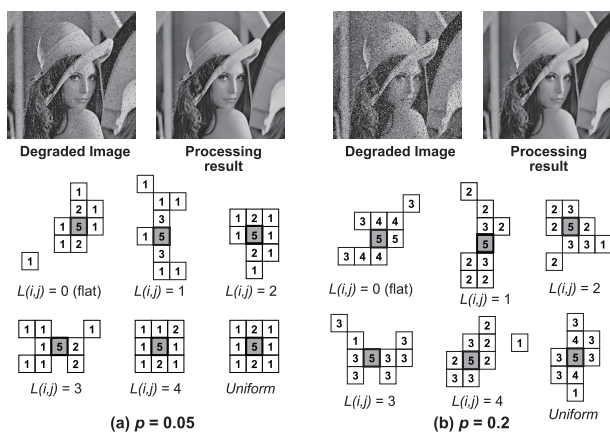


図 7 処理結果 (Lena,  $p=0.05, 0.2$ )

Fig. 7 Processing Results (Lena,  $p=0.05, 0.2$ ).

も 5 試行で得られた解の MSE の最良値 (best), 平均値 (avg.), 分散 (var.) および最悪値 (wst.) である。また, 図 6, 図 7 に, 提案手法で得られた各領域でのフィルタと処理結果画像, および一様設計で得られたフィルタ, 表 4,

表 5 に, 各領域における MSE (5 試行平均) の比較結果を示す。なお, 処理結果画像を得るフィルタ適用時はそれぞれ劣化画像から得た領域分割画像を利用するが, 各領域における MSE の算出にあたっては, 原画像から得られる理想的な領域分割画像を利用している。

表 2, 表 3 より, 一様設計と比較して, 領域ごとにフィルタを設計する 2 手法の処理結果が良く, 輝度勾配に対応したフィルタを適用することで復元精度が向上することが分かる。さらに, 提案手法では最良値, 最悪値, 平均値いずれにおいても良好な処理結果が得られている。固定窓とするアプローチはあらかじめ輝度勾配に沿った適切な形状の推定が必要であり, 分割する領域数が多い場合, より微小な方向の違いを形状で表現することが困難となる。また, 予備実験より, 窓形状の設定を失敗すると処理結果が悪化することが分かっている。図 6, 図 7 に示すように, 提案手法では, いずれの例題においても, たとえば,  $L(i, j) = 1$  では縦方向に伸びつつも微細に調整された形状が得られており, また, 各領域における MSE を比較すると多くの領域で他手法を上回っており, 輝度勾配を考慮した窓形状と荷重を同時に設計する本手法が有効であることが確認できる。

### 5.2 画素ごとのフィルタ再選択の有効性

各領域で設計されたフィルタを適用するにあたり, 窓形状がその画素の輝度勾配の方向に沿っているものの, 荷重の大きな要素に雑音が集まることによりその画素の復元精度が低下する場合がある。ここでは, それによる処理結果の画質の低減を回避するために適用するフィルタの再選択の有効性を検証する。

表 6 に, 図 4 に示した 8 例題について, 雑音付加率  $p=0.05, 0.1, 0.15$  および  $0.2$  の劣化画像に対して, 提案手法におけるフィルタ適用時に再選択しない場合 (表中,



表 6 フィルタの再選択の有効性  
Table 6 Effectiveness of re-selection of filters.

Instance	Method	Noise Rate				Instance	Method	Noise Rate			
		$p=0.05$	$p=0.1$	$p=0.15$	$p=0.2$			$p=0.05$	$p=0.1$	$p=0.15$	$p=0.2$
Airplane	original	37.23	60.69	89.42	124.91	Cameraman	original	45.33	73.91	116.63	159.83
	re-select	<b>29.24</b>	<b>50.77</b>	<b>79.06</b>	<b>107.88</b>		re-select	<b>39.07</b>	<b>68.04</b>	<b>99.22</b>	<b>147.46</b>
Barbara	original	36.70	66.22	107.87	146.86	Girl	original	13.96	24.88	41.45	69.29
	re-select	<b>28.01</b>	<b>50.61</b>	<b>82.8</b>	<b>117.46</b>		re-select	<b>8.79</b>	<b>16.77</b>	<b>28.48</b>	<b>49.84</b>
Boat	original	11.86	22.34	34.82	53.01	Lena	original	19.30	34.09	52.93	75.57
	re-select	<b>9.48</b>	<b>17.08</b>	<b>27.79</b>	<b>42.02</b>		re-select	<b>14.68</b>	<b>27.02</b>	<b>41.88</b>	<b>61.77</b>
Bridge	original	107.41	166.61	231.86	301.44	Lighthouse	original	74.10	127.18	175.61	231.00
	re-select	<b>79.18</b>	<b>129.61</b>	<b>182.04</b>	<b>241.14</b>		re-select	<b>60.23</b>	<b>109.67</b>	<b>156.10</b>	<b>206.26</b>

表 7  $N$  と  $W_{max}$  の設定の比較 (Lena,  $p=0.05, 0.2$ )

Table 7 Comparison in settings of  $N$  and  $W_{max}$  (Lena,  $p=0.05, 0.2$ ).

$\{N, W_{max}\}$	$p = 0.05$				$p = 0.2$			
	best	avg.	wst.	var.	best	avg.	wst.	var.
{7, 7}	15.67	15.78	15.91	0.01	82.51	83.33	84.30	0.48
{9, 5}	14.68	15.14	15.70	0.24	61.77	63.45	65.63	3.33
{9, 9}	14.97	15.11	15.34	0.02	60.07	61.39	62.55	0.87
{11, 11}	15.71	16.05	16.22	0.04	58.11	59.01	59.72	0.40
{13, 13}	15.76	16.09	16.43	0.08	56.64	57.63	59.20	1.02

“original”), 再選択する場合 (表中, “re-select”) の処理画像の MSE の比較結果を示す。これらは 5 試行の最良結果である。いずれの例題も分割数 5, 窓サイズ  $N=9$ , 最大荷重  $W_{max}=5$  とした。

表 6 より, いずれの雑音付加率に対しても, すべての画像においてフィルタを再選択することにより MSE が向上しており (最高 37% の改善であり, 最低でも 8% 改善されている), 各領域で設計されたフィルタの中から, 画素ごとに改めてフィルタを選択することの有効性が確認できる。なお, 雑音付加率の増加にともない再選択が適用される画素数の割合は増加し, 分割数を 5 としたとき, 雑音付加率  $p=0.05$  のもとでは全体の 20% ほど,  $p=0.2$  のもとでは 40% ほどの画素に再選択が適用される。

### 5.3 フィルタの窓サイズと荷重の設定

窓サイズ  $N$ , 最大荷重  $W_{max}$  の設定が復元精度に与える影響を検証する。表 7 は, Lena について雑音付加率  $p=0.05, 0.2$  の劣化画像において,  $\{N, W_{max}\}=\{7, 7\}, \{9, 5\}, \{9, 9\}, \{11, 11\}$  および  $\{13, 13\}$  としたときの処理結果画像の MSE の比較結果である。これらは分割数を 5 とした 5 試行の結果である。

表 7 において窓サイズに着目すると, 雑音付加率が低い場合は  $N=9$  程度のサイズ, 付加率が高い場合は大きい窓を設計した方が処理精度の高い結果が得られることが分かる。窓サイズ, 最大荷重が大きいほど探索空間は広大になり, 良好な結果を得るには多くの計算を必要とするが,

表 8 分割数の比較 (Lena, 再選択なし,  $p=0.05, 0.2$ )

Table 8 Comparison in the number of classes (Lena, without re-selection  $p=0.05, 0.2$ ).

#Classes	$p = 0.05$				$p = 0.2$			
	best	avg.	wst.	var.	best	avg.	wst.	var.
uniform	21.82	24.99	27.76	5.75	84.24	84.87	86.68	1.04
3 ( $C=2$ )	19.56	20.87	21.98	0.78	74.14	76.81	78.82	5.95
5 ( $C=4$ )	19.30	19.93	20.47	0.27	75.57	78.44	81.22	4.59
7 ( $C=6$ )	18.73	19.21	19.85	0.17	73.21	75.48	78.49	4.50
11 ( $C=10$ )	18.98	19.65	20.60	0.49	70.82	72.84	74.47	2.19
15 ( $C=14$ )	18.99	19.56	20.53	0.33	71.65	73.52	76.79	3.79
19 ( $C=18$ )	18.38	19.44	20.31	0.59	71.86	73.47	74.40	1.27

$N=7$  のように窓サイズが小さすぎると処理結果の質の低下を招くため, 設計にあたり適切な窓サイズの設定が重要であることが分かる。 $\{9, 5\}$  と  $\{9, 9\}$  を比較すると, 平均値, 分散の観点から,  $W_{max}$  を大きくする方が安定して設計できることが分かる。

### 5.4 エッジ領域の分割数の設定

エッジ領域の分割数  $C$  の設定が復元精度に与える影響を検証する。窓サイズ  $N=9$ , 最大荷重  $W_{max}=5$  とし, 再選択を適用しない場合, 適用した場合の 2 種を比較する。前節と同様, 雑音付加率  $p=0.05, 0.2$  の Lena の劣化画像を用いた。

表 8, 表 9 に, それぞれ再選択を適用しない場合, 適用した場合の  $C=2, 4, 6, 10, 14, 18$  (全体として 3, 5, 7, 11, 15, 19 分割) による設計, および一様設計の MSE の比較結果を示す。また, 図 8, 図 9 に分割数に対する, 平坦部を除く最大の画素数を有する領域と最小の画素数を有する領域における MSE, それぞれの領域に含まれる画素数の推移 (図中 Max, Min) を示す。比較のため, 平坦部以外の各領域における MSE の平均, 画素数の平均の推移 (図中 Average) も示す。なお, これらは再選択を適用しない場合の MSE である。

表 8 (再選択なし) より, 雑音付加率が低い場合, 高い場合いずれにおいても, おおむね分割数が多い方が良好な

表 9 分割数の比較 (Lena, 再選択あり,  $p=0.05, 0.2$ )

Table 9 Comparison in the number of classes (Lena, with re-selection  $p=0.05, 0.2$ ).

#Classes	$p = 0.05$				$p = 0.2$			
	best	avg.	wst.	var.	best	avg.	wst.	var.
uniform	21.82	24.99	27.76	5.75	84.24	84.87	86.68	1.04
3 ( $C=2$ )	16.00	16.51	16.95	0.12	61.67	62.59	63.27	0.72
5 ( $C=4$ )	14.68	15.14	15.70	0.24	61.77	63.45	65.63	3.33
7 ( $C=6$ )	14.99	15.41	15.96	0.13	58.31	60.79	63.43	3.47
11 ( $C=10$ )	14.31	15.27	16.20	0.47	59.48	61.01	63.65	2.47
15 ( $C=14$ )	14.61	15.43	16.15	0.33	62.19	63.30	65.02	1.16
19 ( $C=18$ )	14.85	15.50	16.37	0.40	62.69	63.75	64.47	0.57

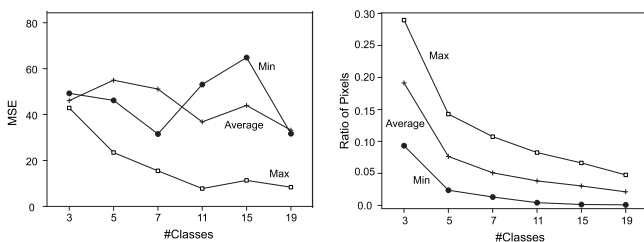


図 8 各領域の MSE と含まれる画素の割合 (Lena,  $p=0.05$ )

Fig. 8 MSE and ratio of pixels included in each domain (Lena,  $p=0.05$ ).

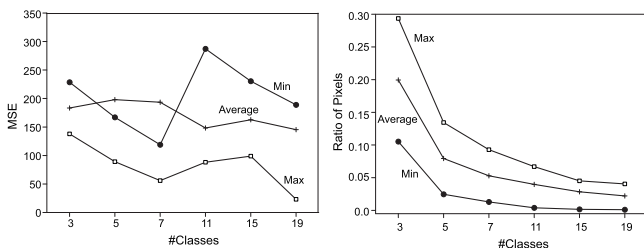


図 9 各領域の MSE と含まれる画素の割合 (Lena,  $p=0.2$ )

Fig. 9 MSE and ratio of pixels included in each domain (Lena,  $p=0.05$ ).

フィルタが設計されていることが分かる。また、表 9 より、再選択をすることで、いずれの分割数においても、大幅な処理結果の質の向上が見られることが分かる。分割数を大きくすると、図 8, 図 9 から分かるように、各領域に含まれる画素が少なくなる。一方で、分割数の増加による各領域の MSE の低下は見られず、少ない画素のもとでも処理性能の高いフィルタが設計できることが分かる。19 分割 ( $\pi$  を 18 分割) したときの、最小の画素数を有する領域における画素は 30 ピクセルほどであるが、 $p=0.05$  の場合は各領域の MSE の平均と同等、 $p=0.2$  のときでも MSE の平均に対して大きく劣っていない。これ以上細かく分割した場合には、さらに領域内の画素数が減少し、その領域で精度の高い処理結果を得るフィルタ設計が困難になり MSE が部分的に低下する可能性はあるが、そのような場合は全体に対するその領域の画素は極端に少なく、画像全体の処理結果 (MSE) に大きな影響を与えることはない

考えられる。ただし、表 9 に示す再選択を行った場合の結果において、分割数を大きくしすぎると性能の低下が見られる。再選択を含めた処理全体においては、実験的ではあるが、クラス数の設定にはある程度の上限があることが確認できる。

### 5.5 他手法との比較

提案手法で得られたフィルタを代表的なインパルス性雑音の除去手法と比較する。比較手法として (1) メジアンフィルタ、スイッチングタイプのフィルタの (2) PSM (progressive switching median) [4], (3) 画像の方向性を考慮した PSWA (weighted average) フィルタ [6] および (4) 多方向走査平均処理と  $2 \times 2$  雑音検出器を組み合わせたスイッチングメジアン ( $2 \times 2$ ) [7], また、(5) 提案手法の評価関数でも採用した ROLD 統計量を用いたインパルス性雑音除去手法 ROLD-EPR (edge-preserving regularization) [12], (6) 学習画像を使う方式として、LMA (least mean absolute) を用いた最適荷重設計法 [17] により設計された荷重メジアンフィルタを用いた。提案手法を含め、いずれの手法においてもパラメータは画像ごとに最適なものを採用する。ROLD-EPR はエッジ保存を目的したポテンシャル関数 [18], [19] を用い、劣化画素における関数値の総和を最小化することによって、一様乱数のインパルス性雑音による劣化画像を復元する手法である。原論文に従い、 $3 \times 3$  の正方窓における  $ROLD_4$  を用い、初期閾値は上位  $(100 \times p)\%$  ( $p$  は雑音付加率) の ROLD 値の平均とした。ポテンシャル関数に  $\phi(t) = |t|^{1.3}$ , 各画素におけるポテンシャル関数の勾配は隣接 4 画素で求め、最適化手法として Barzilai-Borwein 最急降下法 [20] を用いた。LMA については  $3 \times 3$  の正方窓の荷重メジアンフィルタの  $[0, 1]$  の実数値荷重を原画像との絶対差分誤差が最小になるように設計した。ステップサイズ  $\mu = 2 / (\lambda_{\min} + \lambda_{\max}) * \beta$  ( $\beta = 0.05 \sim 0.1$ ,  $\lambda_{\min}$ ,  $\lambda_{\max}$  は劣化画像の 1 次の自己相関行列の最小, 最大固有値), 繰返し処理の終了条件  $\alpha_t = 0.01 \sim 0.04$  内で得られた最良の結果を示す。

表 10, 表 11, 表 12 および表 13 に、雑音付加率  $p=0.05, 0.1, 0.15$  および  $0.2$  の 8 例題について、(1)-(6) の手法、一様設計、および提案手法で設計されたフィルタの処理結果比較を示す。一様設計および提案手法は 5 試行の最良結果を示している。

ほとんどの画像において、提案手法の MSE は比較手法の MSE に比べ優れており、提案手法の有効性を確認できる。雑音付加率が高くなると、一部の画像において提案手法の MSE が比較手法よりも劣る、もしくは同等となる結果が得られた。これは、雑音付加率が高くなると雑音が多くなるため、フィルタ窓内に雑音画素が多く含まれ、出力値が雑音画素値 (もしくはそれに近い値) となる可能性が高くなるためである。比較手法の PSM,

表 10 他手法との比較 ( $p=0.05$ )

Table 10 Comparison among impulse removal methods ( $p=0.05$ ).

Instance	Degraded image	Methods							
		Median	PSM	PSWA	LMA	ROLD-EPR	2×2	uniform	proposed
Airplane	521.10	100.01	59.01	50.74	44.70	40.55	35.05	43.35	<b>29.24</b>
Barbara	382.10	249.21	120.15	95.14	47.01	53.64	58.46	36.71	<b>28.01</b>
Boat	335.42	49.10	27.22	21.82	14.22	15.54	13.04	12.40	<b>9.48</b>
Bridge	436.17	309.02	109.05	96.79	110.46	84.19	86.06	109.58	<b>79.18</b>
Cameraman	494.70	132.97	113.38	99.10	48.96	62.52	69.51	46.17	<b>39.07</b>
Girl	505.73	28.66	11.23	9.45	14.62	10.82	9.92	14.71	<b>8.79</b>
Lena	381.73	47.05	25.59	23.10	20.86	21.84	21.45	21.82	<b>14.68</b>
Lighthouse	431.56	254.78	156.61	145.47	78.44	95.46	90.99	76.34	<b>60.23</b>

表 11 他手法との比較 ( $p=0.1$ )

Table 11 Comparison among impulse removal methods ( $p=0.1$ ).

Instance	Degraded image	Methods							
		Median	PSM	PSWA	LMA	ROLD-EPR	2×2	uniform	proposed
Airplane	1020.00	113.30	91.35	81.81	70.52	67.43	60.15	66.64	<b>50.77</b>
Barbara	747.96	266.12	181.62	148.39	83.96	103.29	103.57	67.57	<b>50.61</b>
Boat	653.32	57.99	40.78	44.45	27.19	27.04	23.37	24.43	<b>17.08</b>
Bridge	878.07	329.60	181.90	165.53	172.94	139.11	137.42	173.01	<b>129.61</b>
Cameraman	976.08	151.42	147.15	127.10	85.83	101.49	105.49	79.99	<b>68.04</b>
Girl	1003.54	35.53	20.09	17.77	26.47	20.21	16.92	26.12	<b>16.77</b>
Lena	785.83	57.67	41.92	38.51	37.93	37.17	35.13	37.64	<b>27.02</b>
Lighthouse	909.56	276.46	222.65	205.68	134.82	144.46	139.88	130.37	<b>109.67</b>

表 12 他手法との比較 ( $p=0.15$ )

Table 12 Comparison among impulse removal methods ( $p=0.15$ ).

Instance	Degraded image	Methods							
		Median	PSM	PSWA	LMA	ROLD-EPR	2×2	uniform	proposed
Airplane	1521.61	136.88	122.96	116.28	108.44	92.77	82.86	101.12	<b>79.06</b>
Barbara	1177.71	289.86	227.56	173.01	128.38	154.69	144.61	103.17	<b>82.80</b>
Boat	1023.38	71.74	57.32	57.20	43.10	38.89	38.94	37.95	<b>27.79</b>
Bridge	1291.59	359.63	235.21	212.26	244.61	194.13	<b>180.33</b>	237.06	182.04
Cameraman	1425.66	171.20	174.66	166.71	127.97	142.87	128.78	123.66	<b>99.22</b>
Girl	1502.55	48.67	28.81	26.28	48.67	28.90	28.68	47.92	<b>28.48</b>
Lena	1204.39	72.07	59.31	56.82	58.51	52.53	48.61	59.87	<b>41.88</b>
Lighthouse	1356.83	299.24	271.42	251.89	190.83	200.53	185.91	185.27	<b>156.10</b>

表 13 他手法との比較 ( $p=0.2$ )

Table 13 Comparison among impulse removal methods ( $p=0.2$ ).

Instance	Degraded image	Methods							
		Median	PSM	PSWA	LMA	ROLD-EPR	2×2	uniform	proposed
Airplane	1995.07	164.23	149.63	142.61	144.40	122.81	112.29	132.79	<b>107.88</b>
Barbara	1585.17	320.82	276.87	227.26	185.40	207.36	187.18	142.54	<b>117.46</b>
Boat	1356.75	87.11	69.23	69.47	71.16	52.25	49.59	58.05	<b>42.02</b>
Bridge	1738.75	402.32	296.12	276.30	311.17	248.12	<b>231.26</b>	304.06	241.14
Cameraman	1901.48	198.40	197.11	198.70	168.30	168.89	148.59	169.61	<b>147.40</b>
Girl	2069.20	73.27	39.74	38.69	73.27	<b>37.44</b>	39.41	73.27	49.84
Lena	1588.93	92.80	77.95	77.18	85.45	69.85	63.46	84.24	<b>61.77</b>
Lighthouse	1804.39	336.19	309.95	295.37	246.66	238.69	223.18	233.23	<b>200.26</b>

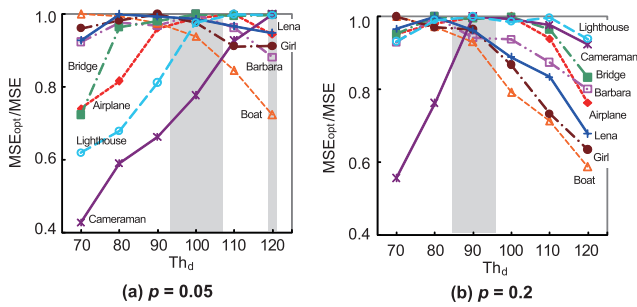


図 10  $Th_d$  の設定が与える影響 ( $p=0.05, 0.2$ )  
 Fig. 10 Effect of setting of  $Th_d$  ( $p=0.05, 0.2$ ).

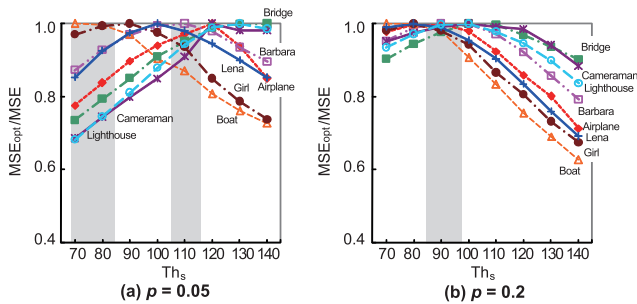


図 11  $Th_s$  の設定が与える影響 ( $p=0.05, 0.2$ )  
 Fig. 11 Effect of setting of  $Th_s$  ( $p=0.05, 0.2$ ).

PSWA, ROLD-EPR は雑音位置画像作成およびフィルタ処理を交互に複数行う繰返し処理により、雑音が固まった箇所を徐々に復元している。また  $2 \times 2$  は、走査中の入力画像に、雑音除去済みあるいは復元済みの画素を上書きする再帰処理によって雑音が残っている箇所を徐々に復元している。提案手法においてもこれらの処理を導入することにより、雑音付加率が高い場合に対しても復元精度が向上すると考えられる。

### 5.6 閾値の設定指針

本手法では処理結果に大きく影響を与える設計パラメータとして、荷重メジアンフィルタを設計する際の目的関数に用いる劣化・非劣化画素を判別する閾値  $Th_d$ 、フィルタを再選択する際の劣化・非劣化画素判別の閾値  $Th_s$  がある。本研究では、考案されている種々のインパルス性雑音を評価する指標 [12], [21], [22], [23] の中から、有効とされている ROLD 統計量を用いている。ここでは、ROLD の各閾値の設定が処理結果に与える影響、および設定の指針について議論する。例題として、 $p=0.05, 0.2$  の 8 画像を用いる。

図 10, 図 11 は  $Th_d, Th_s$  の設定と処理精度の関係を示したものである。縦軸はいずれも、それぞれの閾値で設計されたフィルタによる処理結果画像の MSE に対する、最良の結果を得た閾値での MSE (図中  $MSE_{opt}$ ) の割合であり、最大値は 1.0 である。

目的関数における  $Th_d$  については、閾値の設定が大きく影響しない例、比較的低い、あるいは高い閾値が良好な

結果を示す例が見られる。画像により最適な閾値設定は異なるが、ここでは最適な設定の 1 割増の範囲内で MSE が得られる設定を許容することを前提とすると、雑音付加率が高い場合は多くの例題で良好な結果が得られている  $Th_d=90$  程度が適した値であると考えられる。一方で付加率が低い場合は、多くの場合は  $Th_d=100$  程度の設定が良いと考えられるが、Cameraman のようにコントラストが強い例題は高い閾値に設定する必要があることが分かる。これはテクスチャ画像を対象とした荷重メジアンフィルタ設計においても同様の傾向が見られている [8]。フィルタの再選択における閾値  $Th_s$  については、雑音付加率が低い場合には 110 程度の閾値が多くの例題で良好な結果を得ているが、Boat, Girl のように低い値で良好な結果を得る例も存在する。雑音付加率が高い場合は、全体の画像を通して良好な結果が得られる  $Th_d=90$  程度が適した値であると考えられる。

### 6. おわりに

本論文では、インパルス性雑音によって劣化した自然画像を復元するために、種々の方向の微細なエッジの保存を考慮した荷重メジアンフィルタの設計手法を提案した。本手法は輝度勾配情報により画像を一様な方向を持った領域に分割し、それぞれの方向に沿ったフィルタを設計、適用することで、他手法と比較して、高い復元精度の処理結果が得られることを示した。ただし、雑音付加率が高くなると一部の画像において提案手法が他手法よりも劣る、もしくは同等となる処理結果が得られた。他手法では雑音位置画像作成およびフィルタ処理を交互に複数行う繰返し処理や、操作中の入力画像に復元済みの画素を上書きする再帰処理によって徐々に雑音を除去することで雑音の取り残しを低減させている。提案手法においてもこれらの処理を導入することにより、復元精度が向上すると考えられる。また、雑音の残留は平坦部で目立つ。提案手法で用いた目的関数では設計されるフィルタの原信号保存性能と雑音除去性能を重み  $w_1, w_2$  で調節している。ここでは重みをすべて  $w_1=w_2=1$  としてフィルタを設計したが、平坦部ではより雑音除去性能の項を重視するといった、領域ごとに異なる重みを採用することでさらなる性能の向上が見込める。これらについては今後の課題とする。

謝辞 本研究の一部は独立行政法人日本学術振興会の科学研究費補助金 (若手研究 (B): 課題番号 24700234) の助成を得て行われた。

### 参考文献

[1] 棟安実治, 田口 亮: 非線形デジタル信号処理, 朝倉書店, 東京 (1999).  
 [2] Brownrigg, D.R.K.: The Weighted Median Filter, *Comm. ACM*, Vol.27, pp.870-818 (1984).

[3] 荒川 薫：ファジールールに基づくメジアンフィルタ，電子情報通信学会論文誌 A，Vol.J78-A(2)，pp.123-131 (1995).

[4] Wang, Z. and Zhang, D.: Progressive Switching Median Filter for the Removal of Impulse Noise from Highly Corrupted Image, *IEEE Trans. Circuits & Systems II: Analog & Digital Signal Processing*, Vol.46, No.1, pp.78-80 (1999).

[5] 田口 亮，松本哲夫：雑音位置情報に基づく高発生確率インパルス雑音重畳画像の復元，電子情報通信学会論文誌 A，Vol.J83-A(2)，pp.208-216 (2000).

[6] 松本哲夫，田口 亮：雑音位置情報と画像の方向性を考慮したインパルス性雑音除去手法，電子情報通信学会論文誌 A，Vol.J83-A(12)，pp.1382-1392 (2000).

[7] 横山靖樹，宮崎 敬，曾根光男，山本博章：多方向走査平均処理と  $2 \times 2$  雑音検出器を組み合わせたスイッチングメジアンフィルタ，電子情報通信学会論文誌 A，Vol.H95-A, No.10, pp.737-750 (2012).

[8] 花田良子，棟安実治，浅野 晃：テクスチャ画像における劣化画像のみを用いた荷重メジアンフィルタの遺伝的アルゴリズムによる設計，電子情報通信学会論文誌 A，Vol.J94-A, No.1, pp.18-29 (2011).

[9] Goldberg, D.E.: *Genetic Algorithms in Search Optimization and Machine Learning*, Addison-Wesley (1989).

[10] Nezhadarya, E. and Ward, R.K.: A New Scheme for Robust Gradient Vector Estimation in Color Images, *IEEE Trans. Image Processing*, Vol.20, No.8, pp.2211-2220 (2011).

[11] Abreu, E., Lightstone, M., Mitra, S.K. and Arakawa, K.: A New Efficient Approach for the Removal of Impulse Noise from Highly Corrupted Images, *IEEE Trans. Image Processing*, Vol.5, No.6, pp.1012-1025 (1996).

[12] Dong, Y., Chan, R.H. and Xu, S.: A Detection Statistic for Random-Valued Impulse Noise, *IEEE Trans. Image Processing*, Vol.16, No.4, pp.1112-1120 (2007).

[13] Thierens, D. and Goldberg, D.E.: Elitist Recombination: An Integrated Selection Recombination GA, *Proc. 1st IEEE Conference on Evolutionary Computation*, pp.508-512 (1994).

[14] Evans, A.N. and Liu, X.U.: A Morphological Gradient Approach to Color Edge Detection, *IEEE Trans. Image Processing*, Vol.15, No.6, pp.1454-1463 (2006).

[15] Bovic, A.: *Handbook of Image & Video Processing*, Academic Press, San Diego (2000).

[16] 坂内正夫，大沢 裕，曾根光男，尾上守夫：画像処理研究用標準画像データベース SIDBA の運用について，テレビ学技報，Vol.8, No.38, pp.7-12 (1984). 入手先 (<http://sipi.usc.edu/database/>).

[17] Yin, L., Astola, J.T. and Neuvo, Y.A.: Adaptive Stack Filtering with Application to Image Processing, *IEEE Trans. Signal Processing*, Vol.41, No.1, pp.162-184 (1993).

[18] Charbonnier, P., Blanc-féraud, L., Aubert, G. and Barlaud, M.: Deterministic Edge-Preserving Regularization in Computed Imaging, *IEEE Trans. Image Processing*, Vol.6, No.2, pp.298-311 (1997).

[19] Nikolova, M.: A Variational Approach to Remove Outliers and Impulse Noise, *Journal of Mathematical Imaging and Vision archive*, Vol.20, No.1-2, pp.99-120 (2004).

[20] Raydan, M.: The Barzilai and Borwein Gradient Method for the Large Scale Unconstrained Minimization Problem, *SIAM J. Optim.*, Vol.7, pp.26-33 (1997).

[21] Sun, T. and Nuevo, Y.: Detail-Preserving Median Fil-

ters in Image Processing, *Pattern Recognition. Letters*, Vol.15, pp.341-347 (1994).

[22] Garnett, R., Huegerich, T., Chui, C. and He, W.-J.: A Universal Noise Removal Algorithm with an Impulse Detector, *IEEE Trans. Image Processing*, Vol.14, No.11, pp.1747-1754 (2005).

[23] Xiong, B. and Yin, Z.: A Universal Denoising Framework with a New Impulse Detector and Nonlocal Means, *IEEE Trans. Image Processing*, Vol.21, No.4, pp.1663-1675 (2012).



鈴木 達也

2013 年関西大学大学院理工学研究科博士前期課程修了。現在，キヤノン株式会社に勤務。画像処理に関する研究に従事。



花田 良子 (正会員)

2007 年同志社大学大学院工学研究科博士後期課程修了。博士 (工学)。日本学術振興会特別研究員 (PD) を経て，2008 年関西大学システム理工学部助教，現在に至る。進化計算，組合せ最適化，資産配分問題，画像処理等の研究に従事。IEEE，電子情報通信学会，電気学会，進化計算学会各会員。



棟安 実治 (正会員)

1982 年神戸大学工学部システム工学科卒業。1984 年同大学大学院工学研究科修士課程修了。同年沖電気工業株式会社入社。1990 年鳥取大学工学部助手。1991 年広島大学工学部助手，同助教授を経て，2001 年関西大学工学部助教授。現在，同システム理工学部教授。博士 (工学)。画像処理および非線形信号処理等の研究に従事。電子情報通信学会，IEEE，電気学会各会員。