

遺伝的アルゴリズムによる荷重メジアンフィルタの 多目的最適化に基づく設計

鍋谷 洋介¹ 花田 良子^{2,a)} 折登 由希子³

受付日 2013年1月31日, 再受付日 2013年3月27日,
採録日 2013年4月30日

概要: インパルス性雑音によって劣化した画像を復元する手法の1つである荷重メジアンフィルタにおいて, 画像に適したフィルタの窓形状と荷重の設計は重要な課題である. その設計の際には多くの場合トレードオフの関係を有する非劣化画素の信号保存性能と劣化画素の雑音除去性能を考慮する必要がある. 本論文ではフィルタ設計をこれらの評価基準を同時に考慮しながら最適化を行う多目的最適化問題として定式化し, 一度の解探索で信号保存性能を重視したフィルタと雑音除去性能を重視したフィルタが同時に得られる手法を提案する. また得られたフィルタ群から良好な解を選択する指針についても検討する.

キーワード: 多目的最適化, 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

A Multiobjective Design for Weighted Median Filters Using Genetic Algorithm

YOSUKE NABETANI¹ YOSHIKO HANADA^{2,a)} YUKIKO ORITO³

Received: January 31, 2013, Revised: March 27, 2013,
Accepted: April 30, 2013

Abstract: Estimation of a suitable window shape and appropriate weights in weighted median filters (WMFs) is one of important problems. In this paper, we propose a new unsupervised design method of WMFs. To recover images from the noise, any filters must preserve original values of non-corrupted pixels and simultaneously well estimate the original values of corrupted pixels; however, the preservation quality and the restoration quality often have a trade-off relation. We formulate the design of WMF as a multi-objective optimization problem that treats the preservation performance and the restoration performance as conflict functions. Through the experiments, we show our method obtains a wide variety of filters that have the high preservation performance or the high restoration performance at one search process. In addition, we discuss how to select a good set of sophisticated filters from the designed filters.

Keywords: multi-objective optimization, genetic algorithm, impulse noise, weighted median filter

1. はじめに

デジタル画像は符号化, 伝送時に生じる誤りによって

劣化することがある. インパルス性雑音は, それらの誤りにより生じる画像上の情報欠損の一種であり, 画像の質を著しく低下させるため, これまでメジアンフィルタをはじめとする多くのインパルス性雑音除去手法が考案されてきた [1], [2], [3], [4], [5], [6]. フィルタを劣化画像に適用するにあたり, 処理性能の観点から考慮すべき点是非劣化画素の信号保存性能と劣化画素の雑音除去・復元性能である. 荷重メジアンフィルタ [7] は, フィルタ窓内の各画素に荷重を割り当て, 大きな荷重を持つ画素を選択されやすくなることにより, 細部を保存しつつ, 劣化部分の復元を実現

¹ 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

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

³ 広島大学大学院社会科学研究所
Graduate School of Social Sciences, Hiroshima University, Higashi-Hiroshima, Hiroshima 739-8525, Japan

a) hanada@kansai-u.ac.jp

している．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するスイッチングタイプのフィルタ [8], [9], [10] など開発され，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おり，フィルタ処理を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向上させている．

一方，自然画像の中にはテクスチャと呼ばれる部分が多く存在する．テクスチャ画像は輝度値が類似した特定のパターンが繰り返し現れる画像と見なせる．フィルタ処理において輝度値が類似する画素の集合を用いれば，輝度値が大きく異なる画素，すなわち雑音の検出が容易になる．また，それぞれのテクスチャの特徴に合った適切な窓形状を用いることで劣化画素の復元精度も向上するため，個々のテクスチャにおけるフィルタの窓形状と荷重の推定は重要な課題の1つである．荷重メジアンフィルタを劣化画像に適用するにあたり，実用性の観点から学習画像を用いず，劣化画像から直接，窓形状と荷重が推定されることが望ましい．これまでにテクスチャ画像を対象として，劣化画像のみから最適な荷重メジアンフィルタを推定する手法が提案されている [11]．この手法では，非劣化画素の信号保存性能と劣化画素の雑音除去・復元性能をそれぞれ考慮する2つの部分的な評価指標からなる目的関数を用いられ，そのバランスを決定する設計パラメータのもとで最適な窓形状と荷重が推定される．バランスをうまく設定することで，非常に処理精度の高いフィルタが得られることが示されている．しかし，信号保存性能と雑音除去・復元性能は多くの場合トレードオフの関係を有し，その設定が設計されるフィルタの性能に大きな影響を与える．また，画像の特徴によって適切な設定は異なるため，適用時にはバランス調整のための多大な予備実験が必要となる．

本論文では適切な荷重メジアンフィルタの窓形状および荷重を推定するにあたり，信号保存性能と雑音除去・復元性能のトレードオフに着目し，これらの評価基準を同時に考慮しながら最適化を行う多目的最適化問題として定式化する．NSGA-II (elitist Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II) [12] を用いて最適化を行うことで，一度の解探索で信号保存性能を重視したフィルタと雑音除去性能を重視したフィルタが同時に得られる手法を提案する．また，非劣化画素の信号保存性能と劣化画素の雑音除去・復元性能のバランス調整を設計時のパラメータとし，単一の目的関数の最適化問題としてフィルタを設計する従来のアプローチ [11] で得られるフィルタと同等の性能を有するフィルタ群が多目的最適化のアプローチでも得られることを示す．なお，本論文では処理対象を一樣なパターンを持つテクスチャ画像とするが，自然画像内のテクスチャ分解 (セグメンテーション) について多くの研究がなされており [13], [14]，それらと組み合わせることによって，自然画

像への応用が可能であると考えられる．また，自然画像を構成する各テクスチャについて適したフィルタ形状の選択ルールを適応的に決定することへも応用が可能であると考えられる．これらのことからその基本的な検証として，対象画像をテクスチャに限定して問題はないと考える．

2. 荷重メジアンフィルタ

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 [7]．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．

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

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，メジアン処理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]．

3. 荷重メジアンフィルタ設計

荷重メジアンフィルタにおいて，テクスチャに対して適切な荷重および窓形状を推定することは重要な問題である．テクスチャ画像は，局所的に相関の高い画素値が配置され，画像全体を見るとある一定のパターンに従って配列しているという特徴を有する．また一般の画像と比べ，画像全体にエッジ成分や細部情報などの占める割合が大きい．そのため，インパルス性雑音による劣化に対して，通常のメジアンフィルタなどによる処理を行うと，画像中に多く見られる細かな信号情報や細い線などが劣化し，テクスチャをつぶしてしまうこともある．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，テクスチャの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，推定する手法を提案している [11]．この手法では最適化指標として，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一目的関数を用い，遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm: GA) [15] によりフィルタを最適化している．

3.1 問題設定

本論文では 256 階調のグレースケールのテクスチャ画像を対象とし，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．取り扱う雑音モデル

として、以下のランダム値のインパルス性雑音の発生モデル [16] 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。

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

3.2 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フィルタの設計において、考慮しなければならない点是非劣化画素の信号保存性能と劣化画素の雑音除去・復元である。ここでは、それらを同時に向上させる目的関数について述べる。本研究で用いる処理対象画像は、発生確率 p のランダム値のインパルス性雑音が付加された劣化画像であるため、雑音の付加されていない画素は原画像のままである。したがって、劣化していない部分では、処理対象画素と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）を用いて評価できる。また、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。ただし、原画像をもとに推定するのではなく、劣化画像のどの画素に雑音が付加され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。ここでは何らかの指標により非劣化画素と判断された画素の集合を \mathcal{O} 、劣化画素と判断された画素の集合を \mathcal{N} とする。画像のすべての画素は \mathcal{O} か \mathcal{N} のいずれかに分類される。

サイズ $M_1 \times M_2$ の画像において、非劣化画素 \mathcal{O} に分類された画素 (i, j) については次の f_1 で誤差を評価する。

$$f_1(i, j) = \begin{cases} |z(i, j) - o(i, j)|^2, & (i, j) \in \mathcal{O} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

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

ここで、 $z(i, j)$ は処理画像のもとの画素値、 $o(i, j)$ は処理後の画素値を示す。一方、劣化画素 \mathcal{N} に分類された画素 (i, j) については次の f_2 で誤差を評価する。式中、 $m(i, j)$ は窓内の中央値を示す。

$$f_2(i, j) = \begin{cases} |m(i, j) - o(i, j)|^2, & (i, j) \in \mathcal{N} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

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

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。

荷重メジアンフィルタの設計においては、 f_1 と f_2 からなる式 (5) を解 \mathbf{Y} に対する目的関数として最小化することで、劣化画素の復元と非劣化画素のフィルタ処理による劣化を考慮したフィルタが推定される。

$$F(\mathbf{Y}) = \sum_{i=0}^{M_1-1} \sum_{j=0}^{M_2-1} f_1(i, j) + \sum_{i=0}^{M_1-1} \sum_{j=0}^{M_2-1} f_2(i, j) \quad (5)$$

なお、非劣化画素群 \mathcal{O} と劣化画素群 \mathcal{N} を区別するため、種々の統計量が提案されている [17], [18], [19], [20], [21]. 原論文 [11] では、劣化画素と非劣化画素の値が近いランダム値インパルス性雑音で有効であると報告されている ROLD (Rank-Ordered Logarithmic Differences) 統計量 [17] (付録 A 参照) が用いられている。ROLD 統計量は、周囲の輝度差がきわめて高い雑音についてはその値が大きくなり、一方、非劣化画素では低い値を示す。これにより閾値 Th を導入し、画素を非劣化画素群 \mathcal{O} と劣化画素群 \mathcal{N} に分類している。適切な閾値 Th を用いることで、スイッチングタイプのフィルタ PSWA (Progressive Switching Weighted Average) [22] や ROLD-EPR (Edge-Preserving Regularization) [17] といった他の有力なインパルス雑音除去手法や、原画像を用いた設計手法 LMA (Least Mean Absolute) [23] などと比較して、同等あるいは優れた処理性能を有する荷重メジアンフィルタが得られることが示されている。

3.3 閾値設定とトレードオフ

式 (5) に示した単一の目的関数による設計手法における数値実験の結果、ROLD による雑音判別の閾値 Th を小さくすると f_2 が重点的に最適化され雑音除去性能が向上し、閾値 Th を大きくすると目的関数 f_1 が評価する原信号の保存性能が向上することが確認されている [11]. ただし、全体の処理精度を見た場合、その適切な設定は画像により異なる。そのため 1 つの閾値設定で得られたフィルタで処理した結果だけでは、その解の信号保存性能と雑音除去性能が満足の得られるものであるかは判断できず、複数の閾値設定で探索を行う必要がある。なお、多くのインパルス性雑音除去手法が雑音・非雑音を推定するための閾値を有している。

4. 多目的最適化による荷重メジアンフィルタの設計

本論文では、荷重メジアンフィルタの窓形状と荷重の推定を多目的最適化問題として扱う。雑音除去性能を考慮した目的関数と原信号の保存性能を考慮した評価指標を用いることで、一度の探索で雑音除去性能の優れたフィルタ、原信号の保存性能の優れたフィルタを同時に設計することを目指す。

4.1 目的関数の設計

3.2 節で述べた，原信号の保存性能を目的とした関数 f_1 と画像の平滑化を目的とした関数 f_2 は多くの場合，トレードオフの関係にある．また，そのバランスは従来の単一目的関数によるアプローチでは閾値 Th を用いて考慮していた．本研究では，両関数を分離してそれぞれ個別の目的関数とし，多目的最適化問題としてフィルタ設計問題を扱う．画像に含まれるすべての画素を非劣化画素群，劣化画素群に区別しない，すなわち閾値 Th を設計パラメータからなくし，すべての画素において f_1, f_2 を計算する．ただし，多目的化にあたり，式 (4) に示した f_2 のかわりに，窓内のトリム平均値 $tavg(i, j)$ との誤差を評価する次の f'_2 を用いる．

$$f'_2(i, j) = |tavg(i, j) - o(i, j)|^2 \quad (6)$$

これは，従来手法の単一目的最適化による設計手法では劣化画素のフィルタ処理結果を窓内の中央値に近づけることで劣化部分の復元を図っていたが，中央値をそのまま用いると荷重がすべて等しいときに f_2 が 0 となり正確な推定が行えないためである．トリム平均値 $tavg(i, j)$ は平均値フィルタとメジアンフィルタの特徴を有する順序統計フィルタ α -Trimmed Mean [1] にも用いられる統計量であり，窓内の画素の輝度値をソートした後，上側と下側をそれぞれ α 個除いた残りで平均値をとることで求められる．メジアンフィルタと比較して平均値フィルタは平滑化作用が強く，順序を導入し雑音の可能性が高い画素を演算から省くことで， f'_2 により高い平滑化・雑音の除去性能を持つフィルタが設計されると考えられる．なお，劣化画素のものと画素値の推定値としては種々の統計量，あるいは平滑化を目的とする EPR などの手法で得られる推定値などを用いることも可能であるが，ここでは実験的に良好な結果が得られるトリム平均値で手法の有効性を議論する．以上から多目的最適化における目的関数として，解 \mathbf{Y} に対する信号保存性能 F_1 と雑音除去性能 F_2 を以下のように定義する．

$$F_1(\mathbf{Y}) = \sum_{i=0}^{M_1-1} \sum_{j=0}^{M_2-1} |z(i, j) - o(i, j)|^2 \quad (7)$$

$$F_2(\mathbf{Y}) = \sum_{i=0}^{M_1-1} \sum_{j=0}^{M_2-1} f'_2(i, j) \quad (8)$$

本研究のパレート解は次のように定義される．二目的最小化問題に対して，実行可能な解の集合 \mathbf{E} が与えられたとする．解 $\mathbf{Y} \in \mathbf{E}$ について，

- (1) $F_1(\mathbf{Y}') < F_1(\mathbf{Y})$ かつ $F_2(\mathbf{Y}') < F_2(\mathbf{Y})$ または
- (2) $F_1(\mathbf{Y}') = F_1(\mathbf{Y})$ かつ $F_2(\mathbf{Y}') < F_2(\mathbf{Y})$ または
- (3) $F_1(\mathbf{Y}') < F_1(\mathbf{Y})$ かつ $F_2(\mathbf{Y}') = F_2(\mathbf{Y})$

となる解 $\mathbf{Y}' \in \mathbf{E}$ が存在しないとき， \mathbf{Y} をパレート解と呼ぶ．

4.2 遺伝的アルゴリズムの適用

前節で述べた 2 つの目的関数を同時に最適化することで，一度の解探索で信号保存性能を重視したフィルタ群と雑音除去性能を重視したフィルタ群を得る．ここでは一度に非劣解集合を得られる多目的遺伝的 GA の手法を採用する．選択を除く遺伝的オペレータは従来の単一目的のアプローチと同様のものを用いる．ここではその詳細を述べる．

4.2.1 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 $N - 1$ 点追加していく．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．点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．

4.2.2 交叉

選択，交叉，突然変異に代表される遺伝的操作の中で，各個体が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．

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

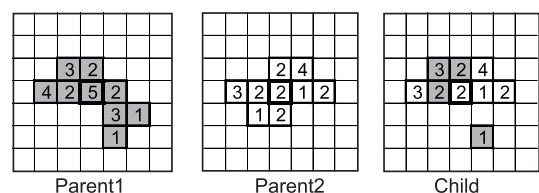


図 1 交叉の例

Fig. 1 Aspect of crossover method.

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。

4.2.3 突然変異

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。

4.3 多目的遺伝的アルゴリズムの適用

4.1 節に示した2関数の最適化には多目的GAの手法の中でも、評価値の高い個体の保存や多様性に優れた個体の選択といった重要な要素が含まれているNSGA-II[12]の枠組みを採用する。NSGA-IIでは、現在の非劣解を保存する親母集団 P_t と交叉・突然変異といった遺伝的操作による探索を行うための子母集団 Q_t の、2つの独立した母集団を用いて解探索を進める。以下にNSGA-IIのアルゴリズムの流れを示す。

【NSGA-IIのアルゴリズム】

0. 世代 $t = 0$ とする。サイズ N_{pop} の初期母集団 P_0 を生成する。また $Q_0 = \emptyset$ とする。
1. 親母集団と子母集団を組み合わせ $R_t = P_t \cup Q_t$ を生成する。
2. R_t に対して非優越ソートを行い、全個体をフロントごと(ランクごと)に分類する。
3. R_t における個体の混雑距離を計算する。
4. 個体数 $2 \times N_{pop}$ の R_t から非優越ランクと混雑距離によるアーカイブの選択を行い、 N_{pop} の個体からなる P_{t+1} を生成する。
5. 終了判定を行う。条件(総評価計算回数など)が満たされれば終了。
6. $t = t + 1$ とする。 P_t から混雑度トーナメント選択により N_{pop} 個体の Q_t を選択する。
7. Q_t に対して交叉、突然変異を実行し、1へ戻る。

初期個体の生成、交叉、突然変異には、従来手法と同様の方法を用いる。また、上記の世代交代モデルに従い、親1ペアに適用する交叉回数は2回とする。

5. 数値実験

荷重メジアンフィルタの多目的設計の有効性を示す。まず、原信号保存性能と雑音除去性能に関する目的関数 F_1 , F_2 の妥当性を検証する。設計された荷重メジアンフィルタを劣化画像に適用して得られる復元画像の評価として、次式で表されるMSE、および非劣化画素におけるMSEを表す MSE_O 、劣化画素におけるMSEを表す MSE_N を用いる。

$$MSE = \frac{1}{N_1 \times N_2} \sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} |o(i, j) - s(i, j)|^2 \quad (9)$$

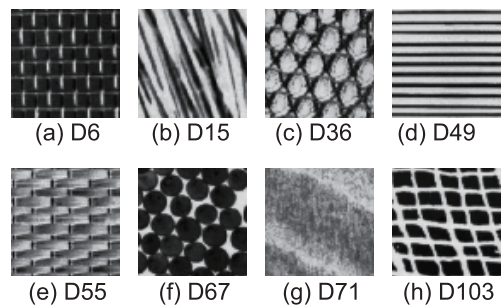


図2 原画像

Fig. 2 original images.

ここで、 $s(i, j)$ は原画像の画素値であり、 $o(i, j)$ は処理画像の画素値である。処理結果から評価指標として MSE_O および MSE_N を求めるにあたり、MSEと同様に原画像の情報(雑音の付加位置)を利用している。これらはそれぞれ非劣化画素の信号保存性能と劣化画素の雑音除去・復元性能を示す。目的関数の妥当性については、 F_1 - F_2 平面での解集合と MSE_O - MSE_N 平面での解集合について、目的関数値の大小が、MSEでの大小に対応しているかで検証する。次に得られたフィルタ群の特徴と処理結果について議論する。また、信号保存性能と雑音除去・復元性能を雑音・非雑音推定における閾値で調整する単一の目的関数の最適化アプローチで得られるフィルタおよび他手法と処理性能を比較することで提案手法の有効性を検証する。最後に多目的アプローチで得られたフィルタ群からの解の選考指針について述べる。

処理対象には図2に示す階調数256、サイズ 64×64 の8画像を用いた。これらの画像はBrodatzのテクスチャ[24]から特徴的な箇所を切り取ったものであり、球状や線状といった典型的な形状や、方向、明瞭性などのテクスチャの形状や配置の観点から選択した。雑音には $[0, 255]$ のランダム値のインパルス性雑音を用い、雑音付加率は0.2とした。予備実験により、窓サイズ $N = 9$ 、最大荷重 $W_{max} = 5$ 、母集団サイズ $N_{pop} = 50$ 、世代交代数1200、突然変異率 $1/N_{pop}$ とし、トリム平均は輝度値が小さい方から2点、大きい方から2点を除いた、残り5点の平均値とした。直線の形状が推定される場合を想定し、 9×9 の範囲で解を表現する。

5.1 目的関数の妥当性

真のパレート解は求めることができないため、ここでは非劣解を用いて F_1 , F_2 と MSE_O , MSE_N が対応しているかを検証する。図3は、D103において、提案手法の典型的な1試行で得られた非劣解の F_1 - F_2 平面および MSE_O - MSE_N 平面での分布を示した結果である。代表的な5点を取り、それぞれの平面での対応を示している。局所的に優劣の順序の反転はあるが、全体としておおむね代表点のように目的関数値の大小が、MSEでの大小に対応

表 1 代表的な非劣解の処理性能

Table 1 Processing performance of nondominated solutions.

	D6			D15			D36			D49		
	MSE _O	MSE _N	MSE	MSE _O	MSE _N	MSE	MSE _O	MSE _N	MSE	MSE _O	MSE _N	MSE
Degraded Image	0	13228	2654	0	10372	1932	0	9829	1902	0	12266	2410
F1(20th)	130	1534	412	75	3585	729	190	3095	753	21	6360	1267
F1(35th)	202	1091	380	75	1807	398	371	1931	673	6	2682	532
F1(50th)	344	799	435	250	765	346	980	1640	1108	41	404	112
	D55			D67			D71			D103		
	MSE _O	MSE _N	MSE	MSE _O	MSE _N	MSE	MSE _O	MSE _N	MSE	MSE _O	MSE _N	MSE
Degraded Image	0	8201	1527	0	14330	2907	0	7369	1511	0	14291	2808
F1(20th)	152	2478	585	356	1535	595	66	1108	280	62	6033	1236
F1(35th)	261	1545	500	435	1380	627	127	638	232	310	4088	1052
F1(50th)	445	942	538	613	1283	749	258	404	288	809	2136	1070

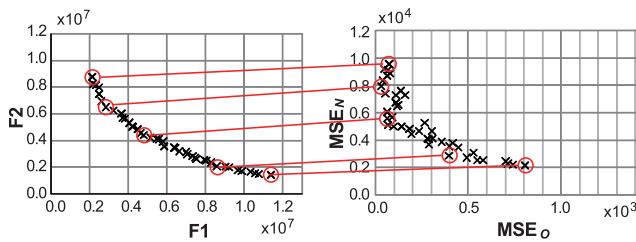


図 3 非劣解の分布 (D103, F_1 - F_2 and MSE_O - MSE_N)

Fig. 3 Distribution of nondominated solutions (D103, F_1 - F_2 and MSE_O - MSE_N).

していることが確認できている。また、ここでは 1 画像の例を示しているが、他の画像においても同様の傾向が見られている。そのため、得られたフィルタの信号保存性能と雑音除去・復元性能は F_1 , F_2 を用いて評価してよいと考えられる。

5.2 設計されたフィルタと処理結果

提案手法の典型的な 1 試行で得られた非劣解群による処理結果を表 1 および図 4 に示す。“F1(*ith*)” は F_1 (F_2) の値が *i* 番目に小さい (大きい) 解を表している。

図 4 において設計されたフィルタを見ると、 F_1 (F_2) の値によらず、たとえば斜めのパターンが特徴的なテクスチャに対して斜めの窓形状が得られているように、パターンに沿ったフィルタが設計されていることが分かる。また、 F_1 が小さい値は処理点の周辺要素の荷重が低く、大きい場合は平板に近いフィルタが得られていることが分かる。なお、分離した点を含むフィルタ窓が見られるが、4.2.2 項で述べたように、荷重メジアン演算上、問題はなく、フィルタとして実行可能である。一般に近接した画素は類似した輝度値を持つことが多く、近接するどの点をフィルタ処理に用いても出力結果が大きく変わらないことから、このように分離した形状が得られることがある。

表 1 および図 4 より、 F_1 の値が小さい解は MSE_O が小さく、雑音が残留する代わりに鮮明な画像が得られている。一方で、 F_2 の値が小さい解は平滑化作用が強く、 MSE_N が小さく全体的にぼやけたような画像となっているが雑音

がよく除かれていることが確認できる。

5.3 提案手法の有効性

多目的設計により得られるフィルタ群の処理性能を検証する。ここでは、8 例題を用いて、単一目的の GA で式 (5) を最適化して設計される荷重メジアンフィルタと比較する。GA のパラメータは提案手法と同様とし、単一目的のアプローチにおいては雑音・非雑音を分類する ROLD の閾値 Th は 200~650 の範囲で設定する。世代交代モデルは ER (Elitist Recombination) モデル [25] を採用した。多目的設計、閾値を固定した単一目的関数による設計、いずれも 1 試行に必要なとする評価計算回数は同じである。

まず、提案する多目的設計 20 試行で得られる非劣解群と、単一目的のアプローチにおいて、 Th を 200, 300, 400, 500, および 600 の 5 種とし、それぞれ 20 試行して得られた最良解を比較する。なお、本設定のもとでは単一目的による設計は多目的設計の 5 倍の評価計算を要する。図 5 は提案手法において、20 試行それぞれで得られた非劣解を F_1 - F_2 平面、および MSE_O - MSE_N 平面に示した結果である。 F_1 - F_2 平面においては、提案手法 20 試行で得られた最良の MSE を示す解、および上位 5% の解を示し、 MSE_O - MSE_N 平面では単一目的のアプローチで設計された解 (20 試行で最良の MSE を示す解) を示している。また、表 2 に 20 試行の最良解の MSE_O , MSE_N の比較結果を示す。図表中、提案手法の多目的のアプローチを WMF(multi opt.)、従来の単一目的のアプローチを WMF(single opt.) と記している。非劣解の分布については D36, D49, D55 および D71 のみ示している。D36 において従来手法で閾値 $Th = 200$ とした結果は表 2 から分かるように MSE_O , MSE_N がともに悪く、図 5 からは省いている。

表 2 において、従来の単一目的関数による設計手法の結果に着目すると、テクスチャによって適切な閾値設定は異なることが確認できる。提案手法の結果は、 MSE の観点から従来手法の結果と比較すると、複数の閾値設定と比べて良好な結果が得られていることが分かる。また、複数の例題で、従来の単一目的のアプローチ全体の最良の解と同

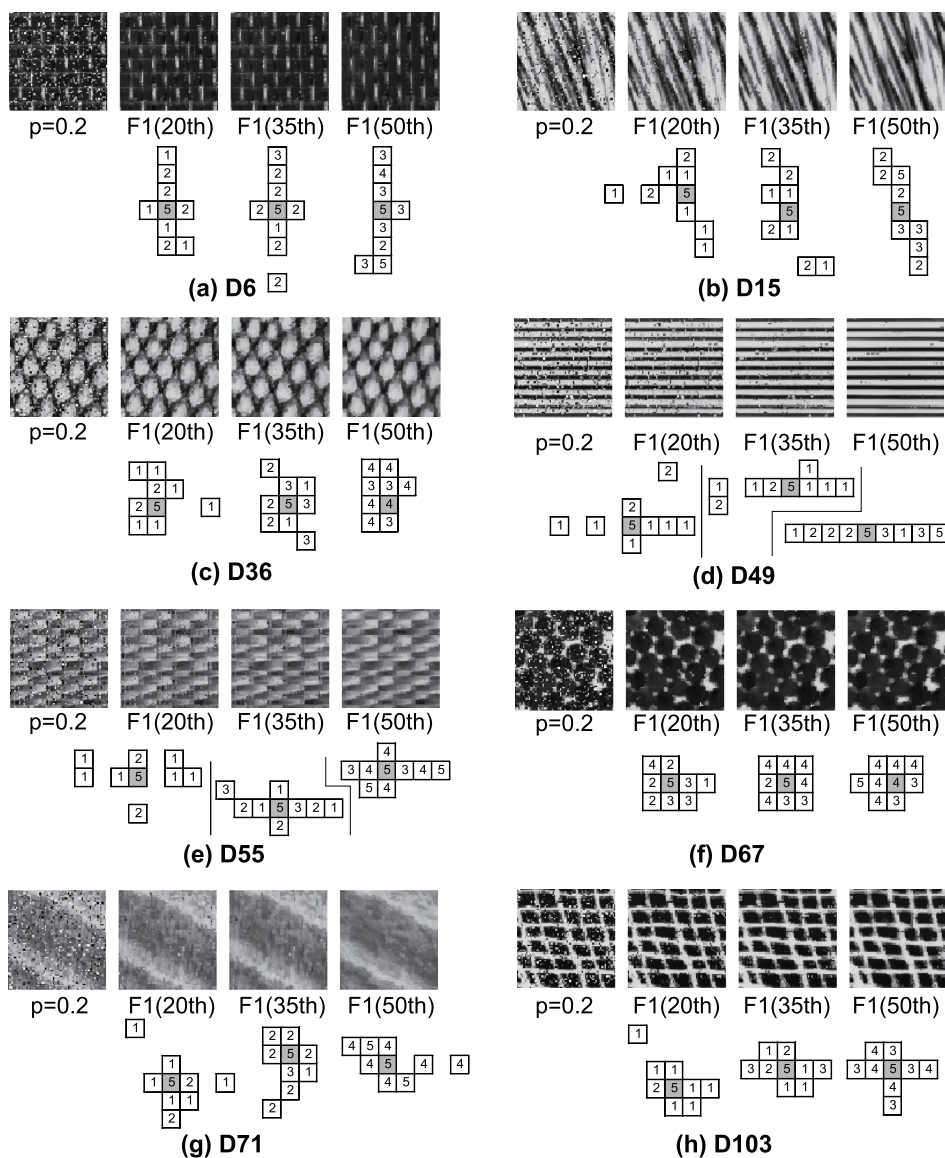


図 4 設計されたフィルタと処理結果

Fig. 4 Designed filter and its processing result.

等の性能を有する解が多目的最適化による設計においても得られている。D6 および D55 においては、より優れた解が得られている。本提案手法は閾値を設定することなく、最良の閾値に設定した場合の単一目的の設計で得られるフィルタと同等の処理性能のものが得られることが分かる。図 5 の MSE_O - MSE_N 平面の分布から、多くの例題で提案手法により信号保存性能を重視したフィルタ、雑音除去性能を重視したフィルタおよび両性能がバランス良く得られるフィルタが幅広く得られており、多くの例題でトレードオフの関係にあることが確認できる。また、 MSE が比較的良好な解は F_1 - F_2 平面で偏って存在することが分かる。

D6 は適当な閾値が発見しにくい例題である、これは、閾値によっては目的関数 (5) を最小化することが必ずしも MSE の改善につながらない例題であり、平坦な部分を多く有する画像 (どのような窓形状を適用しても結果が大きく異なる) に多く見られる傾向である。D15, D36,

D67, D71, D103 では、提案手法により、従来の単一目的のアプローチで設計される荷重メジアンフィルタの各閾値設定の解とほぼ同等の解が得られていることが分かる。また、提案手法で得られた優良な解群は、従来手法の解の方が MSE_O が優れるとき MSE_N が優れ、従来手法の解の方が MSE_N が優れるとき MSE_O が優れ、優越されない解となっている。ここでは、D36, D71 の分布のみ示しているが、D15, D67, D103 も同様の分布、傾向が確認されている。D49 においては、従来の単一目的関数で設計される荷重メジアンフィルタの各閾値での、 MSE が最良の解の窓形状はすべて横一直線であった。 Th が小さいほど荷重が平坦、 Th が大きいほど処理点の荷重が他の窓要素に比べて高くなる傾向にあるが、いずれの設定においても MSE_O , MSE_N はほぼ一定であり、両者にトレードオフが見られない特殊な例題である。提案手法で得られた解分布を見ると雑音除去性能が高い、すなわち MSE_N が小さい解はほぼ

表 2 多目的アプローチと単一目的アプローチの比較 (20 試行の最良 MSE)

Table 2 Comparison of multi-objective and single-objective approaches (The best MSE out of 20 trials).

	D6			D15			D36			D49			
	MSE _O	MSE _N	MSE	MSE _O	MSE _N	MSE	MSE _O	MSE _N	MSE	MSE _O	MSE _N	MSE	
Degraded Image	0	13228	2654	0	10372	1932	0	9829	1902	0	12266	2410	
WMF (single opt.)	Th=200	470	823	541	206	499	260	1250	1908	1377	29	107	44
	Th=300	575	987	658	132	633	225	512	1513	706	24	109	41
	Th=400	662	1372	805	79	817	216	335	1617	583	22	137	44
	Th=500	238	1276	446	55	1018	234	207	2259	664	18	279	69
	Th=600	117	2147	524	21	2393	463	61	4230	868	10	755	156
WMF (multi opt.)	190	800	312	72	891	224	262	1954	590	30	203	64	
	D55			D67			D71			D103			
	MSE _O	MSE _N	MSE	MSE _O	MSE _N	MSE	MSE _O	MSE _N	MSE	MSE _O	MSE _N	MSE	
Degraded Image	0	8201	1527	0	14330	2907	0	7369	1511	0	14291	2808	
WMF (single opt.)	Th=200	560	1005	643	575	1037	669	153	454	215	1025	2184	1253
	Th=300	270	997	405	555	1130	671	102	577	199	601	1975	871
	Th=400	177	1458	416	289	1572	549	103	622	209	341	2399	745
	Th=500	94	1870	425	206	1863	542	65	861	228	298	2570	744
	Th=600	42	2751	546	96	3284	743	38	1318	300	59	6172	1261
WMF (multi opt.)	175	1378	399	205	1877	544	95	658	210	222	2951	758	

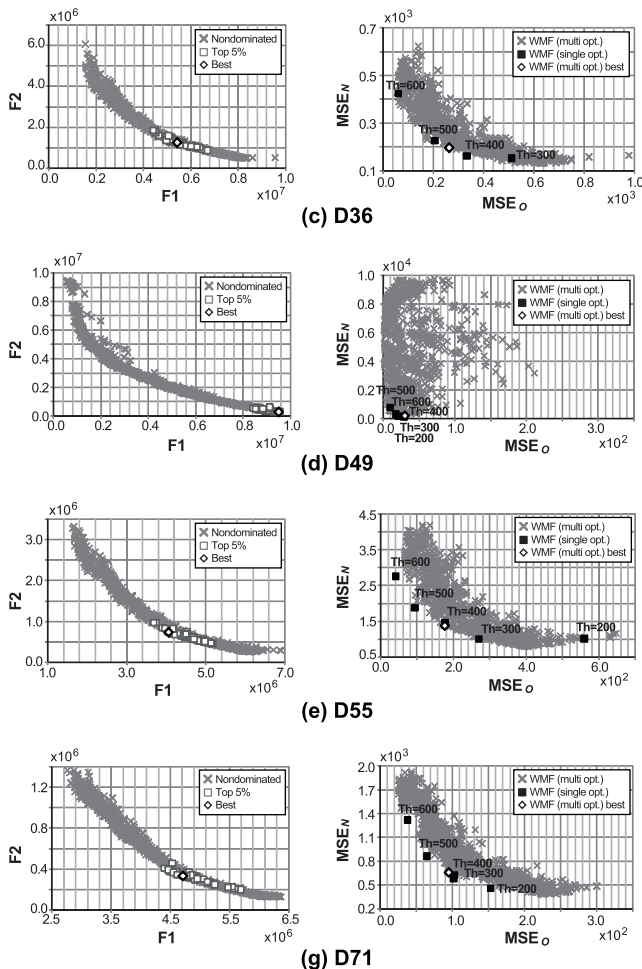


図 5 20 試行の非劣解集合

Fig. 5 Nondominated solutions out of 20 trials.

劣解となっており、多様な性能高いフィルタが得られていない。しかし、従来手法とほぼ同等の原信号保存性能および雑音除去性能を示すフィルタが得られていることが分

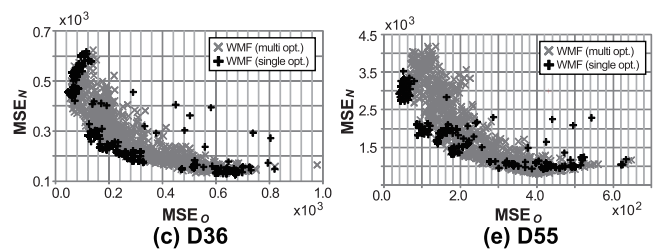


図 6 同一計算コストのもとでの多目的設計と単一目的設計の比較
Fig. 6 Comparison of multi opt. and single opt., under an equal computation cost.

かる。

上記より、両指標にトレードオフが見られる例題においては、従来手法で設計される荷重メジアンフィルタの各閾値設定の最良解に優越されない解が MSE_O-MSE_N 空間で幅広く得られることが分かった。また、トレードオフの有無によらず、本手法により、適した閾値設定のもとでの単一目的による設計で得られる最良解とほぼ同等の性能を有する解が得られることが分かった。

次に、多目的設計と単一目的による設計について同一の計算コスト (試行数) のもとで、得られた解集合を比較する。多目的の設計手法についてはこれまでと同様に 20 試行とする。単一目的のアプローチについては、[200, 650] の範囲に 50 間隔で均一に設定した 10 種の閾値について、それぞれ 2 試行し、全体として 20 試行する。それぞれのアプローチにおいて得られた最終世代の母集団の分布を比較する。図 6 に D36 および D55 において得られた 20 試行の母集団の MSE_O-MSE_N 平面上での分布を示す。

図 6 より、単一目的においても、MSE_O-MSE_N 空間上で幅広く解が得られており、閾値に多様性を持たせた設計を行うことで信号保存性能を重視したフィルタ、雑音除去

表 3 選考したフィルタの処理性能 (平均と標準偏差)

Table 3 Processing performance of selected filters (average and standard deviation).

	WMF(multi opt.)		WMF(single opt.)					MF	WMF	PSM	PSH	EPR
	avg.	std.	Th=200	Th=300	Th=400	Th=500	Th=600	(3x3)	(3x3)			
D6	376	34.4	705	846	1031	810	676	693	573	737(70)	729(70)	571
D15	343	62.9	289	239	231	275	584	595	466	538(80)	538(80)	435
D36	672	40.1	3581	785	617	664	996	757	605	629(80)	629(80)	491
D49	653	115.3	2760	55	69	92	827	1243	1286	1497(130)	1640(90)	920
D55	449	32.2	2978	476	461	553	627	721	555	659(60)	659(60)	542
D67	604	29.3	798	733	600	644	932	615	554	677(110)	676(110)	609
D71	247	15.5	228	213	224	289	345	256	204	150(40)	149(40)	163
D103	933	73.0	3617	1045	831	859	1626	1194	995	1251(100)	1243(100)	960

性能を重視したフィルタが得られることが分かる。単一目的最適化において、母集団はある1点に集中するように探索が進み、母集団の総個体数は多目的設計における総個体数と同等であるが、重複する、あるいは非常に似通った解が多く存在するため、MSEの観点からも分散が小さく、良好な解が得られる。ただし、分布に偏りがあり、解が得られない領域が部分的に存在する。一方で、多目的設計においては、探索を通して多様性、均一性を指標とした解選択が行われるため、最終的に得られる解集合は幅広く、より均一に分布している。MSE_O, MSE_Nが劣るフィルタも多く集団に残るものの、単一目的のアプローチに優越されない解がMSE_O-MSE_N空間で幅広く得られ、信号保存性能、雑音除去性能のバランスが多様な、処理性能の高いフィルタが設計できることが分かる。

5.4 フィルタ群からの解の選考

遺伝的アルゴリズムのように多点を用いて解集合を得る多目的最適化手法においては、最終的には多数の互いに優越されない非劣解集合の中から限られたものを選択する必要がある。真のパレート最適解を推定することが困難なことも多く、これまでに選考過程について、解の可視化、設計(選考)支援などを含め、多く議論されている[26], [27]。一方で、画像は比較的、視覚で把握しやすい例題であるため、設計段階で積極的にユーザの嗜好を取り入れ、画質をユーザが評価する対話型進化計算による雑音除去法[28]なども提案されている。GAによる多目的設計で得られた非劣解群からの選考についても視覚を利用することが考えられるが*1、ここでは、MSEの観点から良好な解がF₁-F₂平面で偏在していることに着目し、解の選考指針と選ばれる解(フィルタ)の性能について議論する。

図5に示したように、MSEが比較的良好な解はF₁-F₂平面に偏在し、MSE_O, MSE_Nにトレードオフの関係が見られる例題においては、F₁軸上で最も悪い解の値の60%~80%ほどの値を示す領域に存在する。そのため、MSEの観

点からはそのような領域に選考を限定することで、精度の高い処理結果を選択できる可能性が高まると考えられる。ここでは、F₁の値で非劣解を降順でソートし、おおむねその領域に対応する200位~500位の300の非劣解が示す処理精度について、他手法と比較することで検証する。

表3に、提案手法(WMF(multi opt.))で得られた限定範囲内での非劣解群の平均MSEおよび標準偏差、単一目的のアプローチ(WMF(single opt.))において、Th=200, 300, 400, 500, 600, 各20試行のもとで得られた最良解のMSEの平均値を示す。また、他のインパルス性雑音除去手法として、メジアンフィルタ(MF)、典型的な窓形状・荷重を持つ荷重メジアンフィルタ(WMF, 3×3の正方窓/荷重は処理点3, 他の要素1)、スイッチングタイプのフィルタとしてPSM(Progressive Switching Median)[9], PSH(PS Hybrid)[10], およびROLD-EPR[17]で得られた処理結果のMSEを示す。スイッチングタイプのフィルタおよびROLD-EPRも雑音・非雑音推定のための閾値を必要とする。スイッチングタイプについては最良のMSEを得た閾値での結果(表中、括弧内の数字)である。ROLD-EPRの雑音/非雑音の判定は原論文に従い、3×3の正方窓におけるROLD₄を用い、初期閾値は上位(100×p)% (pは雑音付加率)のROLD値の平均とした。また、ポテンシャル関数に $\phi(t) = |t|^{1.3}$ 、各画素の勾配は近傍4画素で求め、最適化手法としてBarzilai-Borwein最急降下法[29]を用いた。EPRで最小化を長く続けると平滑化が進みMSEが悪化するため、適度に繰返しを打ち切る必要がある。ここでは繰返し処理のステップ数 $k_{max} = 1\sim 20$ の中で得られた最良のMSEを示した。

提案手法での限定範囲の非劣解群と単一目的のアプローチの平均MSE、および他手法の最良MSEを比較すると、例題によって最良の結果を得る手法は異なるが、GAによるフィルタ設計2種およびROLD-EPRが全体を通して良好な処理性能を示している。

D6, D55については、最良の閾値設定の単一目的の解より優れた解が、提案手法で得られた非劣解分布の限定した範囲から得られることが分かる。D49についてはトレードオフが見られない問題であり、範囲限定の時点で、良好な

*1 これまでの単一目的の関数を用いたフィルタ設計を含め、多くの除去手法を実際に適用する場合にも、原画像とのMSEで適切なパラメータ設定を決めることはできず、ある程度視覚に頼ることとなる。

解が選択の対象外となっており、MSEの平均値は非常に悪い。他の例題については、提案手法が、最良の結果を得る閾値を用いた単一目的の設計と同等、あるいはそれ以外の閾値よりも良好な結果を得ていることが確認できる。ただし、すべての例題を通して限定する範囲は大きく、多くの解を含むため、標準偏差からも分かるように処理精度のばらつきが非常に大きく、他手法と比較して良好な結果が得られているものの、それらの解すべてが優れた解とはいえない。表2で示すようにMSEが最良の値は、単一目的の最良解と同等の結果を得るものが多いため、単純な領域限定に加え、より良好な解に限定する指標を導入することで、さらに洗練された解集合が得られると考えられるが、その検討については今後の課題とする。

6. まとめ

本論文では、荷重メジアンフィルタの最適な窓形状と荷重の推定を多目的最適化問題として扱い、NSGA-IIを用いて最適化することで、一度の解探索で原信号の保存性能を重視したフィルタ、雑音除去性能を重視したフィルタ、その中間のフィルタの集合を同時に求める手法を提案した。数値実験より、従来の単一目的関数により設計される荷重メジアンフィルタと比較して、提案手法で得られたフィルタは、 MSE_0 - MSE_N 空間に幅広く分布する複数の閾値設定の最良解に優越されない複数の解が得られることを確認した。ここでは割愛したが、雑音付加率0.1, 0.4とした場合においても提案手法で得られる解集合には、本実験で示した付加率0.2の場合と同様の傾向が見られる。また、良好な処理結果を示す非劣解が目的関数平面上で偏在することから、ある程度、選考の範囲を限定することが可能であることを示した。今後の課題として、単純な領域限定に加え、より良好な解に限定する指標の検討および自然画像のセグメンテーションとの併用があげられる。また、提案手法の拡張として、窓の要素数も設計変数に含めた可変の窓サイズのもとでの設計についての検討も考えられる。

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, 25730148)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(1999).
- [2] Pitas, I. and Venetsanopoulos, A.: *Nonlinear Digital Filters*, Kluwer Academic Publishers, Boston (1990).
- [3] Harvey, N.R. and Marshall, S.: The Use of Genetic Algorithms in Morphological Filter Design, *Signal Processing: Image Communication*, Vol.8, pp.55-71 (1996).
- [4] Oh, J. and Chaparro, L.F.: Adaptive Fuzzy Morphological Filtering of Impulse Noise in Images, *Multidimensional Systems and Signal Processing*, Vol.11, No.3, pp.233-256 (2000).

- [5] Rosin, P.: Training Cellular Automata for Image Processing, *IEEE Trans. Image Processing*, Vol.15, No.7, pp.2076-2087 (2006).
- [6] Faro, A. Giordano, D. Scarciofalo, G. and Spampinato, C.: Bayesian Networks for Edge Preserving Salt and Pepper Image Denoising, *Proc. Image Processing Theory, Tools & Applications*, pp.1-5 (2008).
- [7] Brownrigg, D.R.K.: The weighted median filter, *Comm. ACM*, Vol.27, No.8, pp.807-818 (1984).
- [8] 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, No.2, pp.123-131 (1995).
- [9] 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).
- [10] 田口 亮, 松本哲夫: 雑音位置情報に基づく高発生確率インパルス雑音重畳画像の復元, 電子情報通信学会論文誌 A, Vol.J83-A, No.2, pp.208-216 (2000).
- [11] 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).
- [12] Deb, K., Agarwal, S., Pratap, A. and Meyarivan, T.: A Fast Elitist Non-dominated Sorting Genetic Algorithm for Multi-objective Optimization: NSGA-II, *KanGAL Report 200001, Indian Institute of Technology*, Kanpur, India, pp.849-858 (2000).
- [13] Andrey, P. and Tarroux, P.: Unsupervised Segmentation of Markov Random Field Modeled Textured Images Using Selectionist Relaxation, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.20, No.3, pp.252-262 (1998).
- [14] 狩野芳正, 大町真一郎, 阿曾弘具: ウェーブレット変換と特徴選択によるテクスチャ画像の領域分割, 電子情報通信学会技術研究報告, PRMU, Vol.101, No.653, pp.33-40 (2002).
- [15] Goldberg, D.E.: *Genetic Algorithms in Search Optimization and Machine Learning*, Addison-Wesley (1989).
- [16] 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).
- [17] 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).
- [18] Garnett, R., Huegerich, T., Chui, C. and He, W.: A Universal Noise Removal Algorithm with an Impulse Detector, *IEEE Trans. Image Processing*, Vol.14, No.11, pp.1747-1754 (2007).
- [19] 松本哲夫, 横井武史, 田口 亮: マルチウィンドウ法を導入した新しいインパルス性雑音検出器を内在する復元手法の提案, 電子情報通信学会論文誌 A, Vol.J84-A, No.9, pp.1179-1191 (2001).
- [20] Sun, T. and Nuevo, Y.: Detail-preserving Median Filters in Image Processing, *Pattern Recognition Letters*, Vol.15, pp.341-347 (1994).
- [21] 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).
- [22] 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, No.12, pp.1382-1392 (2001).

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

[24] Brodatz, P.: Textures: A Photographic Album for Artists and Designers, Dover Pubns (1993), available from <http://www.ux.uis.no/~tranden/brodatz.html>.

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

[26] 大林 茂: 多目的最適化と情報可視化データマイニング, 豊田研究報告, Vol.58, pp.109-116 (2005-05).

[27] 山代大輔, 吉川大弘, 古橋 武: 可視化手法を用いた多目的最適化問題における満足解の選択支援, 知能と情報: 日本知能情報ファジィ学会誌, Vol.20, No.6, pp.850-859 (2008).

[28] Katsuyama, Y. and Arakawa, K.: Impulsive Noise Removal in Color Image Using Interactive Evolutionary Computing, *Proc. 2009 International Workshop on Smart Info-Media Systems in Asia*, pp.73-77 (2009).

[29] Raydan, M.: The Barzilai and Borwein gradient method for the large scale unconstrained minimization problem, *SIAM J. Optim.*, Vol.7, pp.26-33 (1997).

付 録

A.1 ROLD 統計量

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. Ω_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.

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

ROLD 統計量では対数を用いて劣化画素の値と非劣化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 (A.1) 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, 式 (A.2) のように, 小さい方から n 個の $d_{x,y}$ の和で求められる. 式中, $r_i(x)$ は i 番目に小さい $d_{x,y}$ である.

$$ROLD_n(x) = \sum_{i=1}^n r_i(x) \quad (\text{A.2})$$

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.



鍋谷 洋介

1989 年生. 2012 年関西大学システム理工学部電気電子情報工学科卒業. 現在, 同大学大学院博士前期課程在学中. 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.



折登 由希子 (正会員)

広島大学大学院社会科学研究科/経済学部講師. 2002 年東京都立科学技術大学 (現, 首都大学東京) 退学. 博士 (工学). 足利工業大学を経て, 2009 年から現職. 現在, 資産配分問題, ローン計画問題, 献立計画問題の進化計算による最適化とその周辺の研究に従事. 日本経済学会, 電気学会, 進化計算学会, IEEE 等の会員.