

# 知的信号処理手法の画像用雑音除去フィルタへの応用

棟安 実治

関西大学 システム理工学部 電気電子情報工学科

**あらまし** 本研究テーマでは、ファジィやニューラルネットワークといった知的手法を画像用雑音除去フィルタへ応用することを検討してきた。これらの手法は、知的手法を用いて画像の局所の特徴を認識し、その認識結果に応じた処理を施すことによって、処理性能を向上させることを目指した技術である。ここでは、本研究によって得られた結果のひとつとして、ファジィクラスタリングを用いた新しい適応型荷重平均値フィルタについて紹介する。これは、従来のファジィクラスタリングを用いた適応型荷重平均値フィルタに加え、平滑化能力を高めるためにフィルタ窓を再帰窓にしたものとを併用し、処理点近傍の状況に応じてフィルタ出力を切り替える切替型適応荷重平均値フィルタである。この手法は画像の局所の特徴に応じて雑音平滑化と信号保存を切り替えるため、エッジを保存しながら混合雑音の除去を行うことができる。

## 1 はじめに

画像の雑音除去は、画像処理の中でも重要なテーマの一つである。本研究テーマでは雑音除去性能が高く、画像の劣化が少ない新しい雑音除去フィルタについて、ファジィやニューラルネットワークといった知的手法を適用した手法の開発を検討してきた。特に、画像の雑音モデルとしてよく知られたインパルス性雑音、ガウス性雑音およびその混合雑音を対象に、知的手法を用いて画像の局所の特徴を認識し、その認識結果に応じた処理を施すことによって、処理性能を向上させることを目指した技術について研究してきた。これらは処理量が増大するものの、これまでの処理技術と比較して、格段の処理性能の向上が可能となっている。ここでは、特に高精度なクラスタリング手法であるファジィクラスタリングやサポートベクターマシンなどを用いて、知的クラスタリングに基づくフィルタの開発 [1], [2] について研究を行った。また派生的な研究として、知的処理を用いたモルフォロジフィルタの設計 [3], [4] や荷重メジアンフィルタの設計 [5]、動画像用フィルタの開発 [6], [7]、ハーフトーンへの応用 [8] などもおこなってきた。本稿では、紙面の都合上、これらの研究のうち、ファジィクラスタリングを用いた新しい適応型荷重平均値フィルタについて紹介する。

ここでは画像に対する代表的な雑音である、ガウス性

雑音とインパルス性雑音の混合雑音によって劣化した画像について考える。雑音除去の際には、単に雑音を除去するだけでなく、画像の重要な特徴であるエッジや微細な変化を損なわないことも重要である。このとき、もし画像の局所的な構造や雑音分布に応じてフィルタ処理を変化させることができれば、良好な処理結果が期待できる。しかし、雑音によって劣化した信号の局所的構造を正確に分類することは困難である。このようなあいまいな状況を扱う際にはファジィ理論に基づいた考え方が有効であり、フィルタ荷重の推定にファジィ理論を用いた様々な雑音除去フィルタが提案されている [9], [10]。

本稿では、ファジィクラスタリングを用いた新しい適応型荷重平均値フィルタについて述べる。このフィルタは文献 [11] を基礎としており、処理点と近傍点との差分ベクトルを特徴量とし、ファジィクラスタリングを用いて代表ベクトルとの類似度を求める。入力信号は代表ベクトルに対応した荷重ベクトルとの荷重平均を求め、さらにその値に対し、類似度を荷重とした荷重平均を求め、これを出力としている。本来明確には分類しにくいような入力に対しても画像の局所的情報に応じて適切な荷重を設定するため、雑音の種類に応じた適切なフィルタリングが可能である。なお、ファジィクラスタリングには代表的な手法である Fuzzy c-Means 法 [12] を用いている。

文献 [11] のフィルタは高い構造保存性を有するが、インパルス性雑音を除去しきれない場合が生じたり、平滑化性能にやや乏しいという欠点があった。この問題を克服するため、提案法では、文献 [11] の処理に加えて、フィルタ窓を平滑化能力の高い再帰窓にしたものとを併用し、フィルタ出力を切り替える切替型適応荷重平均値フィルタを提案する。提案フィルタは画像の局所の特徴に応じてフィルタ出力を切り替えるので、エッジ保存と平滑化を両立させることができる。

## 2 ファジィクラスタリングを用いた適応型荷重平均値フィルタ

ここでは一般的な 1 次元信号に対するフィルタの構成について述べるが、簡単な写像によって画像信号へ拡張できる。

## 2.1 ファジィクラスタリング

ファジィクラスタリングとは、データがあるクラスタに属するか否かを2値論理で表現する通常のクラスタリングとは異なり、データが複数のクラスタに属することを認め、その属する度合を  $[0, 1]$  の無限多値論理で表現し定式化した手法である。また、この値を帰属度といい、あるクラスタに属する度合が大きければ1に近い値を、小さければ0に近い値をとる。

ファジィクラスタリングについて簡単に説明する。 $C$  を  $1 < C < Z$  の整数とし、 $\mathbf{G} = \{\mathbf{g}_1, \mathbf{g}_2, \dots, \mathbf{g}_Z\}$  は  $\mathbf{R}^p$  における  $Z$  個の特徴ベクトルとする。 $g_{kj}$  は  $\mathbf{g}_k$  の  $j$  番目の特徴であるとする。 $u_{ik}$  を  $\mathbf{g}_k$  の  $i$  番目のクラスタにおける帰属度とすると、 $CZ$  個の  $u_{ik} \{u_{ik} = u_i(\mathbf{g}_k), 1 \leq k \leq Z, 1 \leq i \leq C\}$  に対して、以下の制限が存在する。

$$0 \leq u_{ik} \leq 1 \quad \text{for all } i, k \quad (1)$$

$$\sum_{i=1}^C u_{ik} = 1 \quad \text{for all } k \quad (2)$$

$$\sum_{k=1}^Z u_{ik} > 0 \quad \forall i \quad (3)$$

$\mathbf{G}$  のファジィクラスタリングは目的関数

$$J(\mathbf{U}, \mathbf{V}) = \sum_{k=1}^Z \sum_{i=1}^C (u_{ik})^m \|\mathbf{g}_k - \mathbf{v}_i\|^2 \quad (4)$$

を最小化する  $\mathbf{U} = [u_{ij}]$ ,  $\mathbf{V} = [\mathbf{v}_i]$  を見つけることで達成される。ここで、 $\|\cdot\|$  は行列、またはベクトルの要素の2乗和の平方根である。本研究ではファジィクラスタリングの代表的なアルゴリズムとして Fuzzy  $c$ -Means 法 (FCM) を用いた。FCM を以下に要約する [12]。

### Fuzzy $c$ -Means 法

[ステップ 1]  $Z$  個のデータ集合  $\mathbf{G} = \{\mathbf{g}_1, \mathbf{g}_2, \dots, \mathbf{g}_Z\}$ ,  $\mathbf{g}_k \in \mathbf{R}^p$  が与えられたと仮定する。 $2 \leq C \leq Z$ ,  $m \in (1, \infty)$  を固定する。代表ベクトル  $\mathbf{V} = [\mathbf{v}_i]$  の初期値を設定する。

[ステップ 2] 次式を用いて帰属度を求める。

$$u_{ik} = \frac{1}{\sum_{j=1}^C \left( \frac{\|\mathbf{g}_k - \mathbf{v}_i\|}{\|\mathbf{g}_k - \mathbf{v}_j\|} \right)^{\frac{2}{m-1}}}, \quad 1 \leq i \leq C, 1 \leq k \leq Z \quad (5)$$

[ステップ 3] 次式を用いて代表ベクトルを計算する。

$$\mathbf{v}_i = \frac{\sum_{k=1}^Z (u_{ik})^m \mathbf{g}_k}{\sum_{k=1}^Z (u_{ik})^m}, \quad 1 \leq i \leq C \quad (6)$$

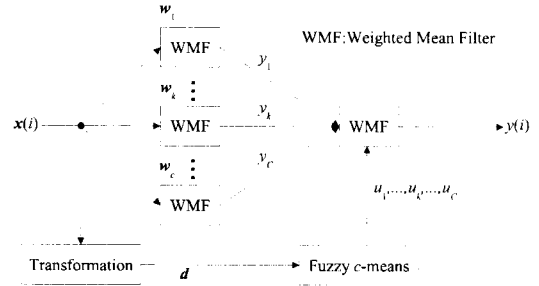


図 1: FC フィルタの構成

[ステップ 4] 式 (5) を用いて、 $\mathbf{U} = [u_{ik}]$  を  $\mathbf{U}' = [u'_{ik}]$  に更新する。

[ステップ 5]  $\|\mathbf{U}' - \mathbf{U}\| < Th$  ( $Th$  は小さい定数) ならば停止、そうでなければ [ステップ 3] へ戻る。

## 2.2 フィルタ構成

ファジィクラスタリングを用いた適応型荷重平均値フィルタの構成図を図 1 に示す。以降、このフィルタを FC(Fuzzy Clustering) フィルタと呼ぶことにする。被処理信号の位置を  $i$ , その値を  $x(i)$  として、被処理信号を中心とする長さ  $2N+1$  のフィルタ窓を考え、被処理点とフィルタ窓内の信号値との差分の絶対値列を特徴ベクトル  $\mathbf{d} = [d_{-N}, \dots, d_N]$  とする。すなわち、特徴ベクトルの要素  $d_p$  は次式で表される。

$$d_p = |x(i) - x(i+p)| \quad (7)$$

ただし、 $p$  は  $i-N \leq p \leq i+N$  かつ  $p \neq 0$  である。

フィルタリングを行う前にパラメータの設定が必要である。詳細については 2.3 で論じる。はじめに、学習用劣化信号列に対して式 (7) により特徴ベクトルの集合を求め、この集合に対してファジィクラスタリングを実行し、 $C$  個の学習用劣化信号の代表ベクトルの集合をあらかじめ求めておく。さらに、これらの代表ベクトルに対応する荷重ベクトルを求めておく。

次にフィルタリングの手順について説明する。まず、フィルタ窓内の入力信号から式 (7) に従って、特徴ベクトル  $\mathbf{d}$  を求める。 $\mathbf{d}$  と学習用劣化信号の代表ベクトル  $\mathbf{V}$  を用いて、次式から代表ベクトル  $\mathbf{v}_k$  への帰属度  $u_k$  を算出する。

$$u_k = \frac{1}{\sum_{i=1}^C \left( \frac{\|\mathbf{d} - \mathbf{v}_k\|}{\|\mathbf{d} - \mathbf{v}_i\|} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \quad (8)$$

ここで、 $\mathbf{v}_k$  は  $k$  番目の代表ベクトル、 $m$  は 1 より大きい実数である。式 (8) で求めた帰属度と代表ベクトル  $\mathbf{v}_k$  に対応する荷重ベクトル  $\mathbf{w}_k = [w_k^{-N}, \dots, w_k^N]$  を用いて、出力値  $y(i)$  を求める。すなわち、

$$y(i) = \frac{\sum_{k=1}^C u_k y_k}{\sum_{k=1}^C u_k} \quad (9)$$

ただし、 $y_k$  は代表ベクトル  $v_k$  に対応する荷重平均値フィルタの出力であり、次式で表される。

$$y_k = \frac{\sum_{p=-N}^N w_k^p x(i+p)}{\sum_{p=-N}^N w_k^p} \quad (10)$$

### 2.3 荷重の学習

各クラスタの代表ベクトル  $v_k$  を決定した後、各クラスタでの荷重  $w_k$  を学習する。FC フィルタの処理手順は、まず各クラスタへの帰属度  $u_k$  を計算し、次に、各クラスタに用意されている荷重  $w_k$  を用いて各クラスタでの出力  $y_k$  を求め、最後に各クラスタの出力  $y_k$  と帰属度  $u_k$  を用いて  $y$  を算出する。よって、FC フィルタはネットワークによる表現ができるので、デルタルール [13] を用いて荷重平均値フィルタの荷重  $w_k$  を学習することができる。学習アルゴリズムでは、与えられた入出力データの所望の出力値  $\hat{y}$  と出力値  $y$  の誤差を小さくするように各クラスタの荷重  $w_k$  を更新する。

いま、学習用入出力データ列  $(x_{-N}, \dots, x_N, \hat{y})$  が与えられたとする。デルタルールの学習は次式の評価関数  $E$  の最小化問題として定式化できることがわかっている。

$$E = \frac{1}{2} (y - \hat{y})^2 \quad (11)$$

評価関数  $E$  の値を減少させるためには、パラメータ  $w_k^p$  に対して  $E$  が減少する方向ベクトルを計算すればよい。この方向ベクトルは  $-\frac{\partial E}{\partial w_k^p}$  で表され、時点  $t$  における学習の更新式は以下ようになる。

$$w_k^p(t+1) = w_k^p(t) - \alpha(n) \cdot \frac{\partial E}{\partial w_k^p} \quad (12)$$

ここで、 $\alpha(n)$  は学習信号系列全体に対する走査回数  $n$  に依存する更新係数で、次式によって計算される。

$$\alpha(n) = \alpha_0 \cdot \left(1.0 - \frac{n-1}{n_{\max}}\right) \quad (13)$$

ただし、 $\alpha_0$  はあらかじめ決定しておく初期値である。

方向ベクトル  $\frac{\partial E}{\partial w_k^p}$  は以下のように与えられる。

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial w_k^p} &= \frac{\partial E}{\partial y} \cdot \frac{\partial y}{\partial y_k} \cdot \frac{\partial y_k}{\partial w_k^p} \\ &= \frac{x(i+p) - y_k}{\sum_{p=-N}^N w_k^p} \cdot u_k \cdot (y - \hat{y}) \end{aligned} \quad (14)$$

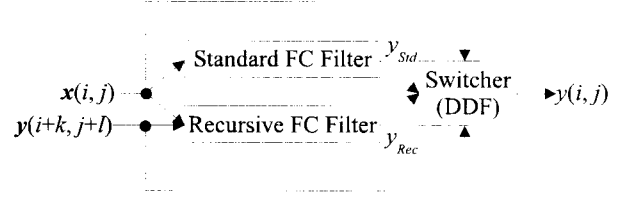


図 2: 提案フィルタの構成

式 (14) を式 (12) に代入することで次式が得られる。

$$\begin{aligned} w_k^p(t+1) &= w_k^p(t) - \alpha(n) \cdot \frac{x(i+p) - y_k}{\sum_{p=-N}^N w_k^p} \cdot u_k \cdot (y - \hat{y}) \end{aligned} \quad (15)$$

更に、更新された  $v_k(t+1)$  の要素のうち負となったものは 0 に置き換え、次式で規格化を行う。

$$\begin{aligned} w_k^p(t+1)^* &= w_k^p(t+1) \\ &+ \frac{1}{2N+1} \left(2N+1 - \sum_{q=-N}^N w_k^q(t+1)\right) \end{aligned} \quad (16)$$

この規格化により、常に  $w_k$  は正の要素から構成され、かつ常に一定の総和値  $2N+1$  をもつ。

### 3 ファジィクラスタリングを用いた切替型適応荷重平均値フィルタ

従来の FC フィルタは信号保存性に優れているが、インパルス性雑音が残留することがある。再帰窓を用いることで雑音平滑化能力が向上するが、エッジ部や細かい信号成分は劣化してしまう [14]。このように通常窓を用いたフィルタと、再帰窓を用いたフィルタは相反する特性を有する。そこで、処理点近傍の特徴を調べ、特徴に応じてフィルタ出力を切り替えることを考える。提案フィルタの構造を図 2 に示す。Standard FC Filter は従来の FC フィルタ、Recursive FC Filter はフィルタ窓を再帰的窓にしたものであり、以降では RFC フィルタと呼ぶ。代表ベクトルは同じものが用いられている。それぞれのフィルタ荷重はフィルタ窓の持つ性質に対して最適化されている。各フィルタ部の処理手順は 2 章で論じた通りである。

出力切り替えの基準としては、エッジ部では構造保存性に優れる通常窓を用いた FC フィルタの出力、平坦部では平滑化に優れた RFC フィルタの出力を採用することが望ましい。この切り替えに方向性差分フィルタ (Directional Difference Filter: DDF) [15] を用いる。DDF は  $3 \times 3$  領域に限定した近傍領域内の局所情報からエッジの形状を推定し、その形状に基づいて処理点を推定する方法であり、エッジ保存性に優れている。この DDF の出力を用いるこ

とでエッジの方向を推定する。すなわち出力切り替えの基準として DDF の出力に近い方の出力を採用する。出力切り替えの基準は、

$$y(i, j) = \begin{cases} y_{Std} : \|y_{Std} - y_{DDF}\| \leq \|y_{Rec} - y_{DDF}\| \\ y_{Rec} : otherwise \end{cases} \quad (17)$$

を用いる。ただし、 $y_{DDF}$  は DDF の出力、 $y_{Std}$  は FC フィルタの出力、 $y_{Rec}$  は RFC フィルタの出力である。なお、フィルタ荷重の学習は、切り替えられた方の FC フィルタに対してのみ行なう。

### 3.1 方向性差分フィルタ

以下に DDF の原理を示す [15]。はじめに、各方向における差分情報列  $\mathbf{D}$  を求める。 $\mathbf{D}$  は次式で定義される。

$$\mathbf{D} = \begin{pmatrix} |x(i+1, j) - x(i-1, j)| \\ |x(i+1, j-1) - x(i-1, j+1)| \\ |x(i, j-1) - x(i, j+1)| \\ |x(i-1, j-1) - x(i+1, j+1)| \end{pmatrix} \quad (18)$$

次に次式で定義する窓内の最小方向の平均  $\bar{\mathbf{X}}$  を求める。

$$\bar{\mathbf{X}} = \frac{1}{2} \begin{pmatrix} x(i+1, j) + x(i-1, j) \\ x(i+1, j-1) + x(i-1, j+1) \\ x(i, j-1) + x(i, j+1) \\ x(i-1, j-1) + x(i+1, j+1) \end{pmatrix} \quad (19)$$

$\mathbf{D}$  のある要素  $\mathbf{D}(n)$  が最小であるとき、フィルタ出力  $y(i, j)$  は対応する  $\bar{\mathbf{X}}$  の要素  $\bar{\mathbf{X}}(n)$  である。すなわち、

$$y(i, j) = \bar{\mathbf{X}}(n) \leftrightarrow n : \mathbf{D}(n) \quad (20)$$

である。最後に、処理点における劣化画像の画素をフィルタ出力に置き換える。

$$x(i, j) = y(i, j) \quad (21)$$

DDF では最小画素値差分を持つ方向を局所領域内のエッジ方向とみなし、その両端画素の平均値を処理点画素にあてはめることで、エッジ部や細部の保存と雑音除去を両立させている。さらに処理点を更新する再帰的处理によって、以降の処理における雑音画素の影響を減らしている。なお、DDF はインパルス性雑音のみが重畳している劣化画像に対して提案されている。

### 3.2 フィルタリングの手順

DDF は再帰的处理を行なうが、1 回のフィルタリングでは DDF のフィルタ窓に劣化信号が含まれているため、DDF がエッジの方向を間違える場合がある。これを回避するために本論文ではフィルタリングを 2 回行なう。以下にその手順を示す。

まず、出力画像を  $y(i, j) = x(i, j)$  と定義する。次に劣化画像全体に対し、提案フィルタを用いてフィルタリングを行なう。得られた出力画像の画素値を  $y_{1Pass}(i, j)$  とすると、フィルタ出力は  $y(i, j) = y_{1Pass}(i, j)$  である。2 回目のフィルタリングでは、DDF の出力を次のようにして求める。各方向における差分情報列  $\mathbf{D}'$  を次式で求める。

$$\mathbf{D}' = \begin{pmatrix} |y_{1Pass}(i+1, j) - y(i-1, j)| \\ |y_{1Pass}(i+1, j-1) - y(i-1, j+1)| \\ |y_{1Pass}(i, j-1) - y(i, j+1)| \\ |y_{1Pass}(i-1, j-1) - y(i+1, j+1)| \end{pmatrix} \quad (22)$$

次に窓内の最小方向の平均  $\bar{\mathbf{X}}'$  を次式で求める。

$$\bar{\mathbf{X}}' = \frac{1}{2} \begin{pmatrix} y_{1Pass}(i+1, j) + y(i-1, j) \\ y_{1Pass}(i+1, j-1) + y(i-1, j+1) \\ y_{1Pass}(i, j-1) + y(i, j+1) \\ y_{1Pass}(i-1, j-1) + y(i+1, j+1) \end{pmatrix} \quad (23)$$

$\mathbf{D}'(n)$  が最小であるとき、フィルタ出力  $y(i, j)$  は  $\bar{\mathbf{X}}'(n)$  である。すなわち、

$$y(i, j) = \bar{\mathbf{X}}'(n) \leftrightarrow n : \mathbf{D}'(n) \quad (24)$$

2 回目のフィルタリングでは DDF は劣化画素を用いることがないので、エッジの方向の推定精度の向上が期待される。

## 4 適用例

提案した手法の有効性を検証するために実際の画像に適用する。評価基準としては次式の MSE(平均二乗誤差)を用いた。

$$\text{MSE} = \frac{1}{W^2} \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^W \{y(i, j) - x(i, j)\}^2 \quad (25)$$

ここで、 $y(i, j)$ 、 $x(i, j)$  はそれぞれ復元画像、原画像を示す。画像の階調数は全て 256、画像の大きさは全て  $W \times W = 256 \times 256$  画素である。また、FCM におけるパラメータや荷重学習時の更新係数は実験的に求め、最良であった値  $I = J = 8$ 、 $m = 1.5$ 、 $Th = 0.1$ 、 $\alpha_0 = 10^{-4}$  を用いた。荷重の学習回数は画像全体に対して 30 回行った。また、クラスタ数  $C$  は、 $C = C_0 = 120$  とした。フィルタ窓には十字窓を用いた。比較対象のフィルタとして、 $\varepsilon$ -フィルタ [16] と、高島らが提案したファジー制御則を用いたエッジ保存型非線形フィルタ [10] (以上、全て  $3 \times 3$  窓) を用いて処理を行った結果も併せて示す。これらのフィルタの調整可能なパラメータについては、提案手法と同様に分散 400 のガウス性雑音と発生率 10% のインパルス性雑音からなる混合雑音に対して最適になるように調整した。

まず雑音強度に対する除去性能を検討するために、インパルス性雑音とガウス性雑音の混合雑音による劣化画

表 1: 混合雑音による劣化画像の処理結果 (“Lenna”)

MSE		発生率 [%]			
		5	10	15	20
分散	手法				
300	処理前	1218	2133	3068	3979
	提案手法	81.25	92.05	100.1	111.9
	RFC フィルタ	87.16	98.22	107.6	124.0
	FC フィルタ	104.9	132.9	171.9	237.3
	$\epsilon$ フィルタ	95.73	108.4	120.4	138.5
	文献 [10]	86.09	101.5	115.4	137.0
400	処理前	1276	2185	3114	4046
	提案手法	94.23	99.22	115.2	128.5
	RFC フィルタ	100.6	107.6	125.7	139.8
	FC フィルタ	134.4	155.5	205.8	280.1
	$\epsilon$ フィルタ	113.2	123.6	142.8	159.8
	文献 [10]	103.2	117.0	137.6	157.5
500	処理前	1406	2279	3194	4105
	提案手法	110.5	124.1	134.7	152.1
	RFC フィルタ	118.4	132.3	145.4	164.7
	FC フィルタ	169.4	205.3	252.8	339.3
	$\epsilon$ フィルタ	131.9	147.7	161.6	189.1
	文献 [10]	122.8	141.0	161.0	191.0

像 “Lenna” に対してシミュレーションを行った。その結果を表 1 に示す。この表より、提案手法は従来の FC フィルタよりも大きく MSE を低下させていて、比較フィルタよりも MSE は小さい。また、分散 400 のガウス性雑音と発生率 10% のインパルス性雑音からなる混合雑音による劣化画像 “Lenna” を図 3 に示す。この劣化画像を提案手法によって処理した結果を図 4 に示す。

次に、画像の性質によるロバスト性を検証するために、“Lenna” で学習した代表ベクトルとフィルタ荷重を用いて、“Bridge” に対してシミュレーションを行った。結果を表 2 に示す。他の手法での処理結果も先程と同様に併せて示す。これらの表から、細部の多い画像である “Bridge” の処理結果は文献 [10] のフィルタを除いて概ね従来手法よりも良好な結果となった。

以上の結果より、提案手法を用いてエッジを保存しつつ、インパルス性雑音やガウス性雑音を除去できることが示された。提案手法と比較対象としたフィルタと比較すると、本手法の方が良好な結果を得ている。以上から、本手法は信号の分類が正しく機能していて、更に雑音強度に対するロバスト性に関しても優れていることを示している。



図 3: “Lenna” の劣化画像



図 4: 提案フィルタによる処理結果

## 5 まとめ

本稿では、研究テーマ「知的信号処理手法の画像用雑音除去フィルタへの応用」の一部として、ファジィクラスタリングを用いた切替型適応荷重平均値フィルタによる雑音除去について述べた。このフィルタは互いに異なる性質を持つ FC フィルタ出力を画像の局所的構造に応じて使いわけることで、雑音平滑化をエッジ保存を両立させることができる。最後にいくつかの処理例を通して本論文で提案した手法の有効性について検証した。

## 参考文献

- [1] 今井 雄大, 棟安実治, “ファジィクラスタリングを用いた切替型適応荷重平均値フィルタ,” 第 22 回デジタル信号処理シンポジウム, A2-2 (in press).
- [2] A. Fujiki, J. Matsushita, T. Imai and M. Muneyasu, “A Technique for Mixed Noise Reduction Based on Support Vector Machine,” Proc. 2005 International Workshop on Nonlinear Signal and Image Processing, Sapporo, Japan, May 18-20, pp.280-284 (2005).

表 2: 混合雑音による劣化画像の処理結果 (“Bridge”)

MSE		発生率 [%]			
		5	10	15	20
分散	手法				
300	処理前	1228	2186	3091	4038
	提案手法	264.0	284.6	302.9	330.4
	RFC フィルタ	261.8	281.8	302.6	331.6
	FC フィルタ	261.1	302.1	350.1	444.4
	$\epsilon$ フィルタ	349.4	370.7	400.5	442.8
	文献 [10]	228.8	262.0	298.9	353.5
400	処理前	1301	2219	3172	4143
	提案手法	278.0	301.4	326.3	348.7
	RFC フィルタ	279.2	302.0	328.6	348.4
	FC フィルタ	288.8	336.0	400.3	486.3
	$\epsilon$ フィルタ	364.4	389.5	423.9	459.9
	文献 [10]	247.9	287.9	336.9	391.0
500	処理前	1406	2338	3299	4173
	提案手法	303.4	322.2	352.4	374.8
	RFC フィルタ	303.5	323.1	354.6	380.0
	FC フィルタ	333.7	375.6	450.9	538.5
	$\epsilon$ フィルタ	364.4	412.8	451.9	459.9
	文献 [10]	286.9	326.9	386.5	448.7

[3] 藤木 敦, 棟安実治, 浅野 晃, “テクスチャ画像に対する劣化画像のみを用いたモルフォロジフィルタの設計,” 電子情報通信学会 2007 年総合大会, SA-4-5, (2007).

[4] A. Fujiki, A. Asano and M. Muneyasu, “Unsupervised structuring element optimization of morphological opening for texture images,” Proc. 2006 International Symposium on Nonlinear Theory and its Applications, Bologna, Italy, Sept. 11-14, pp.711-714 (2006).

[5] 棟安実治, 藤木敦, 橋本知明, 浅野晃, “テクスチャ画像に対する荷重メジアンフィルタの窓形状と荷重の一設計法,” 電子情報通信学会技術研究報告, 信号処理研究会, SIP2006-22, (2006).

[6] 大和正武, 福山紘司, 棟安実治, “監視カメラ画像に対する JPEG2000 用雑音除去フィルタ,” 平成 17 年電気関係学会関西支部連合大会, G14-5, (2005).

[7] 大和正武, 棟安実治, “動画像に対する一雑音除去手法,” 電子情報通信学会 2006 年総合大会, A-4-13, (2006).

[8] M. Muneyasu, Y. Nakata, T. Oda and T. Hinamoto, “Adaptive Error Diffusion Using Fuzzy Reasoning for Step Edges,” Proc. 2005 International Workshop on Nonlinear Signal and Image Processing, Sapporo, Japan, May 18-20, pp.551-554 (2005).

[9] 荒川 薫, 荒川泰彦, “メジアン型ファジィフィルタの提案とその最適設計,” 信学論 (A), **J75-A**, No.12, pp.1792-1799, Dec. 1992.

[10] 高島広憲, 田口亮, 村田 裕 “ファジー制御則を用いたエッジ保存型非線形フィルタの提案,” 信学論 (A), **J77-A**, No.6, pp.827-836, Jun. 1994.

[11] 棟安実治, 小田哲也, 雛元孝夫, “ファジークラスタリングを用いた適応型荷重平均値フィルタ,” 信学技報, CAS2000-22, pp.17-24, 2000.

[12] Li-Xin Wang, “A Course in Fuzzy Systems and Control,” Prentice-Hall International, Inc, 1997.

[13] 野村博義, 林勲, 若見昇, “デルタルールによるファジィ推論の自動チューニング手法と障害物回避への応用,” 日本ファジィ学会誌, Vol.4,2, pp.379-388, 1992.

[14] 今井雄大, 小田哲也, 棟安実治, 雛元孝夫, “ファジークラスタリングを用いた適応型荷重平均値フィルタの改善,” 信学技報, CAS2003-110, pp.25-30, 2004.

[15] 橋本有平, 梶川嘉延, 野村康雄, “方向性差分フィルタとそのノイズ検出器後段における有効性,” 信学論 (A), **J83-A**, No.4, pp.361-369, Apr. 2000.

[16] 原島博, 小田島薫, 鹿喰善明, 宮川洋, “ $\epsilon$ -分離非線形デジタルフィルタとその応用,” 信学論 (A), **J65-A**, No.4, pp.297-304, Apr. 1982.