

データ依存型バイラテラルフィルタを用いた 雑音重畳画像の強調法

Image Enhancement of Noisy Images by Using a Data-Dependent Bilateral Filter

露木陽一[†] 沖坂拓哉[†] 木村誠聡[†] 辻 裕之[†] 田口 亮[‡]

[†] 神奈川工科大学 情報学部 情報工学科

[‡] 武蔵工業大学 工学部 生体医工学科

Youichi TSUYUKI[†] Takuya OKISAKA[†] Tomoaki KIMURA[†] Hiroyuki TSUJI[†]
Akira TAGUCHI[‡]

[†] Kanagawa Institute of Technology

[‡] Musashi Institute of Technology

あらまし

本稿では、ガウス性雑音の重畳した画像に対して、雑音の除去と画像の強調を同時に行う方法を提案する。従来法としてエッジ保持型平坦化フィルタである **Bilateral Filter** やエッジの強調度合いを増すために **Adaptive Bilateral Filter** (以下 **ABF**) が提案されている。特に **ABF** は画像の強調を行うパラメータを画像のクラス毎に導き出しているものの、クラスによっては雑音の多く重畳した画素に対しては雑音を強調させてしまう可能性がある。そこで、本稿では **ABF** のパラメータの値を各画素毎に可変させるデータ依存型バイラテラルフィルタを提案する。提案法はファジー推論によって局所領域ごとにパラメータ値を算出し、雑音の除去と効果的なエッジの強調の両立を図る。本稿では、複数の画像に対し提案法を適用し、従来法との検討を行い、提案法の有効性を示す。

1 はじめに

1990 年以降、スキャナやデジタルカメラなどに代表されるデジタル画像入力装置が普及し、容易にデジタル画像を得ることが可能となった。しかしながら、暗電流の影響や、伝送路中で受けるノイズの影響など、デジタル画像特有の雑音が重畳する問題があり、取得画像からの雑音の除去や低減の研究はこれまでも多く行われている [1, 2]。これらの雑音は一般的にガウス性雑音とインパルス性雑音の 2 種類に分けられる。本稿では入力系を **CCD** や **CMOS** 素子を扱う機器に限定し、取得画像に重畳する雑音を暗電流や熱雑音の影響によるガウス性雑音のみとする。ガウス性雑音の除去には平均値フィルタや **Wiener Filter** 等の時不変線形フィルタが有効である [3]。しかしながら、これらのフィルタはフィルタ窓内の画素の性質に関らず一律的な処理を施すため、雑音除去と共に画像のエッジや細部までも劣化させてしまうという問題がある。そこで、これらの問題を解決するために、データの状況に応じてフィルタ係数を変

化させるデータ依存型フィルタが研究されている [4]。データ依存型フィルタはフィルタ窓内の信号がエッジ部、細部または平坦部のどれかによってフィルタ係数を変化させ、最適なフィルタ係数を与えるものである。文献 [5]～[6] のフィルタは雑音を除去する平滑化フィルタであり、エッジや細部信号を強調させる効果を持ち合わせてはいない。そこで筆者らは文献 [7]～[9] において雑音が重畳した画像に対しての強調処理を提案している。いずれの方法も雑音を強調せずエッジや細部のみを強調する方法であり、雑音を平滑化する処理は含まれていない。これは雑音の除去の処理とエッジや細部信号の強調処理が相反するものであり、同時に行うことは困難なためである。

本稿では、雑音の除去とエッジの強調を同時に処理するために **Adaptive Bilateral Filter (ABF)** に注目する [10]。ABF は、エッジを保持しながら雑音を除去する能力を有する **Bilateral Filter (BF)** [11] を改良し、エッジの強調を可能にしたフィルタである。この **ABF** フィルタは画像のエッジや細部の状態によってクラス分けを行い、各々のクラス

毎に固定したパラメータを定めている．つまり ABF はあるクラスに対しては一定のエッジ強調度パラメータをそのクラスの領域に対し施すため，雑音の重畳した画素に対しても雑音を強調するように働く可能性がある．よって，各画素毎に適切な処理が行われているとは言い難い．そこで本稿では，ABF に対してデータ依存型処理を導入し，画素毎に適切なパラメータを導出し，雑音を除去しながら，より効果的なエッジ強調の実現を行う方法を提案する．提案する方法はデータ依存型処理を実現するために，画像のエッジや細部信号を判定するための情報と，画像にどれ程の雑音が重畳しているかを判断する情報の 2 つをファジー推論によって関連付け，処理点に対し適切なフィルタ係数を与える．本稿では提案する方法が，雑音が重畳している部分では雑音を除去しつつ，エッジや細部信号に対しては良好な強調結果を導くことを種々の適用例から明らかにし，従来法である BF や ABF に比べ，提案法の有効性について明らかにする．

2 Bilateral Filter と ABF

Bilateral Filter は以下の式 (1), (2), (3) で表わされ，エッジを保持しながら雑音を除去できる非線形フィルタであり，画像を平坦化する項とエッジの平滑化を抑制する項により構成されている．

$$\hat{f}[m,n] = \sum_k \sum_l h[m,n;k,l]g[k,l] \quad (1)$$

$$r_{m_0, n_0} = \sum_{m=m_0-N}^{m_0+N} \sum_{n=n_0-N}^{n_0+N} \exp\left(-\frac{(m-m_0)^2 + (n-n_0)^2}{2\sigma_d^2}\right) \times \exp\left(-\frac{(g[m,n] - g[m_0, n_0])^2}{2\sigma_r^2}\right) \quad (3)$$

ここで， $\hat{f}[m,n]$ は修復された画像を， $h[m,n;k,l]$ は処理点 m,n を中心とする近傍点 (k,l) に対するインパルス応答を， $g[m,n]$

は劣化画像を， m,n は処理点を， m_0, n_0 は局所領域 Ω_{m_0, n_0} の中央の画素を， σ_d と σ_r はそれぞれドメインガウシアンフィルタとレンジガウシアンフィルタ [10] の標準偏差を表わしている．またエッジや細部信号を判断する部分は式 (3) の右辺第 2 項である．しかしながら Bilateral Filter では，エッジの強調と雑音の平滑化は充分であるとは言えず，Bilateral Filter を改良してエッジの強調能力を持たせた ABF が提案されている [10]．この方法は画像をいくつかのクラスに分類し，処理画像から導出したパラメータを Bilateral Filter の保持部の式に加えることによりクラス毎に適切なエッジ強調をさせるものであり，式 (1), (4), (5) で与えられる．しかしながら，パラメータはクラスに対して一律的な係数であり，雑音が多く重畳した画像では適切なパラメータを与えている保証はない．そこで，画像の局所領域毎の性質に合わせて適切なパラメータを変化させることが望ましいと考えられる．

$$r_{m_0, n_0} = \sum_{m=m_0-N}^{m_0+N} \sum_{n=n_0-N}^{n_0+N} \exp\left(-\frac{(m-m_0)^2 + (n-n_0)^2}{2\sigma_d^2}\right) \times \exp\left(-\frac{(g[m,n] - g[m_0, n_0] - \zeta[m_0, n_0])^2}{2\sigma_r^2[m_0, n_0]}\right) \quad (5)$$

3 データ依存処理を用いた Bilateral Filter

提案する手法は ABF の画像強調用のパラメータに対して，処理点とその周辺領域 (局所領域) における状況に合わせ雑音除去とエッジの強調の処理の度合いを決定するものである．その度合いを決定するため，局所領域内にエッジまたは細部信号が存在するか否かの形状情報と雑音が存在するか否かの雑音情報の 2 つの情報を考える．この 2 つの情報から，平坦でかつ雑音が存在する場合には平坦化作用を多くするため σ_r を小さくし，逆にエッジや細部信号が存在する場合には σ_r を大きくするというルールを設定する．提案する方法はこれらのルール表現をファジー推論化させることで σ_r に対して適切なパラメータを与える (図 1)．

$$h[m_0, n_0; m, n] = \begin{cases} r_{m_0, n_0}^{-1} \exp\left(-\frac{(m-m_0)^2 + (n-n_0)^2}{2\sigma_d^2}\right) \exp\left(-\frac{(g[m,n] - g[m_0, n_0])^2}{2\sigma_r^2}\right), & [m,n] \in \Omega_{m_0, n_0} \\ 0 & , else \end{cases} \quad (2)$$

$$h[m_0, n_0; m, n] = \begin{cases} r_{m_0, n_0}^{-1} \exp\left(-\frac{(m-m_0)^2 + (n-n_0)^2}{2\sigma_d^2}\right) \exp\left(-\frac{(g[m,n] - g[m_0, n_0] - \zeta[m_0, n_0])^2}{2\sigma_r^2[m_0, n_0]}\right), & [m,n] \in \Omega_{m_0, n_0} \\ 0 & , else \end{cases} \quad (4)$$

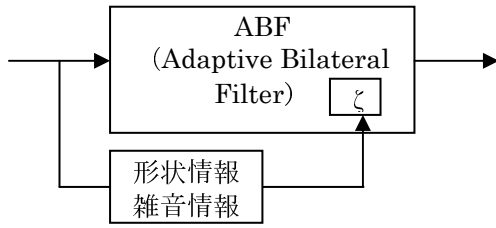


図 1: ζ のコントロール

これら二つの情報を用いた具体的なファジールールを図 2 に示す. このファジールールにおける (1) ~ (4) までの係数 ω は, 文献 [10] で使用している ζ の 4 つのモードであり, 次のように定義されている.

ζ		雑音情報	
		多	少
形状情報	平坦	(1)	(2)
	非平坦	(3)	(4)

図 2: ファジーテーブル

- (1) $\omega_1 = 0$
- (2) $\omega_2 = -\triangle$
- (3) $\omega_3 = \triangle$
- (4) $\omega_4 = \text{極大/極小}$

ここで $\triangle$ は局所領域の平均値から処理点の値への差分を取ったものであり, モード (4) では, $\triangle$ が正の値の場合には, 処理領域内の最大値と処理点の値の差分を取ったものであり, $\triangle$ が負の値の場合には処理領域内の最小値と処理点の値の差分を取った値である. また, $\triangle$ が 0 であった場合は $\zeta = 0$ となる.

3.1 雑音情報と形状情報

雑音情報の抽出には ε フィルタを使用し, ガウス性雑音の小振幅成分の量を計測する [12]. 具体的には, 次式で与えられる小振幅成分 u を用いる.

$$u = \sum_{k=-N}^M \sum_{l=-N'}^{M'} a_{k,l} F(x_{n,m} - x_{n-k,m-l}) \quad (6)$$

ここで, M, M', N, N' は各々 3 と定め, $a_{k,l}$ は k, l に寄らず $\frac{1}{9}$ とする.

文献 [12] には, ε - フィルタの形態として数種類存在するが, 本稿では局所領域内における雑音成分のみを抽出したいため, 図 3 で示すように小振幅信号のみを抽出可能な形態を採用する.

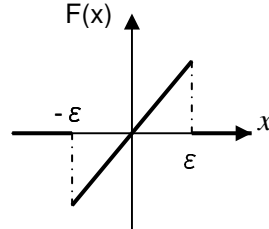


図 3: ε - フィルタの形態

形状情報は原信号近傍の平坦部や, エッジ部等の形状に関する情報が得ることができ, 次式で与えられる [5].

$$K(i, j) = \frac{\sigma^2(i, j)}{\sigma^2(i, j) + \sigma^2 n} \quad (7)$$

$$\sigma^2(i, j) = \begin{cases} \text{var}(i, j) - \sigma_n^2 & (\text{var}(i, j) > \sigma_n^2) \\ 0 & (\text{otherwise}) \end{cases} \quad (8)$$

ここで, $\text{var}(i, j)$ はフィルタ窓内のデータの局所分散を示し, $\sigma_n^2(i, j)$ は原信号の推定分散である. なお本稿では与えられる雑音を $\sigma_n^2 = 200$ と推定する. 図 4 に分散 200 のガウス性雑音重畳画像から抽出した形状情報を, 図 5 に同雑音画像から抽出した雑音情報を示す. なお, 図 5 は視覚的に分かりやすくするため, 雑音を黒に, 他は白に置き換えている. これらより雑音画像より得られる 2 つの情報は十分であることが伺える.

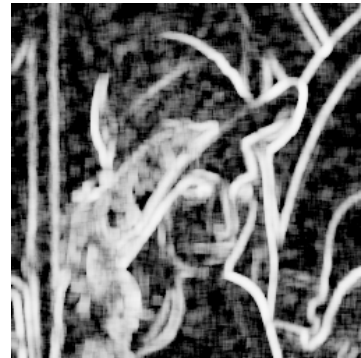


図 4: $\sigma_n^2 = 200$ の雑音画像の形状情報

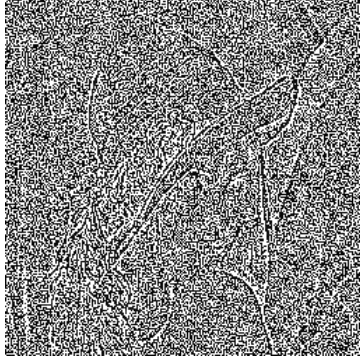


図 5: $\sigma_n^2=200$ の雑音画像の雑音情報

3.2 ファジー推論によるパラメータ ζ の決定

図 2 で示したファジーテーブルは以下のファジールールにより定義される.

$$\begin{aligned} & \text{if } K \text{ is } k_p \text{ and } z \text{ is } z_q \\ & \text{then } \zeta = \omega_i \end{aligned} \quad (9)$$

($p=1,2, q=1,2, i=1,\dots,4$)

ここで k_p は形状情報のファジー集合を, z_q は雑音情報のファジー集合を表す. またファジールールにおける適合度 μ_i は式 (10) で与えられる.

$$\mu_i = \min(\mu_{k_p}(k), \mu_{z_q}(z)) \quad (10)$$

提案するデータ依存型 BF の係数 ζ は非ファジー化手続きにより式 (11) で算出される.

$$\zeta = \frac{\sum_{i=1}^4 \mu_i \cdot \omega_i}{\sum_{i=1}^4 \mu_i} \quad (11)$$

ここで μ_{k_p} , μ_{z_q} は形状情報及び雑音情報のファジー集合 k , z に対するメンバーシップ関数であり各々の情報に対するファジー集合は図 6 および図 7 のように設定する, これらのファジー集合は各々 2 つのパラメータ α , β および γ , δ により決定される. ここで形状情報 K は 0.0~1.0 の値を取り, 雑音情報 z は 0~255 の値を取りうる可能性がある.

4 適用例

4.1 評価関数

提案法の評価は詳細分散 (DV) および背景分散 (BV) を用いる [5]. このとき DV, BV は領域 A, B においては以下のように定義される.

$$DV = \frac{1}{M} \sum_{(i,j) \in A} \sum \{x(i, j) - xd\}^2 \quad (12)$$

$$xd = \{x(i, j) - \frac{1}{k \cdot l} \sum_k \sum_l x(i+k, j+l)\}^2$$

$$BV = \frac{1}{K-M} \sum_{(i,j) \in B} \sum \{x(i, j) - xb\}^2 \quad (13)$$

$$xb = \{x(i, j) - \frac{1}{k \cdot l} \sum_k \sum_l x(i+k, j+l)\}^2$$

領域 A は, 局所領域における分散がしきい値 th 以上の点から構成される画像のエッジや細部に当たる領域であり, 領域 B は, 局所領域における分散がしきい値 th より小さい点から構成される画像の平坦部分に対応する領域である. M は領域 A の画素数, K は画像の全画素数を示している. また k, l は局所領域を示し, 本稿では $k=l=3$ とする. しきい値は画像のヒストグラムを 2 値化処理して得られる値としている. この時の値は文献 [7] より画像 lena については 43 とした. これらの評価値は DV が大きい値であるとき画像が強調されていることを示し, BV が小さい値であるときは雑音が抑制されていることを示す.

4.2 ファジー集合のパラメータチューニング

本稿ではファジー集合のパラメータのチューニングに実験的手法を用いる. 方法として α , β , γ , δ を徐々に変化させ, 各パラメータを組み合わせた結果, 最適な DV および BV 値を主観的に判断し, 最適なパラメータを決定する. 図 8 は, $\alpha=0.5$, $\beta=1.0$ の場合に γ と δ を動かしたときの DV の値を求めた図である. また図 9 は同様に BV の値を求めた図である. これらの結果より各々のパラメータ値を $\alpha=0.0$, $\beta=1.0$, $\gamma=0$, $\delta=3$ とした. 以下の適用例ではこれらのパラメータを用いる.

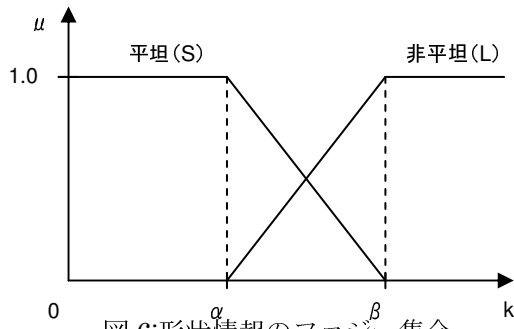


図 6:形状情報のファジー集合

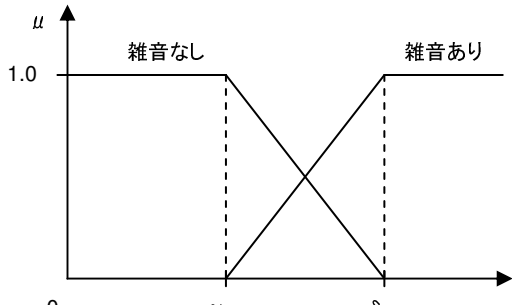


図 7:雑音情報のファジー集合

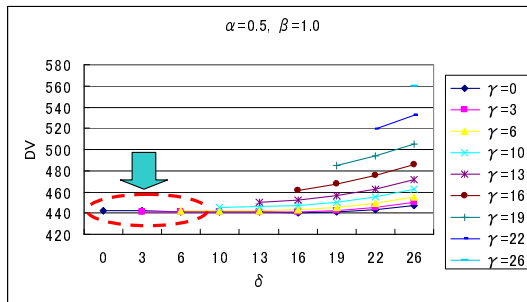


図 8:ファジーのパラメータと DV の関係図

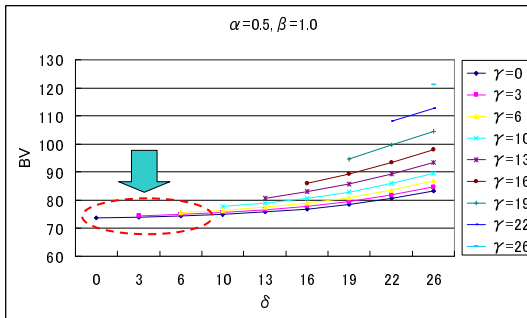


図 9:ファジーのパラメータと BV の関係図

4.3 画像信号を用いた適用例

ここでは、提案法の有効性を示すために、理想画像に分散 400 のガウス性雑音を重畳させた画像に対して従来法と提案法を適用し、比較検討する。

従来法は平均値フィルタを施した後に UM を適用した方法、文献[11]の Bilateral Filter, ABF ($\zeta=\angle$) とした。表 1 は各々の方法の処理結果である。DV の値が大きい程、エッジや細部が強調されていると考えられ、BV

の値が小さい程、雑音を除かれていると考えられる。つまり、DV が大きく、かつ、BV も大きい場合エッジや細部は強調されているものの、雑音も同時に強調されてしまっており、また反対に DV や BV が小さい場合、雑音は除去されているものの、エッジや細部も一緒に劣化してしまっていると考えられる。つまり、DV, BV はバランスが重要であると考えられる。表 1 を見ると、提案法は DV, BV 共にバランスの取れた値を示しており、適切なエッジや細部の強調と雑音除去がなされていることがわかる。図 10～図 14 に、各手法による処理画像を示す。処理画像のうち提案法が主観的にもバランスの良い処理が施されていることがわかる。

表 1 数値評価

σ_n^2	method	Lena	
		DV	BV
400	入力画像	608	370
	平均値フィルタ +UM	37	28
	バイラテラルフ ィルタ	283	90
	ABF	416	155
	提案法	442	73

5 まとめ

本稿ではガウス性雑音の重畳した画像に対し、雑音の除去と画像の強調を同時に処理するための方法を提案した。提案法は、ABF の画像強調をコントロールするパラメータとを、局所領域の状況から適応的にフィルタ係数を算出するデータ依存型フィルタであり、2 つの情報をファジー推論によって関連付けることで、適切なパラメータが与えられることを数値評価、主観評価により明らかにした。これによって従来法に比べて提案法が有効であることを確認した。



図 10: $\sigma_n^2=400$ のガウス性雑音重畳画像



図 11: 平均値フィルタ+UM



図 12: バイラテラルフィルタ



図 13: ABF ($\zeta = \angle$)



図 14: 提案法の画像

6 参考文献

- [1] R.C.Gonzalez, R.E.Woods, "Digital Image Processing", Addison-Wesley Publishing, Massachusetts, 1993
- [2] 電子情報通信学会編, "デジタル信号処理ハンドブック", オーム社, 平成5年
- [3] 安居院 猛, 中嶋正之, "画像情報処理", 森北出版, 1991
- [4] 田口 亮, "信号復元を実現する適応信号処理—データ依存型フィルタ処理", 電子情報通信学会総合大会, 1995 年秋 基礎・境界ソサイエティ大会講演論文集論文集, pp.240-241, Sep., 1995
- [5] 高島広憲, 田口 亮, 田村 裕, "局所統計量を考慮した最適チューニング可能なファジーフィルタの提案", 電子情報通信学会論文誌 (A), Vol.J78-A, No.2, pp.141-150, Feb., 1995
- [6] 木村 誠聡, 田口 亮, 村田 裕, "ELSE ルールを加えたファジーフィルタ", 電子情報通信学会論文誌 (A), Vol.J79-A, No.2, pp.1649-1651, Sep., 1996
- [7] 木村 誠聡, 田口 亮, 村田 裕, "ファジー推論を用いた雑音が重畳された画像の強調に関する一手法", 電子情報通信学会論文誌 (A), Vol.J81-A, No.9, pp.1247-1256, Sep., 1998
- [8] 大谷 紀子, 木村 誠聡, 志村 正道, "多数決機械を用いた雑音重畳画像の強調", 電子情報通信学会論文誌 (A), Vol.J81-A, No.10, pp.1351~1357, Oct., 2004
- [9] Noriko Otani, Tomoaki Kimura, Katsumi Nitta, "Image Enhancement by Committee Machine with Synbiotic Evolution", the 19th workshop on Circuits and Systems, pp.171~176, April, 2006
- [10] Buyue Zhang and Jan P. Allebach, "Adaptive Bilateral Filter for Sharpness Enhancement and Noise Removal", IEEE Transaction on Image Processing, Vol.17, No.5, pp.664~678, May., 2008
- [11] C.Tomasi and R.manduchi, "Bilateral filtering for gray and color images," in Proc.Int Cong. Comput.Vis., 1998, pp.839-846.
- [12] 原島 博, 小田島 薫, 鹿喰 善明, 宮川 洋, "ε-分離非線形デジタルフィルタとその応用", 電子通信学会論文誌 (A), Vol.J65-A, No.4, pp.297-304 Apr., 1982.