

複数の類似領域を利用するバイラテラルフィルタリング

Bilateral filtering using multiple similar regions

南葉 宗弘†
Munehiro Namba

1. まえがき

雑音により劣化した信号の復元は、信号処理における重要なテーマの一つである。最も簡単な雑音低減方法は、平均フィルタを用いて信号に平滑化を施すことであるが、信号に急峻な特性が含まれる場合、雑音を低減しようとすれば信号特性が失われ、信号特性を保とうとすれば雑音が低減できないというジレンマが生じる。この問題に対し、メジアンフィルタやモルフォロジーフィルタなどの非線形フィルタがあるが、平均フィルタを用いた場合と比べてガウス性白色雑音の除去能力が低くなってしまいう傾向がある[1]。

平均フィルタとメジアンフィルタの両方の性質を兼ね備えたものに trimmed 型のフィルタがある。trimmed 型のフィルタは、フィルタ窓内に含まれる極端に大きな値、または極端に小さな値を持つ信号サンプルを除外して平滑化フィルタリングを行うため、信号に含まれる急峻な特性を保ちつつ、優れた雑音低減を実現する[1]。小振幅雑音の除去を目的として提案された ϵ フィルタ[2]や、メジアンフィルタの拡張として提案された truncated メジアンフィルタ[3]、また近年コンピュータビジョンやコンピュータグラフィックスで幅広く利用されているバイラテラルフィルタ[4]も、最もらしいサンプルだけを用いてフィルタリングを行うという点で、基本的な考え方は trimmed 型と同じだと考えられる。

trimmed 型フィルタを雑音除去を目的とする平滑化フィルタリングに用いる場合、どの信号サンプルを除外するかという基準の決め方が難しい。コンピュータグラフィックスにおける雑音低減にバイラテラルフィルタを適用した例では、ガウス平均を基準値に使うと良いという報告がある[5]。しかし局所的な信号の特徴を保持するためには、フィルタの窓の大きさを小さく設定せざるをえなく、窓内の領域に含まれるサンプル総数は非常に少ない。このため SN 比が高い条件下以外での平滑化には向かない[3]。

バイラテラルフィルタは、trimmed 型フィルタとしての観点とは別に、画像処理の立場から非線形拡散や適応スムージング、平均値シフト法と密接な関係があることが従来より指摘されている[6,7]。バイラテラルフィルタが、モードフィルタの反復解法の第一ステップと一致することも明らかにされている[8]。したがって繰り返しバイラテラルフィルタを信号に施すと、セグメンテーションと似た効果を得ることができる。しかし局所的なモード推定以上にはな

れず、たとえ大きなセグメントであっても、これをフィルタ窓の大きさに準ずる沢山の小さなセグメントの集合として推定してしまう。局所制約を取り除くためには、何らかの形で region merging の概念を取り入れる必要がある。Pollak らは領域を単位とする反復フィルタリングで非線形拡散を行い、セグメンテーションを実現する方法を提案している[9,10]。また Comaniciu らは平均値シフト法の後処理に region merging を行い、セグメンテーションが実現できることを報告している[11]。

本論文はピクセルベースのテクスチャ合成法[12]で使われているノンパラメトリックなサンプリング法を利用し、バイラテラルフィルタリングによる平滑化におけるセグメンテーション効果を強める方法を提案する。提案法では、バイラテラルフィルタの窓内領域と似た領域を信号全体から探し出し、その領域をあたかも別に同じ窓内領域を観測したかのように取り扱う。すなわち、仮想的にフィルタリングの窓内領域が複数観測できたような状況を作り出し、類似度に応じた重み付けをしながら各領域のフィルタリング結果を平均する。また、trimmed 基準の決定時にも複数領域のサンプルを利用することで、十分な統計量が得られないという trimmed 型の問題を緩和する。region merging と組み合わせた方法とは異なり厳密なセグメンテーションを行うわけではないが、提案法も大局的な平滑化を行うため、強いセグメンテーション効果を得ることができる。アイデアとしては、局所的なフィルタリング結果を平均するという意味で平均値シフト法に近い。しかし提案法では小さなセグメントであっても、類似セグメントが複数存在すれば良好な平滑化効果を期待できるという利点がある。

2. バイラテラルフィルタ

2.1 定義

N を正の定数とし、 $n=0,1,2,\dots,N$ のとき、位置 x_n における値が $I(x_n)$ であるような信号を考える。このとき、バイラテラルフィルタは次式で定義される。

$$\hat{I}(x_n) = \frac{\sum_i f(x_n, x_i) g(I(x_n), I(x_i)) I(x_i)}{\sum_i f(x_n, x_i) g(I(x_n), I(x_i))} \quad (1)$$

x_i は x_n を中心とするフィルタ窓の領域内に存在する各信号サンプルの位置を表す。関数 f と g はそれぞれ x_i と x_n の位置的 (ドメイン) な近さ、 $I(x_i)$ と $I(x_n)$ の値的 (レンジ) な近さを表すように、

† 東京学芸大学 技術・情報科学講座 情報科学分野

$$f(x_n, x_i) = \exp\left(-\frac{\|x_n - x_i\|^2}{2\sigma_d^2}\right) \quad (2)$$

$$g(I(x_n), I(x_i)) = \exp\left(-\frac{\|I(x_n) - I(x_i)\|^2}{2\sigma_r^2}\right) \quad (3)$$

のようなガウス関数が選ばれる。ここで $\|\cdot\|$ はユークリッド距離を表し、また σ_d と σ_r はそれぞれドメイン方向とレンジ方向の平滑化の度合いを決める定数である。

2.2 基準値

信号に雑音が含まれる場合、レンジ方向の trim 基準である $I(x_n)$ は本来の信号値とは異なる。このためレンジ方向へ間違った重み付けがなされてしまうことがある。そこで雑音を含む信号に対しては、基準値に用いる初期推定として、近傍領域のガウス平均を用いる方法がある。

$$\hat{I}(x_n) = \frac{\sum_i f(x_n, x_i) g(\bar{I}(x_n), I(x_i)) I(x_i)}{\sum_i f(x_n, x_i) g(\bar{I}(x_n), I(x_i))} \quad (4)$$

$$\bar{I}(x_n) = \frac{\sum_j c(x_n, x_j) I(x_j)}{\sum_j c(x_n, x_j)} \quad (5)$$

$$c(x_n, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_n - x_j\|^2}{2\sigma_g^2}\right) \quad (6)$$

σ_g はガウス平均の平滑化の度合いを決定する定数である。

3. 提案法

3.1 複数領域のバイラテラルフィルタリング

局所的な特徴を残しながら平滑化を行うには、ドメイン方向の平滑化の度合いを抑える必要がある。このためには、式(2)の σ_d を小さな値に設定しなくてはならず、結果的にフィルタ窓の大きさは小さくなる。しかしこれでは平均操作に用いることのできるサンプル数が少なくなり、ドメイン方向の平滑化が不十分となる。そこで近傍の領域と類似した領域を信号全体から探し出し、これらをにおけるバイラテラルフィルタリングに利用することを考える。

式(4)のバイラテラルフィルタは

$$E = \sum_i f(x_n, x_i) g(\bar{I}(x_n), I(x_i)) \{I(x_i) - I(x_n)\}^2 \quad (7)$$

という重み付き 2 乗誤差規範が最小となる $I(x_n)$ の解である。いま、領域 R_n と領域 R_k の類似度が $h(R_n, R_k)$ で与えられるとき、

$$E = \sum_k h(R_n, R_k) \sum_i f(x_n, x_i) g(\bar{I}(x_n), I(x_i)) \{I_k(x_i) - I(x_n)\}^2 \quad (8)$$

が最小となる $I(x_n)$ の解

$$\hat{I}(x_n) = \frac{\sum_k h(R_n, R_k) \sum_i f(x_n, x_i) g(\bar{I}(x_n), I(x_i)) I_k(x_i)}{\sum_k h(R_n, R_k) \sum_i f(x_n, x_i) g(\bar{I}(x_n), I(x_i))} \quad (9)$$

は複数の類似領域を、その類似度で重み付けをしながら平均化するバイラテラルフィルタとなる。ただし式(8)と式(9)において、 $I_k(x_i)$ は領域 R_k 内に存在する信号サンプル値を表している。式(9)のフィルタでは、フィルタ窓を小さく設定し、ドメイン方向の平滑化が抑えられたとしても、類似領域間の平滑化でこれを補うことができる。

一方、雑音が含まれる場合も、急峻な特性を保つ平滑化を行うためには、式(6)の σ_g を小さな値を設定し、レンジ方向の trim 基準値推定に用いるガウス平均フィルタ窓の大きさを小さくしなくてはならない。しかしこれでは式(5)の平均操作により推定される基準値の信頼性が損なわれてしまう。そこで、基準として用いる初期推定値についても、複数領域のガウス平均を、その類似度に応じた重み付けで平均したものを用いることにする。

$$\tilde{I}(x_n) = \frac{\sum_k h(R_n, R_k) \sum_j c(x_n, x_j) I_k(x_j)}{\sum_k h(R_n, R_k) \sum_j c(x_n, x_j)} \quad (10)$$

式(10)の $\tilde{I}(x_n)$ を、式(9)の $\bar{I}(x_n)$ の代わりに用い、次の提案式を得る。

$$\hat{I}(x_n) = \frac{\sum_k h(R_n, R_k) \sum_i f(x_n, x_i) g(\tilde{I}(x_n), I(x_i)) I_k(x_i)}{\sum_k h(R_n, R_k) \sum_i f(x_n, x_i) g(\tilde{I}(x_n), I(x_i))} \quad (11)$$

3.2 類似度

式(11)で用いる類似度 $h(R_n, R_k)$ は、 σ_h を任意の定数とし、

$$h(R_n, R_k) = \begin{cases} \exp\left(-\frac{\|G_{\sigma_d}(R_n - R_k)\|^2}{2\sigma_h^2}\right) & , \text{if } \|G_{\sigma_d}(R_n - R_k)\|^2 < t \\ 0 & , \text{else} \end{cases} \quad (12)$$

で決定する。上式(12)において $G_{\sigma_d}(R)$ は

$$G_{\sigma_d}(R) = \{f(x_n, x_i) I_k(x_i)\}_{i \in R} \quad (13)$$

のように、領域 R 内の各信号サンプル値に対し、中心からの距離に応じて分散 σ_d のガウス関数で重み付けをするこ

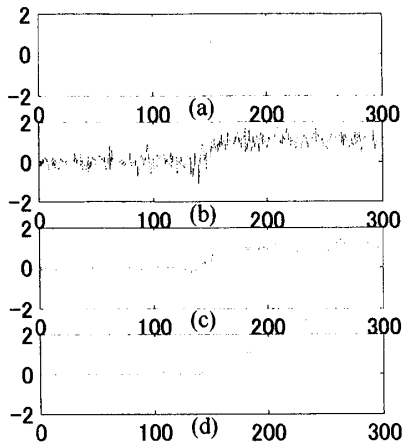


図1 ステップ信号：(a)雑音なし，(b)雑音を付加，(c)バイラテラルフィルタで平滑化，(d)提案法で平滑化

とを表す。つまり類似度の決定において、2つの領域内の信号サンプル値は、バイラテラルフィルタリング時と同じドメイン方向の重み付けが施された上でその差が計算される。さらに式(12)では分散 σ_h のガウス関数を用いて、0から1の値をとるような類似度に変換している。ただし、差が t より小さい場合には類似度が0となるよう閾値処理を行う。

類似度を閾値処理する理由は2つある。ひとつは純粋に計算量の削減のためである。類似領域は最大で信号の総サンプル数 N だけ存在する。従って式(11)は1サンプルにつき N 回のバイラテラルフィルタリングが必要であることを表している。しかし式(12)のように閾値処理を行っておけば、類似度が0と判断された領域について、実際にはフィルタリング計算を行わなくてもよくなる。もうひとつの理由は領域の類似度に応じた適切な重み付けが困難であったことにある。閾値処理を行わない場合、小さな重み付けがされるとはいえ、全く異なるといってもよい領域までがフィルタリングに使用されてしまう。この影響をできる限り防ぐには σ_h を小さな値にする必要があるが、それでは逆に似ている領域にまで小さな重み付けがされてしまい、類似領域間の平滑化の度合いが小さくなってしまふ。そこで本研究では、類似度の決定に閾値処理を加え、尤もらしい領域のみを用いることにした。

4. シミュレーション実験

4.1 1次元信号

0から1の値を取る信号系列を対象とし、これに平均0、分散0.3の白色雑音を加えた後、従来のバイラテラルフィルタリングと提案法による平滑化フィルタリングの2つを適用し、その結果を比較した。共通のパラメータとして、 $\sigma_d=2$ 、 $\sigma_r=0.2$ 、 $\sigma_g=2$ の値を設定し、また式(4)と(5)、および式(11)と(10)のすべてにおいてフィルタ窓の大きさを9

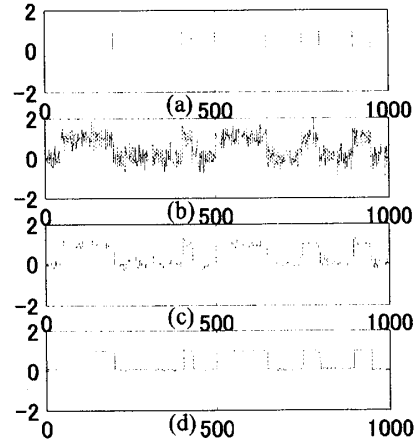


図2 バイナリ信号：(a)雑音なし，(b)雑音を付加，(c)バイラテラルフィルタで平滑化，(d)提案法で平滑化

で固定した。提案法で必要となる式(12)の σ_h には1、閾値 t は0.5を設定した。

図1(a)~(d)は、ステップ信号、これに白色ガウス雑音を加えた信号、従来法での平滑化、提案法による平滑化の結果をそれぞれ示している。ステップ信号は $N=300$ サンプルの信号長で、変位点を150として作成した。図1(c)と図1(d)から、変位点での急峻な特性はどちらも同じように維持しているが、提案法はステップ信号の平坦な部分でのセグメンテーション効果が大きく、従来法の結果よりも変位点が明確になっていることがわかる。SNRは、図1(b)では7.1[dB]、図1(c)では13.7[dB]、図1(d)では24.1[dB]であり、提案法は従来法と比べ10[dB]以上の改善を示した。

図2(a)~(d)はそれぞれ、信号長 $N=1000$ サンプルで適当に作成したバイナリ信号、これに雑音を加えた信号、従来法での結果、提案法での結果を示している。SNRは、図2(b)6.6dB、図2(c)13.7dB、図2(d)22.0dBとなり、提案法では従来法よりも8.3[dB]の優位性が見られた。このバイナリ信号は、長さの短いセグメントと長いセグメントの両方を含んでいる。一般に平滑化を施すと、短いセグメントはつぶれがちであり、また逆に長いセグメントはたくさんの小さなセグメントに分かれてしまう傾向にある。しかし図3(d)から確認できるように、提案法による平滑化では、信号に含まれるセグメントの長さに関わらず、良好なセグメンテーション効果が得られている。これは提案法が小さな窓長のフィルタを使っていること、同時に、同一セグメント内だけでの平滑化ではなく、異なるセグメント間でも平滑化を行っていることによる利点であると考えられる。

4.2 2次元信号

次に画像のセグメンテーションを目的し、提案法を2次元画像に対して適用した実験を行った。パラメータとして、 $\sigma_d=1$ 、 $\sigma_r=0.1$ 、 $\sigma_g=1$ の値を設定し、また式(11)と(10)においてフィルタ窓の大きさを縦横3ピクセルに固定した。

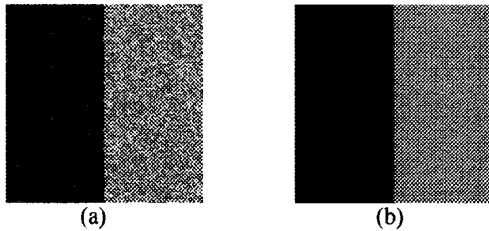


図3 グレイスケール画像信号1: (a)元画像+雑音, (b)提案法で平滑化

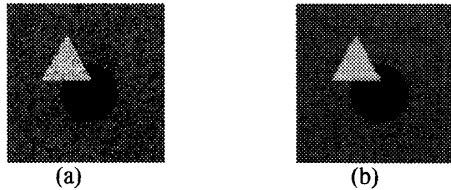


図4 グレイスケール画像信号2: (a)元画像+雑音, (b)提案法で平滑化

提案法で必要となる式(12)の σ_n には1, 閾値 t は0.3を設定した。

図3(a)はちょうど横半分の位置で分割された2つのセグメントから構成される, 縦横100ピクセルの元画像に雑音を加えたものを示している。元画像は0または1の値を取り, これに平均0, 分散0.2の白色ガウス雑音を加えたグレイスケール画像を作成した。図3(b)は図3(a)に提案法を用いて平滑化を施した結果画像である。SNRは図3(a)で19.9[dB], 図3(b)で32.6[dB]であり, 12.7[dB]の改善が確認できた。またこれら2つの図の比較から明らかなように, エッジを損なうことなく, 極めて強いセグメンテーション効果を得ることができている。

図4(a)は背景, 黒丸, 白三角の3領域からなる, 縦横80ピクセルの元画像に雑音を加えたものを示している。元画像は0, 0.502, 1の3値を取り, これに平均0, 分散0.1の白色ガウス雑音を加えたグレイスケール画像として作成した。SNRは図4(a)で14.2[dB], 図3(b)で27.3[dB]となり, 13.1[dB]の改善が確認できた。三角形の頂点付近のように鋭い形をもつ図形は, 平滑化によって丸まってしまうことが多い。しかし提案法ではほぼ完全な形を保っていることがわかる。

5. むすび

ピクセルベースのテクスチャ合成法で使われているノンパラメトリックなサンプリング法を, バイラテラルフィルタを用いた平滑化に利用し, セグメンテーション効果を強める方法を提案した。提案法は, バイラテラルフィルタの窓内領域と似た領域を信号全体から複数探し出し, 類似度に応じた重み付けをしながら各領域でのフィルタリング結果を平均する。したがってフィルタ窓の大きさを小さく設

定しても, フィルタリングに使用する信号サンプル数を増やすことができる。提案法が急峻な特性を含む信号の平滑化に優れることを, 白色ガウス雑音を加えたステップ信号, バイナリ信号を用いた実験により示した。また画像を対象信号とする場合においても, エッジを損なうことなく極めて強いセグメンテーション効果を持つ平滑化が可能であることを, グレイスケール画像を用いた実験により確認した。

今後, 類似領域探索の高速化や閾値の決定法を検討する必要がある。また, 類似度の決定法自体についても, 閾値処理を必要としない尺度の検討が必要であると考えている。

6. 参考文献

- [1] I. Pitas and A. N. Venetsanopoulos, *Nonlinear Digital Filters*, Kluwer Academic, 1990.
- [2] 原島, 小田島, 鹿喰, 宮川, 「 ϵ -分離非線形デジタルフィルタとその応用」, 信学論(A), vol. J65-A, no. 4, pp. 297-304, 1982.
- [3] E.R. Davies, “On the noise suppression and image enhancement characteristics of the median, truncated median, and mode filters”, *Pattern Recognition Letters*, vol. 7, pp. 87-97, 1988.
- [4] C. Tomasi and R. Manduchi, “Bilateral Filtering for Gray and Color Images”, *Proc. of ICCV'98*, pp. 839-846, 1998.
- [5] R. Xu and S.N. Pattanaik, “A Novel Monte Carlo Noise Reduction Operator”, *IEEE Computer Graphics and Applications*, vol. 25, no. 2, pp. 31-35, 2005.
- [6] D. Barash, “A Fundamental Relationship between Bilateral Filtering, Adaptive Smoothing, and the Nonlinear Diffusion Equation”, *IEEE Trans. on Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. 24, no. 6, pp. 844-847, 2002.
- [7] D. Barash and D. Comaniciu, “A common framework for nonlinear diffusion, adaptive smoothing, bilateral filtering and mean shift”, *Image and Vision Computing*, vol. 22, No. 1, pp. 73-81, 2004.
- [8] 景, 浦浜, 「重み空間方向分解による非線形フィルタの高速化」, 信学論(A), vol. J89-A, no. 2, pp. 175-178, 2006.
- [9] I. Pollak, A.S. Willsky, and H. Krim, “A nonlinear diffusion equation as a fast and optimal solver of edge detection problems”, *Proc. of ICASSP'99*, vol. 6, pp. 3449-3452, 1999.
- [10] I. Pollak, A.S. Willsky, and H. Krim, “Image Segmentation and Edge Enhancement with Stabilized Inverse Diffusion Equations”, *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 9, no. 2, pp. 256-266, 2000.
- [11] D. Comaniciu and P. Meer, “Mean Shift: A Robust Approach Toward Feature Space Analysis”, *IEEE Trans. on Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. 24, no. 5, pp. 603-619, 2002.
- [12] A. A. Efros and T. K. Leung, “Texture Synthesis by Non-parametric Sampling”, *Proc. of ICCV'99*, vol. 2, pp. 1033-1038, 1999.