

任意形状領域分割法を導入した 雑音除去ウィナーフィルタ

川上洋一 山根延元 森川良孝

岡山大学 工学部

700-8530 岡山市津島中 3-1-1

TEL : 086-251-8128

E-mail : kawakami@shingou.elec.okayam-u.ac.jp

あらまし 本論文では、ガウス混成モデルに基づく雑音除去ウィナーフィルタ (WF) の高雑音下における復元能力の改善法を提案する。この WF 法では、任意形状ブロック内の信号列を観測して有限個のガウス定常過程に分類し、各過程毎に WF を適応させる。高雑音化ではフィルタサポートサイズを大きくする必要があるが、隣り合うブロック間の統計量が大きく異なる場合、フィルタサポートが、ブロック外の性質の異なる画素を参照するため復元能力が低下する。提案法では、ブロックの統計量の検出を、近隣する画素を含めて行うことにより、フィルタサポート信号として外部の不整合画素が用いられることを防止する。シミュレーション実験により提案法の有効性を明らかにする。

キーワード ウィナーフィルタ, ガウス混成モデル, 雑音除去フィルタ, 観測誤差

Noise Removal Wiener Filter for Images with Arbitrary Shaped Segmentation

Youichi KAWAKAMI Nobumoto YAMANE Yoshitaka MORIKAWA

Faculty of Engineering, Okayama University

3-1-1 Tsushima-naka, Okayama-shi 700-8530, Japan

TEL : (+81)86-251-8128

E-mail : kawakami@shingou.elec.okayam-u.ac.jp

Abstract In Wiener filter method based on the Gaussian mixture distribution model, image signals in arbitrary shaped blocks are observed to be classified into finite number of Gaussian processes to adapt WF to local variation of image statistics. In this paper, a performance improvement in this method is proposed in the case of large noise variance. In this case, required size of the filter support becomes large and outer block pixels that have different statistics are used as filter support signals. In the proposed method, the outer block pixels are included in the observation to prevent using the outer pixels that have different statistics as filter support signals. A simulation result shows that the filter performance is improved with the proposed method.

key words Wiener filter, Gaussian mixture distribution model, noise removal filter, observation error

1. まえがき

劣化画像を復元する手段として、ウィナーフィルタ（以下 WF）は理論的に最適な復元能力を得ることができるため、様々な研究がなされている [1]. 画像の局所的統計変化を表現するモデルとして、ガウス混成モデル [2] を用いる方法が提案されている [3]. この方法は、画像信号を小さいサイズの局所ブロックに分割し、各ブロック内の信号列にガウス分布を要素分布とする混成モデルを当てはめる. 画像信号を、小ブロックに分割したとき、分割後のブロック内の信号列は定常過程に近づくため、局所ブロック単位にフィルタ係数の適応化を行うことで、十分な雑音除去能力を得ることができる. 本論文は、この方法の雑音電力が大きい場合の検討を行ったものである.

雑音電力が比較的小さい場合、サポート領域のサイズは 5×5 画素程度と小さく選べば所望の雑音除去能力を得ることができる [4]. しかし雑音電力が大きく、サポート領域のサイズを大きく選ぶ必要がある場合、ブロックの周辺部分の画素の処理において、サポート領域が現ブロックの周辺の統計的性質が異なるブロック内の信号に広がることになり、雑音除去能力の低下を起す. この問題点の対策として、本論文では、局所ブロックの統計量の検出に用いる信号の領域を、現ブロックにその近隣する画素を含めた領域（以下、検出領域）に拡張する方法を提案する. この方法では、従来の現ブロックを検出領域とする方法に比べ、周辺ブロックの統計的性質が現ブロックのものと大幅に異なる場合の処理の不整合の低減を図ることができる. また、観測信号数が増加するため、雑音による観測誤差の影響が低減される効果も期待できる.

最後に、シミュレーション実験の結果を示し、提案法により高雑音時の雑音除去能力を向上できることを明らかにする.

2. ガウス混成モデル

本章では、ガウス混成モデルとそのパラメータの決定法および検出法の従来法について述べる.

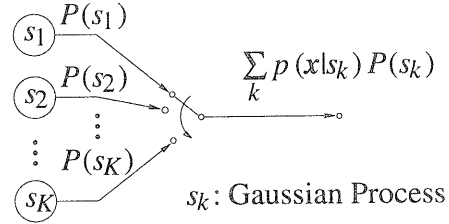


図 1: ガウス混成モデル説明図

2.1 ガウス混成モデル

$L \times L$ 画素のブロック内の信号列 \mathbf{x} を零平均の広義定常過程と仮定する.

$$E[\mathbf{x}] = \mathbf{0} \quad (1)$$

$$E[\mathbf{x}\mathbf{x}^T] = \mathbf{R} \quad (2)$$

ただし、 \mathbf{R} は \mathbf{x} の共分散行列を表し、 $E[\bullet]$ は \bullet の期待値を表す. \mathbf{x} を生成する情報源として、図 1 に示す混成情報源を考える. 同図で $\{s_k\}_{k=1,2,\dots,K}$ は L^2 次元ベクトル \mathbf{x} を独立・同分布に生成するガウス定常過程であり、それぞれ K 個の相異なる共分散行列 $\{\mathbf{R}_k\}_{k=1,2,\dots,K}$ により特徴づけられる. すなわち、ガウス定常過程 s_k における \mathbf{x} の確率密度関数 $p(\mathbf{x}|s_k)$ は次式で与えられる.

$$p(\mathbf{x}|s_k) = (2\pi)^{-\frac{1}{2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}\mathbf{x}^T \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{x}\right\} \quad (3)$$

s_k が生起確率 $P(s_k)$ に従ってランダムに生起するとき、 \mathbf{x} の確率密度関数 $P(\mathbf{x})$ は、次式の混成成分となる.

$$P(\mathbf{x}) = \sum_{k=1}^K p(\mathbf{x}|s_k)P(s_k) \quad (4)$$

この混成モデルにおいては、各ガウス定常過程のパラメータとなる共分散行列の決定法によりいくつかのモデルが提案されている. 以下では、 k 番目の要素過程のパラメータをベクトル θ_k 、 K 個のガウス定常過程 $\{s_k\}_{k=1,2,\dots,K}$ に対するパラメータの集合を $\Theta = \{\theta_k\}_{k=1,2,\dots,K}$ で示す.

次節では、提案法で採用した処理の容易な方向性平均電力モデルについて述べる.

2.2 方向性平均電力モデル

このモデルでは、まず画素のブロックを、そのエッジの方向と方向性の強さに応じて K_D 個のクラス

に分類する．次に各方向性クラスに属するブロック内の信号列をその平均電力に応じて分類する．このモデルにおける共分散行列は次式で与えられる．

$$\mathbf{R}_{d,\epsilon_k^2} = \epsilon_k^2 \bar{\mathbf{R}}_d + \sigma_n^2 \mathbf{I} \quad (5)$$

但し， $\bar{\mathbf{R}}_d$ は，各方向性クラスに属する信号列を広義定常過程と仮定したときのフィルタサポート領域内信号の共分散行列， ϵ_k^2 はブロックの平均電力を示す混成モデルのパラメータ， σ_n^2 は画像信号に付加される白色雑音の雑音電力を示す．

エッジの方向性に関するパラメータの集合を Θ_D ，平均電力に関するパラメータの集合を Θ_{ϵ^2} とおけば，このモデルのパラメータの集合 Θ は次式で与えられる．

$$\Theta = \Theta_D \times \Theta_{\epsilon^2} \quad (6)$$

$$\Theta_D = \{d = 1, 2, \dots, K_D\} \quad (7)$$

$$\Theta_{\epsilon^2} = \{\epsilon_k^2 | \epsilon_k^2 = \alpha \epsilon_{k-1}^2 (\alpha \text{は定数})\} \quad (8)$$

入力ベクトル \mathbf{x} に対する ϵ_k^2 の検出は，次式の統計量 (Maharanobis の距離) r^2 を用いて行う．

$$r^2 = \frac{\mathbf{x}^T (\epsilon_k^2 \bar{\mathbf{R}}_d + \sigma_n^2 \mathbf{I})^{-1} \mathbf{x}}{\epsilon_k^2} \quad (9)$$

ただし， $\bar{\bullet}$ は \bullet のブロック内での平均を表す．上式の両辺の期待値をとると，以下の式が成り立つ．

$$E[r^2] = M \quad (10)$$

ただし M はフィルタサポート領域内の画素数を表す．従って，式 (9) の r^2 がもっとも M に近くなる ϵ_k^2 を求めれば，それが ϵ_k^2 の不偏推定の近似となる．

3. ガウス混成モデルによる WF

本章では，雑音除去用 WF 係数の導出法を示し，また，ガウス混成モデルによる WF の構成を述べる．また，画像をブロック分割する際，ブロック内の信号列の統計的性質の一様性を高めるための手法である任意形状ブロック分割について述べる．

3.1 雑音除去用 WF 係数の導出

図2に，画像を分割したブロックと，そのフィルタサポート領域を示す．ブロック中の画素数 P ，フィルタサポートサイズを S とする．ブロック内の信号列を広義定常過程とみなし，原信号 $\tilde{x}_0(p)$ ($p =$

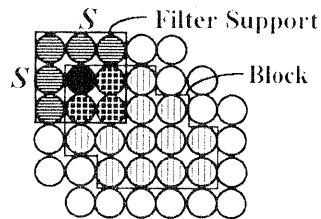


図2: 任意形状ブロックとフィルタサポート領域

$1, 2, \dots, P$) に白色雑音 n が付加したときの観測信号 $x_0(p)$ の WF 出力 $\hat{x}_0(p)$ は，次式で表される．

$$\hat{x}_0(p) = \sum_{i=1}^{S^2} a_i x_i(p), \quad p = 1, 2, \dots, P \quad (11)$$

ここで $x_i(p)$ は点 $x_0(p)$ のフィルタサポート領域を走査して得られる一次元信号， a_i は $x_i(p)$ に対応する WF 係数を示す．行列で表現すれば次式のようになる．

$$\hat{\mathbf{x}}_0 = \mathbf{X} \mathbf{a} \quad (12)$$

ここで，WF の評価関数

$$J = E_{\tilde{\mathbf{x}}} E_{\mathbf{n}} \|\tilde{\mathbf{x}}_0 - \hat{\mathbf{x}}_0\|^2 \quad (13)$$

を最小値にする WF 係数を求めれば次式のようになる．ただし $\tilde{\mathbf{x}}_0$ はブロック内の原信号列を表す．

$$\mathbf{a} = (\mathbf{R} + \sigma_n^2 \mathbf{I})^{-1} \mathbf{r} \quad (14)$$

但し， \mathbf{R} ， \mathbf{r} はそれぞれ，フィルタサポート領域の原信号列の共分散行列，共分散ベクトルを， σ_n^2 は付加された白色雑音の電力を表す．

$$R_{ij} = E_{\tilde{\mathbf{x}}} [\tilde{x}_i \tilde{x}_j], \quad r_i = E_{\tilde{\mathbf{x}}} [\tilde{x}_i \tilde{x}_0], \quad \sigma_n^2 = E_{\mathbf{n}} [n^2] \quad (15)$$

3.2 ガウス混成モデルによる WF の構成

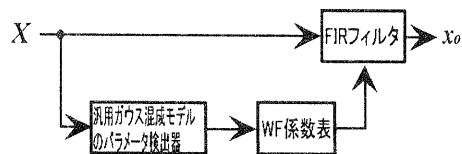


図3: ガウス混成モデルによる WF の構成図

図3にガウス混成モデルによる WF の構成図を示す．ガウス混成モデルによる WF を用いた画像の復

元は、画像を任意形状にブロック分割したときのブロック内の信号列に対し、そのブロックがガウス混成モデルのどの要素過程から発生したかの検出を行い、各要素過程毎にあらかじめ導出しておいたWF係数を用いてブロックを復元することによって行う。

以下にその手順を示す。

- (1) 前章で述べた方法で、ガウス混成モデルのパラメータ集合 Θ を決定する。各要素過程毎にWF係数を導出し、WF係数表に記憶しておく
- (2) 入力画像を任意形状にブロック分割し、ブロックのパラメータ θ の検出を行う
- (3) WF係数表を参照してWF係数 a を選択し、ブロック内の信号列にFIRフィルタを施す

3.3 任意形状ブロック分割

本法では、ブロックのクラスを平坦クラス、テクスチャクラス、方向性クラスに分ける。さらに方向性クラスでは、その方向に応じて d 個のクラスに分ける。このようにして、合計 $D = d + 2$ 個のクラスに分類する。

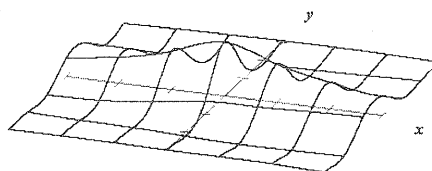
以下に手順を示す。

- (1) クラス分けは画素ごとに行う。画素に対して方向検出用の正方サポート領域をとり、サポート領域の方向をその画素の方向とする
- (2) 隣接する画素同士で同じ方向性を持つクラスならそれらの画素を統合し、同一ブロックとする。このとき、ブロック内の最大画素数が K_{\max} 以下になるようにする
- (3) ブロック内の画素数が K_{\min} 以下のブロックは、そのブロック周辺のブロックに統合する。この際、周辺すべてが平坦部のブロックならそのブロックを平坦部のブロックに統合する。さもなければ、平坦部以外で最も隣接する画素数が多いブロックに統合する

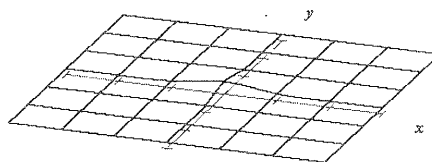
4. 提案法

本章では、フィルタサポート領域がブロック外に及ぶことによる復元能力の低下を改善するため、ブロック近隣の画素を含めた領域を検出領域とする方法を提案する。

図2に示した任意形状ブロックとフィルタサポート領域について、このブロックの方向を検出する際、



(a) エッジ部 (水平方向)



(b) 平坦部

図4: WF係数

ブロック近隣の画素を含めた検出領域についての方向を検出し、その方向をこのブロックの方向とする。このように、ブロック外に検出領域を拡大することにより以下の効果が期待できる。

- (1) 偽像の抑圧 図4に提案法のエッジ部と平坦部におけるWF係数を示す。平坦部の係数はサポート領域内に広く拡散し、エッジ部のものはエッジに沿うように分布している。従って、急峻なエッジに接するブロックが平坦部の場合、エッジの影響による偽像を生ずることになる。一方、提案法では急峻なエッジに接する平坦部ブロックもエッジ部とみなして処理されるため、エッジの影響が及ばず、偽像を抑圧できる。
- (2) 観測誤差の抑圧 観測信号数が増加するため、観測信号に含まれる雑音の影響を減少することができる。

5. シミュレーション実験

本章では、提案法のシミュレーション実験結果を記す。

5.1 実験条件

本実験では、実験画像として、フィルムスキャナーで取り込んだ 2048×2048 画素の画像を、インパルス応答が方形のアンチエイリアスフィルタを施した

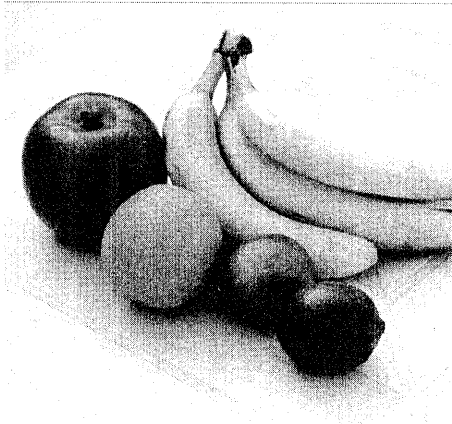


図 5: 実験対象画像

後, 512×512 画素にサブサンプリングした“果物”(モノクロ 256 階調)を用いた. 画像を図 5 に示す. 雑音として計算機内で平均値 0, 分散 σ_n^2 のガウス分布を持つ疑似乱数を生成し, この雑音を付加した画像を観測画像とした. また, ガウス混成モデルは, 簡単のため, 処理対象画像の原画像のみを用いて決定した.

以下に, 実験条件を示す.

- (1) 方向性電力モデルのクラス数は, (方向性の強さを 3 段階) \times ($[0, \pi]$ を 8 等分) + (無方向) の計 25 クラスとし, 平均電力の分解能を決定する式 (8) の定数 $\alpha = 0.21$ とする [2].
- (2) 任意形状領域分割の画素方向検出用サポート領域は 5×5 画素の正方領域, 最大画素数 K_{\max} は 256, 最小画素数 K_{\min} は 16 とする
- (3) 評価基準として, 相対 S/N 比 (Relative SNR) を次式で定義する

$$\text{RSNR} = 10 \log_{10} \frac{D_o}{D_f} [\text{dB}] \quad (16)$$

但し D_o は観測画像の, D_f はフィルタ出力画像のひずみ電力をそれぞれ示す

5.2 実験結果

検出領域を拡大したことによる復元能力の変化を調べる. 検出領域を決定するため, 拡大サイズを変化させたときの RSNR を図 6 に示す. 但し, 雑音電力 $\sigma_n^2 = 100$ である. また, S_e は検出領域拡大サ

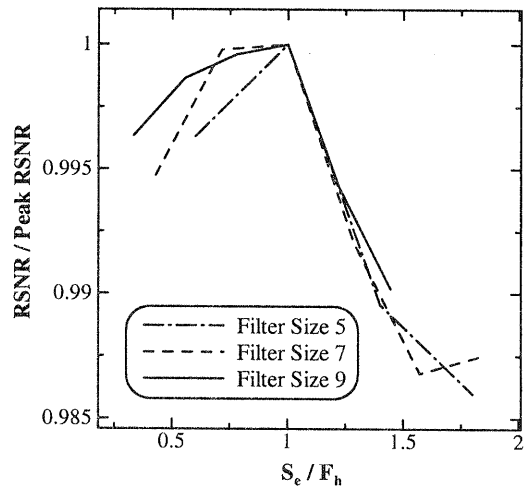


図 6: 検出領域の拡大サイズに対する RSNR

イズを表し, F_h はフィルタサポートサイズの半分 (切り捨て) を表す. 横軸は S_e を F_h で正規化しており, 縦軸は, RSNR をピーク RSNR で正規化している.

フィルタサポートサイズの大きさに関わらず, S_e が F_h と一致するときに最も復元能力が高くなっている. よって以下では, 拡大サイズをフィルタサポートサイズの半分として実験を行う.

図 7 に, フィルタサポートサイズが 13, 雑音電力 $\sigma_n^2 = 100$ の時の, 実験結果の画像の拡大図の一部分を示す. 検出領域拡大前に見られたブロックの境での偽像が, 検出領域を拡大した後は目に付かなくなっているのがわかる. また, 図 8 に, 雑音電力 $\sigma_n^2 = 100$ の時と $\sigma_n^2 = 400$ の時のフィルタサポートサイズの変化に対する RSNR の変化をそれぞれ示している. フィルタサポートサイズが小さいときはあまり変化は見られないが, フィルタサポートサイズを大きくすると復元能力の向上がみられる.

6. まとめ

本論文では, ガウス混成モデルによる雑音除去用 WF の高雑音電力時の復元能力向上を目的として, 方向性の検出領域の選び方について検討を行い, 以下の結果を得た.

- 検出領域を適切に拡大することにより, 従来法と比較して, 復元能力が向上する

今後の課題として以下の点があげられる。

- 検出領域の拡大サイズの最適値の決定法を見いだすこと

参考文献

- [1] 小川英光：“信号と画像の復元 [II]—古典的最適復元フィルター”，電子情報通信学会誌，Vol.71，No.6，pp.539-601，1988年6月。
- [2] 山根，森川，浜田，梅田：“画像のガウス混成モデルとエントロピー符号化への応用”，信学論 B-I，Vol.J80-B-I，No.7，1997年7月。
- [3] 前川，山根，森川：“画像の局所定常モデルにもとづくウィナーフィルター”，信学会総合大会，A-4-45，1999年3月。
- [4] 渡辺，山根，森川，永野：“画像のガウス混成モデルによるウィナーフィルタの実現とその雑音除去フィルタへの応用”，SITA97，pp.765-768。



(a) 検出領域拡大前



(b) 検出領域拡大後

図 7: 拡大図の一部

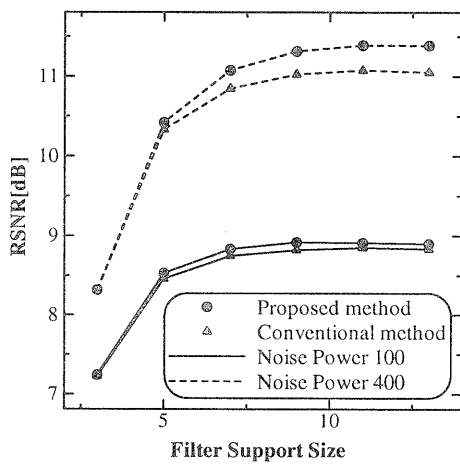


図 8: フィルタサポートサイズに対する RSNR