

画像のスペクトル分布を考慮したL1フィルタの設計

日大生産工 (院)
日大生産工

○齋藤 政徳
目黒 光彦

1 まえがき

本稿では、画像の局所的なエッジの方向性について考慮したL1フィルタの設計方法について提案する。L1フィルタは、線形フィルタであるFIR(finite impulse response)フィルタと、非線形フィルタであるOS(order statistics)フィルタの両方の仕組みを併せ持つフィルタとして提案されている。L1フィルタは、線形フィルタの有する周波数選択性と、非線形フィルタの高い雑音除去性能を有している[1]。最適なL1フィルタは、適応アルゴリズムであるLMS(least mean square)アルゴリズムを用いて求められ、画像の特性に応じた処理を行うことができる。しかしながら、画像信号のような非定常性の高い信号に対して、同一のフィルタ係数を用いた処理は好ましくない。そこで、画像の処理点毎に局所領域信号の分散値と雑音の分散値から算出される、推定のSN比である形状特徴量K値を算出し、形状特徴量K値により画像をクラス分けし、それぞれに対して適した係数のL1フィルタを処理する手法[2]が提案されている。さらに筆者らも、局所のK値により、2つのL1フィルタをソフトスイッチングにより切り替えるフィルタの提案も行っている[3]。

本研究では、画像を局所信号のブロックの信号値、及び、形状特徴量を用いて局所信号のクラスタリングを行い、それぞれのクラスに最適なL1フィルタの設計を行う。そして、最適化されたL1フィルタを、それぞれの画像信号に対して処理を行う手法を提案する。これにより、非定常性のとんだ画像信号に対しても、それぞれのクラスに対応する信号のスペクトルに対して、適したフィルタが構築されていることを、適用例を通じて、MSEによる数値評価、フィルタ出力画像による主観評価を行い、提案手法の有効性を示す。

2 L1フィルタ

L1フィルタは入力信号の位置と大きさの順序を考慮した2次元の係数を持つ。入力信号を $\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ としたときのL1フィルタの出力は

$$y_{L1} = \sum_{i=1}^N (W_{ij} \cdot x_{i(j)}), \quad (1)$$

の式で表現される。ここで i は信号の位置情報、 j は順序情報を示す。 $x_{i(j)}$ は入力信号の i 番目の位置にある x_i が、昇順ソート後に j 番目である。フィルタ係数 W_{ij} の i, j は位置及び順位に対応した係数である。L1フィルタは、周波数選択特性と高い雑音除去性能を併せもつことができる。L1フィルタの係数の個数は入力信号の個数の二乗になる。

3 提案手法

スペクトルを考慮したL1フィルタを設計するために、まずフィルタ窓で取得した局所データと形状特徴量を用いてクラスタリングを行う。提案手法の処理の流れを図1に示す。

入力信号を、局所信号値の平均値を差し引いた局所信号をクラスタリング対象のデータとして、クラスタリングを行い、それぞれに対して最適な係数を有するL1フィルタによりフィルタ処理を行い、出力画像を得るものである。

3.1 形状特徴量

形状特徴量 K は以下の式で定義される[2]。

$$K(i, j) = \frac{\theta^2(i, s)}{\theta^2(i, j) + \theta_n^2}. \quad (2)$$

$$\theta^2(i, j) = \max[\text{var}(i, j) - \theta_n^2, 0]. \quad (3)$$

ここでの $\text{var}(i, j)$ は分散値であり、以下の式で表される。

$$\text{var}(i, j) = \frac{1}{N} \sum_{m=1}^N \{x_{(m)}(i, j) - \text{ave}(i, j)\}^2 \quad (4)$$

$\text{ave}(i, j)$ は窓内平均値であり以下の式で表される。

$$\text{ave}(i, j) = \frac{1}{N} \sum_{m=1}^N x_{(m)}(i, j) \quad (5)$$

θ_n^2 の値は加法するガウス性雑音の分散値を用いる。この形状特徴量 K の値は 0 から 1 の範囲で算出され、0 に近いほど平坦部、1 に近いほどエッジ部の信号とみなすことができる。

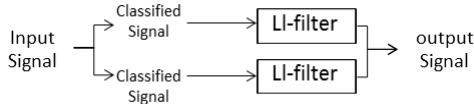


図 1. 提案手法(クラス数 2 の場合)



図 2. クラスタリング結果画像

本研究では、あらかじめ平坦な形状の領域を一クラスとして作成する。他のクラスは画像からランダムに画素値を抽出し、初期クラスとして用いる。クラスタリングに用いるデータは、フィルタ窓サイズが 3×3 の場合は 9 画素分の 9 次元ベクトル、 5×5 の場合は 25 画素分のデータより 25 次元ベクトルとする。さらに、信号の変化を明確にするために入力信号の各要素から窓内平均値、つまり直流成分を差し引いた画素値をクラスタリング対象として用いる。つまり、形状特徴量 K の値が 0 の画素を強制的に平坦な画像のクラスとして割り振る。クラスタリングを行った画像を図 2 に示す。これより、平坦部は平坦クラスへ、エッジ部はエッジの方向性ごとにクラスタリングされていることがわかる。

3.3 フィルタ設計方法

各クラスに最適なフィルタを設計するために LMS アルゴリズムを用いる。LMS アルゴリズムは、適応アルゴリズムの中でも演算量が比較的少なく、形フィルタの最適化に多用されている。理想信号 d_k 、フィルタ係数ベクトル $\mathbf{W}_k$ 、入力信号ベクトル $\mathbf{X}_k$ から瞬時誤差 ε_k を求める方法を以下に示す。

$$\varepsilon_k = d_k - y_k = d_k - \mathbf{X}_k^T \mathbf{W}_k. \quad (6)$$

として求められる瞬時誤差の二乗である ε_k^2 を用いてフィルタ係数 $\mathbf{W}_k$ に対する ∇_k の推定量は以下の式で表される。

$$\hat{\nabla}_k = \frac{\partial \varepsilon_k^2}{\partial \mathbf{W}_k} = 2\varepsilon_k \begin{bmatrix} \frac{\partial \varepsilon_k}{\partial W_0} \\ \vdots \\ \frac{\partial \varepsilon_k}{\partial W_L} \end{bmatrix} = -2\varepsilon_k \mathbf{X}_k. \quad (7)$$

そして、係数 $\mathbf{W}_k$ を $\mathbf{W}_{k+1}$ に更新する LMS アルゴリズムの式を以下に示す。

$$\mathbf{W}_{k+1} = \mathbf{W}_k + \mu(-\hat{\nabla}_k) = \mathbf{W}_k + 2\mu\varepsilon_k \mathbf{X}_k. \quad (8)$$

ここでの μ は任意に定めるステップ数である。この LMS アルゴリズムを用いて、各クラスに用意された L1 フィルタの最適化を行う。L1 フィルタに LMS アルゴリズムを適用した図を図 3 に示す。

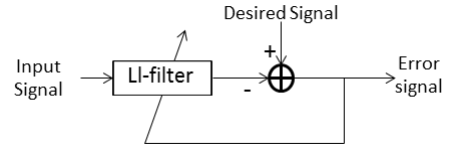


図 3. LMS アルゴリズムを用いた係数更新

4 評価方法

出力画像を評価するために、平均二乗誤差(mean square error: MSE)を用いる。MSE の式は以下の式で求める。

$$MSE = \frac{1}{M} \sum_i^M (d_i - y_i)^2. \quad (9)$$

M は画像全体の信号数、 d_i は理想画像の信号値、 y_i はフィルタ出力画像の信号値である。MSE は値が小さいほどフィルタ処理結果が理想信号に近いことを示す。



(a) 標準偏差: SD=10



(b) SD=15



(c) SD=20

図 4. ガウス性雑音加法画像 (LENNA)

提案手法の適用例を示す。処理対象画像はガウス分布に従った雑音を加法した画像とし、理想画像は原画像を用いた。処理対象画像と原画像をそれぞれ図4、図5に示す。クラスタリング初期クラス数は30とする。フィルタの最適化に用いるフィルタ係数の初期値は、入力信号 N 個のとき、 $1/N$ を用いる。そして、LMSアルゴリズムによるフィルタ係数の更新回数は10000回とする。

5.1 画像処理結果

まず、従来方法であるL1フィルタで処理を行った出力画像を示す。次に提案手法で最適化を行ったL1フィルタ処理を行った出力画像を図と図に示す。



(a) SD=10



(b) SD=15

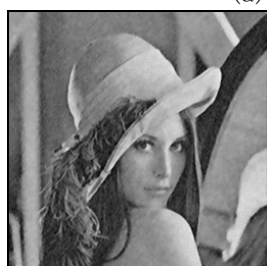


(c) SD=20

図6. 3×3 L1フィルタ処理結果



(a) SD=10



(b) SD=15



(c) SD=20

図7. 5×5 L1フィルタ処理結果

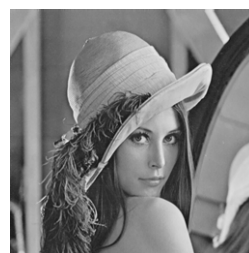


図5. 原画像



(a) SD=10



(b) SD=15



(c) SD=20

図8. 提案手法 3×3



(a) SD=10

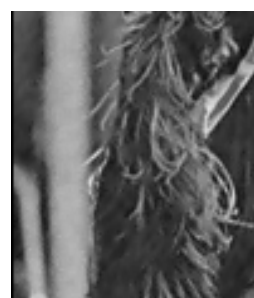


(b) SD=15



(c) SD=20

図9. 提案手法 5×5



(a) 提案手法



(b) 従来手法

図10. 細部信号比較 SD=15

5.2 MSE評価

表 1. MSE評価

		ガウス性雑音標準偏差		
		10	15	20
L1-filter	3×3	33.63	62.85	90.6
	5×5	31.46	53.83	76.02
提案手法	3×3	29.09	52.78	80.02
	5×5	15.65	24.82	38.72

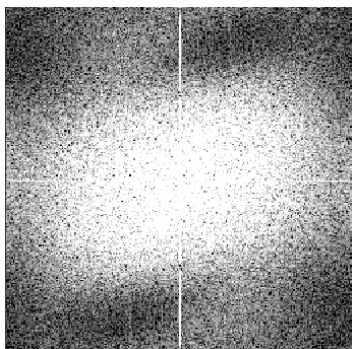


図11. 平坦部フィルタ周波数特性

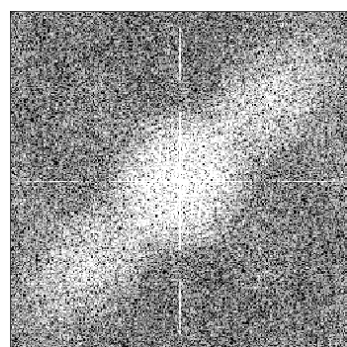


図12. エッジ部フィルタ周波数特性

各画像のMSE評価を表1に示す。これより、窓サイズ3×3、5×5ともに提案手法を用いた処理が、従来の固定係数のL1フィルタによる処理より優れていることがわかる。標準偏差()の処理画像の細部信号の部分拡大した画像を図10に示す。提案手法で処理した出力画像を見てみると、従来手法より細部・詳細信号が適切に保存されていることがわかる。図11、12に、あるクラスタに対して最適化された2つのL1フィルタに対して、ガウス性雑音を入力とし、その出力値をフーリエ変換した画像を占めす。この画像は、最適化により得られたフィルタの周波数特性を表している。図11は、平坦部とクラスタリングされる画像系列に対して最適化されたフィルタの特性である。これをみると、ノイズの影響を抑えるためのローパスフィルタになっていることがわかる。図12は、右上がり方向の周波数に対して通過域のあるフィルタが構築されていることが分かる。これは、実際の画像の模様では、左上から、右下にかめて斜めの模様のある信号に対して適切な処理を実現するスペクトルを有するフィルタである。

つまり、画像のエッジの方向性(スペクトル)を考慮したフィルタが構築されていることが理解される。

6 まとめ

画像の局所データを用いてクラスタリングを行い、各クラスの最適なL1フィルタを設計し、処理を行うことで、従来の手法より画像の細部信号を保存しつつ、ガウス性雑音の影響を抑えた処理を実現することができた。

参考文献

- 1) F. Palmieri and C. G. Boncelet, Jr.
“L1-filters a new class of order statistic filters.”, IEEE Transaction on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Vol.37, No. 5, May (1989).
- 2) 田口亮, 根岸英知, “データ依存型L1フィルタによる画像処理”, 電子通信学会論誌A, Vol. J79-A, No. 8, pp. 1485-1487, (1996).
- 3) 川島佑太, 目黒光彦, “ロバストな強調及びハイパスフィルタを実現するスイッチングL1フィルタ”, 電子通信情報学会技術研究報告, SIS2010-41, Vol. 110, pp. 35-40, (2010).