

【技術解説】 回帰面フィルタ

— 画像処理における位置づけと 画像最適化手法としての評価 —

小泉真也

●要約

画像処理の基本的操作であるフィルタリングは、ノイズ除去や勾配、特定の周波数成分の操作など、画像の加工に有用である。フィルタリングの手法は、周波数領域に対する処理と空間領域に対する処理の、大きく2つに分類できる。このうち、空間領域に対する直接的な操作としては、畳み込み行列や統計量に基づいて、全ての画素を逐次的に処理する手法が一般的である。

本稿では、ノイズ除去を主目的とした「最適化フィルタ」に着目し、画素の空間的配置を考慮した2種類のアルゴリズム　ガウシアン・フィルタと回帰面を適用したフィルタ　について解説する。ガウシアン・フィルタは、画像最適化において頻繁に採用される手法であり、高周波ノイズの除去に有用な手法である。回帰面を適用したフィルタは、筆者が提案したアルゴリズムである。畳み込み行列を用いる最適化フィルタは、「画像の歪み」が不可避であり、この問題の解決のために、回帰分析によってノイズを推測する提案である。

本稿に挙げた2つの手法について、高周波成分の除去および画像劣化の指標値によって、最適化特性の評価を行った。

●キーワード

画像最適化

ノイズ

ガウシアン・フィルタ

回帰面

1 はじめに

情報処理におけるノイズ (Noise) とは、純粋に有用な情報である信号 (signal) に対して、誤りや不要で無作為な外乱をもたらす成分である。したがってノイズ低減 (Noise Reduction) は、物理量の測定や情報の認識精度、通信効率などの向上のために重要な意味を持つ。画像のノイズ低減手法としてよく用いられるのは空間フィルタの適用である。空間フィルタは、処理対象となる注目画素とその近傍画素群それぞれの画素値に対して重みづけを施すための畳み込み行列として与えられる。画像を構成するすべての画素に対して、逐次的にフィルタ演算を行って、新たな注目画素値を導くことを「フィルタリング (Filtering)」と呼ぶ。

画像処理において、ノイズ低減処理はしばしば「平滑化 (Smoothing)」や「最適化 (Optimization)」と表現されるが、以降特別な断りがない限り、本稿では「最適化」と表現する。

本稿では、画像の最適化の観点からガウシアン・フィルタ (Gaussian filter) と回帰平面を用いたフィルタを比較し、回帰平面を用いたフィルタの位置づけを解説する。2章では画像最適化におけるノイズの実体について述べる。3章では本稿で取り扱うガウシアン・フィルタおよび回帰平面を用いたフィルタのアルゴリズムを解説する。4章ではこれら2つの手法について最適化処理の特性を示す。

2 「ノイズ」とは何か

信号検出理論 (SDT - Signal Detection Theory) [1]-[3] では、「人の知覚する刺激は純粋な信号ではなく、必ずノイズが存在する」ものであり、しきい値理論ではノイズの推測は説明できないとしている。

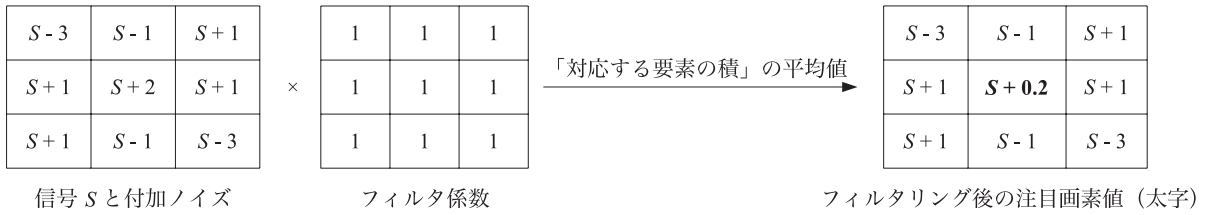
実世界のノイズの良い近似は、加法性 (または付加的) ホワイトガウスノイズである。加法性とは、ノイズのない信号 S に対してその強度を $\pm N$ で変化させることを意味する。ホワイトとは、 $\pm N$ の変化が周期性を持つものと仮定した時に、あらゆる周期を含むことを意味する。そしてガウスとは $\pm N$ の強度分布が正規分布に従うことを意味する。

画像のノイズの概念は、「非エッジ部の急峻な画素値の変化」である。これは画像領域が一般に、画像を構成するオブジェクト形状の概念に基づいており、画素値の急峻な変化はオブジェクトの輪郭、すなわちエッジ (Edge) 近傍に現れると仮定されるためである。この仮定に基づいて、非エッジ部の微小区間で振幅を示す画素値の変化、すなわち分布長の短い高周波成分が「ノイズ」として扱われる。

ノイズ低減では、画像の高周波成分を除去して画像領域内の画素値の変化が緩やかになるように加工することが大きな目的となり、これが「平滑化」と呼ばれる所以である。また、ノイズは画像の理解におけるボトルネックであり、この改善であることが「最適化」とされる所以である。

3 画像最適化アルゴリズム

画像最適化を目的としたフィルタ処理では、重み付き線形結合や統計量に基づいて局所的に注目画素を再構成する。微小区間において画素値の変化が現れないことを前提とすれば、注目画素値は近傍画素値との分散が小さくなるように与えられることが望ましい。そのため、簡単な手法として、高周波ノイズには移動平均フィルタを、低周波ノイズにはメディアン (中央値) フィルタを適用することが多い。図1に移動平均フィルタおよびメディアンフィルタの概念を示す。



(a) 移動平均フィルタ



(b) メディアン・フィルタ

図 1： 画像最適化フィルタの例

本章では、多様な強度および周期をもつノイズへの適応を考慮した例として、ガウシアン・フィルタおよび回帰面を適用したフィルタの2つを示す。

3.1 ガウシアン・フィルタ

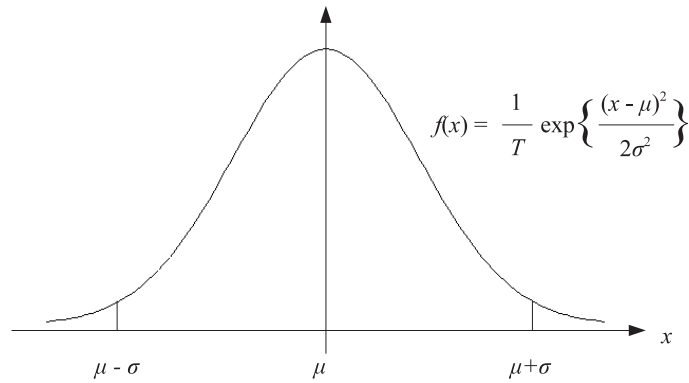
ガウシアン・フィルタは、画像の最適化フィルタの一般解が、ガウス関数の一次導関数で近似できることから導かれた畳み込み行列であり、画像最適化に採用する例も多い。なお、その一般解の導出については、他の文献の解説に詳しい[4]。

ガウシアン・フィルタは、以下の形で表されるガウス関数に従って、注目画素に近い画素には大きな重み、遠い画素には小さい重みを付ける。

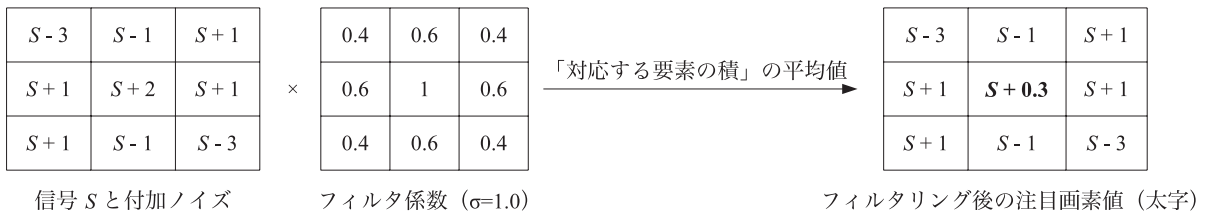
$$f(x) = \frac{1}{T} \exp\left\{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right\} \quad (1)$$

ここで、 T を規格化変数と呼ぶ。例えば ± 2 の範囲で式(1) を定積分するとき、その値が1になるように規格化する場合は $T = 2\sqrt{2}$ となる。 μ はガウス関数値が最大値を示すときの独立変数の値であり、 σ は $\mu \pm \sigma$ によって関数の変曲点を定める係数である。最大の重み1を注目画素に与えるように正規化するとき、ガウス関数の形状に影響するのは σ のみであり、これがガウシアン・フィルタに、どの程度のノイズ強度に反応させるかを定めるパラメータとなる。

以上を図2に概説する。図2(a)に示すように、1次元のガウス関数の概形は釣鐘型であり、 σ は関数の変曲点に影響し、 σ が大きいほど釣鐘型の裾野は広く、関数の最大値は小さくなる。図2(a)を縦横2次元に拡張したものを、画像フィルタとして用いる。図2(b)の例において、フィルタ係数は $\sigma = 1.0$ に基づいた重みづけがなされており、注目画素から近傍画素までのユークリッド距離が大きいほど近傍画素の重みは小さくなる。



(a) ガウス関数 (1次元) の概形



信号 S と付加ノイズ

フィルタ係数 ($\sigma=1.0$)

フィルタリング後の注目画素値 (太字)

(b) フィルタ係数の重みづけ

図 2: ガウシアン・フィルタのしくみ

3. 2 回帰面フィルタ

筆者は、従前の畳み込み行列を用いる最適化手法に対して、回帰平面を用いたフィルタを提案した [5]。これは、注目画素とその近傍画素群の画素値の関係を重回帰分析に基づいた平面で表し、注目画素における推定値を信号、残差をノイズと定めて除去する処理である。

提案手法において推測されるノイズの強度は、ノイズのない局所領域の傾きに依存すると仮定している。ノイズのない局所領域が傾きを持つ場合、ガウシアンフィルタを適用すると注目画素の値は変化するが、提案手法ではそのような変化は起こらないことが利点である。

図 3 は、輝度画像 I に対して g を当てはめた例として、 $N = 3$ に対する回帰平面と、矩形領域のそれぞれの画素値との関係を示す。 $m \times n$ 画素からなる輝度画像 I に対して、 x 座標および y 座標の座標値をそれぞれ i, j で表す。回帰平面を関数 $g(x, y) = ax + by + c$ と表すとき、関数 g と各画素の画素値 z の関係は、以下の式で表すことができる。

$$z(i, j) = g(i, j) + \epsilon(i, j) \quad (2)$$

ここで、 $\epsilon(i, j)$ は (i, j) における回帰面の残差である。残差は、図 3 において、注目画素 $z_0 = z(i, j)$ について、面 g からはみ出した (または足りない) 高さで示され、これを「ノイズ」と定めている。

4 最適化特性

図 4 にガウシアン・フィルタおよび回帰面フィルタの最適化特性を示す。試験画像には SIDBA 標準画像の Lenna (画像サイズ 256×256) を用いた。これを元画像として、標準偏差 $\sigma = 1.0$ に基づくガウス雑音を付加し、この雑音付加画像をそれぞれのアルゴリズムによって最適化した。

振幅スペクトルとして提示した画像は、それぞれの画像を 2 次元フーリエ変換で処理して可視化し

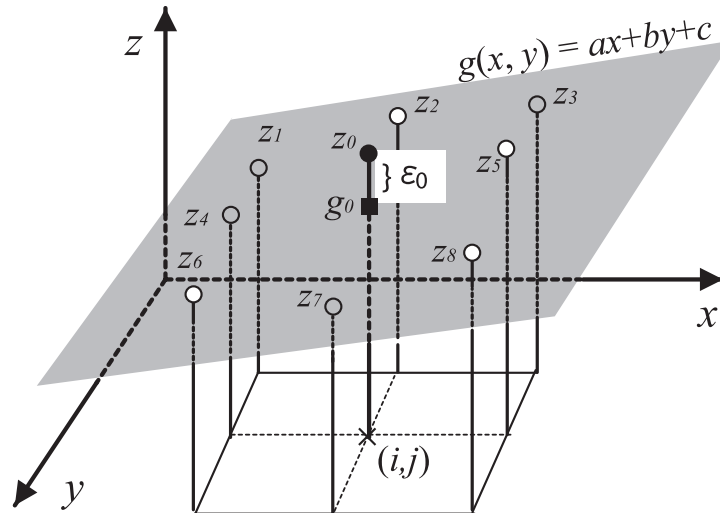


図3：回帰面フィルタの原理 3 × 3 画素矩形領域上の画素値と回帰面の関係

たものであり、画像の周波数特性を示す。スペクトル画像の外側ほど高い周波数であり、明度の強さはその周波数成分を含むことを意味する。

付加ノイズを除去するという観点では、最適化アルゴリズムによる処理が元画像を復元することが望ましい。そこで、画像劣化の客観指標である PSNR(Peak Signal-to-Noise Ratio) を用いて、ノイズ付加画像と各最適化アルゴリズムの劣化状況を示す。PSNR の値が小さいほど、処理画像は元画像に対して劣化していることを意味する。PSNR は以下の計算式で求められる。

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{MAX^2}{MSE} \right) = 20 \log_{10} \left(\frac{MAX}{\sqrt{MSE}} \right) \quad (3)$$

ここで、MAX は元画像がとりうる最大画素値である。MSE は平均二乗誤差 (Mean Square Error) であり、以下の式で計算される。

$$MSE = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [I(i, j) - K(i, j)]^2 \quad (4)$$

ここで、 I は元画像、 k は劣化画像である。 m, n は画像の縦および横のサイズであり、 i, j はそれぞれ画素の縦および横の座標を示す。

図4から、ガウシアン・フィルタはほとんどの高周波数成分の除去ができており、雑音付加画像に対して PSNR が改善していることが確認できる。提案手法は、ガウシアン・フィルタに対して高周波成分が残っているが、PSNR はほぼ同等の改善を実現できていることが確認できる。回帰面フィルタは、画素の空間的配置を考慮する際に、近傍画素に対する重みづけを行っていない。したがって、近傍画素のノイズが強い場合、局所領域の勾配に影響を与えることを推察している。

●参考文献

- [1] Tanner Jr., Wilson P.; Swets, John A, " A decision-making theory of visual detection. ". Psychological Review. 61 (6): pp.401-409, 1954.
- [2] Swets, J.A. (ed.), " Signal detection and recognition by human observers ". New York: Wiley, 1964.

- [3] Green, D.M., Swets J.A., "Signal Detection Theory and Psychophysics". Volume: 1, Issue: 3, Pub-lisher: Wiley, Pages: p. 174, 1966.
- [4] J.F.Canny, "A Computational Approach to Edge Detection," IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.PAMI-8, No.6, pp.679-698, 1986.
- [5] 小泉真也, Prima Oky Dicky Ardiansyah, 伊藤憲三, 堀内隆彦, 「回帰面による輝度画像のエッジ抽出法」, 画像電子学会誌, Vol.34, No.6, pp.778-785, 2005.


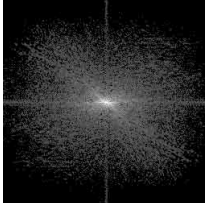

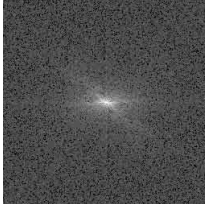

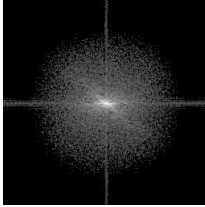

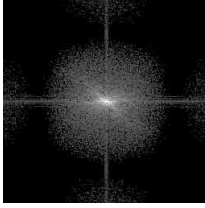
	画像	振幅スペクトル	PSNR(dB)
元画像			-
ガウス雑音付加 ($\sigma = 1.0$)			21.0
ガウシアン・フィルタ ($\sigma = 1.0$)			27.6
回帰面フィルタ (提案手法)			27.2

図 4 : 雑音付加による画像の劣化および最適化手法の特性

●英文タイトル

The regression surface filter

Orientation and evaluation about the optimizing algorithms in the image processing

●英文要約

Image filtering, the basic operations of the image processing is useful to the following applications: noise reduction, gradient analysis, frequency-band passing and so on. The filtering approaches might be categorized as "to the frequency domain" and "to the image region". Filter algorithms for image regions operates

successively each pixel by using a convolution matrix or a statistics.

In this paper, the author focuses attention on the optimizing-filters as noise reduction, and describes about 2 optimizing algorithms. They are the gaussian-filter and the regression surface filter. Both algorithms are designed with configuration of neighbourhood pixels.

The gaussian-filter is the most popular strategy for optimizing. It is useful to high frequency noise reduction. The regression surface filter (proposed by the author) estimates noise by regression analysis. The algorithm does not use any convolution matrix because it brings image misforming.

Each optimization algorithm's properties are shown by the frequency response and the signal-to-noise ratio of the processed sample image.

● Key words

Image optimization

Noise

Gaussian filter

Regression surface