

非線形画像フィルタの学習による設計



研究ノート

浅野 晃*

Design of nonlinear image processing filters by learning

Key Words : Image processing nonlinear filter, neural network

1. はじめに

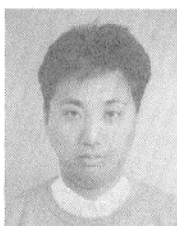
人間は、その獲得する情報の80%を視覚によって得ているといわれている。人間の能力を機械で代行し、人間以上に優れたものにするのが工学研究のひとつの目標であるならば、視覚情報を取り扱う工学、すなわち画像工学は最も重要な研究課題のひとつといえることができる。

本稿では、画像工学の中で最も基礎的な部分である、雑音除去などのフィルタリングを取り扱う。画像工学におけるフィルタリングは、ほとんどの場合、量子化された画素値の集まりであるデジタル画像に対して電子計算機(あるいはデジタル回路)で行われる。この場合、フィルタリングとは「画像のどの場所でも一定なアルゴリズムによる、画像から画像への変換」と理解されている。狭義には、デジタル画像の各画素値に対してその近傍の画素値とで、場所によらないアルゴリズムによる演算を行い、その結果でその画素値を置き換える処理といえることができる。本稿では、画像のフィルタリングの中で、非線形フィルタと言われるフィルタとその最適化について、筆者の行った研究から紹介する。

2. 非線形画像フィルタ

信号処理を行えるほど高度な電子計算機が登場する以前、アナログ回路で行うフィルタリングは、その素子の制約からほとんどが線形フィルタリングであった。線形に重畳した雑音は線形フィルタによって最適に除去されるので、線形フィルタは大いに応用され、大変詳しく研究されてきた。しかし、画像はものの形を表したものであるから、周波数以上に、実空間での信号それ自体の形状が重要である。この観点から見ると、線形フィルタは画像のエッジや線などの急峻な変化をぼかしてしまうという重大な問題がある。

そこで、その問題を解決するための非線形フィルタが、ちょうど電子計算機の発達と歩調を合わせるように研究が進められてきた。線形フィルタでないフィルタはすべて非線形フィルタであるから、その種類は実に多様である¹⁾。その中で、とくにエッジ保存能力という点に着目して考案されたフィルタに、順序統計量フィルタがある。これは、一言で言えば、線形フィルタにおける平均値演算を中央値(メディアン)などの順序演算に置き換えたものである。入力値の中に突出した値がある場合、平均値演算はそれを薄めたような値を出力するが、中央値演算は突出した値に影響されない値を出力する。したがってエッジをぼかすことがなく、また、無限の周波数帯域を持つため線形フィルタでは除去できないインパルス性雑音を取り除くことができる。



*Akira ASANO

1964年12月21日生

1992年大阪大学大学院工学研究科
 応用物理学専攻博士後期課程修了
 現在、九州工業大学情報工学部機械システム工学科、助手、博士(工学)、画像・光情報工学
 TEL 0948-29-7787(直通)

順序統計量フィルタは、その後さまざまな各種の拡張版が研究され、「順序統計量系」とも呼ぶべきフィルタ群を生み出した。しかし、その中での決定版となるフィルタはいまだ現れていない。また、フィルタが拡張され一般化されることにより、近傍の大きさをはじめとするフィルタパラメータも多種多様になった。これらをいかに定めるかという問題はほとんど解決していない。これらの問題は、順序統計量系には解析・評価手段が確立していないことに起因している。線形フィルタにはフーリエ解析という解析・評価手段があるが、非線形フィルタの中でも線形フィルタと最も縁遠い順序統計量系フィルタにはそれを応用することができないのである。

3. 学習による設計—順序統計量フィルタ

筆者らは、この問題に対して「学習」の概念を用いた設計法を提案した。これは、劣化画像の例とその理想的な出力を用意し、劣化画像例をフィルタリングした結果と理想出力との2乗誤差が0に近づくようにパラメータを逐次近似する方法である。これを「学習」と呼ぶのは、この方法が近年さかんに研究されている階層型ニューラルネットワークの学習と密接に関連しているからである。

中央値フィルタの拡張に、加重中央値フィルタというものがある²⁾。これは、処理する画素と近傍画素とから中央値を求める際に、各近傍画素に対してその処理画素から見た相対位置に応じて重みを定めておく。そして、各画素がその重みの数だけ重複して存在することにして、それらの中での中央値を求めるものである。加重中央値フィルタでは、重みパラメータを調節することによりフィルタの効果の強さを調節したり、方向性を持たせたりすることができる。

筆者らは、加重中央値フィルタが階層型ネットワークで表現できることを示した³⁾。これは、しきい値分解⁴⁾という多値画像の処理を2値画像の処理の組み合わせに置き換える方法で2値化を行った場合、入出力画像はネットワークの階層(レイヤー)に、画素はニューロンに、近傍画素を集める過程は階層間の結合に、加重は

そのままネットワークの結合重みに、中央値を選択する過程は飽和型非線形処理(しきい値処理やシグモイド関数による変換)にそれぞれ対応することを示したものである。そこで、フィルタをニューラルネットワークで表現して、そのネットワークを学習することによって、フィルタを最適化することができる。飽和型非線形処理を用いている場合、誤差の値から、一回の逐次近似における最適な重みの変化量を求めることができる。

ニューラルネットワークは3層以上の多層型で用いられることが多い。中間層を持つ3層型ネットワークは、フィルタとして考えると2回の処理を続けて行うことに相当する。そこでこのネットワークをフィルタ設計に用いると、2回連続のフィルタリングをセットで学習できることになる。筆者らはこれを利用して、差分フィルタリングと雑音除去をセットで行い、最適なエッジ検出フィルタの設計を行った⁵⁾。

4. 学習による設計—数理形態学フィルタ

数理形態学フィルタは、画像中の物体形状を収縮させる演算と膨張させる演算という2つの単純な演算を行うフィルタを、近傍の取り方を変えて複数用意し、それらの出力を論理演算によって組み合わせて出力を得るフィルタである⁶⁾。このフィルタをとくに取り上げるのは、十分に多くのフィルタを組み合わせれば、加重中央値フィルタはもちろん形状回復用のフィルタは全て表現できるという、根元的なフィルタだからである。このフィルタをネットワークで表現するには、飽和型非線形処理に変えて収縮・膨張と論理演算を基本演算とすればよい。しかし、学習は重みという「量」ではなく、近傍の取り方という「形状」をかえることになるので、誤差から修正量を求めることはできない。そこで、近傍の取り方をランダムに変えて、それによる誤差の変化によってその変更を採用するかどうかを決める、シミュレーティッド・アニーリングを用いてフィルタの設計を行った⁷⁾。

5. 処理結果例³⁾

図1は、加重中央値フィルタの最適化の例で

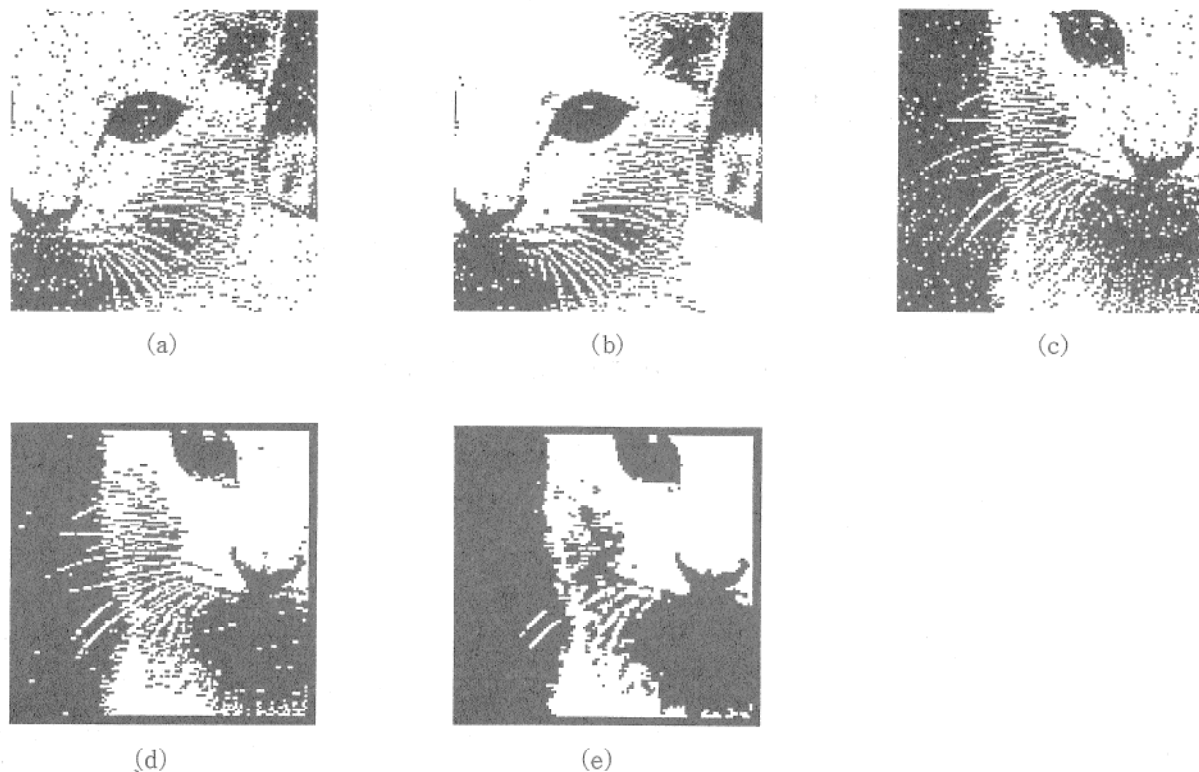


図1 加重中央値フィルタの最適化. (a) 劣化画像例. (b) 理想出力例. (c) 被処理画像. (d) 最適フィルタの処理結果. (e) 従来の中央値フィルタの処理結果.

ある。学習の過程では、(a)の劣化画像と(b)の理想出力例を用いた。この劣化画像は画素の内5%が白または黒に置き換わっている。この画像を用いて最適化したフィルタを(c)の画像に適用して(d)の結果を得た。それに対し、従来の中央値フィルタの処理結果は(e)である。フィルタが、猫の髭に対応して横方向の線成分を残すように最適化されたことがわかる。

6. ま と め

本稿では、順序統計量系のフィルタを学習によって設計する方法について述べた。この方法に限らず、学習による逐次近似を用いるには、初期値と学習に対する制約条件をうまく設定することが重要である。この設定をうまく先験知識を使って行くと、学習が非常に効率よく行われる。先験知識のうまい利用法に関する研究が

今後必要である。

参 考 文 献

- 1) 原島他, 信学論A, J71-A (1988) 143.
- 2) D. R. K. Brownrigg, Commun. ACM, 27 (1984) 807.
- 3) A. Asano et al., Opt. Lett., 16 (1991) 168.
- 4) J. P. Fitch et al., IEEE Trans. ASSP, ASSP-32 (1984) 1183.
- 5) A. Asano et al., Opt. Commun., 88 (1992) 485.
- 6) 間瀬, 上田, 信学誌, 74 (1991) 168.
- 7) A. Asano et al., Proc. IEEE Winter Workshop on Nonlinear Digital Signal Processing, Tampere, Finland (1993).