

柔らかなデジタル信号処理とその生体情報システムへの 応用に関する研究

荒川 薫

明治大学 工学部情報科学科 教授

1. はじめに

信号処理は、歴史的には線形のアナログ電気回路により実現され、特定周波数成分の抽出などを目的として開発されてきた。近年の情報通信システムのデジタル化に伴い信号処理のデジタル化が進められたが、これまでのデジタル信号処理は従来のアナログ処理手法をそのまま受け継いで構築されてきた。すなわち、デジタル信号処理の主流は線形・時不変システムである。このようなシステムは、信号及び雑音が定常・ガウス性である場合には効果的であるが、我々が現実で扱う信号や雑音は必ずしもこのようなモデルには当てはまらない。画像信号や生体信号などはそのような信号の典型的例である。

一方、情報処理の分野では、生体の情報処理機能を取り入れたソフトコンピューティングなるものが注目されている。この特徴としては、非線形、自己組織性、曖昧さの考慮などがあげられる。

本研究ではこのソフトコンピューティングの概念を新たにデジタル信号処理に取り入れた柔らかいデジタル信号処理なるものを提案し、その手法の構築を行う。特に、現実の画像処理、生体信号処理を想定してハードウェア化が容易で高速処理が可能な非線形デジタルシグナルプロセッサの提案を行う。このプロセッサは、本研究が先に提案した ε -フィルタなる非線形フィルタに基づくものである。本研究ではさらに、このプロセッサを用いた新しい生体信号解析システムを提案する。生体信号としては、呼吸音を扱い、肺繊維症なる患者の呼吸音に含まれる異常音である crackle を効果的に抽出す

るシステムの開発を行なう。実際の呼吸音に適用し、その有効性を示す。

2. ε -フィルタの原理

一般に 1 次元の非再帰型線形デジタルフィルタは、 $x(n)$ を入力、 $y(n)$ を出力とすると、

$$y(n) = \sum_{k=-N}^N a_k x(n-k) \quad (1)$$

と表される。ただし、係数 a_k は総和が1の低域通過フィルタ係数である。よって(1)式は、

$$\begin{aligned} y(n) &= \sum_{k=-N}^N a_k \{x(n) + (x(n-k) - x(n))\} \\ &= x(n) + \sum_{k=-N}^N a_k (x(n-k) - x(n)) \end{aligned} \quad (2)$$

と変形することができる。ここで、(2)式右辺の第2項に関数 $F(x)$ を導入すると、次式が与えられる。

$$y(n) = x(n) + \sum_{k=-N}^N a_k F(x(n-k) - x(n)) \quad (3)$$

関数 $F(x)$ が図1のような線形関数のとき、(3)式は(1)式と等しくなり、線形デジタルフィルタとなる。一方、 $F(x)$ が図2に示すような、

$$|F(x)| \leq \varepsilon \quad : \quad -\infty \leq x \leq \infty \quad (4)$$

を満たす非線形関数であるとき、(3)式より入出力信号の差が ε 以下になる。したがって、このフィルタは信号の突発的変化を損なうことなく、加わった小振幅ランダム雑音を取り除く特性を持っており、 ε -フィルタと呼ばれている。このフィルタ構成図を図3に示す。

3. 非線形 DSP の提案

現在の DSP のコアは (1) 式に表されるような積和演算処理を基本としており、線形

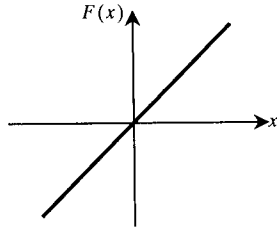


図1 線形関数

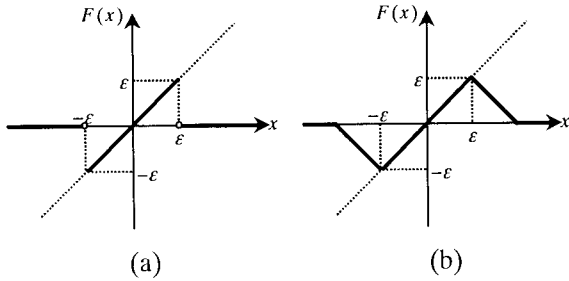


図2 非線形関数の例

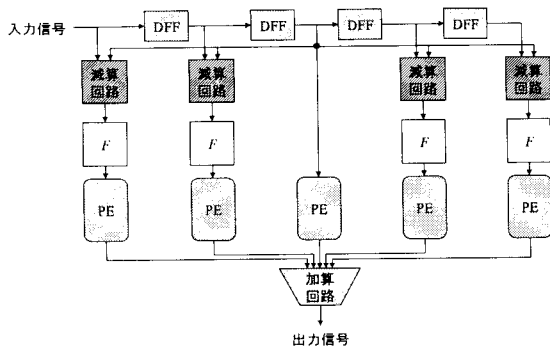


図3 ϵ -フィルタのハードウェア構成

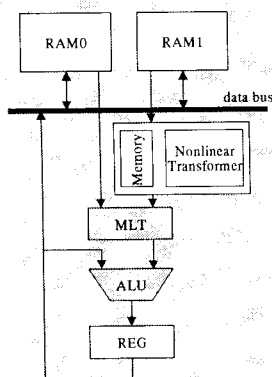


図4 NDSP コア

フィルタ処理に適している。しかし画像・生体信号といった身の回りの信号は、非定常的・

非ガウス過程であることが多く、前項で示したような非線形処理の方が適している。

従来、非線形演算は専用 LSI で行われてきたが、 ϵ -フィルタは(3)式からわかるように線形フィルタに非線形関数の要素を含めるだけで実現可能である。そこで、図4のように従来の DSP コアの前段にルックアップテーブルを持った非線形デジタル信号処理プロセッサ (NDSP) コアを提案する。

4. ϵ -フィルタに関する種々の検討

4.1 特性改善

ϵ -フィルタでは、入力信号が平坦である場合、 ϵ の値を雑音振幅の2倍程度に定めることによって十分な効果が得られる。しかし、信号が傾斜を持つ場合は処理点 $x(n)$ の近傍に $\pm \epsilon/2$ の範囲に含まれる信号点は少なくなり、十分な雑音除去が行われないという問題がある。その結果、図5(a)の例に示すように傾斜部の途中で雑音が残留したり、あるいは図5(b)のように、傾きがなだらかに変化するエッジ部においては両端の傾斜が失われてエッジの急峻性が強調されてしまうことがある。

こうしたなだらかに変化する部分は主として低周波成分であるため、まず入力信号から低周波成分を差し引きその差分成分に対して雑音除去処理を行うことが効果的である。このように入力信号を雑音を含む成分と含まない成分に分離し、雑音を含む成分に対して雑音除去処理を行う構成を持つフィルタを成分分離型フィルタ (CS フィルタ) と呼ぶ。

図6に CS フィルタの基本構成を示す。このフィルタの動作は以下のように記述される。まず分離フィルタ H によって入力信号 $x(n)$ から低周波成分 $s(n)$ を

$$s(n) = H(x(n)) \quad (5)$$

のように分離する。次にその差分成分 $t(n) (= x(n) - s(n))$ に対して ϵ -フィルタ E によって雑音除去をし、その結果 $v(n)$ と(5)で分離された $s(n)$ を加算したものを次のよう出力とする。

$$\begin{aligned} y(n) &= s(n) + v(n) \\ &= s(n) + t(n) + \sum_{i=-M}^M a_i F(t(n+i) - t(n)) \\ &= x(n) + \sum_{i=-M}^M a_i F(t(n+i) - t(n)) \quad (6) \end{aligned}$$

また、CSフィルタの入出力信号の差は、フィルタ E における非線形関数の出力上限値を ε_E とすると、(6)式より、

$$\begin{aligned}
 |y(n) - x(n)| &= |(s(n) + t(n)) - (s(n) + v(n))| \\
 &= |t(n) - v(n)| \\
 &= \left| \sum_{i=-M}^M a_i F(t(n+i) - t(n)) \right| \\
 &\leq \sum_{i=-M}^M |a_i| \varepsilon_E \\
 &\leq \varepsilon_E', \tag{7}
 \end{aligned}$$

と表され、 ε -フィルタと同様に、有限値 ε_E' 以下に制限される。

このように、高周波成分のみが含まれる差分成分 $t(n)$ にかつ小振幅であるものが ε -フィルタ演算 E によって処理される。そこで雑音の分散が σ^2 であるとき、雑音の最大振幅の2倍程度 (5σ) に ε_E を設定することにより、なだらかに変化する部分における雑音の除去も可能となる。

正弦波信号を原信号としたときの出力信号の周波数特性を求めた。シミュレーションでは振幅 50 の正弦波信号に分散 25 の白色ガウス雑音を加わった波形を入力信号としたときの出力誤差の比較を行った。図 7 (a) は ε -フィルタによる出力結果、図 7 (b) は図 6 の構成からなる CS フィルタによる出力結果をそれぞれ示したもの

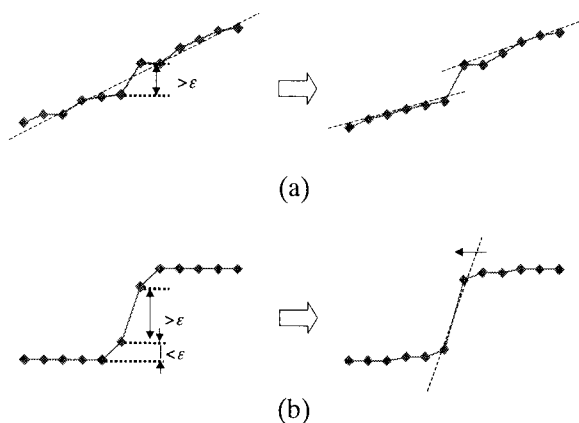


図 5 フィルタの傾斜部における出力特性

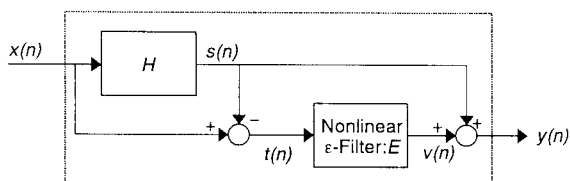
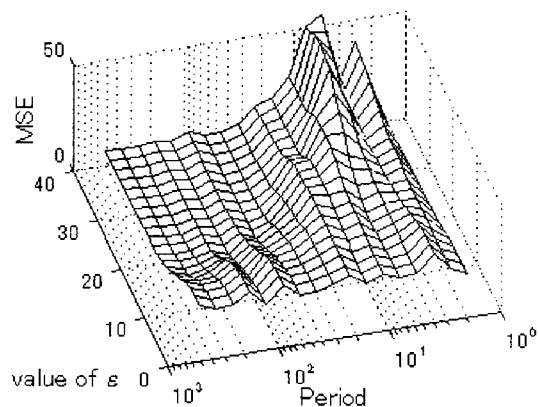
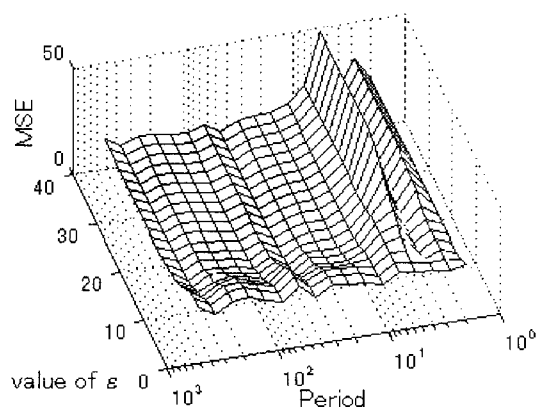


図 6 CS フィルタのブロック構成図



(a)



(b)

図 7 非線形フィルタの周波数特性のパラメータ ε 依存性 (a) ε -フィルタ, (b) 図 6 の構成の CS フィルタ,

である。ただし CS フィルタでは H にも ε -フィルタ ($\varepsilon_H = 50$) を用いた。各フィルタに用いたフィルタ係数にはラプラシアン分布型のものを用い、フィルタ窓の大きさはすべて 7 とした。またそれぞれのフィルタの非線形関数は図 1(a) で表されるものと同じであり、このときの ε の値を変化させて出力を求めた。

いずれのフィルタにおいても周期が大きいときは大きな ε 値を選択したときに最良の平均自乗誤差 (MSE) が得られ、周期の短い信号に対しては比較的小さな ε 値で良い結果が得られている。

ここですべての周波数に対して有効なフィルタの構成を考えると、 ε -フィルタは ε が 25 程度、CS フィルタは ε_E の値が 14 程度であるときに MSE が小さくなっている。このとき、 ε -フィルタでは周期が 30 程度の大きさ以上で劣化が大きくなるのに対し、CS フィルタは周期が 10

以下の場合の ϵ_E の値にそれほど大きく左右されずに強い雑音除去能力を示すことがわかる。このことから入力原信号が多く周波数成分によって構成され、広い周波数領域にわたって有効な小振幅雑音除去を行うにはCSフィルタによる処理が効果的であることがわかる。

4.2 ϵ -フィルタに基づく非線形DSPの画像処理への応用

ϵ -フィルタは信号の急峻な変化を維持しながら小振幅ランダム成分を除去することができるので、画像などの輪郭を鮮明に維持しながら小振幅雑音を効果的に除去することができる。また、これは単なる雑音除去の他、次のような画像処理に効果的である。

(a) ブロック符号化における歪みの除去

JPEG、MPEGなどの画像圧縮法では、DCTブロックの境目で生じるブロック歪み、あるいは、画像の輪郭付近で生じるモスキート雑音など、種々の望ましくない成分が生じる。これらの成分は小振幅ランダム成分と見なされるので、 ϵ -フィルタにより効果的に除去することができる。

(b) ぼけ画像の復元

ぼけを生じた画像を復元する際、高域強調処理を行うが、一般に画像には微少な雑音成分が含まれるため、この雑音が高域強調により増幅されてしまうが、 ϵ -フィルタにより、画像をぼかすことなく雑音除去を行い、効果的な画像復元を行うことができる。

(c) 顔画像の美観化

マルチメディア情報環境では、顔画像をディスプレイ上に表示する機会が多い。その際、顔画像をそのまま表示するより、修正を加え、より良く見せた方が望ましい場合がある。たとえば、肌の皺、シミ、湿疹など肌の美観を損ねる成分は除去することにより主観的に高く評価される顔画像が得られる。このような肌の美観を損ねる成分は小振幅ランダム雑音に相当するので、 ϵ -フィルタにより効果的に除去できる。このように、 ϵ -フィルタにより、画像全体をぼかすことなく肌の不要成分のみ除去して顔画像の美観化を行うことができる。

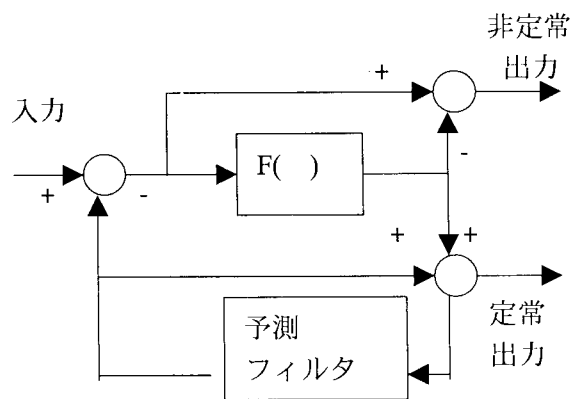
5. ϵ -フィルタによる生体情報解析

——呼吸音における異常成分抽出——

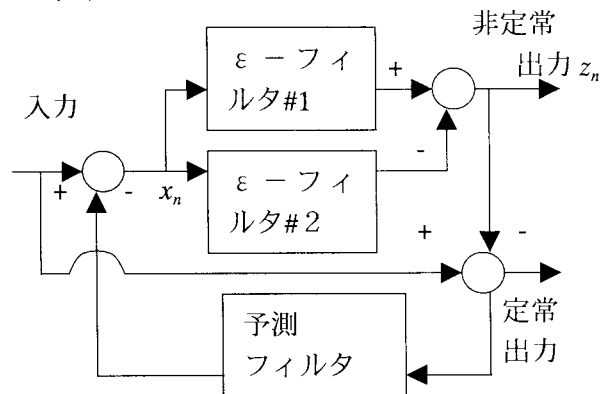
肺繊維症患者の呼吸音には、crackleと呼ばれるインパルス性異常音が含まれる。臨床医学では、呼吸音の解析のため、この異常音を分離

抽出することが要求される。本研究者は先に、このようなcrackleの分離抽出を目的として、定常-非定常分離フィルタ(ST-NSTフィルタ)なる非線形デジタルフィルタを提案した。このフィルタは図8(a)のように構成される。なお、図中Fは図2のような非線形関数である。ここでは、定常成分は恒常的に発生し、非定常成分は断発的に生じる突発信号であると想定する。このフィルタでは定常成分に対する予測値と入力の差(予測誤差)がある閾値 ϵ 以内なら、入力は定常的(非定常信号は発生していない)と判定し、入力信号をそのまま定常出力として出力するが、ある閾値以上であれば非定常成分が発生したと見なし、その予測誤差を非定常出力として出力すると共に、予測値(あるいはそれに近い値)を定常成分として出力する。

本フィルタにより、肺繊維症患者の呼吸音におけるcrackleを非定常成分として比較的簡単にある程度正確に抽出できる。この際、定常成分出力は背景に生じる通常の呼吸音に相当する。しかし、この処理結果は図9(a)(b)(c)で示されるように、非定常成分が正負が変わる位置で途切



(a) 定常-非定常分離フィルタ構成図。



(b) ϵ -フィルタ処理を伴う定常-非定常分離フィルタ構成図。

図8 Crackle分離抽出システム構成図。

れて得られるので、正確な Crackle 波形が得られず、また、余波も尖鋭化して第一波と類似した形状で得られるので、Crackle の計数にも支障をきたす。さらに、定常出力も、図に示されるように非定常成分の一部が漏れるので、定常成分の周波数解析などに支障をきたす。なお、この呼吸音は 4 kHz サンプルングされ 16 ビットで採取されたものである。

そこで、図 8 (b) のように、予測誤差の分類において二つの ε - フィルタを用いる。ここで、 ε - フィルタ#1 は通常の ε - フィルタであるが、 ε - フィルタ#2 は、 ε - フィルタ#1 において、ゼロを基準値としたものである。すなわち、

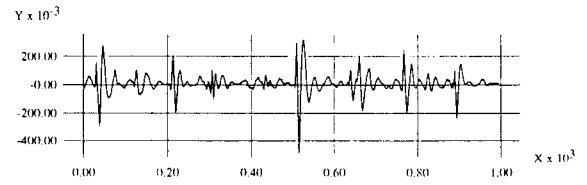
$$y(n) = \sum_{k=-N}^N a_k F(x(n-k)) \quad (8)$$

なお、この場合小振幅予測誤差と予測値及び非定常出力を足しあわせても入力と等しくならないので、入力から非定常出力を引いたものを定常出力とした。この処理結果を図 9 (d)(e) に示す。 ε - フィルタの平滑作用により、非定常出力の正負が変化する個所で、滑らかな結果が得られる。また、このフィルタでは、 ε - フィルタ#1 の出力は必ず予測誤差 x_n から $\pm \varepsilon_1$ 以内、 ε - フィルタ#2 の出力は $\pm \varepsilon_2$ 以内となるので、非定常出力 z_n には予測誤差の突発的変化成分が必ず含まれる。ここで、 ε_2 は背景呼吸音の予測誤差の最大値で、ここでは、入力呼吸音の標準偏差の 0.5 倍とした。 ε_1 は予測誤差の差分に対する閾値となるので ε_2 のほぼ 2 倍とした。また、非定常成分が存在しない場合は、 ε - フィルタ#1 と#2 の出力が打ち消し合い、非定常出力 z_n はゼロとなる。なお、 ε - フィルタ#1、#2 とも窓サイズ 5 とした。

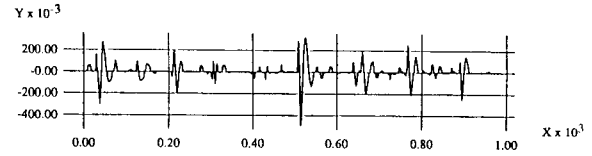
図 10 にさらにデータを増やした場合の処理結果を示す。なお、ここでは、横軸を縮小してしめしてある。また、実際に分離結果を音で聞き、Crackle と背景呼吸音が聴覚的にも効果的に分離されたことを確認した。

6. むすび

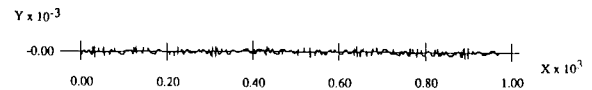
従来の線形時不変信号処理の枠を越えた「柔軟なデジタル信号処理」を実現する非線形



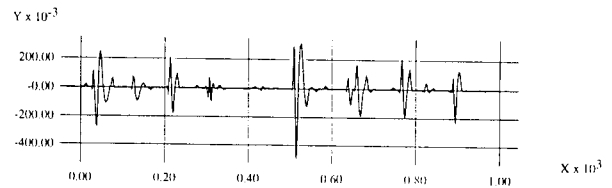
(a) 入力信号



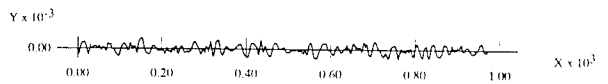
(b) 従来手法による非定常出力



(c) 従来手法による定常出力

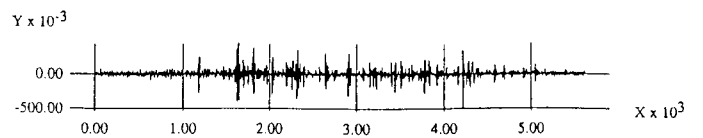


(d) 提案手法による非定常出力

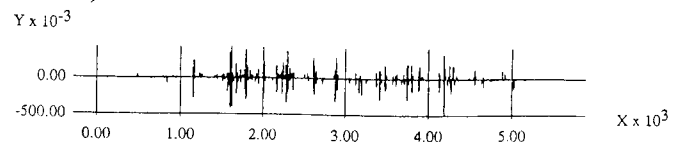


(e) 提案手法による定常出力

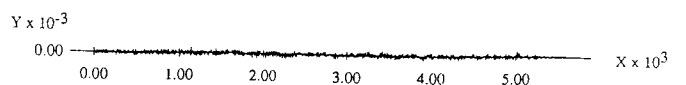
図 9 実際の肺繊維症患者呼吸音処理例 (横軸は時点[4kHz Sampling]、縦軸は信号値)



(a) 入力信号



(b) 非定常出力



(c) 定常出力

図 10 他の肺繊維症患者呼吸音処理例 (横軸は時点[4kHz Sampling]、縦軸は信号値)

ディジタルシグナルプロセッサを提案した。これは、本研究者が先に研究を行った ε -フィルタに基づくものである。本プロセッサの特性改善法、画像処理への応用を述べ、さらに、これを用いた生体情報解析システムとして、呼吸音における突発性異常音 Crackle を自動的に分離抽出するシステムを実現、その有効性を示した。なお、紙面の都合上、本稿ではわずかの処理結果のみ示したが、他の多くのデータに対し、効果的な Crackle 分離が実現された。今後の課題としては、実際の DSP を使った呼吸音解析システムの実現、他の生体信号への適用などがあげられる。

[研究成果リスト]

- [1]Kaoru Arakawa, "Fuzzy Rule-Based Image Processing", *International Journal of Imaging Systems & Technology*, Vol. 8, pp. 457-61, Sept. 1997.
- [2]荒川 薫、「信号処理と非線形」、電子情報通信学会誌、Vol. 80, No. 11, pp. 1190-1194, 1998年11月。
- [3]Kaoru Arakawa, "A New-Type of Fuzzy Rule-Based Systems and Its Application to Edge Detection in Images", *Proceedings KES'98*, vol. 1, pp. 180-186, April, 1998.
- [4]Kaoru Arakawa, "Fuzzy Rule-Based Edge Detection Using Multiscale Edge Images", *Proceedings IEEE ISPACS98*, vol. 1, pp. 204-208, Nov. 1998.
- [5]Hiroaki Watabe, Kaoru Arakawa, and Yasuhiko Arakawa, "Nonlinear Digital Filter for Beautifying Facial Images -- Realization of New Concept in Human Communication--", *Proc. HC-99*, 16, Sep. 1999.
- [6] Hiroaki Watabe, Kaoru Arakawa, and Yasuhiko Arakawa, "Nonlinear Filters for Multimedia Applications", *Proc. IEEE ICIP'99*, vol. 3, pp. 174-178, Oct. 1999.
- [7] Hiroaki Watabe, Kaoru Arakawa, and Yasuhiko Arakawa, "A New Nonlinear Inverse System with ε -filter", *Proc. IEEE ISPACS'99*, pp. 541-544, Dex. 1999.
- [8] Hiroaki Watabe, Kaoru Arakawa, and Yasuhiko Arakawa, "Nonlinear Inverse Filter Using ε -filter and Its Application to Image Restoration", *IEICE Trans. on Fundamentals*, Vol. E83-A, No. 2, Feb. 2000 (to be published).
- [9]Kaoru Arakawa, "Fuzzy Rule-based Edge Detection Using Multiscale Edge Images", *IEICE Trans. on Fundamentals*, Vol. E83-A, No. 2, Feb. 2000 (to be published).
- [10]Kaoru Arakawa, "Fuzzy Rule-based Image Processing with Optimization ---Noise Removal and Edge Extraction---", in *Fuzzy Techniques in Image Processing*, Springer-Verlag, Germany, 2000 (to be published).
- [11] 清水 克英、荒川 薫、「ファジィルールに基づく画像輪郭抽出方式」、電子情報通信学会、IE研究会、1997年4月。
- [12] 荒川 薫、「非線形画像処理--人にやさしい画像処理をめざして--」、第10回回路とシステム軽井沢ワークショップ、1997年4月。
- [13] 清水克英、荒川 薫、「ファジィ推論を伴う多重スケール輪郭抽出方式とその最適設計」、第12回ディジタル信号処理シンポジウム、1997年11月。
- [14] 渡部宏明、荒川 薫、荒川泰彦、「 ε -フィルタを用いたブロック符号化に伴う歪みの除去--ハードウェア化に適した非線形ポストフィルタ--」、信学総合大会、1998年9月。
- [15]清藤 智子、秋 貞先、荒川 薫、「カラー顔画像の美観化を目的とした非線形ディジタルフィルタ」、電子情報通信学会ソサイエティ大会、1998年9月。
- [16] 渡部宏明、荒川 薫、荒川 泰彦、「 ε -フィルタのハードウェア化とその応用:非線形ディジタルシグナルプロセッサの提案」、第13回DSPシンポジウム、1998年11月。
- [17] 岡田晃宏、荒川 薫、「呼吸音における crackle 分離抽出のための非線形ディジタルフィルタシステム」、電子情報通信学会東京支部学生会研究発表会、1999年3月。
- [18] 渡部宏明、荒川 薫、荒川 泰彦、「成分分離型非線形フィルタとその画像処理への応用」、第14回DSPシンポジウム、1999年11月。