

バックプロパゲーションによる階層形ニューラル非線形フィルタの設計

正員 荒川 薫[†] 正員 原島 博^{††}

Design of Layered-Neural Nonlinear Filters Using Back-Propagation Algorithm

Kaoru ARAKAWA[†] and Hiroshi HARASHIMA^{††} Members

あらまし 画像信号などは突発的变化成分を有する非ガウス性信号であり、このような信号にランダム雑音を重ねた場合、従来の線形フィルタを用いたのでは効果的雑音除去が行われない。そこで新たに非線形フィルタが要求される。本論文では、このような雑音除去を目的として階層形ニューラルネットワークを用いた非線形デジタルフィルタの一形式を提案する。このフィルタは、階層形ニューラルネットの非線形性および、学習能力を生かし、効果的な雑音除去を行うことができる。ここでは、1次元テスト信号、および2次元画像信号の雑音除去においてその有効性を示した。

1. まえがき

画像信号などは突発的变化成分を有する非ガウス性信号であり、このような信号にランダム雑音を重ねた場合、従来の線形フィルタを用いたのでは効果的雑音除去が行われない。すなわち、この突発的变化成分と雑音は周波数軸上で大いに重なるため、線形フィルタを用いると、雑音と共に信号自身の突発的变化成分も減衰してしまう。このため何らかの非線形フィルタリングが要求される。一方、非線形システムとして、最近、ニューラルネットワークが注目を浴び、パターン認識など種々の分野において活用されている⁽¹⁾。

本論文では、このようなニューラルネットワークを新たにデジタル信号処理の分野に適用し、ニューラルネットワーク構造を有する新しい非線形デジタルフィルタを提案する。このフィルタは先に述べたように突発的变化成分を有する信号に対し、その変化成分を劣化させることなく、効果的な雑音除去を行うことができる。ここで用いるニューラルネットワークは層状構造を有するものであり、与えられたテスト信号に

対して出力誤差の2乗平均が最小になるように、学習的手法によりフィルタ係数が設定される。このようにニューラルネットワークの概念を信号処理に導入することにより、他の同種の非線形フィルタ⁽²⁾に対し、シンプルな構造およびフィルタ係数設定方式を有し、かつ特性の優れたフィルタを得ることができる。

本論文の構成は以下のようになっている。まず、このニューラルネット型フィルタ（ここでは階層形ニューラルフィルタと呼ぶ）として、3層構造のものを説明し、次にその多層化されたもの（具体的には、4層ニューラルフィルタ）の構成と原理を述べる。更に、階層形ニューラルフィルタがいかにして雑音除去を行うかを説明し、最後に1次元テスト信号および2次元画像信号に対する処理特性を示し、その有効性を明らかにする。

2. ニューラルネットワーク構造を有するデジタルフィルタ

2.1 3層ニューラルフィルタ

(1) 基本形

3層ニューラルネットの構成⁽¹⁾を用いると、図1のようなデジタルフィルタを実現することができる。ここに $y(n)$ は第 n 時点におけるフィルタの出力信号、 $x(n)$ は入力信号であり、 \square は遅延素子を表す。また、入力層は線形で入力をそのまま通過させるものと

[†] 明治大学理工学部情報科学科, 川崎市
School of Science and Technology, Meiji University, Kawasaki-shi, 214 Japan

^{††} 東京大学工学部電子工学科, 東京都
Faculty of Engineering, The University of Tokyo, Tokyo, 113 Japan

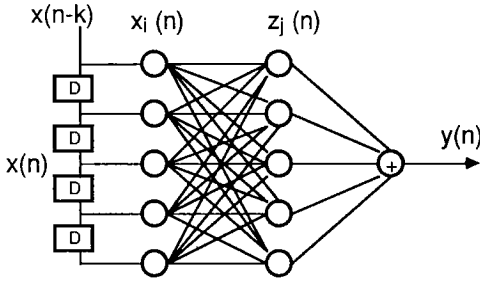


図 1 3層ニューラルネットワークを用いたデジタルフィルタの構成

Fig. 1 Structure of a digital filter using a three-layered neural network.

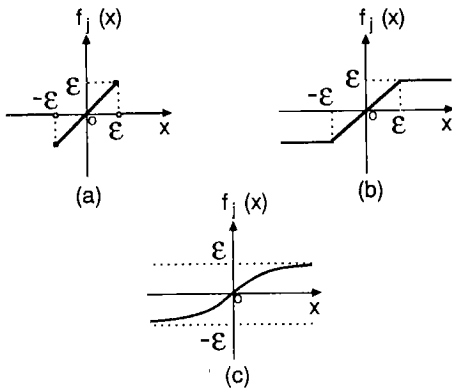


図 2 非線形関数の例

Fig. 2 Examples of nonlinear functions.

し、 $x_i(n)$ は第 n 時点に入力層の第 i ノードから入力される信号で、 $x(n-i)$ に相当する。 $z_j(n)$ は中間層の第 j ノードの出力信号であり、非線形関数 $f_j[\cdot]$ と係数 w_{ij} を用いて次式のように表される。

$$z_j(n) = f_j \left[\sum_{i=-N}^N w_{ij} x_i(n) \right] \quad (1)$$

ここに $f_j[\cdot]$ は図 2 のような非線形関数である。但し、ここでは、 $j=0$ に対する $f_j[\cdot]$ は $f_j(X) = X$ なる線形関数であるものとする。最後に、出力層も線形であるとし、出力 $y(n)$ は係数 c_j を用いて次式のように表されるものとする。

$$y(n) = \sum_{j=-N}^N c_j z_j(n) \quad (2)$$

このフィルタのフィルタ係数 w_{ij}, c_j は、ニューラルネットワークにおける結合係数に相当し、これらは、back-propagation アルゴリズム⁽⁵⁾により、トレーニング信号に対して出力誤差の 2 乗平均を最小とする最適な値に設定される。すなわち、 w_{ij}, c_j は各時点 n にお

いて次のように求められる。

$$c_j(n+1) = c_j(n) + \alpha(d(n) - y(n))z_j(n) \quad (3)$$

$$w_{ij}(n+1) = w_{ij}(n) + \alpha(d(n) - y(n))c_j x_i(n) f_j'[X] \quad (4)$$

ここに α は係数、 $d(n)$ は第 n 時点の真の信号値であり、 $f_j'[X]$ は $f_j[X]$ の微分係数である。なお、 X は以下のような信号値である。

$$X = \sum_{i=-N}^N w_{ij}(n) x_i(n) \quad (5)$$

ここで非線形関数 $f_j[\cdot]$ が図 2 (a), (b) のように微分不可能な点を有する場合は、その点において左右いずれかの微分係数を用いることにする。

式(1), (2)なるフィルタは back-propagation による学習を伴う階層形非線形フィルタに相当する。このフィルタは構造および学習の性質においてニューラルネットワークに類似するので、これを階層形ニューラル非線形フィルタと名づける。なお、本論文では説明の都合上、簡単のため「階層形ニューラルフィルタ」と呼ぶことにする。式(1), (2)なるフィルタは特に 3 層構造を有するので「3 層ニューラルフィルタ」である。

(2) 初期設定

ニューラルネットワークはその学習において local minimum に陥る可能性が高く、先の階層形ニューラルフィルタにおいても良好な特性が得られない場合が生じる。実際、各結合係数の初期値をランダム値に設定しておく、入力をそのまま出力するようなフィルタが得られる。そこで、階層形ニューラルフィルタの結合係数をあらかじめ以下のように設定する方式を提案する。

$$w_{ii} = 1.$$

$$w_{0j} = -1.; j \neq 0 \text{ の場合}$$

$$w_{ij} = 0.; i \neq j, i \neq 0 \text{ の場合}$$

$$c_0 = 1.$$

$$c_j = 1/(2N+1); j \neq 0 \text{ の場合}$$

このような設定を行うと、階層形ニューラルフィルタは次式のようなフィルタとして表される。

$$y(n) = x_0(n) + \sum_{j=-N}^N c_j f_j[x_j(n) - x_0(n)] \\ = x(n) + \sum_{j=-N}^N f_j[x(n-j) - x(n)] / (2N+1) \quad (6)$$

この初期状態の階層形ニューラルフィルタは、筆者らが先に提案した非線形平滑フィルタ (ϵ -フィルタ)⁽³⁾に相当し、ある程度効果的に信号のエッジを保存した雑

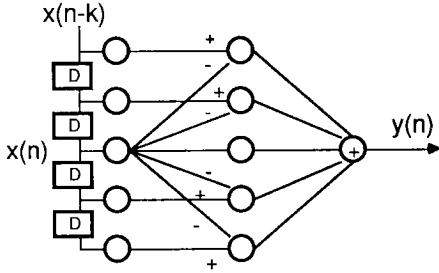


図3 3層ニューラルフィルタの簡略形
Fig. 3 Structure of a simplified neural filter.

音除去を行うことができるものである。この原理については後の3.で詳しく述べる。なお、このフィルタの構成は図3のようになる。

以上のように、階層形ニューラルフィルタをあらかじめ簡単なエッジ保存型雑音除去フィルタに設定しておき、そこから学習を行うことにより、更に効果的なフィルタを得ることができる。

(3) 簡略形

図1なるフィルタは入力層-中間層間のあらゆる結合を考慮するものであるが、この間の結合をある程度制限することにより簡略化された階層形ニューラルフィルタを実現できる。例えば、図3のように初期設定で用いた結合のみを考慮した簡略型3層ニューラルフィルタを考えることができる。このフィルタは筆者らが先に提案した非線形平滑フィルタ(ϵ -フィルタ)⁽³⁾の構造に、back-propagationなどのニューラルネットワークの学習法を導入したものに相当し、単なる ϵ -フィルタに対し、フィルタ係数の最適設定を容易に行う機能が付加されている。

2.2 4層構造

3層ニューラルフィルタの概念は、4層以上の層をもつニューラルネットワークに対しても拡張できる。特に、4層以上の階層形ニューラルフィルタを複数の3層ニューラルフィルタの縦続形の拡張とみなすことにより、効果的なフィルタを得ることができる。今、簡単のため、2段に縦続接続された3層ニューラルフィルタを考える。このフィルタ構成は図4のように表される。ここで、各3層ニューラルフィルタの入力層と出力層は線形であるので、前段の3層ニューラルフィルタの出力層と後段の入力層を統合し、前段の中間層出力を後段のフィルタの中間層に直接入力することができる。更に、各層間のノードのすべての結合を考慮すると、2段の3層ニューラルフィルタは図5のような

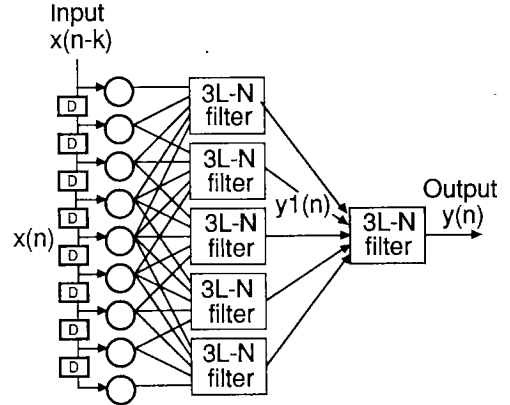


図4 3層ニューラルフィルタの2段縦続接続構成図
Fig. 4 Structure of a cascade of two three-layered neural filters.

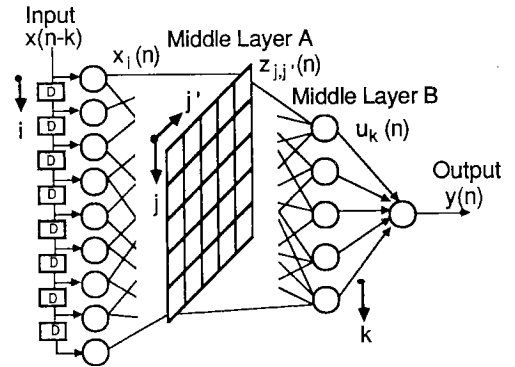


図5 2段3層ニューラルフィルタの拡張形に相当する4層ニューラルフィルタ
Fig. 5 A four-layered neural filter which corresponds to an extension of a cascade of two three-layered neural filter.

4層ニューラルネットワークに拡張できる。ここに中間層Aの第 (j, j') ノードは j' 番目の前段3層ニューラルフィルタの j 番目の非線形素子に相当し、中間層Bの第 k ノードは後段3層ニューラルフィルタの k 番目の非線形素子に相当するものである。なお、前段、後段の各3層ニューラルフィルタの入力層のノード数を $ND(=2 \cdot N + 1)$ とすると、本フィルタの入力層のノード数は $2 \cdot ND - 1$ であり、中間層Aのノード数は ND の2乗、中間層Bのノード数は ND となる。各結合係数は、3層ニューラルフィルタ同様back-propagationアルゴリズムにより設定される。また、初期状態は3層ニューラルフィルタの初期状態の縦続形に設定される。

従来ニューラルネットワークを用いる際、そのノード数、構造などの選定があいまいであったが、ここでは4層ニューラルネットワークをこのように2段3層ニューラルフィルタの拡張として実現することにより、3層ニューラルフィルタの雑音除去原理に基づいた効果的な雑音除去を行うフィルタを得ることができる。また、4層ニューラルフィルタの簡略形も考えられ、例えば先の簡略型3層ニューラルフィルタの2段従属形として簡略型4層ニューラルフィルタを得ることができる。

ここでは2段3層ニューラルフィルタおよび4層ニューラルフィルタのみ考えたが、一般に n 段の3層ニューラルフィルタは同様に $n+2$ 層のニューラルネットワークで表される。

3. 階層形ニューラルフィルタの雑音除去機能

階層形ニューラルフィルタがいかにか雑音を除去するかを説明する前に、まず2.1で述べたような初期設定された3層ニューラルフィルタの雑音除去機能を説明する。

まず、式(6)の初期状態3層ニューラルフィルタは次式のように変形できる。

$$y(n) = \sum_{j=-N}^N \{x(n) - f_j[x(n-j) - x(n)]\} / (2N+1) \quad (7)$$

これに対し、図6(a)のような入力信号系列が与えられたと仮定し、点Aがフィルタ窓の中心信号点 $x(n)$ であるとする。初期状態の3層ニューラルフィルタ式(7)による信号処理は以下に行われる。まず、点Aに対し $\pm\epsilon$ 以内の振幅を有する信号点はその値を保持させ、それ以外の信号点は点Aの近傍値に置き換える。すなわち、入力信号系列を図6(b)のような平たん信号に変形する。その後、この平たん信号を平均値フィルタで処理する。従って、点Aは点Bのような突発的変化成分の影響を受けずに平滑される。同様に、 $x(n)$ が点Bに位置するときは、信号系列は図6(c)のように変形され、この平たん信号が平均値フィルタによって平滑される。以上のように、初期状態の3層ニューラルフィルタは信号の突発的変化を急しゅんに保ちながら小振幅雑音の除去を行うことができる。

次に、3層ニューラルフィルタの雑音除去機能について説明する。先の初期状態の場合、入力信号系列の平

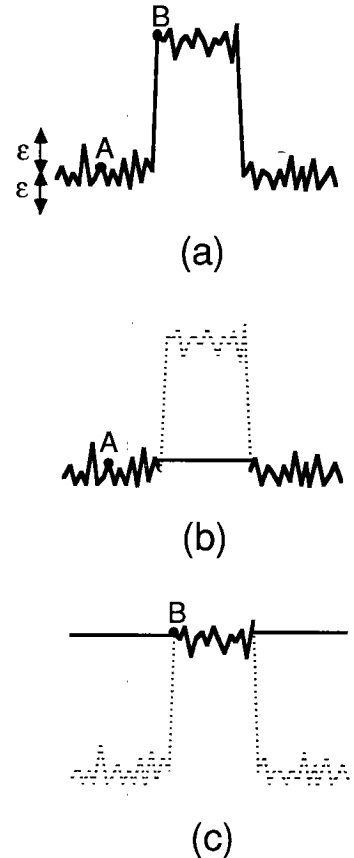


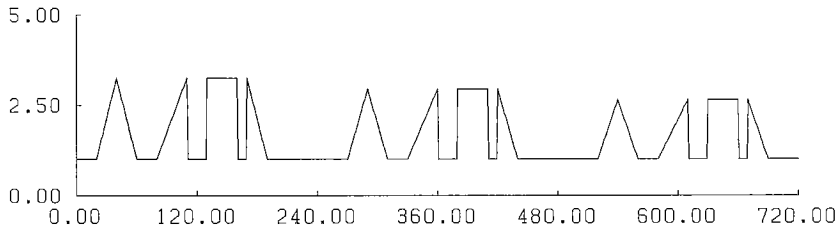
図6 階層形ニューラルフィルタの雑音除去機能を示す信号処理例

Fig. 6 An example of signal processing which shows the function of the layered neural filter for noise reduction.

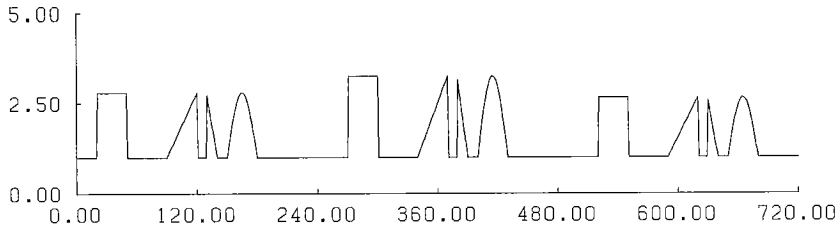
たん化は $x(n)$ との信号差分を用いて行われるが、これは雑音振幅の小さいときのみ有効であり、雑音が大きくなると効果的に行われない。そこで、雑音をあらかじめ、ある程度減少させる必要がある。階層形ニューラルフィルタはこのようにあらかじめ雑音を平滑する機能を先の式(6)なるフィルタに付加したものに相当する。例えば、3層ニューラルフィルタは以下のようなフィルタとして表される。

$$y(n) = x'(n) + \sum_{j=-N}^N c_j f_j [x'(n-j) - x'(n)] \quad (8)$$

ここに $\{x'(n)\}$ は $\{x(n)\}$ の周りの信号点の荷重和である。すなわち、階層形ニューラルフィルタは入力信号をあらかじめ線形荷重和型フィルタで平滑した後に式(6) (または(7))で示したフィルタで処理するものである。従って、階層形ニューラルフィルタ(基本形)



(a) An original signal for training



(b) An original signal for processing

図 7 計算機シミュレーションに用いた 1 次元テスト信号
Fig. 7 One dimensional test signals used for the computer simulations.

は初期状態の階層形ニューラルフィルタあるいは、図 3 のような簡易型の階層形ニューラルフィルタに対し、特に雑音が大きくなるときに有効性が顕著となる。また、階層形ニューラルフィルタは上式のフィルタ係数 c_j と $x'(n)$ における加重係数をともにトレーニング信号に対して出力誤差 2 乗平均を最小とするように最適設定する機能を有する。

4. 計算機シミュレーション

4.1 1次元テスト信号に対する処理結果

1次元テスト信号に対して階層形ニューラルフィルタ (3層, 4層) による処理を行った。図 7 (a) はフィルタの結合係数を求める際に用いたトレーニング原信号例であり、これに標準偏差 0.1, 0.3, 0.5, 0.7 の白色ガウス雑音を加えトレーニングを行った。図 7 (b) はこのトレーニングによって得られた階層形ニューラルフィルタの処理対象として用いた入力信号である。この信号に先のトレーニング信号の雑音と等しい分散をもつ白色ガウス雑音を加え、それを入力信号とした。なお、フィルタ窓サイズは 13 とし、トレーニングは図 7 (a) の信号系列全体の出力誤差 2 乗平均が十分収束するまで (信号系列全体に対し 50 回程度) 繰り返し行った。なお、この繰り返しの間、雑音パターンを変化させた。

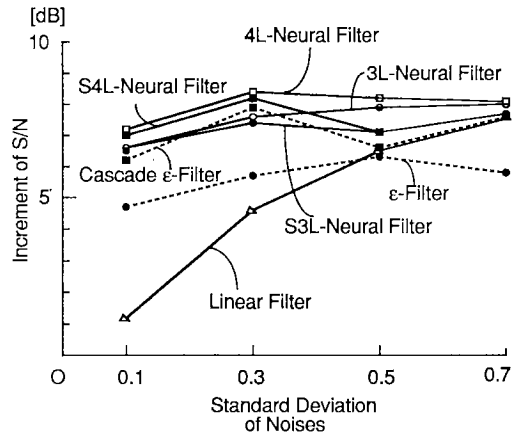


図 8 1 次元テスト信号に対する処理結果 (SN 比の増分). 3L-Neural Filter, 4L-Neural Filter はそれぞれ基本形の 3 層, 4 層ニューラルフィルタを示し, S3L-Neural Filter, S4L-Neural Filter は簡易形の 3 層, 4 層ニューラルフィルタを示す。また、参考のため、従来の ϵ -フィルタの特性をも示す。

Fig. 8 Results of processing the one-dimensional test signal (increment of S/N). 3L-Neural Filter and 4L-neural filter indicate the basic three-layered neural filter and the basic four-layered neural filter respectively, and S3L-Neural Filter and S4L-Neural Filter the simplified forms of them. Moreover, the performance of the ϵ -filters is shown for reference.

図8にこの入力に対する出力のSN比の増分を示す。なお、このSN比の増分はフィルタ出力におけるSN比がフィルタ入力(原信号+雑音)におけるSN比に対し増加した量を表すもので、次式のように計算される。

$$\begin{aligned}
 &\text{Increment of } S/N \\
 &= (\text{Output } S/N) - (\text{Input } S/N) \\
 &= 10 \log (P_s/\sigma^2) - 10 \log (P_s/E) \\
 &= 10\{\log (P_s) - \log (\sigma^2) - \log (P_s) + \log (E)\} \\
 &= 10 \log (E/\sigma^2) \tag{9}
 \end{aligned}$$

ここに P_s は信号のパワー、 σ^2 は出力誤差 $y(n) - d(n)$ の2乗平均、 E は入力雑音のパワーを示す。また、ここでは3層、4層ニューラルフィルタ、簡略型(ϵ -フィルタ型)の3層、4層ニューラルフィルタ、線形フィルタ、および参考のため、従来の ϵ -フィルタ(初期状態の階層形ニューラルフィルタに相当)および2段

ϵ -フィルタ(図中では Cascade ϵ -Filter)の出力特性を示す。ここで用いた線形フィルタは次式のような非再帰型フィルタであり、そのフィルタ窓サイズ($2N + 1$)は階層形ニューラルフィルタ等と同一の13に設定されている。

$$y(n) = \sum_{j=-N}^N a_j x(n-j) \tag{10}$$

ここに、 a_j はフィルタ係数である。すなわち、この線形フィルタは階層形ニューラルフィルタにおいて、非線形関数のパラメータ ϵ を十分大としたものに相当する。このフィルタは実現が簡単で線形位相を有し、平坦信号や緩やかな変動信号に対して良好な雑音除去特性を実現するので、従来、信号処理において主たる雑音除去用フィルタとして扱われてきた。よって、ここではこれとの特性比較を行った。なお、以上の階層形ニューラルフィルタおよび線形フィルタはすべ

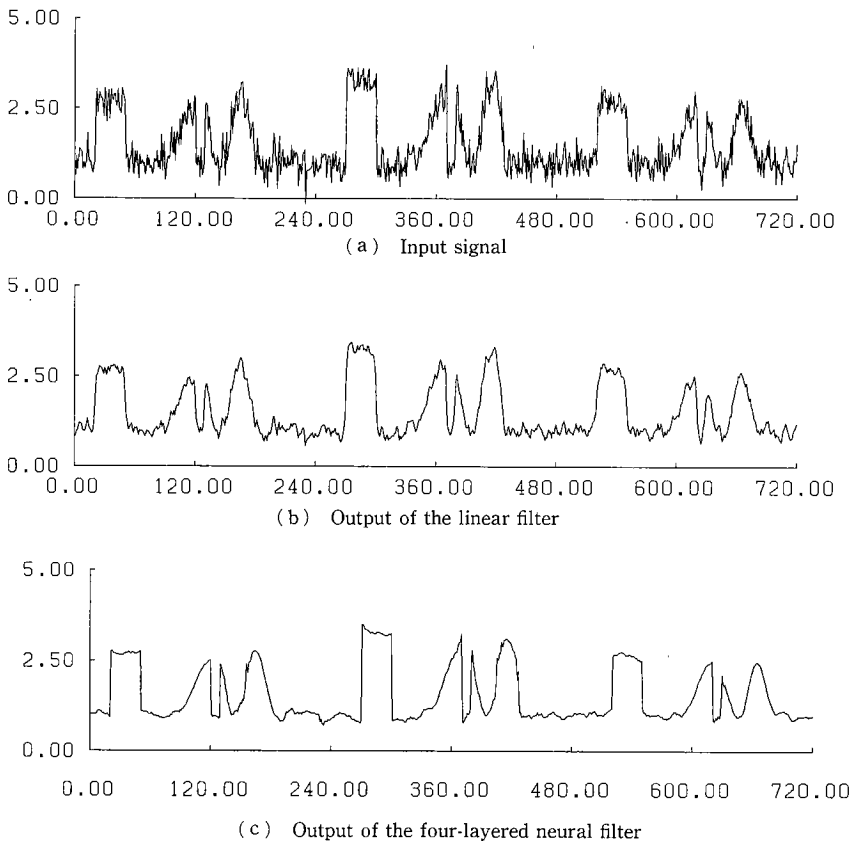


図9 1次元テスト信号の出力波形例
(雑音の標準偏差0.3の場合)

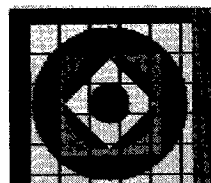
Fig. 9 Examples of the output waveforms. (The standard deviation of the noise is 0.3.)

て、先のトレーニング信号に対して出力誤差2乗平均が最小となるように、フィルタ係数が最適設計されたものである。

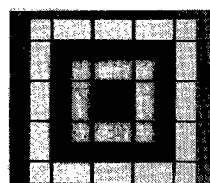
階層形ニューラルフィルタ（簡略形も含む）において用いた非線形関数は図2(a)のものである。実際、他の形状の非線形関数を用いた場合より、図2(a)なるものを用いた方が特性が良好であった。また、この非線形関数のパラメータ ε の値は ε -フィルタにおける非線形パラメータ ε の値⁽⁴⁾を参考にしながら実験的に設定した。その結果、3層ニューラルフィルタの ε 、および4層ニューラルフィルタの前段の ε は、雑音小さい場合（標準偏差 0.1）、雑音の標準偏差の8倍程度、雑音が大きな場合（標準偏差 0.3, 0.5, 0.7）、雑音の標準偏差の3倍程度となり、4層ニューラルフィルタの後段の ε は、雑音の標準偏差の1倍程度となった。

図8からわかるように、階層形ニューラルフィルタは特に雑音が少ない場合、線形フィルタに対して大いに効果的である。線形フィルタとしては他の種類のものも考えられるが、これらはみな、突発的変化を有する信号に対する雑音除去に適せず、ここに示した線形フィルタと同様の処理特性を有する。次に、雑音が大きな場合、線形フィルタの特性が相対的に向上し階層形ニューラルフィルタ、特に簡略形の階層形ニューラルフィルタの特性に近づく。更に雑音が大である場合、線形フィルタの特性は向上するが、階層形ニューラルフィルタの特性を追い抜くことはない。これは階層形ニューラルフィルタが、その非線形パラメータ ε を十分大とすると線形フィルタと一致するので、最悪の場合でも線形フィルタと同じ特性を実現できるからである。階層形ニューラルフィルタは3層より4層のほうが良好であり、またすべての結合を考慮した階層形ニ

ューラルフィルタと簡略形では、雑音小さい場合は両者の特性の差は小さいが、雑音が大きな場合、3.で述べたように、前者の有効性が現れる。本計算機シミュレーションでは、4層ニューラルフィルタが最も優れたものとなった。図9に出力波形例を示す。



(a) Original image used for training



(b) Original image used for processing

図 11 フィルタ入力に用いた画像信号

Fig. 11 Image signals used as the input of the filters.

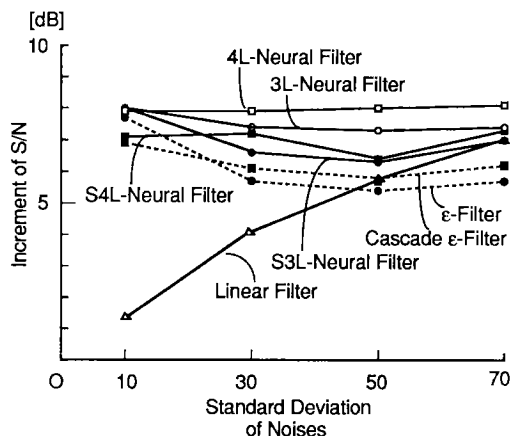


図 12 画像信号に対する処理結果 (S/N の増分)。3L-, 4L-Neural Filter は基本形の3層, 4層ニューラルフィルタ, S3L-, S4L-Neural Filter は、簡略形の3層, 4層ニューラルフィルタを示す。また、参考のため、従来の ε -フィルタの特性をも示す。

Fig. 12 Results of processing image signals (increment of S/N). 3L- and 4L-Neural Filters indicate the basic three-layered and four-layered neural filters respectively, and S3L- and S4L- the simplified forms of them. Moreover, the performance of the ε -filters is shown for reference.

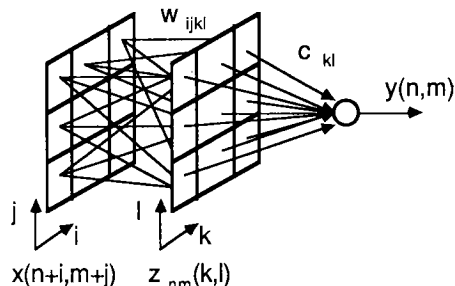


図 10 2次元3層ニューラルフィルタ構成図

Fig. 10 Structure of a two-dimensional three-layered neural filter.

4.2 2次元画像信号に対する処理結果

図1で表される3層ニューラルフィルタは図10のように容易に2次元形に拡張される。ここに $x(n, m)$ は2次元入力信号であり、 $y(n, m)$ はそれに対する出力信号である。4層ニューラルフィルタも同様に2次元信号に対して実現される。ここでは、このように2次元形に拡張された階層形ニューラルフィルタを画像の雑音除去に適用する。

図11(a)はトレーニング信号として用いられる原画像であり、図11(b)は処理対象の原画像である。これらに標準偏差10, 30, 50, 70の白色ガウス雑音を加え、この雑音除去を行う。なお画像のピークレベルは255である。

図12はこれらの付加雑音に対する図11(b)なる画像の処理結果である。同図の縦軸は式(9)で表されるSN比の増分である。図8の場合と同様、3層ニューラルフィルタ、4層ニューラルフィルタ、これらの簡略形、線形フィルタ、および従来の ϵ -フィルタ、2段 ϵ -フィルタの結果を示す。この線形フィルタは式(10)なるフィルタを2次元に拡張したものである。階層形ニューラルフィルタにおける非線形関数、パラメータ ϵ の設定値、およびフィルタ係数のトレーニングについ

ては、先の1次元テスト信号に対する処理の場合と同様である。また、フィルタ窓サイズはすべてのフィルタにおいて 5×5 に固定した。先の1次元テスト信号に対する特性と比較すると、先の1次元テスト信号は、滑らかな変化成分を有し、一方この2次元信号は平坦な信号とエッジのみから成るという信号波形上の差異があるため、階層形ニューラルフィルタの処理特性の相互関係に若干の違いが生じるが、ともに階層形ニューラルフィルタ（特に、4層型）の有効性を示している。

最後に自然画像の処理例を図13に示す。図13(a)はトレーニングに用いた原信号であり、図13(b)は処理されるべき原画像である。また、図13(c)は図13(b)に標準偏差20の白色ガウス雑音を付加して作られた入力画像である。図13(d)は、これを最適線形フィルタで処理した結果であり、図13(e)は2段 ϵ -フィルタ、図13(f)は4層ニューラルフィルタで処理した結果である。このように、階層形ニューラルフィルタを用いることにより、最も鮮明な画像が得られた。特に、従来の ϵ -フィルタの結果では、輪郭部に雑音が残留しかつ輪郭の鮮明さが階層形ニューラルフィルタのものより劣ることがわかる。

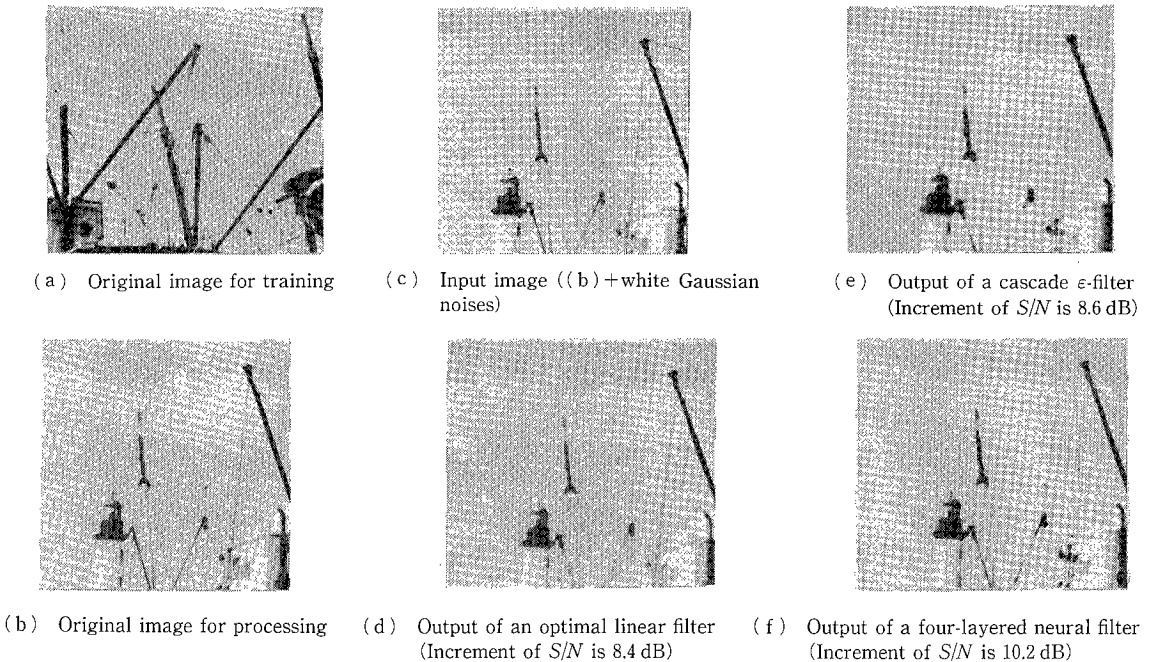


図13 自然画像の処理例

Fig. 13 Examples of processing natural images.

5. む す び

ニューラルネットワークを用いた新しい非線形デジタルフィルタを提案し、それが突発的变化を有する信号に重畳したランダム雑音の除去に効果的であることを明らかにした。このフィルタは、層状ニューラルネットワークの原理を用いることにより、実現が簡単でかつ特性の良好なものとなる。また、実際の画像処理などにおいて、その有効性を示した。階層形ニューラルフィルタの簡略形については他に種々のものが考えられるが、これらについては別途報告の予定である。

本フィルタにおいて用いる非線形関数の形状は、ここでは簡単のため図2の3種の中から選択し、パラメータ ε の値も、筆者らが先に提案し、かつこの階層形ニューラルフィルタに構造上関連する ε -フィルタにおいて用いたものを参考に実験的に設定した。 ε -フィルタにおいては、非線形関数を区分離形関数で近似することにより最適設計する方法が既に提案されており⁽⁶⁾、階層形ニューラルフィルタにおいても同様の方法を用いることが考えられるが、これらに関しては今後の検討課題である。また、本フィルタはトレーニング信号に対して設計されるので、トレーニング信号をいかに選ぶかが問題である。今回は、処理用信号に対し突発的变化(エッジ)の含有率およびその振幅分布が同程度であり、また、信号全体の周波数特性が類似しているものをトレーニング信号として採用し処理特性の検討を行った。特に自然画像については、同じ状況で撮影した同種の風景写真をトレーニング信号および処理用信号として用いた。このトレーニング信号の選び方に関する厳密な検討は今後の課題である。

文 献

- (1) Lippmann R. P.: "An introduction to computing with neural nets", IEEE ASSP Magazine, pp. 4-23 (April 1987).
- (2) 原島 博, 荒川 薫, 藤井竜也: "非線形デジタルフィルタと信号処理", 信学論(A), **J71-A**, 2, pp.143-154(1988-02).
- (3) 原島 博, 小田島薫, 鹿喰善明, 宮川 洋: " ε -分離非線形デジタルフィルタとその応用", 信学論(A), **J65-A**, 4, pp.297-304 (1982-04).
- (4) 荒川 薫, 原島 博, 宮川 洋: " ε -非線形デジタルフィルタの統計的解析", 信学論(A), **J66-A**, 1, pp.32-39 (1983-01).
- (5) Rumelhart D. E. and McClelland J. L.: "Parallel distributed processing": explorations in the microstructure of cognition. 1; foundations, M. I. T. Press (1986).

- (6) 荒川 薫, 原島 博: "区分離形フィルタの最適設計", 信学論(A), **J71-A**, 2, pp.282-287 (1988-02).

(平成2年5月8日受付, 11月13日再受付)



荒川 薫

昭55 東大・工・電子卒。昭61 同大大学院博士課程了。工博。同年日本学術振興会特別研究員。昭62 東大・工・助手。平1より明治大・理工・情報科学科専任講師、現在に至る。この間、昭59 フルブライト奨学生として、米国カリフォルニア工科大学留学。非線形デジタル信号処理、生体情報処理、ニューラルネットワーク等の研究に従事。昭58 年度本会学術奨励賞、平成元年度日本 ME 学会研究奨励賞受賞。IEEE, 日本 ME 学会、情報理論とその応用学会各会員。



原島 博

昭43 東大・工・電子卒。昭48 同大大学院博士課程了。工博。同年東大・工・電気専任講師。昭50 同助教授。昭61 東大・工・総合試験所助教授。平2 東大・工・電子助教授。平3 東大・工・電子教授、現在に至る。この間、昭59 米国スタンフォード大学客員研究員。通信理論、信号理論、高能率デジタル変復調方式等の通信方式、画像の符号化と処理、デジタル信号処理およびその医学応用に関する研究に従事。昭48 年度米沢賞、54 年度本会業績賞、平成元年度本会論文賞、米沢ファウンダースメダル受賞記念特別賞などを受賞。著書「デジタル信号処理」(共著)、「情報と符号の理論」(共著)など。IEEE, 電気学会、人工知能学会、日本 ME 学会各会員。本会編集理事。テレビジョン学会評議員。情報理論とその応用学会理事。