

ディレイ素子を含むニューラルネットワークによる ノイズ除去特性

西 正明* · 降矢順治** · 林川基治***

Noise Reduction Characteristics of Neural Networks Including Delay Elements

Masaaki NISHI*, Junji FURUYA**, and Motoharu HAYASHIKAWA***

(Received October 27, 2000)

1. まえがき

ニューラルネットワークはパタン分類や音声認識など、応用可能な分野は広い¹⁾。本論文ではもっとも理解しやすいネットワークの一つである階層型ニューラルネットワークを基本とし、それに時系列信号が扱えるようにディレイ素子を付加したネットワークを用いる。学習アルゴリズムには、誤差を出力から入力に向かって逆伝播し、誤差がより小さくなるように重みを修正する誤差逆伝播法を用いる。ディレイ素子をニューラルネットワークに付加する方法の違いで、ニューラルネットワークのユニットに前の時刻の出力を入力データとして再入力する場合、前の時刻の入力を再び入力データとして入力する場合、およびその両者を同時に行う場合をとりあげて比較検討する。適用問題として、AM波、FSK波および矩形波におけるノイズ除去問題を扱って検討する。

2. ユニット構成と学習アルゴリズム

本論文では、3層構成のニューラルネットワークを扱う。ニューラルネットワーク内のユニットにディレイ素子を付加して時系列処理を可能とする。本論文では、ディレイ素子の接続形態により3種類のユニット構成を検討する。

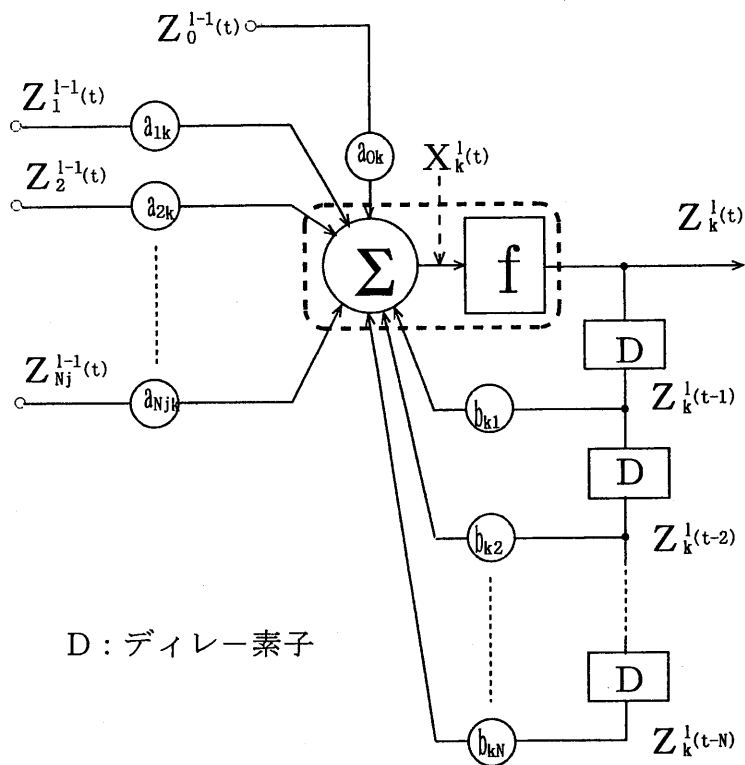
2.1 BPD ユニット

図1に示すように、ディレイ素子をユニットの出力に付加して前の時刻の出力を入力データとして再入力するようにしたユニットをBPDユニットと呼ぶことにする。

* 信州大学教育学部

** 城西国際大学経営情報学部

*** 山口大学教育学部



D : デイレー素子

図1 BPDユニット

BPDユニットで構成したBPDニューラルネットワーク²⁾のバックプロパゲーション学習アルゴリズムを以下に簡単に述べる。第 l 層の k 番目のニューロンの内部状態 $X_k^l(t)$ と出力 $Z_k^l(t)$ を次式で求める。

$$X_k^l(t) = \sum_j a_{jk} Z_j^{l-1}(t) + \sum_n b_{kn} Z_k^l(t-n) \quad (1)$$

$$Z_k^l(t) = f(X_k^l(t)) = \frac{1}{2} (1 + \tanh[\frac{X_k^l(t)}{u_0}]) \quad (2)$$

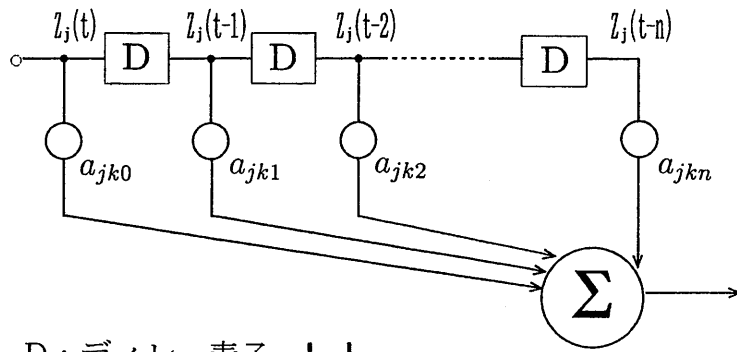
式(2)の u_0 は応答関数の傾きを規定するパラメータである。結合荷重の修正量は、教師信号を d_k として平均自乗誤差を式(3)とすれば、学習係数を α として式(4)で求められる。

$$E_k(t) = \frac{1}{2} \sum_k (d_k(t) - Z_k^l(t))^2 \quad (3)$$

$$\Delta a_{jk} = -\alpha \frac{\partial E_k(t)}{\partial a_{jk}}, \quad \Delta b_{kn} = -\alpha \frac{\partial E_k(t)}{\partial b_{kn}} \quad (4)$$

2.2 FIRユニット

デイレー素子をユニットの入力に付加して前の時刻の入力を入力データとして再入力するようにしたユニットをFIRユニットと呼ぶことにする。図2にFIRシナプスを示し、これ



D : ディレイ素子 | |



図 2 FIR シナプス

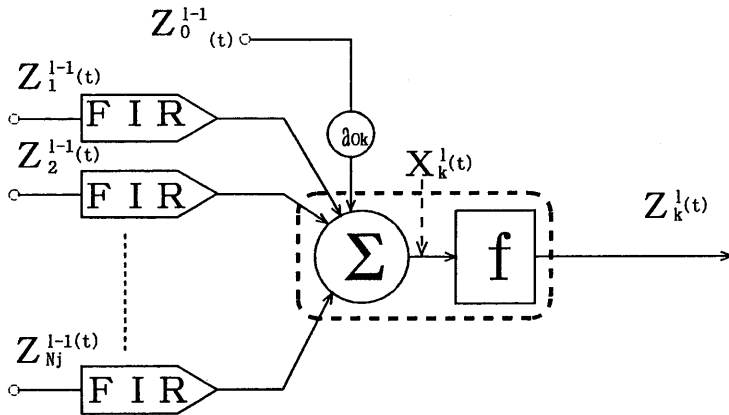


図 3 FIR ユニット

を用いた FIR ユニットの図 3 に示す。

FIR ユニットで構成した FIR ニューラルネットワーク³⁾の学習アルゴリズムは以下のようになる。第 l 層の k 番目のニューロンの内部状態 $X_k^l(t)$ は前式 (1) に代わり次式 (5) を用い、結合荷重の修正量は前式 (4) に代わり次式 (6) となる。

$$X_k^l(t) = \sum_j \sum_p a_{jkp} Z_j^{l-1}(t-p) \quad (5)$$

$$\Delta a_{jkp} = -\alpha \frac{\partial E_k(t)}{\partial a_{jkp}} \quad (6)$$

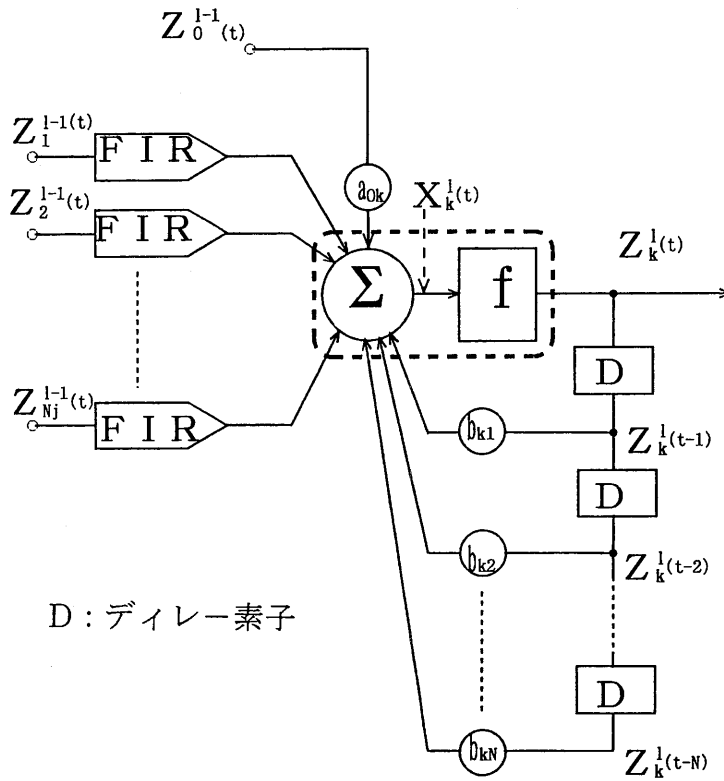


図4 FIR+BPD ユニット

2.3 BPD+FIR ユニット

BPD ユニットと FIR ユニットの組み合わせられたユニットを BPD+FIR ユニットと呼ぶことにし、ユニット構成を図4に示す。これを用いた3層のBPD+FIRニューラルネットワークを図5に示す。学習は式(4)と式(6)を用いて行う。なお、式(4)と式(6)の算出に当たっては、微分式の展開の過程で表れてくる間接的な項を省略して単純化している²⁾。

3. シミュレーション

本論文では、BPDニューラルネットワーク、FIRニューラルネットワーク、FIR+BPDニューラルネットワークの3種類のニューラルネットワークを扱う。入力層、中間層、出力層の各ユニット数を i, j, k とし、FIR シナプスの中間層と出力層の各デイレー段数を p, q とする。BPD ユニットの構成する中間層と出力層での各デイレー段数を m, n とし、本論文で扱うニューラルネットワークの構成を $i - (p)j(m) - (q)k(n)$ と表すことにする。ただし、BPDニューラルネットワークでは (p) と (q) 、FIRニューラルネットワークでは (m) と (n) の部分は記述しないものとする。

シミュレーションは中間層ユニット数 j を 5, 10, 15 の3通り、デイレー段数 p, q, m, n を 5, 10, 15 の3通りとしてその全ての組み合わせについて行う。これらのニューラルネットワークに AM 波、FSK 波、矩形波のノイズ除去問題を適用して評価する。学習原波形を図6、

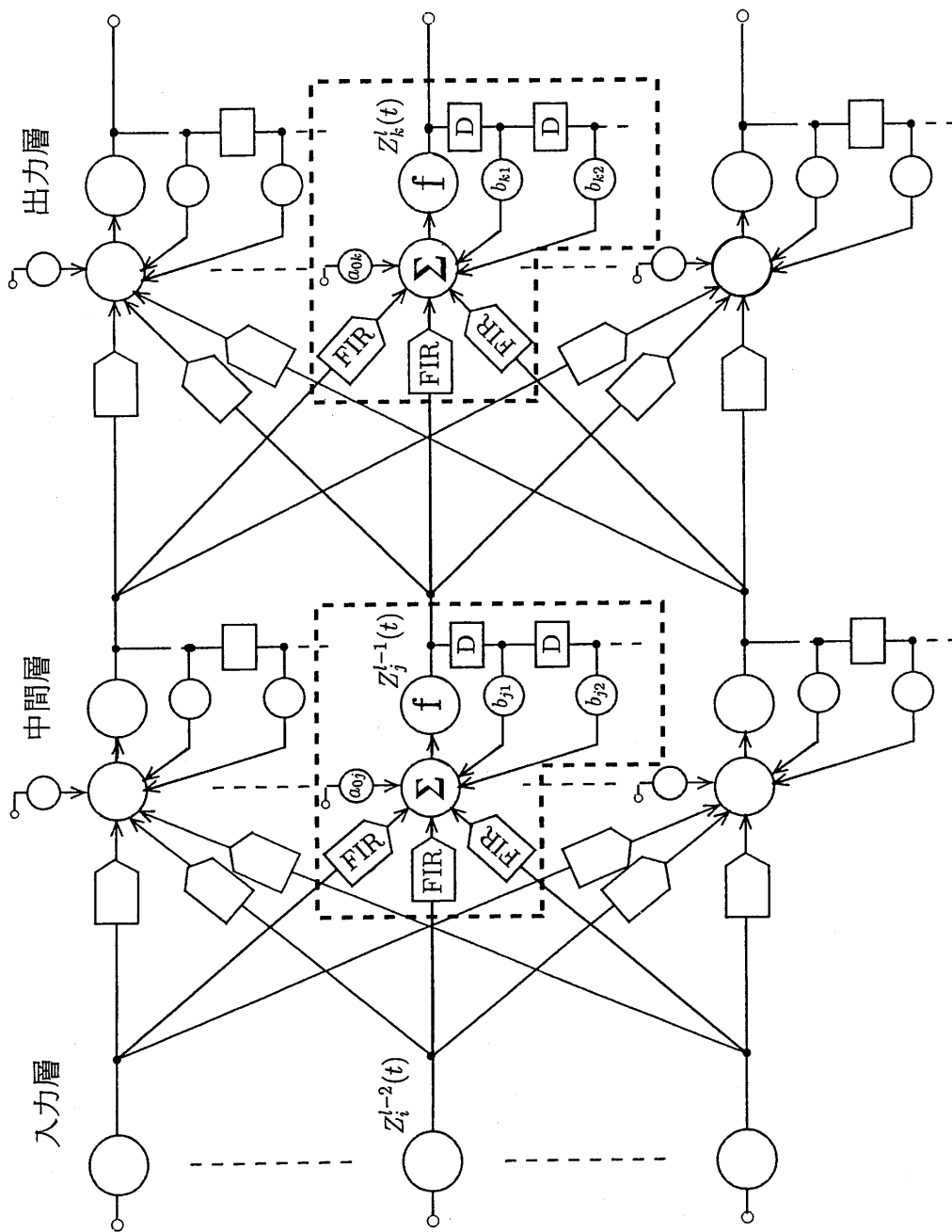


図 5 FIR+BPD ニューラルネットワーク

±10% のノイズを付加した学習波形を図 7 にそれぞれ示す。認識には位相の違えた別の波形を用いる。認識原波形と ±10% のノイズを付加した認識波形を図 8 と図 9 にそれぞれ示す。シミュレーションでは学習係数を $\alpha = 0.4$ および 0.11 (オフセット部分) とし、シグモイド関数の傾きを $u_0 = 0.75$ とした。学習は誤差が 0.006 以下になるまで行い、5000 回で学習を打ち切ることにした。

シミュレーションの結果、BPD ニューラルネットワークでは、AM 波で 1-10(15)-1(15)、FSK 波で 1-15(15)-1(10)、矩形波で 1-15(15)-1(5) の構成の場合がもっともノイズ除去特性がよかった。認識出力波形を図 10 に示す。図 10 より、BPD ニューラルネットワークでは、立ち上がり/立ち下がりのエッジ部分がつぶれずに出力されるが細かいノイズの残る傾向があることがわかる。FIR ニューラルネットワークでは、AM 波で 1-(15)10-(15)1、FSK 波で 1-(10)15-(15)1、矩形波で 1-(15)15-(15)1 の構成の場合がもっともノイズ除去特性がよかった。認識出力波形を図 11 に示す。図 11 より、FIR ニューラルネットワークでは、細かいノイズは除去されているが、立ち上がり/立ち下がりのエッジ部分がつぶれてしまい、振幅の大きいノイズがそのまま出力される傾向があることがわかる。FIR+BPD ニューラルネットワークでは、AM 波で 1-(15)15(10)-(10)1(15)、FSK 波で 1-(15)15(5)-(15)1(10)、矩形波で 1-(5)15(15)-(15)1(5) の構成の場合がもっともノイズ除去特性がよかった。認識出力波形を図 12 に示す。図 12 より、FIR+BPD ニューラルネットワークでは、細かいノイズも振幅の大きいノイズも除去され、立ち上がり/立ち下がりのエッジ部分もつぶれずに出力できる傾向があることがわかる。

以上より、FIR+BPD ニューラルネットワークは BPD ニューラルネットワークと FIR ニューラルネットワークの特性のそれぞれよい部分を併せ持ち、最も原波形が忠実に抽出できていることがわかった。

4. むすび

ディレイ素子を付加したニューラルネットワークとして、ニューラルネットワークのユニットに前の時刻の出力を入力データとして再入力する BPD ニューラルネットワーク、前の時刻の入力を再び入力データとして入力する FIR ニューラルネットワーク、およびその両者を同時に行う FIR+BPD ニューラルネットワークを AM 波、FSK 波および矩形波におけるノイズ除去問題に適用してノイズ除去特性を比較検討した。その結果、BPD ニューラルネットワークでは、立ち上がり/立ち下がりのエッジ部分がつぶれずに出力されるが細かいノイズが残り、FIR ニューラルネットワークでは、細かいノイズは除去されているが、立ち上がり/立ち下がりのエッジ部分がつぶれてしまい、振幅の大きいノイズがそのまま出力される傾向のあることがわかった。FIR+BPD ニューラルネットワークは BPD ニューラルネットワークと FIR ニューラルネットワークの特性のそれぞれ良い部分を併せ持ち、立ち上がり/立ち下がりのエッジ部分がつぶれることなく、ノイズを最もよく除去して原波形を忠実に抽出できることがわかった。このことは、今後の情報教育に応用していくうえで有益な知見である。

今回はノイズ除去特性で比較評価したが、今後は音声認識など他の時系列処理問題にも適用して比較検討していきたい。

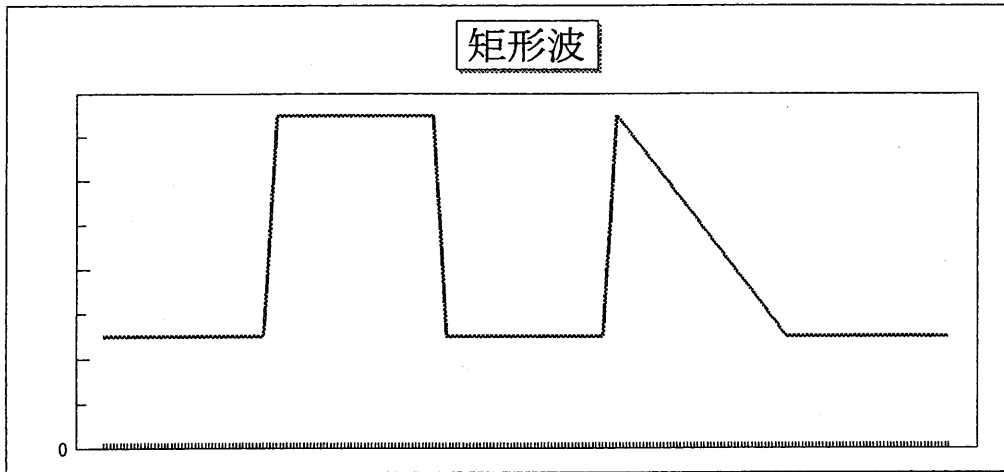
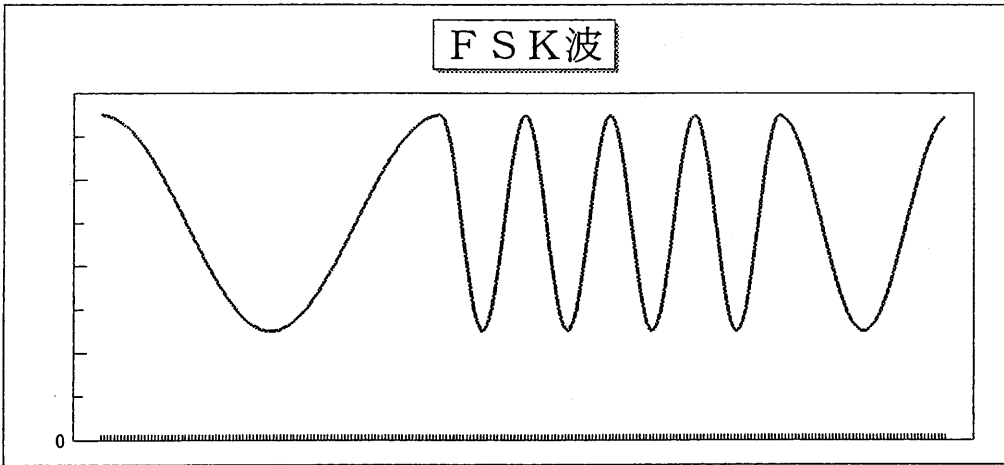
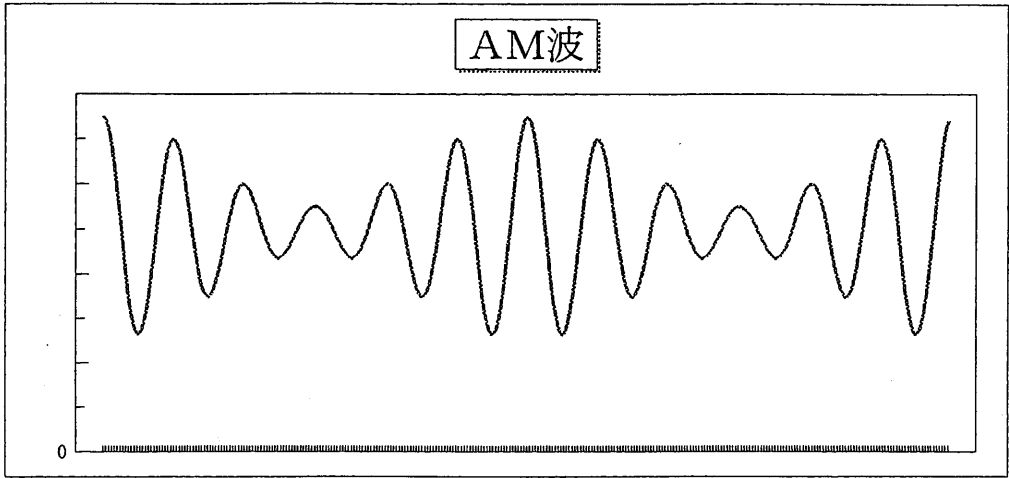


图6 学习原波形

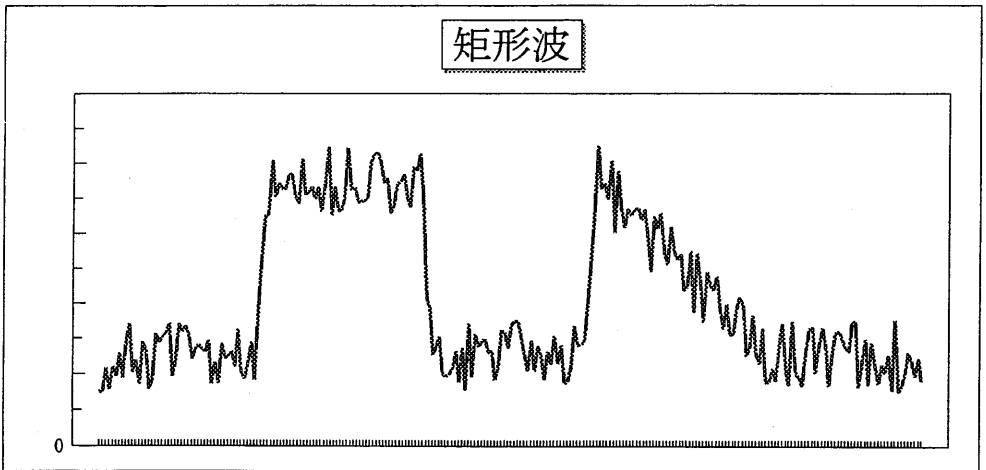
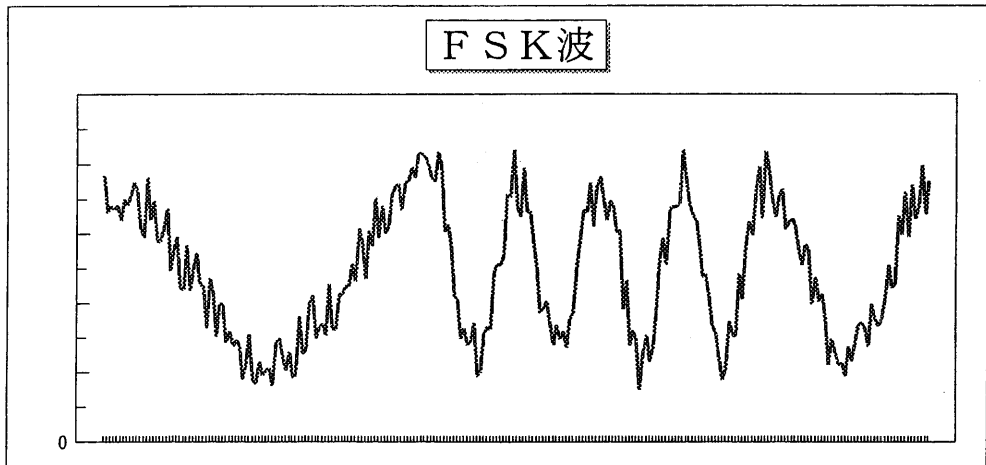
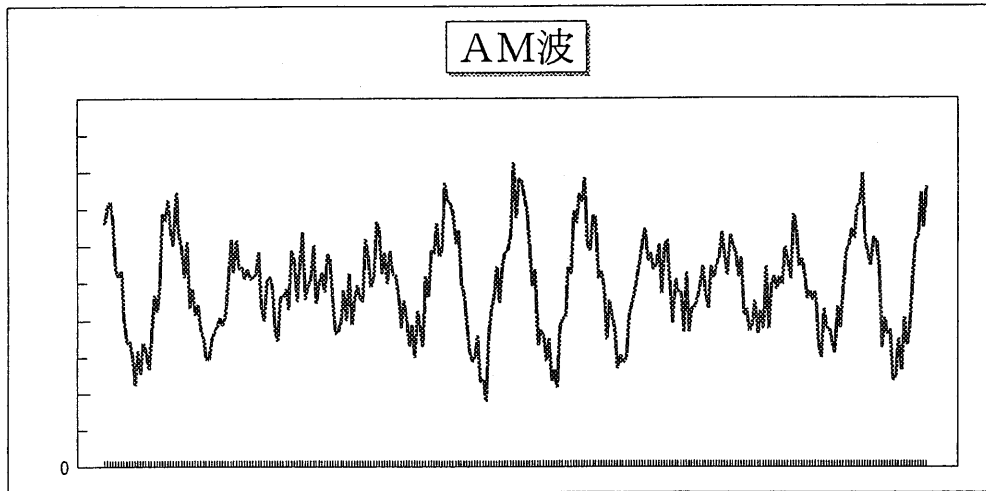


図 7 ノイズ付加学習波形

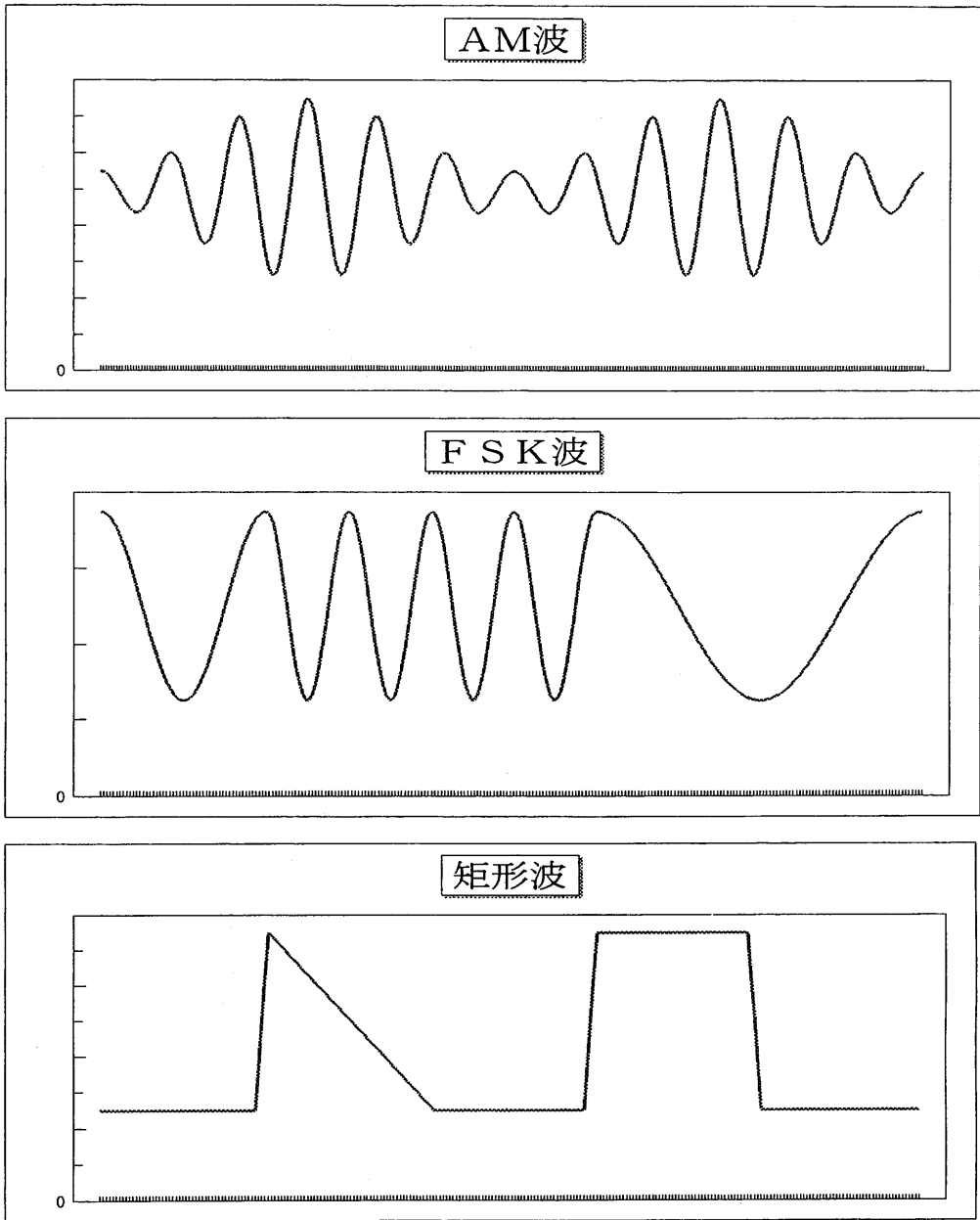


图 8 認識原波形

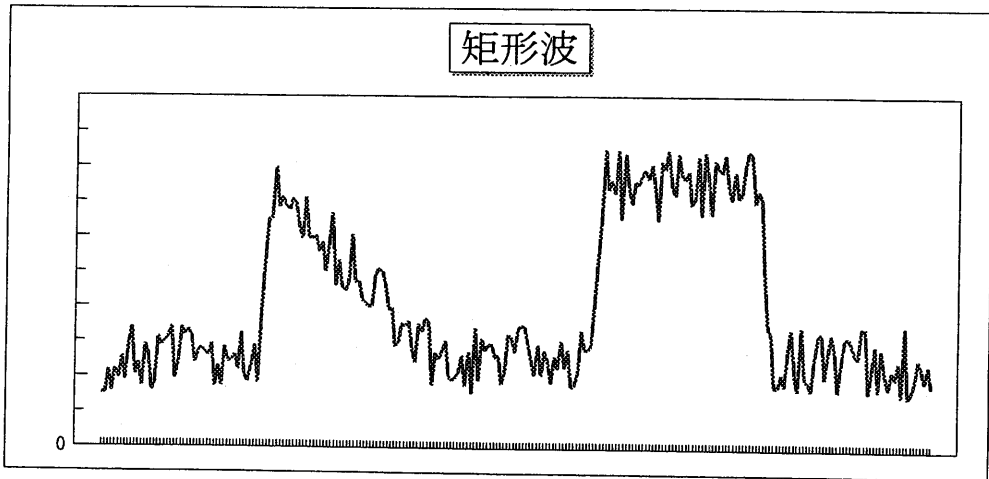
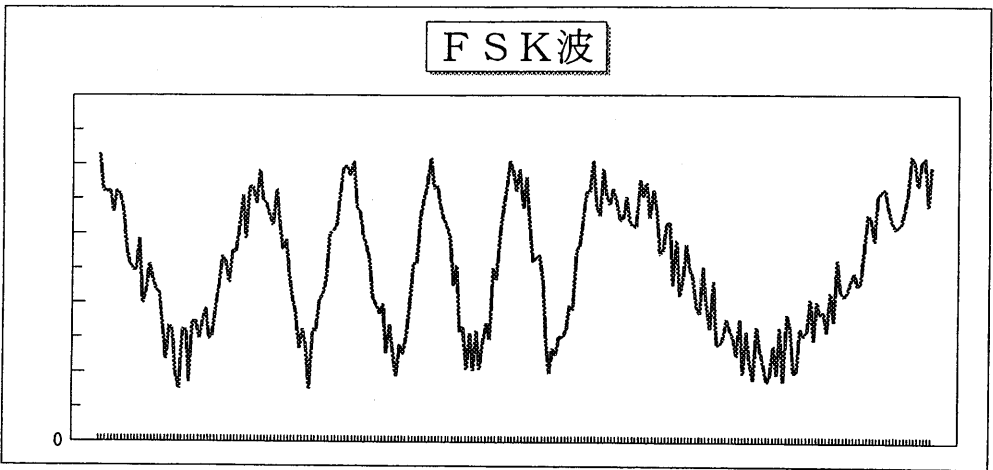
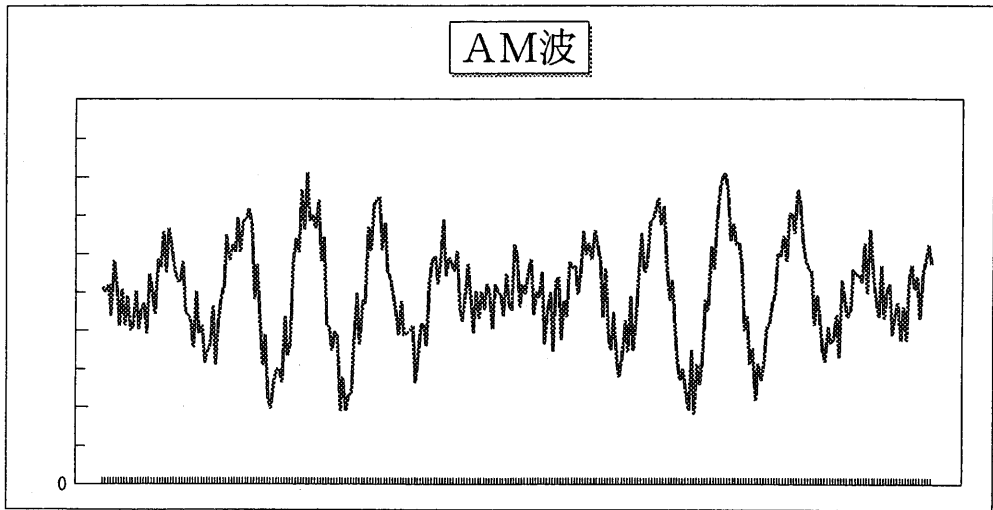


図9 ノイズ付加認識波形

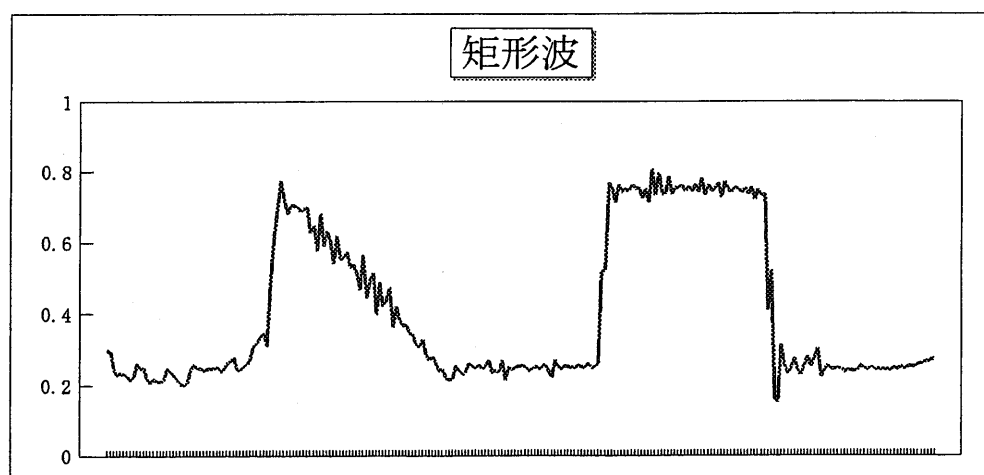
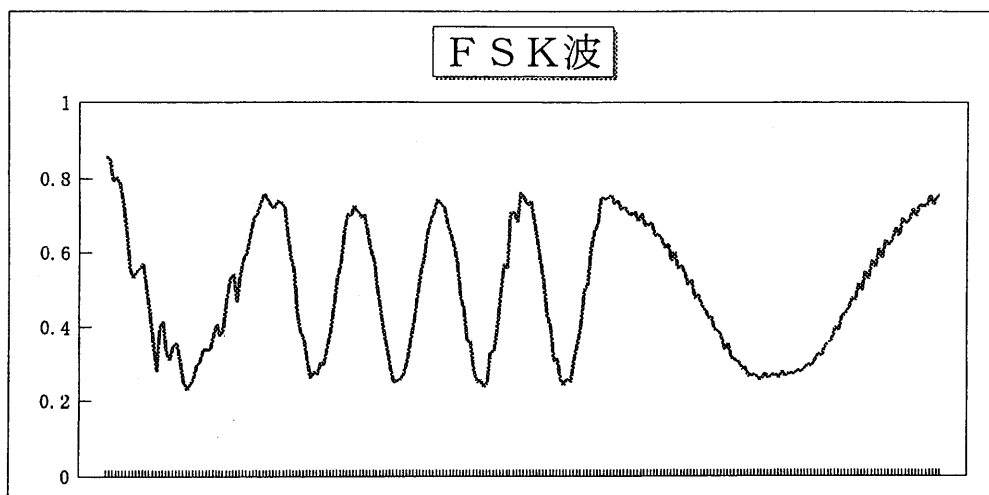
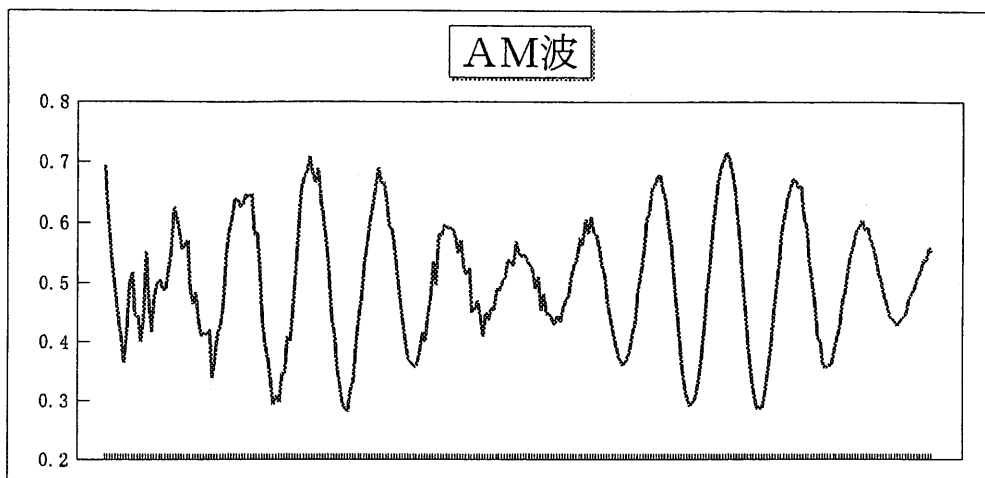


図 10 BPD ニューラルネットワークの認識出力波形

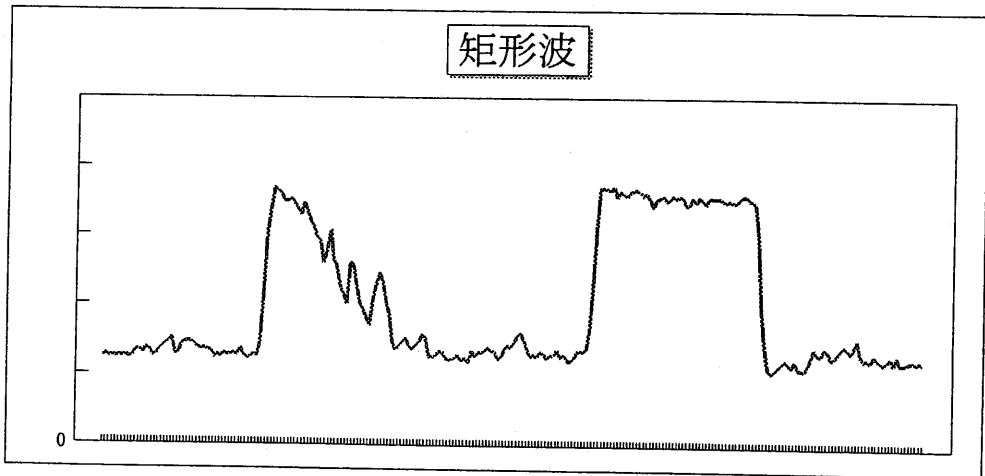
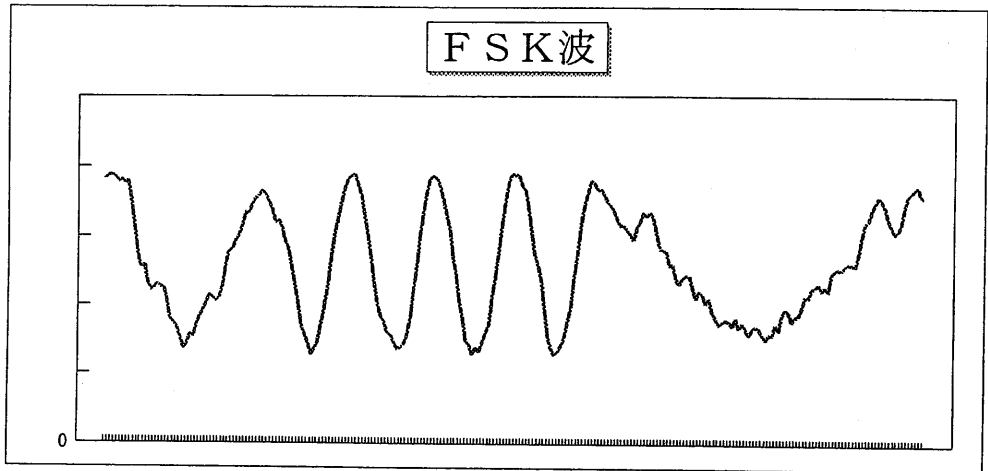
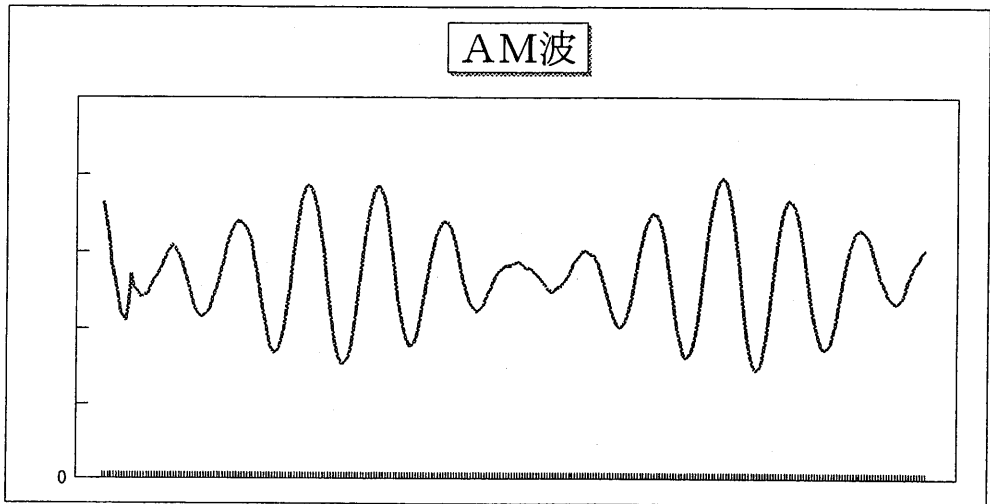


図 11 FIR ニューラルネットワークの認識出力波形

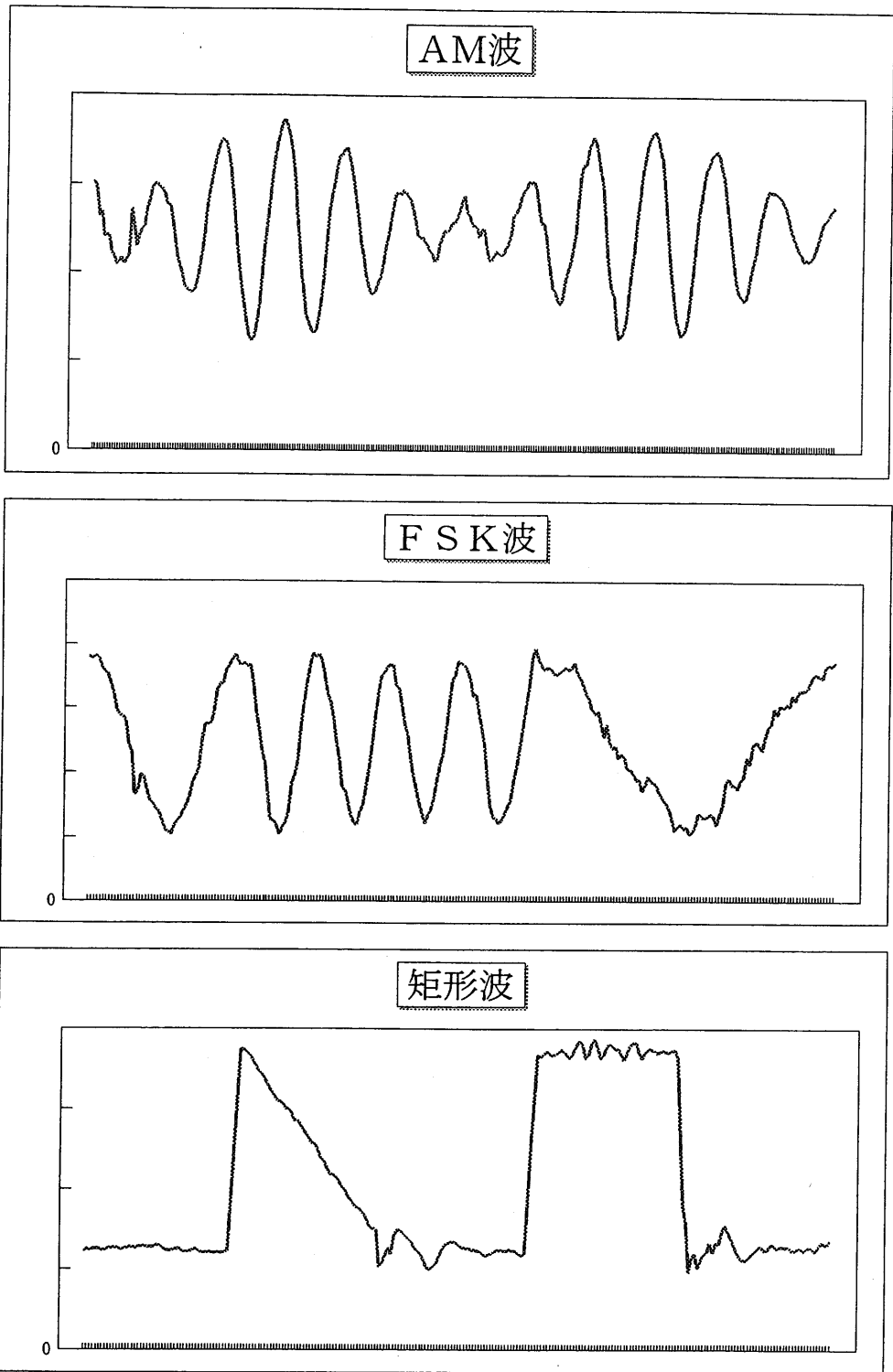


図 12 FIR+BPD ニューラルネットワークの認識出力波形

参考文献

- 1) PHILIP D.WASSERMAN 著, 石井直宏, 塚田稔訳, “ニューラルコンピューティング –理論と実際–,” 森北出版, 1993.
- 2) 西正明, 降矢順治, 中村維男, “ディレイ素子内包型バックプロパゲーションニューラルネットワーク (BPD) の一構成,” 信学論 (D-II), Vol.J78-D-II, No.10, pp.1522–1530, 1995.
- 3) 降矢順治, 西正明, “FIR 形ニューラルネットワークの予測への応用,” 日本産業技術教育学会誌, 第 41 卷 4 号, pp.175–186, 1999.