1　はじめに

階層型ニューラルネットワークとは, 神経細胞を多入力一出力の素子とみなし，モデル化したユニットを階層状に構成したものである．現在，このネットワークはパターン認識，画像処理技術，音声処理などに応用されている．このネットワークに対する学習法として，Rumelhart らによって提案された誤差逆伝搬法が非常によく

るかに誤差データの影響を受けにくいという結果を得ることができた．

2　ニューラルネットワークの学習

ニューラルネットワークは，神経細胞を結合した神経回路網をモデル化した有向グラフによって表される．いま，ある時刻における節点 i の出力を x_i とする ($0 \leq x_i \leq 1$) ．また，節点 i に出力信号を直接伝達できるような節点 j の集合を $IN(i)$ で表す．そのとき，節点 $j \in IN(i)$ から送られた信号 x_j が節点 i に到達したとき w_{ij} 倍になっているものとすれば，節点 i への入力の総和は $\sum_{j \in I \quad i} w_{ij} x_j$ となる．節点 i はこの入力を適当な出力関数 $G : \Re \rightarrow [0, 1]$ を用いて出力 $x_i = G\left(\sum_{j \in IN\ i} w_{ij} x_j - \theta_i\right)$ に変換する．パラメータ w_{ij} は節点 j と i の結びつきの強さを表す結合係数であり，θ_i は節点 i の動作の基準を表すパラメータで，しきい値とよばれる．このようにネットワークが全体として要求される動作をするために，節点間の結合係数や各節点のしきい値を定めることを一般にニューラルネットワークの学習という．

3　誤差逆伝搬法

乗誤差，絶対誤差の評価関数をそれぞれ$E = -\sum_i^{N_M}(y_i{}^M - d_i)$，$E' = \sum_i^{N_M} {}_i - d_i|$で定義する．そして，$E, E'$を暫時小さくしていく次のような重み修正アルゴリズムを考える．

$$w_{ij}^{\ m}[n+1] = w_{ij}^{\ m}[n] - \eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}^{\ m}}$$

ここでnは学習サイクルを表すパラメータである．このアルゴリズムを誤差逆伝搬法という．

4　数値実験

上のアルゴリズムを用いてさまざまな実験を行った．図??, ??に結果の一例を示す．

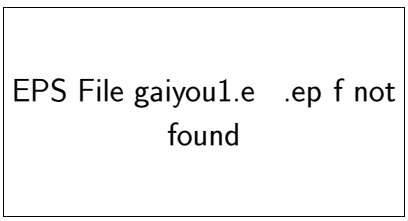

図 1: 学習回数の比較

図　: 成功率の比較

5　おわりに

実験結果から，線形分離可能な問題においては絶対誤差が従来の　乗誤差よりはるかに有用であることや，絶対誤差は　乗誤差と比較してはる

かに測定誤差の混じった問題に強いなどの結論が得られた．今後の課題としては，絶対誤差の近似関数の中に含まれる平方根や対数関数の影響による計算時間の増大をいかに回避するか，近似関数の中のパラメータεをどのように決定するか，実験のバリエーションを増やし，異なった条件での比較を行うなどがある．