

6F-6

ニューラルネットにおける 誤差曲面の解析

山本浩一 郷原一寿 内川嘉樹

名古屋大学工学部

1. はじめに

バックプロパゲーション法(以下BPと略す)を用いたニューラルネットワークの学習則は、多次元空間での誤差曲面の局所的最適解を最急降下法によって求める過程と見なすことができる。つまり、この学習則では大域的最適解は保障されておらず、大きな問題となっている。そこで、大域的最適解探索の手がかりとして、入力パターン別に誤差曲面の解析を行う手法を提案する。

2. 入力パターン別誤差曲面

BPの学習則とは、層内結合及びフィードバック結合無しの層状構造のネットワークにおいて、入力パターンと、それに対する望ましい出力である教師パターンの組を用意し、出力パターンと教師パターンとの二乗誤差を極小にするように、ネットワーク内の結合荷重(及びバイアス)を更新していく、という手法である。ユニットjからiへの結合荷重W_{ij}に対する、1回毎の学習による変更量△W_{ij}は最急降下法により次のようにして得られる。

$$\Delta W_{ij} = -\eta \frac{\partial}{\partial W_{ij}} \{ \sum_p E_p \} \quad (1)$$

ただし、E_pは入力パターンpに対するネットの出力パターンと教師パターンの誤差、ηは学習率である。一般には、右辺に慣性項をつける^[1]。(1)式は、各入力パターンに対する誤差E_pの総和を極小にするように、W_{ij}を更新することを示している。

ネットワークの全結合荷重W及び出力・教師間の二乗誤差Eによって作られる多次元空間を考える。入力パターンを決めれば、EはWに対して一意に決まるので、空間内で1つの曲面を形成する。そこで、この曲面を誤差曲面と呼ぶことにする。一般に、誤差曲面は複雑な形状をしていると考えられ^[2]、BPの学習則では大域的最適解を見いだす方法は得ら

れていない。

全入力パターンに対する誤差Eは入力パターン別の誤差E_pの和であり、入力パターン別に調べられた誤差曲面は、全ての入力パターンについての和をとった誤差曲面よりも形が単純になっていると考えられる。そこで、入力パターン別誤差曲面の解析を試みた。

3. 結果

図1に示すネットワークで、1例としてXOR問題を解いてみた。図2は、学習が終了した状態において、特定の結合荷重を変化させた時の誤差を示した、誤差曲面の断面である。学習によって得られた結合荷重の値をOPTで示してある。p00～p11は、入力パターンを表す。これによると、個々のパターンによる誤差は、全く無いあるいはステップ状の単純な形となっていることが分かる。つまり、全入力パターンによって作られる誤差曲面は、個々の単純な入力パターン別誤差曲面の重ね合わせによって複雑な形状となっている。図3は、BPの学習過程を誤差曲面の断面の変化として示した例である。ネットワークの状態Wがたどった軌跡(白線)が非常によくわかる。

4. まとめ

誤差曲面を考え、それを個々の入力パターンについてみれば、非常に単純な形状になっていることを、XORを例にとって示した。また、BPの学習過程を誤差曲面上の軌跡として表す方法を提案した。

今後は、更に複雑な問題にもこの方法を適用し、各パターンに対する誤差曲面を手がかりとして、大域的最適解探索のアルゴリズムを検討してゆく。

[参考文献]

- [1] D.E.Rumelhart, J.L.McClelland and the PDP Research Group: Parallel Distributed Processing, MIT Press(1986)
- [2] 川村、渡部、木本：バックプロパゲーション法の学習過程の可視化、第37回情報処理学会全国大会、4H-10(1988)

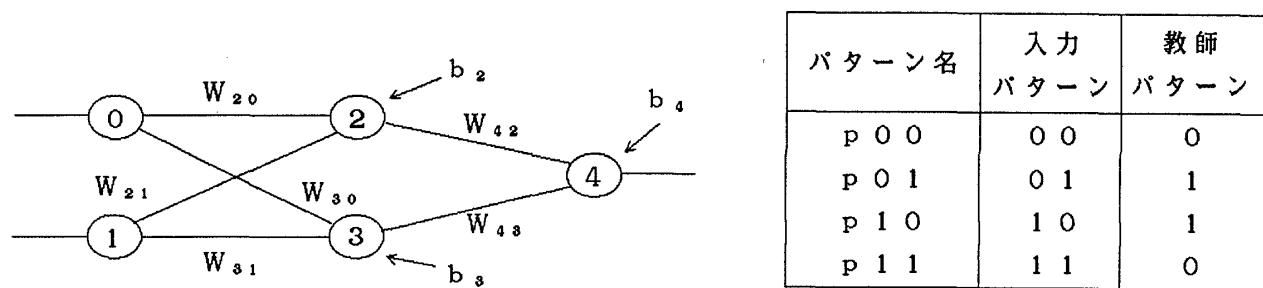


図1. 使用したネットワークの構造と入力・教師パターン

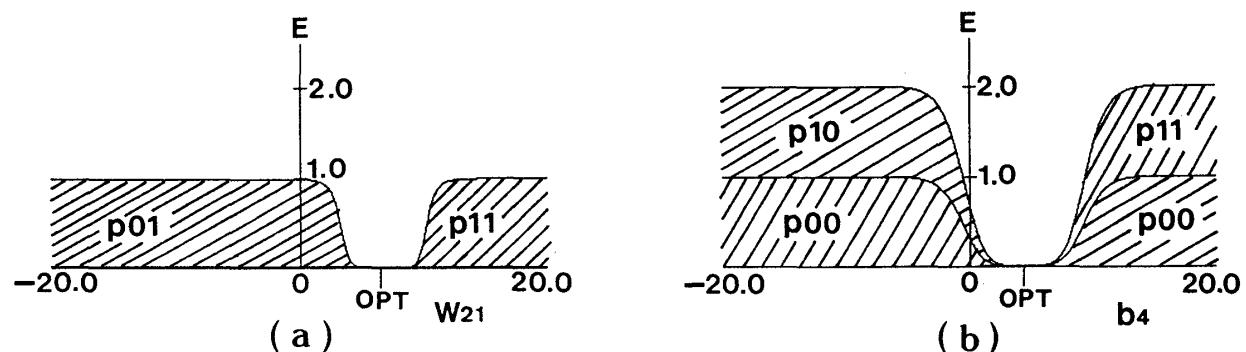


図2. 誤差曲面の断面

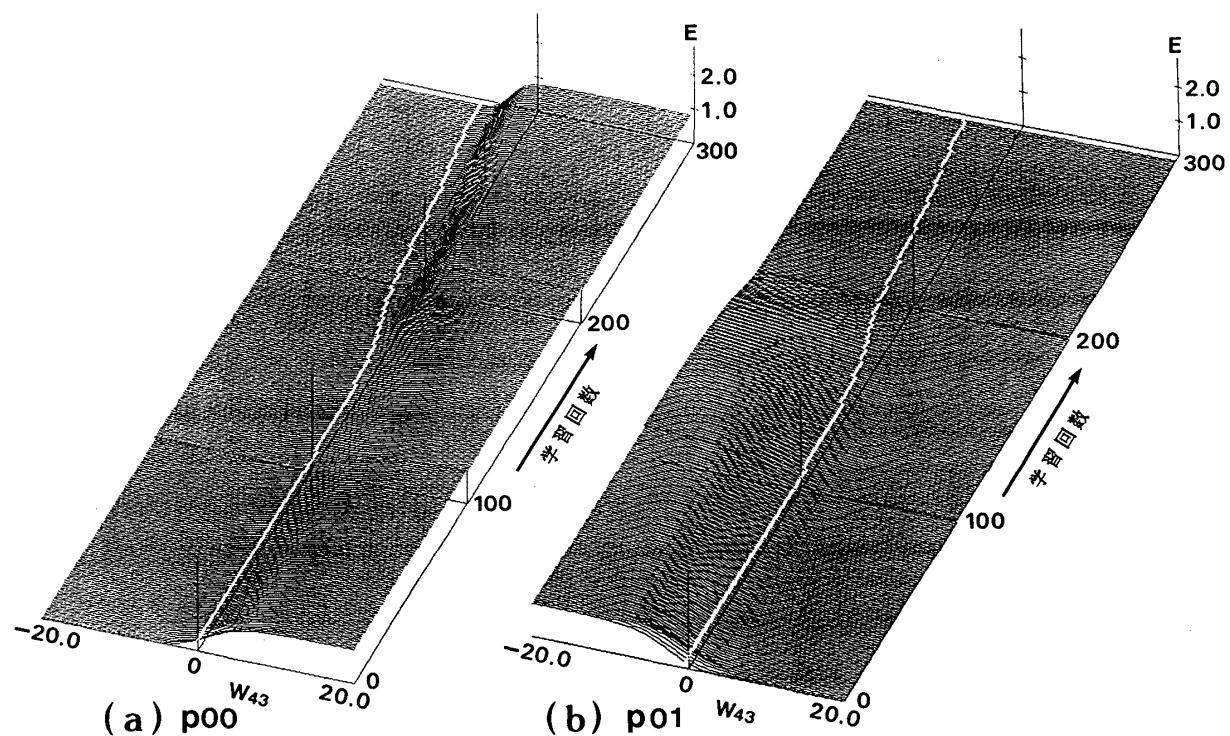


図3. 学習過程に伴う個別パターンに対する誤差曲面の推移