

2 値パターン誤差逆伝搬学習の性質 - (2)

2D-6

- XOR のケーススタディ -

仁木 和久

電子技術総合研究所 認知科学研究室

1. はじめに

誤差逆伝搬 (Backpropagation) 学習法は、多層ネットワーク学習と非線形学習とを実現できる優れたネットワークの学習アルゴリズムであるが、「誤差逆伝搬学習が何をしているのか?」に関する理解が十分でないまま使われているのが現状である^{1, 2, 3}。

筆者らは、誤差逆伝搬学習の性質を詳細に把握することが大切であると考えており、今回は研究過程で開発した各種のグラフィック表示を用いて XOR のについて具体的にその学習の性質を紹介する。荷重の初期値や入力パターン要素の選択により学習の性格が全く変わること、一般にローカルミニマムといわれていたものが4種類以上に分類できること、学習係数パラメータの影響等を論ずる。

2. XOR 学習

例とする XOR 学習は、3層 (2 入力素子 (X, Y), 2 中間層素子 (H_1, H_2), 1 出力素子 (Z)) の回路で、4つの XOR パターン $n[n=1, 4]$ ($(x, y \rightarrow z) : (0, 0 \rightarrow 0), (1, 0 \rightarrow 1), (0, 1 \rightarrow 1), (1, 1 \rightarrow 0)$) を学習する。

成功例の性質

XOR 学習の成功時に形成される出力の分布には、図1, 2の2種類ある。中間層素子や出力層素子の結合状態まで考慮するともっと多くの種類に分類できる筈である。しかし、実際に学習で獲得されるタイプは、結合荷重の初期値の大きさに強く依存している。

荷重初期値の小さい時 (0 を中心とする分散 0.01 のランダム生成) は、図1の出力分布をつくる図3のタイプの中間素子しか作られない、 H_1, H_2 の

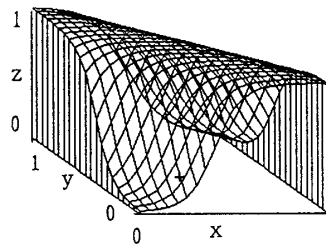


図1. XOR の出力分布 (1)

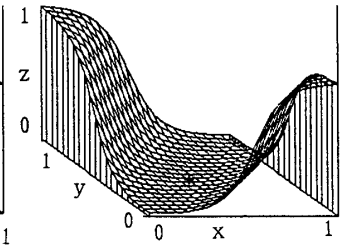


図2. XOR の出力分布 (2)

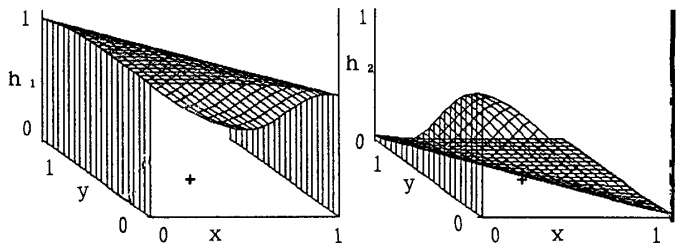


図3. 中間層素子の出力分布 (ケース1)

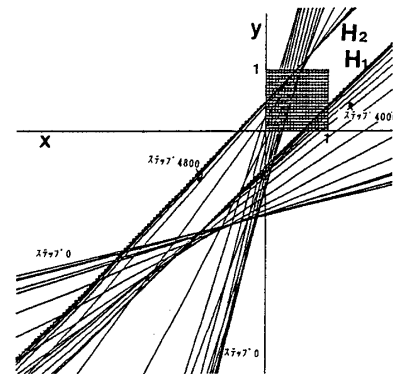


図4. 学習過程の超平面の移動

超平面が回転しながら x, y 共に負の空間に移動し (図6にその例がみられる), その後図3の位置まで平行移動し急激に成長する。このことは、BPの学習方程式と学習データの性質から説明できる。

標準的に我々がシミュレーションで使っている荷重初期値設定用の分散値 0.5 の時には、 h_1, h_2, z の信号空間上の初期活性度分布に軽い初期バイアスがある。この初期バイアスが、図4のような超平面の移動を引き起こし、図2の出力特性を獲得する速因となる。

分散値 5 では、大きすぎるバイアスのため学習はほとんど失敗する。

Study on Characteristics of Backpropagation Learning for Binary Patterns (11)

Kazuhiisa NIKI

Electrotechnical Laboratory

ローカルミニマムの性質

今まで、単純に学習が旨く行かなくなること、を単にローカルミニマムといってきたが、少なくとも4種類に分類できる。

小さい初期値から出発したときに起こりやすいローカルミニマムの超平面移動例を図5に示す。この種のローカルミニマムは、予想外であったが高頻度に起り、非常に小さい初期荷重から開始した時に多発する。原因は、2つの超平面が全く同じ構造を持つことである。これを避けるには、学習係数 η を大きくすることが有効である。

第2のタイプのよく知られた典型的なローカルミニマム時の、 h_1 、 h_2 、 z の信号空間上の活動度分布を図6に示す。このローカルミニマムは、 h_1 、 h_2 の幾何学的な対称性から生ずる。

第3のタイプのローカルミニマムは、大き過ぎる初期値(たとえば、分散5)から始めたケースに発生する。この場合、再調整の自由度が無いため、学習が途中で止まってしまう。

第4のタイプのローカルミニマムは、シグモイドの飽和値として1/0の代わりに1/-1を使った場合に起る。 W や θ が全て0になり出力が0になる。これは、信号領域内に0という学習特異点が存在するために発生する。1/0では、易しい問題に対しては学習の収束が早い、やや難しくなるとローカルミニマムを起こし易い。

3. おわりに

本論文では、2値パターン誤差逆伝搬学習の特性を調べ、今まで「学習が成功しさえすれば良い」として無視されてきたネットワークの学習行動にメスを入れた。誤差逆伝搬学習の性質を知ることにより、新しいタイプのヒューリスティクスを導入した高速化学習手法等が開発できる。^{1, 2, 3} また、荷重の初期値が大きくなるとローカルミニマムが発生することを示したが、我々が通常使っているパラメータは、この大きなケースに相当近きことに注意が必要である。入力次元の大きな場合には、実質的に大き過ぎるケースに相当する場面がある。この問題と「大規模に

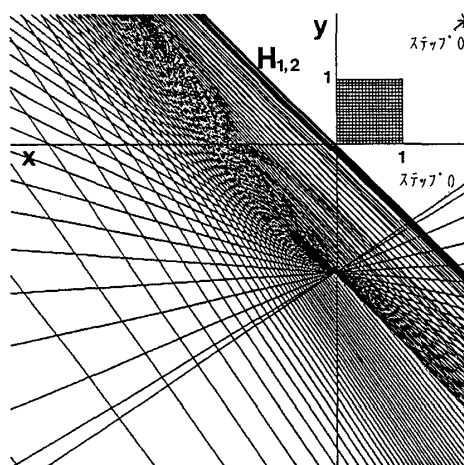


図5. ローカルミニマム(1)の超平面の移動例

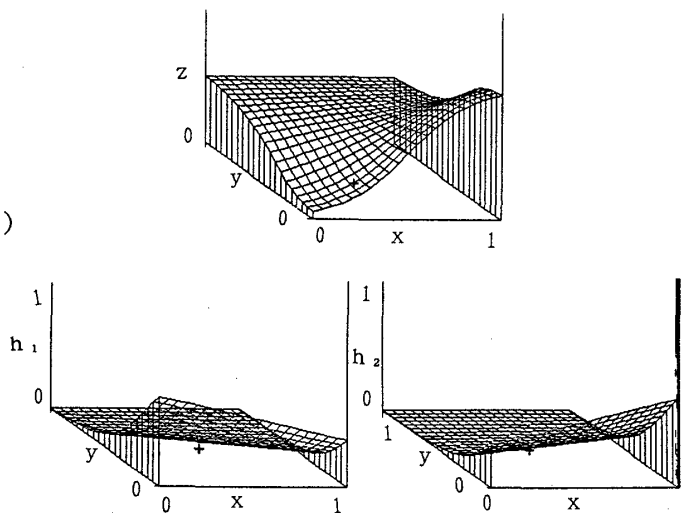


図6. ローカルミニマム(2)の活動度分布

ると誤差逆伝搬学習の能力が落ちる」現象との関係は早急にも検討する価値がある。なを、本論文中の全シミュレーションの学習パラメータは、 $\eta = 0.1$ 、慣性係数=0.2とし、SunNetを用いた⁴。

謝辞 本研究の機会を与えられた情報科学部田村浩一郎部長、討論下さった室諏訪基認知科学研究室長および研究室の皆様へ感謝致します。

参考文献

- 1) 仁木, 2値パターン誤差逆伝搬学習の性質と学習の高速化手法, 信学会ニューラルコンピュータ研究会(1989)
- 2) 仁木, バックプロパゲーション学習の高速化, 情報処理学会秋期大会(1988)
- 3) 仁木; 2値パターン誤差逆伝搬学習の高速学習法, 人工知能学会全国大会(1989)
- 4) 仁木, 原田等; ニューラルネットワークの開発, 信学会生体工学と医用電子研究会(1989)