

コネクショニストモデル

データ解析演習 2005・4・27 発表者 石橋遼

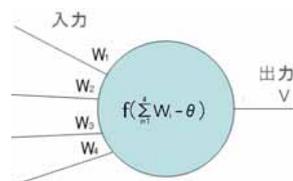
- コネクショニストモデルとは...
- ニューロン機能を模倣したユニット間の結合強度の変化によって人間の情報処理をモデル化。あいまいさや柔軟性を持つ人間の脳の情報処理を、神経回路網のメカニズムに基づく計算を外的に実現することによってモデル化しようとする計算論的アプローチ。広義にはニューラルネットワークなどを含む。PDPモデルとほぼ同義で用いられることもある。

ニューロンの生理的構造



- ニューロンは樹状突起でシナプスを介して前の細胞から電気信号を受け取る。それにより細胞体内の電位が上昇し、その総体が閾値を超えるとイオンチャンネルが開いて発火する。発火は軸索を伝わり、シナプスを介して他のニューロンに伝えられる。

ニューロンの数理的モデル

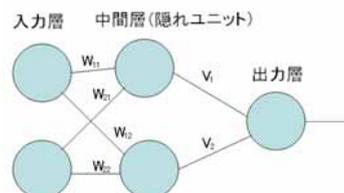


マカロックとピッツ (McCulloch&Pitts)によるニューロンの数理的モデル化(1943)

ニューロンの特性を単純化し、主に機能的側面からの研究を提唱した。

- パーセプトロン
- 1961年にRosenbrattが発表した層構造の学習ネットワーク
- 入力層、中間層、出力層の3層からなる
- 各ユニットは0か1かの2値をとる(出力関数はしきい値をとるステップ関数)

- 最も単純なパーセプトロンはたとえば次のようなものである



- パーセプトロンの学習規則
- 一般的には出力と教師信号とを比較し、2つが異なる場合は中間層と出力層の間の結合加重をデルタルールによって更新する
- デルタルール

$$\Delta V_i = \varepsilon (t - O) a_i$$

tは教師信号、Oは出力、aは中間層の出力 ε は正の定数

この ΔV_i をもとの V_i に足すことで結合荷重を変える

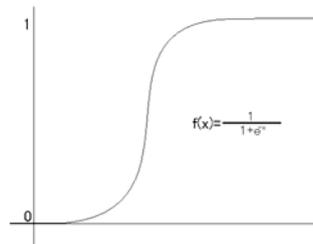
パーセプトロンの問題点

- 結局入力の線形変換によって最終出力が決定されるため、非線形の計算を必要とする問題が一般的に学習可能ではない。たとえば排他的論理和XOR (exclusive or) を正しく判別できない。

パーセプトロンの改良

- 誤差逆伝播(バックプロパゲーション)法
- ラメルハート(Rumelhart, D.E.)らによって考え出された、より柔軟な判断を実現するための学習方法
- しきい値関数ではなく一般にシグモイド関数を用いる(微分可能であるため)

- シグモイド関数

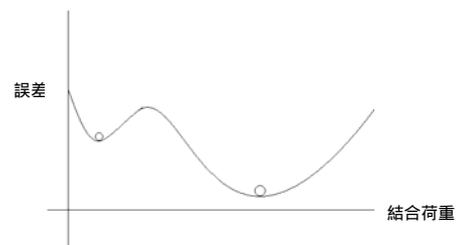


- ステップ関数に近似し、かつすべての点で微分可能

- 隠れユニットにおける誤差 = (出力ユニットにおける誤差 × 出力ユニットとの結合強度)の総和 × 隠れユニットの活性度 × (1 - 隠れユニットの活性度) のように、それぞれにおいて計算される。
- 中間層に個別の結合荷重変換を行うことが可能、それによって非線形の問題も学習できる。 XOR問題も解ける。

誤差逆伝播法の問題点

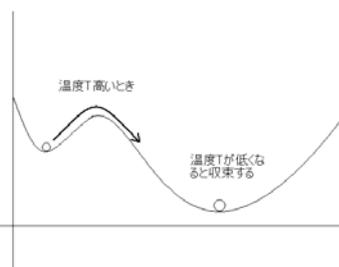
- 誤差が小さくなる方向に結合荷重をシフトさせる、いわゆる最急降下法では、結果として誤差が最小値ではなく極小値に収束してしまう可能性がある。



- 誤差逆伝播法ではただひとつの最適解を見つけ出せない場合がある。
- 確率的な状態変化を組み込んでこの問題点に挑んだのが、ボルツマンマシン。温度Tのパラメータを導入し、ネットワーク全体のエネルギーが小さくなるように演算を進める。
- エネルギー = 二つのユニットの状態が同時に1である間の重みの合計 = ヘップルルール

温度Tのパラメータの導入

- 温度Tが高いとき エネルギーの小さいほうから大きいほうへ動く確率が高い
- 温度Tが低いとき エネルギーの大きいほうから小さいほうへ動く確率が高い 収束する
- 温度Tを最初は高く設定し、徐々に下げていることでエネルギー障壁を越えて最適解に収束する確率が高まる。

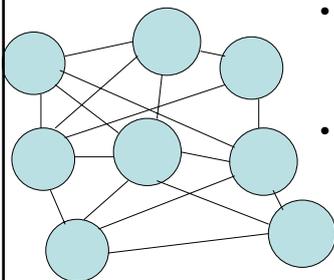


- 温度Tが高いとき、局所的極大値の丘を越える可能性が高くなるので、最小値に収束する可能性が高まる。
- 温度冷却の関数によって計算効率や収束の確率は変わる。(一般に計算には時間がかかる)

その他

- ホップフィールドネットワーク
ボルツマンマシンと同じく、ネットワーク全体のエネルギー関数を導入しているが、学習(荷重の変化)はせず、エネルギーが最小になるまで状態変化を繰り返すというもの

相互結合型ネットワーク模式図



- 層の区別はない。ひとつのユニットが他のすべてのユニットと結合できる
- ホップフィールドネットワークでは等価な双方向の結合を持ち、二次元の文字パタンの認識などに応用されている

コネクショニストモデルの心理学的問題

- 脳との対応
- 脳内にはもちろん1000億~1兆ともいわれるニューロンが存在し、複雑な構造をなしている。対して今のところ外的に実現できるPDPモデルのユニット数には現実的な限界がある。
- 脳の機能の微視的構造の追及という観点からは、むしろ限られたユニット数の中でその挙動を詳細に検討したほうがよい。コネクショニストモデル研究の意義

コネクショニストモデルの心理学的問題

- コネクショニストモデルは脳の構造のモデルではあるが心理学的なモデルではない。
- 心という現象を支えるのが脳であるとするのならばコネクショニストモデルは心的現象を説明しようという意味で心理学的モデルである。(ex.統合失調症患者の症状のコネクショニストモデルによる検討)
- 心理学がどのレベルでの心の説明や記述を目標としているか。

コネクショニストモデルの応用

- 柔軟なパタン認識を必要とするもの
ex. 郵便番号の識別
- 非線形の問題を含むもの
ex.配達人問題、列車のダイヤ、データ解析
(非線形多変量解析)

参考文献

- D.E.ラメルハート J.L.マクレランド著 甘利俊一監訳 1989 PDPモデル 認知科学とニューロン回路網の探索 産業図書
- F.ジョンソン=レアード 海保博之他訳 1989 心のシミュレーション 新曜社
- 岩田彰・松原俊之 1996 ニューラルネットワーク入門 <http://mars.elcom.nitech.ac.jp/java-cai/neuro/menu.html>
- Cohen & Servan-Schreiber(1992) (守一雄氏による紹介) 精神分裂病者のコネクショニストモデル <http://zenkoji.shinshu-u.ac.jp/colloquium/col0104.html>