

ニューラルネットワークを用いた文字認証

Character recognition using neural network

杉山 祐一¹小日向 佑太²

Yuuichi Sugiyama

Yuuta Kohinata

1 概要

今日ニューラルネットワークは情報処理モデルとして様々な分野に応用がなされている。

本論文では、まずニューラルネットワークの構造について述べ、次に、文字認識へのニューラルネットワークの応用について考慮する。具体的には、階層型ニューラルネットワークを用い、誤差逆伝搬法を用いて学習した場合における文字認識法について報告する。

2 人工ニューラルネットワークの構造

人工ニューラルネットワークとは、神経細胞の構造を数学的に模したモデルである。

2.1 神経細胞

神経細胞は、細胞体(soma)と呼ばれる本体、本体から突き出した樹状突起、(dendrite)、他の細胞へつながる軸索(axon)からなる。本体中央には核(nucleus)があり、この神経細胞は、細胞膜(cell membrane)で囲まれている。樹状突起または細胞体で入力信号を受けて、細胞体において信号処理がなされ、軸索を通し信号が出力される[1]。

2.2 神経細胞のモデル化

神経細胞の数理モデル化の代表的なものとして McCulloch と Pitts が提唱したニューロンモデル[2]が知られており、次式で表現される：

$$y = \sum_{k=1}^n \omega_k x_k \quad (1)$$

$$f(u) = \begin{cases} 1, & x > 0 \\ 0, & x \leq 0 \end{cases} \quad (2)$$

$$z = f(\sum_{k=1}^n \omega_k x_k - h) \quad (3)$$

ここで x_k は神経細胞が受け取るシナプス前細胞の出力、 y は膜電位の変化量、 h は興奮のしきい値、 ω_k はシナプス結合荷重、 z は出力値を表す[1]。

2.3 誤差逆伝搬学習法

階層型ニューラルネットワークは、Rosenblatt により考案されたパーセプトロン[3]がその原型で3層構造から成り、後に Rumelhart らによりその学習アルゴリズムとして誤差逆伝搬学習法[4]が広く普及された。誤差逆伝搬学習法は出力関数 $f(u)$ にシグモイド関数(4)式を適用し、(5)式で示される最少2乗誤差 E が用いられる。次に、望ましい各出力パターン(教師信号 T) と実際の各出力 O との誤差が規定値以下になるように、出力層から入力層に逆向きに各層間のシナプスの結合荷重が修正される。この計算を規定値以下になるまで繰り返す。通常、このような修正には最急降下法が用いられる。

$$f(u) = \frac{1}{1 + \exp(-u)} \quad (4)$$

$$E = \frac{1}{2} \sum (T - O)^2 \quad (5)$$

3 文字認識シミュレーション

本研究における実験では、参照プログラム[5]を一部改編し、JAVA アプレットを使用したパターン認識プログラムを用いた。また、5×5 マスを塗りつぶした5つのアルファベット「A」、「I」、「U」、「E」、「O」

¹日大理工・学部・数学

²日大理工・学部・数学

を学習パターンとして用いた。実験では、学習回数を 200 とし、図 1 の上部に示されるような 5×5 マスのフィールドに手書きされた学習パターンを用いてシミュレーション実験を行った。次に、テストパターンとして、被験者 2 人により得られた各アルファベット文字を 20 個ずつ用意し、各文字の認識率を求めた。なお、結合荷重としきい値には疑似乱数を用い、学習の加速係数を 1.2、シグモイド関数の傾きを 1.0 とした。また実験では、これらの値は試行錯誤的に決定した。

3.1 実験結果

平均誤差 : $1.0255642350000003 \times 10^{-4}$

入力文字	認識率
「A」	85.0%
「I」	65.0%
「U」	60.0%
「E」	60.0%
「O」	75.0%
全体	69.2%

表 1 : 各文字の認識率

4 結び

実験では、「A」や「O」といった文字の認識率は他と比べ高いのに対して「U」や「E」は低く、また極端に認識率が低い(0~5%)という結果が得られた。これは 5×5 のシンプルなパターンの影響により他のパターンとの形における類似点が多いことで誤認識率が向上してしまったと考えられる。その一方で、他の文字パターンとの類似点が少ない、例えば「A」などにおいては表 1 に示されるように比較的高い認識率が得られた。これらの結果より、誤認識の割合を減らすためには学習パターンを増やすことや、多くのテストパターンにも対応できるパターンを作り、それを学習データとして使用することなどが考えられる。

参考文献

- [1] 吉富康成, シリーズ非線形科学入門—ニューラルネットワーク, 朝倉書店, 2002 年 7 月, pp, 1-37.
- [2] W.S.McCulloch and W.H.Pitts, A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity, *Bullet. Math. Biophysics*, 1943, pp 5, 115-133.
- [3] F.Rosenblatt, The perceptron a probabilistic model for information storage and organization in the brain, *Psychological Review*, 1958, pp65, 386-408.
- [4] D.E.Rumelhart, et al, Learning representation by back-propagation errors, *Nature*, 1986, pp 323, 533-536.
- [5] Ishidate Takashi, ニューラルネットワークを用いたパターン認識, *CodeZine* (<http://codezine.jp/>) (<http://codezine.jp/article/detail/372>), 2006.

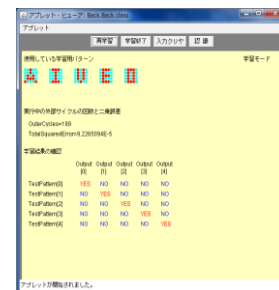


図 1 : 学習結果の表示例

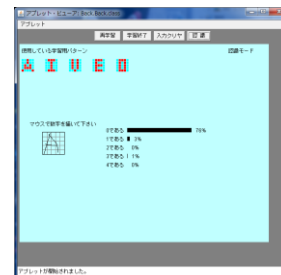


図 2 : 手書き入力 A の認識結果例