

# 自己組織化特徴マッピングを用いた 日本語手書き平仮名文字認識

4G-2

為井 勝 , 河辺 徹 , 赤松則男  
徳島大学

## 1. はじめに

現在、様々な方法により文字認識の研究が行われているが、特に、ニューラルネットワークを用いた文字認識が盛んである。学習方法や構造について様々なネットワークがあるが、文字認識で主として用いられているのは、学習アルゴリズムが誤差逆伝搬法の三層構造の階層ネットワークである。しかし、このネットワーク及び学習アルゴリズムの欠点として、中間層のニューロン数の決定法や局所収束の回避などの問題点が残されている。一方、生理学的アプローチからモデル化された「教師なし学習」に関する代表的なものに Kohonen の自己組織化特徴マッピング<sup>1) 2)</sup>がある。

本稿では、画像の領域分割などによく使われているこの自己組織化特徴マッピングを文字認識に適用させてみる。

自己組織化特徴マッピングでは大規模なネットワークを構築したとき、シナプス結合の増大と学習速度の低下が考えられる。また、シナプス結合増大によるメモリの多消費が問題である。これらの問題に対処するためのネットワークを構築し、平仮名を認識させることにより、このネットワークの有効性を考える。

## 2. 文字認識への適用と問題

Kohonen の自己組織化特徴マッピングを文字認識に適用させる場合、教師なし学習（競合学習）という特徴を生かすことができる。教師なし学習のため、教師信号を与えることなく、入力によりある規則に従ってクラスタリングが行われ、各クラスタ内でユニット間の競合の結果出力が得られる。

基本的な自己組織化のネットワークでは、1つのニューロンが全てのニューロンに結合しているモデルを用いる。また、自己組織化の特徴として、特定

の信号には決まったニューロンが反応する。そのため、クラスタリングするデータの数が増えてくるとクラスタ分割を示すニューロンも増やす必要があ

る。しかし、ニューロンが増大すると結合がその2乗で増え、計算機シミュレーションの際にシナプス結合増大によるメモリ不足に陥る可能性がある。これを克服するために、文字の縦、横、斜めの3つの成分に対するネットワークを構築することにより1つのネットワークのニューロンの結合数の減少とクラスタの多様化を図る。

## 3. 3方向ネットワーク

3方向ネットワークは、図1のように縦、横、斜めの3方向にネットワークを構築したものである。

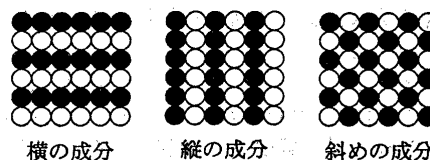


図1 3方向ネットワーク

図1は、6×6の場合の3方向ネットワークである。縦、横、斜めそれぞれ2つのネットワークから成り立っており、図中では、白のネットワークと黒のネットワークである。互いに異なるネットワークであり、2つのネットワークは、一方のフィードバックを他方のネットワークの入力とすることにより情報交換を行っている。

自己組織化においては、シナプス荷重の変更に関わる $\alpha$ 、活性化領域の範囲、フィードバック出力にかかる係数などが経験的な値となるために、本稿では次のように設定した。

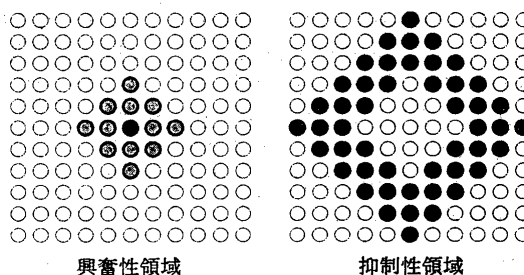


図2 活性化領域（興奮性・抑制性）

Recognition of Handwritten Kana Characters used by Self-Organizing Feature Maps  
Masaru TAMEI, Tohru KAWABE, Norio AKAMATSU  
University of Tokushima

活性化領域は、中心となるニューロンが決まると、図2のようにそのニューロンを中心として興奮性領域と抑制性領域を決定する。

荷重変更係数 $\alpha$ は、0.9より学習回数が増えてくると0.1ずつ減少し、最終的に0となり学習が終了する。

フィードバックは、興奮性領域から正のフィードバック、抑制性領域から負のフィードバックを出力する。

#### 4. 学習アルゴリズム

学習アルゴリズム<sup>2) 3)</sup>に関しては、Kohonenのものと同様であるが、フィードバックにおける改良を加えた。

[Step 1]

初期状態で、シナプス結合荷重 $\eta$ はランダムに設定する。ただし、 $-1 \leq \eta \leq 1$

[Step 2]

データ(入力信号とフィードバック信号)を入力し、評価関数によって活性化領域の中心となるニューロンを決定する。

[Step 3]

活性化領域の中心となったニューロンのまわりに、活性化領域(興奮性・抑制性)を決定する。

[Step 4]

活性化領域内のニューロンに対して、シナプス結合荷重の変更及びフィードバックの出力を行う。

Step2～Step4を繰り返して、活性化領域の中心の変動が最小になったら学習終了とする

#### 5. 評価実験

評価実験として、手書き平仮名文字を用いて、学習によるクラスタ分割と簡単な文字認識評価を行ってみた。今回用いたデータは、ペンタブレットで書いた文字(240×240)を入力データ用に圧縮して24×24の濃淡データにしたものを用いた。濃淡データは、0または1である。

このデータを用いて、従来の24×24個の相互結合ニューロンを用いた場合と、今回構築した3方向ネットワークとの比較評価を行う。実験1では学習によるクラスタリングの様子を見る。特に、異なる信号に同一ニューロンが反応する類似クラスタについて評価し、実験2では、一部の平仮名についての認識率について評価する。

《実験1》

°や'を除く平仮名文字46文字が学習によってどのようにクラスタ分割されているかを評価する。

表1 学習による類似クラスタリング

自己組織化特徴マッピング	3方向ネットワーク
(い,し,り)	(る,ろ)
(き,さ)	
(け,に)	
(ち,ら)	
(つ,わ)	
(ぬ,め)	
(は,ほ)	
(る,ろ)	

《実験2》

次の文字を50文字認識させて、どのぐらいの認識力があるか評価する。

表2 平仮名文字の認識率(50種中)

平仮名文字	自己組織化特徴マッピング	3方向ネットワーク
あ	37 (0)	43 (8)
い	48 (48)	41 (20)
え	48 (48)	44 (30)

( )内は、候補としての認識

実験1、実験2の結果はそれぞれ表1、表2になる。表2は46種類の平仮名のうち3種類を示したものである。

自己組織化特徴マッピングのネットワークで候補としての認識である文字が、3方向ネットワークでは断定の認識になっているため、良い結果が得られた。

#### 6. まとめ

本稿では、3方向ネットを用いた手書き平仮名文字認識を試みた。比較対象として一層の自己組織化特徴マッピングを用いた。自己組織化特徴マッピングでは、断定の認識ができない文字に対して、このネットワークが有効であることが示された。

#### 参考文献

- 1) Kohonen, T.: Self-Organized Formation of Topologically Corrent Feature Maps
- 2) Kohonen, T.: Self-Organization and Associative Memory
- 3) 安西祐一郎: "認識と学習", pp.371