

1L-5

# ニューラルネットワークによる同じ部首を有する手書き漢字の抽出実験

大倉 充 吉田 誠 原 宣卓 塩野 充 橋本禮治

岡山理科大学工学部

## 1. はじめに

一般的に文字認識においては、認識時間の短縮のために、分類(複数の候補カテゴリーの検出)、識別(カテゴリーの決定)の段階的な手順が採用される[1]。本稿では、3層階層型ニューラルネットワークによる手書き文字の分類を試みた結果を示す。ネットワークによる手書き文字の分類に関しては、梅田による研究例[2]があり、漢字とひらがなの区別実験を行っている。本研究では2種類の分類実験を行った。一つは漢字とひらがなの区別実験であり、もう一つは特定の部首を有する漢字の抽出実験である。実験に用いたデータは、電総研手書き教育漢字データベースETL-8(B2)である[3]。

## 2. 実験データ

電総研のETL-8(B2)は、教育漢字881カテゴリー、ひらがな75カテゴリーから構成されており、各カテゴリーに筆者の異なった160サンプルが用意されている。各サンプルは画面次数63×64の2値データであるが、処理の都合上、1ライン(64個の0)をデータの末尾に追加し、画面次数64×64とした。

漢字とひらがなの区別実験では、漢字881カテゴリー(第1グループと記す)、ひらがな75カテゴリー(第2グループ)を用いた。また特定の部首を有する漢字の抽出実験では、"さんずい"及び"にすい"を有する漢字37カテゴリー(第1グループ:表1参照)、それ以外の漢字844カテゴリー(第2グループ)を用いた。

表2, 3に各実験におけるサンプル数を示す。各グループに対して同数のサンプルを使用した。なお区別実験では学習サンプル数は変化させたが、未知サンプルは同じものを用いた。

## 3. 特徴量

本研究では、ネットワークへの入力データとして代表的な分類用の特徴量である粗いメッシュ・パタ

表1. "さんずい"及び"にすい"を有する漢字

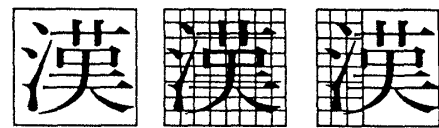
泳	液	演	海	漢	汽	漁	減	潔	港
湖	混	濟	決	温	河	活	酒	治	消
深	清	浅	測	池	注	湯	波	派	法
溝	油	洋	浴	流	冷	次			

表2. 区別実験におけるサンプル数

学習サンプル数	未知サンプル数
75	5286
881	5286
1762	5286
3524	5286
5286	5286

表3. 抽出実験におけるサンプル数

学習サンプル数	未知サンプル数
2532	2532



(a)原パターン (b)8×8領域 (c)25領域

図1. 特徴量説明図

ーン[4]を文字パターンより抽出した。粗いメッシュ・パターンは、文字パターンを構成しているストロークの概形情報(ストロークの大まかな存在形状と位置などの情報)に着目して考案されたものである。

区別実験では、オリジナルの粗いメッシュ・パターンを用いた。図1(a)の2値化された文字パターンをより低次元のベクトル空間で表現するために、同図(b)に示すように $n \times n$ (本研究では $n=8$ )の粗いメッシュ領域に分割する。そして各メッシュ領域に含まれる文字部(画素値が1の部分)を計数した後に領域内の画素総数で除することによって、 $n \times n(=64)$ 次元の特徴

An Extraction Experiment of Handwritten KANJI Characters with Same Radical by Neural Networks  
Mitsuru Ohkura, Makoto Yoshida, Motonobu Hara, Mitsuru Shiono and Reiji Hashimoto  
Okayama University of Science  
1-1 Ridai-cho Okayama City, Okayama 700, Japan

ベクトルを得る。また抽出実験では、同図(c)に示すように、偏に相当する部分のみを小領域に分割し、上述した粗いメッシュ・パターンを求めた。したがって、抽出実験における特徴ベクトルは25(=8×3+1)次元ベクトルである。

4. ネットワーク

本研究では3層階層型ネットワークを用い、誤差逆伝播法により学習を行った。学習回数は5000回とした。また各層のユニット数は、区別実験では64(入力層)×16(中間層)×2(出力層)とし、抽出実験では25×16×2とした。入力層のユニット数は、3で述べた特徴ベクトルの次元数に対応している。結合荷重及びユニットのしきい値の初期値は乱数で与え、各実験において3回初期値を変えて学習を行った。したがって、本稿で示す区別率及び抽出率は3回の実験の平均値である。

5. 実験結果

実験はワークステーションArgoss4250を用いて行った。プログラミング言語はCである。

5.1 区別実験

図2に得られた区別率を示す。区別率は、第1, 2グループの平均区別率を示している。未知サンプルに対する区別率は、学習サンプル数1762でほぼ飽和した。原因は特徴量にあると考えられる。梅田は、ネットワークへの入力データとして、ひらがなを構成するストロークの曲線性に着目した特徴量を用い、かなり高い区別率を示した[2]。それに反し本研究で用いた特徴量では、ネットワークはパターンのおおまかな黒点分布状況を学習したと考えられ、画数のかなり少ない漢字をひらがなと誤認するケースが目立った(表5参照)。また中間層ユニット数(=16)を固定したために学習サンプル数の増加に対応できず(学習能力の限界)、学習サンプル数3524以上で学習サンプルの区別率の低下が生じたと推測される。

5.2 抽出実験

表4に得られた抽出率を示す。学習サンプルでは良好な抽出率が得られたが、未知サンプルではかなり低い抽出率となっている。表5に示す誤分類例から明かなように、区別実験同様、用いた特徴量に問題がある。単純に局所領域を固定して、その部分だけを学習させる方法を採用したために、第1グループでは、“さんずい”がパターンの左端に偏って存在するカテゴリーを、第2グループでは、局所領域に存在するストロークの一部だけを取り出すと“さんずい”と見間違えるカテゴリーを誤分類している。

6. おわりに

3層階層型ニューラルネットワークによる手書き文字の分類を試みた。2種類の実験を行った結果、両実験ともに、未知サンプルに対し平均90(%)程度

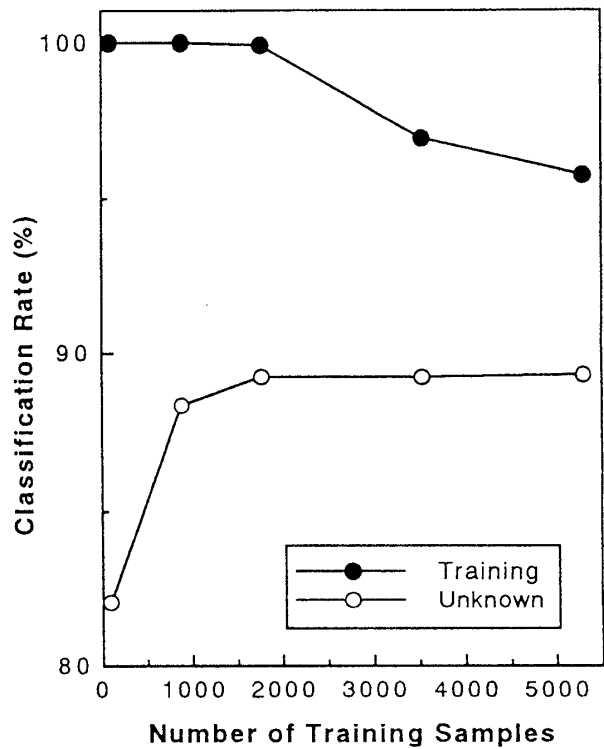


図2. 区別実験結果

表4. 抽出率(%)

抽出実験	第1グループ	第2グループ	平均
学習	99.33	99.70	99.52
未知	90.63	94.00	92.32

表5. 未知サンプルにおける誤分類例

実験	第1グループ	第2グループ
区別実験	一 二 十	ぶ ぶ む
抽出実験	測 液 注	者 準 米

の分類率が得られたが、特徴量の再考が必要であることが明かとなった。今後、特徴量の再考に加え、カテゴリーのグループ分けについて更に検討したい。

参考文献

[1]橋本新一郎編著：“文字認識概論”，オーム社(昭57)。  
 [2]梅田三千雄：“PDPモデルによる手書き漢字と平仮名の区別”，信学技報，PRU91-125，pp.95-102。  
 [3]斎藤泰一，山田博三，山本和彦：“手書文字データベースの解析(V)”，電総研彙報，45，1，2(昭56)。  
 [4]萩田紀博，梅田三千雄，増田 功：“三つの概形特徴を用いた手書き漢字の分類”，信学論(D)，J63-D，12，pp.1096-1102(昭55-12)。