

人工神経網による手書き漢字の認識方法†

羅 四 維** 岩 根 典 之*** 山 崎 晴 明***

機械による文字認識はマン-マシン間の対話速度を上げる有効な方法である。しかし、認識を効率的かつ経済的に行うためには依然として多くの難点もある。一方、認識を行わせるための機構として、最近、生物系に類似した情報処理機構と高度な並列処理能力を持つ人工神経網からのアプローチに対する期待が極めて大きくなりつつある。本論文で、従来の計算機と人工神経網を併用して漢字認識を行う方法を提案する。本手法は、計算機プログラムによる漢字の前処理から中間コードを作り、この中間コードから人工神経網は認識すべき漢字パターンとそのコード (JIS) を出力するもので、そのとき、出力した漢字パターンと、コードに対応した標準のパターンとが一致するか否か調べることにより漢字が認識できたかどうかを確認する。著者らはこの漢字認識のための back propagation に基づく多層人工神経網を拡張した hard limiter と feedback を持つ 3 層人工神経網の提案を行う。また、本手法を利用した漢字認識のシミュレーション結果例についても論ずる。

1. ま え が き

機械による文字認識は、マン-マシン間の対話速度を上げる有効な方法であり、最近この研究が非常に活発で、一部試作装置を完成したという報告もされている^{1)~9)}。従来の多くの手書き文字認識の研究では、筆記者の個性や続け字による変形を扱うことは相当難しく、まだ多くの問題^{3)~6)}を解決する必要がある。手書き漢字の認識が困難な理由は、字種が多いこと、形状が複雑なこと、類似の文字があること、筆記者間の差が大きいことなどによる。

文字認識には、未知入力文字がいずれの文字カテゴリーに属するかを判定する識別過程とそのために必要な文字カテゴリーの本質的な特徴を取り出す特徴抽出過程がある。これらは従来の手法によると、解析的手法 (analytical method)、発見的手法 (heuristic method) および構造解析的手法 (structure analysis method) に分類される⁷⁾。

従来の計算機による文字認識のすべての手法はアルゴリズムからなるプログラムを実行することであり、認識率、認識速度などはアルゴリズムに依存する。ここでは、いかにして複雑な変形を吸収し、正確に読み取るかがアルゴリズム上の大きな問題点となる。これを解析するには、手書き文字の本質を究明する必要があるが、

あるが、これは非常に難しい。

一方、生物系に類似した情報処理機構と高度な並列処理能力を持つ人工神経網による新しいタイプのコンピュータに対する期待は極めて大きい^{9)~17)}。現在研究されているものの多くは階層構造にバックプロパゲーション学習ルールを適用したものである。この人工神経網は構造や学習の簡単さを特徴としているが、しばしば指摘されているように未学習パターンに対する一般化能力が弱い学習パターンを多く必要とする傾向にある (学習時間がかかる)。

本研究は、従来の計算機と人工神経網を併用した漢字認識のための新しい方法に関するものである。提案した方法は、各手法の問題点を解決できること、識別結果の検証確認を行えること、そしてその実現も容易なことを特徴とする。前者の手法に対しては手書き漢字の本質を究明しなくてすむし、後者の手法に対してはあらかじめ認識対象空間を小さくできる。また、後者が分類機能と自己連想機能を学習することでパターン認識における一般化能力を持つことも特徴としている。さらに、各機能別に人工神経網を構成し、学習すべきカテゴリーのコード体系に冗長性を持たせるためカテゴリーの標準パターン自身+認識コードをその体系とした。これにより、認識結果の評価が可能となり、また学習パターンも少なくできる。

本稿では、構造解析手法により漢字ドットデータから中間コードへ変換し、その中間コードを訓練した人工神経網の入力として手書き漢字の識別を行う方式について論じる。また、シミュレーション実験では人工神経網の学習能力を活用して正読率が向上することを述べる。以下では、この人工神経網による漢字認識シ

† Recognition of Handwritten Chinese Characters by Artificial Neural Network by SI-WEI LUO (Department of Computer Science and Technology, Northern Jiaotong University, China), NORIYUKI IWANE and HARUAKI YAMAZAKI (Department of Knowledge Information Processing, Systems Laboratory, Oki Electric Industry Co., Ltd.).

** 中国北方交通大学計算機科学技術系

*** 沖電気工業(株)総合システム研究所知識情報処理研究部

システムを本システムと呼ぶ。

2. 手書き漢字の認識過程

ここでは、細線化された2値ドットデータの手書き漢字を認識の対象とする。すなわち、漢字パターンのストローク幅を1ドット、ストローク上のドットを“1”、それ以外のドットを“0”と定義する。

人工神経網での認識を容易にするためには、パターンの表現形式を正確に決めなければならない。一般に、同一人でも何回か書いた文字ストロークの長さは違うこともあり、筆記者の癖による文字の変形も多様である。この多様さは漢字の特徴を表す情報ではなく、かつ漢字認識を困難にする。そこで、我々は図1に示す認識過程を用いることにする。図1に示すように漢字を表すドットデータをストロークの屈曲の相位などを表すストロークコードに変換し、そのストロークコードとストローク間の相対位置関係を表す情報から、それぞれの漢字の特徴を表す中間コードを作る。この過程を前処理と呼ぶ。前処理で作成される漢字の中間コードはストロークの長さには依存せず、ストローク数、ストロークの順序、ストロークの接続関係およびストロークの傾き（ストロークベクトルコードで表している）により表される。

訓練された人工神経網はその中間コードを入力とし、漢字パターンと漢字コード（JIS）を出力する。

漢字パターンと漢字コードを受けた漢字認識部は出力した漢字パターンとコードに対応する標準パターン（漢字ROMのパターン）とが一致するか否か調べることで、その漢字を認識できるかどうか確認する。このとき、一致すれば正しい認識結果として、そうでなければ認識不可能としてリジェクトされる。ただし、一致しても“未”と“未”のようにその違いがストロークの長さの場合、これらは同一中間コードで表現されているため、どちらであるか判別できない。このような文字に対して、漢字認識部は前処理のデータを使い人工神経網の出力を検証する。

本システムの全体構成を図2に示す。本システムは主制御部分（HCU）と人工神経網（ANN）から構成される。HCUは計算機のプログラムによる漢字の前処理、漢字確認の処理（人工神経網の認識結果の検証処理）および神経網初期状態の設定、人工神経網初期パラメータの変更、学習収束の判断、入出力等を行うた

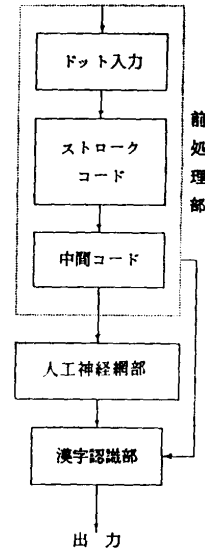


図1 手書き漢字認識の流れ
Fig. 1 Recognition flow of handwritten Chinese characters.

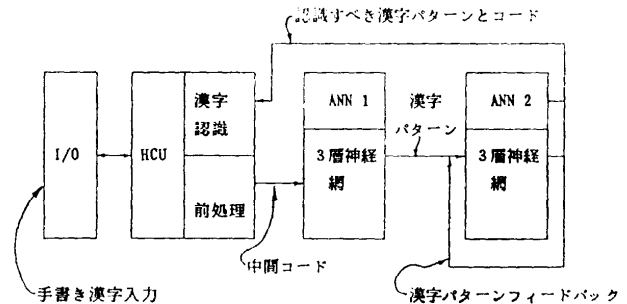


図2 人工神経網漢字認識システムの構造
Fig. 2 A structure of Chinese character recognition system by artificial neural network.

めのものである。人工神経網は独立に処理できる複数のユニットとユニット間の接続を表すリンクからなる。

本システムには、二つの役割の異なる人工神経網がある。人工神経網1は中間コードから漢字パターンを生成する。人工神経網2は人工神経網1の出力を初期入力とし、漢字パターンと漢字コードを出力し、その後、出力が安定するまで自分自身の出力漢字パターンをフィードバックして、入力することで学習した漢字パターンと漢字コードを生成する。

最後に、人工神経網2が認識した漢字パターンとそのコードを漢字認識部に渡し、そこで漢字が認識できるか否かを確認する。

次に、主な処理について述べる。

3. 前処理部の処理

3.1 手書き漢字ストロークのベクトル化

手書き文字の認識では、不特定多数の筆記者の文字を読み取らなければならないので、筆記者の個性による変動を取り除く必要がある。そのために手書き漢字のストロークをベクトル化する。これは筆記者の個性の一部を取り除くためだけでなく、人工神経網の学習パターン数を減らし、学習の収束速度を向上させるための処理過程でもある。手書き漢字ストロークのベクトル化は次のように行う。

ドット走査アルゴリズムによりドット表示された文字の隣接ドットデータが、図3に示すように点Oから点Lに向かうベクトルを左下ベクトル、点Oから点Dに向かうベクトルを真下ベクトル、点Oから点Rに向かうベクトルを右下ベクトル、点Oから点Hに向かうベクトルを右横ベクトルの4方向に走査され、そのドットデータからストロークベクトルが抽出される⁹⁾。図4にストロークベクトルを抽出する過程の例を示す。

図4(a)は手書きの“同”という文字のドット表示で、図4(b)は4方向ベクトルによる走査過程である。ストロークを探すと同時に各ストロークの始点と終点の座標を記録し、図4(c)に示すストロークベクトルを得る。例えば、aからbまで、cからdまで、fからeまでがそれぞれ一つのストロークベクトルとなる。

ストロークベクトルをストロークベクトルコードに変換するため、表1に従いそれぞれのストロークベクトルをコードに対応させる。

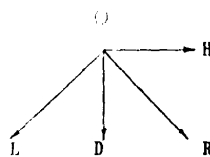


図3 4方向ベクトル
Fig. 3 4 directional vector.

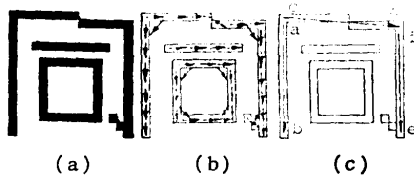


図4 文字ベクトル化の例
Fig. 4 An example of character vector.

また、複数のストローク間の接続点を連結点あるいは交点と呼ぶ。例えば、図5に示すような(a)は連結点で、(b)は交点である。これらは漢字を認識するための有効な情報となる。そこで、次の方法により連結点あるいは交点を抽出する。

ドット表示された文字のデータを4方向に走査するとき、もし、ある所に二つ以上の方向ベクトル(≤90°)が抽出されれば、連結点または交点の存在する可能性があることがわかる。これをプログラムで連結点か交点か判断する。

ストロークの連結点と交点を表すコードに各1bit用い、その数には関係なく、その有無をそれぞれ1, 0で表す。このように表すと、ストロークコードがストロークベクトルを表すコードと接続点の有無を表すコードから表せる。その形式は

$$\text{ストロークコード} = \text{ストロークベクトルコード}$$

(2bit)+連結点コード(1bit)+交点コード(1bit)となり、文字の一つのストロークコードが4bitで表せる。漢字の交点の一つ以上の場合、交点数を表すコードを漢字の中間コードの一部として書き込む。また、漢字の最大画数は30であり(最大40ストローク)、一つの漢字入力に対して、各ストロークの特徴を表すため(4×40+1)bitが必要となる。ここで、1は交点数を表すコードのbit数である(本手法では、連結点の数は無視される)。

3.2 文字中間コードの生成

前節では手書き文字を表すドットデータからストロークコードへの変換について述べたが、このような特徴抽出によればストロークの長さに関係なく、ストロークの特徴とストローク間の接続関係が表せる。本

表1 θ とベクトルコードの関係
Table 1 The relationship between θ and vector code.

ストロークベクトル 角度 θ	コード
$2\pi/8 \geq \theta \geq 15\pi/8$ $9\pi/8 \geq \theta \geq \pi$	11
$15\pi/8 > \theta \geq 13\pi/8$	10
$13\pi/8 > \theta \geq 11\pi/8$	00
$11\pi/8 > \theta \geq 9\pi/8$	01

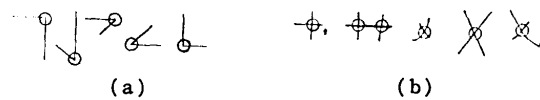
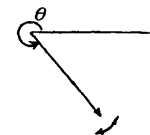


図5 連結点と交点
Fig. 5 Connective and cross point.

節ではストロークコードとストローク間の相対位置関係による中間コード生成について述べる。

(1) 文字構造の抽出

漢字は一定の規則からなる部分構造の結合体と考えられる。そのため、漢字を左右構造と上下構造に分けて考えるのが普通である。例えば、“館”、“漢”という文字は左右構造を持ち、“昔”、“岩”という文字は上下構造を持つ。しかし、左右構造のなかに部分上下構造を、上下構造の中に部分左右構造を含む場合も多い。例えば“騎”という文字は“馬”と“奇”からなる左右構造を、“奇”という部分は“大”と“可”からなる上下構造を持つ。また、“哲”という文字は“折”と“口”からなる上下構造を、“折”という部分が“扌”と“斤”からなる左右構造を持つ。これらも漢字の特徴を表すので、中間コードを安定に生成するため、そのような構造を抽出する必要がある。漢字構造を抽出する順序はまず左右構造かどうかを調べ、それから上下構造を探す。すなわち、“左右”が“上下”より優先する。ここで“胡”という文字の構造を抽出する過程を図6に示す。アルゴリズムにしたがいますが同図(a)に示すような左右構造に分け、次に分けられた左部分構造と右部分構造で別々に上下構造を探す。同図(b)は構造抽出の結果を表す(直線で分割された三つの部分構造)。

(2) ストロークの抽出順と中間コード

文字の部分構造の抽出後、その構造からコード化する順番を決め、その順に漢字の各ストロークコードを並べることで漢字の中間コードを生成する。ただし、

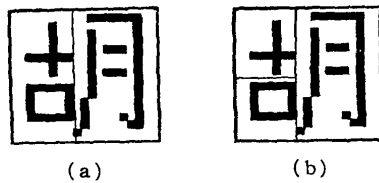


図6 “胡”という文字の構造を抽出する過程
Fig. 6 The procedure of extracting the structure from character “胡”.

表2 ストローク相互関係とコード
Table 2 The relationship between two strokes and its code.

ストローク相互関係	コード
交 差	11
左	10
右	00
下	01

ストロークを並べる順番(ストロークの接続順位)は、各ストロークの走査順序とする。また、あるストロークとその直後のストロークの関係は表2に示すような2 bit のコードで表す。よって、中間コードはストロークの特徴を表すストロークベクトルと各ストローク間の連結関係および各ストロークの相対位置関係から構成される。図7の“胡”という漢字を例にとり、中間コードの説明をする。

“胡”の中間コード:

```

00 01 00 11 01 00 00 10 00 11 10 00 00 10 00
(1)      (2)      (3)      (4)      (5)
11 10 00 11 10 00 00 10 00 00 00 11 00 00
(6)      (7)      (8)      (9)      (10)
11 00 00 10 10 *****10
(11)     (12)     (13)     (14)
    
```

ここで、例えばストローク(1)は 00 01 11 のコードからなる。下線で示されるコードはストロークベクトルコードで、四角に囲まれているコードはあるストロークとその直後のストロークの関係を表すコードで残った部分はストローク間の連結点と交点を表すコードである。ただし、(13)は多数の“0”の略記で、(14)は“胡”という文字の交点数を表す。ストローク(1)(2)に一つずつ交点があるので、二進数 10 で表している。このように一つの漢字を中間コードで表すためには、256 bit あれば十分と思われる。

人工神経網の入力として、正しい筆順情報による中間コードを生成することは非常に重要である。しかし、処理速度を上げるために採用したこの手法では、ある部分構造の筆順はストロークを走査した順序で決まる。そのため、同一カテゴリーに属する手書き漢字でも、抽出される筆順は唯一ではなく、一つの漢字には幾つかの中間コードが存在し得る。人工神経網では、複数の中間コードを一つの漢字パターンに対応させることができるが、学習時間がかかるという欠点になる。

4. 人工神経網部の処理

本システムの人工神経網は3層(入力層, 中間層,

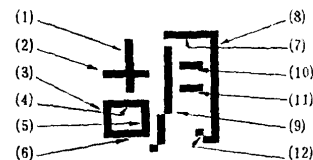


図7 中間コードの例
Fig. 7 An example of intermediate code.

出力層) ユニット人工神経網であり (Three-layer feed-forward neural network), すべてのユニットの出力関数は次の S 型 logistic activation function にしたがる。

$$O_{pj} = \frac{1}{1 + \exp(-\sum_i W_{ji} O_{pi} - Q_j)} \times 0.5 \quad (1)$$

ここで, W_{ji} はユニット i からユニット j へのリンクの重みである。 O_{pi} はパターン p に対する i ユニットの出力を表す。 Q_j は j 番目のユニットのしきい値である。

3 層構造の人工神経網はバックプロパゲーションアルゴリズム^{15), 17)}により学習する。

したがって, 出力層の誤差は

$$\delta_{pj} = (t_{pj} - O_{pj}) O_{pj} (1 - O_{pj}) \quad (2)$$

である。 t_{pj} は j ユニットに対する教師信号 (学習すべきパターン) である。

中間層の誤差は

$$\delta_{pi} = O_{pi} (1 - O_{pi}) \sum_k \delta_{pk} W_{ki} \quad (3)$$

重みの学習規則は

$$\Delta W_{ji}(t+1) = \eta_1 \delta_{pj} O_{pi} + \alpha \Delta W_{ji}(t) \quad (4)$$

すなわち

$$W_{ji}(t+1) = W_{ji}(t) + \eta_1 \delta_{pj} O_{pi} + \alpha (W_{ji}(t) - W_{ji}(t-1))$$

である。

式(1)の Q_j は出力値がいつも 1 であるユニットと j ユニットのリンクの重みと考えられる。したがって, ユニットのしきい値も学習する。しきい値の学習規則は

$$\Delta Q_j = \eta_2 \delta_{pj}$$

と定義される。上記の η_1, η_2 と α は学習中に選ぶ定数である。

図 8 (a), (b) に示しているのは人工神経網 1 (図 (a)) と人工神経網 2 (図 (b)) の構造である。人工神経網 1 は典型的な多階層人工神経網である。ここで, 各層のユニット数は等しく (入力層 256, 中間層 256, 出力層 256), 人工神経網は hard limiter を経て出力する (出力層の出力値 > 0.5 で, “1” とし, ≤ 0.5 で, “0” とする)。学習は, この人工神経網の入力層ユニットに中間コードを, 出力層ユニットに学習すべき漢字パターン (ここでは, 漢字 ROM パターンである) を提示することで行う。一方, 漢字の認識は学習済みの人工神経網に手書き漢字の中間コードを入力することで行われる。手書き漢字の中間コードは学習し

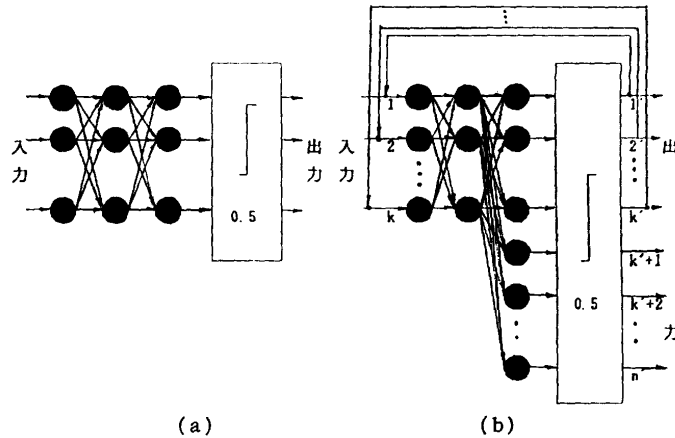


図 8 人工神経網の構造
Fig. 8 The neural network structure.

た漢字の中間コードとずれているのが普通であり, そのため人工神経網の出力に雑音が付いていることがある。もし, 手書き漢字の中間コードが学習した漢字の中間コードとかなりずれていると, 人工神経網は誤まった出力をすることもある。しかし, ずれた中間コードが他の漢字の中間コードでない限り, このコードも人工神経網の入力として, 学習することは可能である。このように, 一つの漢字に対しいくつかの中間コードを対応させれば認識率を上げられる。

人工神経網 2 も典型的な多階層人工神経網であるが, 各層のユニット数はそれぞれ 256, 256, 272 個である。人工神経網 2 の出力も人工神経網 1 と同じような hard limiter を経て出力する。ただし, 図 8 (b) に示すように出力 $1', 2', \dots, k'$ をそれぞれ入力 $1, 2, \dots, k$ ($k=k'=256$) にフィードバックしている (学習するときはずなっていない)。

学習するとき, 人工神経網 2 の入力層と出力層の ($1' \sim k'$) ユニットに同じ学習すべき漢字パターンを提示し, 出力層の残った 16 個のユニットに漢字コードを提示して学習させる。一方, 漢字を認識するとき, 人工神経網 1 の出力を人工神経網 2 の入力とする。人工神経網 2 が入力パターンの雑音を取り除く機能を持っているので, 何回かのフィードバックにより, 学習すべき漢字パターンと漢字コードが出力できるようになる。

5. 漢字認識部の処理

漢字認識部は二つの役割を果たしている。一つは人工神経網で認識した漢字を検証することである。もう一つは人工神経網で区別できない漢字を認識すること

である。

漢字認識部は、人工神経網2の出力する漢字コードにより漢字 ROM のパターンを検索する。このパターンと人工神経網2のもう一つの出力結果であるパターンの比較 (Hamming distance) を行い、もし一致しなければ認識不可能なパターンとしてリジェクトする (システムは “No” というメッセージを出力する)。一方、一致する場合でもその認識が正しいとは限らない。例えば、カテゴリーは異なるがその中間コードが同一となる “未” と “末” などは人工神経網部では特定できない。これは本システムで採用した特徴抽出手法が、各ストロークの方向や相対位置関係や接続関係などは中間コードに反映するが、その長さは特徴とみなしていないことによる。しかし、上述の漢字の例からもわかるように、ストロークの長さが漢字を区別する情報になっているものが幾つか存在することは前もってわかる。そのような漢字を正しく認識するため、本システムは例外処理で対応している。この処理のため、区別に必要な情報をあらかじめ辞書として用意する。また、前処理部で中間コードを生成するとき、文字ストローク情報としてストロークの長さや始点、終点などは保存する。漢字認識部が辞書に登録された漢字 (人工神経網では区別不可能な漢字) を検出すると、その例外処理が起動され、辞書情報と前処理部にある認識対象の保存情報からアドホックに処理を行い文字の識別を行う。

以上の処理により、本システムは 16×16 ドットの学習した漢字パターンとコードを出力するようになる。

6. シミュレーションの結果

以上に述べた原理から、SUN Workstation 3/260 上に C 言語によるシミュレータを作成し、JIS 第2水準の漢字から (認識を困難にするものとして) 3画までの 50 個とそれ以外のランダムに選んだ 50 個の計 100 個の漢字を学習パターンのカテゴリーとしたシミュレーションを行った。

実験 1

前処理により 100 個の漢字 ROM パターンから 100 個の中間コードを生成する。人工神経網1をこれら中間コードとその漢字 ROM パターンから学習させた結果、収束した (本システムでは、すべての漢字パターンに対して出力層各ユニットの出力値と提示した学習すべきパターンの各 bit 値の誤差が 0.15 より小

さいとき、収束と認めることにした)。一方、人工神経網2を学習すべき漢字パターンとその JIS コードから学習させた結果、収束した (人工神経網1と同様の収束条件である)。

ここでは、手書き漢字を 1 字種 (カテゴリー) あたり 5 文字、計 500 個の漢字を用いて学習後のシステムの認識実験を行った。前処理で 500 個の手書き漢字パターンから 252 個の異なる中間コードが抽出された。すなわち、前処理のベクトル化により 500 個の手書き漢字パターンが 252 個の中間コードに圧縮されたことになる。正読率は 81% で、計 95 個の手書き漢字が認識されなかった。またこの結果から、人工神経網の連想機能により学習したパターンに似ているものは認識できることが実証された。

図 9 に、“下” という漢字を認識した例を示す。

同図 (a) は認識すべき手書き文字 (認識対象) で、この手書き漢字の中間コードは 1100010000000000 であり、学習した漢字パターンの中間コードは 1100010000001000 である。(b) は人工神経網1の出力、(c) は人工神経網2の出力である。図9の (d)、(e) は人工神経網2で1回、および2回のフィードバックを行った場合のそれぞれの出力である。これは、図9 (a) のような入力に対して人工神経網2が2回のフィードバックで平衡状態となり、学習すべき漢字パターンを出力するようになったことを示している。

実験 2

実験1で学習した人工神経網1に、195 個の中間コード (実験1で学習した 100 個と実験1で認識できなかった 95 個の漢字の中間コード) とそれらに対応する学習漢字パターンを提示して学習させた結果、収束した。

学習後のシステムに実験1で用いた 500 個の漢字を認識させた結果、正読率は 100% となった。このことから、正読率の向上に対し、人工神経網の学習機能の活用は有効であることが確認された。

本手法は漢字のストロークに依存するが、前処理の特徴抽出は続け字のすべてのストロークを切り出すことができない。そのため、続け字を正しく認識することはできない。

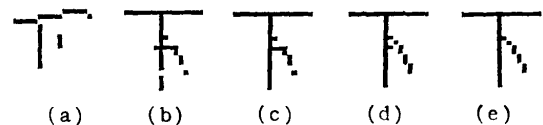


図 9 “下” という文字の認識例

Fig. 9 A recognition of character “下”.

7. あとがき

本研究では、手書き漢字を識別する方法として、従来の計算機プログラム処理方式と人工神経網学習機能を融合した高い正読率を持つ漢字認識方法を提案した。印刷漢字に対し、手書き漢字の最大の特徴は複雑な変形を伴っていることにある。この認識には、いかにして複雑な変形を吸収し、正確に読み取るかが技術上の大きな問題となる。従来の計算機によるこの問題解決では、種々の特徴抽出手法が提案されているが手書き漢字の本質を究明するという非常に難しい問題があった。一方、人工神経網による漢字認識では、手書き文字をパターンとして人工神経網に学習させることにより、学習した人工神経網は手書き漢字を認識することができる。この方式によれば、手書き漢字の本質を究明しなくてすむ。しかし手書き漢字はストロークの長さ、ストローク間の相対位置などによる変形が大きいから、漢字パターンをそのまま人工神経網の入力として利用すると、一つの漢字に対して多数の漢字パターンを学習しなければならない。これは、大きさが違う同一の漢字、あるいは入力ユニットの違う場所にある同一漢字なども人工神経網には違う漢字とみなされるためである。これらに対し、従来手法により学習パターン数を圧縮し減少させたものを人工神経網の入力とするような本提案は、それぞれの手法を単独で用いるよりも漢字認識処理が容易になったといえよう。

本システムは人工神経網の学習機能を利用して正読率が向上するという特徴を持つ。そのため提案したシステムでは、入力層が256個のユニットで構成されており、入力層には 2^{266} 個の中間コードを入力することができる。実験した100個の漢字には、一つの漢字に平均2.5個の中間コードがあった。しかし、一つの漢字に平均20個の中間コードがあったとしても、7000個の漢字は 2^{18} 個の中間コードで足りるので、入力ユニット数は十分と思われる。

本提案では二つの人工神経網を持つことで、学習パターンを人工神経網1と人工神経網2の2組に分けることができ、また並列に学習できたので、学習スピードが高められたが、システムが複雑になった。そこで、ここに述べた二つの人工神経網をハードウェア化する上で、一つの人工神経網として、すなわち人工神経網2のみで二つの人工神経網の機能を果たすことも可能である。しかし、人工神経網専用のハードウェアを持たない現段階における通常の逐次型計算機による

シミュレーションでは、二つの人工神経網シミュレータを別々に学習させる方が適している。また、現在、学習すべき漢字パターンを3カテゴリーずつ増やしながら人工神経網の学習を継続している。

今後の課題は、認識対象文字範囲の拡張、安定した中間コードの生成、および提案した漢字認識手法による認識システムの実装である。

謝辞 本研究に関し、貴重なご助言をいただいた沖電気総合システム研究所主任研究員木下哲男氏および中嶋憲吾氏、立石雅彦氏に感謝の意を表する。

参考文献

- 1) Pei-lie Yie: On-line Computer Recognition of Hand-printed Chinese Characters, *Acta Automatica Sinica*, Vol. 13, No. 1, pp. 24-29 (1987).
- 2) 電子通信学会: 日本語情報処理とそのシステム小特集, 電子通信学会誌, Vol. 63, No. 7 (1980).
- 3) 内藤誠一郎, 小森和昭, 淀川英司: 手書き漢字認識のためのストローク密度関数, 信学論 (D), Vol. J 64-D, No. 8, pp. 757-764 (1981.8)
- 4) 萩田紀博, 増田 功: 大局的・局所的線密度特徴を併用した手書き漢字の分類方式, 信学論 (D), Vol. J 65-D, No. 6, pp. 734-741 (1982.6).
- 5) 萩田紀博, 増田 功: 文字線の方向性に着目した手書き漢字の識別, 信学技報, PRL 81-13 (1981.5).
- 6) Xie, S.L. and Minsoo Suk: On Machine Recognition of Hand-printed Chinese Characters by Feature Relaxation, *Pattern Recogn.*, Vol. 21, No. 1, pp. 1-7 (1988).
- 7) 橋本新一郎: 文字認識概論, p. 15, オーム社, 東京 (1982).
- 8) 上原良幸, 安居院猛, 田原勝己, 中嶋正之: 漢字ROM データのベクトル化ストロークによる文字生成, 信学論 (D), Vol. J 70-D, No. 7, pp. 1407-1412 (1987. 7.).
- 9) 福島邦彦: 自己組織機能を持つ多層回路, 信学論 (D), Vol. 58-D, No. 9, pp. 530-537 (1975. 9).
- 10) 福島邦彦: 神経回路モデル, 情報処理, Vol. 26, No. 2, pp. 139-147 (1986. 2).
- 11) 福島邦彦: 脳に学ぶパターン認識, システムと制御, Vol. 31, No. 3, pp. 172-179 (1987).
- 12) Anderson, J.A. and Rosenfeld, E. (eds.): *Neurocomputing: Foundations of Research*, MIT Press, Cambridge, Massachusetts, and London (1988).
- 13) Fukushima, K., Miyake, S. and Ito, T.: Neocognition: A Neural Network Model for a Mechanism of Visual Pattern Recognition,

IEEE Trans. on System, Man and Cybernetics, SMC-13, pp. 826-834 (1983).

- 14) Rumelhart, D. E. and McClell, J. L.: *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition*, MIT Press, Cambridge, Massachusetts (1986).
- 15) Lippmann, R. P.: An Introduction to Computing with Neural Nets, *IEEE ASSP MAGAZINE*, Vol. 4, No. 2 (Apr. 1987).
- 16) Hopfield, J. J. and Tank, D. W.: Computing with Neural Circuits: A Model, *Science*, Vol. 233, pp. 625-633 (Aug. 1986).
- 17) Rumelhart, D. E., Hinton, G. E. and Williams, R. J.: Learning Internal Representations by Error Propagation, Chapter 8 of "*Parallel Distributed Processing*", MIT Press, Cambridge, Massachusetts (1986).

(昭和63年9月12日受付)
(平成元年5月9日採録)



羅 四維 (正会員)

1967年中国科学技術大学卒業。
1968年～1975年遼寧朝陽電子技術応用研究所勤務, 1975年中国北京北方交通大学電子工程系講師, 1982年～1984年群馬大学客員研究員(工学部情報工学科), 1984年～1987年北方交通大学計算機科学技術系講師, 1987年～1988年沖電気工業(株)総合システム研究所において研修, 現在, 北方交通大学勤務。この間, 電子技術応用, 工業自動制御, 論理回路の設計, 計算機アーキテクチャ, データフローコンピュータ, ニューラルネットワークの応用などの研究に従事。



岩根 典之 (正会員)

1959年生。1983年広島大学総合科学部卒業。1986年同大学院環境科学研究科修士課程修了。現在, 沖電気工業(株)総合システム研究所勤務。知識表現, ニューラルネットワークの研究に従事。



山崎 晴明 (正会員)

昭和23年生。昭和45年名古屋大学理学部数学科卒業。同年沖電気工業(株)入社。データ通信ならびに日本語情報処理システムの開発に従事。昭和50年より52年まで, 米国, イリノイ大学(アーバナ・シャンペイン校)計算機科学科修士課程にてマルチプロセッサの性能評価に関する研究に従事。昭和53年より沖電気工業(株)総合システム研究所にて, データベース, 分散処理, 知識情報処理, 並列システムアーキテクチャとニューラルネットワーク等の研究に従事。工学博士(名古屋大学)。情報処理学会マルチメディア通信と分散処理研究会幹事。認知科学会会員。