

## ニューラルネットワークを用いた手書き数字の 筆圧による個人識別

6 Q-4

前川佳徳 井俣利昭 大西成也

大阪産業大学 工学部 情報システム工学科

### 1. はじめに

文字認識に関する研究は、古くから盛んに行われてきた分野で、手書き文字の認識においても十分実用に耐えるレベルになってきている。このように文字の認識に関する研究は熱心に行われてきたが、手書き文字によって個人識別を行うというような研究はあまり行われていないようである。本研究では、文字（数字）の手書き時の筆圧変化に注目して、その個人別特徴をニューラルネットワークに判断させ、個人識別に用いることを試みた。したがって、目的は筆跡鑑定ではなく、セキュリティでの認証システムのような対象への応用となる。

### 2. 筆圧変化データの取り込みと正規化

本研究で用いた圧力センサ（ニッタ製 I-SCAN 50）は、マトリックス状の各交点での圧力を検出するもので、今回使用したものは、マトリックス数44行×44列、分解能1.27mmである。圧力センサ上で字を書くと、図1のような画像が出力され、文字形状の各箇所の圧力が表示される。また同時に横軸を時間、縦軸を圧力としたグラフが得られる。



図1 画像での圧力情報

ここで、複数回データを取ると、筆はこびの時間というのは同一人物でも変化するため、各データの横軸方向のスケールが異なってくる。そのため、取り込んだデータに対しては、時間軸方向の正規化を行った。正規化後のグラフを図2に示す。また、圧力のサンプリングの時間間隔の設定によって図2のグラフの様相が変化するので、最適と思われる値に統一した。

### 3. 個人別特徴の学習と判断の方法について

前述のような方法で取り込んだ筆圧変化データに対する個人別特徴の学習とその判断については、ニューラルネットワークを用いるが、その方法にはいろいろな観点からの検討が必要となる。

本研究では、図3に示すような3層のパーセプトロンを用いて、バックプロパゲーションアルゴリズムで学習させることとした。入力層には40×40個のマトリックス状に配置したと考えたニューロユニットを用い、それに筆圧変化データを重ね合わせて、データのある範囲のユニットに1、データのない範囲のユニットに0を与える。

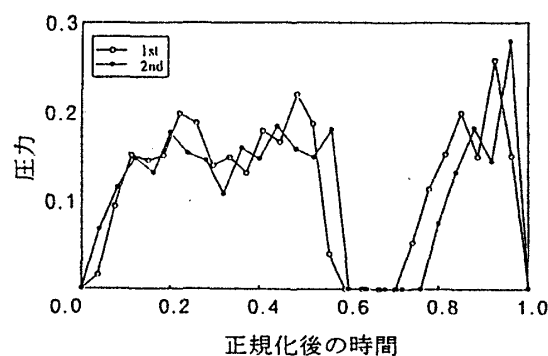


図2 筆圧変化データ

Writer-Identification by Pressure Variation  
in Handwriting using Neural Networks  
Yoshinori Maekawa, Toshiaki Imata,  
Naruya Ohnishi  
Osaka Sangyo University  
3-1-1 Nakagaito, Daito, Osaka 574, Japan

問題となるのは出力層で、たとえば1000人の中からの個人を識別するとした場合、1000個のニューロユニットで出力層を構成するのということになる。この点については、検討の結果、識別対象人数が増加しても対応できるように、各個人別にその人の識

別用ニューラルネットワークを構成するとして、出力層を3個のニューロユニットで構成することにした。すなわち、出力層の3個のユニットに、A、X、Yの3人を対応させ、各3人のデータを学習させて、このニューラルネットワークをAの識別用とする。個人の識別にあたっては、まず本人のID番号等を入力してもらい、その人用のニューラルネットワークを呼び出し、それによって識別判断を行う。

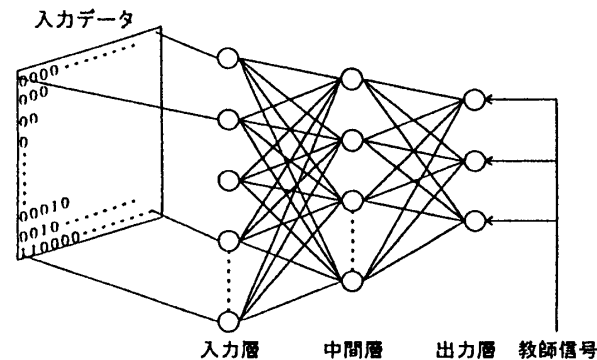


図3 階層型ニューラルネットワークの模式図

ここでAの識別用のニューラルネットワークでは、A、X、Yに対しては正しい判断をすることが予測されるが、A、X、Y以外の人Aであるかどうかの識別対象となった場合、その人は必ずA、X、Yのいずれかに識別されるわけで、各データの学習が同じ重みで行われている場合、 $1/3$ の確率でAと識別される可能性が予測される。このことを防ぐために、A、X、Y以外の人Aが識別対象となった場合、X、Yと識別される確率を高くするしかけが必要で、それに対する1つの試みとして、本研究では、Aはそのデータを忠実に学習させ、X、Yのデータについては意図的に圧力方向の幅を大きく加工したデータを学習させ、そのことによってA以外の人について、X、Yに識別される確率が高くなるようにした。

#### 4. 個人識別率の検証

前述したような学習方法の有効性を、数字の5を例にとって検証してみた。

A、X、Y各人の学習データとしては、異なった日に取り込んだ各12データを用い、それらとはまた異なったA、X、Yの各4データを検証データとし、さらに

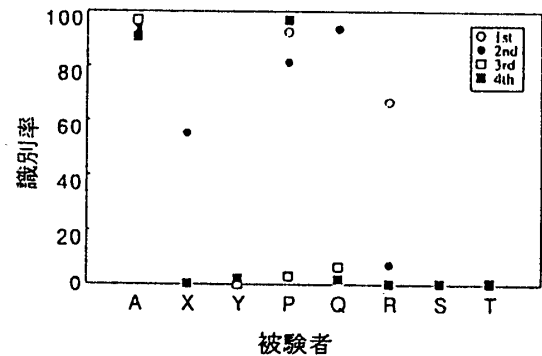


図4 各被験者のAについての識別率

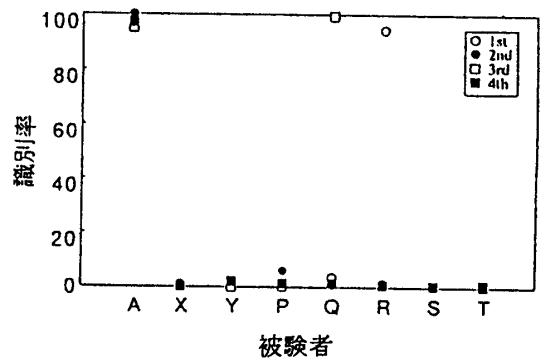


図5 各被験者のAについての識別率 (X、Yの学習データを加工)

他のP、Q、R、S、Tの各4データも加えて認識を行った例を示す。

図4は、A、X、Yとも、同様に各データを忠実に学習させた時の、A、X、Y、P、Q、R、S、Tに対する(Aであるかどうか)識別率である。一方図5は、X、Yのデータに対して上述の加工を行って学習させた時の、同様の識別率である。これらより、図5のように、X、Yのデータを加工してそれらに識別される確率を高くすると、A以外の人に対してAと誤認される確率は減少し(0ではなかった)、かつA自身の識別率も十分高いことが確認された。ただし、A以外の人Aと誤認される確率がわずかながらあるので、これに対しては、3つ程度の異なる数字を組み合わせて判断すると、誤認率は0に近くなると考えられる。

#### 5. おわりに

筆圧は他人のまねをしにくいということで、個人識別に有効であると考え、その可能性検討して見た結果、本研究で提案したような方法を用いると個人識別が十分可能であることが確認できた。