

ニューラルネットワークを用いた手書き数字の 筆圧と形状による個人識別

4 G - 6

前川佳徳 井俣利昭

大阪産業大学 工学部 情報システム工学科

1. はじめに

手書き文字（数字）の筆圧変化の特徴を用いて個人識別を行う試みを前報¹⁾で紹介した。手書き文字の認識に関する研究は多く行われてきたが、手書き文字（数字）によって書き手の識別を行う試み、それも筆圧を用いてのものは、これまで公表されていないようである。前報では、その試みが十分可能であることを示した。本報告では、なぜ筆圧なのかということ、文字（数字）の形状による個人識別との比較で検討した結果を紹介する。

2. 筆圧による個人識別の方法

手書き数字の筆圧による個人識別の方法については前報で報告しているが、その要点を概説する。

たとえば書き手Aの書いた数字「5」の場合、圧力センサ上で手書きされた筆圧分布を、横軸を時間、縦軸を筆圧として整理すると図1のようになる。ここで筆運び時間は毎回異なるので、図1の横軸（時間軸）方向は正規化する。筆圧分布も毎回ばらつくが、複数回のデータをばらついたままニューラルネットワークに学習させた。

書き手ごとの個人識別用として、ニューラルネットワークは図2のように構成する。出力層は3層にして、本人Aと、それ以外のX、Yのデータを学習させるが、X、Yのデータは加工

Comparison of the Using of Pressure Variation with Figure in Handwriting for Writer-Identification
Yoshinori Maekawa, Toshiaki Imata,
Osaka Sangyo University
3-1-1 Nakagaito, Daito, Osaka 574, Japan

して、A、X、Y以外の人（たとえば、P、Q、R、S、T）がAよりもX、Yと識別されるようにした。

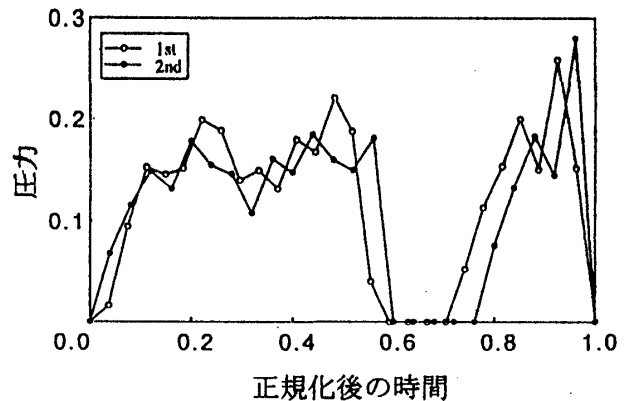


図1 筆圧変化データ

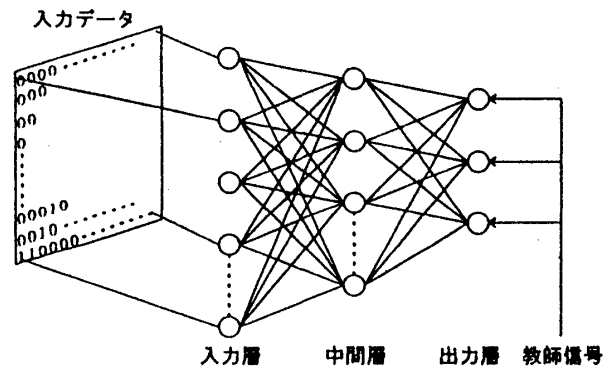


図2 個人識別用ニューラルネットワークの構成

そのようにした場合の識別率の例を図3に示す。この場合でも、Q、RがAと誤認される確率のあることが確認されたが、これに対しては3つ程度の異なる数字を組合せて判断すると誤認識率は0に近くなる。

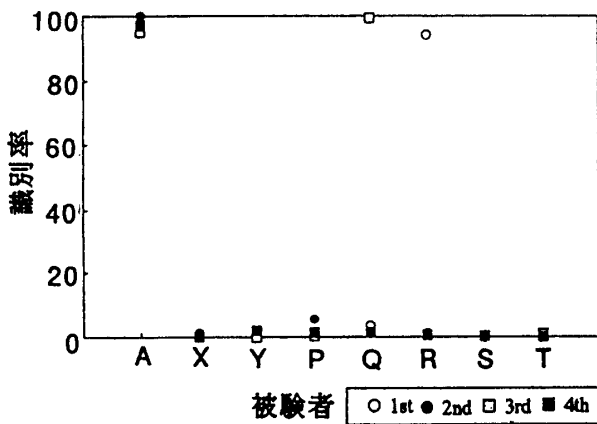


図3 筆圧による被験者のAについての識別率

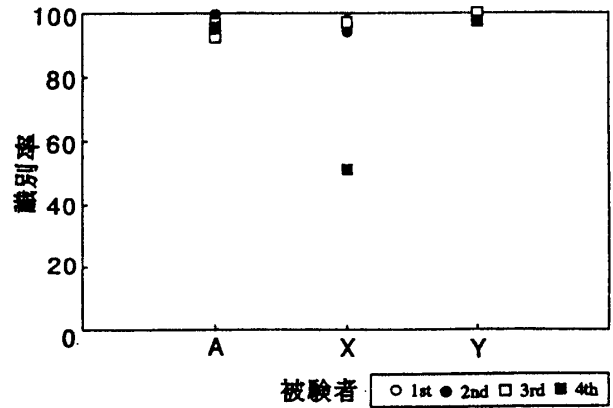


図5 Aの形状を真似た場合の被験者のAについての識別率

3. 数字形状による個人識別

本報では、文字（数字）の形状による個人識別結果を上記方法と比較するため、上記の例と同様に数字の「5」の場合について示す。個人識別用ニューラルネットワークは、筆圧の場合と同じ図2の構成を用いた。形状の場合も、字のサイズがばらつくので正規化を行っている。ニューラルネットワークでの識別の方法は、筆圧の場合と同様とした。識別結果の例を図4に示す。

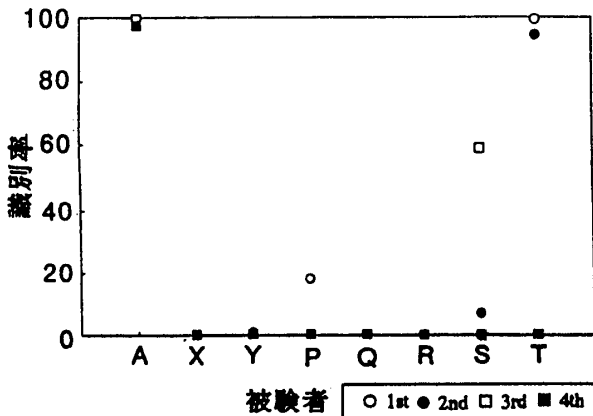


図4 形状による被験者のAについての識別率

図4より、形状の場合でもかなり良い確率で識別が可能であることがわかる。しかしここで、A以外の書き手が意図してAの文字形状を真似て書いた場合の識別結果を図5に示す。この場合は明らかに、Aを識別することが不可能となる。

一方、上記のようにAの文字形状を他者が真似て書いて、形状の特徴からAと識別されたケースの筆圧分布の特徴を見た場合、それはAの特徴とは異なっており、実際に前述の筆圧による識別用ニューラルネットワークで判断させてもAとは認識しなかった。

したがって結論として、書き手が意図しない場合には文字形状による個人識別は可能であるが、書き手が意図して他者の文字を真似て書いた場合、個人識別は不可能となってしまうことが確認され、一方、筆圧の場合、他者を真似ることができず、個人識別用データとして適していることが確認された。

4. おわりに

手書き文字（数字）の筆圧による個人識別をニューラルネットワークを用いて行う方法を提案し、文字形状に対し筆圧は真似をしにくいことから有効であることの検証結果を紹介した。本システムを実用化するために、ニューラルネットワークの構成の問題、学習のさせ方の問題等も検討を進めており、見通しが得られた。

参考文献

1) 前川, 井俣, 大西: 情報処理学会第51回全国大会講演論文集, (1996), p. 161-