

## ニューラルネットワークを用いた模倣文字（漢字）の筆圧による個人識別

Writer-Identification by Writing Pressure of Imitated Characters  
using Neural Network

井阪 陽平†

Youhei Isaka

## 1. はじめに

現在でも、遺言書や公文書の偽造などの裁判では書かれた文字が本人の自筆のものかどうか争われ、筆跡から個人を識別することは重要性を持っている。形状を真似て書かれた場合には、筆跡だけで個人を識別することはさらに難しくなると考えられる。今までにも、文字の形状ではなく、視覚的に見えず、真似て書くことが難しい筆圧を用いて個人を識別する研究が行われているが、筆圧は圧力センサを用いて測定されており、実際に紙に書かれている文字の筆圧（凹み）を用いていない<sup>1)</sup>。本研究では、真似て書かれた文字の凹みを共焦点レーザー変位計を用いて測定し、その凹みの特徴を階層型ニューラルネットワークを用いて学習し、個人を識別することを考える。

## 2. 筆圧の測定の方法及び補正方法

## 2.1 真似て書かれた文字

厚さ約  $90\mu\text{m}$  のコピー用紙に、ある人に自由にボールペンで「一」と「山」という文字を書いてもらい、その文字をスキャナーでスキャンし、初めに書いてもらった人を含む6人に5枚ずつ印刷された文字の上から同じボールペンでなぞって書いてもらった。

## 2.2 共焦点レーザー変位計を用いた測定方法

共焦点レーザー変位計を用いて、紙の表面の凸凹を  $0.01\mu\text{m}$  の精度で測定することができる<sup>2)</sup>。図1のように、ステージの上に測定する紙を置き、周囲をマグネットシートを用いて固定する。文字の書かれた領域 ( $1\text{cm} \times 1\text{cm}$ ) を縦方向に  $10\mu\text{m}$ 、横方向に  $200\mu\text{m}$  ごとの間隔で測定を行った。

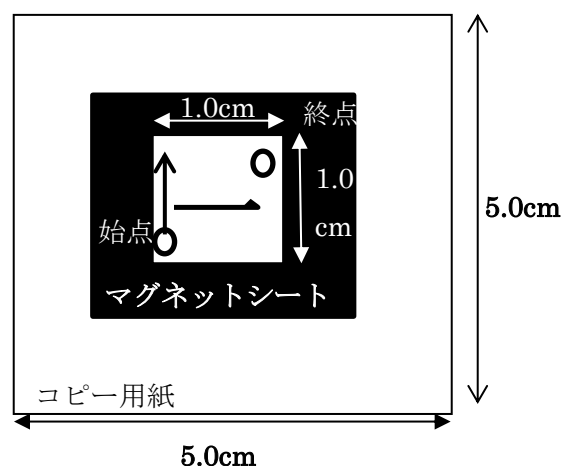


図1 測定時のステージ上の状態

例として、Fさんが自由に書いた『一』という文字の凹みの分布を等高線で表したものを図2に示す。紙面の右半分がステージから浮いてしまい、書き終わりにつれて筆圧が正しく測定できていないことがわかる。

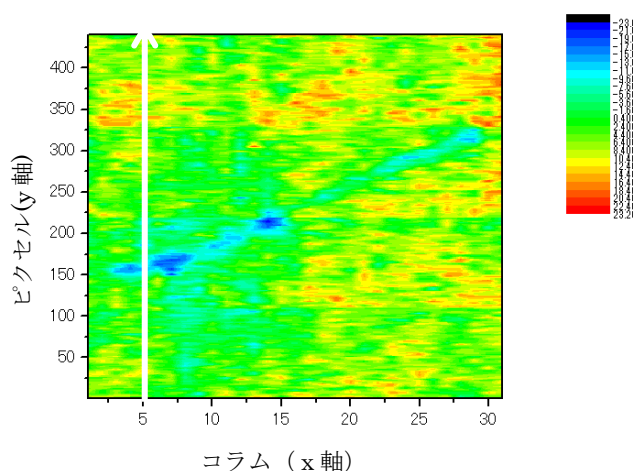


図2 Fさんが自由に書いた文字の等高線図

## 2.3 筆圧データの補正方法

マグネットシートを用いて固定する理由は、測定する際に紙を動かないようにすることと、紙面を平らにさせるためである。しかし、それでも紙面が浮いてしまい、浮いた部分の文字の凹みを正しく測定することができない。そこで、紙面の浮いている部分を補正するために、移動平均法を用いて平滑化を行う。図3に図2の5コラム目の測定値と平滑化を行った筆圧分布図を示す。

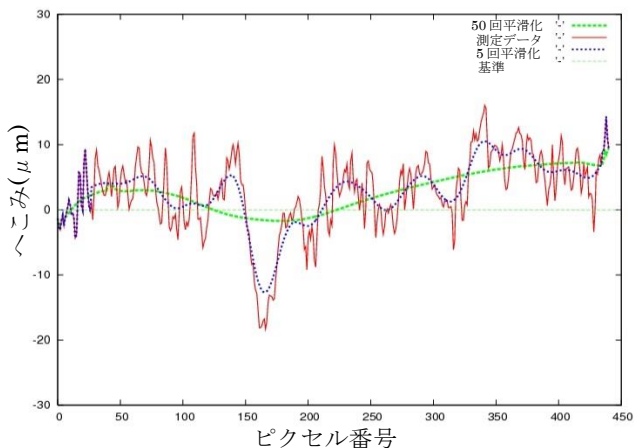


図3 図2の5コラム目の筆圧分布図

図3の測定データ(実線の曲線)の左端から5点を取り、その平均値を5点の中央の値とする。次に1点右にずらした5点を取り、その平均値をこの5点の中央の点の値とする。これを左から右まで繰り返して、1回目の平滑化データとする。次に1回目の平滑化データに対し、平均を取る点の数を2点増やして、7点ずつ同様の手続きを踏む。これを2回目の平滑化データとする。これらの手続きを繰り返すと、次第に紙面の局所的な凸凹はなくなり、滑らかな分布となる。これらの手続きを5回繰り返して平滑化されたデータ(図3の細い点線の曲線)を筆圧データとし、50回繰り返したデータ(図3の太い点線の曲線)を紙面の形状とする。このようにして得られた筆圧データと紙面の形状データから紙面に対するへこみ(図3の細い点線から太い点線を引いたもの)を示したものを図4に示す。これをy軸方向に関する筆圧分布とし、すべてのコラムに対してこの手続きを行った。

次に、x軸方向にも移動平均法を用いて平滑化を行った。y軸方向に5回平滑化したときの筆圧データを用い、平滑化する点の数を3点から、2点ずつ増やして、3回の平滑化を

行ったデータをx軸方向の紙面の形状とし、紙面の形状のデータと筆圧(へこみ)データとの差をx軸方向の紙面に対するへこみ(筆圧)データとする。

x軸方向の平滑化で得られた紙面に対するへこみとy軸方向の平滑化で得られた紙面に対するへこみを比べて、へこみが大きい値を正味のへこみ(筆圧)とする。補正後の文字の凹みの分布を等高線で表したものを図5に示す。図2と比べて書き終わりの部分も正しいへこみが得られ、紙面の浮きを補正できていることがわかる。

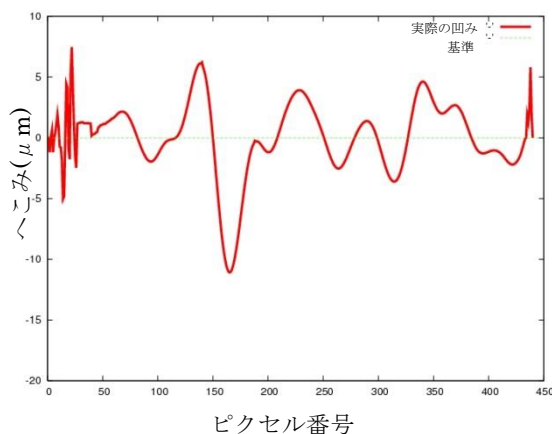


図4 紙面を基準とした場合の筆圧分布

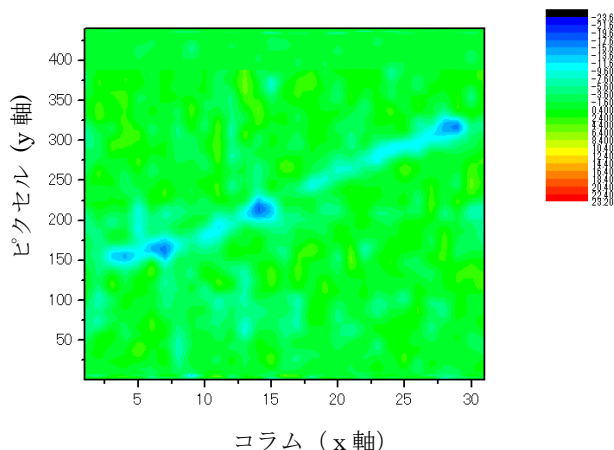


図5 紙面の浮きを補正後の等高線図

## 3 ニューラルネットワークによる識別

### 3.1 ニューラルネットワークのモデル

前述した補正後の筆圧データから、元の文字は誰が書いた文字であるかを識別するために、階層型のニューラルネットワークを用いる。本研究では、3層のパーセプトロンを用いて、教師あり学習である Back Propagation(誤差逆伝播法)により学習を行う。

#### 4. 入力データについて

##### 4.1 入力データ『一』

図6に示した「一」という文字の書き始めと書き終わりの8点に着目し、これらのデータを入力データとして用いた。8点のデータは、各列の最も筆圧の大きい値を用いている。

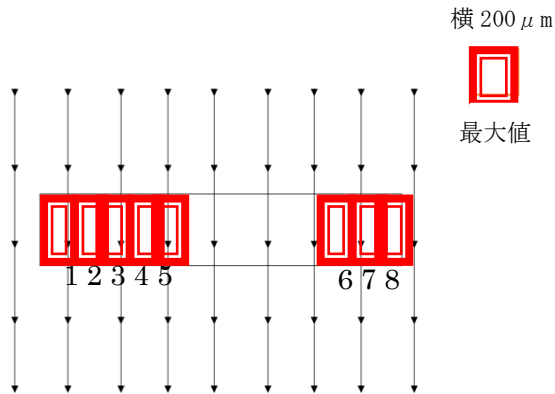


図6 入力データとして用いた箇所

Aさんが真似て書いた「一」という文字の入力データを一例として図7に示す。図6の測定箇所1-8と図7の1-8の測定箇所は対応している。図7から、Aさんのデータでは、書き始めから書き終わりにかけて、筆圧が強くなっていくことがわかる。

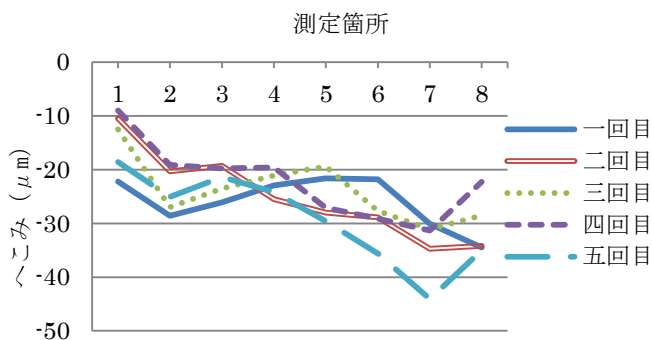


図7 Aさんの真似て書いた「一」の筆圧分布

##### 4.2 入力データ『山』

「山」という文字では、図8に示した6点に着目する。点1, 2は縦方向 200  $\mu\text{m}$  毎の筆圧の平均値を用いており、点3, 4, 5, 6のデータとして、各列の最も筆圧の大きい値を用いる。Gさんが真似て書いた「山」という文字の入力データを一例として図9に示す。図8の測定箇所1-6と図9の1-6の測定箇所は対応している。この分布図から1, 2や3, 4の書き始めの部分は筆圧が強く、5, 6の書き終わりにつれて、

筆圧が弱くなる特徴がわかる。

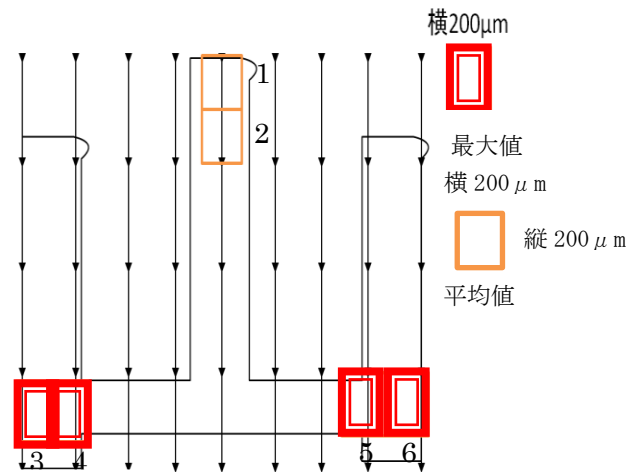


図8 「山」という文字の入力データとして用いた箇所

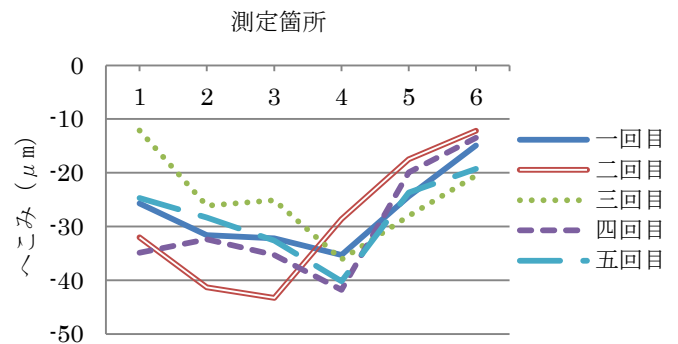


図9 Gさんが真似て書いた「山」の筆圧分布

#### 5. 6人中の特定の1人の識別

##### 5.1 ネットワーク構造

Fさんが書いた「一」という文字をFさんを含む6人がなぞって書いた文字の筆圧分布と、Hさんが書いた「山」という文字をHさんを含む6人になぞって書いてもらった文字の筆圧分布から、それらの元の文字を誰が書いたか識別することを考える。ここでは、6人の中の特定の人とそれ以外の人との識別を行うため、出力層が1ノードのネットワークを考える。入力層のノードの数は、入力データ数と合わせて、「一」の場合は8ノード、「山」の場合は6ノードであり、どちらの場合も中間層は20ノードとした。なぞって書いてもらった文字の筆圧データをトレーニングデータとして用い、識別したい人のデータを入力すれば「1」、それ以外の人々のデータを入力すれば「0」と出力されるようにトレーニングを行った。学習係数  $\eta$  は、「一」については

0.0001、「山」については0.01とし、慣性係数 $\alpha$ は0.3、更新回数は1,500,000回で行った。

## 5.2 識別結果『一』

AさんとAさん以外を識別するようにトレーニングを行ったネットワークにFさんが書いた元の「一」という文字の筆圧データをテスト用データとして入力したときの出力結果を表1の2行目に示す。ネットワークの出力は、 $9 \times 10^{-3}$ とほぼ0に近い値であり、この文字は、Aさんが書いた文字ではないことがわかる。BさんとBさん以外を識別するようにトレーニングを行ったネットワークにFさんの元の文字の筆圧データを入力したときの出力値も0に近く、Bさんが書いた文字ではないことがわかる。以下同様にCさん、Dさん、Eさんを識別するネットワークにテストデータを入力したところ、表1の2行目に示すように、出力値が0.5以下であるのに対し、Fさんを識別するネットワークのみ出力値が0.806と1に近い値になった。これらの結果は元の文字を書いた人はFさんであることを示しており、正しく識別できていることがわかる。

表1 文字「一」に対する識別結果

ネットワーク	Aの初 ワーク	Bの初 ワーク	Cの初 ワーク	Dの初 ワーク	Eの初 ワーク	Fの初 ワーク
出力値 (Z)	9.00 $\times 10^{-3}$	4.00 $\times 10^{-3}$	4.52 $\times 10^{-1}$	1.50 $\times 10^{-2}$	3.00 $\times 10^{-3}$	8.06 $\times 10^{-1}$
Z(*)	0	0	0	0	0	1

(\*)出力値が0.5より大きい場合は「1」、0.5より小さい場合は「0」とみなす。

## 5.3 識別結果『山』

GさんとGさん以外を識別するようにトレーニングを行ったネットワークに、Hさんが書いた元の「山」という文字の筆圧データをテスト用データとして入力したときの出力結果を表2の2行目に示す。出力値が $2.00 \times 10^{-3}$ であり、0に近いことから、この文字はGさんが書いた文字ではないことがわかる。Iさん、Jさん、Kさん、Lさんを識別するネットワークに、元の文字の筆圧データを入力したときの出力値はすべて0.5以下であり、Hさんを識別するネットワークに元の文字の筆圧データを入力したときの出力値

のみが、0.853と1に近い値になった。これらの結果は、元の文字を書いた人は、Hさんであることを示しており、正しく識別できていることがわかる。

表2 文字「山」に対する識別結果

ネットワーク	Gの初 ワーク	Hの初 ワーク	Iの初 ワーク	Jの初 ワーク	Kの初 ワーク	Lの初 ワーク
出力値 (Z)	2.00 $\times 10^{-3}$	8.53 $\times 10^{-1}$	2.00 $\times 10^{-3}$	0.00	3.22 $\times 10^{-1}$	3.40 $\times 10^{-2}$
Z(*)	0	1	0	0	0	0

(\*)出力値が0.5より大きい場合は『1』、0.5より小さい場合は『0』とみなす。

## 6. 6人の識別

### 6.1 ネットワーク構造

前章で用いたネットワークでの入力層、中間層のノードの数は変えないで、出力層を6ノードとしたネットワークを用い、6人を同時に識別することを考える。

5回ずつ真似て書いてもらった筆圧データをトレーニングデータとし、A(G)さんのデータを入力した場合は出力が『100000』、B(H)さんの場合は『010000』、C(I)さんの場合は『001000』、D(J)さんの場合は『000100』、E(K)さんの場合は『000010』、F(L)さんの場合は『000001』と出力させるようにトレーニングを行った。学習係数 $\eta$ は0.01であり、慣性係数 $\alpha$ は0.3、更新回数は1,500,000回で行った。

### 6.2 識別結果、文字『一』

真似て書いた文字の筆圧データを用いて、上で述べた出力値に近くなるようにトレーニングを行ったネットワークにFさんが書いた元「一」という文字の筆圧データをテスト用データとして入力したときの出力結果を表3の2行目に示す。出力値が0.5より大きい場合は「1」、0.5より小さい場合は「0」とみなすと、出力値が『000001』となり、元の文字を書いた人がFさんであることを示しており、正しく識別できていることがわかる。

表3 文字「一」に対する識別結果

ノード	1	2	3	4	5	6
出力値(Z)	9.07 $\times 10^{-5}$	2.59 $\times 10^{-1}$	8.56 $\times 10^{-2}$	2.18 $\times 10^{-4}$	1.73 $\times 10^{-5}$	6.20 $\times 10^{-1}$
Z(*)	0	0	0	0	0	1

(\*)出力値が0.5より大きい場合は「1」、0.5より小さい場合は「0」とみなす。

### 6.3 識別結果、文字『山』

同様にHさんが書いた元の「山」という文字の筆圧データをテスト用データとして入力したときの出力結果を表4の2行目に示す。出力値が0.5より大きい場合は「1」、0.5より小さい場合は「0」とみなすと、出力値が『0 1 0 0 0 0』となり、元の文字を書いた人はHさんであることを示しており、正しく識別できていることがわかる。

表4 文字「山」に対する識別結果

ノード	1	2	3	4	5	6
出力値(Z)	2.06 $\times 10^{-1}$	8.17 $\times 10^{-1}$	7.71 $\times 10^{-7}$	3.84 $\times 10^{-3}$	6.33 $\times 10^{-5}$	3.28 $\times 10^{-3}$
Z(*)	0	1	0	0	0	0

(\*)出力値が0.5より大きい場合は「1」、0.5より小さい場合は「0」とみなす。

## 7. まとめ

模倣して紙に書かれた文字の紙面からのへこみ（筆圧）の分布から、ニューラルネットワークを用いて、元の文字をだれが書いたか識別することが可能かどうか検証した。ある人が書いた「一」と「山」という文字を6人に真似て書いてもらい、その筆圧分布から元の文字が誰が書いた文字であるかを正しく識別できることがわかった。

## 参考文献

- 1) 前川佳徳、井俣利昭、大西成也：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、情報処理学会 全国大会講演論文集 第51回平成7年後期(2), p161-162
- 2) 大塚 裕己：共焦点レーザー変位計を用いた筆圧測定に