

筆跡の個人性を学習する書道ロボット

関原涼介[†] 加藤嗣[†] 田口亮[†] 保黒政大[‡] 梅崎太造[†]
 名古屋工業大学[†] 中部大学[‡]

1 まえがき

近年、人の筆跡を反映したフォントの作成、開発が研究機関や企業で盛んに行われている。その背景には、人の個性を反映した文字が持つ親しみやすさなどが再び評価されている影響だと考えられる。しかし現在のフォント作成技術によるコンテンツの多くは、文字を画像として取り込むことで筆跡のデータを取得しており、文字を出力する場合の多くはプリンタを用いている。そのため文字を書く時における筆の動きの学習や、筆圧による紙のしわや歪みを再現できない。そこで本研究ではHMM (Hidden Markov Model)を用いることにより、筆の動きを要素として筆跡の学習を実現する。そして、筆者の文字をより端正な文字として出力する。文字の出力には人の腕を模したロボットを用いることで、実際に人が紙に文字を書くように文字を出力できる新たな手法を提案する。

2 書道ロボット

使用するロボットは肩3自由度、肘2自由度の計5自由度を有する。人の腕のサイズや間接位置を模倣して設計されている。学習された筆跡データにより生成された文字は、制御信号へと変換される[1]。ロボットの外観を図1に示す。

3 筆跡が持つ個人性の学習手法

本研究では、文字をその構成要素である字画の集合として捉える。そして文字における各字画の形状、位置、大きさをそれぞれ学習することで、筆跡の学習を行う。筆の動きのデータを取得するために、ペンタブレットを用いる。図2にペンタブレットで入力した「大」を示す。ペンタブレットを使用することで、文字を書く際の座標と筆圧の時系列データを取得できる。

3.1 HMMによる字画形態の学習

字画形態は1画ごとの筆者の特徴を示している[2]。その学習には時系列データを統計的にモデル化できるHMMを用いる。HMMを利用することで、個人ごとに異なる線の歪みや、払い、止めの大きさ、筆圧の強さなどをモデル化する。今回は状態数15のleft-to-right型モデルのHMMで筆跡をモデル化した。特徴量には、ペンの速度($\Delta x, \Delta y$)と筆圧の変化量を用いた。



図1 書道ロボット

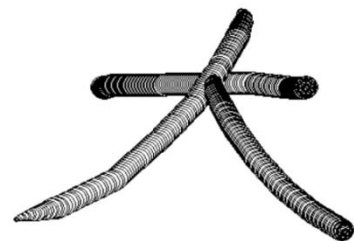


図2 ペンタブレットで入力した「大」

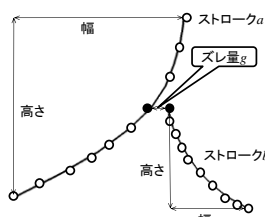


図3 字画による接続位置・大きさの取得方法



図4 書道ロボットにより出力された「大」

表1 使用したアンケートの一例

見本『大』	(a)	(b)	(c)	(d)
解答	3位	1位	2位	4位

3.2 字画構成の学習

字画構成は字画の接続位置や間隔のことである[2]。学習のために、まず図3に示すように字画を等間隔に内分点で分ける。次に、字画の始点や交点を対象として、文字毎に予め設定した基準位置からのズレ量を算出することで字画構成の個人性を学習する。字画の大きさは、字画の幅と高さを求めることで学習する。図4は実際にロボットが書いた「大」の文字である。

4 実験条件

本実験では筆跡の個人性が字画形態か字画構成のどちらに多く含まれるか確認する。

実験では、人がペンタブレットで書いた漢字を見本として、見本と学習結果を用いて生成された複数の文字とを比較して、見本と似ている順に順位をつける。表1に実施したアンケート例を示す。選択肢には、字画形態と字画構成を見本と同じ筆者のデータを使用したもの、字画形態を見本と同じ筆者のデータを使用したもの、字画構成を見本と同じ筆者のデータを使用したもの、字画形態と字画構成どちらも他人のデータを用いたものをランダムに配置した。

評価実験用の文字セットには、小学1年生の必修漢字80文字を使用した。被験者2名が上記の80

Calligraphy Robot Learning Individualities of Handwriting
 Ryosuke Sekihara[†], Tsukasa Kato[†], Ryo Taguchi[†]
 Masahiro Hoguro[‡], Taizo Umezaki[†]
 Nagoya Institute of Technology[†], Chubu University[‡]

文字を10回ずつ書くことで学習用のデータを取得した。また、80文字をそれぞれ明朝体で印刷して、それをペンタブで10回ずつなぞることで得たデータも3人目の筆者データとして用いる。3名分のデータからそれぞれ筆跡の個人性を学習した。字画構成は全80文字のデータを使用し学習した。字画形態は全80文字を構成するために必要な18種類の字画(表2)を選択し学習した。その後、各学習結果を用いて80文字を作成した。アンケート調査は26名に対して実施した。ただし、その際に用いた漢字はロボットが筆で書いたものではなく、画像で提示した。

5 実験結果と考察

被験者がつけた順位を元に1位に4点,2位に3点,3位に2点,4位に1点としてスコアを算出した。平均スコアを図5に示す。また、図6には各条件で書かれた文字が1位に選択された割合を示す。本人の字画形態と字画構成を使用した漢字を1位と選んだ確率が約47%(972/2080[文字])となることを確認した。この実験におけるチャンスレベルである25%を超えたことから、字画形態や字画構成に筆者の個人性が反映されていることが確認できる。また、図5, 6より字画形態よりも字画構成の方が、個人性に大きく寄与していることが確認された。しかし、個別に結果を分析すると、すべての文字が同じような結果とはならない。その原因を以下で考察する。

(1) 筆者の特徴がない

表3に示すように、漢数字の「一」や「二」では本人の字画形態や字画構成を使用した文字のスコアが最高にはならない。これらの文字に個性がほとんど含まれていないためと考えられる。

(2) 個人性が字画構成に強く表れている

表4の「林」のように、80文字中33文字が両方本人よりも、字画構成のみが本人で作成した漢字の方が高いスコアとなることが確認された。漢字に含まれる個人性が字画構成に強く表れており、両方本人のものと差がない。どちらも見本と似ていると判断された結果と考えられる。

(3) 個人性が字画形態に強く表れている

「田, 日, 目, 八, 円」では、字画形態のみ本人で作成した文字の時、平均スコアが最も高い。表5のように「田, 日, 目」の2画目には同じ字画形態を使用しているため、その部分に個性が表れていると判断できる。

(4) 字画形態や字画構成の学習ができていない

本人の字画形態と字画構成を使用した漢字の平均スコアが最も低いのは「一」と「子」であることが確認された。「子」については1画目を「字」の3画目, 2画目を「手」の4画目のデータを使用

しているため、字画の接続位置が正しく学習されていない(表6)と推測される。「子」から字画形態を学習すれば個人性は残ると思われる。

6 まとめ

小学1年生の必修漢字80文字の中で字画形態よりも字画構成の方が見本と似ていると判断されたのは84%(67/80[文字])となることを確認した。これらの文字において筆者の個性の多くは字画構成に含まれるとわかる。

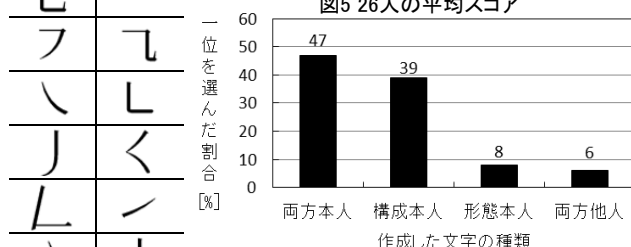
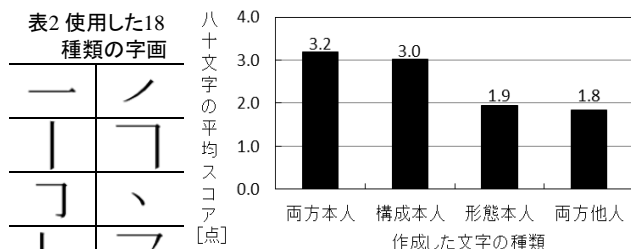


表3 筆者の特徴がない例「一」

見本『一』	両方本人	構成本人	形態本人	両方他人
一	一	一	一	一

表4 個人性が字画構成に強く表れている例「林」

見本『林』	両方本人	構成本人	形態本人	両方他人
林	林	林	林	林

表5 個人性が字画形態に強く表れている例「田」

見本『田』	両方本人	構成本人	形態本人	両方他人
田	田	田	田	田

表6 学習がうまくいかない例「子」

見本『子』	両方本人	構成本人	形態本人	両方他人
子	子	子	子	子

参考文献

[1] 村瀬雅之 他: HMMによる筆跡の学習を用いたロボットの書道, 第74回情報処理学会全国大会, 3Q-7 (2012).
 [2] 吉田公一: ポイント解説 筆跡・印章鑑定の実務, 東京法令出版 (1994).