

HMMによる筆跡の学習を用いたロボットの書道

村瀬 雅之[†] 服部 公央亮[†] 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作成技術の開発が研究機関や企業で盛んに行われている^[1]。その背景には、直接書いたような人間味のある文字特有の親しみやすさに対する再評価が影響していると考えられる。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、紙に書いた文字を、スキャナなどを通して画像として取り込むことで、筆跡のデータを取得しているため、筆の動きのデータを筆跡の学習に取り入れることができない。また、紙に文字を出力する際に、多くの場合プリンタを用いるため、人が紙に文字を書くときに生まれる筆圧による紙のしわや歪みなどを表現することができない。

そこで本研究では、HMM（隠れマルコフモデル）を用いることで、筆の動きを要素として取り入れた筆跡の学習を実現する。そして、筆跡を学習した文字の出力に、人の腕を模したロボットを用いることで、まるで人が直接書いたような文字を出力できる新たな文字出力システムを提案する。

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。人の腕のサイズや関節位置を模倣して設計されている。学習し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ロボットに送信される。図1にロボットの外観を示す。



図1 書道ロボット

3. 提案手法

本研究では、文字を構成要素であるストローク（字画）の集合として捉える。そして文字における各ストロークの形状、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るために、データ入力用インターフェースとしてペンタブレットを採用した。ペンタブレットを用いることで、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。次に学習方法の具体的な内容を示す。

Robot calligraphy with learning handwriting by HMM
Masayuki Murase[†], Koosuke Hattori[†], Ryo Taguchi[†]
Masahiro Hoguro[‡], Taizo Umezaki[†]
Nagoya Institute of Technology[†], Chubu University[‡]

3.1 HMMによるストロークの学習

ストロークの形状の学習に HMM を用いる。HMM は出力記号系列からモデルのパラメータを推定できる確率モデルである。これを利用することでストロークが書かれる際の筆跡の流れを推定し、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 10 の left-to-right 型モデルの HMM で筆跡をモデル化した。図 2 に left-to-right 型 HMM の図を示す。

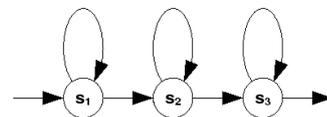


図2 left-to-right型 HMM

3.2 ストロークの接続位置と大きさの学習

ストロークの接続位置、大きさの学習の手順を説明する。まず、ストロークを等間隔に内分点で分ける。次に、ストロークの始点や交点を対象として、各文字毎に予め設定した基準位置からのズレ量を算出し学習する。また、ストロークの大きさは、ストロークの幅と高さを求めることで学習する。

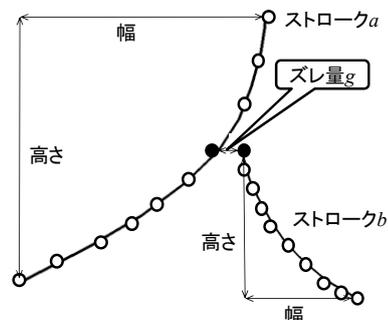


図3 ストロークの接続位置・大きさの取得方法

4. ロボットによる書道の評価実験

提案手法の有効性を確認するために評価実験を行う。評価実験に用いる文字は、ストロークの種類や、接続位置、大きさの要素を考慮して「大」の文字を選んだ。実験では4名の筆者から筆跡を学習し、ロボットで条件を変えて3回文字を出力する。条件1では、まず各筆者に「横棒」、「左払い」、「右払い」のストロークを単体で書いてもらい、それぞれのストロークの筆跡を取得する。そして HMM によりそれらストロークの筆跡の学習を行い、文字を出力する。条件2では、条件1に加えて各筆者の

表1 個人性を学習したロボットの書道文字

	筆者1	筆者2	筆者3	筆者4
直筆	大	大	大	大
条件1	大	大	大	大
条件2	大	大	大	大
条件3	大	大	大	大

「大」の筆跡データを取得し、ストロークの接続位置、大きさの学習に用いて、文字を出力する。条件3では各筆者の「大」の筆跡データをHMMによるストロークの学習とストロークの接続位置、大きさの学習の両方に用いて、文字を出力する。評価実験の方法について説明する。評価実験は被験者数6名で行う。被験者にはまず4名の筆者が直接書いた直筆の文字を示す。そして次に、各条件でロボットに書かせた文字を見せていき、それぞれどの直筆に最も似ているのか判定してもらう。条件1~3での正解率を比較して、文字の個人性を観察する。表1に

「大」の各条件でのロボットが書いた字を示す。直筆の段は、筆者が直接書いた文字であり、条件1~3の文字は、先ほど説明した各条件でロボットが書いた文字である。実験の結果、条件1で書かれた場合に筆者正解率30%、条件2では正解率54%、条件3では正解率75%を得た。各条件での正解率が、この実験のチャンスレベルである25%を超えたことから、個人性が反映された文字が出力できたことが確認できる。

5. 小学一年生必修漢字の文字データ作成

「大」の文字における提案手法の有効性は確認できたため、次は出力する文字の数を増やし、提案手法がどこまで有効なのか調査する。簡単なストロークで構成されている漢字が多いことから、まずは小学一年生必修漢字80文字の出力を目標とする。80文字の筆跡と、条件2で80文字を生成するために必要な、複数個の単体のストロークの筆跡を学習し、条件2、条件3で文字を生成した。なお、今回生成した文字はロボットに書かせたものではなく、画像として描画したものである。表2に生成した文字の一部を示す。

表2 生成した80文字の一部

	(a)赤	(b)文	(c)学
条件2			
条件3			

6. 出力した80文字の評価実験

生成された条件2の文字と、条件3の文字のなかに文字として不自然なものがないか確認するために、評価実験を実施した。評価実験の内容について説明する。まず、各条件の小学一年生必修漢字80文字を5名の被験者に見せる。そして、被験者が生成された各文字を観察する。その後も、文字として不自然だと感じる文字を見つけたら被験者が指摘するという流れとなる。評価実験の結果、条件2の「左」の文字を全ての被験者が文字として不自然であると指摘した。

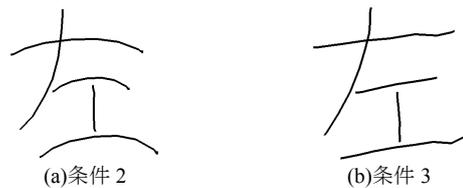


図4 条件2と条件3の「左」の比較

「左」の文字が不自然とされた理由の多くは1画目などの横棒の形のストロークが弓なりに湾曲しているからというものである。横棒がこのような形成された理由は、現在のストロークの大きさ学習が、高さと幅のみに依存している事によるものと考えられる。これを避けるために、今後ストロークの大きさ学習をする場合には、幅と高さ以外の角度などの要素にも着目する必要があると考えられる。

7. まとめ

本研究では筆跡の学習を用いたロボットによる書道を提案した。今後は、小学一年生必修漢字80字の生成のために、現在の学習方法により生まれてしまう文字の不自然さの解消を目指す。また、ロボットによる小学一年生漢字80字の書道の実現を目指す。

参考文献

[1] EAST, ”おれん字”
<http://www.est.co.jp/orenji/>