

タブレットを用いた 臨書学習のための点画識別手法

竹川佳成^{1,a)} 平田圭二^{1,b)} 遠藤礼奈^{1,c)}

概要: 本研究では、点画の習得に着目した学習支援システムを開発するための第一段階として、タブレット上で書かれた文字における点画識別手法の構築を目的とする。臨書とは手本を真似て正しく文字を書くことであるが、提案システムは、タブレット上に半紙を置き、半紙越しに透けた手本を毛筆でなぞり書きしながら練習するスタイルで学習を進めることを想定している。タブレットのディスプレイ上に手本を表示することで、学習者は半紙越しに手本を確認できる。また、毛筆の側面に貼りつけた導電テープに学習者の指が触れることで、タブレットはディスプレイに触れた毛筆を認識し、時刻・位置情報・筆の触れた面積の3種類をリアルタイムに計測できる。提案手法はこれらの筆跡データをもとに特徴点および特徴量を抽出し、機械学習アルゴリズムの1つであるSVM（サポートベクターマシン）を用いてとめ・はね・左はらい・右はらい・折れの5種類を識別できる。簡単な予備実験を実施したところ、80%の精度で点画を識別できることが明らかになった。

1. 背景

日本では義務教育における国語の一環として、書写が導入されている。教育における書写の目的は文字を正しく整えて書く事であり、文字を正しく整えて書くとは、とめ、はね、はらい、折れ、曲がりなどの点画や字形、筆順を正しく書くことである [1]。国語授業の中ではそれらの基礎的な知識や技術を身に付けるために教科書を手本として、毛筆で半紙に文字を書く練習をする [2]。このように、手本を真似て練習する方法を臨書という。

臨書では半紙の隣に置いた手本を見ながら練習する方法と、手本に半紙を重ねて文字を書いて練習する方法という、大きく2つの練習方法がある。前者は手本が半紙から離れてしまうため、臨書初級者は直観的に手本と自分が書いた文字にどのような違いがあるかを認識することが難しい。後者は手本を見たままなぞっていくため、弱点に気づきにくく、手本がない状態で手本と同じ文字を書けるようになるためには繰り返し練習する必要があり時間がかかる。臨書は、文字を正しく整えて書いているかに加え、どれだけ学習者の書いた文字が手本に近いかで評価するため、従来の学習方法では学習者自身での独習は困難である。

この問題を解決するために、我々の研究グループは文字バランス（文字の大きさ、位置、各画の位置関係）の習得に着目した臨書学習支援システム [3] を開発した。学習者はタブレット上に半紙を置き、半紙越しに透けた手本を毛筆でなぞり書きしながら練習する。提案システムは、手本の表示を習得度にあわせて変更する機能や、文字バランス（文字の大きさ、位置、各画の位置関係）を評価する機能をもつ。被験者実験により、提案システムの有用性が確認された。

しかし、書写において文字バランス以外に、図1に示す点画の再現性も重要である。点画に関しては初級者の多くは毛筆の扱いに慣れていないため、手本との形の違いを理解できてもどのように改善すれば良いのかわからない。このため初級者は指針のない状態で手本と似た形に書けるよう点画を繰り返し練習することになる。さらに、一見点画を手本と似た形に書けたとしても、書き方が手本と全く異なる場合がある。このような場合は文字を正しく書けているとはいえ、初級者には自分の書いた文字と手本の違いが認識しにくい。以上の問題点から、初級者の独習においては点画を正確に書くために多くの練習時間を費やすことが考えられ、さらに繰り返し誤った運筆を練習してしまう可能性がある。

そこで、本研究では点画の習得に着目した学習支援システムを開発するための第一段階として、タブレット上で書かれた文字における点画識別手法の構築を目的とする。

¹ 公立はこだて未来大学
Future University Hakodate

a) yoshi@fun.ac.jp

b) hirata@fun.ac.jp

c) b1013006@fun.ac.jp

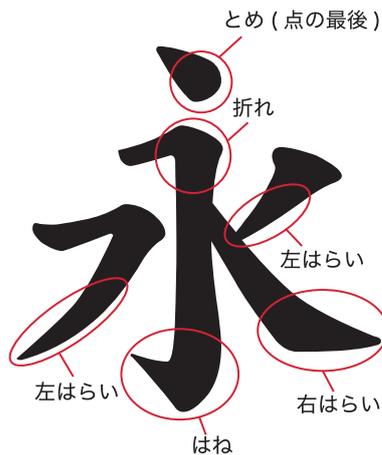


図 3 永に含まれる点画

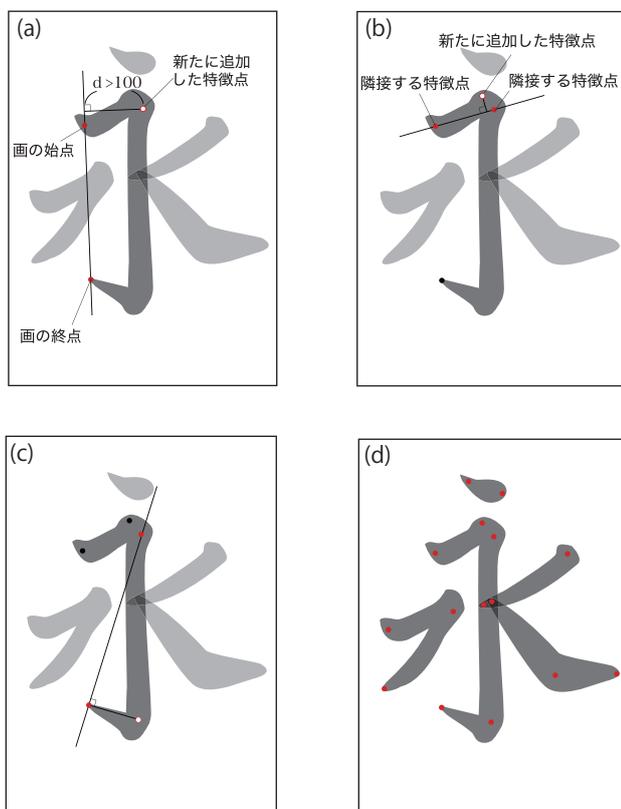


図 4 特徴点抽出アルゴリズム

る。図 3 に「永」に含まれる点画を示す。

3.2.1 特徴点の抽出

学習者が書いた文字データから特徴点を自動抽出する。点画の分布は主に画の中で折れている部分、曲がっている部分、終筆部分に集中しているため、特徴点の周囲の値を特徴量として取得する。これにより SVM での分類精度の向上、計算量の削減が可能になる。特徴点は Ramer[12] の方法を用いて算出する。

具体的に、特徴点の計算方法は以下の通りである。「永」の 2 画目で計算した例を図 4 に示す。

(1) 各画の始点と終点を特徴点とし、2 点を通る直線に一

番遠い点を画内で探索する (図 4-(a)).

(2) 探索した点と直線の距離が閾値以上であれば特徴点とする。今回は、予備検討した上で閾値を 100 とした (図 4-(a)).

(3) 新たに追加した特徴点と隣接する特徴点の 2 点を用い (2) と同様の処理を適用する (図 4-(b)). なお、1 画中の特徴点の最大個数が 5 個になるまで、あるいは、新規特徴点が見つけられなくなるまでこの処理を繰り返す (図 4-(c)).

「永」の全面に上記アルゴリズムを適用すると、最終的に「永」の特徴点は図 4-(d) のようになる。

3.2.2 特徴量の抽出

図 5 に示すように特徴点を基準に前 10 点を 1 ブロック、後 10 点を 1 ブロックとして、ブロック範囲内の描画データに対して以下の 5 つの特徴量を算出する。

x 方向および y 方向の移動量 x 方向移動量および y 方向移動量に関しては、ブロック範囲内の最後の点の x 座標、y 座標から最初の点の x 座標、y 座標を引いた値である。移動量をもとに画の移動方向を算出でき、左はらいや右はらいといった運筆方向の異なる点画を識別できる特徴量となる。前ブロックの始点を A、後ブロックの終点を B、特徴点を O としたとき、x 方向移動量および y 方向移動量の計算式は以下の通りである。

$$\begin{aligned} \text{前ブロックの x 方向移動量} &= O_x - A_x \\ \text{後ブロックの x 方向移動量} &= B_x - O_x \\ \text{前ブロックの y 方向移動量} &= O_y - A_y \\ \text{後ブロックの y 方向移動量} &= B_y - O_y \end{aligned}$$

大きさ推移量 ある点の大きさから 1 つ前の点の大きさを引いた結果が正であれば +1、負であれば -1 を足すという処理を前後それぞれのブロック範囲内に存在する点の数だけ繰り返すことで大きさの推移量を算出する。これにより、とめのように抑えたまま終筆する点画と左はらいのように徐々に半紙から筆を離し線が細くなっていく点画を識別できる。

移動距離 移動距離はブロック範囲内の最初の点と最後の点の間のユークリッド距離である。前ブロックの始点を A、後ブロックの終点を B、特徴点を O としたとき、移動距離の計算式は以下の通りである。

$$\begin{aligned} \text{前ブロックの移動距離} &= \sqrt{(A_x - O_x)^2 + (A_y - O_y)^2} \\ \text{後ブロックの移動距離} &= \sqrt{(O_x - B_x)^2 + (O_y - B_y)^2} \end{aligned}$$

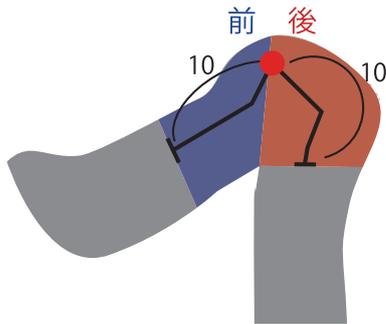


図 5 ブロックとなる範囲

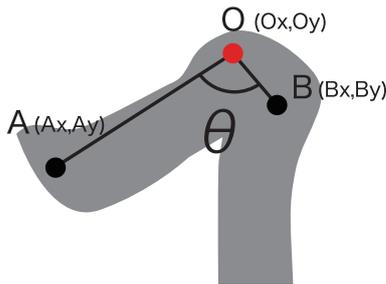


図 6 特徴点間の角度

移動速度 移動速度は、移動距離を最初の点を描画してから最後の点を描画するまでに経過した時間（ミリ秒）で割った値である。これにより、はねや左はらいなどの終筆にかけて描画速度が大きくなるものを判別できる。前ブロックの始点を A，後ブロックの終点を B，特徴点を O としたとき、移動速度の計算式は以下の通りである。

$$\begin{aligned} \text{前ブロックの移動速度} &= \frac{\sqrt{(Ax - Ox)^2 + (Ay - Oy)^2}}{Otime - Atime} \\ \text{後ブロックの移動速度} &= \frac{\sqrt{(Ox - Bx)^2 + (Oy - By)^2}}{Btime - Otime} \end{aligned}$$

角度 図 6 に示すように特徴点を O，隣接特徴点を A, B として AB の角度 θ を求める。折れやはね，右はらいといった特徴点を境にして移動方向が変化している点画を角度から識別できる。 θ を算出する計算式は以下の通りである。なお，これは特徴点が前後どちらにも隣接する特徴点を持っていた場合にのみ適用され，どちらかしかない場合は null となる。

$$\begin{aligned} \vec{OA} \cdot \vec{OB} &= (Ax - Ox) \times (Bx - Ox) + (Ay - Oy) \times (By - Oy) \\ |\vec{OA}| &= \sqrt{(Ax - Ox)^2 + (Ay - Oy)^2} \\ |\vec{OB}| &= \sqrt{(Bx - Ox)^2 + (By - Oy)^2} \\ \theta &= \cos^{-1} \frac{\vec{OA} \cdot \vec{OB}}{|\vec{OA}| |\vec{OB}|} \end{aligned}$$

3.2.3 SVM による識別

前小節で記述した特徴量に対して点画の種類を示すタグを付与したデータセットを SVM に学習させる。

SVM での識別精度を高めるために、線形識別および非線形識別におけるいくつかの方式を試し、最終的に、RBF カーネル (Gaussian カーネル) が最も良い性能を示した。誤識別の際の許容値である C, RBF カーネルのパラメータ γ は以下のとおりである。

$$C = 100$$

$$\gamma = 0.0001$$

3.3 データセット構築支援ツール

データセットの構築を支援するために、描画支援機能および点画タグ付与機能を提案する。

3.3.1 描画機能

学習者が書いた文字データ（時刻・位置情報・面積）をもとに、図 7 に示すようにタブレット上で書かれた文字を再現する。筆がタブレットに触れた場合における時刻・座標・面積を取得し、面積に比例した大きさの円をタブレット上にリアルタイムに描画する。

実際にタブレット上に再現された文字の例を図 8 に示す。使用したタブレットは Sony 社の Xperia Tablet Z であり、解像度は 1920×1200 である。筆の触れた面積は平均 10 段階検出した。また、次の点を描画するまでの間隔は平均 15ms で、フレームレートは平均 60fps であった。

3.3.2 点画タグ付与機能

各特徴点がどの点画に属するか SVM に学習させるために、各点に以下の 6 種類の点画タグのいずれかを手動で付与し教師データを作成する。

- ・ とめ
- ・ はね
- ・ 折れ
- ・ 左はらい
- ・ 右はらい

点画タグ付与の手順を図 9 に示す。学習者が書いた文字に対して点画に該当する箇所の開始点および終了点を手動でタップする。図 9-(b) に示すようにタップした箇所に白い点が表示される。次に、学習者は付与したいタグを選択すると図 9-(c) に示すように選択範囲内の画に白色の連続点が表示される。色は点画の種類ごとに異なっている。その他の点画も同様の手続きでタグを付与し、最終的に「永」中の全面に点画タグを付与すると図 9-(d) のようになる。

4. 予備実験

3 章で説明した点画識別器の精度を検証するために簡単な予備実験を実施した。20 人の被験者に書いてもらった「永」を教師データとし 10 分割交差検定を適用した。

4.1 結果

点画識別に関する適合率，再現率，f 値を表 1 に示す。

表 1 に示すように、全点画の f 値の平均値は 80% となった。また、はね・折れ・左はらいの f 値はいずれも 80% を

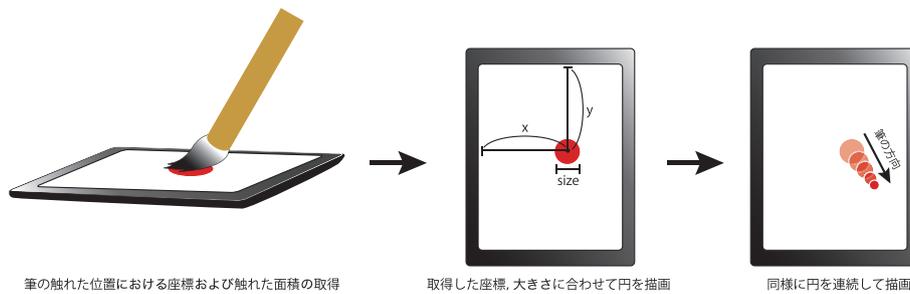


図 7 描画方法

表 1 点画ごとの識別精度 (%)

	該当なし	とめ	はね	折れ	左はらい	右はらい	全体
適合率	88	73	93	85	88	71	82
再現率	93	70	76	87	81	58	77
f 値	90	72	83	83	84	64	80



図 8 描画機能の描画例

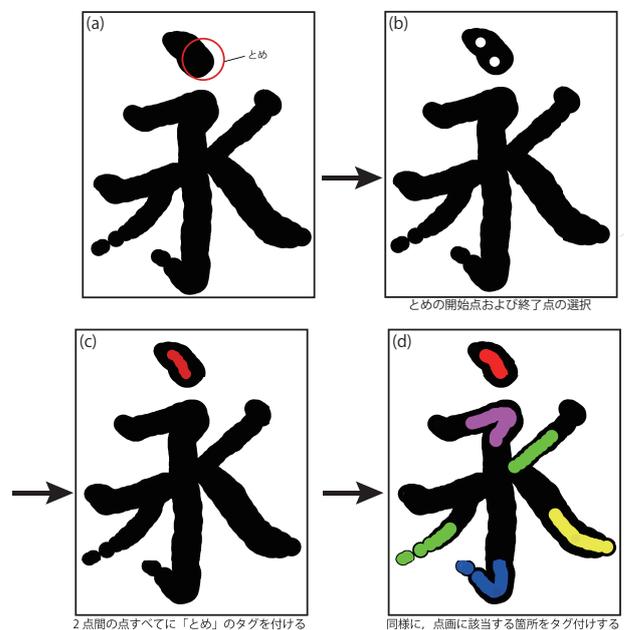


図 9 点画タグ付与の手順

超えたが、とめ・右はらいに関してはそれぞれ71%および64%になりこれらが全体の平均値を下げる要因となった。該当なしと折れ以外の点画に関しては、全体的に再現率より適合率の方が少しずつ値が高い傾向にあり、特にはねと右はらいは適合率が再現率を大きく上回っている。以上から、分類した点画の中に誤ったものが紛れている確率より、正確な点画が点画に分類されていない確率の方が高いことがいえる。

5. まとめ

本研究では、タブレットを用いた臨書学習のための点画識別手法を提案した。提案手法は、タブレット上に触れた筆の位置・時刻・面積を入力データとし、特徴点および特徴量を算出し、SVMを用いて点画を識別する。異なる書道家が書いた20文字分の「永」を用いて評価実験した結果、80%以上の精度で点画を識別できることが明らかになった。

今後の課題としては、実験結果の詳細な分析、他の文字

における点画識別精度の調査、点画識別技術を活用したアプリケーションの実装などがあげられる。

参考文献

- [1] 関岡松籟, 西橋香峰: 文部科学省後援毛筆書写検定ガイド〔実技三・四級〕, 日本習字普及協会, p.13 (1995).
- [2] 林 朝子: 小学校における“書写”のあり方: “書写”に対する学生の意識調査から, 三重大学教育学部附属教育実践総合センター紀要, 31, pp.1-5 (2011).
- [3] 竹川佳成, 平田圭二: 臨書初級者のための文字バランス学習支援システムの設計と実装, 情報処理学会論文誌, Vol.57, No.8, pp.1861-1870 (2016).
- [4] 古積拓見, 稲谷壮一郎, 蔡 文杰, 中川正樹: 漢字を正しくきれいに書くことを学ぶための学習システム, 情報処理学会研究報告, Vol.2014-CE-124, No.14, pp.1-7 (2014).
- [5] Henmi, K. and Yoshikawa, T.: Virtual Lesson and Its Application to Virtual Calligraphy System, Proc. IEEE

- International Conference on Robotics and Automation, pp.1275-1280 (1998).
- [6] Ryo, K. and Tsuneo, Y.: Haptic display device with fingertip presser for motion/force teaching to human, Proc. IEEE International Conference on Robotics and Automation (2001).
 - [7] 浦 正広, 遠藤 守, 山田雅之, 宮崎慎也, 安田孝美: スマートフォンに向けた運筆リズムの可視化とペン習字アプリへの応用, 情報処理学会研究報告, Vol.2013-DCC-4, No.09, pp.1-6 (2013).
 - [8] 藤塚哲也, 岩倉 純, 山下聖也, 新井浩志: 拡張現実を用いた習字学習支援システム, 電子情報通信学会大会講演論文集, Vol.2014 年情報・システム (1), pp.163 (2014).
 - [9] 藤塚哲也, 細野真志, 新井浩志: 習字学習支援のための筆運びのデータ取得と再現, 電子情報通信学会大会講演論文集, Vol.2012 年基礎・境界ソサエティ, pp.155(2012).
 - [10] 竹川佳成, 寺田 努, 塚本昌彦: システム補助からの離脱を考慮したピアノ演奏学習システムの設計と実装, 日本ソフトウェア学会論文誌, Vol.30, No.4, pp.51-60 (2013).
 - [11] 鈴木雅人, 大久保貴博, 北越大輔, 松本章代: 永字八法に基づく手書き文字認識用辞書の動的構成法, 電子情報通信学会総合大会講演論文集, vol.2011 年情報・システム (2), pp.161(2011).
 - [12] U, Ramer.: An iterative procedure for the polygonal approximation of plan closed curves, Comput. Graph. Image Process., vol.1, no.3, pp.244-256(1972).