

書写教育に向けたオンライン手書き文字における個人特徴の可視化

高橋 謙^{1,a)} 美崎 敦也¹ ビスタ・B・ベッド¹
小倉 加奈代¹ 高田 豊雄¹ 王家宏¹

概要: コミュニケーション手段としての手書き文字は、電子デバイスの普及が進んだ現在でも日常的に利用されている。現在日本にはペン字講座のような書写技能向上のためのサービスが複数存在しており、美しい手書き文字を書きたいと考えている人は多い。そうしたサービスの多くは人の目によって文字を評価するが、コンピュータによる機械的な評価により手軽な書写教育の実現を模索する研究も多数存在する。しかしながら、それらの研究では手書き文字の評価過程や判断基準が明示されず、学習者は「どう直せば良いのか」を認識することができない。また、練習を行う上で「上手に文字が書けた」という成功体験や「上手に文字が書けるようになってきた」という成長体験を実感できず、モチベーションを維持できないという問題がある。そこで本稿では、学習者の入力手書き文字に対して機械的な評価とその結果に関する点数化及び図示を行い、フィードバックを充実させることで、成功体験や成長体験を得ながら書写技能向上を実現するシステムを検討する。そのために、字形に関する特徴検出手法、ユーザに対して効果的なフィードバックを行う手法の二つを提案する。最終的に、制作したシステムを利用して、小規模な書写教育実験を行い、システムの有効性に関して定量的且つ定性的な評価を行う。

キーワード: 書写教育, 手書き文字, 個人特徴

Visualization of personal features in on-line handwritten characters for handwriting education

Ken Takahashi^{1,a)} Atsuya Misaki¹ Bhed Bahadur Bista¹
Kanayo Ogura¹ Toyoo Takata¹ Wang Jiahong¹

Abstract: Handwritten characters as a means of communication are still used on a daily basis even now that electronic devices have become popular. Currently, there are several services for improving handwriting skills such as a pen-shaped course in Japan, and many people want to write beautiful handwritten characters. Many of these services evaluate characters by human eyes, but there are many studies that seek to realize easy handwriting education by computer-based mechanical evaluation. However, in those studies, the evaluation process and judgment criteria of handwritten characters are not specified, and the learner cannot recognize how to fix it. In addition, there is a problem that, when practicing, it is difficult to maintain motivation because it is impossible to realize a successful experience that "I can write characters well" and a growth experience that "I'm getting better at writing characters". Therefore, in this paper, a system that improves the handwriting skills while gaining a successful experience and growth experience by performing mechanical evaluation on the learner's input handwritten characters, scoring and illustrating the results, and enhancing feedback. Is considered. For this purpose, we propose feature detection methods for character shapes and effective feedback methods for users. Finally, using the created system, we will actually conduct small-scale handwriting education experiments and make a quantitative and qualitative evaluation of the effectiveness of the system.

Keywords: Handwriting education, Handwritten characters, Personal features

1. はじめに

現代の日本では、学習指導の一環として「文字を正しく整えて書く」ことを目指す書写教育が存在し、日本語の書き取り練習などが行われている。それに関して平成 29 年告示の小学校国語科学習指導要領では、書写が「知識及び技能」の項に位置付けられ、言語活動の基礎的役割を担うと強調されている[1]。当然、言語活動は生活と密接に繋がりを持っており、その基礎となる手書き行為は、電子デバイスによる文字入力が可能で現在でも多くの人に日常的に利用されている[2]。加えて、最近では生涯活動における書写技能向上にも目が向けられている。日ペンのボールペン字講座[3]やユーキャンの実用ボールペン字講座[4]などの

書写技能向上を目指す講座が存在しており、これら二つの講座の受講生は累計 300 万人以上となっているほか、日ペンの講座は、2013 年以降は毎年新規受講者数が前年比 15-30%増で推移している。こうした事実から、綺麗な字を書きたい人が多く存在することがわかる。

書写教育の基本的な形態は、事前に用意された「目指すべき綺麗な文字」を見て、それに似せて書き写しするという方法である。本稿でも、書写教育あるいは手書き文字練習を「事前に用意された見本を目指して練習すること」として扱う。また、以降では「目指すべき綺麗な文字」のことを「モデル字形」と記述する。

一般的な手書き文字練習では、単調ななぞり書きや書き写しの反復を強いられることが多く、「何が問題で綺麗な字

1 岩手県立大学
Iwate prefecture university
a) g231q016@s.iwate-pu.ac.jp

を書けていないのか」、「どう修正すれば綺麗な字を書けるようになるのか」を知ることができず、効果的に学習できていないと考えられる。また、そうした練習方法は、上手く文字が書けたという成功体験や、綺麗な文字が書けるようになっていくという成長過程がわからないまま練習を続けることになり、モチベーションの低下にも繋がるという問題もある。

本研究では、学習者が自身の書写能力を現状把握でき、効果的で、学習時のモチベーションを維持したまま練習に取り組むことができるような書写教育形態を検討する。実現に向けて、学習者が自身の文字の問題点とその具体的修正方法、自身の成長度合いを把握できる書写学習システムを提案する。この提案システムは、学習者によって入力された手書き文字を分析し、モデル字形との相違を検出し、その分析結果を学習者に提示する。それによって、学習者は自身の手書き文字の問題点と修正点を認識し、なぜそのように書く必要があるのかを理解した上で修正を加えることができるようになり、より効果的な練習に繋がると考えられる。また、提案システムでは、手書き文字を得点化し、日々の練習による点数の推移を記録・確認できる。これにより、学習者は自分が日々上達していることを実感する成長体験や成功体験を得ることができる。

本稿では、本章以下2章で関連研究及び技術について述べる。続いて3章では提案システムについて説明し、4章でシステムの評価方法を検討し、それに先立つ予備実験とその結果の考察を行い、最後に現状のまとめと今後の展望について述べる。

2. 関連研究及び技術

コンピュータシステムを用いた書写教育の研究はこれまでも多く行われており、字形の判定や学習者のモチベーション維持のための様々な手法が提案されている。

なお、一般的に用いられる手書き入力は、コンピュータを介する手書き入力をオンライン手書き、コンピュータを介さない手書き入力をオフライン手書きと定義できる[5]。近年では、データ取得や分析の容易さ、電子デバイスの普及への配慮から、オンライン手書き入力を前提とした研究が多く見られる。またその際、オンライン手書き入力可能な電子デバイスと同時に、専用のペンも利用されることが多い。しかし、オンライン手書き入力ではオフライン手書き入力と比べて、筆記感覚が異なるという問題がある。これに対して、紙のような質感の画面保護シートや、現実の筆記具の摩擦を模したペン先が販売されており、それらを用いる事で現実と同様の筆記感覚を得ることができる。

久保田ら[6]の研究では、字を書く際の癖が身についている大人に対して、徐々に癖を無くし綺麗な文字が書けるようになるシステムを提案している。この提案では、書いた

文字を本人に気づかせずにモデル字形と融合していくことで、学習者は自身が書いた文字を綺麗な文字と感じ、それを反復的に行うことで自身の書写技能の向上を実感できるという効果が期待されている。

武居ら[7]は、書写教育における教育者が、字形の評価箇所や評価の厳しさを事前に設定することで、教育者のスタイルに合わせた学習を行うことを可能としている。また、字形の評価にあたって、字形から抽出した特徴点を利用している。

芳野ら[8]は、視覚的な楽しさなどを考慮してゲーム感覚で書写学習を行うことで、学習におけるモチベーションの向上を図っている。

補足として、これらの研究は共通してオンライン手書きを用いて行われている。

このように、練習効果の向上やモチベーションの維持を目的とした様々な書写教育に関する研究が行われている。しかし、これらの研究では、学習者の手書き文字の癖や問題点が不明確であるほか、自身の成長性の把握が難しいという問題を抱えている。これを踏まえ、本研究では、「何が問題で綺麗な字を書けていないのか」、「どう修正すれば綺麗な字を書けるようになるのか」を学習者に認識させると同時に、成功体験・成長体験を感じることでできるシステムを目指す。

3. 提案手法

本章では、「見本を見ながら文字を練習する」という既存の手法に対して、自分が書いた文字のモデル字形との差異の提示及び採点機能を加えることで、修正すべき点を明示すると同時に、成功体験や成長体験を提供するシステムについて説明する。

まず、学習者に自身の文字とモデル字形がどのように違い、どのように直せばよいのか、この2点を提示することで、練習効果の向上を図る。そのために、書かれた字形の特徴分析を行う。本研究でも、既存研究と同様に、オンライン手書き入力を用いる。

また、「文字が上手に書けた」という成功体験や「文字が上手に書けるようになってきた」という成長体験を提供することで、モチベーションの維持させる手法を検討する。これを実現するため、字形の採点や、成長記録の提示を行う。

以降の3.1節では、学習者が書いた字形の評価を行う為の特徴分析手法について述べる。また、3.2節では字形の評価結果を学習者に分かりやすい形で提示すると共に、成功や成長を体感できるようなシステム作成について述べる。

3.1 個人特徴の分析

本研究では、学習者が書いた「入力字形」と見本である

「モデル字形」との差異を個人特徴として捉え、評価を行う。ここでの「差異」とは、文字の画である「ストローク」の長さ・形状・位置、文字の大きさの違いにあたる。

本節では、手書きデータの収集方法 (3.1.1 項) やそのデータの加工 (3.1.2 項) に関する説明を行った後、モデル字形の生成 (3.1.3 項) と入力字形の分析手法 (3.1.4 項, 3.1.5 項) に関する説明を行う。

3.1.1 手書き文字データの取得

システムでは、オンライン手書き入力が可能で、かつその線情報をデータ化することができる環境を用いる。

今回の研究では、利便性を考慮して、WEB アプリケーションを利用した手書き入力環境を構築した。実装は HTML5 標準の描画ライブラリ Canvas[9] を用いて、入力される手書きデータを動的に取得する。描画領域に関して、図 1 のように、横(x)方向に 400、縦(y)方向に 400 の範囲で設定を行った。

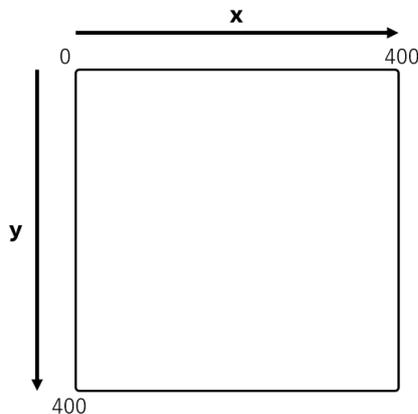


図 1 手書きデータ入力領域

続いて図 2 に、入力されたストロークに対するデータ収集の様子を示す。

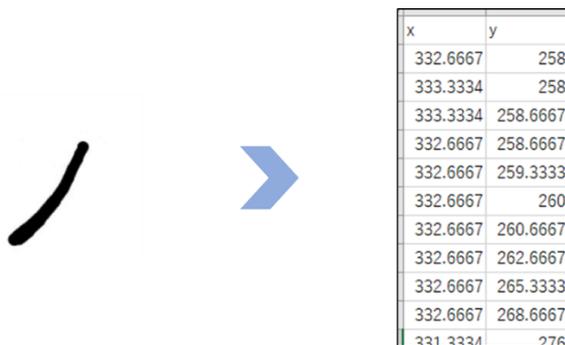


図 2 手書きデータ収集の様子

図 2 では、左のようなストロークが入力されると、右のような x, y 座標の軌跡データが生成される。以降は、この x, y 座標群を用いたデータ分析を行っていく。

3.1.2 手書きデータの正規化

先述の WEB アプリケーションを用いて収集されたデータのままで x, y 座標の要素数が一定でないため、データの比較を行う際に同様の処理や分析が行えないなどの問題が生じる。その問題を解決するため、スプライン補間を用いた要素数の正規化を行った。以降で扱うストロークは x 座標、y 座標がそれぞれ 100 個、すなわち 100 点の点列で構成される。

3.1.3 モデル字形の生成

書写教育は、目指すべき見本であるモデル字形を学習者に提供することを前提としている。本研究では、図 3 に示す「平均字形」をモデル字形として採用する。中村らの研究[10]によって、平均字形が人間によって綺麗な字形であると評価されることが示されている。中村らは、ユーザ 1 人の平均字形であるユーザ平均字形と、複数人のユーザの文字を平均化した全体平均文字の 2 種類について検討しているが、本研究では全体平均文字を採用し、複数人の協力者によって集めた手書きデータを平均化して生成した。図 3 では 6 人の協力者の平均手書き文字を示している。



図 3 「ね」(2 画目) の平均字形

3.1.4 ストロークの分析

入力ストロークの評価は、モデルストロークとの差異の大きさによって決定する。本項では、入力ストロークの正しい分析を行うために、分析にあたっての問題点を示し、それに対する解決手段を示す形で説明を行う。

● ストロークの単純比較における問題点

実際に、正規化されたストロークの形状や長さに関する分析を行う。まず、入力ストロークとモデルストロークを単純に比較した場合を図 4 に示す。



図 4 「そ」の比較

図 4 は、左が入力ストローク、中央がモデルストローク、

右がモデルストロークを点線で表現した上で入力ストロークと重ね合わせたものとなっている。重ね合わせた図を見ると、「そ」の最初の折れまでの線以外は概ね一致していることが分かる。しかし、二つの線の長さや形状を直接比較しようとした際、最初の折れまでの線が大きく影響してしまい、見た目上の類似性とは全く異なる判定が行われる。実際に、長さや各点のユークリッド距離の平均に関して、全体を比較した場合と、図5のような「そ」の最初の折れ以降の線だけの比較では、表1のように評価に大幅な差異が生じる。

表1 「そ」の全体比較と部分比較

	全体	最初の折れ以降
長さの比 (入力/モデル)	1.24	1.03
各点の平均距離	42.63	13.11

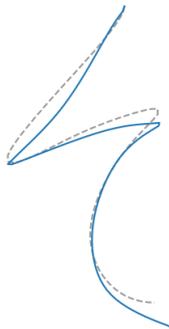


図5 「そ」の最初の折れ以降の線

こうした結果から、とりわけ「そ」のような長いストロークに関して、モデルストロークと単純比較してしまうと適切な評価結果が得られないことがわかる。

● ストロークの部分比較による正しい評価

問題に対して、ストロークを分割し、部分的に比較を行うことで、より正確な評価を行えるのではないかと考えた。ここで、比較する線は単純な形状であることが望ましい。よって、折れやハネの部分境界を境に分割することを目標とする。分割したい線の境界となる点を「特徴点」と定義し、次のような条件設定を行った。

- a. 折れやハネ、または角度の変化が大きい部分。
 - b. 同じ文字の同じ画ならば、見た目上同じ位置で検出される。
 - c. 同じ文字の同じ画ならば、検出される数は等しい。
- 条件 b, c に関しては、図6のような関係を示す。

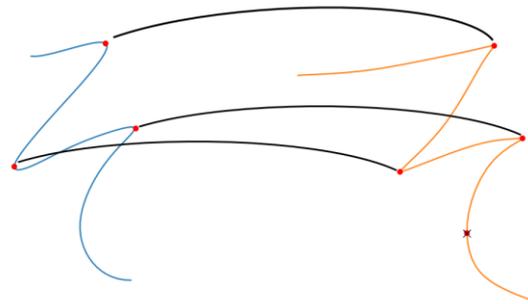


図6 特徴点の定義

このようなストローク上の特徴点を発見するために、様々な研究が行われている。

● 既存の特徴点検出手法

武居ら[7]の研究では、次のようなアルゴリズムによるストロークの特徴点検出を行っている。

- (1) ストロークの始点と終点を特徴点とする。
- (2) 隣り合う特徴点間を結んだ直線から距離が閾値以上で最も遠い筆点を特徴点にする。
- (3) 以上の処理を特徴点が取れなくなるまで繰り返す。

以上によって、折れやハネを中心とした特徴点を求めることを可能としている。しかしながら、この手法には2つの問題が存在しており、それらは距離に関する閾値を用いること起因している。1つ目の問題は、「ぬ」や「る」の最後の回転部分のような、距離的な変化は小さいが大きい曲がり具合を有する部分において、判定が正しく行えないことである。一方で、こうした部分に合わせる形で閾値を変化させると、検出される特徴点が極端に多くなってしまう。2つ目の問題は、仮にモデル字形では意図した点の検出が行われても、入力字形の大きさや部分的な線の長さによっては想定と異なる結果が出てしまうという問題である。

以上の問題点から、意図した特徴点の検出には、次のような注意が必要であることが分かる。

- 点の位置ではなく、線の形状に配慮する。
- 同じストロークでも、同じ手法で同じ特徴点を検出することは難しい。

● 線の形状を踏まえた特徴点検出

本研究では、形状に配慮した上で、次のような手順で特徴点の検出を行う。

- (1) 事前にモデルストローク上で条件 a を満たす点を検出し、それをそのストロークの特徴点として定義する。
 - (2) 入力ストロークの中から、(1)と類似する点を探索する。
- 以上により、前述の条件 a~c のすべてを満たす特徴点検出手法が実現できると考えた。

手順(1)は、曲率グラフ及び x, y それぞれの時系列グラフの頂点を利用することで解決された。曲率 κ は、媒介変数

t によって媒介変数表示された x, y に対して、次のような式によって得られる。

$$\begin{cases} x = f(t) \\ y = g(t) \end{cases} \quad 0 \leq t \leq 99$$

に対して、

$$\kappa = \frac{|f'(t)g''(t) - f''(t)g'(t)|}{(f'(t)^2 + g'(t)^2)^{\frac{3}{2}}}$$

3 つのグラフを用いる理由は、折れやハネ、その他曲線における特異点をより厳密に発見するためである。曲率グラフの頂点のみである場合、図 7 のように想定していない過剰な数の点が検出されてしまう場合が多くなってしまふ。

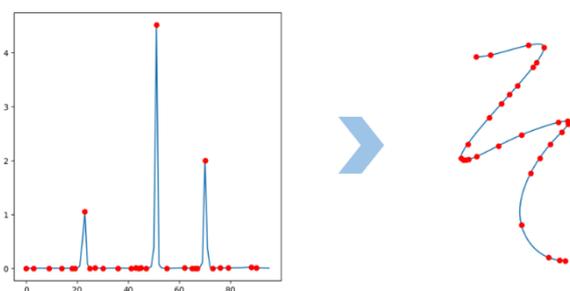


図 7 「そ」の曲率グラフにおける頂点

ここで、図 7 で抽出されている点から、x, y それぞれの時系列グラフにおける頂点でもある点を抽出すると、図 8 のように限定された数の特徴点が検出される。



図 8 「そ」の特徴点

補足として、折れやハネなどにおいて、曲率グラフの頂点と x, y の時系列グラフの頂点が完全に一致しない場合があるため、検出プログラムでは時系列上の検索範囲を-2~+2としている。

手順(2)に関して、類似度判定を行うために、各点の特徴量を示すパラメータを抽出する必要がある。今回は、表 2 に示す計 12 個のパラメータを定義した。時系列番号とは 100 個の点列のうち何番目であるかを指し、時系列距離とは点列においての間隔を指す。

表 2 各点を持つパラメータ

パラメータ	
1	時系列番号
2	x 座標
3	y 座標
4	ストロークの重心とのユークリッド距離
5	始点とのユークリッド距離
6	終点とのユークリッド距離
7	始点とのユークリッド距離/終点とのユークリッド距離
8	曲率
9	最も近い x 時系列の最大元までの時系列距離
10	最も近い x 時系列の最小元までの時系列距離
11	最も近い y 時系列の最大元までの時系列距離
12	最も近い y 時系列の最小元までの時系列距離

これを用いて、手順(1)で定義された特徴点を持つパラメータと類似度の高い点を、入力字形内から探索する。

平均文字と、手書き文字のサンプル 1 種に関して、条件 a~c を満たす点の検出精度を測定した。類似度に関して、ピアソンの積率相関係数、Cosine 距離、Jaccard 係数の 3 つの類似度判定手法を試行して、表 3 のような結果が得られた。検出された点が有効であるかどうかは、モデル字形と見た目上同じ位置において特徴点が発見されているかによって判断している。

表 3 特徴点の検出精度 (1)

	ピアソンの積率相関係数	Cosine 距離	Jaccard 係数
検出精度	83.15%	78.65%	62.92%

ストローク内のすべての点に対して類似度判定を行った結果、想定していた点と異なる位置に発見されることが多く、精度は 83.15% に留まっている。次に、モデルストローク内で定義されている特徴点は、x, y の時系列グラフにおける頂点であることを加味し、それらを候補点として事前に抽出し、その候補点に対して類似度判定による特徴点検出を行った。その結果を表 4 に示す。

表 4 特徴点の検出精度 (2)

	ピアソンの積率相関係数	Cosine 距離	Jaccard 係数
検出精度	94.38%	96.63%	52.81%

このように候補点を抽出し、それに対して類似度判定による特徴点検出すると、とりわけ Cosine 距離による類似度判定において 96.63% と非常に高い精度が得られている。よって今回は、候補点と Cosine 距離を用いた類似度判定によ

る特徴点の検出を行う。

ここまでの改め手順としてまとめると、次のようになる。

- (1) モデルストローク内で、曲率グラフの頂点であり、x座標群またはy座標群の時系列グラフの頂点でもある点を探し、「特徴点」と定義する。
- (2) (1)に類似する特徴を持つ点を、Cosine 距離による類似度判定を用いて入力ストローク内から探索する。

特徴点によって区切られた線を個別に分析することで、より正確なストロークの評価が可能となった。以後、特徴点によって区切られた線を「特徴線」と表現する。

● ストロークの評価項目

以上を踏まえ、ストロークの評価項目を次のように設定した。

- I. ストローク内の特徴線の長さ
- II. ストローク内の特徴線の形状
- III. ストロークの位置

IIの形状は、点列同士の平均ユークリッド距離によって判定する。IIIのストロークの位置は、モデル字形におけるストロークの位置との距離によって判定する。これらの項目は、モデル字形と類似性が高いほど「良い結果」と見なされる。

3.1.5 文字全体の分析

文字全体に関しては面積の分析のみを行う。ここでの面積とは、図9に示すような文字をちょうど囲むことができるような長方形の面積を指す。

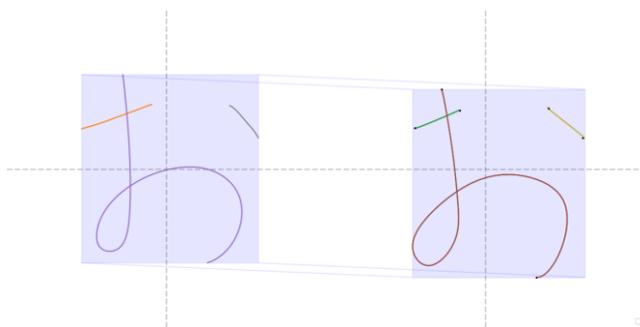


図 9 文字の面積

3.2 書写教育システム

練習効果の向上やモチベーションの維持に向けて、フィードバックを充実させた書写教育システムを構築する。学習者は、次のような手順で練習を行う。

- ① アカウント登録を行う。
- ② モデル字形を目標に、1回目の書写行為を行う。
- ③ 2回目以降は、前回の入力字形に関するフィードバックの内容を見ながら、モデル字形を目標に練習を行う。

アカウント登録を行うことにより、学習者の名前がデータベースに登録され、学習者ごとに練習の回数や状況が記録されていく。1回目の練習は、単にモデル字形を見ながら行い、2回目以降は、前回入力した手書き文字と、それに対するフィードバックが表示される。図10と図11に、1回目の練習と2回目以降の練習画面の例を示す。

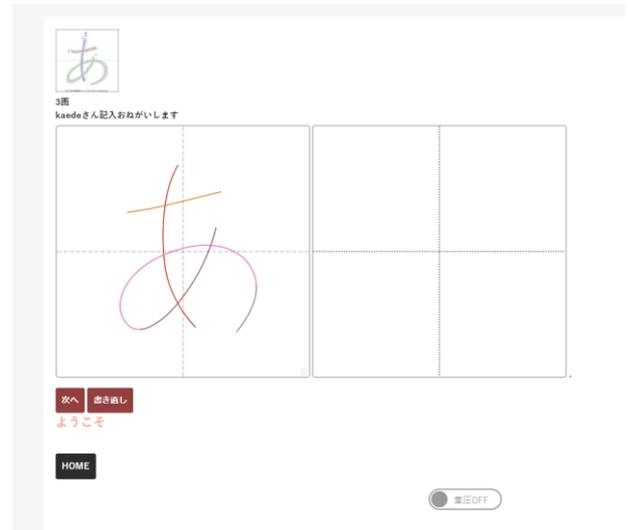


図 10 練習画面 1

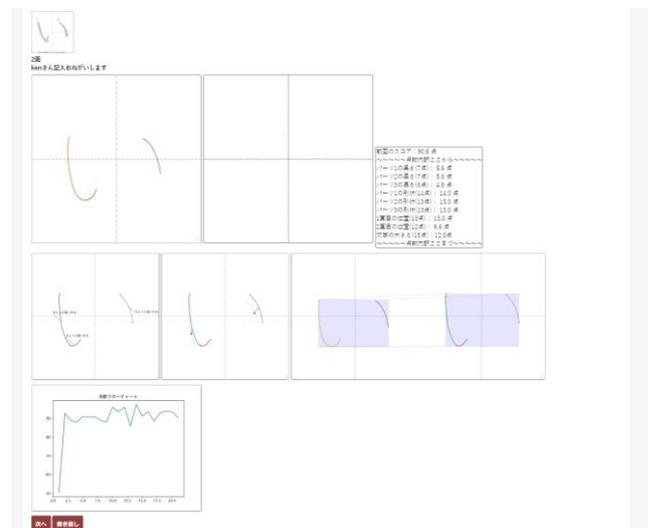


図 11 練習画面 2

フィードバックの内容に関して、本研究では、「各評価項目に関する採点結果」、「評価に関する図示」、「過去の採点履歴」の3つを提示する。各評価項目に関する採点結果は、個人特徴分析によって得られた値に関して閾値判定を行い、それを点数化したものである。評価結果に関する図示では、特徴線の長さに関する指摘の図、ストロークの位置に関する指摘の図、文字の大きさに関する指摘の図、計3つの図を提示する。最後に、過去の採点履歴は、過去の点数の変

動を可視化し、自身の到達率を把握できるようにしている。

4. 評価

提案システムの練習効果やモチベーション維持に関する有効性を検証するため、簡易的な評価実験を行う。

本研究で提案したシステムは、フィードバックの充実による練習効果の向上やモチベーション維持を期待している。そのため、評価実験として、本提案を利用した文字練習と、フィードバックがない文字練習の2つに関して、練習効果の向上に関する定量的比較、モチベーション維持に関する定性的比較を行う。フィードバックがない文字練習においても、目指すべき文字として平均文字によるモデル字形を採用している。

本実験では、文字の練習に意欲を持った実験協力者6人について、提案システムを用いた練習を行うグループ A(3人)とフィードバックのない練習を行うグループ B(3人)に分類した。そして、それぞれのグループで合計20回の手書き練習を行ってもらった。練習する文字はひらがなの「あ」、「い」、「う」、「え」、「お」の5つとした。

以下に、定量的評価及び定性的評価の方法を示す。

- 練習効果に関する定量的評価

ここでの練習効果とは、練習中の文字の上達度にあたる。詳しくは、各ストロークにおける「それぞれの特徴線の長さ」、「それぞれの特徴線の形状」、「位置」、文字全体における「面積」、この4つの項目に関しての総合的評価の変遷となる。

- モチベーションの維持に関する定性的評価

練習終了後、実験協力者に対してアンケート調査を行った。アンケートでは、自身の到達具合に関する認識や提示したフィードバックの評価、練習意欲及び目的意識をもって取り組むことができたかなど、モチベーション維持に関する質問を行った。

4.1 評価結果

図12は、それぞれの被験者ごとの「あ」の練習中の得点推移を示している。提案システムを利用して練習した左列の被験者の得点推移は、全体として増加傾向や得点の安定性が見られる。しかし、フィードバックのない練習を行った右列の被験者の得点推移は、明確な増加傾向や得点の安定性が見られない。これは、図13に示す各文字のグループごとの平均得点推移に関してもおおむね同様のことが言える。図12、図13に示すグラフは、横軸が練習回数、縦軸が得点である。

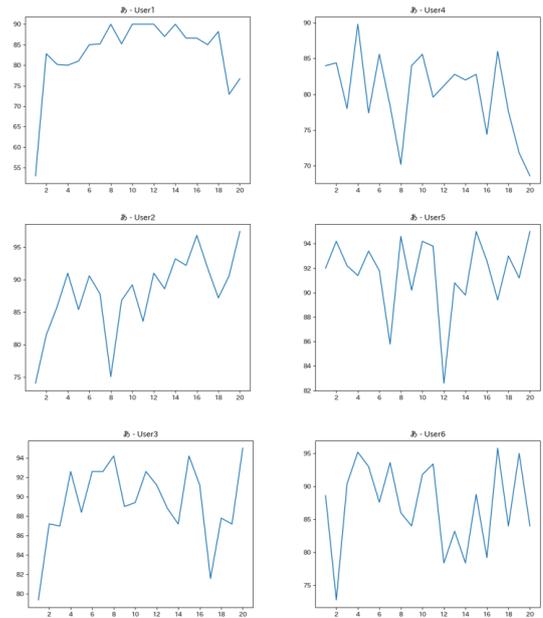


図12 「あ」の得点推移 (左列がフィードバック有り, 右列がフィードバック無し)

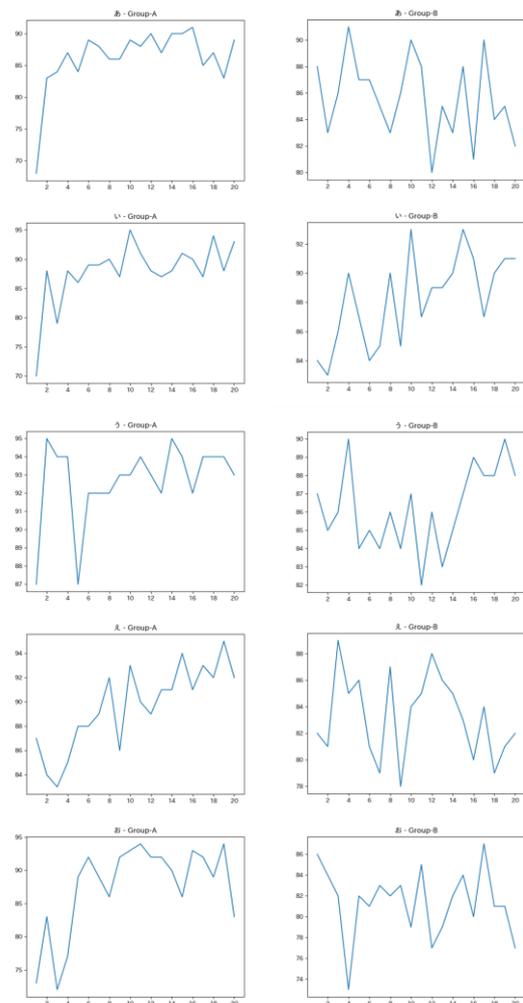


図13 各文字の平均得点推移 (左列がフィードバック有り, 右列がフィードバック無し)

また、アンケート調査の結果、提案システムを利用して練習を行った3名の被験者のうち、3名が上達できたと感じると答え、同じく3名が、「上達度合いが確認可能である」、「改善点を把握しやすい」等の理由からフィードバックが必要であり、フィードバックを受けて「もっと練習したい」と感じていた。一方、フィードバック無しの練習システムを利用した3名の被験者のうち、2名は自身の文字に関する上達を感じておらず、3名が「継続的にこの練習を行うことで自身の書写技能を向上させることができると考えるか」という質問に対して、「いいえ」と答えた。また、同様に3名が目的意識を持って練習に取り組むことができていなかった。

先述の結果から、今回の小規模実験においては、フィードバックを充実させた提案システムの利用は、書写に関して練習効果を向上させ、モチベーション維持にも繋がることが示された。

5. おわりに

本稿では、現代の書写教育に関する動向を踏まえ、手書き字形の特徴を考慮した分析及び評価を行い、その結果を学習者に分かりやすく伝えることで練習効果を向上させると同時に、モチベーション維持を目的とした文字の上達に関する成功体験や成長体験の提供を目指すシステムの提案を行った。

フィードバックとして点数や画像によるモデル字形との具体的な差異の提示を行うシステムを構築し、実際に利用してもらうことで、書字の上達度に関する定量的評価と、利用者に向けたアンケート調査による定性的評価を行った。結果として、従来のフィードバック無しの手法と比べて、フィードバックを充実させた提案手法の方が練習効果やモチベーションの維持に関して、有効な結果が得られた。

今後の展開として、特徴点抽出精度の向上、モデル字形の追加、実験手法の規模・パターンの追加などを行っていく予定である。

参考文献

- [1]文化庁：“小学校学習指導要領（平成29年告示）”，入手先
<http://www.mext.go.jp/component/a_menu/education/micro_detail/_icsFiles/afile/2019/03/18/1413522_001.pdf>（参照 2019-08-30）。
- [2]内閣府：平成26年度「国語に関する世論調査」の結果について，2014，入手先
<http://www.bunka.go.jp/koho_hodo_oshirase/hodohappyo/1409468.html>（参照 2019-05-30）
- [3]日ペン：日ペンのボールペン習字講座，入手先
<<https://www.gakubun.co.jp/lecture/a01.html>>（参照 2019-06-30）

- [4]ユーキャン：実用ボールペン字講座，入手先<<https://www.u-can.co.jp/実用ボールペン字/>>（参照 2019-06-30）
- [5]朱碧蘭，中川正樹：“オンライン手書き文字認識の最新動向”，電気情報通信学会誌 Vol.95, No.4, 2012, pp.335-340. (2012)
- [6]久保田夏美，新納真次郎，中村聡史，鈴木正明，小松孝徳：“ユーザに気づかせることなく書写技能を向上させる手法の提案”，情報処理学会研究報告 Vol.2016-HCI-169 No.5, pp.1-8. (2016)
- [7]武居典子，持田桂介，未代 誠仁，中川 正樹：“字形評価箇所を指示できる手書き漢字学習システム”，情報処理学会研究報告，pp.15-22. (2005)
- [8]芳野加奈子，高田雅美，天白成一，城和貴：“ニンテンドーDSを用いた書字学習トレーニングソフトの開発”，情報処理学会研究報告，pp. 81-84. (2005)
- [9]w3schools：“HTML Canvas Reference”
<https://www.w3schools.com/tags/ref_canvas.asp>（参照 2019-09-02）
- [10]中村聡史，鈴木正明，小松孝徳：“ひらがなの平均手書き文字は綺麗”，情報処理学会論文誌 Vol.57, pp.2599-2609. (2016)