

# ひとの評価にあった手書き文字の類似度評価手法の提案

新納真次郎<sup>†1</sup> 中村聡史<sup>†1</sup> 鈴木正明<sup>†1</sup> 小松孝徳<sup>†1</sup>

**概要:** これまで我々は手書き文字を数式として表現することで平均文字をつくり、利き手と非利き手の平均文字は類似するという特性を明らかにしてきた。その研究では、文字の点列同士のユークリッド距離を計算することで、類似しているかどうかを客観的に評価していたが、この指標だけでは文字の曲がり具合などが類似していたとしても、その評価には表れず類似しているかを判断するには不十分なものであった。そこで本研究では、点列のユークリッド距離で求める類似度の指標の他に、文字のストロークの曲率やバランスの類似度といった他の指標の追加をすることで評価手法の改善を行った。また、ひとの手書き文字の受け取り方を考慮するために、アンケートによって似ている文字と似ていない文字のサンプルを収集し、ひとの評価と一致するような指標の重みを明らかにした。

**キーワード:** 手書き, 手書き文字, 類似度, 評価手法

## 1. はじめに

コンピュータが高度に進歩した現代においても、キーボードなどを用いずに手書きを用いる機会は多くある。その例として、手紙や書類を作成する場面や、ノートやメモ、サインなどを書く場面などがあげられる。文化庁が2014年に実施した国語に関する世論調査によると、日常的に手書きを使用する機会があると答えた人は73%存在するということがわかっている[1]。また、株式会社ゼブラが行った調査[2]によると、日常生活において手書きが必要に感じるかどうかを問うアンケートでは、99%の人が少なからず必要であると答えており、手書きは現代においても必要不可欠なものであるといえる。

このような手書き文化をより良いものに発展させるために、ヒューマン・コンピュータ・インタラクションや、感性工学といったあらゆる分野で、手書きについての研究が多く行われている。その研究内容も様々であり、手書きについての特性を明らかにする研究や、その特性を活用しひとの手書きを支援する研究など多くある。

我々も、これまで平均文字、平均図形と呼ぶ複数回書かれた文字や図形の平均をとったものについて研究[3][4]を行ってきており、個人の平均文字や平均図形は、そのオリジナルの手書き文字や図形より高く評価されることや、個々の平均文字や平均図形より全体の平均文字や平均図形が高く評価されることを明らかにしてきた。また、[4]では非利き手で書いたものを平均化すると、利き手で書いたものに類似するという仮説をもとに、何パターンかの図形に対して似ているものを選んでもらうというアンケートを実施し、主観的に利き手と非利き手の平均文字は類似するということが明らかにしてきた。しかし、あらゆるパターンの文字や図形に対して検証を行うには、人手で評価を行っていくためコストが高いという問題があった。他にも、お手本文字との融合による手書き文字練習についての研究[5]では、ユーザの手書きスキルが上達したかどうかを我々

の主観によって判断してきた。このような評価は、主観に頼るために再現性のない結果になってしまい良いものとはいえないという問題があった。

このような主観による手書き文字の評価における問題を解決するために、定量的に手書き文字が類似しているかを、一画一画（以降ストロークと呼ぶ）をなす点列同士のユークリッド距離を求め、どれだけ近いかを評価することで解決してきた[6][7]。この手書き文字における類似度の指標を用意することによって、利き手と非利き手の平均文字の類似度の検証が可能になった。また、単純な文字の類似度だけではなく、先述した手書き文字練習における上達度のようなものにおいても、練習前に比べて練習後の文字がお手本にどれだけ近づいたかを計算することによって、定量化することが可能になった。しかし、このユークリッド距離による手書き文字の類似度評価手法では、類似度を正確に評価するには不十分な点いくつかあった。例えば図1のように、単純な文字の重ね合わせでは、ストロークが離れて距離が大きくなってしまったり、曲がり具合が考慮されにくい点、文字の縦横比が考慮されていない点などである。また、そもそもどういった文字がひとにとって似ていると思う文字なのかは明らかになっていないため、ユークリッド距離で類似度の評価が高いものが、ひとにとって似ていると思うものと一致するかはわからなかった。

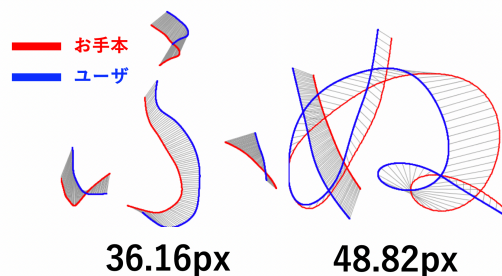


図1 ユークリッド距離だけでは悪かった例

<sup>†1</sup> 明治大学  
Meiji University.

そこで本研究では、ひとはどんな手書き文字を似ていると思うのかを推定可能とするため、ひとの手書き文字に対する捉え方を考慮した類似度評価手法を提案する。主観にあった手書き文字の類似度を計算することが可能になることで、先述した利き手・非利き手の手書き文字の類似性のような手書きの特性解明に関する研究や、手書き文字の上達度合いの定量化などに役立ち、手書き文化の発展に貢献できると考えられる。

また、この類似度評価手法をもとに、これまで行ってきた手書き文字の特性に関する調査を改めて行い、本研究の有用性を明らかにするとともに、手書き文字の特性解明に取り組む。具体的には、利き手と非利き手の平均文字の類似性に関する実験を、再度行うことで前研究のユークリッド距離による評価手法では不明瞭だった点を確認していく。また文字だけではなく、図形においても適用可能かを確認する。

## 2. 関連研究

これまでも手書き文字の特徴を定量的に評価する研究は多く行われている。まず、朴ら[8]は、手書き文字の「美しさ」を評価するために、ひとがひらがなの字形から感じる官能的要因を調査し、運筆動作や字形の特徴をもとに、主観評価と客観評価の関係性を調べている。この研究は、我々の研究に類似したものといえるが、我々は文字の「美しさ」ではなく、ひとが文字を見た時の類似を求めることを目的としている。また、ひらがなの「あ」における調査のみを行っているため、他の文字に対応できるかはわかっていない。

小林ら[9]は、文字および文字列の「読みやすさ」を定量的に評価する手法を提案しており、実際に文字の縦横比やストロークの長さ、文字列の間隔や中心位置、面積などといった「読みやすさ」を左右する要素をいくつか挙げ、それらの要素と「読みやすさ」の関係性を調査している。この研究についても、定量的に評価する対象が類似度という点で異なるが、本研究では文字列に対しては評価を行っていないため、今後文字と文字列における類似度評価の関係などを調べていく必要があると考えている。

「読みやすさ」に対して、「悪筆」の定量化を行っている研究[10]もあり、文字の特徴的な要素をいくつか用意し、ひとが評価した「悪筆」「良筆」のデータと照らし合わせることで、主観評価と客観評価の関係性を調べている。また、実際に 90.8%の精度で判別が可能だということも示している。一方、三好ら[11]は感性語によって、イメージが一致した手書き文字をひとは似ていると思うのかを調査しており、結果としては感性語だけでは似ている手書き文字を評価することは難しいということを示している。我々も手書き文字の定量化という観点で、ひらがなの「丸っこさ」を文字の数式表現および曲率計算によって定量化している

[12]。このような指標は、本研究における手書き文字の類似度においても利用できる可能性があると考えている。

## 3. 提案手法

本章では、手書きの数式表現の手法と、その数式をベースとした手書き文字の類似度計算方法と、ひとの評価にあった定量的な類似度評価手法について述べる。手書きの数式化には、これまでの研究[3][4][5][6][7][12]で用いていた、フーリエ級数展開による手書きストロークの数式化手法を用いる。また、手書き文字の類似度計算方法としては、以前[6][7]まで用いていたユークリッド距離による手書きの類似度評価手法に追加し、曲率グラフの差や文字のバランスの違いといったような、ひとの類似度評価に左右すると考えられる要素を挙げ、それらの数値を定量的に算出した。さらに、ここで挙げたいくつかの類似度評価の要素を、ひとが文字を見て似ていると評価した手書きデータと照らし合わせることによって、人の主観にあった手書き文字類似度に関する評価式を導出する。

### 3.1 手書き文字の数式化

手書き文字の数式化には、これまでの平均化手法や曲率算出に用いていた手法と同様のものを用いる。図2に示すように、ペンタブレットなどで入力された点列からなるストロークを、スプライン補間することにより点の数を増やし、このストロークを折り返して平面曲線とみなすことで、フーリエ級数展開により $t$ を媒介変数とした下記の式により表現する。

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

ただし $f(t)$ は

$$f(t) = \frac{a_0}{2} + \sum_{n=1}^{\infty} (a_n \cos nt + b_n \sin nt)$$

と表すことができる ( $g(t)$ も同様)。

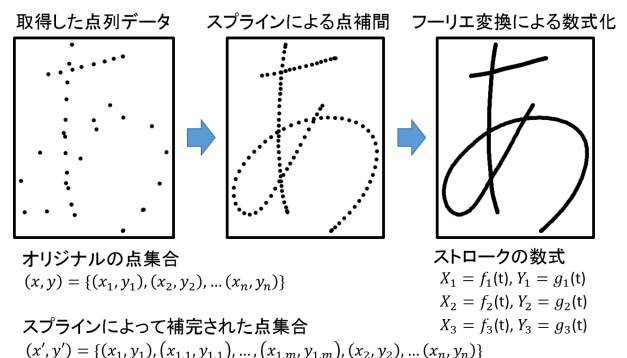


図2 文字の数式表現の生成手法成

なお、無限級数のままでは実際にその数式を扱うことができないため、十分収束していると思わせる次数までとした。また、この数式の値を $t$ の値が0から $\pi$ まで変化させて点をプロットすることにより、数式化された手書きストロークを描画することが可能となる。

### 3.2 手書き文字の類似度を求める定量的な手法

手書き文字が類似しているかどうかを表1に示す手法をもとに定義する．ここでは，それぞれの手法について述べていく．なおこれらの手法は，文字全体の大きさや位置を揃えるために，正規化の処理を行ってから適用した．手書き文字の正規化には，以前の研究[7]で用いていた，文字を矩形として捉えた時の縦横の長さともとの，大きさと位置を揃える手法を同様に用いた．

表 1 類似度を測るためのそれぞれの手法

$D_{point}$	文字全体で正規化した場合のストロークごとの点列座標の類似度の平均
$D_{norm-point}$	ストロークごとで正規化した場合のストロークの点列座標の類似度の平均
$D_{curve}$	各ストロークの曲率の類似度の平均
$D_{length}$	文字のストロークの長さの類似度の平均
$D_{area}$	文字のストロークごとの大きさの類似度
$D_{gravity}$	文字の各ストロークの重心位置の類似度
$D_{aspect}$	文字の横縦比の類似度
$D_{stroke-aspect}$	ストロークごとの横縦比の類似度の平均
$D_{balance}$	文字の中心からストロークの重心に伸びるベクトルのコサイン類似度の平均

文字全体で正規化した場合の文字間の点列の位置の類似度 $D_{point}$ は，以前の研究[6][7]で用いていたストロークをなす点列同士のユークリッド距離による手法を用いる．なお，ユークリッド距離を算出するにあたって，比較するストロークごとに点の数を揃え，等間隔で構成された点を用意する必要がある．そこで，3.1節で求めたフーリエ級数として表現された数式をもとに，図3のように等間隔で分割するような点列を抽出していく．

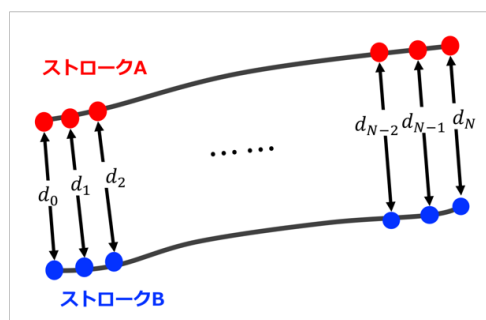


図 3 文字の数式表現の生成手法

点列については，逆フーリエ級数展開によって取得可能な大量の点から，等間隔となるようにして決定する．ここでは，どのストロークにおいても一律100分割するような点列（つまり，101個の点列）を求めた．ストローク間でこの各点のユークリッド距離を算出し，その総和を画数とス

トロークの長さで割ることで，単位距離あたりのユークリッド距離を求めることができ，その値を $D_{point}$ とした．実際に2つの平仮名「あ」の $D_{point}$ を算出した例が，図4に示した通りである．図中の灰色の斜線で示した部分が，実際にユークリッド距離を計算する時に使った点列同士を繋いだものであり，1本の線あたり平均28.98ピクセルの差を示していることになる．この値が小さければ小さいほど，2つの文字は類似したということが言える．

$$D_{point} = 28.98$$



図 4 ユークリッド距離の計算例

ストロークごとで正規化した場合の文字間の点列の位置の類似度 $D_{norm-point}$ では，まずストロークごとに大きさと位置をある一定の大きさと位置に揃えるような正規化を行う（ここでは大きさを $500 \times 500$ ，位置を $(250, 250)$ になるように固定した）．ここで，正規化されたストロークをもとにユークリッド距離を計算する．ユークリッド距離の算出については， $D_{point}$ と同様であり， $D_{norm-point}$ も各ストロークのユークリッド距離の平均値を求めている．この値についても，小さければ小さいほど，2つの文字は類似していると言える．

文字間の曲率の類似度 $D_{curve}$ の計算については，文字の各ストロークの曲率の求め方は，小松ら[12]のひらがなの丸さ度合いを定量的に表現する手法で用いていたものを使用する．ここでは，平面曲線に対して，曲率と呼ばれる各点で曲線がどの程度曲がっているかを表す量が定義され，その曲率は平面曲線の本質的な情報を全て含んでいる．ここで，3画のひらがな「か」から計算された100分割した各点における曲率を図5に示す．なお，曲線が反時計回りの際には曲率は正の値を示し，時計回りの際には負の値を示している．また，今回ペンタブレットで文字を入力してもらっていたため，紙などの摩擦などのギャップから始点と終点において，極端な折り返しが含まれていることが観測された．そのため，この折り返しは曲率グラフに対してノイズになりうると考え，最初の5点と最後の5点を除くことで解決した．ここで，曲線が時計回りの際には曲率は正の値を示し，反時計回りの際には負の値を示している．図5の「か」の曲率グラフに着目すると，2画目（オレンジ線），3画目（緑線）は比較的まっすぐな曲率グラフなの

に対し、3画目（青線）の曲率グラフは途中の折れ曲りの部分（20～70点目）において山と谷が続いており、最後のはねの部分（80点目あたり）で大きい山ができていることがわかる。文字間の、この曲率グラフの各点の差の絶対値を曲率の類似度 $D_{curve}$ としてみなす。この値についても、小さければ小さいほど、2つの文字は類似したと言える。

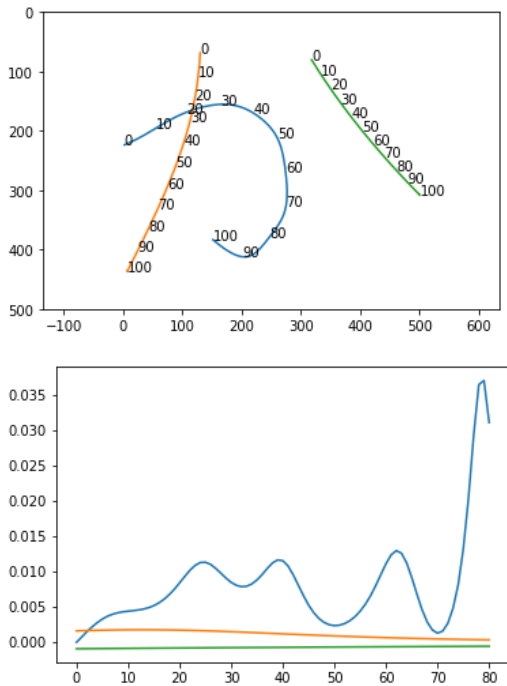
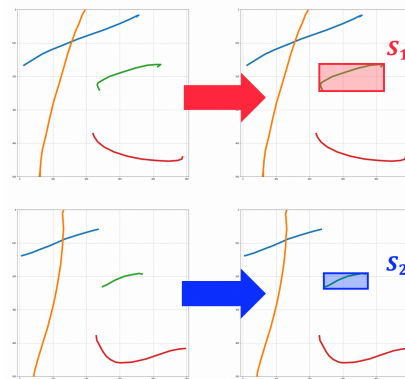


図 5 曲率グラフの作成例

文字間のストロークの長さの類似度 $D_{length}$ の計算は、ストロークの長さが $L_1$ ,  $L_2$ と与えられた時、大きい方の値から小さい方の値を割ったもの（つまり $L_1 > L_2$ の場合、 $L_1 / L_2$ ）を、類似度としてみなす。この値が1に近づけば近づくほど、2つの文字は類似していることになる。

文字間のストロークの面積の類似度 $D_{area}$ は、図6のように、ストロークに外接するような矩形を描いた時の、矩形の面積をストロークの面積とみなし、これらが $S_1$ ,  $S_2$ と与えられた時、大きい方の値から小さい方の値を割ったもの（つまり $S_1 > S_2$ の場合、 $S_1 / S_2$ ）を、類似度としてみなす。この値についても1に近づけば近づくほど、2つの文字は類似することになる。

文字間の各ストロークの重心の位置の類似度を表す $D_{gravity}$ は、まずストロークの重心座標を全ての点列のx座標、y座標それぞれにおいて足したものを点の数で割ることで求める、この重心の位置のずれがどれくらいあるかを、図7のように各ストロークにおいてユークリッド距離を計算することによって求める。全てのストロークにおける重心位置のずれの平均値を計算することで $D_{gravity}$ を定義する。この値が0に近づけば近づくほど、2つの文字は類似したということになる。



$$D_{area} = S_1 / S_2$$

図 6 文字の各ストロークの面積の類似度

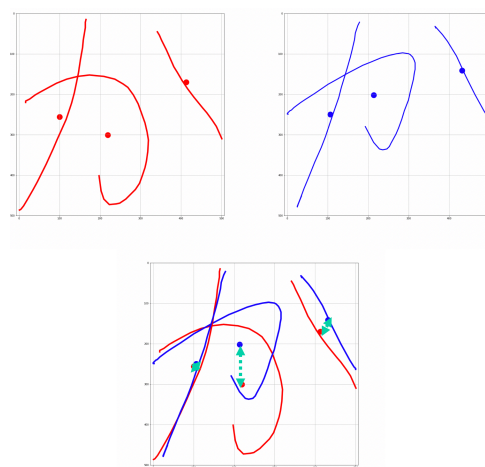


図 7 文字の各ストロークの重心の類似度

また、文字間の縦横非の類似度を示す $D_{aspect}$ では、図8のように文字全体に外接するような矩形を描いた時の、矩形の縦横それぞれの長さ $W$ ,  $H$ を求める。ここで求めた、矩形の縦の長さを横の長さで割った $w/h$ を文字の縦横比とし、文字間でこの縦横比が大きい方の値から小さい方の値で割ったものを、類似度としてみなす。つまり、この値が1に近づけば近づくほど、2つの文字は類似したということになる。ストロークごとの縦横比 $D_{stroke-aspect}$ の計算方法についても同様に求め、その平均値を計算することで実現していく。

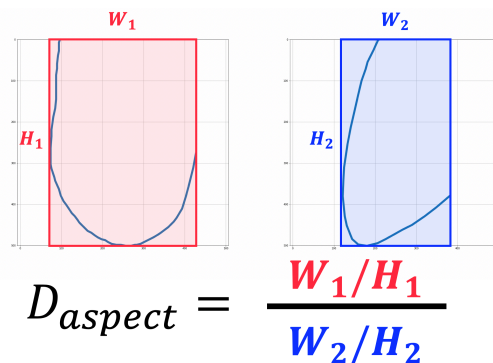


図 8 文字の縦横比の類似度

最後に、2画数以上の文字について、各ストロークがどの辺りに存在するかというバランスを定量化し、そのバランスの類似度を示す  $D_{balance}$  の計算方法について説明する。 $D_{balance}$  については、図9のように文字の中心から  $n$  画目のストロークの重心に伸びるベクトル集合をつくることで文字のバランスを定義し、文字間のこれらのベクトルのコサイン類似度の平均値を計算することで、文字のバランスの類似度を計算する。このようにすることで、各ストロークが文字の中心からどの方向にあるかの関係性を比較することができる。つまり文字の中心から  $n$  画目のベクトルを  $\vec{G}_n$  とした時、文字のバランスは

$$Balance = \{ \vec{G}_1, \vec{G}_2, \dots, \vec{G}_{n-1} \}$$

というベクトルの集合で表すことができる。ここで文字間のバランスの類似度  $D_{balance}$  は、 $\vec{G}_n$  同士のコサイン類似度を求め、その平均値を計算することで定義する。つまり、 $Balance_1, Balance_2$  が以下のような文字があった場合

$$Balance_1 = \{ \vec{G}_{1,1}, \vec{G}_{1,2}, \dots, \vec{G}_{1,n-1} \}$$

$$Balance_2 = \{ \vec{G}_{2,1}, \vec{G}_{2,2}, \dots, \vec{G}_{2,n-1} \}$$

その文字のバランスの類似度  $D_{balance}$  は、

$$D_{balance} = \frac{\cos(\vec{G}_{1,1}, \vec{G}_{2,1}) + \cos(\vec{G}_{1,2}, \vec{G}_{2,2}) + \dots + \cos(\vec{G}_{1,n-1}, \vec{G}_{2,n-1})}{n}$$

と表すことができる。

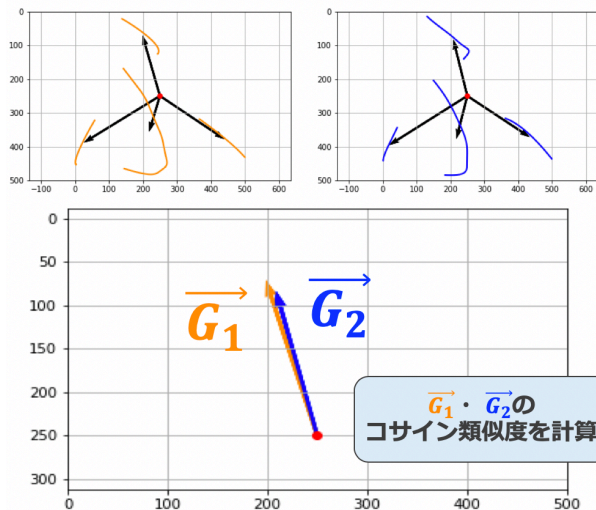


図9 文字のバランスの類似度

### 3.3 手書き文字類似度評価式の作成

後述する4章で収集する、ひとが感じる、似ている、あるいは似ていない手書き文字のデータセットをもとに、主観にあった類似度 (Similarity Score) を定義する。具体的には、

$$\begin{aligned} Similarity\ Score = & (w_1 \times D_{point}) + (w_2 \times D_{norm-point}) \\ & + (w_3 \times D_{curve}) + (w_4 \times D_{length}) \\ & + (w_5 \times D_{area}) + (w_6 \times D_{gravity}) \\ & + (w_7 \times D_{aspect}) + (w_8 \times D_{stroke-aspect}) \\ & + (w_9 \times D_{balance}) \end{aligned}$$

( $w_1 \sim w_9$  はそれぞれの指標をどれくらい重視するかという重み)

の式における、それぞれの指標の重み ( $w_1 \sim w_8$ ) を明らかにする。これらの重みを決定するために、3.2節で求めた各手法による手書き文字の類似度の計算結果を説明変数とし、主観的な手書き文字の類似度評価データセットを目的変数とする重回帰分析をすることによって、定量的な手書き文字の類似度評価式を求めていく。主観的なデータセットの収集については4章にて説明する。

## 4. データセット構築

ひとはどのような文字を類似していると思うのかを明らかにし、ひとの主観にあった手書き文字類似度評価式を導出するために、手書き文字のデータセット構築と類似度評価データセットを構築する。

### 4.1 内容と手続き

まず手書き文字のデータセット構築を行い、集められた手書き文字に対して、似ているかどうかの評価を被験者に行ってもらい。手書き文字データセットは、これまでに行った研究[6]で使用した、濁点と小文字を除くひらがな50音 (つまり合計で45文字) を10回ずつ書いてもらったデータセットをそのまま使用した。

集められた文字のうち実験協力者の評価によって似ている、あるいは似ていない文字のサンプルを集める。例えば、同じユーザが書いた文字は似ていると評価し、他のユーザが書いた文字は似ていないと評価すると考えられる。そこで、実験協力者に同一ユーザの書いた文字と他ユーザの書いた文字の類似度合いを評価させることによって、類似度に関する評価データセット構築を行った。なお、ひらがなの中でも特徴的な文字に絞って選定し、それらの文字に対して評価を行ってもらった。ここでは、急な曲がりが存在する文字、緩やかな曲がりが存在する文字、ストローク間のバランスが重要な文字という3つの基準に沿って、表2に示す10文字を選定した。また、なるべく画数に偏りがでないように選定を行った。さらに10回ずつ書いてもらった文字の中から、4回目と5回目に書いた文字を比較に用いた。これは、最初に慣れないペンタブレットを用いて書いた文字や、最後に疲弊して書いた文字に比べて、中間に書いてもらった文字が最も安定していると考えたからである。10人の4回目に書いた文字と5回目に書いた文字を比較に用いたので、1文字あたり  $10^2 = 100$  通りの評価を実験

協力者は行った。ここでは、図 10 に示す Web ページによって手書き文字が似ているか、似ていないかを 6 段階で評価してもらった。また、字形による特徴に基づいた評価を行ってもらうため、大きさや位置といった特徴を除いた正規化した手書き文字を表示した。なお 6 段階の評価には、下記に示す形容詞対と評価値を用いた。

- 非常に似ている (+5)
- 似ている (+3)
- 少し似ている (+1)
- あまり似ていない (-1)
- 似ていない (-1)
- 全く似ていない (-5)

類似度に関する評価データセット構築には、明治大学総合数理学部に所属する学生 27 名に協力してもらった。また選定した 20 文字を 5 群にわけ、4 文字を 1 セットとし、手分けして評価してもらうことで、1 セットにつき 18 名以上が評価したデータになった。なお、実験協力者には、謝礼金を後日支払うことを約束し、実験に参加してもらった。

表 2 類似度評価のために選定した 20 文字

特徴	選定した文字
急な曲がりが存在する文字	「え」「く」「そ」「る」「ん」
緩やかな曲がりが存在する文字	「し」「ね」「の」「ぬ」「む」
バランスが重要な文字	(2 画) 「う」「ら」 (3 画) 「あ」「か」「け」「さ」「を」 (4 画) 「た」「な」「ふ」

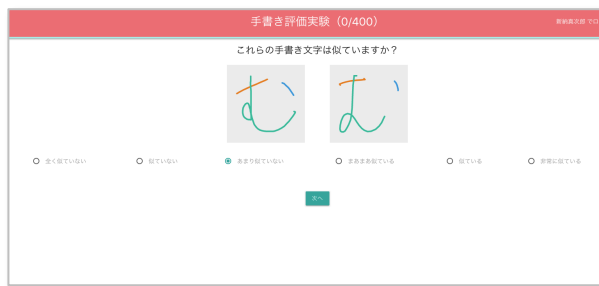


図 10 手書き文字類似度データセット構築システム

#### 4.2 構築結果

ここで得られた手書き文字類似度評価の結果の一部(「う」「か」についての評価)を、表 3、表 4 に示す。この表では、縦に 4 回目に書いた文字、横に 5 回目に書いた文字を並べており、それぞれの評価の平均値を示している。また、その平均値が 3 以上だったものを濃い赤、1 以上だったものを薄い赤、-1 以下だったものを薄い青、-3 以下だったものを濃い青、それ以外を白背景のセルで示している。表か

らもわかるように、同一ユーザが書いた文字は評価値が高く、他のユーザ間は値が低いものもあれば、高い箇所もある。また、画数が多い文字に関してはユーザ間で最も類似する傾向があった。

表 3 「う」の類似度評価データセットの結果

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
A	3.60	-1.40	-2.00	-1.60	2.50	0.14	-0.10	0.80	2.30	2.71
B	2.62	2.33	-1.00	1.29	0.81	0.62	-1.19	-0.60	2.10	1.19
C	-1.70	0.00	3.20	-2.90	-2.50	1.40	-3.38	-2.14	-2.00	-2.30
D	-1.10	-0.20	-2.43	1.86	-0.70	-0.80	-3.10	-0.05	-0.10	-0.60
E	1.19	-0.70	-2.14	0.43	2.81	-0.40	-2.60	0.14	2.30	2.20
F	2.62	-0.71	-0.90	-1.80	0.24	2.10	-1.80	-0.60	0.90	0.81
G	-1.57	-2.60	-2.70	-2.90	-1.90	-3.20	2.24	0.90	-2.10	-1.67
H	0.60	-1.48	-1.60	-2.05	0.70	-0.20	-1.30	1.70	0.70	-0.81
I	-1.20	2.00	0.20	1.90	-2.14	-0.40	-3.10	-1.40	0.10	-1.29
J	2.62	0.00	-2.62	-0.50	2.30	-1.00	-0.52	-0.05	2.40	2.24

表 4 「か」の類似度評価データセットの結果

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
A	4.43	-1.10	0.81	-3.38	-2.62	3.10	-0.14	-1.86	-3.29	-0.24
B	-1.29	3.57	-0.43	-3.48	-2.43	-1.86	-2.62	-1.67	-3.57	2.14
C	0.14	-1.29	2.33	-3.10	-3.00	0.33	-1.29	-2.62	-4.05	-0.24
D	-3.00	-3.95	-3.95	3.29	-3.86	-3.19	-4.24	-3.95	0.52	-3.48
E	-1.95	-2.05	0.33	-3.00	3.29	-1.38	-1.67	-2.33	-3.29	-0.71
F	2.05	-1.95	-0.52	-2.90	-2.62	3.19	-1.76	-1.76	-1.86	0.24
G	-1.76	-1.67	-0.24	-3.67	-0.43	-2.43	2.90	-1.48	-4.33	-0.90
H	-1.95	-2.81	-1.57	-3.20	-1.95	-0.81	-1.95	2.71	-3.67	-2.52
I	-0.43	-2.81	-3.50	-1.76	-4.33	-0.52	-2.90	-3.48	2.52	-2.52
J	-0.14	1.48	-1.57	-2.43	-1.95	-0.52	-2.90	-2.52	-2.81	2.71

#### 5. 主観的な手書き文字類似度評価式の算出

本章では、3 章で述べた提案手法をもとに、各手法によって算出した手書き文字同士の類似度の計算結果を説明変数とし、4 章で収集した主観的な手書き文字の類似度評価データセットをも目的変数とする重回帰分析をすることによって、主観にあった手書き文字の類似度の評価式を求めていく。なお、3 章でも述べた通り画数が 1 画のものについては文字のバランスは計算できない。また、1 画の時は  $D_{point}$  と  $D_{norm-point}$ 、 $D_{aspect}$  と  $D_{stroke-aspect}$  は同じ値になるため、 $D_{point}$  と  $D_{aspect}$  とだけ考える。そこで、1 画と 2 画以上の文字で分けて重回帰分析を行い、それぞれの評価式を算出する。また、収集したデータセットの中には、極端に似ている文字の評価(評価値 5 のもの)が少なかったため、類似度の評価が最も高くなるであろう文字として、同じ文字を追加し、3.2 節におけるそれぞれの手法の評価値が理想の値になるように重回帰分析を行なった。

### 5.1 手書き文字の類似度算出のための評価式

まず、1画のひらがなにおいて重回帰分析を行なった時、その類似度を算出する評価式は、

$$\begin{aligned} \text{Similarity Score} = & 8.480 - 0.047 \times D_{\text{point}} - 2.879 \times D_{\text{curve}} \\ & - 1.105 \times D_{\text{length}} - 1.536 \times D_{\text{area}} \\ & - 0.029 \times D_{\text{gravity}} - 1.930 \times D_{\text{aspect}} \end{aligned}$$

になった。このときの重相関は  $R=0.872$  となっており、強い相関があることがわかる。また、2画数以上のひらがなにおける類似度を算出する評価式は、

$$\begin{aligned} \text{Similarity Score} = & 8.506 - 0.036 \times D_{\text{point}} \\ & - 0.015 \times D_{\text{norm-point}} - 41.315 \times D_{\text{curve}} - 0.284 \times D_{\text{length}} \\ & - 0.192 \times D_{\text{area}} - 0.025 \times D_{\text{gravity}} - 1.751 \times D_{\text{aspect}} \\ & - 0.155 \times D_{\text{stroke-aspect}} + 0.284 \times D_{\text{balance}} \end{aligned}$$

とになった。このときも重相関は  $R=0.906$  となっており、こちらも強い相関があることがわかった。したがって、これらの式を用いそれぞれ指標の数値を当てはめることによって、ひとの主観にあった手書き文字の類似度を算出することが可能になった。

### 5.2 精度の検証

我々の過去[3]の研究でも明らかのように、あるひとの手書き文字を平均化すると、徐々に同じものとなっていく。つまり、ある文字について独立した5回ずつの手書き文字があり、その平均文字を生成すると、それは類似したものになると考えられる。そこで、実際にデータセット構築で集められた10回の手書き文字データのうち、偶数回目に書かれた5文字を平均化したものと、奇数回目に書いた5文字を平均化したものを用い、ユーザ間で似た文字を比較することで、5.1節で求めた手書き文字の類似度評価式によって正しく評価可能かどうかを確認していく。

表5は、提案する類似度評価手法によって、ユーザ間の「あ」の類似度を計算した結果をそれぞれのセルに示している。なお、縦にユーザそれぞれが偶数回目に書いた文字の平均文字を並べており、横にユーザそれぞれが奇数回目に書いた文字の平均文字を並べている。また、3以上の評価値になったものを赤で示しており、-1.5以下の評価値になったものを青で示している。この結果を見ると、綺麗に対角線に類似度が高くなっており、同一ユーザの平均文字は類似していることがわかる。

次に、全ての文字において、評価手法によって同一ユーザの文字を判定できていたかについての精度の計算を行ったところ、99.5%の精度で判定することができていることが確認できた。なお、このわずかに判定できなかったものは、ひらがなの「も」であり、詳細を確認したところ「も」の書き順に一部おかしいものがあったことが原因として考えられる。そのため、こうした書き順の問題がない場合は確実に判定できているといえる。

以上の結果より、この手書き文字の類似度算出のための評価式は十分な精度で手書き文字の類似度を算出可能であ

ると考えられる。

表5 ユーザの偶数回目に書いた文字の平均文字と奇数回目に書いた文字の平均文字の類似度

		あ	あ	あ	あ	あ	あ	あ	あ	あ	
0	あ	5.8974	1.4533	1.4755	1.1579	0.4905	1.0475	0.3698	0.0388	0.1847	0.7289
1	あ	1.711	4.4415	1.6592	0.4601	-0.3782	2.2391	0.1935	-0.6865	0.8509	1.3482
2	あ	1.5524	1.773	4.3753	1.0925	0.9051	2.4641	1.9648	1.3011	-0.0326	1.5574
3	あ	0.8485	0.3207	1.1781	4.0994	1.0686	0.3261	0.3065	-0.1123	-0.4656	0.3425
4	あ	-0.1156	-0.5936	1.1088	0.8688	4.3239	-0.3385	1.4133	1.1624	0.2183	0.3392
5	あ	1.1607	2.091	1.9968	-0.0813	-0.6918	4.206	0.7563	-0.2378	-0.2345	1.1723
6	あ	0.3196	0.1226	1.86	0.0401	0.8667	0.9333	4.9479	1.0125	-0.3426	0.9654
7	あ	-0.1597	-0.5518	1.7876	-0.1119	1.2516	0.5086	1.7622	4.2307	1.5022	-0.3612
8	あ	-0.6468	0.4832	-0.4665	-0.6034	0.4287	-0.2584	-0.5748	4.2947	4.9988	0.9032
9	あ	0.2794	1.2433	1.22	0.2297	-0.0381	1.2508	0.6439	1.0388	0.3745	4.2101

### 6. 評価式を用いた手書きの特性客観化の検討

ここでは5章で導出した評価式を用い、これまでに取り組んできた複数の手書きに関する研究について客観的に評価を行うことで、手書きの特性について検討を行う。

これまでの研究において、利き手の手書き文字と、非利き手の手書き文字はそれぞれ平均化することにより類似することを主観的な評価によって明らかにしてきた[6]。しかし、客観的な評価手法ではその類似を比較できていなかった。そこで、これまで行ってきた利き手と非利き手の平均手書き文字の類似性について、本提案手法によって再び検証を行なった。ここでは、[6]で構築した利き手で書いた10回の手書き文字を平均化したものと、非利き手で書いた10回の文字を平均化した文字の類似度を算出した。その結果、10人の中から51.4%の精度で同一人物を判定できていた。期待値は20%であるため、それよりは良い精度だったが、十分な精度とは言えない。今回精度が悪かったのは、手書き文字を書く際に、利き手と非利き手とで、書き順が異なってしまうことがあったことや（書き順は補正したものの、書き順が違うために傾きなどがいびつになっていることがあった）、傾きが生じていることも原因の一つとして考えられる。この点については、傾きも考慮した指標を導入することにより改善を行っていくことが考えられる。

また、本評価手法は、手書き文字だけでなく手書き図形にも応用可能であると考えられる。同じく我々の過去の研究[4]において、利き手の平均図形が、非利き手の平均図形と類似することを主観的な評価により明らかにしてきた。

そこで、[4]において構築した手書き図形に関するデータセットを用い、12人の利き手による平均図形が、同12人の非利き手による平均図形とどの程度一致するかについて検証を行った。その結果、93.1%という高精度で同一人物の利き手と非利き手を判定できていた。主観評価では66.7%の精度で同一人物の判定を行っていたことから、主観評価より高い精度で同一人物判定を行えたことがわかる。このことより、ひとの手書き図形は客観的に見ても類似していると言えるうえ、手法の精度も高いと言える。なお、手書き文字に比べ、手書き図形がより良い結果となっていたのは、ストローク数が多いことと、傾きなどの影響が出にくかったことが考えられる。表6が、その結果の一部である。

表6 手書き図形の類似度評価手法による判定結果

コックさん

0		0.7202	-0.158	0.3245	0.6525	0.147	-0.3959	-0.5501	-0.5605	0.2452	0.6227	-0.8439	0.3403
1		0.4111	0.3157	0.5112	0.5759	0.0146	0.4061	-0.4249	0.5007	0.3295	0.168	0.027	0.2032
2		0.0019	0.865	0.6141	0.8501	0.7043	0.8431	0.0479	0.4639	0.1882	0.3546	0.6598	0.34
3		0.0182	0.5772	0.2274	0.5983	-0.0018	0.7085	0.4456	0.2597	0.2691	0.773	0.5014	-0.2769
4		0.3222	0.8405	-0.1096	0.006	0.0034	0.0155	-0.7122	-0.5155	0.2113	-0.2461	0.333	-0.3041
5		-0.439	0.6597	0.3393	0.2758	0.36	0.3338	0.2161	-0.8384	-0.25	0.5914	0.2461	0.3007
6		0.114	-0.0095	-0.5566	0.0221	-0.3212	-0.2204	0.3635	-0.7686	0.3939	-0.223	0.3601	-0.4018
7		0.3865	0.2035	-0.4469	0.4794	-0.5103	-0.4227	0.0159	0.2476	0.4612	0.7544	-0.7717	0.4406
8		0.2164	-0.1186	0.1514	0.3748	0.0583	0.4916	0.7117	0.5133	0.325	0.1417	-0.1208	0.2486
9		0.1621	0.3062	-0.2358	0.7182	-0.5202	0.2613	-0.7633	-0.1854	0.3154	0.6665	-0.4409	-0.3965
10		-0.3664	0.5012	0.0559	-0.2267	-0.2311	0.1861	0.0495	-0.3939	-0.8825	0.5536	0.3883	0.2881
11		0.1099	0.9001	-0.4342	0.3644	-0.4369	0.5919	-0.9594	0.0576	0.172	-0.2789	0.5652	0.3153

## 7. おわりに

本研究では、手書き文字の定量的な解析手法の1つとして、ひとの手書き文字に対する捉え方を考慮した類似度評価の手法の提案を行った。これによって、ひとが似ていると思う手書き文字とはどういうものなのかを明らかにし、定量的にひとが思う手書き文字の類似度の算出が可能になった。また、重相関  $R=0.872, 0.906$  と高い値となっており、十分な精度で判定することが可能となった。さらに、偶数回と奇数回の平均手書き文字が99.5%の精度で一致することを判定できており、そもそも平均手書き文字は安定していくこと、そして評価式が正しいことを明らかにした。

また、実際にこれまで行ってきた手書き文字の特性に関する調査に本手法を適用することで、本研究の有用性の検証を行った。ここでは、実際に利き手と非利き手の平均文字の類似性に関する実験と、利き手と非利き手の平均図形の類似性に関する実験を実施し、それぞれ51.4%と93.1%

という結果が出ていた。このことより、利き手と非利き手の平均文字については、類似度が高い結果となっていた。このことより、利き手および非利き手の平均図形は一致することが明らかになったが、平均文字については多少のブレがあることがわかった。

今後はひとごとの評価のぶれを抑えるために、ひとの評価の正規化や、今回用意できなかった文字の傾きや曲率の最大値や最小値、分散といったより多くの指標を用いて精度の改善をしていく必要があると考えている。また、今回の類似度評価手法を用い、さらなる手書きの特性解明を行うとともに、手書きを支援するためのアプリケーションなどに応用していく予定である。

**謝辞** 本研究の一部は、JST ACCEL ( Grant 番号 JPMJAC1602 ) の支援を受けたものである。

## 参考文献

- [1] “文化庁: 平成26年度「国語に関する世論調査」の結果について”  
[http://www.bunka.go.jp/tokei\\_hakusho\\_shuppan/tokeichosa/kokugo\\_yoronchosa/pdf/h26\\_chosa\\_kekka.pdf](http://www.bunka.go.jp/tokei_hakusho_shuppan/tokeichosa/kokugo_yoronchosa/pdf/h26_chosa_kekka.pdf), (参照 2018/12/18).
- [2] “手書きに関する意識調査”  
<https://www.zebra.co.jp/press/news/2014/0918.html>, (参照 2018/12/18).
- [3] 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 エンタテインメントコンピューティング特集号, 2016, vol. 57, no. 12, p. 2599-2609.
- [4] Niino, S., Nakamura, S., Suzuki, M., and Komatsu, T. Analysis of Average Hand-drawings and Its Application. 9th International Conference on Intelligent Technologies for Interactive Entertainment. 2017, LNICST 215, p.34-48.
- [5] 久保田夏美, 新納真次郎, 中村聡史, 鈴木正明. Mojivator: 手書き文字の自動融合により書きたくなる練習支援システム. 第24回インタラクティブシステムとソフトウェアに関するワークショップ (WISS2016), 2016.
- [6] 佐藤大輔, 新納真次郎, 中村聡史, 鈴木正明. 利き手・非利き手の平均手書き文字における類似性の検証. 研究報告ヒューマンコンピュータインタラクション, 2018, vol. 176, no. 20, pp. 1-8.
- [7] 菅野一平, 新納真次郎, 久保田夏美, 中村聡史, 鈴木正明: 手書き文字練習における指・ペン間での書写技能向上性に関する調査, ヒューマンインタフェースシンポジウム, 2018.
- [8] 朴五順, 野中誉子, 西脇剛史, 前川善一郎, 森本一成, 黒川隆夫. 平仮名の美しさに関する主観的及び客観的評価. 感性工学研究論文集, 2005, vol. 5, no. 2, p. 63-69.
- [9] 小林享生, 田代裕子, 齊藤剛. 手書き文章における“読みやすさ”の定量的な評価システムの開発. 第15回情報科学技術フォーラム, 2016, pp. 79-80.
- [10] 渡邊 洋一, 猿田 和樹. 悪筆の構造: 手書き漢字の読みやすさの定量化. 電子情報通信学会技術研究報告. 2001. vol. 101, no. 513, pp. 57-62.
- [11] 三好正純, 下塩義文, 古賀広昭, 内村圭一. 感性語による手書き文字のイメージ類似度評価. 映像情報メディア学会技術報告. 2000. vol. 24.51, p. 1-8.
- [12] 小松 孝徳, 中村 聡史, 鈴木正明. 「ひらがなはカタカナよりも丸っこいよね?」: 文字の数式表現および曲率の利用可能性. 研究報告ヒューマンコンピュータインタラクション, 2014, vol. 159, no. 7, pp. 1-9.