

2018 年度 修士学位請求論文

ひとの文字の捉え方を考慮した
手書き類似度評価手法の提案と応用

明治大学大学院先端数理科学研究科

先端メディアサイエンス専攻

新納 真次郎

Master's Thesis

A Method to Evaluate Similarity of Handwritings
Considering the Way People Perceive
Handwritings and Its Application

Frontier Media Science Program,

Graduate School of Advanced Mathematical Sciences,

Meiji University

Shinjiro Niino

概要

コンピュータが普及し、様々な入力デバイスが登場した現代においても、手書きを行う機会は多くある。また、手書きを従来のものよりも良いものにするために、手書きを元々書いたものよりも綺麗に見せるための研究や、高速な入力を可能にする研究、ひとの手書きの能力を向上させる研究といったような様々な研究が取り組まれている。また、そもそもひとの手書きとはどういったものなのかという手書きの特性を明らかにすることで、先述した手書きを支援する研究などに橋渡しをする研究も多くある。

これまで我々も手書き文字、または手書き図形を数式として表現することで、複数の文字、図形の平均をとった平均文字、平均図形と呼ぶものをつくり、それらについての特性の調査を行ってきた。具体的には、手書きを平均化したものは実際に書いたものよりも綺麗になるということを明らかにした研究や、利き手と非利き手の平均文字、平均図形は類似するといったことを明らかにした研究などがその例として挙げられる。また手書きの特性の調査のみならず、実際にこの手書きの平均化の特性を活かし、実際にひとの手書きを支援する研究も行ってきた。たとえば、文字や図形を描く上での試行錯誤を平均化することによって、ひとの手書きを綺麗にするドローイングツールや、文字や図形を練習する上でのひとの手書きをお手本と融合することで、練習に対するモチベーションを維持しながらひとの手書き能力を向上させるアプリケーションの提案を行った研究が挙げられる。しかし、ここで挙げた一部の研究における特性や有用性を検証するための評価実験では、手書きという抽象的なものを扱っている以上、主観的な評価をせざるを得ない部分があり、客観性や再現性に欠けるものになっていた。また、そういった問題を解決するために、手書き文字や図形の類似という観点で定量的に評価することも行っており、利き手と非利き手の平均文字、平均図形の類似度を調べることや、練習前に書いた文字と練習後に書いた文字の、お手本との類似度を求めることによって、練習による上達度合いを評価することなどを行ってきた。しかしこれらの研究では、手書きの 1 画 1 画を構成する点列同士のユークリッド距離が手書き文字の類似度と一致するという前提で、ユークリッド距離のみによる類似度評価を行っており、実際にひとの主観と一致するかどうかは明らかではなかった。我々の仮説として、ひとが感じる手書き文字の類似には、点列同士の距離だけでなく、手書きの 1 画 1 画の曲がり度合いや、文字のバランスといった他の要素も大きく関わっていると考えた。

そこで本研究では、点列のユークリッド距離の指標の他に、文字の 1 画 1 画の曲率やバランスなどの他の類似度に関する指標を用いることで、多面的に手書き文字の類似度を評価する方法を提案する。また、ひとの手書き文字の捉え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データセットを収集し、ひとの評価と一致するようなそれぞれの類似指標の重みを明らかにする。実際には、1 画の文字におけるひとの文字の捉え方を考慮した類似度 (*Similarity Score*) は、

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

(ただし, S_{point} : ユークリッド距離, S_{curve} : 曲率の差,
 S_{length} : ストロークの長さ比, S_{area} : ストロークを外接する矩形の面積比,
 S_{aspect} : アスペクト比の類似度, C_{gravity} : 重心の距離とする)

になり, 2 画以上の時は,

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

(ただし, C_{point} : 文字全体のユークリッド距離, C_{aspect} : 文字全体の縦横比,
 C_{balance} : 文字全体のバランスの類似度とする)

という計算式から導くことが可能になった.

また, この手書き文字類似度評価手法を用い, 改めて利き手と非利き手の平均文字, 平均図形の類似性の特性についての調査をすることで本提案手法の有用性を示す. さらに, 別の応用可能性についても述べることで汎用性を示す.

本研究の貢献をまとめると,

- ひとの手書き文字の捉え方を考慮した類似度の評価式を導出した
 - 本提案手法によって利き手・非利き手の平均文字・平均図形の類似性を明らかにした
 - 本提案手法の応用可能性を示した
- の 3 つである.

Abstract

While computers have become common and various input devices have been developed, there are still many opportunities to use handwriting. There are many studies about handwriting to make handwriting better, research to make one's handwriting more beautiful than the original one, research that enables high-speed input, and research to improve user's handwriting skills. In addition, there are also many studies that clarified what the characteristics of handwriting are in the first place to support those researches on handwriting.

So far, we have conducted researches on averaged handwriting, in which handwritings are expressed as mathematical expressions and are averaged, and investigated their characteristics. Specifically, we clarified that averaged handwritings will be more beautiful than original ones, and averaged handwritings by dominant hands and those by non-dominant hands are similar. In addition, we have carried out researches to support handwriting. For example, we proposed a drawing tool that averages trials and errors in writing characters and drawing figures in order to beautify handwritings, and the practice system that improves the user's handwriting by combining their handwritings and model handwritings while maintaining the user's motivation to practice. However, for some of the researches introduced here, it was pointed out that their evaluation experiments lacked objectivity and reproducibility since handwritings are highly abstract and often need to be subjectively evaluated. In order to solve such problems, we also quantitatively evaluate handwritings. For instance, we examined the similarity between the average characters written with dominant hands and those written with non-dominant hands. We also evaluated the degree of improvement in handwriting practice by calculating the similarity score between handwritings before or after practice and model of handwriting. However, in these researches, similarity is evaluated only by the Euclidean distance on the premise that the Euclidean distances between points constituting strokes of handwritings is corresponding to the similarity of handwriting, and in fact, it was not clear whether it corresponds to subjectivity. Therefore, we hypothesized that not only the distance between strokes but also other factors such as the degree of curvature of strokes and the balance of a character would largely affect the way people would perceive similarity of handwritings.

Therefore, in this research, in addition to the Euclidean distance of strokes, we evaluate the similarity of handwriting in many ways by using other similarity evaluation methods such as curvature of strokes and balance of a character. Also, in order to consider the way people perceive handwritings, we conducted a questionnaire to collect data of characters that are similar and characters that are not similar and clarified importance of each similarity

evaluation method that matches one's evaluation. In fact, the similarity score considering the way people perceive handwritings is possible to derive from the formula as follows:

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

(S_{point} : the Euclidean distance of strokes, S_{curve} : the difference of curvatures of stroke,
 S_{length} : the similarity of lengths of stroke, S_{area} : the similarity of areas of stroke,
 S_{aspect} : the similarity of aspects of stroke,
 C_{gravity} : the Euclidean distance of gravities of stroke)

When there are more than two strokes, it is possible to derive from the formula as follows:

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

(C_{point} : the Euclidean distance of character,
 C_{aspect} : the similarity of aspects of character, C_{balance} : the similarity of balance)

We also showed the effectiveness of our proposed method by investigating the similarity of averaged handwritings by dominant hands and those by non-dominant hands again. Furthermore, we also showed versatility by describing another application possibility.

To summarize, the contributions of this research are as follows:

- We derived an evaluation formula of similarity considering the way people perceive handwritings.
- We clarified the similarity between the averaged handwritings by dominant hands and those by non-dominant hands.
- We showed the applicability of this proposed method.

目次

第1章	はじめに	7
1.1.	手書きの機会とその必要性.....	7
1.2.	手書き研究の取り組みと主観評価による問題	7
1.3.	本研究の目的	9
1.4.	本稿における構成	10
第2章	関連研究	11
2.1.	手書きの定量的な評価に関する研究	11
2.2.	類似度に関する研究	12
2.3.	手書きの特性解明に関する研究	13
2.4.	手書き文字認識に関する研究.....	14
2.5.	手書きの支援に関する研究.....	16
2.6.	手書きの拡張に関する研究.....	18
第3章	データセット構築	19
3.1.	手書き文字データセット構築.....	19
3.2.	類似度評価データセット構築.....	20
3.3.	構築結果.....	21
第4章	手書きの数式化手法.....	25
第5章	手書き文字の類似度に関する指標	27
5.1.	ストロークの類似に関する指標	28
5.1.1.	ストロークの座標の類似度 <i>Spoint</i>	28
5.1.2.	ストロークの曲率の類似度 <i>Scurve</i>	29
5.1.3.	ストロークの長さの類似度 <i>Slength</i>	31
5.1.4.	ストロークの面積の類似度 <i>Sarea</i>	32
5.1.5.	ストロークの縦横比の類似度 <i>Saspect</i>	33
5.2.	文字全体の類似に関する指標.....	33
5.2.1.	文字全体の座標の類似度 <i>Cpoint</i>	33
5.2.2.	各ストロークの重心座標の類似度 <i>Cgravity</i>	34
5.2.3.	文字全体の縦横比の類似度 <i>Caspect</i>	35
5.2.4.	文字全体のバランスの類似度 <i>Cbalance</i>	35
第6章	主観的な手書き文字類似度評価式と精度検証.....	37
6.1.	類似度評価式の導出	37
6.2.	精度の検証	38
第7章	手書きの特性解明への適用と応用可能性.....	40

7.1.	手書きの特性解明	40
7.2.	応用可能性	42
7.2.1.	お手本との違いを自動的に明示可能な手書き練習システム	43
7.2.2.	自動筆跡鑑定	43
7.2.3.	手書きの個性の抽出および再現	44
7.2.4.	手書きのさらなる特性解明	44
第8章	おわりに	46
8.1.	本研究のまとめ	46
8.2.	今後の課題	47

第1章 はじめに

1.1. 手書きの機会とその必要性

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行う機会は多くある。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挙げられる。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ひとは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%のひと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言える。しかし、コンピュータやスマートフォンなどの簡単に文字入力が可能になった媒体の普及によって、手書きをする機会がこれまでに比べて減っていることも事実である。株式会社ゼブラが行った、学校や家庭などにおける子供の手書きの機会を問うアンケート調査[3]によると、自身が子供の頃に比べて手書きする機会が減っていると答えたひとが71%もいるという結果を示している。このような傾向を受けて、将来的には手書きがタイピングに置き換わるだろうという声もあるが、我々は手書きが将来的に失われることはないと考えており、ひととコンピュータがより協調的に関わっていく形に変わっていくが、手書きという形式自体は残り続けるだろう。実際に、Matayoshi ら[4]はひとの手書き文字をコンピュータによって個性を残したまま綺麗にするシステムを提案していることや、2.5節で後述するようなひとの手書きをコンピュータによって支援する研究は多くあり、こういったシステムのように従来の手書きをより良くしていくものが今後も増えていくと考えている。また、手書きがなくなることはない考える裏付けとして、ゼブラの同アンケート調査[3]の結果によると、PCやスマートフォンなどの普及によってタイピングで文字入力をするが増えているが、文字を手書きするという行為が将来なくなることはないと答えたひとは全体の78%もいることが挙げられる。さらに、Dzulkhiflee ら[5]の研究によると、手書きとタイピングを比較した時に、手書きの方がタイピングに比べて学習効果や柔軟性が高いという利点も明らかになっている。このようなことから手書きはいかなる時代であっても実用的であり、今後も生活する上で手書きは必要不可欠な行為であると考えられる。

1.2. 手書き研究の取り組みと主観評価による問題

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[32-43]

や、その特性を活用しひとの手書きを支援する研究[57-77]など多くある。中村らは、図 1.1 (a) に示すような平均文字と呼ぶ複数回書かれた文字の平均に関する研究[6]を、また我々は図 1.1 (b) に示すような平均図形に関する研究[7]を行ってきた。そこでは、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、[7]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図形は類似するということを明らかにしてきた。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・図形練習についての研究[8,9]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、手書きという抽象的なものを扱っている以上、主観的な評価に頼らざるを得なく、客観性や再現性のない結果になってしまうという問題があった。

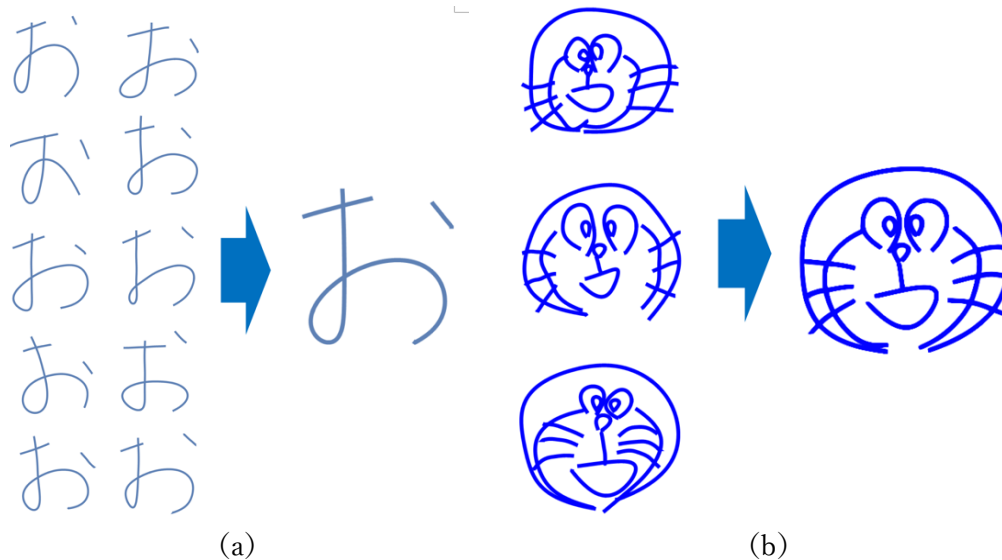


図 1.1: 平均文字・平均図形

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、1画1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[10,11]。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がいくつかあった。たとえば図 1.2 はユーザの書いた文字とお手本の文字のユークリッド距離を計算したものになるが、単純な文字の重ね合わせによるユークリッド距離の計算では、形は似ているのに対し、ストロークが離れて距離が大きくなってしまったり、曲がり度合い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、そもそもこういった特徴がひとにとって似ていると思う判断基準となる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、ひとが似ていると思うものと一致するかはわからなかった。我々は、ひとが感じる手書き文字の類似には、ストロークのユークリッド距離だけでなく、ストローク曲がり度合いや、文字のバランスといった他の要素も大きく関わっていると考えた。

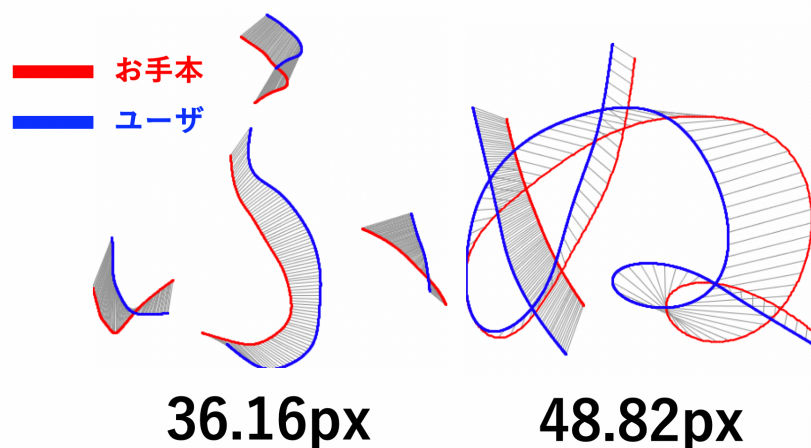


図 1.2: ユークリッド距離で類似度を計算した場合の悪かった例

1.3. 本研究の目的

そこで本研究では、まず手書きの中でも文字を研究対象とし、ひとはどんな手書き文字を似ていると思うのかを明らかにし、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。ひとの感じる手書きの類似度が推定可能になることで、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、本研究

の有用性を明らかにする。また文字だけではなく、図形においても本類似度評価手法が適用可能かどうかを確認する。さらに、提案手法の有用性を示すために、応用可能性についても議論していく。

1.4. 本稿における構成

本論文では、まず 1 章で現代における手書きの動向や、これまでに行ってきた手書き研究についての問題点と、本研究が目指すひとの評価にあった手書き文字評価手法の提案について述べた。以下では、2 章で本研究に関連する手書きを定量的に評価する手法を提案した研究について述べる。またそういった定量的な評価手法を用いて、手書きの特性を解明した研究や、評価手法を応用し実際に手書きの支援につなげている研究を挙げる。次に 3 章では、似ている文字と似ていない文字のサンプルを集めるために行ったデータセット構築について述べる。また 4 章では、手書き文字を定量的に扱うために行った手書き数式化手法について説明する。次に 5 章では、この数式化された手書き文字をベースに、いくつか定義した定量的な類似度に関する指標について述べ、手書き文字のサンプルに対して計算を行う。6 章では、実際に集められた手書き文字類似度評価データセットをもとに、導出したひとの評価にあった類似度評価式と、実際にその式に当てはめた時の精度の検証について述べる。7 章では、本研究の有用性を示すために、実際に利き手と非利き手平均文字の類似性や、図形に対しても適用可能かを検証し、また応用可能性についても述べる。最後に 8 章で本論文をまとめ、残された課題について述べていく。

第2章 関連研究

本章では、本研究に第一に関連すると考えられる、手書きの定量的な評価や解析を行っている研究[12-17]について述べる。これらの研究とは、ひとの手書きの捉え方を考慮した定量的な評価手法であるという点や、類似度評価という点で行っていることは異なるが、手書きの発展という点で目指しているものは一緒であり、参考になる部分も多いと考えている。次に、手書き以外において類似度評価を行っている研究[18-31]を述べる。これらについても扱う対象が異なるだけで、本研究にとって参考になる部分が多いと考えられる。また、手書きの評価手法を用い特性解明を行っている研究[32-43]について述べる。本研究でも、実際に利き手と非利き手の平均文字の類似性を検証することで応用例を示す。さらに、手書き文字認識に関する研究は非常に多くあり、これらにおいても本研究にとって参考になる部分が多い。そこで、それらの手書き文字認識研究の一部[44-56]についても述べる。また手書きの特性理解についての研究が進んだことによって、実際にひとの手書きの支援に応用まで行っている研究[57-77]について述べる。本研究についても、今後このような手書きの支援への橋渡しになることが理想的であると考えており、本稿では応用可能性について述べていく。最後に、これまでの手書きを拡張して新たな分野に拡張する研究[78-84]について述べる。

2.1. 手書きの定量的な評価に関する研究

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、Parkら[12]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、本研究に類似したものと言えるが、本研究では文字の「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」においての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[13]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[14]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[15]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明らかにしている。

小松ら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[16]。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。

手書きは、巧緻性という手先の器用さなどの能力が伴われる行為であり、その巧緻性について調査を行っている研究もある。藤澤ら[17]は、ペン先の速度パターンなどからその巧緻性を評価するということを行っている。我々も、非利き手の巧緻性に関わる研究[10]として、利き手と非利き手の平均文字の類似性の検証を行っている。

2.2. 類似度に関する研究

手書き文字や図形以外においても、何らかの類似度を評価する研究は多く行われている。これらの研究も対象としているものは異なるが、本研究にとって参考になる部分は多いと考えられる。そこで、ここでは類似度評価を行っている研究をいくつか述べる。

まず類似度評価研究の代表例として挙げられるのが、画像の類似度評価を行っている数多くの研究[18,19]である。これらの研究は、画像特徴を使って実際に車や人物の画像などの類似度を算出可能にしている。しかし、手書き文字のような繊細なものにおいても同様に類似度を評価できるのかは分かっておらず、手書きの特徴を細かく見ていく分には画像特徴ではなく、本研究で提案するような文字の特徴を考慮する必要があると考えている。また、Google が提供している画像検索機能[20]や DeepAI[21]と呼ばれる 2 枚の画像の類似度を計算する Web サービスなどにおいても、同じような手法が用いられていると考えられる。実際に DeepAI を用いていくつかの手書き文字画像を入力して試したところ、大まかな類似度は計算できていることが観測できたが、細かい類似度に関しては計算できていないことがわかった。このように、画像特徴として手書き文字の類似度を調べるには、課題も多く残っているため、本研究では手書き文字の数式をベースにその類似度を計算していく。

顔の類似度を評価する研究[22,23]も存在する。また、最近では顔認証によってスマートフォンのロックを解除する機能などが一般的になりつつあるが、これに関してもあらかじめ用意された画像と、ロック解除時の顔を照らし合わせ、その類似度を計算することで実現していると考えられる。また、Microsoft が提供する FaceAPI[24]は、2 つの顔画像を入力すると、それらの類似度を数値として出力するものとなっており、本研究においても手書き文字に対しての類似度の精度を追い求めていくことを行っていく。

文章の類似度を評価する方法は様々あり、中でも Word2Vec[25]や Doc2Vec[26]といったものによって文章を単語ベクトルの集合として扱い、文章間でそれらのコサイン類似度を計算するということが、自然言語処理の分野では行われている。似たように我々も、手書

きの類似指標をベクトル化し、コサイン類似度を用いて類似度を評価する方法なども考えている。

ジェスチャの類似度[27,28]を評価し、ジェスチャ認識などに活用する研究も多くある。これらの研究は、ストローク入力によるジェスチャとテンプレートとして用意されたストロークの類似度を評価することを行っており、本研究における手書き入力された文字の類似度を計算する上でも大いに参考にできる部分があるといえる。

音楽の類似度を評価するための研究[29,30]も多くある。音楽の類似度は、ユーザの好みの楽曲に合わせた、新たな楽曲推薦などに活用されるため、とても有用性が高いといえる。我々もこのような応用可能性を示すことによって、本研究の有用性を示す。

ダンスについての類似度を評価するための研究[31]も存在する。Tsuchida ら[31]は、ダンス動画の検索を目的とし、自分の踊りからそれにあったダンス動画を検索する方法を提案している。我々も今後このようなシステムに落とし込むことで、本提案手法における有用性を示すことを検討している。

2.3. 手書きの特性解明に関する研究

手書きという行為や手書き文字そのものについての特性を解明する研究は多くなされている。野澤ら[32]は、日常的な手書きひらがなと反復して記入する場合の手書きひらがなには違いがあると仮定し、分析を行っている。その結果、反復して書かれる手書き文字は、日常的な手書き文字に比べ字形の変動が大きいということを明らかにしている。岡島ら[33]は、右手と左手の書字を、文字を筆記した時の速度や加速度といった運動特徴や筆跡情報から判別する手法を提案している。結果として、小さく文字を書いた場合には、ひとが判断した際の判別率よりも高い精度で、右手と左手の書字を判別することができている。大西ら[34]は、手書き文字における利き手の差について研究を行っている。この研究では、ストロークの向き・傾きと空筆部という観点で、手書き文字の違いを明らかにしている。酒井ら[35]は、書字動作分析装置により利き手と非利き手での動作特性の違いについて○や×などの簡単な図形の描画により検証している。具体的には、所持時間や握り圧、筆圧、筆記具の傾斜角という観点から、それらの違いを明らかにしている。高島ら[36]は、加速度センサデバイスをペン後端、手首、前腕に装着し、非利き手における書字行為を解析する手法を提案している。またこの提案手法により、非利き手における書字行為に、ポインティング動作における位置決めと角度調整という特徴を定義している。ポインティングとは、非利き手の書字行為において問題と思われる不連続な動きの開始点での動きのことである。Harada ら[37]は、片麻痺と小脳性運動失調症患者の書字の特徴を解析するために、健常者と小脳性運動失調症患者に右手と左手で文字を書いてもらい、ペン先の速度や中心からの距離などを計算することによってどちらの手で書かれたものか判別することを可能にしている。浅井ら[38]は、学習過程におけるオンライン手書きデータをもとに、学習者のつまずき箇所を検出する

方法を提案している。ここでは、学習者の筆圧や筆記速度、筆記間隔を解析することにより、手書きデータと学習者のつまずきの関係性を明らかにしている。川上ら[39]は、ある対象へ反復して接触することで好ましさが増加する単純接触効果という現象が、手書き文字においてどのように現れるかを実験で明らかにしている。福田ら[40]は、手書き文字において筆跡の癖が、自他の名前かどうかを判断する時間に影響を及ぼすことを明らかにしている。また、実際に自分で書いた名前のほうが、判断にかかる時間が早いことが実験で明らかにしている。このことから、ひとは自分の手書き文字の癖を認識し、自筆文字と他筆文字を区別していることが明らかになった。一方、我々[41]もどういった手書き文字がひとにとって好感度が高いものかなどを明らかにしている。この研究では、あるものに反復して接触することで好ましさが増加するという単純接触効果と呼ばれる現象をもとに、手書き文字に関して同じことが言えると考え、人が好む手書き文字の調査を行った。その結果、自分の要素を含む手書き文字を人は好む傾向があることを明らかになった。上田ら[42]は、文字アニメーションがひとの感情にどのような影響を与えるかを調査している。ここでは、実際に文字の移動や拡大縮小といったアニメーションをさせたとき、鑑賞者の「喜び」「怒り」などの感情に与える影響を実験によって分析している。また Alamargot ら[43]は、紙のざらざら感や、ペンタブレットのつるつる感などの、手書き入力する媒体の摩擦などの違いによって、手書き文字にどのような影響があるかを調べている。結果として、紙に書いた文字の方がペンタブレットに書いた文字に比べて視認性が高いことや、文字サイズが小さいことなどを明らかにしている。

これらの分析は手書き研究に貢献するだけでなく、認知科学的な分野における研究にも大きく貢献するものである。我々も、本研究で提案するひとの文字の捉え方を考慮した手書き類似度評価手法をベースに、このような手書きの特性解明が実現できると考えており、実際に利き手と非利き手の平均文字の類似性を調査することで有用性を明らかにする。

2.4. 手書き文字認識に関する研究

入力された手書き文字や、手書き文字画像からどんな文字が含まれているかを認識するために、様々な手法によって手書き文字認識に関する研究が取り組まれている。手書き文字認識は、ひとの個性豊かな文字を扱う点で非常に難しい研究分野であり、古くから取り組まれているが現在でも残された課題は多い。そのため、これらの研究では様々なアプローチによって手書き文字の認識を行っており、そのような認識手法については本研究の参考になるものが多いと考えられる。一般的に、マウスやペンタブレットなどによって入力された時系列情報がある手書き文字を認識することを、オンライン手書き文字認識と呼ぶ。一方で手書き文字画像などの時系列情報を持たない手書き文字を認識することを、オフライン手書き文字認識と呼ぶ。オンライン手書き文字とオフライン手書き文字は、どちらの認識方法についても研究が盛んであり、本節ではそれらについて述べていく。

まず、オンライン手書き文字を認識する研究として、梁ら[44]は車載のタッチパネルのような手書き入力に不安定な環境下かつ狭い範囲において手書き文字認識をするために、文字列の位置が重なっている場合でも認識を可能にする手法を提案している。この手法で、文字位置自由オンライン手書き文字を 92%以上の精度で認識することに成功している。沢井ら[45]は、オンライン手書き文字において、つづけ字の認識をするために、つづけ字によって生じたストロークを本ストロークと共に文字辞書に登録し、その辞書からつづけ字を含んだ手書き文字のマッチングを取る手法を提案している。MyScript[46]と呼ばれる高速で精度の高い文字認識技術を提供しているサービスも存在する。さらにこのサービスは、文字だけではなく、図形描画や数式の描画によってグラフを表示することも可能としている。MyScript によると、サービスの利用者が 2 億 5 千万人以上となっており、手書き文字認識は一定数ニーズがあると言える。児島ら[47]は、オンライン手描き図形を認識する手法を提案している。ここでは隣接する線分に着目することで、基本的な円や多角形などの認識をすることを可能としており、4111 パターンの図形に対して 98.8%の認識率を得ている。

また、AHC (Aerial Handwritten Characters: AHC) と呼ばれる空中手書き文字という新しい筆記方法が存在し、その認識に関する研究も様々行われている。園田ら[48]は、手の領域を抽出する手法や連続 DP マッチングによって空中手書き文字を認識する手法を提案し、約 75%の精度で空中手書き文字を認識することを可能にしている。吉田ら[49]は、筆記具に内蔵されている加速度センサをもとに、空中手書き文字認識を向上させる手法を提案している。この手法により、空中手書き文字の認識を約 93%の精度で可能としている。鈴木ら[50]は、2 文字連続して書かれた空中手書きひらがなを分割して認識する手法を提案している。ここでは、次の画へと移動するときの移動ストロークや、実際に文字を書いている時の文字ストロークというものを定義し、それぞれのストロークに見られる特徴を明らかにすることで、空中手書きにおける文字列の認識を可能にしている。

一方、オフライン手書き文字を対象とした文字認識についても様々な研究が行われている。オフライン手書き文字は、手書きの時間情報を持ったオンライン手書き文字に比べ、認識するのはより困難であると言える。篠沢は[51]、ユーザの手書き文字における自己相似性特徴という性質を用いることで、オフラインにおける手書き文字認識をする手法を提案している。自己相似特性というのは、手書き文字画像の一部分を組み合わせることによって、他の文字の一部分を構成できるような特性である。この手法により、約 93%の精度でオフライン手書き文字を認識することを可能としている。小林ら[52]は、カメラで撮影した画像に含まれる文字を読み込むために研究を行っている。ここでは情景画像上の文字の局所特徴の位置関係を用いることで、漢字を 95%以上の精度で認識することに成功している。安倍らは[53]、毛筆文字というストロークのつぶれや接触が多く、ストローク抽出が困難とされる文字に対して、計算幾何の分野をもとに抽出することを試みている。ここでは、毛筆文字画像において交点や接点が存在するとする領域と、これらを含まない領域にわけ、交差や接点における領域でストロークがどのように通過するかを求めることによってストローク

を抽出している。オフライン手書き文字の認識をするときに、書かれた文字の筆順情報が必要になる場合がある。筆順を復元する研究としては Kato ら[54]は、グラフ理論に基づき交点の次数を考慮して点列（ノード）を追跡することで、一筆書きのオフライン手書き文字の筆順を復元する手法を提案している。この手法により、「h」などの2度書きする部分が一部ある文字でも、問題なく筆順を復元することを可能としている。Ramer[55]は、手書きストロークを比較する際の特徴点を求める方法を提案している。こういった手法は本研究においても利用可能だと考えており、今後使うべきかを精査していく必要がある。また我々[56]もオフライン手書き文字に対して平均化手法[6]を適用するために、手書き文字画像からストロークの筆順を復元し、得られたストローク情報から手書き文字の数式表現を行う研究に取り組んできた。この研究についても、ひとの手書き文字の個性豊かさによる認識精度の大きな課題が残り、実際に手書きの支援などに応用するには不十分なものだった。しかし、本研究で提案するひとの評価にあった手書き文字類似度評価手法が確立されれば、こういった手書き文字の認識手法の改善などに大いに役立てられると考えられる。

2.5. 手書きの支援に関する研究

手書きをより良いものにするために、コンピュータやスマートフォンなどの情報技術の観点によって支援する研究は多く存在する。中でも、手書きの美化や技能の向上、また高速化を目的とした研究は多い。

手書きの美化という観点で研究を行っている例として、Vinciareli ら[57]は筆記体の手書き文字にある文字自体の傾きや単語の下部の傾きなどを排除するための正規化手法を提案し、その有効性を示している。また、Xia ら[58]は手書き文字にお手本となるテンプレートを適用することによって、手書き文字をお手本に近づけつつ、楷書体生成手法を使うことにより、整った手書き風の楷書体を生成する手法を実現している。Limpaecher ら[59]は、人物画の描画の支援を行っており、クラウドソーシングにより画像に対するなぞり書きタスクを設け、収集された複数人のなぞり書きをもとに、リアルタイムにストロークのブレを修正する手法を提案している。また、Zitnick ら[60]は、曲率を利用してこれまでに書いたストロークとの一致度を計算し、その一致度が高いものを集めて平均化することにより、ユーザ個人の手書き文字を美化する手法を提案している。Igarashi ら[61]は、幾何学的図形描画を支援する手法として、対話的に図形の整形や予測描画を行う手法を提案し、さらにそのプロトタイプシステムを実装している。この手法により、きれいな平行四辺形や化学器具などを描くことが可能である。山岡ら[62][63]の dePEND では、ボールペンの強磁性を用いて、机内部に設置された磁石をコンピュータで制御し、ボールペンを誘導することで、綺麗な手書きを行うことや、手書きのコピーアンドペーストなどを支援する研究を行っている。ShadowDraw[64]では、大規模な画像データベースからユーザの描きたい絵を推定し、リアルタイムに目的の対象物を影として提示することで描画しやすさを向上させている。

DrawFromDrawings[65]は、大規模スケッチデータベースをもとにユーザが描いている絵を推定し、お手本のスケッチの描き直したい箇所を囲み、その箇所をトレースすることや、融合することで綺麗な絵の描画を支援するシステムである。

次に手書きの技能の向上を支援する研究として、佐藤ら[66]は Android 端末を用いたひらがな学習支援システムを提案している。このシステムでは、スマートフォンのガラス表面を超音波振動させ、「とめ」や「はらい」といった重要な箇所に対して触覚情報を提示することにより、正しく書字学習することを促している。また、浦ら[67]は運筆リズムを可視化することにより短時間で書字技能を上達させる手法を提案している。岡崎ら[68]は、書字が困難な児童向けに、なぞり書き機能や筆順やストロークの自動評価機能などをもつ漢字学習支援ツールを提案および実装している。また、実際に教育実践を行い、教育の場面で有効であることを示している。こうした手書き練習を支援するシステムは研究だけでなく、製品化も多数なされている。その一つとしてベネッセ、チャレンジタッチ[69]が挙げられ、ユーザが漢字を入力した後に止め・撥ねなどの部分的な評価だけでなく、文字全体のバランスの評価もできるものとなっている。さらに、お手本との違いをスライダによって確認することもできる。芳野ら[70]は、書字に問題のある学習障害者向けに、ニンテンドーDS で動作する書字訓練ゲームソフトの開発を行っている。このソフトウェアでは文字練習にゲーム性を付加することで、文字練習のモチベーションを保つというものである。一方野波ら[71]は、手本を見ながら文字を書く臨書において、初心者による文字のバランスをとることを容易にする学習支援システムの構築を行っている。このシステムでは、ユーザの熟達度に応じて提示する文字を変化させることで学習効率を高めている。また、AR 技術を用いた書写学習支援を実現するアプリケーションの開発も行われている[72,73]。これらのアプリケーションでは、お手本文字を半紙上にプロジェクトで投影し、習字を行ううえでのポイントの提示や、ユーザの長所や短所の評価、フィードバックを行うことで指導者がいなくても学習を可能とし、学習速度の向上を支援している。また、稲見ら[74]は、新しい手書き文字練習の形態を提案しており、書写における筆の運び方に着目し、それを疑似的にシステム側で再現するというアプローチで研究を行っている。運筆を再現するにあたって、お手本となる文字のストロークの特徴点から運筆情報と反力を推定し、ペン型反力デバイスを通してユーザに疑似的な運筆のフィードバックを返すことで手書き文字練習をすることができるようになっている。また辻ら[75]は、非利き手によるグリッド線を用いた書字練習方法を提案し、グリッド線の有無で比較した結果、グリッド線を用いる方は書字正確性が向上することを明らかにしている。

また手書きの高速化支援という研究もされており、Kurihara ら[76]が提案する音声ペンというシステムでは、音声認識とオンライン手書き文字認識を組み合わせることで、講義やプレゼンテーションにおける手書き文字入力を効率化することを支援している。また、Aksan ら[77]は手書き文字の個性を抽出して、ニューラルネットワークを用いることでその個性ある文字を再現することを可能にしている。実際にこの手法を用いることで、手書きにおける

予測変換や、タイピングによって入力された文字列を個性ある手書き文字に変換すること、手書きでスペルミスした文字を自動的に正しい文字に置き換えるといった応用例を示している。

これらの研究は、手書き行為をあらゆる方面から支援するという目的で行われており、本研究も同様に支援することが可能だと考えている。

2.6. 手書きの拡張に関する研究

手書き行為を用いて様々なことに応用している研究も存在する。鈴木ら[78]は、空間認識が発達段階の幼児を対象とした3Dペイントシステムの提案をしている。このシステムでは3Dリモコンを使うことで、3DCGの描画や移動、回転などを行えるようなシステムになっている。吉田[79]は、拡張現実感を用いた3Dオブジェクトを生成するシステムを提案している。このシステムではヘッドマウントディスプレイと、ペンタイプの入力デバイスや手の動きなどを取得する深度センサを用いることで、3Dオブジェクトを生成する支援を可能としている。Tomohiroら[80]は、凹凸情報を持つ写真をキャンバスとした立体スケッチシステムを提案している。このシステムではKinectを用いて写真を撮影し、その写真に対してなぞり書きを行うことで立体的な絵が描けるといったものになっている。Kambaraら[81]は、オノマトペを声に発しながら文字を書くことによって、手書き文字をそのオノマトペに合った質感を与えるシステムを提案している。たとえば、マイクに「ギザギザ」といいながらペンタブレットに文字を書くと、ギザギザした質感をもつ文字が書けるような仕組みになっている。内平ら[82]は、モデルの書字をスキャニングすることによって、そのストロークのかすれや太さ、にじみなどの特徴を抽出し、ペンタブレットなどを用いて書いたストロークに対し適用することを可能にしている。Saitoら[83]はユーザの手書き文字とフォントを融合することで、より親しみやすい多様なフォントを生成し、コミックなどのフォント制作支援などに応用している。高村ら[84]の提案するシステムおてがみでは、個人の筆跡の特徴量から、各個人の個性ある手書きフォントを生成し、その手書きフォントを用いたコミュニケーションシステムを提案している。

このように手書きを様々な分野に応用している研究があり、本研究も同様に手書きを様々な応用につなげることを考えている。

第3章 データセット構築

ひとの主観にあった手書き文字類似度評価手法を確立するために、まず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する。そこで、手書き文字のデータセット構築と主観的な類似度評価データセットを構築する。本章では、それらのデータセット構築の内容と実際に得られたデータセットについて述べていく。

3.1. 手書き文字データセット構築

まず手書き文字のデータセット構築を行っていく。手書き文字データセットは、これまでに行った研究で使用したデータ[10]をそのまま使用したが、ここではその時の内容と手続きを説明する。手書き文字のデータセット構築には、図 3.1 に示す手書き入力可能なシステムを用いて、文字を書いてもらう。このシステムでは、縦横それぞれ 600 ピクセルのウィンドウが表示される。その内部に縦横 500 ピクセルの正方形の入力フィールドが表示され、左上には利き手か非利き手かの指示と、そのフィールドに記入すべき文字がランダムに表示される。また、右上には現在の文字の画数および何画目を書いているかが提示される。



図 3.1: 手書き文字データセット構築システム

ここでは明治大学総合数理学部の学生 10 名に、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。なおストロークごとの比較をするため

に、文字の画数や書き順を統一して書いてもらう。ここでひらがなの中でも、「せ」や「な」、「も」、「や」といった文字は、書き順を間違えて覚えているひとが少なくない。そこで書き順を間違えていた場合は、ユーザに再度書き直しをしてもらうか、我々が出力データの点列の入れ替えなどを行った。また、データセット構築協力者には、後日謝礼金を支払うことを伝えた。入力デバイスには、Wacom 製のペンタブレットを使用した。またこのシステムを動作させるため、Apple の MacBook Pro (Retina 13-inch プロセッサ 3.3GHz Inter Core i7 メモリ 16GB 2133MHz LPDDR3) を使用した。

3.2. 類似度評価データセット構築

次に、集められた文字のうち実験協力者の評価によって、ひとが似ていると思う文字と似ていないと思う文字のサンプルを集める。たとえば、同じユーザが書いた文字は似ていると評価され、別々のユーザが書いた文字は似ていないと評価されると考えられる。そこで、実験協力者に同一ユーザの書いた文字と別々の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 3.1 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。

表 3.1: 類似度評価のために選定した 20 文字

選定基準	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」

また 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。つまり、10 名の 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 3.2 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。なお、6 段階の評価には、表 3.2 に示す形容詞対と評価値を用いた。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（ここでは

大きさを 500×500, 位置を (250,250) になるように固定した). また, 手書き文字を評価してもらうための Web ページは, HTML, JavaScript, PHP を使用し作成した.

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の学生 27 名に協力してもらった. また選定した 20 文字を 5 セットにわけ, 手分けして評価してもらうことにした. データセット構築協力者には, 後日評価したセット数が多いほど謝礼金を多く支払うことを伝え評価してもらった. 実際に集められた類似度評価データセットは, 1 セットにつき 18 名以上が評価したデータになった.

図 3.2: 手書き文字類似度データセット構築システム

表 3.2: 似ている, 似ていないを評価するための形容詞対とその評価値

形容詞対	全く似て いない	似ていな い	あまり似 ていない	少し似て いる	似ている	非常に似 ている
評価値	-5	-3	-1	+1	+3	+5

3.3. 構築結果

ここで得られた手書き文字類似度評価の結果を表 3.3, 表 3.4 に示す. 表 3.3 は, 1 画の文字に対する類似度評価データセット, 表 3.4 は 2 画以上の文字に対する類似度評価データセットの結果をまとめて示している. 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, それぞれを比較した時の類似度評価の平均値を示している. また, その値が 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. 例えば, 表 3.4 の「な」を見てみると, 各実験協力者において自身が 4 回目と 5 回目に書いた文字が全ての実験協力者の中で最も類似していることがわかる. また, 実験協力者 J の 4 回目に書いた文字は, 他の実験協力者が 5 回目に書いた文字に比べ, 4.14 というかなり高い評価値を示している. さらに, 他の文字の表からもわかるように, 実験協力者内で書いた文字は評価

値が高く、実験協力者間には値が低いものもあれば、高いものもあることがわかる。特に、「し」や「く」といった単純な形状をした文字に関しては、全体的に実験協力者間においても類似する傾向が見受けられ、一方で「あ」や「た」、「な」、「ぬ」、「む」といった複雑な形状をした文字に関しては、実験協力者間ではあまり類似しておらず、実験協力者内では類似していることが見受けられる。

また、それぞれの文字に対して得られた評価値のヒストグラムを示したのが図 3.3 である。この図の各グラフは、横軸に評価値、縦軸はその度数（頻度）を示しており、評価値が高いほど濃い赤で、対して評価値が低いほど濃い青で表示している。このグラフから、全体的に類似度が低いと評価されたデータが多いことがわかる。また、その中でも、「し」や「く」、「う」といった形が単純である文字に関しては、類似度が高いデータがある程度含まれており、一方で「そ」や「む」、「ね」といった形が複雑な文字に関しては、類似度が高いデータがあまり含まれていないことがわかる。

さらに、1画と2画以上の文字のそれぞれの評価の平均値をヒストグラムで表したものが図 3.4 である。このグラフを見ると、2画以上の文字の方が、1画の文字に比べて全体的に類似度が低いデータを多く含んでいることがわかる。これらの結果から、ひとは字形の複雑さや画数の多さが絡むと、類似度評価に影響を与えるという傾向が見受けられた。

ここで、極端に類似していると評価されたデータは少なかったため、同一の手書き文字を比較した場合のひとの類似度評価値を6段階評価の最大値5となるデータとして追加した。

表 3.3: 1 画の文字に対する類似度評価データセットの結果

「し」												
	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J		
A	2.14	-2.50	-2.50	2.40	-2.30	-1.48	-3.90	-0.60	0.30	0.43		
B	-3.16	-3.38	0.10	-3.46	1.60	-1.30	-1.90	-2.24	-1.30	-0.91		
C	-1.10	-0.20	-3.40	-2.60	1.50	-1.40	-0.60	0.20	0.14	-1.38		
D	0.70	-2.52	-2.10	-3.00	-1.19	-0.62	-3.38	1.19	1.29	1.76		
E	-3.10	0.14	2.00	-3.80	2.80	-1.10	0.71	-2.20	-0.30	-2.05		
F	-1.95	-1.40	-1.95	-1.38	-0.50	2.80	-3.30	1.60	0.70	1.90		
G	-1.20	-1.10	-1.20	1.00	-0.80	0.30	-1.00	-0.80	0.80	-1.00		
H	-2.30	-1.50	-1.10	-1.90	0.50	1.70	-2.30	2.70	-0.14	0.62		
I	-2.00	-1.80	-2.52	-3.50	0.40	-3.10	1.30	-2.71	-1.57	-3.20		
J	-1.67	-0.10	-2.20	-0.10	-0.90	1.29	-2.80	1.50	1.70	-3.00		

「の」												
	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J		
A	-3.86	-1.57	-0.24	-1.00	0.33	-2.91	-2.43	-0.81	-0.14	-3.38		
B	-0.52	-3.62	-0.43	-0.71	-1.86	-1.29	-2.14	-2.24	-0.05	0.91		
C	0.24	-2.14	-1.10	-2.14	2.33	-2.91	-0.91	-1.10	-2.43	0.62		
D	0.05	0.91	-1.67	2.24	-1.57	-1.10	-2.14	-2.52	0.05	-0.14		
E	-0.81	-2.62	-0.43	-2.71	2.71	-3.38	-2.62	-0.43	-2.62	-0.81		
F	-0.24	2.33	-1.48	-1.57	-2.33	2.71	-2.62	-1.67	2.71	-0.91		
G	-1.67	-2.62	0.43	-1.95	-0.24	-3.76	0.43	-1.48	-3.00	-1.38		
H	-0.05	-1.00	-0.24	-0.62	0.81	-2.62	-0.33	1.10	-2.14	-0.24		
I	2.43	-1.29	-0.14	-2.05	-0.71	-1.86	0.33	-1.86	0.81	2.33		
J	2.43	-1.19	0.14	-1.19	-0.05	-2.81	-0.91	-1.00	-1.00	-4.05		

「そ」												
	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J		
A	-3.33	-0.78	-0.44	-2.00	-1.21	-2.11	-0.11	-2.00	-1.63	0.79		
B	-2.33	1.11	0.56	-2.00	-3.44	-0.22	-3.74	-2.67	0.90	0.90		
C	-1.33	-0.56	0.56	-2.67	-2.58	0.11	-2.33	-0.78	1.89	1.21		
D	-2.78	1.56	-1.50	2.68	-2.22	-1.67	-2.00	-1.22	-3.00	-2.37		
E	-1.74	-2.22	-2.89	-1.78	-3.56	-3.22	-2.78	-1.22	-3.00	-2.68		
F	-3.22	-0.05	-0.58	-1.56	-3.63	-3.89	-3.44	0.58	-1.56	-1.53		
G	-1.56	-1.21	-2.33	-1.53	-3.32	-1.84	-0.37	-1.22	-3.00	-2.90		
H	-1.11	1.44	-0.78	-0.26	-2.90	-0.67	-1.67	-0.22	-2.33	-2.05		
I	1.56	-1.89	-0.05	-1.84	-1.67	-1.89	-1.33	-2.33	1.22	-0.58		
J	-1.11	-1.95	-2.56	-3.78	-3.44	-3.44	-2.89	-4.05	-2.11	2.00		

「ん」												
	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J		
A	-3.86	-0.05	-1.53	-0.70	-2.60	-1.30	1.95	1.40	1.20	-0.47		
B	-0.10	-3.10	1.00	-1.84	-1.11	-2.05	2.60	1.45	0.47	0.90		
C	-0.90	1.32	-3.11	-2.20	0.58	-2.90	1.10	-0.30	-1.95	-1.20		
D	-2.05	-2.00	-2.80	1.30	-3.21	-2.50	-0.68	-2.10	-0.68	-2.50		
E	-2.05	0.52	-0.47	-1.80	-3.63	-3.42	0.16	0.80	-2.50	-0.05		
F	0.50	0.37	0.60	-2.80	-2.37	3.00	0.30	-0.30	-0.70	-1.56		
G	-0.80	0.33	-0.68	-2.20	-2.30	-1.84	0.16	0.30	-1.48	-0.90		
H	0.44	0.79	-0.58	-1.00	-1.30	-2.89	1.42	2.16	0.05	-0.05		
I	1.10	-0.50	-2.44	-1.30	-2.91	-3.21	-0.60	0.14	-3.21	-0.90		
J	0.50	1.60	-0.05	-1.63	-2.14	-2.05	1.67	2.90	0.91	1.38		

「く」												
	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J		
A	2.33	-1.56	-0.67	0.56	-0.44	0.22	1.11	-1.11	-2.11	-1.22		
B	-0.78	-3.41	-0.89	-1.33	-1.11	2.11	0.44	-1.56	-2.44	-3.56		
C	2.67	-1.11	2.11	-0.89	2.33	-1.33	2.33	-1.33	-0.44	-0.44		
D	-0.33	-2.00	1.67	1.22	-0.67	-1.22	-1.44	-1.22	-1.00	-2.89		
E	1.33	-0.33	2.67	-2.33	1.11	-2.67	1.67	-2.00	-0.89	0.00		
F	-2.11	-1.67	-2.56	-2.44	-1.67	-0.44	-2.33	-3.11	-2.56	-1.89		
G	2.22	-1.44	0.33	-1.44	1.00	-0.11	2.56	-2.22	-2.11	-1.21		
H	-0.11	1.44	-1.00	-1.22	-0.44	-1.33	1.44	-0.89	-2.00	1.11		
I	-2.78	-0.67	-2.00	-3.67	-2.56	-4.00	-1.56	-3.00	-2.22	-1.22		
J	0.00	1.44	-1.11	0.11	-1.33	-1.67	1.00	-0.78	-1.33	2.11		

「る」												
	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J		
A	1.78	-3.00	-3.11	-2.33	-2.89	-2.56	0.22	-1.33	0.33	-4.67		
B	-1.44	1.22	-1.33	-2.78	-2.44	1.67	-2.56	-1.56	2.22	-4.33		
C	-1.67	-2.78	0.56	-0.33	-3.22	-3.44	-2.22	-3.56	-1.22	-4.33		
D	-2.11	-3.00	1.78	-2.78	-3.11	-3.33	-3.11	-3.11	-2.22	-2.00		
E	-0.44	-2.33	-3.11	-2.78	0.89	-2.00	-1.33	0.67	-2.67	-3.22		
F	-3.00	-0.33	-1.67	-3.00	-2.00	-3.89	-3.33	-3.33	-2.56	-4.00		
G	0.22	-3.67	-3.56	-2.78	-3.67	-3.67	1.22	-2.33	-1.00	-4.56		
H	0.56	-2.67	-3.11	-3.00	-3.00	-1.00	-0.44	2.67	-1.44	-4.22		
I	0.56	-3.33	-2.44	-2.11	-3.44	-2.89	0.89	-0.44	0.78	-4.33		
J	-2.56	-1.33	-3.11	-2.00	-1.33	-2.67	-3.44	-2.22	-3.67	0.00		

表 3.4: 2 画以上の文字に対する類似度評価データセットの結果

「う」										
A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	
A	3.11	-3.67	-1.11	-2.67	-1.78	-1.78	-2.78	-3.22	-0.33	-2.11
B	-3.22	4.44	-1.44	-2.56	-2.22	-0.89	-3.33	-3.00	-2.78	-3.00
C	-1.78	-1.56	1.78	-1.22	-2.11	-0.89	-1.78	-1.78	-2.00	-1.11
D	-2.89	-3.44	-2.89	3.56	-3.44	-3.11	-2.78	-2.11	-2.44	0.78
E	-2.11	-3.89	-1.89	-2.22	0.33	-2.11	-2.22	-3.56	-2.89	-2.56
F	-2.67	-0.78	-2.11	-2.89	-1.44	4.22	-2.11	-3.44	-3.44	-3.00
G	-1.56	-3.00	-2.67	-2.11	0.11	-1.78	0.33	-2.78	-2.22	-2.11
H	-1.11	-3.89	-2.22	-2.44	-3.67	-3.22	-2.56	0.33	-1.78	-0.89
I	-1.33	-2.56	-1.00	-1.00	-2.22	-3.00	-1.89	-1.11	1.56	0.44
J	-2.11	-3.56	-1.11	-2.00	-2.56	-3.44	-2.33	1.00	-2.00	2.00

「あ」										
A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	
A	-1.00	-2.20	-3.57	-2.62	-1.10	-3.00	-2.81	-2.70	-0.40	-2.20
B	1.38	3.67	-1.50	-2.20	-1.70	0.20	0.10	-2.50	-0.30	-1.00
C	-0.20	-0.80	4.00	-1.50	-1.76	-0.50	2.50	0.60	-2.33	0.91
D	1.40	0.20	-1.67	1.90	0.91	1.20	1.40	0.40	-1.00	1.20
E	0.00	-1.86	-1.50	0.00	2.30	-1.10	0.14	0.24	0.71	0.43
F	-1.38	0.33	-1.60	-2.20	-1.38	1.48	2.60	2.14	2.20	-1.48
G	-3.95	-3.48	0.30	-3.80	-3.70	-3.20	0.40	-2.50	-4.10	-3.86
H	-1.30	-1.70	-1.57	-0.40	0.90	-1.00	0.14	1.70	-2.00	0.40
I	-1.76	-2.20	-3.60	-3.19	-1.38	-3.38	-2.70	-3.30	1.90	-1.30
J	2.20	-0.50	-1.60	-1.10	0.10	-1.90	-0.05	-1.30	0.81	1.57

「た」										
A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	
A	2.60	-0.40	0.00	-2.20	-2.30	-1.00	-1.00	-2.60	-2.52	-3.30
B	0.52	2.62	-0.30	-3.10	-2.70	1.19	-2.30	-1.60	-1.20	-3.90
C	-0.70	1.00	2.70	-3.10	-0.70	1.95	-2.10	-0.70	0.00	-3.50
D	-3.30	-3.10	-1.57	3.80	2.91	-3.20	-3.20	-3.48	-3.20	-3.10
E	-1.20	1.00	0.70	2.81	3.67	1.70	-0.30	1.48	0.60	-1.10
F	-0.10	1.30	-0.10	-3.76	-0.60	2.91	-0.33	-0.40	-0.90	-2.90
G	-3.10	-1.30	-3.67	-2.81	-1.76	-2.20	-3.30	-2.24	-2.50	-4.05
H	-1.19	-0.52	-2.20	-3.67	-0.05	-0.30	-1.10	3.10	-0.62	-2.40
I	-1.60	-2.60	-2.52	-2.40	-2.50	-2.00	-2.20	-3.38	0.50	-3.40
J	-2.00	-2.10	-2.50	-3.29	-0.05	-1.86	-2.10	-2.05	-0.40	3.70

「ら」										
A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	
A	2.33	-0.24	0.33	-2.71	1.67	1.67	-1.48	0.62	-1.48	-0.52
B	-0.81	1.76	-0.33	-1.95	-1.29	-0.52	-3.19	-0.91	1.48	0.24
C	1.19	0.62	3.95	-2.62	0.81	2.81	-2.81	-0.62	-1.86	-2.62
D	0.24	-0.43	-0.62	2.81	-1.67	-1.29	-3.38	-1.95	-0.52	-1.86
E	-3.00	-2.52	-3.00	-3.57	0.81	-1.67	-3.67	-3.10	-3.38	-2.05
F	0.62	1.95	4.33	-2.14	1.19	4.24	-2.24	0.81	-1.48	-2.14
G	-2.43	-3.48	-2.52	-3.29	-2.33	-2.43	3.57	-1.48	-2.71	-1.57
H	-0.52	0.62	0.52	-2.91	-0.24	0.91	-1.95	1.10	-0.91	-0.52
I	-2.33	-1.48	-2.33	-1.95	-2.24	-1.95	-3.19	-2.43	1.76	0.52
J	-1.76	-1.38	-1.57	-1.76	-0.52	-2.05	-2.43	-2.05	2.05	3.19
「か」										
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	0.10	-3.00	0.33	-1.29	-2.62	-4.09	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	-2.91	-2.62	3.19	-1.76	-1.76	-1.86	0.74
G	-1.76	-1.67	-0.24	-3.67	-0.43	-2.43	2.91	-1.48	-4.33	0.91
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	-2.91	-3.48	2.52	-2.52
J	-0.14	1.48	-1.57	-2.43	-1.95	-0.52	-2.91	-2.52	-2.81	2.71
「な」										
A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	
A	3.29	0.33	1.38	-1.57	1.00	-0.05	-1.86	-0.14	0.05	-3.48
B	-0.33	3.38	0.14	0.81	0.43	1.10	-3.00	0.91	-2.14	-3.76
C	2.14	1.10	3.76	-1.76	0.52	3.10	-1.57	0.33	-1.19	-3.67
D	-1.00	2.71	0.24	3.86	-1.00	0.43	2.14	-2.24	1.29	-3.76
E	-0.05	0.91	1.19	-2.33	2.20	-2.14	-2.14	-0.81	-2.52	-3.76
F	1.29	1.76	2.81	-1.67	0.52	3.67	-2.43	2.52	-1.76	-4.05
G	-1.76	-2.33	-1.19	-2.52	-2.05	-2.71	3.38	-1.95	-1.29	-3.29
H	-0.24	-0.24	-0.05	-3.10	0.43	-0.91	-1.57	3.38	-1.95	-3.67
I	-0.52	-1.10	-0.24	-1.95	-0.52	-0.24	-0.14	-1.19	1.29	-3.76
J	-2.62	-2.71	-2.71	-3.67	-2.14	-3.29	-3.19	-2.81	-2.14	4.14
「け」										
A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	
A	3.33	-1.32	-2.33	-2.44	-1.89	1.11	-0.44	-2.00	0.67	-2.11
B	-1.32	2.78	-0.67	-3.11	0.78	-2.00	-0.78	-1.56	-2.33	-2.00
C	-1.89	-0.22	2.79	-2.33	-3.21	-3.11	-2.11	-3.00	-2.67	-1.00
D	0.16	-2.90	-3.74	0.68	-3.67	0.58	-2.78	-3.53	-0.26	-2.26
E	-2.47	-0.22	-0.56	-4.00	-0.44	-3.33	-0.11	1.22	-1.11	-1.00
F	0.11	-1.32	-2.37	-3.22	-1.11	3.22	-2.16	-3.11	0.26	-2.78
G	-2.05	-1.78	-2.44	-3.56	-1.00	-3.00	-0.90	-2.37	-1.11	
H	-3.44	-1.89	-1.63	-3.95	-2.33	-3.89	-2.05	3.32	-2.67	-1.21
I	0.78	-2.44	-3.22	-2.22	-1.44	-0.90	0.44	-2.89	3.00	-1.11
J	-1.44	-1.33	-1.44	-1.44	-2.68	-2.33	-1.67	-1.67	-1.95	2.22
「ふ」										
A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	
A	4.00	-2.22	0.78	0.00	-3.42	0.67	-1.42	-0.78	-2.37	-1.32
B	-1.44	4.00	-2.47	-2.44	-3.00	-2.76	-4.22	1.44	-3.44	-0.78
C	1.32	-1.74	2.79	-1.32	3.89	0.22	-1.42	1.32	3.33	-2.78
D	0.00	-2.05	-2.16	1.00	-3.32	-1.11	3.33	2.11	-2.78	-1.11
E	-0.56	-1.78	-2.00	-2.78	0.00	0.56	-1.56	-2.58	3.00	-2.67
F	1.74	-1.89	0.90	0.58	-3.78	1.78	-2.44	-0.33	-3.21	-1.56
G	-2.11	-3.22	-1.95	-2.90	-3.56	-1.78	1.74	-2.90	-2.89	-2.78
H	-1.53	0.44	-2.00	-0.78	-3.22	-1.74	-3.63	4.22	-2.47	-1.42
I	-3.67	-3.33	-3.53	-3.95	-3.56	-3.00	3.53	3.74	2.37	-3.67
J	-0.05	-0.67	-1.00	0.11	-3.33	-1.00	-3.33	1.11	-2.78	3.42
「ぬ」										
A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	
A	2.56	0.67	-1.67	-1.53	-2.11	-3.11	-1.00	-1.74	-1.44	-2.11
B	-1.78	3.48	-1.44	0.33	-0.37	-0.33	-1.74	-1.67	-1.22	0.47
C	-2.78	-2.33	2.00	1.89	0.37	-2.37	-1.63	0.24	3.00	-1.53
D	-2.68	-1.00	-2.11	2.56	-2.44	-1.44	-2.05	-2.05	-2.44	-0.56
E	-2.22	-1.53	-0.26	-2.33	1.56	-1.67	-2.05	-2.00	-1.56	0.44
F	-2.79	2.26	-1.22	0.11	-1.44	1.00	-1.53	-2.67	-2.00	-1.67
G	-3.32	-2.16	0.26	-3.00	-1.84	-2.58	2.00	-4.11	-3.11	-2.89
H	-1.21	1.11	0.00	0.56	0.89	-0.56	-1.11	0.11	-1.33	1.42
I	-2.00	0.33	-2.37	-1.00	1.00	-2.22	-2.05	-2.67	1.11	-1.22
J	-1.67	-2.16	-2.11	-2.56	-2.00	-1.84	-2.90	-2.78	-1.11	1.56
「を」										
A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	
A	1.50	0.50	1.56	-2.10	0.70	0.10	-2.68	0.44	-0.60	-2.79
B	0.20	2.37	0.68	-2.37	-1.53	-2.47	-3.40	-1.95	-1.63	-1.11
C	0.90	-0.40	4.00	-2.16	-1.44	-2.05	-3.60	0.79	-0.16	-1.84
D	-0.89	-0.20	-1.74	2.90	-1.30	-1.67	-3.63	2.70	-2.24	-1.53
E	-0.91	-1.63	-0.20	-2.47	3.84	-1.63	-1.46	-1.67	1.74	-1.74
F	-1.00	-2.47	-1.80	-2.26	-1.70	2.80	-1.89	-1.95	-1.74	-3.90
G	-1.32	-2.26	-2.30	-2.58	-2.68	0.37	3.10	-1.50	-2.80	-3.22
H	0.20	0.24	-2.16	-2.47	-3.20	-1.95	-2.50	4.30	-2.10	-0.79
I	-0.90	-1.42	-1.32	-2.80	-1.20	-2.00	-4.05	-1.95	0.14	-2.40
J	1.53	2.90	0.20	-2.47	-0.10	-1.63	-2.50	0.37	-1.80	-1.95
「え」										
A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	
A	3.44	1.00	-1.44	-3.44	-2.78	0.44	-0.67	-0.44	-0.33	-1.33
B	0.67	2.89	-1.56	-3.22	-1.44	1.11	-1.00	-0.56	-1.11	-0.56
C	0.44	1.56	1.44	-2.22	-0.33	-1.44	-1.33	-1.78		
D	-1.89	-2.78	-3.11	3.44	-1.33	-2.00	-2.33	-2.56	-1.78	-1.67
E	-1.44	0.11	-1.22	-1.78	2.44	-0.67	-1.67	-2.00	-1.44	
F	-0.67	-0.89	-1.33	-2.11	-2.89	-1.11	-1.22	-0.89	-1.33	
G	-2.33	-1.33	-2.67	-3.33	-2.33	2.90	1.00	-2.22	-3.11	-3.11
H	-0.22	-0.56	-0.22	-1.44	-1.56	0.33	1.00	2.22	-0.11	0.33
I	1.22	-1.22	-2.22	-3.11	-2.89	-0.67	-0.44	0.11	-0.44	0.11
J	1.33	-1.67	-2.78	-2.00	-1.22	-1.78	-1.56	-2.67	-1.67	
「う」										
A										

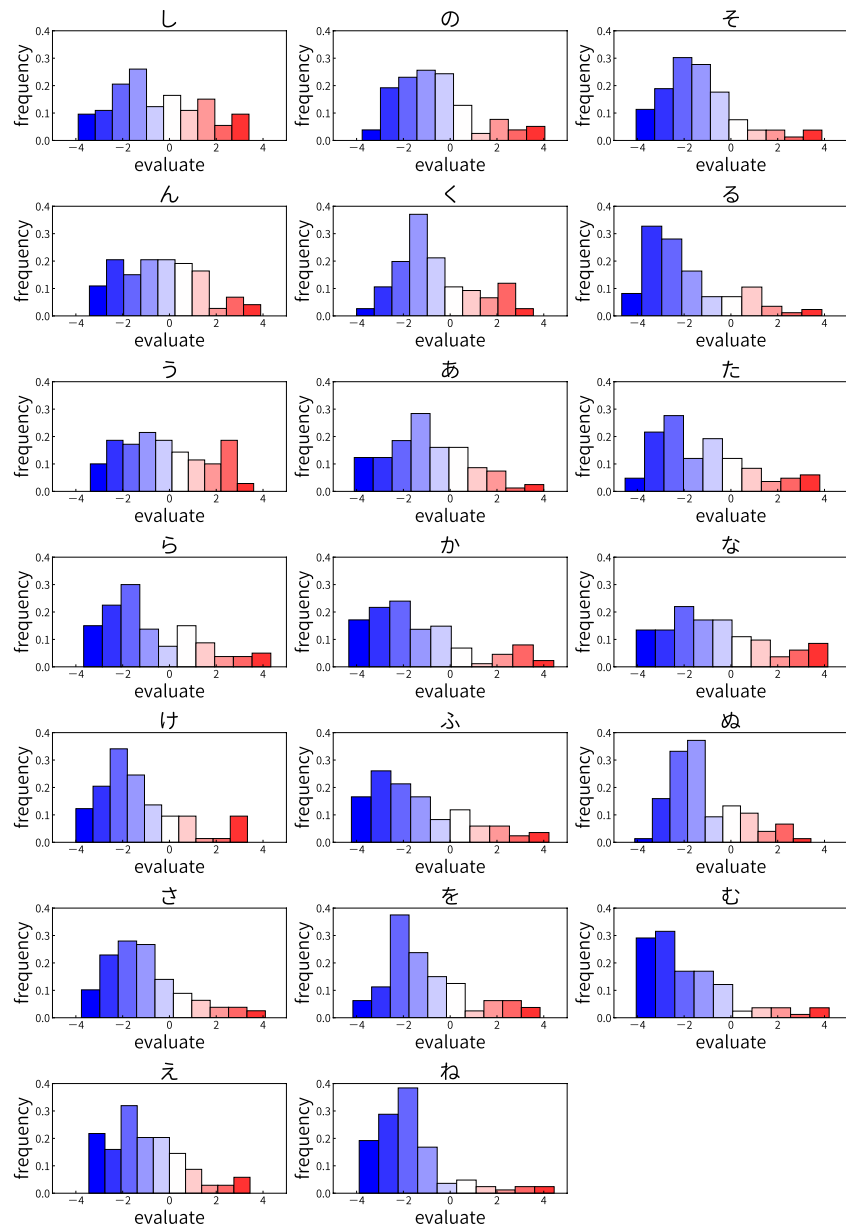


図 3.3: 各ひらがなに対する得られた評価値のヒストグラム

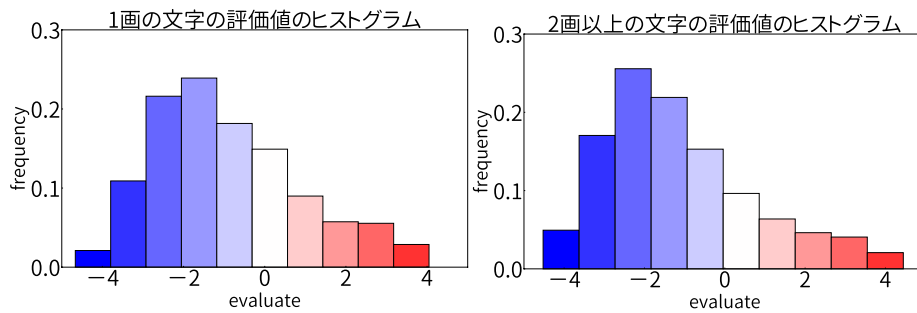


図 3.4: 1画と2画以上の文字のそれぞれの平均評価値のヒストグラム

第4章 手書きの数式化手法

手書き文字を定量的に扱うために、中村らの手書き文字の数式化手法[6]や曲率算出に用いていた手法[15]と同様のものを用いる。まず、ユーザにペンで手書き入力可能なシステムを用いて文字を書いてもらい、入力時の点列と手書き文字における文字の1画1画を平面曲線としてとらえ、それぞれを数式として表す。

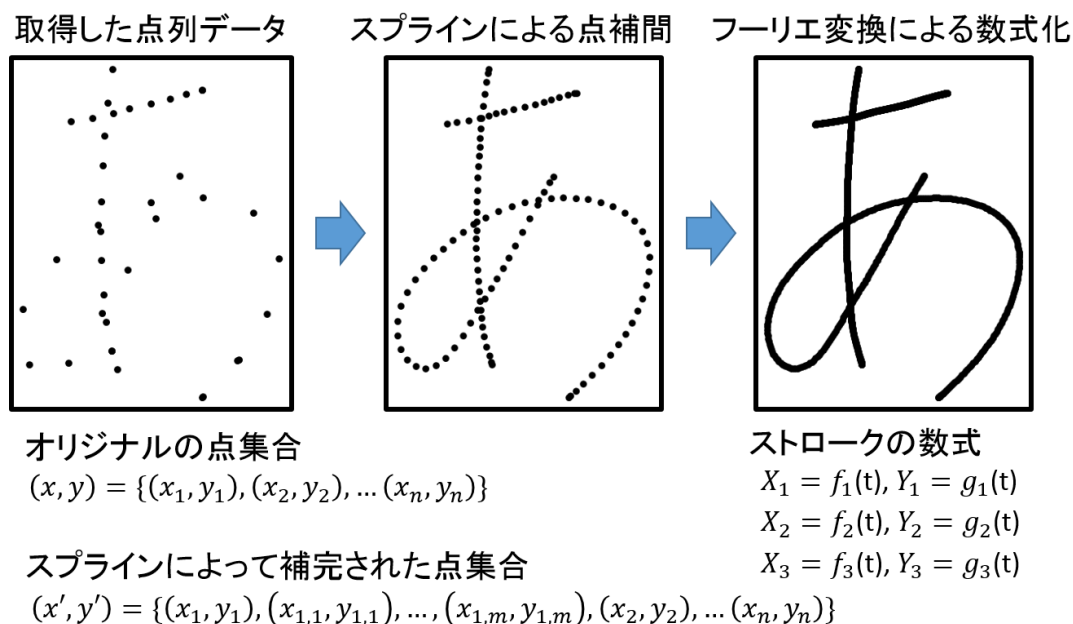


図 4.1: 文字の数式表現の生成手法

まず、図 4.1 のように文字入力時に生成されたファイルから 1 画ごとの点の座標データを取得し、その点を出来るだけ接続するように 3 次スプライン補間を行い、間を埋める点を生成する。次に、補完された点からなる平面曲線である文字の数式をフーリエ級数によって求める。これにより、平面曲線において一般的な曲線を媒介変数表示で数式化する。

数式化の手順としてまず、各文字の 1 画（ストローク）の手書き入力に、スプライン補間を適用した点列の座標データを終点で折り返し、そのまま同じ点を通る形で始点まで点を増加させることで閉曲線の点列を作る。ここで閉曲線にする理由は、フーリエ級数によって数式化する際に始点と終点が離れている場合は、両端をつなごうとして両端近辺で曲線が波打ってしまうためである。

次に、この点列を通る平面曲線の媒介変数表示を、

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

としたとき、 $f(t)$ は周期関数ではないが ($g(t)$ についても同様なので省略),

$$f(t) = f(t + 2m\pi) \quad m \text{は整数}$$

と定義することにより周期関数とみなすことができる。さらに、文字の折れや、はねなどの「角」も近似的に急な曲がり方をした滑らかな曲線とみなすことにより、 $f(t)$ はフーリエ級数で表示可能である。すなわち、

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

と表すことができる。ここで、 a_n と b_n は

$$\begin{cases} a_n = \frac{1}{\pi} \int_{-\pi}^{\pi} f(t) \cdot \cos nt \, dt \\ b_n = \frac{1}{\pi} \int_{-\pi}^{\pi} f(t) \cdot \sin nt \, dt \end{cases}$$

で求めることができる。また、座標のデータは離散であるが、上記の式は座標データが等間隔に並んでいるとすると、 a_n と b_n を求める積分を和で近似することができる。この手法によって、媒介変数表示された平面曲線としての各画の数式を得ることができる。

ただし、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、ある項までで打ち切ったフーリエ級数を用いる必要がある。何次まででフーリエ級数を打ち切るかについては、得られた式を画像として出力した際に、十分収束していると見なせる次数までとする。具体的には、 n 次までフーリエ級数で得られた文字の画像と $n+1$ 次までのフーリエ級数で得られた文字の画像の各点同士の差が平均2ピクセル以下の差しかないとき、その n 次までの有限フーリエ級数を用いることにする。

この数式の値を t の値が0から π まで変化させて点をプロットすることにより描画することができる（描画において t の値が0から π までとなっているのは、フーリエ級数によって数式化する前に閉曲線となるよう折り返しているためである）。

第5章 手書き文字の類似度に関する指標

本章では、定量的にいくつかの指標に基づいて類似度を算出する方法について述べる。まず我々は、ひとの文字に対する類似度評価に大きく関わってくる要素として、文字の各ストロークの要素（図 5.1）と、文字全体の要素（図 5.2）の2つがあると考えた。1つ目の文字の各ストロークの要素として挙げられるのは、ストロークの点列座標や、曲がり度合い、長さ、ストロークを外接する矩形を作った時の面積や縦横比などが挙げられる。また、2つ目の文字全体の要素として、文字を重ね合わせた際のストロークの点列座標や、ストロークの重心の距離、文字を外接する矩形を作った時の縦横比、文字の中心に対してストロークがどの辺りに位置するかといったバランスなどが挙げられる。そこで、本研究ではこれまでのユークリッド距離による類似度指標に加え、新たに表 5.1、表 5.2 に示す他の類似度指標（表 5.1、表 5.2 の右に示す理想値に近づけば近づくほど、類似したと言える指標）を追加した。ここでは、それぞれの指標における類似度の算出方法について順に述べていく。

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[11]で用いていた、文字を外接する矩形の縦横の長さと中心をもとに、大きさと位置を揃える手法を同様に用いた。

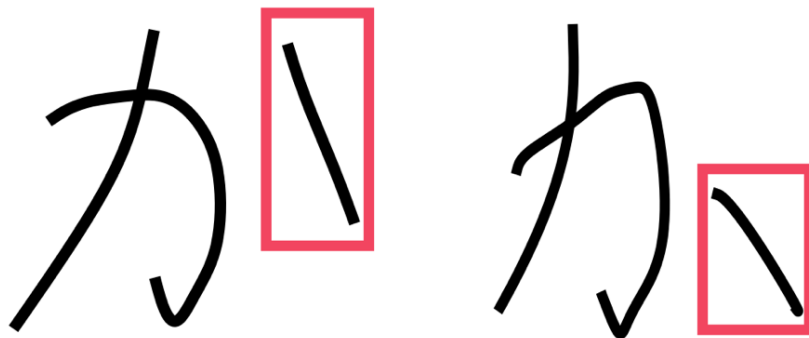


図 5.1: 各ストロークの要素

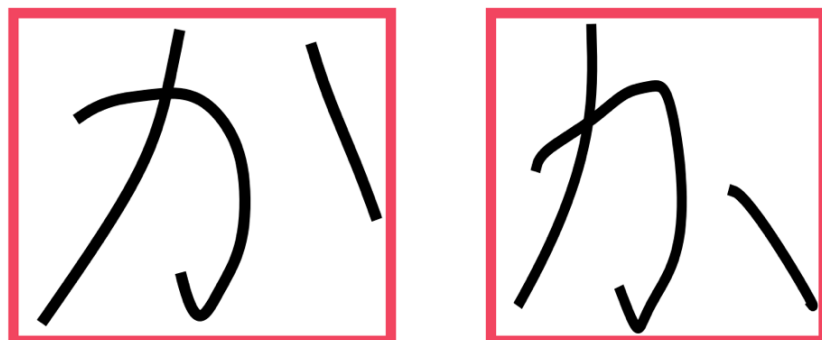


図 5.2: 文字全体の要素

表 5.1: 各ストロークの類似に関する指標

呼び名	説明	理想値
S_{point}	各ストロークの点列座標の類似度	0
S_{curve}	各ストロークの曲率の類似度	0
S_{length}	各ストロークの長さの類似度	1
S_{area}	各ストロークの面積の類似度	1
S_{aspect}	各ストロークの縦横比の類似度	1

表 5.2: 文字全体の類似に関する指標

呼び名	説明	理想値
C_{point}	文字全体で正規化した場合の 各ストロークの点列座標の類似度	0
$C_{gravity}$	文字全体で正規化した場合の 各ストロークの重心座標の類似度	0
C_{aspect}	文字の縦横比の類似度	1
$C_{balance}$	文字の中心から各ストロークの 重心に伸びるベクトルのコサイン類似度	1

5.1. ストロークの類似に関する指標

まず、文字を構成するストロークの特徴から、似ているか似ていないかをひとが判断する基準になりうると考えられる。ここでは、それぞれの指標について述べていく。

5.1.1. ストロークの座標の類似度 S_{point}

ストロークの座標の類似度 S_{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改良して用いる。まず、ストロークごとの単純な座標の違いを見るために、ストロークの位置や大きさを統一するように正規化を行う。ここでは、ストロークが大きさ 500×500、位置 (250,250) になるように正規化を行った。

次に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、ここでは 4 章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 5.3 のように等間隔で分割するような点列を抽出していく。なお、フーリエ級数による数式として表現されているため、逆フーリエ級数展開によって大量に点を取得することが可能であり、ここで取得した大量な点から等間隔に分割するような点列を決定する。ここでは、どのストロークにおいても一律 50 分割するような

点列（つまり、51 個の点列）を求めることで、 S_{point} の指標に用いた。なお今回は 50 分割としたが、この点の個数については、ストロークの長さなどに応じて調整していく必要があると考えられる。

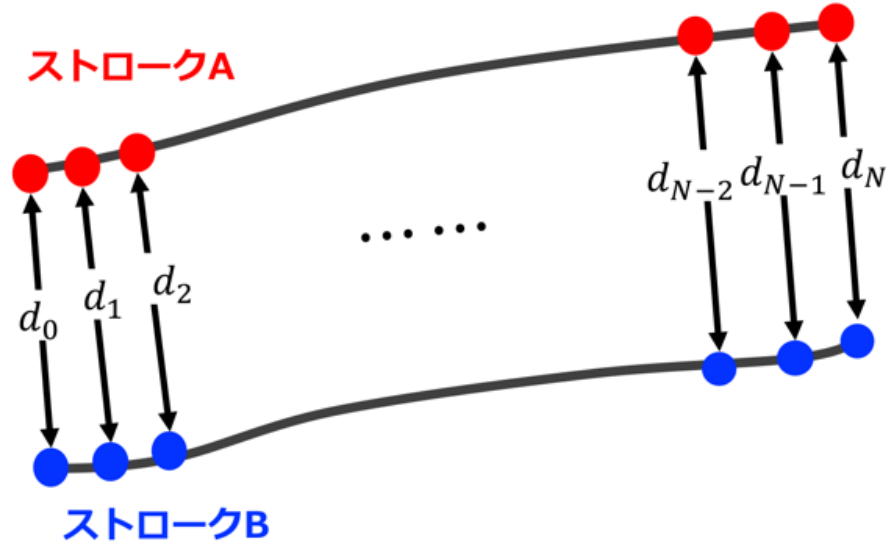


図 5.3: ストローク間のユークリッド距離の算出方法

5.1.2. ストロークの曲率の類似度 S_{curve}

文字間の曲率の類似度 S_{curve} の計算方法について述べる。文字の各ストロークの曲率の求め方は、小松ら[16]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。平面曲線に対して、曲率と呼ばれる各点でストロークがどの程度曲がっているかを表す量が定義され、この値の絶対値が大きいほど、ストロークの曲がり度合いがきつことになる。

ここで、一般的に媒介変数表示された平面曲線の曲率の定義を述べる。平面曲線が、

$$\begin{cases} x = f(t) \\ y = g(t) \end{cases}$$

と媒介変数表示されている時、パラメータ t を弧長パラメータ

$$s = \int_0^t \sqrt{\left(\frac{df}{dt}\right)^2 + \left(\frac{dg}{dt}\right)^2} dt$$

を用いて変数変換を行う。以後、平面曲線は弧長パラメータ s を用いて

$$\begin{cases} x = f(s) \\ y = g(s) \end{cases}$$

と表されているとする．ベクトル e_1 を

$$e_1 = \left(\frac{df}{ds}, \frac{dg}{ds} \right)$$

で定義し， e_1 を反時計回りに 90 度回転させたベクトルを e_2 とする．具体的には，

$$e_2 = \left(-\frac{dg}{ds}, \frac{df}{ds} \right)$$

である．この時， e_1 の微分は e_2 のスカラー倍になることが示され，曲率はそのスカラーとして定義される．すなわち，

$$\frac{de_1}{ds} = k(s)e_2$$

の $k(s)$ を曲率と呼ぶ．ここで，実際に 3 画のひらがな「か」から計算された 50 分割した各点における曲率を図 5.4 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，極端な折り返しが頻繁に含まれ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，始点と終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 5.4 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（10～30 点目）において山が続いており，最後のはねの部分（45 点目あたり）で大きい山ができていたことがわかる．文字ごとでこの曲率グラフを求め，文字間の曲率グラフの各点の差の絶対値の平均を S_{curve} として定義する．この値についても，0 に近ければ近いほど，2 つの文字は類似したということが言える．

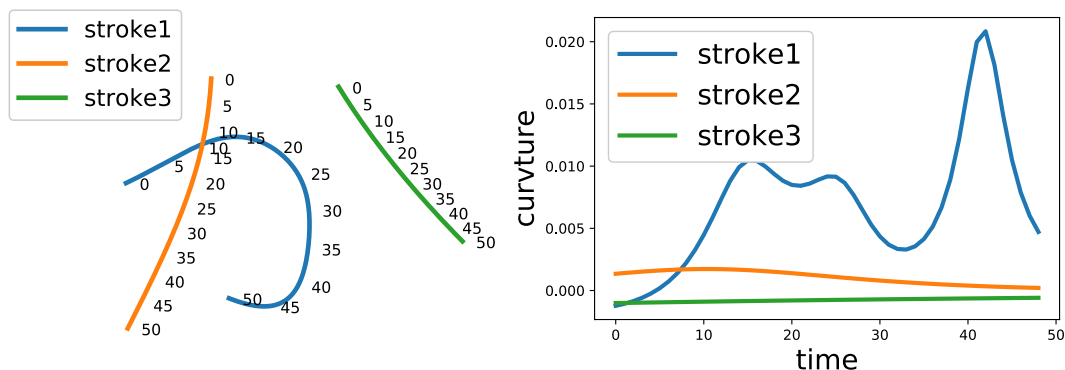


図 5.4: 曲率グラフの作成例

実際に、曲率グラフの差 S_{curve} を算出する過程を表したのが、図 5.5 に示す通りである。図 5.5 では、左に別のひとが書いた「へ」を重ね合わせたものを表示しており、曲率の差を取るために使った各点を灰色の線で繋いでいる。また、右には2つの「へ」の曲率グラフを表示しており、差の絶対値にあたる部分を灰色の線で示している。

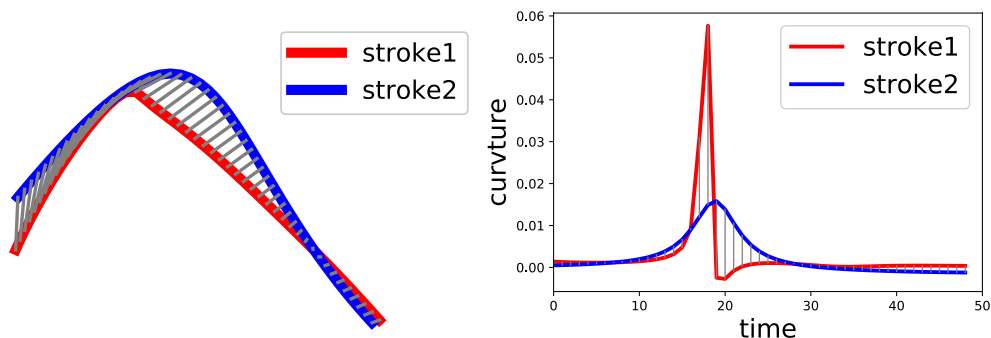


図 5.5: 曲率グラフの差の計算例

5.1.3. ストロークの長さの類似度 S_{length}

文字間のストロークの長さの類似度 S_{length} の計算は、図 5.6 のように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。

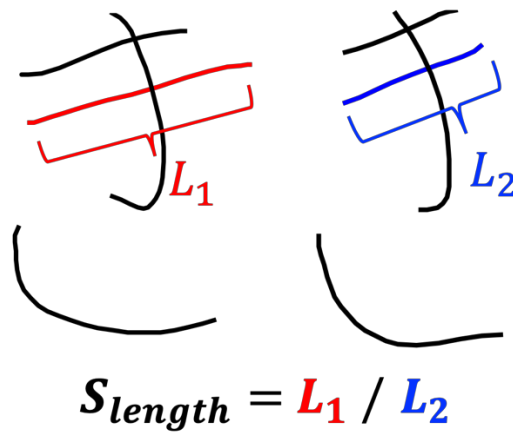


図 5.6: 文字の各ストロークの長さの類似度

5.1.4. ストロークの面積の類似度 S_{area}

文字間のストロークの面積の類似度 S_{area} は、図 5.7 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 つの文字は類似していることになる。

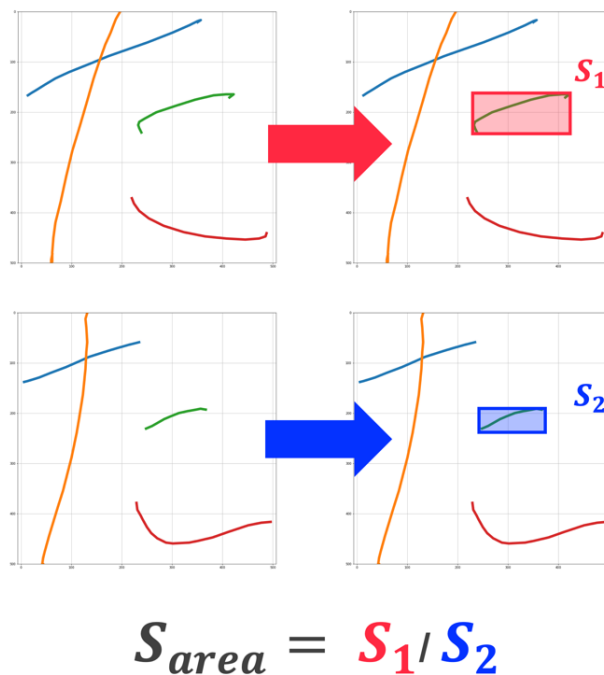
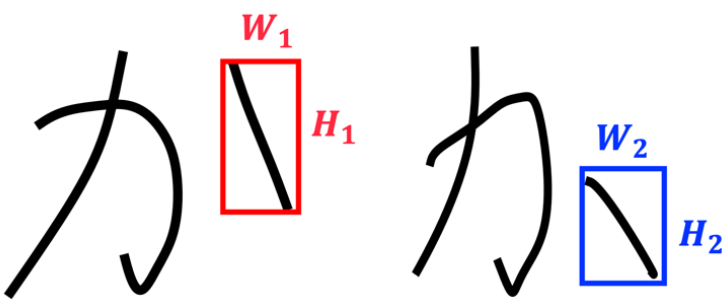


図 5.7: 文字の各ストロークの面積の類似度

5.1.5. ストロークの縦横比の類似度 S_{aspect}

また、文字間の縦横比の類似度を示す S_{aspect} では、図 5.8 のように各ストローク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。



$$S_{aspect} = \frac{W_1/H_1}{W_2/H_2}$$

図 5.8: 文字の縦横比の差

5.2. 文字全体の類似に関する指標

文字を似ているか似ていないかを判断する要素として、ストロークだけでなく文字全体の要素が挙げられる。ここでは、それぞれの指標について述べていく。

5.2.1. 文字全体の座標の類似度 C_{point}

文字全体の座標の類似度 C_{point} は、文字全体を正規化した場合のストロークのユークリッド距離の平均値を計算することで求める。ユークリッド距離の計算方法は、5.1.1 節で述べた S_{point} を求める時に用いていた手法と同様である。実際に 2 つのひらがな「あ」のユークリッド距離 C_{point} を算出した例が、図 5.9 に示した通りである。図中の灰色の斜線で示した部分が、ユークリッド距離を計算する時に用いた点列同士を繋いだものであり、単位ピクセルあたり平均 28.98 ピクセルの差があることを示していることになる。この値が 0 に近づけば近いほど、2 つの文字は類似しているということになる。

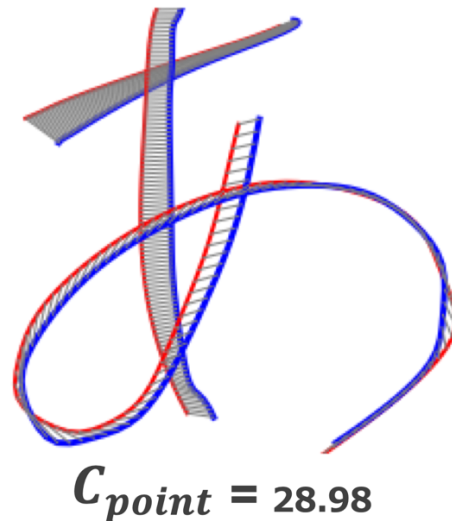


図 5.9: ユークリッド距離の計算例

5.2.2. 各ストロークの重心座標の類似度 $C_{gravity}$

文字間の各ストロークの重心の位置の距離を表す $C_{gravity}$ 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 5.10 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 $C_{gravity}$ を定義する。この値が 0 に近ければ近いほど、2 つの文字は類似しているということになる。

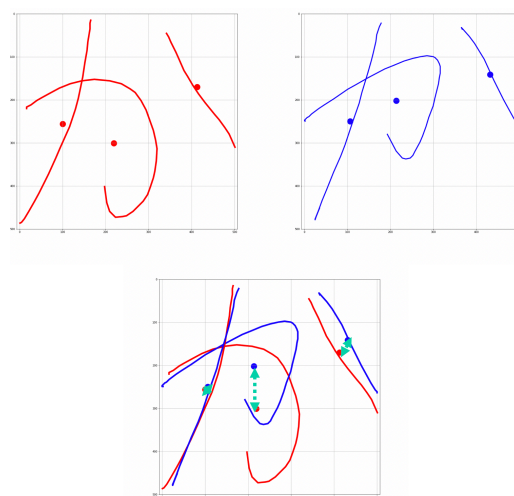
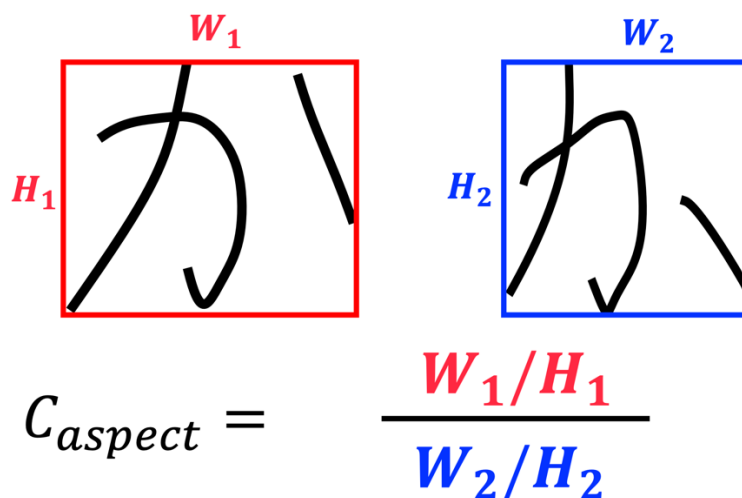


図 5.10: 文字の各ストロークの重心の類似度

5.2.3. 文字全体の縦横比の類似度 C_{aspect}

文字全体の縦横比の類似度 C_{aspect} は、文字全体を正規化した場合の縦横比を計算することで求める。縦横比の計算方法は、5.1.5 節で述べたストロークごとの縦横比 S_{aspect} を求める時に用いていた手法と同様である。実際に2つの平仮名「か」の縦横比 C_{aspect} を算出した例が、図 5.9 に示した通りである。 C_{aspect} の値が1に近ければ近いほど、2つの文字は類似しているということになる。



$$C_{aspect} = \frac{W_1/H_1}{W_2/H_2}$$

図 5.11 文字のバランスとその類似度

5.2.4. 文字全体のバランスの類似度 $C_{balance}$

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 $C_{balance}$ の計算方法について説明する。 $C_{balance}$ については、図 5.12 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 $C_{balance}$ 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、 $Balance_1, Balance_2$ が以下になる文字があった場合、

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

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

その文字のバランスの類似度 $C_{balance}$ は、

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

と表すことができる．この値が1に近ければ近いほど、2つの文字は類似しているということになる．

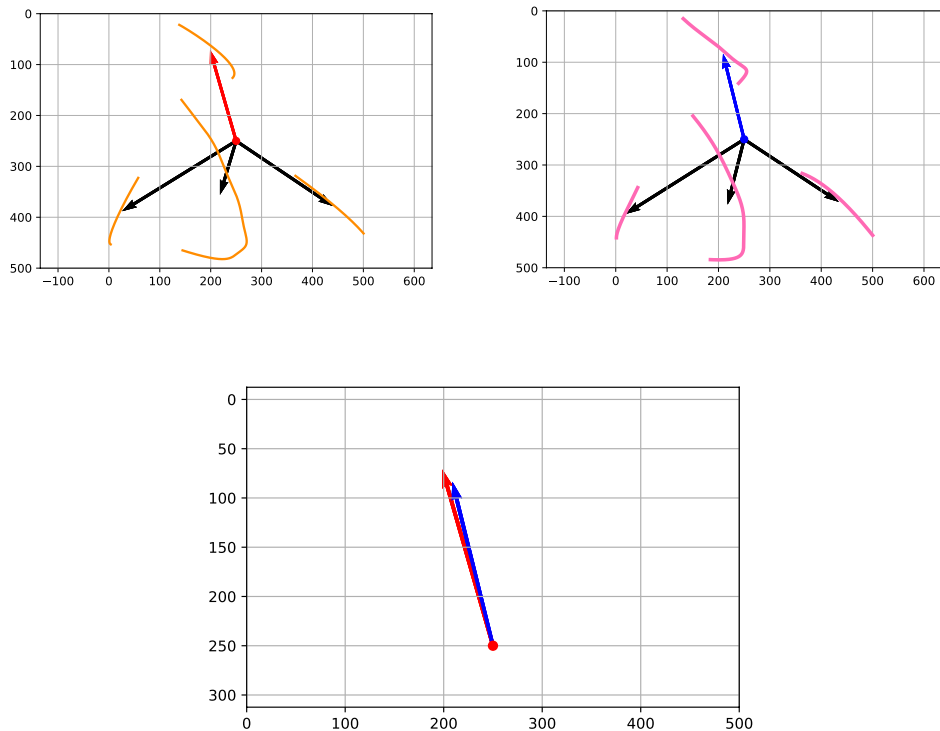


図 5.12 文字のバランスとその類似度

第6章 主観的な手書き文字類似度評価式と精度検証

5章で示したそれぞれの類似度指標をもとに、ひとが手書き文字から似ている、あるいは似ていないと感じる類似度 (*Similarity Score*) の評価式を作成する。具体的には、5章で定義した各指標をそれぞれどの程度考慮すべきかを明らかにし、

$$\begin{aligned} \text{Similarity Score} = & (w_1 \times S_{\text{point}}) + (w_2 \times S_{\text{curve}}) + (w_3 \times S_{\text{length}}) \\ & + (w_4 \times S_{\text{area}}) + (w_5 \times S_{\text{aspect}}) + (w_6 \times C_{\text{point}}) \\ & + (w_7 \times C_{\text{gravity}}) + (w_8 \times C_{\text{aspect}}) + (w_9 \times C_{\text{balance}}) + b \end{aligned}$$

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

という主観的な類似度の式を導出していく。この式における重みを決定するために、5章で定義した指標をもとに求めた各類似度指標の値を説明変数とし、3章で構築した主観的な手書き文字の類似度評価データセットの評価値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。なお、5.2.4項でも述べた通り、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 S_{point} と C_{point} 、 S_{aspect} と C_{aspect} は同じ値になるため、 S_{point} と S_{aspect} 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ことにする。

さらに、その評価式から算出した類似度が正しくひとの評価と一致しているかを確認するため、評価式の精度の検証も行っていく。

6.1. 類似度評価式の導出

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

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

という式になった。このときの重相関係数は $R=0.872$ 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、

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

という式になった。このときも重相関係数は $R=0.906$ 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の類似的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と言える。

6.2. 精度の検証

ここで、我々の過去[6,7]の平均文字・平均図形の関する研究でも明らかなように、あるひとの手書き文字を平均化すると、徐々にある同じ形の文字となっていく。つまり、複数回書いた文字について独立したそれぞれの手書き文字があり、それぞれ別の組み合わせによって平均文字を生成したとしても、それらは類似したものになるといえる。したがって、10回の手書き文字データがあった時に、偶数回目に書かれた5文字を平均化したものと、奇数回目に書かれた5文字を平均化したものを用い、ユーザ内とユーザ間で比較した場合、ユーザ内で比較した場合が最も類似度が高くなるはずである。そこで本提案手法を用い、実際に3章で使用した手書き文字データセットをもとに、偶数回目に書かれた文字の平均文字と、奇数回目に書かれた文字の平均文字を比較することによって、本当にユーザ内で比較した場合が最も類似度が高くなるかの検証を行った。

表6.1は、提案する類似度評価手法によって、ユーザ内とユーザ間の「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。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、縦横の中で最も類似度を高くなったセルを赤色のセルで表している。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、やは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、ひらがな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言える。

以上の結果より、評価式で正しく類似度を評価できていることや、ユーザの手書き文字は平均化していくことによって徐々に同じものになっていき、5回ほどの試行数で十分収束する傾向も明らかになった。

表 6.1: 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

		A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
		あ	あ	あ	あ	あ	あ	あ	あ	あ	あ
A	あ	3.8974	1.4533	1.4755	1.1579	0.4905	1.0475	0.3698	0.0388	0.1847	0.7289
B	あ	1.711	4.4415	1.6592	0.4601	-0.3782	2.2391	0.1935	-0.6865	0.8509	1.3482
C	あ	1.5524	1.773	4.3753	1.0925	0.9051	2.4641	1.9648	1.3011	-0.0326	1.5574
D	あ	0.8485	0.3207	1.1781	4.0994	1.0686	0.3261	0.3065	-0.1123	-0.4656	0.3425
E	あ	-0.1156	-0.5936	1.1088	0.8688	4.3239	-0.3385	1.4133	1.1624	0.2183	0.3392
F	あ	1.1607	2.091	1.9968	-0.0813	-0.6918	4.206	0.7563	-0.2378	-0.2345	1.1723
G	あ	0.3196	0.1226	1.86	0.0401	0.8667	0.9333	3.9479	1.0125	-0.3426	0.9654
H	あ	-0.1597	-0.5518	1.7876	-0.1119	1.2516	0.5086	1.7622	4.2307	-1.5022	-0.3612
I	あ	-0.6468	0.4832	-0.4665	-0.6034	0.4287	-0.2584	-0.5748	-2.2937	3.9988	0.9032
J	あ	0.2794	1.2433	1.22	0.2297	-0.0381	1.2508	0.6439	-1.0898	0.3745	4.2101

第7章 手書きの特性解明への適用と応用可能性

6章で求めたひとの主観にあった定量的な手書き文字の類似度評価式を用いることで、手書き文字の特性解明における指標や、手書きを支援するためのアプリケーションなどへの様々な応用先が挙げられる。ここでは、実際にこれまで行ってきた手書きの特性解明に関する研究に適用することで、本提案手法の有用性を明らかにする。具体的には、利き手と非利き手の平均文字・図形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だけでは不十分だった点を確認していく。また、他にも応用例を具体的に述べていくことで、本提案手法の有用性を示す。

7.1. 手書きの特性解明

6章で導出した評価式を用い、これまでに取り組んできた手書きの特性解明に適用することで、本研究の有用性を示す。これまでの研究[10]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、2つの文字のストロークの点列座標のユークリッド距離を調べることで検証していた。しかし、この手法では類似を測るには不十分であり正確に検証できていなかったと考えられる。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った。ここでは、[10]で構築したひらがな50音を利き手で書いた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名の中から51.4%の精度で同一人物を判定できていた。表7.1が、その結果の一部である「あ」についての結果を示したものであり、縦に各ユーザの利き手平均文字、横に各ユーザの非利き手の平均文字を並べており、それぞれの類似度を本提案手法によって算出したものとなっている。また、縦横の中で最も類似度を高くなったセルを赤色のセルで表している。期待値は10%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結果になった。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、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。

表 7.1: 類似度評価手法による利き手・非利き手平均文字の判定結果

		A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
A		0.2067	1.2024	0.9204	-1.024	-0.9497	1.3261	0.2599	1.861	-3.9017	-2.3015
B		-0.8099	2.0374	0.7342	-1.3764	-1.886	2.0152	1.0958	0.7792	-3.3097	-0.8691
C		0.7882	1.6689	2.0314	0.2713	-0.1335	2.0813	1.1714	2.2637	-1.9135	0.2677
D		0.6397	0.8516	1.912	1.2592	-0.5288	0.0534	-0.4911	1.633	-2.908	-0.7049
E		0.3314	0.7632	1.1431	1.7386	1.9885	-0.0829	-0.4083	1.8234	-0.8942	-1.1995
F		1.021	1.7358	1.5519	-1.0757	-0.8642	3.4018	1.4336	1.3838	-1.2686	0.4801
G		0.2064	0.8893	0.6572	0.516	-0.1379	1.4645	0.098	1.4088	-1.0715	-0.7678
H		0.3765	0.7222	-0.0804	-0.2072	0.3075	0.0028	-1.3452	1.781	-2.5731	-1.7361
I		-0.4677	0.4204	0.148	-0.0363	-0.7958	0.5312	0.4661	-0.1721	0.6369	-0.9645
J		-0.1564	0.3064	1.1385	-0.458	-0.8101	1.7266	1.6394	1.0181	-1.2588	0.722

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[7]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、手書き図形に関するデータセットを用い、12名の利き手による平均図形が、同12名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を本手法を用いて検証を行った。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の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、図形は文字に比べより複雑な要素が絡んでおり、個性が顕著に表れやすいためだと考えられる。表7.2が、その結果の一部であり、縦に各ユーザの利き手平均図形、横に各ユーザの非利き

手の平均図形を並べており、それぞれの類似度を本提案手法によって算出したものとなっている。また、縦横の中で最も類似度を高くなったセルを赤色のセルで表している。

表 7.2: 類似度評価手法による利き手・非利き手平均図形の判定結果

		A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L
													
A		2.7202	-0.158	-1.3233	0.6525	-1.47	-0.3959	-0.5501	-0.5605	-3.2632	0.6227	-0.8439	0.3403
B		0.4111	2.9797	0.5112	0.5759	0.0146	1.4067	-0.4249	0.5007	-1.3295	1.3769	1.1027	1.2032
C		-1.0015	0.865	2.4141	0.8501	0.7043	0.8431	-1.0474	0.4639	-1.1852	0.3546	0.6598	0.34
D		0.0182	0.5772	0.2274	2.083	-0.0018	0.7085	-1.8459	0.2597	-1.0951	1.773	0.5014	-0.2769
E		-1.3022	0.8405	-0.1096	0.006	2.0008	0.0155	-0.7122	-0.5155	-2.2113	-0.2461	0.333	-0.3041
F		-0.439	1.6537	0.3393	0.2758	0.36	3.0338	-1.2161	-0.8384	-0.25	0.5914	1.5461	0.3007
G		-1.114	-0.0095	-0.5566	0.0221	-0.3212	-0.2204	2.8635	-0.7686	-2.8939	-0.223	-1.3651	-0.4018
H		0.3865	0.2035	-0.4469	0.4794	-0.5103	-0.4227	-1.0159	2.2476	-3.4512	0.7544	-0.7717	0.4406
I		-2.7194	-0.1186	-1.1614	-1.3748	-2.0593	0.4916	-2.7117	-2.5133	1.1235	-1.1917	-0.1208	-2.2886
J		0.1621	0.3062	-0.2358	1.7162	-0.5202	0.2613	-0.7633	-0.1854	-1.8554	2.6686	-0.4409	-0.3965
K		-0.3664	1.5012	0.0559	-0.2267	-0.2311	1.1961	-2.0493	-0.3939	-0.8825	0.5536	2.6883	0.2881
L		0.1099	0.9001	-0.4342	0.3644	-0.4369	0.5919	-0.9594	0.0576	-2.172	0.2789	0.5652	2.9153

7.2. 応用可能性

本研究によって、ひとの主観にあった手書き文字の類似度算出が可能になったことで、様々な方面に応用可能性があると考えている。ここでは、いくつかその応用可能性として考えられる例を挙げることで、本研究の有用性を示す。

7.2.1. お手本との違いを自動的に明示可能な手書き練習システム

これまで我々は、手書き文字練習において、図 7.1 に示すようなユーザの手書き文字とお手本の文字を融合することで、少しお手本に近くなった文字にし、その融合文字を提示することでユーザの練習に対するモチベーションを維持しながら練習することが可能なアプリケーション[8]を提案してきた。このアプリケーションでは、融合されたものをフィードバックとして返すことで、お手本文字を自然に意識させるというものになっているが、実際にはどこが自分の文字とお手本文字に違いがあるのかが客観視しづらいと考えられる。

そこで今後は、このアプリケーションに新たな機能として、お手本との類似度を数値として提示することや、どの部分が類似していないことが原因で類似度が低くなってしまったかを提示することや、日々の上達度の可視化などが実現できると考えている。また文字だけではなく、イラスト練習においても応用可能であると考えている。



図 7.1: お手本との融合による文字練習アプリケーション
(左がお手本との融合前、右が融合後)

7.2.2. 自動筆跡鑑定

事件の証拠として残された筆跡が、代筆によるものではないかを調べることなどが目的で、誰の筆跡かを判別する筆跡鑑定と呼ばれるものが古くから存在する。筆跡を判別するにあたって、日本では筆跡鑑定士と呼ばれるひとを雇い、数々の筆跡サンプルから目視で、あるひとの書いたものかを判別しているのが現状である。本提案手法は、こういった筆跡鑑定

においても応用可能であると考えており、ある文字とユーザのサンプル文字との類似度を何度か計算することによって、自動的にそのユーザの文字かどうかを判定することができ、さらに信頼性も確保されるといえる。

7.2.3. 手書きの個性の抽出および再現

手書き文字や手書きイラストは個性豊かなものであり、ほぼ唯一無二のものと言っても過言ではない。個性という抽象的であるが故に、扱うのが難しいものについて研究している事例も存在する。古市ら[85]は、ダンスの動きの情報から個性となる情報を抽出するため、ダンスの動きを特徴量化し機械によって個性を判定する実験を行っている。本研究においても、類似度評価手法によってあるユーザの文字をあらゆるひとの手書き文字サンプルと比較することによって、手書き文字における個性の情報を抽出することが可能であると考えている。これが可能になることにより、たとえば他人の書いた文字をあたかも自分の個性ある文字に変換するといったことが可能になると考えている。また、我々はこれまでに、図7.2に示すようなひととロボットの協調による手書き文字美化システム[86]を提案してきた。これは、ユーザがこれまで書いてきた文字を平均化することで、ユーザの手書きの個性を残したまま文字を美化し、ロボットにその綺麗になった文字を書いてもらうというものであった。本研究は、こういったロボットにユーザの文字を代筆してもらうことにも応用でき、ユーザのあらゆる文字の平均化に用いるサンプルデータが蓄積されていなくても、個性ある綺麗な文字をロボットによって出力できるのではないかと考えている。このようなことが可能になることで、ロボットが書いた文字にも関わらず、あたかもユーザが丁寧に書いた文字のように感じるといったものが実現できると考えている。



図 7.2: ひととロボットの協調による手書き文字美化システム
(左がユーザの手書き文字、右がロボットによって美化して出力された文字)

7.2.4. 手書きのさらなる特性解明

我々はこれまでも、手書き文字や手書き図形を主観的に評価することや、ユークリッド距離による類似度という面で定量的に評価することによって、手書きの特性を明らかにする

研究[6,7,10,11]を行ってきた。こういった手書きの特性解明に関する研究においても、我々が提案する手法は有効であると考えている。たとえばこれまでに行ってきた、指とペンでの文字練習の上達度合いの違いを調査した研究では、ユーザが書いた文字とお手本に設定した文字とのユークリッド距離を調べることで上達度合いを評価していた。しかし、ユークリッド距離だけで評価するには不十分であり、中には我々の主観によってはお手本に近づいているにもかかわらず、定量的に示した上達度合いは低いといったようなものも存在した。そこで、今後は本研究で提案した手書き文字の類似度評価式を用いることで、より適切かつ具体的な分析を行っていく必要があると考えている。他にも、そもそも指とペンで書いたものに違いがあるのかを調査することや、入力画面のサイズによって文字や図形はどのように違いが現れるかなどの調査をすることも可能であると考えている。

第 8 章 おわりに

本章では、この研究で実際に行ったことおよび明らかになったことを改めて整理する。また、今後に残された課題についても述べていく。

8.1. 本研究のまとめ

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。具体的には 1 画のひらがなにおいて、ひとが思う手書き文字の類似度を算出する評価式 (*Similarity Score*) は、

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

(ただし, S_{point} : ユークリッド距離, S_{curve} : 曲率の差,
 S_{length} : ストロークの長さ比, S_{area} : ストロークを外接する矩形の面積比,
 S_{aspect} : アスペクト比の類似度, C_{gravity} : 重心の距離とする)

になり、2 画以上の時の類似度の評価式 (*Similarity Score*) は、

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

(ただし, C_{point} : 文字全体のユークリッド距離, C_{aspect} : 文字全体の縦横比,
 C_{balance} : 文字全体のバランスの類似度とする)

という結果になった。また、それぞれの重相関係数は $R=0.872, 0.906$ 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、ユーザの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、この類似度評価手法の応用例を示し、実際にこれまで行ってきた手書き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、平均図形の類似性に関する実験を実施し、類似度評価手法をひとの主観的な評価に合わせた場合でも成り立つかどうかの検証を行った。ここで、10 名の利き手、非利き手の平均文字をそれぞれ比較した時に、同じユーザが書いたものが最も類似

度が高くなった割合が 51.4%であり、12 名の利き手、非利き手の平均図形の場合では 93.1%という結果になった。このことより、利き手と非利き手の平均図形については、類似度が高い結果となっていたが、平均文字については多少のブレがあることがわかった。

8.2. 今後の課題

今回の研究で明らかになった課題について述べる。まず、3 章で行った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構築では、類似度が極端に高い文字や、極端に低い文字が実際に得られたデータセットに少ししか含まれず、類似度の偏りが出てしまうという点で問題があった。これは、文字ごとにおける類似度評価の違いが影響していると考えている。たとえば「く」のような形がシンプルな文字に関しては、折れ、はね、曲がりなどの類似度を判断する要素が少ないため全体的に高く評価する実験協力者が見受けられ、対して「か」のような複雑な文字に関しては、そのような類似度を判断する要素が多いため全体的に低く評価する実験協力者が見受けられた。そこで、今後は文字ごとの類似度評価データセットが均等に分布するような工夫を施す必要があると考えている。

次に、5 章で述べた類似度指標の算出方法において、現状の手法ではいくつか問題点があったと考えられる。たとえば、現在は点列のユークリッド距離を求める際、点列の対応付けを一定の距離で等分割する点を抽出することによって行っているが、これは適切な対応付けとは言えない部分がある。図 8.1 は、ひらがなの「ひ」と「く」の分割点を求めて、ユークリッド距離を算出したものであるが、こういった文字のように急な曲がり角である部分の対応付けができていないことがわかる。そこで、今後は「ひ」や「く」のような急な曲がりや特徴的な曲がりが存在する文字に関しては、曲率が大きく変化するなどといった特徴的な値を示した地点で、ストロークを分解し別の画として扱うことで、このような問題を解決できると考えている。

また、図 8.2 に示すように文字が回転していた場合も、点列のユークリッド距離による類似度評価は適切ではないと考えている。そこで、対応付けをする他の手法として、今後は佐々木ら[87]が提案しているような、回転を許容することができる DP マッチングによる点列の対応付けの手法を用いることも検討している。

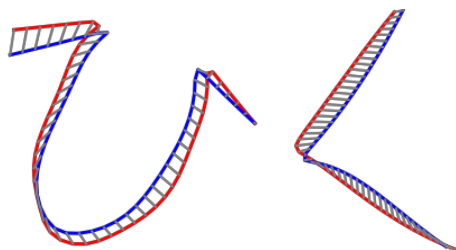


図 8.1: 現在の距離ベースによる点列の対応付け

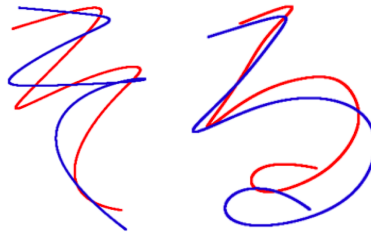


図 8.2: 回転している文字に対してのユークリッド距離の算出の問題
(青が利き手, 赤が非利き手の平均文字)

一方で、曲率の類似度を表す C_{curve} についても、現在の手法だと問題があると考えている。たとえば、小さい曲がりなども極端に値が大きくなってしまいう可能性がある。このような小さい曲がりは、類似度評価手法には使わずにノイズとして省くべきだと考えている。そのため、今後は曲率グラフにおけるノイズを差し引き、特徴的な曲がりのみを比較するための工夫が必要である。また、そもそも今回用意した類似度指標だけでは評価基準が足りない可能性があるため、今後は他にも曲率の最大値や最小値、分散といった別の要素を説明変数として追加することや、文字自体の傾きといった他の要素も考慮することで、より精度の高い評価式を導出していく。

また、今回は用意した類似指標を全て用いて評価式を作ったが、指標の中には要素として重複しているものや、そもそも寄与していない要素などがあると考えられる。そこで今後は、重回帰分析を行った際の各指標の寄与率などによって、どの指標を用いるかの吟味を行っていく必要があると考えられる。

さらに 7 章で図形に対して本提案手法を適用したが、手書き図形に対してのひとの類似度評価は、文字に比べてより複雑な要素が絡んでいる可能性や、そもそも文字のそれぞれの類似度評価手法の比重が異なる可能性があると考えている。たとえば、5 章で説明したバランスの類似度 $C_{balance}$ に関しては、図形は顔のパーツの位置や左右対照的かどうかなどの要素が絡むため、文字に比べて図形の方が重要視されると予測される。そこで、今後はひとの図形の捉え方を考慮した手書き類似度評価手法を別に用意する必要があると考えている。また類似度評価手法の応用可能性をもとに、更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

本研究を進めるにあたって、様々な助言や議論をしていただいた中村研究室の皆様に変感謝の意を表します。特に、中村聡史先生には4年間色々な場面でご迷惑をかけてしまいいながらも、沢山サポートをしていただいたことに感謝の言葉に尽きます。また、手書き文字データセット構築手法についてご助言いただいた押木秀樹先生と、手書きの数学的解析手法についてご助言いただいた鈴木正明先生に深く感謝いたします。また、学部時代に700人規模のデータセットに全面的にご協力してくださった香蘭女学校の皆様に感謝の意を表します。さらに、データ分析をするにあたって、プログラミング言語のPythonを伝授してくださった中村研究室 M1 の阿部和樹くんには大変感謝しています。また、本研究による成果が出たのは、手書きデータセット構築や実験に協力していただいた先端メディアサイエンス学科、先端数理科学研究科の学生の皆様のおかげです。そして最後に、そもそもこのような環境の大学・大学院生活を送れたのは、あらゆる生活面で支えてくれた両親のおかげです。心より感謝を申し上げます。

参考文献

- [1] “平成26年度「国語に関する世論調査」の結果の概要”, 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] “ZEBRA キレイ文字調査”, <http://www.zebra.co.jp/press/news/2015/0403.html>, (参照 2018/12/18).
- [4] Matayoshi, Y., Oshima, R. and Nakamura, S.: Mojirage: average handwritten note, *the 2018 International Conference on Advanced Visual Interfaces (AVI2018)*, No.74, pp.1-3 (2018).
- [5] Muhd Dzulkhiflee Hamzah, Shun'ichi Tano, and Mitsuru Iwata, Tomonori Hashiyama. Effectiveness of annotating by hand for non-alphabetical languages, *ACM Conference on Human Factors in Computing System (CHI2006)*, pp. 841-850 (2006).
- [6] 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, Vol. 57, No. 12, pp. 2599-2609 (2016).
- [7] Niino, S., Nakamura, Hagiwara, N., S., Suzuki, M. and Komatsu, T.: Analysis of Average Hand-drawings and Its Application. *9th International Conference on Intelligent Technologies for Interactive Entertainment (INTETAIN2017)*, pp. 34-48 (2017).
- [8] 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), pp. 1-7 (2016).
- [9] Kubota, N., Niino, S., Nakamura, S. and Suzuki, M.: A sustainable practice method of hand-drawing by merging user's stroke and model's stroke, *The First International Workshop on coMics ANalysis (MANPU 2016)*, No. 10, pp.1-6 (2016).
- [10] 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 (HCI), Vol. 176, No. 20, pp. 1-8 (2018).
- [11] 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 (HIS2018), pp. 511-517 (2018).
- [12] Park, O., Nonaka, T., Nishiwaki T., Maekawa, Z., Morimoto, K. and Kurokawa T.: Comparison of South Korean and Japanese sensibility about beauty of HIRAGANA. *Korean Journal on Science of Emotion and Sensibility*, Vol. 8, No. 1, pp. 9-15 (2005).
- [13] 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 (FIT2016), pp. 79-80 (2016).
- [14] 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, Vol. 101, No. 513, pp. 57-62 (2001).
- [15] 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, Vol. 24.51, pp. 1-8 (2000).
- [16] 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 (HCI159), Vol. 159, No. 7, pp. 1-9 (2014).
- [17] 藤澤祐基, 岡島康友: 巧緻運動障害評価の考え方, *The Japanese Journal of Rehabilitation Medicine*, Vol. 54, No. 3, pp. 219-225 (2017).
- [18] Wang, J., Song, Y., Leung, T., Rosenberg, C., Wang, J., Philbin, J., Chen, Bo. and Wu, Ying.: Learning Fine-Grained Image Similarity with Deep Ranking, *2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 1-8 (2014).
- [19] Liu, Z. and Laganière, Robert.: Phase congruence measurement for image similarity assessment, *Pattern Recognition Letters*, Vol. 28, pp. 166-172 (2006).
- [20] “Google 画像検索”, <https://www.google.co.jp/imghp?hl=ja>, (参照 2018/12/18).
- [21] “DeepAI”, <https://deepai.org/machine-learning-model/image-similarity>, (参照 2018/12/18).
- [22] Seddati, O., Dupont, S. and Saïd, O.: DeepSketch: Deep convolutional neural networks for sketch recognition and similarity search, *13th International Workshop on Content-Based Multimedia Indexing (CBMI)*, pp. 1-6 (2015).
- [23] 松尾賢治, 橋本真幸, 小池淳: 類似顔検索のための異なる人物間の顔類似度算出, 電子情報通信学会論文誌, Vol. 92, No. 8, pp. 1383-1392 (2009).
- [24] “Microsoft Face API”, <https://azure.microsoft.com/ja-jp/services/cognitive-services/face/>, (参照 2018/12/18).
- [25] “Word2Vec : 発明した本人も驚く単語ベクトルの驚異的な力”, https://deepage.net/bigdata/machine_learning/2016/09/02/word2vec_power_of_word_vector.html, (参照 2018/12/18).
- [26] “Doc2Vec の仕組みと gensim を使った文書類似度算出チュートリアル”, https://deepage.net/machine_learning/2017/01/08/doc2vec.html, (参照 2018/12/18).
- [27] Vatavu, R., Anthony, L. and Wobbrock, J.: Gestures as Point Clouds: A \$P Recognizer for User Interface Prototypes, *14th ACM international conference on Multimodal interaction (ICMI'12)*, pp. 273-280 (2012).
- [28] Vatavu, R.: Improving Gesture Recognition Accuracy on Touch Screens for Users with Low Vision, *ACM Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI'17)*, pp. 4667-4679 (2017).

- [29] Aucoeur, J. and Pachet, F.: Music Similarity Measures: What's the Use?, *The International Society for Music Information Retrieval (ISMIR'02)*, pp. 1-7 (2002).
- [30] Logan, B. and Salomon, A.: A music similarity function based on signal analysis, *IEEE International Conference on Multimedia and Expo*, pp. 1-4 (2001).
- [31] Tsuchida, S., Fukayama, S. and Goto, M.: Query-by-Dancing: A Dance Music Retrieval System Based on Body-Motion Similarity, *25th International Conference on MultiMedia Modeling*, to appear (2019).
- [32] 野澤繁之, 竹下鉄夫: 日常手書きひらがなと反復記入手書きひらがなの形状比較, 電子情報通信学会技術研究報告, Vol. 96, No. 141, pp. 73-80 (1996).
- [33] 岡島康友, 井草陽子, 木村彰男, 近藤国嗣, 千野直一: 右書字と左書字の運動および形態解析による判別, *The Japanese Journal of Rehabilitation Medicine*, Vol. 33, No. 3, pp. 182-187 (1996).
- [34] 大西愛, 押木秀樹: 書字等の動作における利き手の差に関する基礎的研究, 上越教育大学国語教育学会, Vol. 29, pp. 48-54 (2015).
- [35] 酒井涼, 山田克範, 石田圭二, 小林康孝, 滝本貢悦: 右利き者の左手書字動作分析—書字動作分析装置を使用した研究—, 福井医療科学雑誌, Vol.12, pp.39-42 (2015).
- [36] 高島孝太郎, 仰木裕嗣, 安村通晃: 非利き手の書字行為における運動解析に関する研究. 情報処理学会第 66 回全国大会, pp.269-270 (2004).
- [37] Harada, T., Okajima, Y. and Takahashi, H.: Three-Dimensional Movement Analysis of Handwriting in Subjects with Mild Hemiparesis, *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*, Vol. 81, No. 8, pp. 1210-1217, (2010).
- [38] 浅井洋樹, 野澤明里, 苑田翔吾, 山名早人: オンライン手書きデータを用いた学習者のつまずき検出, 第 4 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム(DEIM), pp. 1-7 (2012).
- [39] 川上直秋, 菊地正, 吉田富二雄: 字のクセを好きになるか?: 筆跡に基づく単純接触効果の一般化, 社会心理学研究, Vol. 29, No. 3, pp. 187-193 (2014).
- [40] 福田由紀, 青山喜乃: 手書き文字の筆跡と表記の親近性が自他の名前判断に及ぼす影響, 法政大学文学部紀要, pp. 75-86 (2014).
- [41] 斉藤絢基, 新納真次郎, 中村聡史, 鈴木正明, 小松孝徳: 手書き文字に対する書き手識別と好感度に関する調査, 情報処理学会 研究報告ヒューマンコンピュータインタラクション (HCI), Vol. 169, No. 6, pp. 1-8 (2016).
- [42] 上田晃寿, 水口充, 山本景子, 倉本到, 辻野嘉宏: 文字アニメーションが観賞者の感情に与える影響, 研究報告ヒューマンコンピュータインタラクション (HCI), Vol. 142, No. 22, pp. 1-8 (2011).
- [43] Alamargot, D. and Morinb, M.: Does handwriting on a tablet screen affect students' graphomotor execution? A comparison between Grades Two and Nine, *Human Movement*

- Science*, Vol. 44, pp. 32-41 (2015).
- [44] 梁建娟, 朱碧蘭, 熊谷太郎, 中川正樹. 文字位置自由オンライン手書き文字列認識方式, 電子情報通信学会技術研究報告, Vol. 115, No. 99, pp. 53-58 (2015).
- [45] 沢井良一, 中川正樹, 高橋延まさ: つづけ字によるストローク結合のオンライン手書き文字認識手法, 情報処理学会研究報告, Vol. 86, No. 14, pp 5.5.1-5.5.8 (1986).
- [46] “MyScript”, <http://myscript.com/>, (参照 2018/12/18).
- [47] 児島治彦, 戸井田徹: 隣接線分構造解析法によるオンライン手書き図形認識, 情報処理学会論文誌, Vol. 28, No. 8, pp. 863-869 (1987).
- [48] 園田智也, 村岡 洋一: 空中での手書き文字入力システム, 電子情報通信学会論文誌, Vol. 86, No. 7, pp. 1015-1025 (2003).
- [49] 吉田大樹, 中井満: 加速度センサを用いた空中手書き文字認識, 情報科学技術フォーラム講演論文集, Vol. 8, No. 3, pp. 133-134 (2014).
- [50] 鈴木慶, 清水忠昭, 吉村宏紀, 松村寿枝: 2文字連続筆記したひらがな空中手書き文字の分割法, 情報処理学会論文誌, Vol. 55, No. 9, pp.2235-2244, (2014).
- [51] 篠沢佳久: 自己相似性特徴を用いたオフライン手書き文字認識の提案, 情報処理学会論文誌, Vol. 46, No. 3, pp. 859-869 (2005).
- [52] 小林拓也, 岩村雅一, 黄瀬浩一: 局所特徴の位置関係を用いた情景画像中の文字認識, 電子情報通信学会技術研究報告, Vol. 110, No. 467, pp. 223-228 (2011).
- [53] 安倍広多, 柴山守: 計算幾何学を用いた毛筆文字画像からのストローク抽出, 電子情報通信学会技術研究報告, Vol. 105, No. 613, pp. 73-78 (2006).
- [54] Kato, Y. and Yasuhara, M.: Recovery of Drawing Order from Single-Stroke Handwriting Images, *Journal IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 22, No 9, pp. 938-949 (2000).
- [55] Ramer, U.; An iterative procedure for the polygonal approximation of plan closed curves, *Computer Graphics and Image Processing*, Vol.1 (3), pp. 244-256 (1972).
- [56] 新納真次郎, 斉藤絢基, 久保田夏美, 中村聡史, 鈴木正明: オフライン手書き文字数式化手法の提案と大規模平均文字の比較, 情報処理学会 研究報告グループウェアとネットワークサービス (GN) , Vol. 101, No. 7, pp. 1-8 (2017).
- [57] Vinciarelli, A. and Lauettin, J.: A new normalization technique for cursive handwritten words, *Pattern Recognition Letters*, Vol. 22, No. 9, pp. 1043-1050 (2001).
- [58] Xia, W. and Jin, L.: Calligraphic Beautification of Handwritten Chinese Characters: A Patternized Approach to Handwriting Transfiguration, *11th International Conference on Frontiers in Handwriting Recognition (ICFHR2008)*, pp.135-140 (2008).
- [59] Limpaecher, A., Feltman, N., Treuille, A. and Cohen, M.: Real-time Drawing Assistance through Crowdsourcing, *ACM SIGGRAPH 2013 Conference Proceedings*, Volume 32 Issue 4, No. 54, pp. 1-8 (2013).

- [60] Zitnick, C. Handwriting Beautification Using Token Means, *ACM Transactions on Graphics*, Vol. 32, No. 4 pp. 1-8, (2013).
- [61] Igarashi, T., Kawachiya, S., Tanaka, H. and Matsuoka, S.: Drawing System for Rapid Geometric Design, *ACM Conference on Human Factors in Computing System (CHI'98)*, pp. 24-25 (1998).
- [62] Yamaoka, J. and Kakehi, Y.: dePENd: augmented handwriting system using ferromagnetism of a ballpoint pen, *the 26th annual ACM symposium on User interface software and technology (UIST '13)*, pp. 203-210 (2013).
- [63] 山岡潤一, 寛康明: dePENd2.0:多方向牽引力を用いた描画支援のためのペン型デバイス, 電子情報通信学会技術研究報告, Vol. 114, No. 73, pp. 21-26 (2014).
- [64] Yong, J., Zitnick, C. and Cohen, M.: ShadowDraw. Real-Time User Guidance for Freehand Drawing, *ACM Transactions on Graphics*, Vol. 23, No. 7, pp. 879-887 (2011).
- [65] Matsui, Y., Shiratori T. and Aizawa, K.: DrawFromDrawings, *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2014.
- [66] 佐藤綱祐, 陽奥幸宏, 杉妻謙, 坂井聡, 水野義博: ひらがな書字学習における触覚化支援手法, 情報処理学会インタラクシオン 2018 (2018).
- [67] 浦正広, 遠藤守, 山田雅之, 宮崎慎也, 安田孝美: 運筆リズムにより短時間での上達を支援するペン習字アプリ, 電子情報通信学会技術研究報告, Vol.113, No.109, pp.23-28 (2013).
- [68] 岡崎泰久, 井上朋美, 中村理美, 渡辺健次, 園田貴章: 書字困難児童の学習特性に適応した手書き漢字学習支援ツールの開発と評価, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J98-D, No.1, pp. 42-51 (2015).
- [69] “ベネッセ : チャレンジタッチ”, <https://sho.benesse.co.jp/touch/>, (参照 2018/12/18).
- [70] 芳野可奈子, 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, 情報書路学会研究報告, Vol. 19, pp.81-84 (2005).
- [71] 野波淳里, 竹川佳成: 臨書初級者のための文字バランス学習支援システムの提案, 情報処理学会研究報告, Vol.114, No.73, pp.81-86 (2014).
- [72] 七戸貴大, 岩田貴裕, 山邊哲生, 中島達夫: AR 技術を利用した書写学習支援アプリケーションにおける効果の観測, 情報処理学会第 72 回全国大会, Vol.72, No5, pp.155-156 (2013).
- [73] 中村優文, 山口周悟, 森島繁生: motebi: 文字を手書きで美しく書くための支援ツール, 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), pp. 1-2 (2016).
- [74] 稲見望, 富永浩之, 松原行宏, 山崎敏範: 筆記具の動きを学ぶ体感型書き方学習システム, 電子情報通信学会論文誌, Vol. J87-D-1, No.12, pp. 1128-1135 (2004).
- [75] 辻陽子, 明崎禎輝, 出田めぐみ, 荒牧礼子: 非利き手による書字練習方法の検討: グリッド線を用いた模写練習方法の有効性, 日本職業・災害医学会会誌, Vol. 64, No. 2, pp. 84-87 (2016).

- [76] Kurihara, K., Goto, M, Ogata, J. and Igarashi, Speech Pen: Predictive Handwriting based on Ambient Multimodal Recognition, *ACM Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI'06)*, pp.851-860 (2006).
- [77] Aksan, E., Pece F., and Hilliges, O.: DeepWriting: Making Digital Ink Editable via Deep Generative Modeling, *ACM Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI'18)*, pp. 1-14 (2018).
- [78] 鈴木昭弘, 和嶋雅幸, 川上敬, 岡崎哲夫: 幼児の空間認識機構を考慮した直感的インタフェースに関する研究, 情報科学技術フォーラム講演論文集, Vol. 8, No. 3, pp. 579-586 (2009).
- [79] 吉田泰祐: 拡張現実感に基づくペン入力型 3D オブジェクト生成システム, 法政大学大学院デザイン工学研究科紀要 Vol. 1, pp. 1-2 (2013).
- [80] Tomohiro, A. and Sumi, Y.: Sketching on 3D structured surfaces, *Adjunct Proceedings of the 2015 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing and Proceedings of the 2015 ACM International Symposium on Wearable Computers (UbiComp/ISWC'15 Adjunct)*, pp. 397-400 (2015).
- [81] Kambara, K. and Tsukada, K: Onomatopen: Painting Using Onomatopoeia, International Conference on Entertainment Computing (ICEC2010), Vol. 6243, pp. 43-54 (2010).
- [82] 内平博貴, 宮下芳明: サンプリング書道: サンプラーのメタファを取り入れた書道による描画・閲覧手法の提案, 芸術科学会論文誌, Vol. 9, No. 1, pp. 10-19 (2010).
- [83] Saito, J, and Nakamura, S.: Fontender: Interactive Japanese Text Design with Dynamic Font Fusion Method for Comics, *25th International Conference on MultiMedia Modeling (MMM2019)*, to appear (2019).
- [84] 高村将大, 小川剛史: おてがみ: 個人の手書き文字フォントを用いたコミュニケーションシステム, 研究報告グループウェアとネットワークサービス (GN) , Vol. 87, No. 18, pp. 1-7 (2013).
- [85] 古市冴佳, 阿部和樹, 中村総史: ヒップホップダンスにおける骨格情報を用いた個性抽出の検討, 情報処理学会 研究報告エンタテインメントコンピューティング (EC) , Vol. 50, No. 23, pp. 1-9 (2018).
- [86] 亀田裕也, 新納真次郎, 中村聡史: ひととロボットの協調による手書き文字美化手法, インタラクシオン 2017 論文集, pp. 215-220 (2018).
- [87] 佐々木徹, フォンヤオカイ, 内田誠一: 回転を許容した非同期 DP マッチングによるオンライン文字認識, 電子情報通信学会技術研究報告, Vol. 110, No. 467, pp. 37-42, (2011).

業績

- [1] 新納真次郎, 中村聡史, 鈴木正明, 小松孝徳: 平均図形も美しい, エンタテインメントコンピューティングシンポジウム (EC2015), pp. 469-478 (2015).
- [2] 新納真次郎, 中村 聡史, 鈴木正明, 小松孝徳: コミック作成における平均描画手法の可能性, 人工知能学会全国大会 (JSAI2016), pp. 1-4 (2016).
- [3] 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システムの提案, 情報処理学会 研究報告ヒューマンコンピュータインタラクション(HCI), Vol. 169, No. 5, pp. 1-8 (2016).
- [4] 斉藤絢基, 新納真次郎, 中村聡史, 鈴木正明, 小松孝徳: 手書き文字に対する書き手識別と好感度に関する調査, 情報処理学会 研究報告ヒューマンコンピュータインタラクション (HCI), Vol. 169, No. 6, pp. 1-8 (2016).
- [5] Kubota, N., Niino, S., Nakamura, S. and Suzuki, M.: A sustainable practice method of hand-drawing by merging user's stroke and model's stroke, *The First International Workshop on coMics ANalysis (MANPU 2016)*, No. 10, pp.1-6 (2016).
- [6] 新納真次郎, 萩原奈苗, 中村聡史, 鈴木正明, 小松孝徳: Average Painter: 平均化による描画支援手法, 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), pp. 1-2 (2016).
- [7] 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), pp. 1-7 (2016).
- [8] 新納真次郎, 斉藤絢基, 久保田夏美, 中村聡史, 鈴木正明: オフライン手書き文字数式化手法の提案と大規模平均文字の比較, 情報処理学会 研究報告グループウェアとネットワークサービス (GN), Vol. 101, No. 7, pp. 1-8 (2017).
- [9] Niino, S., Nakamura, Hagiwara, N., S., Suzuki, M. and Komatsu, T.: Analysis of Average Hand-drawings and Its Application. *9th International Conference on Intelligent Technologies for Interactive Entertainment (INTETAIN2017)*, pp. 34-48 (2017).
- [10] 佐々木美香子, 斉藤絢基, 久保田夏美, 新納真次郎, 中村聡史, 鈴木正明: フォントと手書きの融合文字に対する好感度調査, 情報処理学会 研究報告ヒューマンコンピュータインタラクション (HCI), Vol. 174, No. 9, pp. 1-8 (2017).
- [11] 田村柁優紀, 新納真次郎, 白鳥裕士, 田島一樹, 中村聡史: Uniotto: グループ型音楽鑑賞手法の提案と実装, 情報処理学会 グループウェアとネットワークサービスワークショップ 2017, pp. 1-8 (2017).
- [12] 佐々木 美香子, 斉藤 絢基, 中村 聡史: 手書きとフォントの融合による視認性向上と書き手の抵抗軽減に関する調査, 情報処理学会 研究報告ヒューマンコンピュータインタラクシ

ョン (HCI) , Vol. 178, No. 12, pp. 1-8 (2018).

- [13] 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 (HCI), Vol. 176, No. 20, pp. 1-8 (2018).
- [14] 亀田裕也, 新納真次郎, 中村聡史: ひととロボットの協調による手書き文字美化手法, インタラクション 2017 論文集, pp. 215-220 (2018).
- [15] 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 (HIS2018), pp. 511-517 (2018).
- [16] 新納真次郎, 中村聡史, 鈴木正明, 小松孝徳: 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, 情報処理学会 研究報告ヒューマンコンピュータインタラクション (HCI), Vol. 181, No. 24, pp. 1-8 (2019).