

平均化による崩れ文字可読化のための補正文字選定手法

二宮洸太^{†1} 又吉康綱^{†2} 中村聡史^{†3} 鈴木正明^{†4} 掛晃幸^{†5} 石丸築^{†6}

^{†1}^{†3}^{†4} 明治大学総合数理学部 〒164-8525 東京都中野区中野 4-21-1

^{†2} 明治大学大学院先端数理科学研究科 〒164-8525 東京都中野区中野 4-21-1

^{†5}^{†6} 株式会社ワコム 〒349-1148 埼玉県加須市豊野台 2-510-1

E-mail: ^{†1} uv.ninomiya@gmail.com, ^{†2} yasutsuna.matayoshi@gmail.com, ^{†3} satoshi@snakamura.org,

^{†4} macky@fms.meiji.ac.jp, ^{†5} akiyuki.kake@wacom.com, ^{†6} kizuku.ishimaru@wacom.com

あらまし メモの走り書きや筆談などでは手書き文字が崩れてしまうことがあり、その文字を読めるようにしたいという崩れた手書き文字可読化の需要がある。これまでの研究で、不安定な状況下で筆記した崩れた手書き文字のデータセットを構築し、また平均化手法によって文字同士を合成することで、崩れた手書き文字を可読化することが可能であることを示した。しかし、平均化に際して、合成する手書き文字によっては、可読化ができないという問題が明らかになった。そこで本研究では、最適な可読化を行うため、手書き文字の崩れ方を文字の縦横比、密集度の2個の指標で定義し、それを補正する手書き文字を選定する補正文字選定手法を提案する。また、評価実験を行い、平均化によって90.5%の文字がきれいになったと評価された。

キーワード 手書き文字, 平均文字, 補正文字, 美化, 可読化

1. はじめに

パソコンやスマートフォンが広く普及しているが、いまだに手書きを行う機会が多い。ここで、株式会社ゼブラのキレイ文字調査[1]によると、自身の手書き文字を恥ずかしく感じると64.3%の人が回答している。また同社の手書きに関する意識調査[2]によると、58%の人が自身の手書きに対し苦手意識があると回答している。以上のように、自身の手書き文字に対しコンプレックスを抱いている人は多い。

こうした手書きに対するコンプレックスを緩和する研究は盛んに行われている。Zitnick[3]は手書き文字を自身の過去に書いた手書きストロークと平均化することにより、手書き文字を美化する手法を提案している。また、我々は過去の研究[4]において、自身の手書き文字を自他の手書き文字と融合することによって、美化する手法を提案した。さらにこの手法をアプリケーション[5]として実装し、その有用性を明らかにしている。しかし、こうした研究は手書き文字がある程度読めるものであることを前提としている。

手書きをする場面の一つとしてメモがあるが、急いで書き留める必要がある場合、その文字は走り書きのように崩れてしまい、後で読み返すことが難しい。特に立っている状態でメモ帳を片手で支え、もう一方の手でペンを持って書くような状況では崩れ方が著しく

なる。そのため、こうした走り書きなどによる崩れた手書き文字を読めるようにするという、ニーズは高い。

このような崩れた手書き文字を可読化、美化することを目的に、我々はこれまで、不安定な状況下で筆記した崩れた手書き文字データセットを構築するとともに、平均化手法[4]が崩れた文字の可読化に有効であることを示した[6]。図1, 2はどちらも左の崩れた文字を、真ん中の文字と平均化することによって、可読化を試みた例である。ここで、図1は可読化できているが、図2は可読化できていない。このように平均化する文字の組み合わせによって、可読化できる場合と可読化できない場合がある。つまり様々な崩れた文字を可読化するには、崩れた手書き文字に対して、適切な文字を融合文字として選定する必要がある。

そこで本稿では、これまでに構築した崩れた手書き文字データセットを対象に様々な文字と平均化を行い、どのように可読化されていくかを分析することで、崩れる要因とそれを美化するための指標について検討を行う。次に、その指標を用いた可読化手法として、可読化対象の文字の崩れを補正する、補正文字選定手法を提案する。また、その有効性を検証するため、平均化前と選定された文字と平均化した文字を比較する実験を行い、補正すべき指標の選定にむけて、ユーザごとの崩れやすさの傾向の分析を行う。

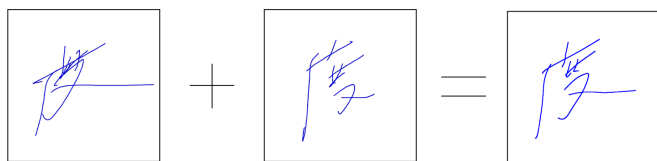


図1 可読化できた組み合わせ



図2 可読化できなかった組み合わせ

2. 関連研究

2.1. 文字認識

文字の認識に関する研究は多く行われている．なかでも崩れた文字の認識を可能とするため，横田ら[7]は文字の折れ度合いを近似する楔文字モデルを定義し，それを用いることで画数や書き順の一致にとらわれず，様々な日本語文字表現に対応した認識方式を採用している．この研究では認識したい文字と，比較対象となる文字群の両方の文字を折れ線の集合として近似し，比較する事で認識を行なっている．また，折れ線に近似する事で画数の制約をなくし，ストロークのマッチング時に書き順の入れ替えを行う事で，書き順の制約をなくしている．この方式では直線に近似されることで，緩いカーブを持つ文字を，書き順の入れ替えによって書く方向が異なる文字を誤認識してしまうことはあるが，筆順や画数が異なる文字の認識への有効性も示されている．

崩れた文字の認識に関連して，小沼ら[8]は古文書に現れるくずし字に適応した手書き文字認識手法を開発している．くずし字は一般的な文字認識手法を用いて認識することは難しく，また現代人が読むことも難しい．そこで文字の特定のために，オンライン認識システムとオフライン認識システムを統合し，筆順や字形の変形に対応した認識手法を提案している．

本研究の対象とする崩れた手書き文字は，筆順や画数の誤りが多く存在する．そのため，これらの認識手法によって崩れた文字を認識できる可能性はある．本研究の目的は崩れた文字の可読化であり，認識ではないため目的が異なるが，これらの手法を用いると，平均化の組み合わせの文字同士が一致しているかを判定することができると期待される．

2.2. 手書き文字の美化

Zitnick[3]は，ストロークの曲率の一致度を用いた手書き文字の美化手法を提案している．これはユーザが書いたストロークの曲率をリアルタイムで計算し，他のストロークの曲率との一致度が高いものを平均化する手法である．この研究は英語の手書き文字や絵を対象としており，画数の少ない文字や，単純な文字に対し有効に働くため，アルファベットには有効である．一方，日本語の文字は英語に比べ画数が多く，ストローク単位での美化は文字全体のバランスが考慮されないため，有効であるとは言えない．

Zhu ら[9]は，手書き文字を書道の筆で書いたような文字に変形することによって，文字の見た目の美化を試みている．ここではタッチスクリーンやマウスを用いて入力された文字を，カリグラフィックシミュレートアルゴリズムによって毛筆で書いたような文字に変換している．また，あらかじめ用意した文字のテンプレ

レートと，筆字に変換された手書き文字の融合も行なっている．この研究はきれいな手書き文字をさらに綺麗にすることを目的としているため，本研究とは目的が異なる．

鬼沢ら[10]は手書き文字同士の間隔や行の傾き，行間隔など文字の字配りを平均化し，再配置することで，手書き文章の美化を行なっている．また平均化した結果を評価する実験を行い，読みやすい，きれい，丁寧といった印象を与えられることを明らかにしている．本稿は1つ1つの手書き文字単体で可読化を行うため，複数文字の配置は扱っていないが，可読化後の文字の再配置においては有効である可能性がある．

2.3. 手書き文字の定量的指標

加藤ら[11]は，文字のきれいさを評価する実験を行い，その結果をもとに 15 種の定量評価指標を策定した．ここでは人に文字のきれいさを評価してもらい，その結果を分析することで，文字品質尺度を策定している．またその指標を用いて文字の評価式を導出し，文字品質を客観的に評価できることを示している．評価式の導出においては，1 つの式を用いて複数の文字を評価するより，1 文字ごとに評価式を立てる方がよりよく評価できることを明らかにしている．本研究で目的とする崩れた手書き文字の可読化を図るためには，文字の崩れ方を分類する必要がある．ここで用いられている評価指標は崩れ方の分類にも有効である可能性がある．

新納ら[12]は手書き文字のストローク，文字全体の重心や曲率，縦横比などの複数の定量的な指標から手書き文字の類似度を定義している．また，人に手書き文字の類似性に関する実験を行ってもらい，その結果から，人間の主観的な手書き文字類似度評価式を導出している．さらにその類似度評価式を用いて，利き手と非利き手の文字の類似度を計算し，ユーザを同定する実験を行っている．その結果，多くの場合は判定できるものの，利き手と非利き手での筆記の際に生じる傾きの違いが同定を難しくしていると考察している．本稿において着目するのは文字の崩れ方であるため主旨と異なるが，崩れ方を類似度の観点から評価することは可能であると考えられる．

3. 文字の可読化要因に関する調査

図 1, 2 に示した平均化による崩れた手書き文字の可読化のためにはその組み合わせが重要になる．そこで本研究では，この最適な組み合わせの発見のため，手書き文字の崩れ方を定義し，その定義に基づき，平均化対象や融合文字を選定する．そのために，過去の研究で構築した，崩れた手書き文字データセットを用いて，文字を平均化し，文字がどのように崩れ，それ

がどのように修正され、可読化されたかを調査する。また、その結果を検証することで、文字の崩れ方のパターンを定義し、可読化手法の実現を目指す。

3.1. 文字認識を利用した予備調査

調査に用いる崩れた文字は、過去の研究で構築した崩れた手書き文字データセットから選定する。このデータセットは、構築する際に制限時間、手元を見ないという2つの条件下で書いてもらった手書き文字であり、50種の文字が200字ずつ格納されている。この中から読めない手書き文字を抽出し、調査に用いるが、文字数は膨大であるうえ、人による評価では崩れの客観化が難しい。また、将来実現する可読化システムにおいては機械的に文字を認識する必要がある。そこで本稿では、手書き文字の崩れの判断に文字認識APIを用い、認識できない文字を崩れている手書き文字とする。文字認識APIはNebo社が提供するMyScript[13]を利用した。

データセットの全10,000文字のうち、正しく認識できなかったものは170文字あった。崩れていても多く認識されたのは、文字を大きく書いていたため認識しやすかったものと思われる。この170文字のうち、書き損じを除いた141文字を崩れた手書き文字とし、可読化の調査に利用する。

次に、141文字と画数が一致する手書き文字をデータセットから取得して平均化し、5654文字の平均文字を作成した。平均文字は画数の一致する文字でしか行えないという制約があるため、文字によって作成される文字数が異なっている。この作成された平均文字を再びMyScriptの文字認識APIで認識をかける。ここで正しく認識されれば、その手書き文字は平均化によって可読化されたと言える。認識の結果、正しく認識された文字は4258文字(75%)であった。これらの文字について、平均化前の文字と融合相手を比較し、可読化された要因を検証する。

3.2. 調査結果と考察

可読化された手書き文字について調査したところ、図3から図5に示すような、文字の崩れが修正されるパターンが観測された。

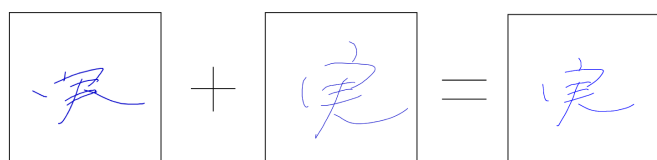


図3 縦幅が補正されて可読化された例

図3に示すパターンは、横に長い文字が縦に長い文字と合成されることによって、文字全体のバランスが整い、結果として可読化されるものである。同様に縦

に長い文字も、横に長い文字と合成されることで、可読化されていた。こうした文字は縦または横につぶれており、それが平均化によって緩和され、読みやすい文字になっているとも言える。これらは文字全体の縦横比を定義することで、数値として表現することが可能であると考えられる。



図4 文字の傾きが補正されて可読化された例

図4に示すパターンは、文字を書く状態や、手グセによる傾きが補正されることによって読みやすくなったものである。この例では、右上に大きく傾いた文字が、傾きの少ない文字と平均化されることによって傾きが緩和されている。予備調査で使用した文字群の中にはなかったが、右上に傾いた文字に対して、左下に傾いた文字を平均化の相手として使用するといったように、逆の傾きを持つ文字を平均化の組み合わせとして使用することで、文字の傾きを大幅に補正することが可能と考えられる。

図5に示すパターンは、文字の中にはストローク同士が重なり合っているために、読みにくく見えるものである。この例では「家」という漢字のウ冠の近くに複数のストロークが密集し、密度が高まり読みづらくなっているが、平均化により補正され、可読化している。つまり、こうした崩れ度合いを表現するには、文字の密集度の定義が必要であると考えられる。



図5 文字の密集具合が緩和され、可読化された例

以上のように、予備調査では様々な崩れた文字に対し、その崩れ方が平均化によって補正されることで、可読化が実現している事例が観測された。ここで、傾いた文字が補正されるもの(図4)は平均化前であっても十分読めるものが多く、本稿の目的とする可読化には合致しない。そこで我々は、「文字の縦横比」、「文字の密集度」を定義し、それぞれを補正する平均化を行う事で、可読化を行う。次章では、それぞれの指標の導出方法を提案する。

4. 手書き文字の崩れ指標とその分析

本章では、3章で定義した2つの指標の計算方法を提案する。

4.1. 手書き文字の縦横比

文字の縦横比は、それぞれの文字が、縦に長いのか、横に長いのかを示す指標である。この縦横比は、まず手書き文字に外接する長方形を求め、その横の長さを W 、縦の長さを H として求める。ここで単純に W/H では0から1のときに縦に長く、1より大きいときに横に長い。選定においては、理想値に対し、対称な値を持つ文字を選定するが、 W/H のままでは極端な縦長・横長の文字の場合に扱いづらい。そのため対数を取り、 $\log(W/H)$ で表現する。 $\log(W/H)$ は正の値であれば横に長く、負の値であれば縦に長くなる。また、0に近いほど正方形に近い形となる。文字ごとに縦横比の理想値を設定した場合、理想値に対し、可読化したい文字の縦横比の値と対称の数値を持つ文字と、平均化を行うことで、縦横比によるバランスの崩れが補正されることが考えられる。

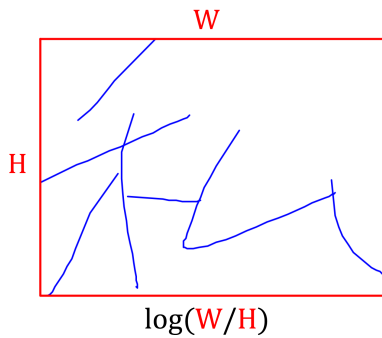


図6 文字の縦横比

4.2. 手書き文字の密集度

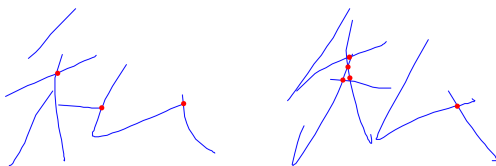


図7 交差点の数が異なる例

文字はその形状から、線と線が交差する交差点をもつことが多いが、書き方によって、この交差点の数は変動する。図7はそれぞれ「私」という文字の手書きであるが、左の文字では交差点が3点、右の文字では5点であり交差点の数が異なる。また、右の文字のほうが密集しており、複雑な印象を受ける。そこで、交差点の多い文字ほど複雑、交差点が少ないほど、単純

な文字と解釈する。本稿では、交差点の数を文字の密集度の指標として定義し、交差点の少ない文字と合成することで、密集度が緩和すると考えられる。

点列で構成された2つのストロークが交差しているかを判定するには、判定したいストロークを2点ずつ切り出し、その点同士の位置関係を調べることで判定できる。2つのストロークから2点ずつ切り出し、それぞれ、 $A(x_a, y_a)$, $B(x_b, y_b)$ と $C(x_c, y_c)$, $D(x_d, y_d)$ とする。この線分 AB と線分 CD が交差するとき、2つのストロークは交差すると言える。ここで一般に AB を通る直線の方程式は

$$(y_b - y_a)(x - x_a) - (x_b - x_a)(y - y_a) = 0$$

と与えられる。この式の左辺に点 C の座標を代入した値が正であれば、直線より点 C が上、負であれば直線より下にあると言える。また、この直線 AB の式の左辺に点 C の座標を代入した式は、行列式として表現でき、

$$\det \begin{pmatrix} x_c - x_a & y_c - y_a \\ x_b - x_a & y_b - y_a \end{pmatrix}$$

となる。同様に点 D を代入した値を導出し、直線 AB に対し、点 C と逆側に存在すれば、直線 AB と線分 CD は交差すると言える。すなわち、

$$\det \begin{pmatrix} x_c - x_a & y_c - y_a \\ x_b - x_a & y_b - y_a \end{pmatrix} \times \det \begin{pmatrix} x_d - x_a & y_d - y_a \\ x_b - x_a & y_b - y_a \end{pmatrix} \leq 0$$

が直線 AB と線分 CD の交差条件である。同様にして直線 CD と線分 AB の交差を考えることができる。また、直線 AB と線分 CD が交差し、かつ直線 CD と線分 AB が交差するならば、線分 AB と線分 CD は交差する。そのため、2つのストロークからそれぞれ切り出した点 A, B, C, D の交差条件は

$$\det \begin{pmatrix} x_c - x_a & y_c - y_a \\ x_b - x_a & y_b - y_a \end{pmatrix} \times \det \begin{pmatrix} x_d - x_a & y_d - y_a \\ x_b - x_a & y_b - y_a \end{pmatrix} \leq 0$$

and

$$\det \begin{pmatrix} x_a - x_c & y_a - y_c \\ x_d - x_c & y_d - y_c \end{pmatrix} \times \det \begin{pmatrix} x_b - x_c & y_b - y_c \\ x_d - x_c & y_d - y_c \end{pmatrix} \leq 0$$

となる。これを全ストロークの組み合わせの全点で計算することで、交差点の数が導出される。こうして求められた交差点の数を指標として用いる。

4.3. ユーザごとの崩れ方分析

崩れた手書き文字の崩れ方を補正するためには、どの指標で補正を行うのかを自動で決定する必要がある。そこで我々は、ユーザによって手書き文字の崩れ方に傾向があると考え、分析を行なった。

分析には先述の崩れた手書き文字データセットの全 10,000 文字を用いた。このデータセット内には 20 人のユーザ (UserA から UserT) の 50 種の文字が 10 個ずつ格納されている。この全ての文字に対して、指標値を計算し、ユーザ及び文字ごととまとめ、比較するこ

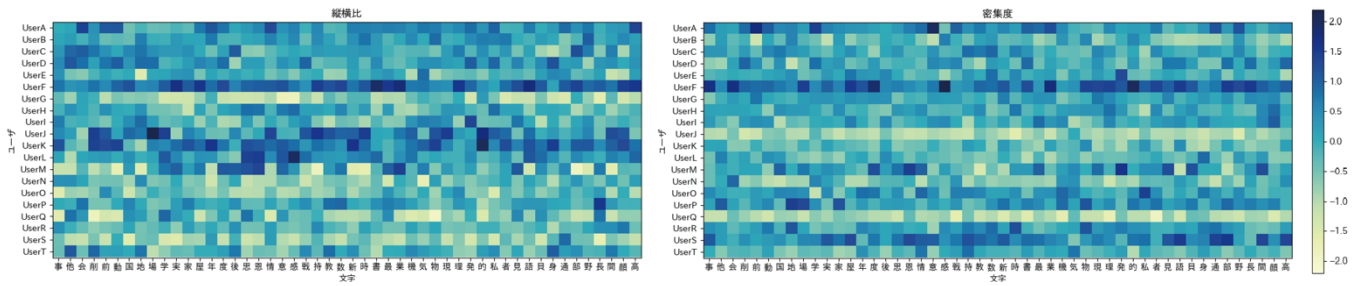


図 8 各指標におけるユーザ×文字のヒートマップ
(左: 縦横比, 右: 密集度)

とでユーザごとの崩れ方の傾向を分析する。なお、文字自体の特徴の影響を避けるため、文字ごとに各指標値から平均値を引き、標準偏差で割る z スコア化をし、正規化を行なった。その結果をヒートマップとして表したものが図 8 である。各指標において、縦軸がユーザ、横軸が文字であり、値が大きいほど色が濃くなっている。ここで、行単位で色が似ており、値が近い傾向があれば、ユーザに崩れ方の傾向が、列単位であれば、文字に崩れ方の傾向があると言える。

指標ごと、行単位で見ると、縦横比は UserF や UserK などが多くの文字で高い値、UserG や UserO が低い値となっている。密集度では UserF や UserS の値が高く、UserJ や UserQ の値が低い。一方、どの指標においても列単位での傾向は確認できない。このことからユーザによって文字の崩れ方に傾向があると言える。

5. 補正文字選定手法と可読化システム

5.1. 補正文字選定手法

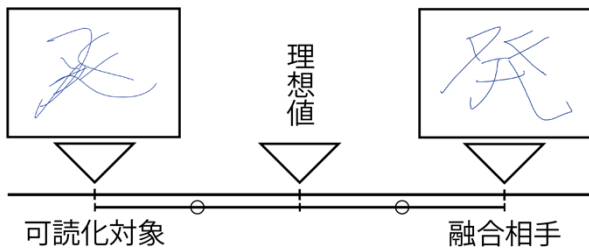


図 9 補正文字選定手法のイメージ図

4 章で導出した指標の値を使用して、平均化の相手となる手書き文字を選定する。ここでは、平均化を行なった時に文字の理想値に近づくような融合相手を選定する(図 9)。そのためには、理想値を求める必要があるが、この値は書き手と文字によって異なると考えられる。本稿では理想値を、縦横比に関しては、各文字内における平均値、密集度は最小値と仮定する。縦横比は、指標値の分布を見た際に、多くの文字において正規分布していたため、平均値が理想値である可能性が高いと考えたためである。また、密集度はシンブ

ルな文字の方が読みやすいと考えたためである。

縦横比に関しては、各値から平均値を引き、標準偏差で割る z スコア化をし、各文字において平均が 0 となるようにすることで、可読化したい文字の値にマイナスをかけた文字を平均化の相手として選定し、平均化によって 0 (平均値) に近づけることで、可読化を行う。密集度に関しては、最小の値を持つ文字を選定する。

理想値に関しては平均値、最小値の他にフォントでの値などを比較し、どの値が最適であるか今後模索していく予定である。

5.2. 手書き文字可読化システム

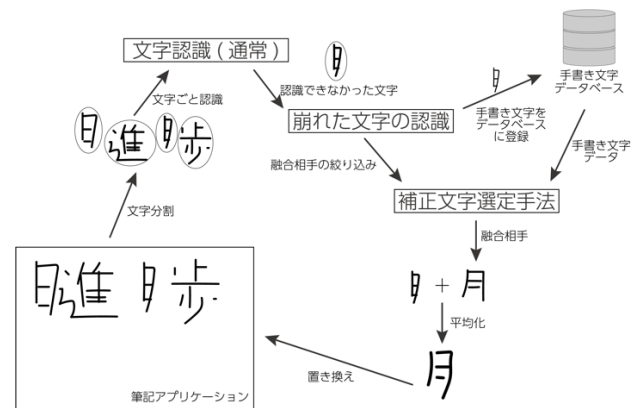


図 10 手書き文字可読化システム

補正文字選定手法をベースとした手書き文字可読化システムでは、ユーザの手書き文字をリアルタイムで認識し、文字認識できなかった場合に、可読性の低い文字であると判断し、可読化を行う。文字認識できなかった場合は対象となる文字を判断できないが、横田ら[7]の手法を応用し、崩れた文字の認識を行い、融合相手をしぼる。次に各指標の値を計算し、平均化後に理想値となる文字を選定する。その後、平均化後の文字に文字認識を行い、認識できた場合にユーザの書いた手書き文字をその平均化後の文字に置き換える。そのため、文字データとその指標値、ユーザ情報、ユーザごとの傾向をデータベースとして持っておき、入

力された手書き文字もデータベースに随時登録することで、手書き文字データ収集も行う。

6. 評価実験

4 章で定義した指標と 5 章の選定手法を用いて、可読化対象となる文字を選定し、平均化を行い、評価する実験により、各指標の有効性を検証する。

6.1. 実験概要

表 1 評価実験に使用した文字

見	現	長	物	貝	事	会	前	後	削
部	最	業	国	意	屋	度	私	発	者
的	実	書	恩	教	年	動	思	情	時
身	理	気	他	持	地	学			

実験は可読化対象の平均化前の文字と、縦横比と密集度の各指標で選ばれた補正文字と平均化前の文字をそれぞれ平均化し、可読化した文字、計 3 種類を順位づけする実験を行なった。

実験に使用する文字は先述の崩れた手書き文字データセットを用いた。データセットには 50 種の文字が 200 個ずつ含まれているが、同じ文字でも画数や、文字の繋げ方が異なる場合がある。これらが異なる場合、平均化を行うことができない。そのため、表 1 に示す繋げ方や書き順のばらつきが少ない 37 種の文字を採用した。また使用する文字群は、各文字内で画数が一致する手書き文字が最も多いものとした。さらに、実験には、なるべく崩れている文字を使用するため、最も崩れていると考えられる、各指標の値が理想値から遠い文字を選定した。以上の方法で、37 種、各 2 個、計 74 文字が可読化対象として選定された。これらの文字で、それぞれ指標ごとに選定された文字を使い、平均文字を生成した。なお、文字の繋げ方が異なる場合は、その文字を除き、再選定された文字を使用した。また平均化においては、書き順の異なる文字は、手動で統一した。実験では、2 種の指標でマッチングされた融合文字と平均化し、作成されたそれぞれの平均文字と、平均化前の文字、計 3 種類の文字を、評価してもらった。この試行を 74 文字について行った。

実験には大学生 18 名（男性 9 名、女性 9 名）が参加した。ここでは実験協力者が自身の主観で、きれいだと思う順に文字をクリックしてもらい、順位づけを行うものとした。なお、文字の位置や試行の順序はランダムとした。

6.2. 結果

実験で得られた順位を+1 点から-1 点で点数化し、質問ごとに平均をとった。そのうち、平均化前よりもスコアが高いものの割合を表 2 に示す。全体として

90.5%と高い割合で、きれいになっていることがわかる。また、指標ごとに見ると、縦横比が 91.9%、密集度が 89.2%であった。このことから補正文字選定手法によって高い精度できれいにできることがわかった。

表 2 平均化前より高く評価された割合

縦横比	91.9%
密集度	89.2%
全体	90.5%

7. 考察

7.1. 可読化システム実装における課題

今回、補正文字選定手法が可読化に有効であることがわかったが、5 章で述べた手書き文字可読化システムとして実装するためには解決しなければならない課題がある。

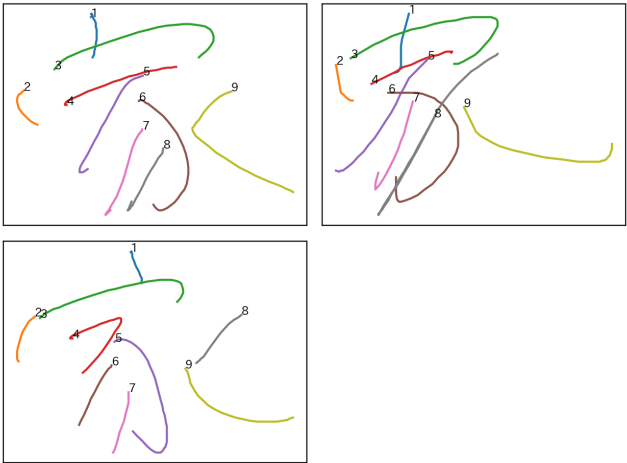


図 11 繋げ方の異なる文字の例

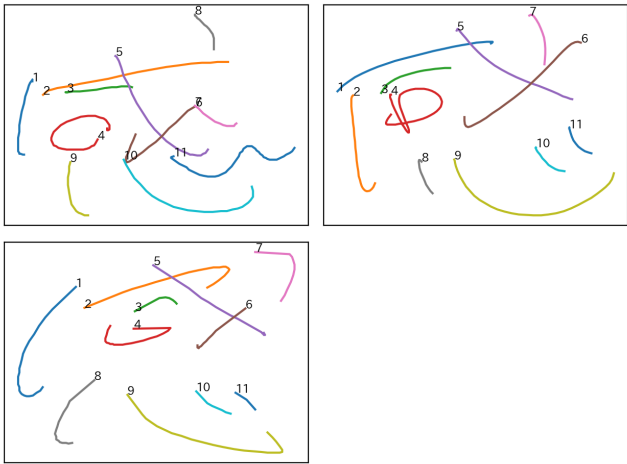


図 12 書き方の異なる文字の例

1 つ目は同じ文字、同じ画数でも文字の繋げ方や書き方が異なることである。図 11 はどれも「家」であるが、全て繋げ方が異なっている。また図 12 の「感」は、4 画目の口の書き方が全て異なっている。これらは平均化で文字が崩れてしまうため、一致させる必要がある。これもストローク間の類似度などで統制できるが、一致する文字が少なくなってしまうという問題がある。

2 つ目は複数文字の分割の難しさである。本稿においては 1 文字ずつ書いてもらった文字をデータセットとして利用したが、実際のメモなどでは複数の文字が連続して書かれる。補正文字選定手法は 1 文字ずつに適用するものであるため、複数の連続した文字は 1 文字ずつに分割する必要がある。

3 つ目は文字データが増え、補正文字に選定される文字が複数あった場合の処理である。現在崩れた手書き文字データセットは 10,000 文字であるが、5 章で述べたように、可読化システム実装においては、入力された手書き文字は逐次、データベースに保存される。つまり、使用されればされるほど、データ数が増えていく。また、補正文字選定手法は補正值に最も近い文字を融合文字として選定するが、データ数が増えた場合、複数候補が挙げられる可能性がある。この場合、複数の指標を用いて総合的に判断することも考えられるが、現在の 2 つの指標だけでは 1 つに絞りきれない可能性もある。そのため、指標を増やすことや、ユーザ情報に基づいた相性によって、判断することを考えている。今回は可読化に寄与する指標として縦横比と密集度を定義したが、加藤ら[11]が用いたような文字のきれいさに関わる指標を利用することで、一意に選定が行える。また、過去の研究[6]で示唆されたユーザ相性を用い、可読化されやすいユーザの文字を優先的に利用することで一意に選定できる可能性がある。この他、補正文字選定をより高度に行うために、何を特徴量として利用するかは今後も検討する必要がある。

4 つ目は補正文字選定手法における理想値に近い値をもつ文字の活用である。本手法において、崩れた手書き文字は理想値から離れている。また、選定される補正文字も、理想値を対称に選定されるため、理想値から離れている。そのため、理想値に近いきれいな文字は本手法においては利用されない。理想値自体は可読化における目標として意味をもつが、理想値に近い文字自体にあまり意味がない。そのため、理想値に近いこと自体に意味を持たせた利用方法を考える必要がある。また、同じユーザの文字であっても理想値から外れている文字と近い文字があると考えられる。高度な補正文字選定においては、平均化された文字をユーザのきれいな文字と文字の類似度などを用いて比較す

ることによって利用できる可能性がある。

今後は以上のような課題を解決するとともに、手書き文字可読化システムの実装を目指す。

7.2. 手書き文字の崩れ方

今回、ユーザの手書き文字の崩れ方の傾向が見られた。しかし、手書き文字が崩れる要因は他にも多く考えられる。我々はその要因が、ユーザの置かれた「環境による要因」と、ユーザ自身の状態である「人的要因」に大別されると考える。

環境要因はさらに 2 種に分けられ、ユーザの置かれた状況に起因する「コンテキスト要因」と、どのようなペンやタブレットを用いるかに起因する「デバイス要因」が考えられる。ユーザは立った状態、座った状態、座った状態でも端末を抱えているか、机に置いているかなど様々なコンテキストで文字を書いている。この状況によっては、文字が書きにくく文字が崩れることがある。また、「デバイス要因」はペンタブ、iPad や紙など筆記デバイスの違い、筆記デバイス内の筆記領域の大きさ、筆記に用いるペンの持ちやすさ、ペンとデバイスの摩擦などの違いによって、書きやすさが異なることで生じるものをさす。

人的要因はユーザの文字を書いている時の状態に起因し、「静的要因」と「動的要因」に分けられる。静的要因は、使用デバイスの慣れやユーザ自身の文字の癖など、ユーザによって異なるが、特性自体は変わりにくいものである。動的要因は、その時々ユーザの疲れや、テストで感じることの多い時間制限による精神的圧迫感などの、短時間で変わるものである。

本稿で用いたデータセットは、端末を机に置いた状態で手元を見ないという状況で文字を収集し、文字が崩れることを確認している。そのため、コンテキスト要因が文字の崩れに影響を与えることは確認できているが、他の要因は不明である。今後はこうした点を明らかにしていく予定である。特にデバイス要因の筆記領域の大きさは、本稿のデータセットにおいては、約 15cm 四方のエリアで書いているため、大きく、小さくすることで崩れることが見込まれる。

表 3 崩れ方の要因例

大区分	小区分	内容
環境 要因	コンテキスト	ユーザの筆記状態
	デバイス	デバイスや筆記具
人的 要因	静的要因	ユーザの慣れ、癖
	動的要因	ユーザの疲れ、精神状態

8. おわりに

本稿では、平均化手法を用いた可読化における合成する文字によって可読化できない問題を解決するため、縦横比、密集度の2種の指標によって、文字の崩れを定義し、それを用いた補正文字選定手法を提案した。また、提案手法の有効性を調べるため評価実験を行い、90.5%の文字が平均化前よりきれいであると判断され、提案手法が有効であることがわかった。さらに、ユーザごとに指標値を比較する分析を行い、ユーザごとに文字の崩れ方の傾向があることがわかった。

今後は崩れた文字の可読化アプリケーションの実装を行うとともに、ユーザの手書き文字の崩れ方を様々な条件下で実験を行い、比較することで明らかにしていく予定である。

謝辞

本研究の一部は、JST ACCEL（グラント番号JPMJAC1602）の支援を受けたものである。

参考文献

- [1] “ZEBRA | ゼブラ株式会社 | 「キレイ文字調査」実施。小・中・高校で実施した「キレイ文字教室」の動画を公開”。
<https://www.zebra.co.jp/press/news/2015/0403.html>, (参照 2020-01-02).
- [2] “ZEBRA | ゼブラ株式会社 | 手書きに関する意識調査”。
<https://www.zebra.co.jp/press/news/2014/0918.html>, (参照 2020-01-02).
- [3] Zitnick, L.. Handwriting beautification using token means. ACM Transactions on Graphics (TOG). 2013, vol. 32, no.4.
- [4] 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. 2016, vol. 57, no. 12, pp. 2599-2609.
- [5] Matayoshi, Y., Oshima, R. and Nakamura, S.. Mojirage: average handwritten note. Proceedings of the 2018 International Conference on Advanced Visual Interfaces (AVI'18). 2018.
- [6] 二宮洸太, 又吉康綱, 中村聡史. 崩れた手書き文字データセット構築と平均化による可読性向上の検証. 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) . 2019, vol.2019-HCI-184, Issue.15, pp.1-8.
- [7] 横田登志美, 葛貫壮四郎, 郡司圭子, 桂晃洋, 浜田長晴, 福永泰. 筆順画数同時フリーを実現する楔文字モデルによるオンライン日本文字認識方式. 情報処理学会論文誌. 2003, vol. 44, no. 3, pp. 980-990.
- [8] 小沼元輝, 朱碧蘭, 山田奨治, 柴山守, 中川正樹. 古文書解読用電子くずし字辞典を引くための手書き文字認識. 信学技報. 2007, vol. 106, no. 606, pp. 91-96.
- [9] Zhu, X. and Jin, L.. Calligraphic Beautification of Handwritten Chinese Characters: A Patternized Approach to Handwriting Transfiguration. 11th International Conference on Frontiers in Handwriting Recognition (ICFHR 2008). 2008, pp. 135-140.
- [10] 鬼沢和也, 浅井洋樹, 山名早人. 字配りの平均化による魅力的な文字配置方法. 第7回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM2015). 2015. Issues.B3-5, pp.1-8.
- [11] 加藤隆仁, 横澤一彦. 手書き文字品質の定量評価. 電子情報通信学会論文誌 D. 1992, vol. J75-D2, no. 9, pp.1573-1581.
- [12] 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) . 2019, vol. 2019-HCI-181, no. 24, pp. 1-8.
- [13] “MyScript Handwriting Recognition”.
<https://www.myscript.com/handwriting-recognition/>, (参照 2020-01-02).