

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

二宮 洸太^{†1} 又吉 康綱^{†1} 中村 聡史^{†1}

概要: コンピュータやスマートフォンが普及した現在においても、手書き文字を使う機会は多くある。また、自分の手書きに対して苦手意識を持っている人たちもいる。これまでの研究で、複数の手書き文字を合成し平均化した文字が綺麗であることや、それを用いた手書き平均化アプリケーションも実装されている。しかし、立った状態でメモを走り書きするなどのシーンのように、手書きが崩れてしまったものを読めるようにできるかについての検討は、十分に行われてこなかった。そこで本研究では、崩れた手書き文字データセットを構築するための手法について検討を行うとともに、構築したデータセットを用いて平均化によって美化し、読めるようにすることができるかを検証した。検証の結果、平均化によって可読性が向上することがわかった。また手書きの可読化においてユーザ間に相性が示唆された。

キーワード: 手書き, 手書き文字, 平均文字, 美化, 可読化

1. はじめに

手書き文字は、記録や意思伝達や記録など様々な場面で使われている。ここで、株式会社ゼブラのキレイ文字調査[1]によると、自身の手書き文字が恥ずかしいと感じると回答した人は 64.3%となっている。また同社の手書きに関する意識調査[2]によると、手書きに対し、苦手意識があると回答している人は 58%となっている。以上のように、自身の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恥ずかしさや抵抗を解消するため、Sasakiら[3][4]は手書きとフォントを融合する手法を提案し、その有用性を実験により検証することで、手書きとフォントの融合により、他者に対して送りたいような手書きメッセージが作成できることを明らかにしている。また Zitnick[5]は、手書き文字を自身が過去に書いた手書き文字と平均化することにより、手書きを美化する手法を提案している。さらに我々は過去の研究[6]において、手書きを他者の手書きと融合することによって、美化する手法を提案するとともに、アプリケーションとして表現し、その有用性を明らかにしている。しかし、こうした研究はその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た。

手書きをする場面の一つとしてメモがあるが、なかでも急いで書き留める必要がある場合に、その文字は走り書きのようになり崩れやすい。特に、立っている時に片手で紙を支え、もう一方の手でペンを持って書くような状況において、その崩れ方は顕著である。そのため、こうしたメモを後で見返すためにできるだけきれいにしたい、またそもそも読めなくなっている文字を読めるようにしたいというニーズがある。

手書きの平均化手法[7]を用いることで、手書きを美化する事が可能かについては、Niinoら[8]による非利き手で描

いたイラストの平均化と、佐藤ら[9]による非利き手で書いた文字の平均化の研究があり、それぞれ非利き手のものを平均化したものは、利き手の手書き文字と類似することを明らかにしている。そのため、平均化によって美化は可能であると言える。しかし、非利き手の手描きイラストおよび手書き文字もぶれはあるものの、十分に判断できるものであったため、本当に崩れた手書き文字に有効であるかについては明らかになっていなかった。

そこで本研究では、崩れた手書き文字の美化可能性について検証し、将来的には崩れた文字を美化可能とする仕組みを実現することを目指す。ここではまず、平均化手法が崩れた手書き文字を美化することが可能かを検証するため、手書き文字が汚くなる状況を作り出し、データセットを構築する。また、構築したデータセットの中から特に崩れた文字を選定することで、他者の文字と融合した平均文字を作成する。さらに、その平均文字に対し評価実験を行うことによって、ユーザの手書き文字を可読化することが可能なのか、またそのユーザの相性がどうなのかについて検証を行う。

2. 関連研究

2.1 文字の認識

文字の認識に関する研究は多く行われているが、なかでも崩れた文字の認識を可能とするため、横田ら[10]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ない日本文字認識方式を提案している。例えば、楷書や続け書きで書かれた文字は画数や筆順が通常の文字と異なるため、認識するには工夫が必要である。横田らはあらかじめ用意した文字認識の比較対象となる文字群と認識したい文字の、両方の文字を折れ線の集合体として近似し、比較することで認識

^{†1} 明治大学
Meiji University

を行なっている。また、折れ線に近似することによって画数の制約をなくし、マッチング時に書き順の入れ替えを行うこと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ため、緩いカーブを持つ文字や、書く方向が違ふ文字を誤認識してしまうことはあるが、筆順や画数が違ふ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ついて、小沼ら[11]は古文書に現れるくずし字に対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で認識することは難しく、何という文字か現代人が読むことも難しい。そこで何の文字かを特定するために、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することで、筆順や字形の変化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ひとが読めないほどの崩れを認識できる可能性はあるが、本研究では、認識を行うことではなく、崩れた文字を読めるようにすることであるため目的が異なる。しかし、こうした手法を用いることによって、平均化の対象文字を探することができるようになると期待される。

2.2 手書き文字の美化

Zitnick[5]は、ストロークの曲率の一致度を用いた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に関するものであり、特に画数の少ないものや、単純な文字に対しては有効であるため、アルファベットには有効に働いたと言える。一方、日本語の文字は英語に比べ画数が多いため、文字全体のバランスが考慮されず、有効であるとは言えない。また崩れた文字に利用しても、文字のバランスが整うことはなく、結果的に崩れたままであるため効果は期待できない。

Zhuら[12]は、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文字のように変換している。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。また、ユーザが書いた文字をもとにしているため、その個性も残っていると見える。

本研究では、崩れた文字をきれいにすることを目標としているため、もともと読める文字をさらにきれいにすることを目標としたこれらの研究とは方向性が異なる。

3. 崩れた手書き文字データセットの構築

ここではまず、崩れた手書きデータを収集するためにデータセット構築を行なう。崩れた手書き文字データセット

の構築においては、先行研究で適切なものがなかった。そのため、複数の方法を検討し、その中で適切なデータセット構築手法を模索した。ここでは、データセット構築について試した1つ目の方法と、改良した2つ目の方法について述べる。

3.1 データセット構築システムの設計

崩れた手書き文字データを構築するには、わざとではなく、ユーザは真剣に文字を書きながらも、崩れた文字が集まるのが好ましい。つまり、文字が崩れることを狙うため、急ぎつつ手書きをしてもらう環境が必要となる。

ここで、急ぎながら手書きをしてもらうために考えられるのが、時間制限を設けるということである。ある制限時間内での記入を打ち切ることで、時間内での入力を促し、崩れた手書き文字を収集できると期待される。また、制限時間は文字を完全に書き終えることができるギリギリの時間を設定することが好ましく、これは文字ごとに異なると考えられる。そこで本実験では、文字の画数をもとにして、画数が増えれば増えるほど1画にかかる時間は少なくなると推定し、下記の式を利用して制限時間 t を設定することとした。

$$t = w_1 \cdot \log(s \cdot w_2 + w_3) + w_4$$

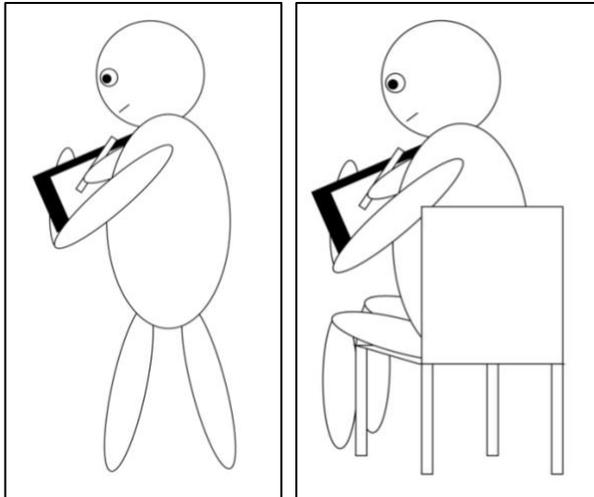
なお、 s は対象とする文字の画数で、パラメータ w_1, w_2, w_3, w_4 はユーザに試してもらい、適宜最適な値を調整した。また、文字の画数に関しては文字画数検索 API[13]を用いて取得した。

次に、急がせながら書いてもらうため、時間の表示はわかりやすくする必要がある。そこで、制限時間の表示は数値とシーケンスバーを併用した。シーケンスバーでは、経過時間をはっきりと提示することで、急ぎながらも時間を意識できるよう設計した。ただ、シーケンスバーは制限時間に対する経過時間の比率しかわからず、実際にどのくらい時間が設けられているのかがわかりづらい。そのため、数値も提示することで時間を詳細に把握できるようにした。

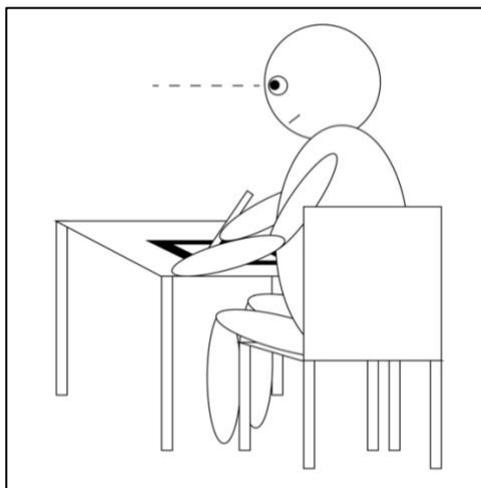
崩れた手書き文字を収集するために、時間制限の他にも崩れるための条件を指定する必要がある。1章で述べたようにメモ書きでは手書き文字が崩れることが多い。メモ書きにおいて文字が崩れるのは、そもそも片手で紙を支え、もう一方の手で書くといったように手元が不安定であることや、ひとの話聞きながらであるために、手元を見ていないことが挙げられる。このように、ユーザの身体的状況によって文字が崩れる場合があることを利用し、文字を書く上での条件を3つ設定した。

今回設定した3つの条件は、「端末を持って立った状態」、「椅子に座り端末を抱えた状態」と「端末を机に置き手元を見ない状態」であり、それぞれのイメージ図を図1に示す。これらはいずれもメモ書きを想定していながら、文字

が崩れやすい要因になりうるものである。「端末を持って立った状態」と「椅子に座り端末を抱えた状態」は手元の安定性に欠けるため文字が崩れ、「端末を机に置き手元を見ない状態」は文字を書く位置や、途中経過を見ることができないため崩れるのではないかと考えた。



端末を持って立った状態 椅子に座り端末を抱えた状態



端末を机に置き手元を見ない状態

図1 条件のイメージ図

次に文字の選定について述べる。まず、膨大な日本語の文字すべてを手書きしてもらうのは困難である。ここで、崩れた手書き文字データを収集するためには、崩れやすい文字をなるべく多く選ぶことが好ましい。そこで我々は、まず文化庁発表の漢字出現頻度順位対応表(Ver.1.3)[14]を参照し、出現頻度が上位のものを優先的に選定することとした。この漢字出現頻度表は、書籍や新聞、ウェブニュースで使われている漢字を集計し、出現頻度を算出したものである。しかし、単純に頻度を利用するだけでは、崩れやすい文字を選ぶことにはならない。そのため、選んだ文字を実際にユーザに書いてもらい、あまり崩れなかったものは使用せず、別の文字を使うようにした。文字の入れ替え

においては、類似した文字を一部使用した。類似した文字は間違えて書く可能性があり、そのリスクを検証するためである。

3.2 データセット構築システム

実験設計を踏まえ、それを実現するデータ構築システムを実装した。システムは指定の枠内に文字を書いてもらい、そのデータを点座標データとして受け取るものである。システムを起動すると、条件と始めるボタンが表示され、ボタンをクリックすると、5カウントに続いて文字を書く筆記画面が表示される。筆記画面は図2のようになっており、何の文字を書くか、現在、全体の何パーセントくらいの進捗かが表示される。また、時間制限を示すシーケンスバーと数値が表示されている。さらに、入力フィールドは1000×1000としている。ここで、平均化において使用するのは座標データのみであり、手書き文字の大きさは関与しないため、大きさなどは指定せず、ユーザには枠内に任意の大きさで書いてもらった。実際にユーザが書いた筆跡は、フィールド内に表示される。また、制限時間を過ぎると、しばらくお待ちくださいという画面が表示され、0.5秒後に再び筆記画面が表示されるようにした。ただし、ペン先が離れていない場合は、ペン先が離れてから入力終了と判断し、画面遷移するものとした。また、これを指定回数繰り返すものとした。指定回数が終わると、休憩してくださいという文字と再開ボタンが表示され、ボタンを押すと条件が表示される画面に戻るようになっている。

なお、実装においては Processing を用い、入力デバイスとして Wacom Mobile Studio Pro を使用した。

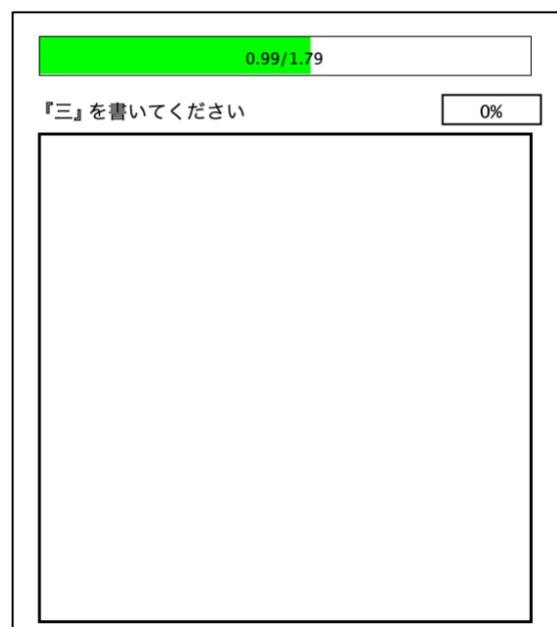


図2 筆記画面

3.3 予備的なデータセット構築の実施とその結果

崩れやすい手書き文字，妥当な制限時間の模索や，各条件でどのように文字が崩れるかを確かめるために予備実験を行なった．この実験には明治大学総合数理学部の学生 12 名（男性 11 名，女性 1 名）が参加した．ここでは，文字は 50 字を選定し，それぞれ 2 回ずつ，計 100 回を 1 セットとして，3 条件を 2 セットずつ計 600 回書いてもらった．なお，1 セット終わるごとに適宜休憩をとってもらった．

条件は「端末を持って立った状態」，「椅子に座り端末を抱えた状態」と「端末を机に置き手元を見ない状態」の 3 条件である．なお，「端末を机に置き手元を見ない状態」では，字を書く時に目をつぶる，視線を画面から外す等で対応してもらった．また，最初にデータセット構築に関する説明をした後，練習として各条件を 1 回ずつ「あ」「い」「う」の 3 文字について試してもらった．この練習の後，実際に文字を書いてもらいデータを収集した．さらに，実験の休憩時間や終了後には，操作感や文字などに関する感想を適宜ヒアリングした．

予備的なデータセット構築の実施の結果，制限時間のパラメータ w_1, w_2, w_3, w_4 については，

$$w_1 = 0, \quad w_2 = \frac{5}{3}, \quad w_3 = 1, \quad w_4 = 0$$

が適切であることがわかった．

また，条件に関しては図 3 に示す各条件で得られた文字で示されるように，「端末を机に置き手元を見ない状態」の崩れ方が顕著であった．しかし，「何を書いていたか忘れてしまう」や「画面から目を外すためいつから次の文字を書くかわからない」などの意見も得られた．また，この条件では類似した文字を間違えて書くこともあった．

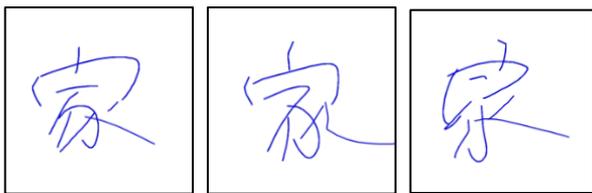


図 3 手書き文字の一部（左から端末を持って立った状態，椅子に座り端末を抱えた状態，端末を机に置き手元を見ない状態）

さらに，図 4 で示すように，複雑で画数が多い文字ほど崩れやすいことがわかった．



図 4 複雑ゆえに崩れた文字の一部

一方，時間内に書き終えていないユーザや，文字が小さすぎるユーザが観測された．特に時間内に書き終えていないユーザは，きれいに書こうとしているが多かった．

3.4 データセット構築本実験設計

予備実験を踏まえ，制限時間に関するパラメータは，3.3 節に示すものを採用する．また，複雑な文字ほど崩れやすいことがわかったため，複雑な文字を中心に選定した．さらに，類似する文字を間違えて書く問題があったため，データセットにおいて類似する文字を選定から外した．以上の結果を踏まえ，選定したデータセット構築に用いることにした文字を表 1 に示す．

表 1 本実験で用いた漢字

私	時	的	者	削	事	見	後	前	間
他	気	会	思	貝	学	部	物	恩	地
場	年	家	長	国	動	理	発	高	実
新	書	度	戦	意	通	屋	感	業	持
現	最	身	情	野	教	語	顔	機	数

崩れた手書き文字を集めるうえでもっとも効果があったのが「端末を机に置き手元を見ない状態」であったが，何を書いていたか忘れてしまうなどの問題があった．そこで，本データセット構築実験では，モニターに情報を提示しながら実験を行うようにした（図 5）．また，手元を見ないようにする方法を統一したほうが良いという判断から，必要な情報をモニターに情報を提示することにした．これにより視線はモニターに定まる．また，モニターには図 2 の画面がミラーリングされて提示されるため，制限時間の情報や，何の文字を書くかが常にわかるようにした．

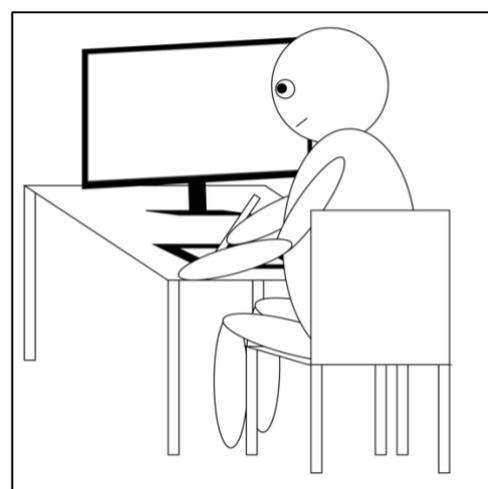


図 5 モニターを使用した場合のイメージ図

なお，モニター上に現在書いている筆跡が提示されるとその影響を受けると考えられる．そこで，書いている間は

筆跡を表示せず、制限時間経過後に表示するようにした。また、時間経過後に予備実験では「しばらくお待ちください」と表示していたが、その代わりに直前に書いた文字を表示することにした。これは、枠内のどの位置に自分が書いているかを把握できるようにし、枠外に書いてしまうことを防止するためである。また、位置合わせを不要とするため、画面の大半の領域で記入可能とした。以上がシステムの変更点である。

予備的なデータセット構築では、時間内に書き終わらないユーザや文字が小さすぎるユーザが観測されたため、実験前にきれいさよりも書き終わることを優先することを伝えるようにした。また、文字が小さすぎるとその分時間が余ってしまうため、最低限の文字の大きさを実験前に伝えた。

3.5 データセット構築本実験

3.4 節の実験設計のもとでデータセット構築本実験を行った。本実験では、明治大学総合数理学部の学生 20 名（男性 10 名、女性 10 名）の手書き文字データを収集した。実験協力者には、漢字 50 字（表 1）を 2 回ずつ、5 回に分けて計 10 回書いてもらった。つまり、20 人のユーザに 50 字を 10 回ずつ書いてもらったため、合計 10,000 個の手書き文字データを得た。条件は「端末を机に置き手元を見ない状態」でモニターを見ながら書いてもらった。

予備実験同様、最初に実験に関する説明をし、練習として「あ」、「い」、「う」の 3 文字を書いてもらった。この練習の後、実際に文字を書いてもらいデータを収集した。収集されたデータの中でも特に可読性が低い文字の一部を、図 6, 7 に示す。

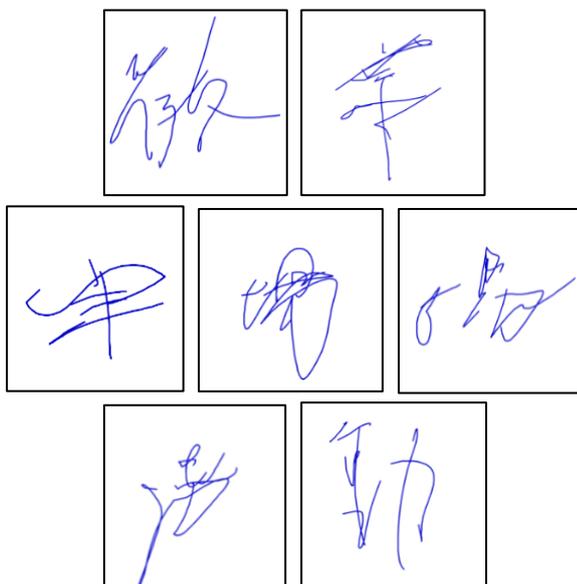


図 6 user α の手書き文字
(右上から順に教, 業, 実, 場, 場, 度, 動)

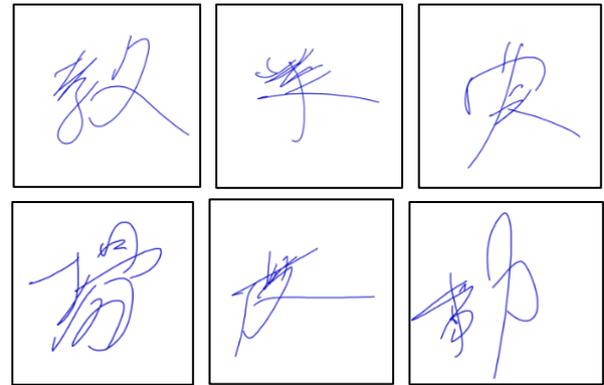


図 7 user β の手書き文字
(右上から順に教, 業, 実, 場, 度, 動)

この図からも明らかなように、我々が意図したとおり、崩れた手書き文字を収集することができている。また、同じ文字であっても画数にかなりのばらつきがあった。その例として「教」の画数分布を図 8 に示す。横軸が文字の画数、縦軸がその画数で書かれた文字の数で、赤く塗られているところが本来の画数である。これに代表されるように、多くの文字で画数のばらつきがあった。

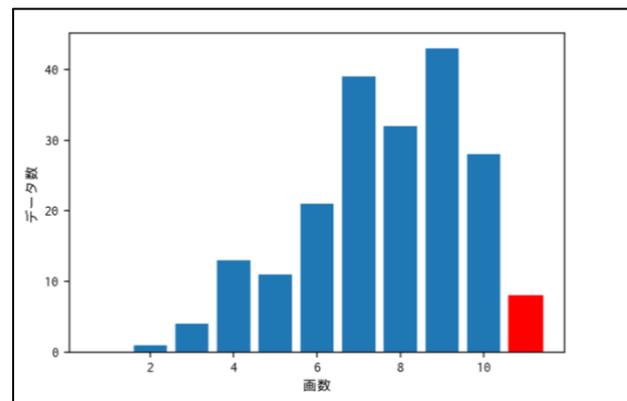


図 8 画数の分布の例（教、赤が本来の画数）

4. 可読性に関する評価実験

4.1 概要

構築したデータセットが平均化によって可読性が向上するかを検証するため、平均化前後の文字を比較し、評価してもらう評価実験を行なった。

実験システムでは、平均化前の手書き文字と平均化後の文字の画像を上下に並べ、「どちらも読める」、「上だけ読める」、「下だけ読める」、「どちらも読めない」の 4 つの中から 1 つを選んでもらった。上下の順番はすべてランダムで変更した。また質問の順序もランダムで変更した。

評価実験には明治大学総合数理学部の学生 14 名が参加した（男性 7 名、女性 7 名）。また、実験システムは Google Apps Script で作成し、実験自体は Google Form 上で行って

もらった。

4.2 評価データ

可読性に関する評価実験では、すべての手書き文字とその平均文字を評価してもらうことは困難であるため、3.5節のデータセットの中から、著者らの主観により崩れ方が特に顕著な図6, 7に示した、ユーザ2人 (user α と user β) の文字6種 (教, 業, 実, 場, 度, 動) の12個の文字を平均化の対象とした。平均化の対象とした12個の文字それぞれに対して、他者の文字10個と平均化を行い、120個の平均文字を作成した。ここで、平均化手法は画数が同じ文字同士を対象としているため、画数が揃っていない他者の文字に絞って、ユーザの偏りが生じないように10個を使用した。また、同一画数の手書きデータが少ない場合には、1人の他者が書いた複数の文字を用いている。

4.3 結果

user α の結果を表2に、user β の結果を表3に示す。それぞれ列は平均化に使った他者の情報、行は評価実験に用いた文字である。ただし1人の他者の複数の文字を使っている。

表2 user α の結果

	教	業	実	場	度	動
userA1	3/5			5/8	0/1	1/1
userA2				2/4	1/1	
userD1	5/5					
userE1	4/6	3/5	2/3	2/9	0/0	0/0
userE2	2/7	2/3		3/4	4/8	
userE3					0/0	
userF1	3/5	0/1	2/4			
userF2		2/2				
userH1	3/7					
userI1	2/3	2/4	2/5	4/8	3/4	7/12
userI2				3/5	1/3	
userI3				4/6		
userI4				2/6		
userJ1		0/1	4/4			
userK1						2/2
userM1			0/2			11/14
userN1			0/2			0/1
userN2						3/3
userO1	5/7	0/3	3/6		0/0	1/2
userO2		2/4				
userP1	1/5					
userQ1		2/4	0/2		0/0	2/7
userQ2			3/8			
userR1	3/4	1/2	4/11	5/9	6/11	9/14
userR2				3/6		

る場合があるため、その場合は末尾に数字をつけ区別して

表3 user β の結果

	教	業	実	場	度	動
userA1	4/10	0/0		3/8	6/11	3/5
userA2	2/9			5/10		
userB1					6/12	
userC1	6/7		5/9			1/4
userC2						2/8
userD1	9/14					
userE1	6/7	1/2	1/4	5/13		5/8
userE2		1/2		6/12		5/9
userE3		1/2				
userF1	1/4	3/5	1/5		10/11	
userF2		0/1				
userG1					3/8	
userH1	0/2					
userI1	7/10	2/2	1/3	8/13	2/5	1/5
userI2						8/11
userI3						2/7
userI4						4/7
userJ1			1/4		3/10	
userK1		1/1		4/9		
userK2		1/1				
userL1					8/13	
userM1			0/3		2/6	
userN1			1/3	0/3	6/11	
userP1	8/14					
userQ1		1/3	1/3	2/10	7/12	
userQ2				0/3		
userR1	4/11		0/5	3/9		5/8
userR2			1/3			

いる。

表中の各値は、評価者16人のうち、「平均化によって読めると判断した人数/平均化前が読めないと判断した人数」を示しており、空欄は評価データにその平均文字が含まれなかったことを示している。つまり、分子が1以上であれば、誰かは読めるようになったと判断していると言える。また、その値が分母に近いほど (分子/分母の値が1に近づくほど) 多くの人が読めると判断したことになる。表のうち値が含まれるデータは120件あり、そのうち読めるようになったと判断できるものは115件という結果になった。同様に、user α においては60件のうち58件、user β は60件のうち57件が読めるようになった。

5. 考察

評価実験の結果、全 120 件のデータのうち、115 件が読めるようになっていた。しかし、これらの値はそれぞれ評価者の人数にばらつきがあり、信頼性が高いとは言えない。そこで、平均化前が読めないと判断した人数が 5 人以上のものに注目し、検証する。平均化前が読めないと判断した人が 5 人以上のデータは 93 件あり、そのうち平均化後に読めると判断されたものは 80 件もあった。このことから、読めない崩れた文字が平均化によって読めるようになることがわかる。

表 4 ユーザごとの可読化割合

	userA	userC	userD	userE	userF	userI	userJ
user	0.211		0.357	0.195	0.146	0.297	0.160
α	57		14	113	48	101	25
user	0.548	0.519		0.449	0.395	0.443	
β	42	27		69	38	79	

	userK	userM	userN	userO	userP	userQ	userR
user		0.478	0.200	0.190	0.100	0.143	0.470
α		23	15	58	10	49	66
user	0.188		0.636			0.500	0.650
β	32		11			22	20

可読性が向上したかを調べるために、可読化割合を定義する。これは、平均化前の文字が読めないと判断した人のうち、何人が平均化によって読めるようになったと判断したかを表す指標で、(平均化のよって読めると判断した人数) ÷ (平均化前が読めないと判断した人数) で計算することとした。この値を、平均対象の user α , β と平均した他者とのペアごとに算出した。そのうち、平均化前が読めないと判断した人数が 10 人以上の値を表 4 に示す。表 4 は列が平均化前の文字を書いたユーザ、行が平均化に用いた文字を書いた他者である。また表中の値は、上段が可読化割合、下段は平均化前の文字が読めないと判断した人数である。

この結果より、user α に関しては userM と userR との相性が良く、user β に関しては userN と userR と相性が良いことがわかる。また、userR は user α , β 両方と相性がよいこともわかる。このことから可読性においてユーザ間に相性があることが示唆された。

以上のことより、崩れた手書き文字であったとしても、同じ画数で書かれている他者の手書き文字を用いて平均化することによって、多くの場合、読めるものへと変換できることがわかった。また、その手書きを可読化できるかにおいては相性があり、相性が良いときに可読化できることが分かった。なお、本稿では示していないが、他者の手書

きと融合することによって、もともと読めていた文字が読めなくなっているケースもある。これは別の意味での相性の悪さであり、可読化においては注意する必要があるといえる。

6. まとめと今後の展望

本稿では、崩れた手書き文字に対し平均化による可読性の向上を検証するために、崩れた手書き文字データセットを構築する手法を模索した。また、崩れた手書き文字データセットを構築し、それらを用いて可読性に関する評価実験を行なった。その結果、崩れた手書き文字を平均化手法によって読めるものにできることがわかった。また、可読化に向けた平均化のペアにおいては、ユーザ間に相性がある可能性が示唆された。その結果から多くの検証すべき事柄が浮かび上がった。

まず 1 点目は、複数の文字との平均化に関する検証である。平均化に用いる文字の数を増やすと、数値が収束してゆくためきれいになりやすい。今回はパターン数の増大を考慮し、1 つの文字に対して、1 種の文字を用いて平均化したが、複数の文字で平均化を行うことで、もっと読みやすくなるのではないかと考えられる。そこで、本稿で明らかになったユーザ間の相性を考慮しながら、どういう文字群と平均化するとよりきれいになるか検証する予定である。

次に 2 点目は、本稿は崩れた文字に対してのみ平均化が有効であり、可読性に関してユーザ間の相性が示唆されたに留まっている。そのため、今後はユーザ特性に関してもっと具体的などころまで踏み込む必要がある。ここで、手書き文字のユーザ特性や、個性に関しては様々な研究が行われており、吉村ら[15]は 6 つの特性量を定義しそれを用いて機械的に計測する方法を提案している。また、新納ら[16]は手書き文字のストローク、文字全体の重心や曲率、縦横比などの定量的な手法を導出している。これらの方法を用いて、平均化前の文字と平均化した相手の文字の特性を数値化し、分析することで可読性の向上や相性の良さに関わる直接的な原因を探ることができると期待される。こうした分析から得られる結果を用い、相性の良いペアを定義することで、様々な文字を読めるようにすることができると期待される。また、うまくいく文字をデータとしてもっていなかった場合は現存するデータを平均化し、うまくいく文字へと近づけることで利用することができる。

3 点目は、平均化対象とする文字が何であるかを探ることの難しさである。平均化を行えるといっても、その文字がそもそもどういった文字を書こうとしているのかが明らかでなければ、平均化対象の文字を探すことができず、結果的に平均化を行うことができない。しかし、単純な手書き文字認識では、今回のような崩れた文字の認識は不可能であると考えられる。そこで、多くの崩し文字を収集し、

その手書きストロークの類似を見ていくとともに、平均化した文字がシステムとしても読めるものになっている場合に、その文字であると判断してユーザに提示することなどが考えられる。

さらに今後は、今回の結果をメモや筆談に使えるアプリケーションへと昇華させていく予定である。インタビューや展示会、学会のポスターセッションなど、手書きでメモを取る機会が多い。こうした状況において手書きを行っても、相手の話を聞きながらになるため手書き文字が後になって読めないことも珍しくない。こうした手書きメモをより良くするため、本手法を適用していく予定である。また、日本に 34.1 万人いるとされる聴覚にハンディキャップをもつひと[17]は、健常者とコミュニケーションをとる際に、筆談を用いることが多い。ここで、聴覚にハンディキャップをもつひとは、手書きを苦手としていることも多く、自身が苦手な手書き文字を書きそのまま他者に見せることに対して引き目を感じていることも珍しくない。パソコンやスマートフォンの普及により、キータイピングし、画面にフォントを写し出すことで筆談の代わりに用いることも可能となっているが、相手に申し訳なく感じてしまうため、できるだけ手書きを平均化して美化することにより、手書きでコミュニケーションをとりたいというコメントを多数いただいている。そこで今後は、そうした人々を支援できるよう、研究を進めていく予定である。

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 2019-06-28).
- [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 2019-06-28).
- [3] Sasaki, M., Saito, J. and Nakamura, S.. Improving visibility and reducing resistance of writers to fusion of handwritten and type characters. The 10th International Conference on Collaboration Technologies (CollabTech 2018). 2018, Vol. 11000, p. 185-199.
- [4] Sasaki, M., Saito, J. and Nakamura, S.. Analysis of utilization in the message card production by use of fusion character of handwriting and typeface. 17th IFIP TC.13 International Conference on Human-Computer Interaction (INTERACT 2019). 2019, (to appear).
- [5] Zitnick, L.. Handwriting beautification using token means. ACM Transactions on Graphics (TOG). 2013, vol. 32, no.4.
- [6] Matayoshi, Y., Oshima, Y. and Nakamura, S.. Mojirage: average handwritten note. Proceedings of the 2018 International Conference on Advanced Visual Interfaces (AVI'18). 2018.
- [7] 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, p. 2599-2609.
- [8] Niino, S., Hagiwara, N., Nakamura, S., Suzuki, M., and Komatsu T.. Analysis Of Average Hand-drawing and Its Application. 9th International Conference on Intelligent Technologies for Interactive Entertainment (INTETAIN 2017). 2017, p. 34-48.
- [9] 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度の検証. 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). 2018, vol. 2018-HCI-176, no. 20, p. 1-8.
- [10] 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くさび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, p. 980-990.
- [11] 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, p. 91-96.
- [12] 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, p. 135-140.
- [13] “OneTimeMemo | ワンタイムメモ 一度・一回だけメモにアクセス 漢字画数 API について”.
<http://otm.relaxsize.com/share/kanjiapi>, (参照 2019-06-28).
- [14] “文化審議会国語分科会漢字小委員会 漢字出現頻度表 順位対照表(Ver.1.3)”.
http://www.bunka.go.jp/seisaku/bunkashingikai/kokugo/kanji_kako/24/pdf/sanko_3.pdf, (参照 2019-06-28).
- [15] 吉村ミツ, 木村文隆. 手書き文字の個性が現れる特性の機械的計測化とその解析, 電子情報通信学会論文誌. 1980, vol. J63-D, no. 9, p. 795-802.
- [16] 新納真次郎, 中村聡史, 鈴木正明, 小松孝徳. ひとの評価にあつ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, p. 1-8.
- [17] “平成 28 年生活のしづらさなどに関する調査 (全国在宅障害児・者等実態調査) 結果”.
https://www.mhlw.go.jp/toukei/list/dl/seikatsu_chousa_c_h28.pdf, (参照 2019-06-28).