

ひとを騙す手書き自動生成手法の提案と実装

田村 洸希¹ 中村 聡史²

概要: 日本では手書きは一般的に心がこもっていると考えるひとも多く、フォントで生成されたものより手書きされたものを好む人は多い。また、板書などにおいては手書きの方がタイピングより記憶に残りやすいことが分かっている。手書きには一定の価値がある。一方で、コンピュータを用いて手軽に作成、編集が可能な履歴書やレポートなどでも手書きが要求されることは珍しくない。そこで本研究では、受け取った人の満足度を高め、また書くひとの満足度も高める仕組みの実現を目指し、手書き文字の数式化と加重平均化によるゆらぎを導入し、手書き機械の実装を行った。ここでは、単純な加重平均化では問題があることに着目し、改良型の加重平均手法を導入した。また実験によりその可能性について検討を行い、改良型の加重平均化手法で騙しやすくなること、また機械による紙への手書きをひとが判断するのは難しいことなどを明らかにした。

キーワード: 手書き, 手書き平均化, レポート, 手書きレポート, 騙す, 機械, 代筆

1. はじめに

平成 26 年度の文化庁による国語に関する世論調査[1]によると、年賀状をフォントで作成されたものと手書きで書かれたものとを比較した質問において、87.6%のひとが手書きで書かれたものが良いと回答しているうえ、手書きを大切にすべきであると回答したひとは 91.5%にもものぼっていた。また、授業における板書において、パソコンでタイピングするより手書きしたほうが記憶に残ることが明らかになっている[2][3]。さらに、紙上で提示された特徴情報を記憶する際に、MS ゴシックに比べて続け字風の手書き文字の方が記憶しやすいことが明らかになっている[4]。

以上のように手書きについてメリットは多数あるものの、手書きが本来必要でないはずの場面においても手書きが要求されることも珍しくない。例えば、就職活動やアルバイトの応募などにおいて履歴書の提出が必要となるが、リクナビNEXTによる採用実態調査および転職活動に関するアンケート[5]によると、履歴書において 29%の企業が手書きとパソコンそれぞれの作成によるものうち、手書きで作成されたものを高く評価している。また、転職成功者 1000 人のうち 69%が手書きで履歴書を作成したと回答している。一方、履歴書だけでなく大学などの講義のレポート作成においても、そのレポート作成において推敲などが必要であるにも関わらず、手書きでかなりの枚数の記述を要求されることは珍しくない。

こうした問題を踏まえ、亀田ら[6]はこれまでの研究において、リアルタイムに記述した手書き文字を平均化する手法[7]を利用し、手書きを美化した後に機械により手書き代筆する手法を実現してきた。この研究は、履歴書などのように同一のものを大量に手書きするものには向いていたものの、レポートのように毎回異なるものを異なる文字で記述するものとしては向いていなかった。

そこで本研究では、ひとを騙す手書き自動生成手法の実

現に向け、まずひとはどういった点から人による手書きなのか、それとも機械により作成されたものかを判断できるのかについて検討を行う。ここでは特に、3 章で整理するひとを騙せるかどうかにおいて重要であると考えられる「ストロークのゆらぎ」「文字のゆらぎ」「文字群のゆらぎ」「紙に残された痕跡」のうち、「文字のゆらぎ」に着目し、ひとを騙す手法を実現する。そのため、ユーザの手書き文字を数式表現したうえで、手書き文字の融合においてゆらぎのある平均化を行うことにより、全く同一の文字表現が生成されない手書き文字代筆手法を実現する。ここでは、単純な加重平均化手法の問題に着目し、改良型の手法を提案し、ユーザの手書き文字データセットを構築したうえで、ひとを騙す文字のゆらぎについて検討を行う。また、安価に実現可能なハードウェア（機械）も構築し、本システムにより生成された手書き文字を用いた実験を実施することにより、その可能性について議論する。

2. 関連研究

ひとの代わりに機械が代筆するものとして有名なものに、ジョン・F・ケネディ大統領が自身の署名を代筆する際に利用していた The Autopen Model 50 [8]などのオートペンがある。アメリカでは、2011 年にバラク・オバマ大統領がオートペンを使用して法案に署名を行っている。こうしたオートペンは、ユーザの署名を正確にシステムに取り込み、正確に再現することを目的としている。

完全に複製するのではなく、機械に文字を書かせる手法についても様々なものがある。Fei[9]らは、ひとの腕の動きを再現することによって、機械に英語と漢字を書かせるシステムを実現している。堤ら[10]は、書道における筆の把持と運筆について着目し、多指ハンド機械を用いて人間が筆で書くものと同じように漢数字の一を書くことに成功している。これらの手法では、しばしば億劫に感じてしまう手

1 早稲田大学 Waseda University
2 明治大学 Meiji University

書きを、機械に任せるということを可能にしている。しかし、こうした仕組みで実現される手書きは、文字によって同一のものになってしまうため、ひとを騙すレベルには至っていない。一方で、本研究はユーザの手書きの個性を生かしつつ、平均化によって綺麗になった文字を機械で再現することで、ユーザがより気軽に手書きを行えるようになることを目指すものである。

そのひとつの手書き文字フォントを手軽に生成する研究も多数なされている[11]。こうした研究では、日本語の漢字のように種類が豊富であっても、その部分的なパーツは類似していることに着目し、複数の文字からそのひとが書く手書きの特徴を抽出することで、生成を可能としている。ただ、フォントによる実現は、同一のものを生成することにつながるうえ、また印刷するしか手段がないため、結果的にひとが手書きしたものでないと見抜かれてしまうと考えられる。

一方、手書きを支援するものとして dePENd[12]がある。このシステムでは、ボールペンの強磁性を利用し、机の下の磁石の位置を制御し、ボールペンを誘導することで、手書きの図形を綺麗にすることや、手書きのコピーアンドペーストなどを可能としている。この研究は手書きを支援するものであるが、機械に一任できるものではない。

以上のように、機械やシステムによって手書きを支援する研究は多くなされているが、ひとを騙すことを念頭に置いたものではない。そこで我々は手書き文字の平均化によって、ユーザの手書きの個性を残しつつかつゆらぎを導入することで手書きらしさを実現し、機械によって再現する手法の提案と実装を目的とする。

3. 機械による手書きで騙すには

これまでの研究[6]を踏まえ、また試作を通して機械によって手書きされたものが、機械によるものであると見破られてしまうには様々な要因が考えられる。

まず、機械により生成された手書き文字は、画一的であるという特徴がある。ひとの手書きはゆらぎがあるが、このゆらぎが存在していない場合、画一的な印象を受け、ひとはその手書きが機械によるものであると見破ってしまう。実際に、筆頭著者が手書きの平均化により自身の文字フォントを作り、機械に書かせたもの(図1)は、全く同じ形の文字が登場するため、違和感があった。

それ以外にも、ストロークの線の太さが画一的であったり、ひとには困難なきれいな直線などが文字に現れていたりする場合、ひとはその文字を機械によって手書きされたものであると見破ってしまう。この、「ひとが手書きされたものであるかのように勘違いしてもらえるか、機械で手書きしたものであると見破られてしまうのか」を整理すると、下記の要因が挙げられる。

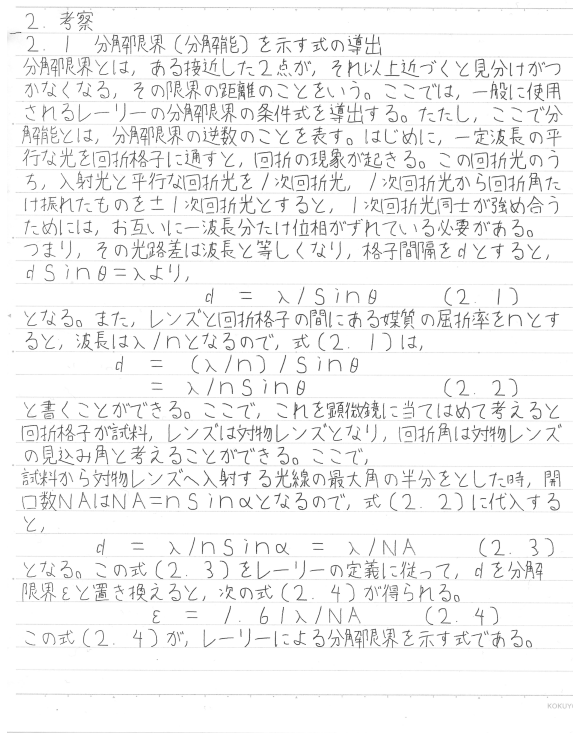


図 1. 画一的な印象になる機械による手書き文字

- **ストロークのゆらぎ:** ストロークごとに線の太さが画一的過ぎるなど、違和感がある場合ひとはその手書きを機械によるものと見破ってしまう。また、ストロークの最初が太すぎる場合や、最後が太すぎる場合はひとにとって違和感があるものとなる。一方、ストロークの最後に次のストロークへ向かう跳ねがある場合に、ひとによる手書き感が強調されるが、ここでその跳ねがきれいな直線の場合、機械感が強調されることになる。
- **文字のゆらぎ:** 同じ文字が書かれている場合に、その文字が同一のものである場合、ひとはその機械により手書きされたものをみて違和感を覚える。そのため、同じ手書き文字であっても、1文字ずつが同一のものでないということが重要である。また、後述するがこのゆらぎ度合いが少ないときに、ひとによる手書き間が薄れてしまうと考えられる。
- **文字群のゆらぎ:** 手書きの文字間のスペース、文字同士の大きさのバランス(漢字が大きく、ひらがなが小さいなど)、傾き(全体的に右上がりなど)、単語のバランスなどにゆらぎがある場合は、ひとによる手書きであると考えられやすく、特に図1のように等幅で文字サイズが一定のものなどは機械により生成されたものであると考えられやすい。
- **紙に残された痕跡:** ペンのインクや鉛筆などで書かれたことが明らかである場合や、筆圧が高い場合に

紙が少し凹んでいるものなどはひとによる手書きであると勘違いすると考えられる。また、ひとではありえないような直線的な線の跡などがある場合、ひとはその手書きを機械によるものであると判断してしまう。

以上の要因を考慮することにより、ひとは機械の手書きが、ひとによるものか、機械によるものかを判断しづらくなっていくと期待される。

4. ひとらしさのある手書き自動生成手法

手書き文字を機械により代筆してもらうためには、そのユーザの手書き文字をソフトウェアにより生成し、ハードウェアにより紙上に再現することが重要となる。ここで、ユーザの特徴を推定し、手書き文字を生成する研究については様々なものがあるが、本稿では手書きのオリジナルデータについてはユーザに記入してもらい、そのデータをもとに生成する手法について検討を行う。

4.1 手書き文字の数式化

手書き文字を平均化し機械に描画させるには、文字のストロークを数式として表現する必要がある。そこで、我々は過去に提案してきた手書き文字の数式化手法[13]に基づき、各ストロークの数式をフーリエ級数によって求める。

まず、座標平面上にペンで入力されたストロークを粗い点列データとして取得し、これに3次スプライン補間を行うことで、より密で滑らかな点列を得る。また、この点列全体を始点でy軸方向、x軸方向にそれぞれ折り返すように拡張する。

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、

$$f(t) = f(t + 2m\pi)$$

と定義することにより周期関数とみなすことができる。そのうえで、手書きのストロークを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となる。すなわち、

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

と表され、 a_n と b_n は

$$a_n = \frac{1}{\pi} \int_{-\pi}^{\pi} f(t) \cos nt \, dt$$

$$b_n = \frac{1}{\pi} \int_{-\pi}^{\pi} f(t) \sin nt \, dt$$

で求めることができる。これは、 $g(t)$ も同様に表すことができる。なお、この積分は、和により近似することが可能であるため、コンピュータで計算可能である。

4.2 手書き文字のゆらぎ

ひとが書く文字は、同じ文字でも毎回少しずつ違う形を

している。そこで我々は、複数の手書き文字をランダムに加重平均化し、毎回違う形の手書き文字を生成する手法を提案する。具体的には、ユーザがN回書いたある文字からランダムにM個の文字を抽出し、その中のi番目の文字のj画目のストロークの数式を

$$\begin{cases} x = f_{i,j}(t) \\ y = g_{i,j}(t) \end{cases} \quad -\pi \leq t \leq \pi$$

としたとき、生成する新たな文字のj画目の数式を以下のように加重平均化して求める。

$$\begin{cases} x = \sum_{i=1}^M w_i f_{i,j}(t) \\ y = \sum_{i=1}^M w_i g_{i,j}(t) \end{cases} \quad -\pi \leq t \leq \pi$$

ただし、 $\sum_{i=1}^M w_i = 1$

ここで、 w_1, w_2, \dots, w_M は、M個の文字をそれぞれどの程度の重みで融合するかを示すパラメータであり、これらを総和が1になるように毎回ランダムに設定することにより、文字の形にゆらぎを加えることが可能となる。

この手法により、2つの文字からでも無限通りのフォントを生成することを可能となる。例として、 $M=3$ のとき、つまり3つの手書き文字の加重平均化によるゆらぎの実装は、図2のように三角グラフを用いて表現することができ、図中の赤い点が三角枠内をランダムに移動することでゆらぎを実現することができる。

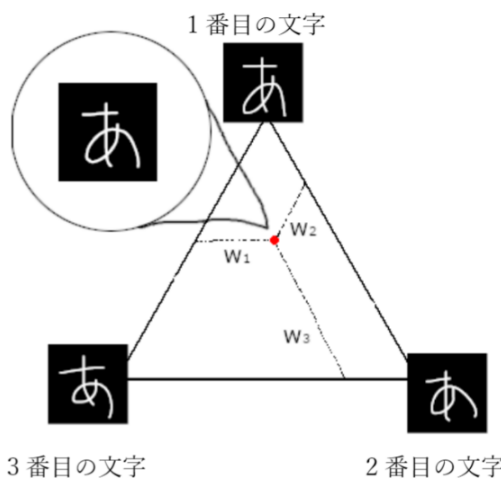


図 2. 文字表現のゆらぎを加重平均により実現

4.3 加重平均化手法の問題点

w_1, w_2, \dots, w_M がすべて0から1までの値である場合、加重平均によって生成された手書き文字が平均化手法によって美化され、類似したものとして見えてしまうという問題がある。例えば、図3はある4人の書き手が5回分手書きしたひらがなの「ひ」である。この結果からも、同じ書き手、同じ文字であってもゆらぎがあることがわかる。一方、図4は、あるひとが手書きした3つの手書き文字から、そ

れぞれ 0 から 1 までの値で加重平均化して生成された手書き文字である。この結果より、加重平均化手法では文字が類似した結果になることがわかる。

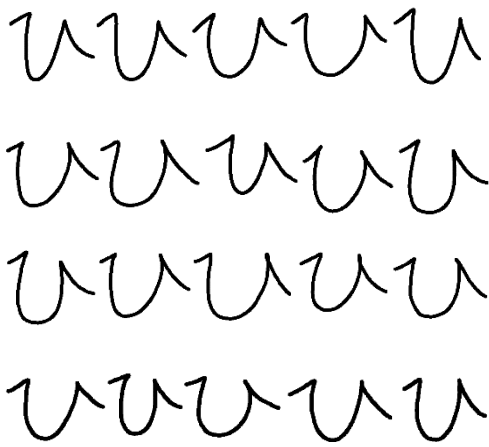


図 3. 4 人の書き手がそれぞれ「ひ」を 5 回書いた例

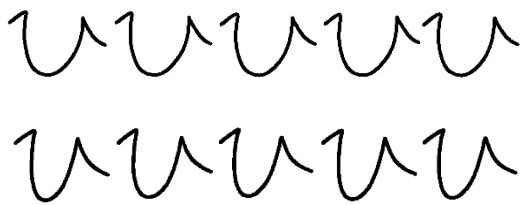


図 4. 同一の書き手の 3 つの手書きから加重平均化した例

この結果からもわかる通り、ひとの手書きはかなりのゆらぎがあるにも関わらず、加重平均化するとそのゆらぎが消えてしまう。そこで、この自動生成される手書き文字を、そのひとの文字であるという特性を保ったままよりゆらぐものとする必要がある。

4.4 ひとらしさを追い求めた加重平均化手法の改良

本来、加重平均化では、 w_1, w_2, \dots, w_M がすべて 0 から 1 までの値で表現され、その和が 1 となる。ここで、手書き文字を数式として表現しているため、その融合割合については、負の値をとることも可能である。

つまり、 w_1, w_2, \dots, w_M の和は 1 であるものの、そのそれぞれについては、負の値から 1 を超える値まで設定可能とすることにより、加重平均化によるぶれを演出する。

ここで、任意の i について、 w_i の値を

$$-\delta \leq w_i \leq 1 + \delta$$

ただし、 $\sum_{i=1}^M w_i = 1$

としたときの、それぞれの生成結果は図 5 の通りである。 δ の値を大きくするとゆらぎが増えるが、大きくし過ぎると文字が崩れることがわかり、 δ は 0.2~0.4 程度が妥当であると考えられる。

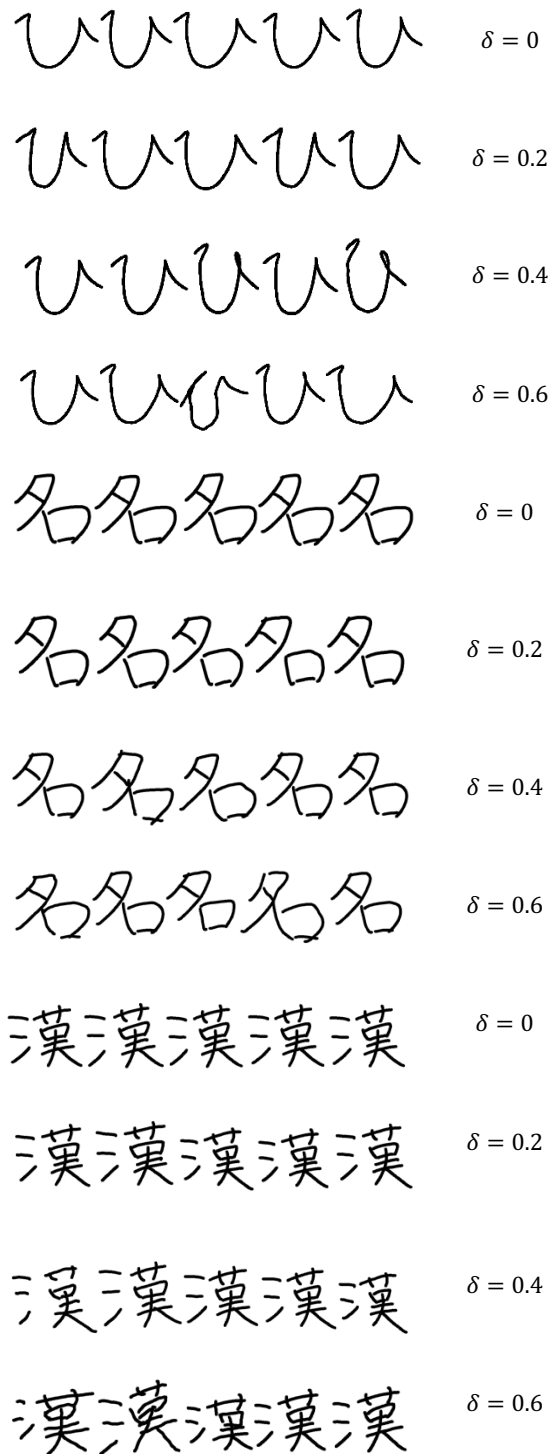


図 5. δ の値による変化

5. 機械による手書き代筆システムの実装

実現した手法を用いて生成された手書き文字を紙に書かせるために、我々は安価に実現できる「手書き機械システム」と「手書きエディタ」を実装した。実装した「手書き文字を書く機械」を図 6、専用エディタを図 7 に示す。

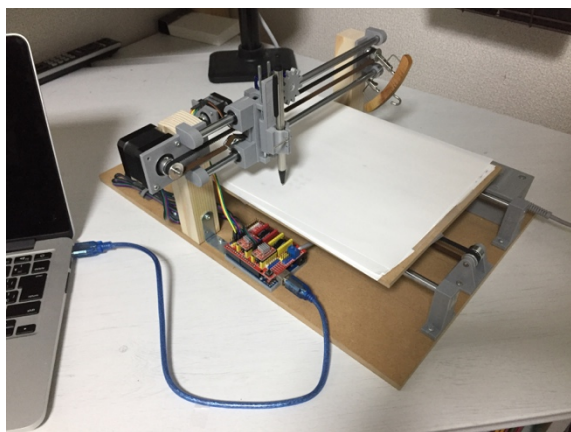


図6 手書き機械システム

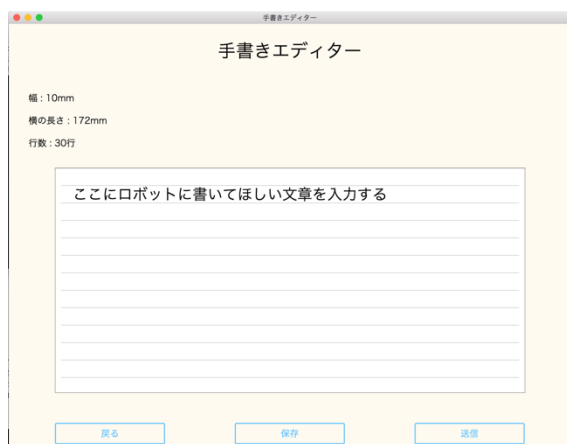


図7 機械にデータを送信可能な専用のエディタ

この機械は主に、オープンソースのマイコンである Arduino と、X 軸・Y 軸を制御する 2 つのステッピングモータ、ペンの上げ下げを行う 1 つのサーボモータから構成されている。細かな部品は全て 3DCAD で設計したものを 3D プリンターで造型して使用しているため、電子部品以外の材料費はほとんどかからず、市販のプロッターよりもはるかに安価に手書き機械を作製することができる。また、市販のプロッターにはない拡張機能として「筆圧の細かい制御」を実装することも可能である。

ユーザは最初に図 3 に示すように PC と機械の制御部である Arduino を USB ケーブルで接続し、専用のエディタで機械に書いてほしい文章を入力する。次に、エディタの画面右下にある送信ボタン(図 7)を押すと、文章中の各文字に対応する手書き文字の各ストロークを表す数式を離散的に逆フーリエ級数展開して得られた点群の座標列が、G コードの形式で次々と Arduino に送信されていく。ここで G コードの中身は、その 99%以上が「G1 X〇〇 Y△△」(〇〇, △△は単位がミリメートルの 2 次元座標)という命令の羅列で構成されており、「G1」とは、続く X, Y 座標に向けて現在いる位置から主軸(ペン先)を直線補間するように移動させるためのコードである。

実際に機械に送信する G コードの一部を図 8 に示す。G コード形式を採用した理由は、古くから X 軸と Y 軸を独立制御する直交ロボットなどの制御言語として G コードが広く使われており、市販のペンプロッターなどにもそのまま送信して制御することが可能となるためである。

```

7 ; ひ
8 G1 F1000
9 G1 X4.13734 Y10.5972815
10 M3 S60
11 G4 P0.1
12 G1 F4000
13 G1 X4.151472999999999 Y10.6029265
14 G1 X4.192629500000001 Y10.619513999999999
15 G1 X4.2572814999999995 Y10.646053499999999
16 G1 X4.340169499999999 Y10.681056
17 G1 X4.435105500000001 Y10.722733499999999

```

図8. 機械に送信する G コードの一部

G コードを受信した Arduino は、その情報をもとに現在のペン先の座標から、受信した座標に向かって、ペン先を直線移動する制御を行う。具体的には、現在の座標と移動先の座標の変化量を計算し、そこから X 軸 Y 軸の動きを制御する 2 つステッピングモータに変化量だけ動くためのパルス信号を計算して送り出す。また、ペンの上げ下げについては、ペンの上部についているサーボモータの回転運動をピニオン・ラック機構により上げ下げを行う直線運動に変換して、その動作を行う命令を各ストロークの最初と最後に付け加えて制御している。これら一連の作業により、機械による手書きを可能とする。

なお、専用のエディタでは、書かせる紙に合わせて「行の幅・紙の横幅・行数」などを設定することができ、大学ノートやレポート用紙などの罫線が引かれた紙への出力に対応している。

6. 評価実験

提案手法により生成された手書き文字が、どの程度ひとを騙すことができるのかについて検証を行う。ここでは、手書き文字のゆらぎについて、オリジナルの手書き文字と提案手法により生成された文字の違いを、ひとは判別できるかについて検証する。また、実際に機械を用いて紙に書かせた手書き文字がどの程度ひとを騙すことができるのかを検証していく。

6.1 実験のためのデータセット構築

手書き文字のゆらぎに関する実験を実施するため、実験用の手書きデータセットを構築した。ここでは、10 人の協力者に依頼し、データセット構築用に開発した手書き文字登録アプリケーション(図 9)を用いて、「ひ」「ら」「が」「な」「か」「た」「名」「漢」「字」の 9 文字を各 10 回ずつ、計 90 文字を書いてもらった。手書き文字登録アプリケーションでは、手書きを点列として保持するとともに、スト

ワークごとに数式化を行った。

ここで、書き順や書く方向に間違いがある協力者がいたことと、書き手を増やすと判定実験の手間が増えるため、4人分を実験用のデータセットとして選定した。

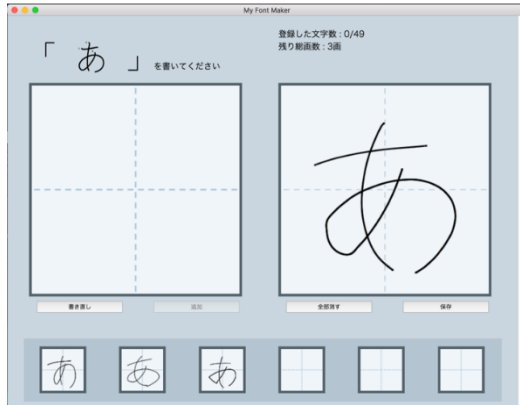


図 9. 手書き文字登録アプリケーション

6.2 手書き文字のゆらぎに関する評価実験

実験では、ひとのオリジナルの手書き文字と、加重平均化手法により自動生成された手書き文字を同時に提示したとき、どちらかひとによる手書き文字かを判断してもらう。この判定割合が50%前後であればひとを騙すことができていると言える。一方で、高い精度になった場合には、ひとを騙すことはできていないといえる。

実験では、手書きデータセットから、データセット構築協力者ごとにランダムに選定したオリジナルの手書き文字5個を横に並べたものと、オリジナルの手書き文字をランダムに3個選定し、手書き自動生成手法を適用して生成した手書き文字5個を横に並べたものについて比較するものとした。5個ずつ提示する理由は、比較して判断できるようにするためである。なお、手書き自動生成手法における δ の値は0.4とした。

実験では、図10のように、「どちらが『ひと』が手書きしたものか」という質問に2択で答えていくWebシステムを作り、回答してもらった。実験で回答する質問数は、4人分、9文字種、10パターンの360個とした。なお、この実験では書き手ごとに、「ひ」「ら」「が」「な」「カ」「タ」「名」「漢」「字」の順に、それぞれ10回ずつ連続して提示するものとした。そのため、実験協力者は同じ書き手の、同じ文字を連続して10回評価することになる。

一方はある人が5回同じ文字を書いたもので、もう一方はロボットがその人に文字を似せて5回書いたものになります。どちらが「ひと」が手書きしたものでしょうか？ (0/360)
同じ人が5回書いたと感じた文字の画像をクリックして下さい



図 10. 自動生成された手書きの判別を行う Web システム

6.3 手書きのゆらぎに関する実験結果

手書き文字の判定について、大学生11名に判定してもらった。実験協力者ごとの、「ひとの手書き文字判定」の正解率を図11に示す。この結果より、A, C, I, Jのようにほとんど見抜くことができなかった実験協力者がいる一方で、B, D, E, G, H, Kのように60%以上の精度で判定できている実験協力者がいることもわかる。また、平均の正解率は59.1%であり、ひとを完璧に騙すには至っていないことがわかる。ただし今回の実験では、文字がゆがむなど、崩れてしまっているものも存在していたため、それが理由で判定できていた可能性もある。

次に、文字ごとの正解率を図12に、書き手ごとの正解率を図13に示す。この結果より、「ひ」「が」「漢」について正解率が多少低いものの、全体的に正解率は高めであることがわかる。また、書き手による違いはないこともわかる。

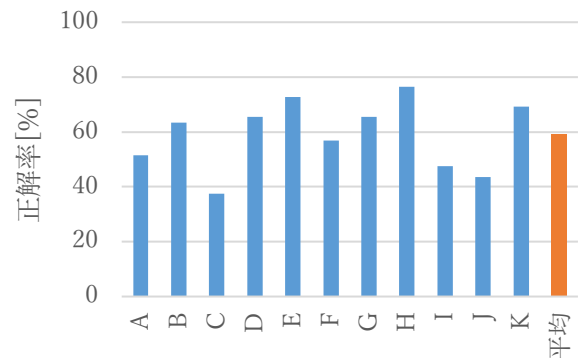


図 11. ひとが書いたオリジナル文字を見抜いた正解率

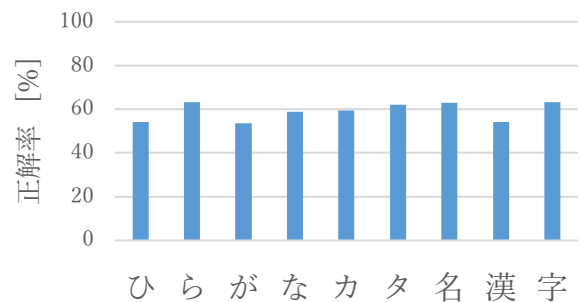


図 12. 文字ごとの正解率

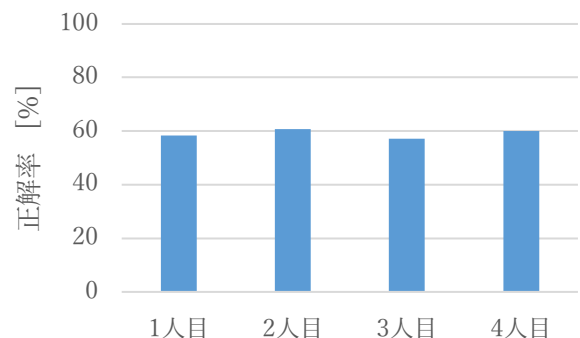


図 13. 書き手別の正解率

何度もその文字が提示されることにより、どのように正解率が上がるかを検証するため、各文字の提示順番と、その正解率の平均を求めたものが図 14 である。この結果より、最初の 1 回は全体的に正解率が低めであるが、それ以降は正解率が高まっていることがわかる。

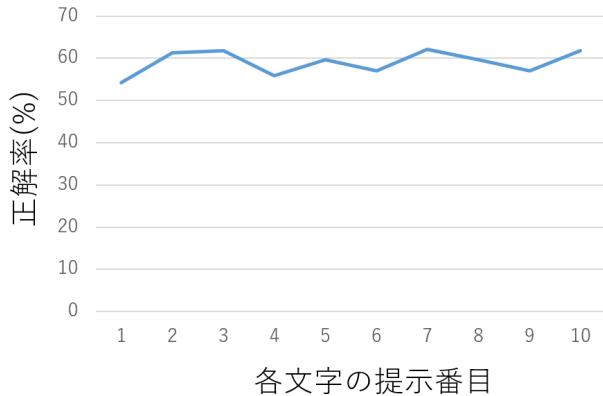


図 14. 提示順番と正解率の関係

また、パターンごとにみたときの正解者数をもとめたものが図 15 である。この結果より、11 人中 6~7 人が正解しているものが多いことがわかる。一方で、ほぼ全員が正解しているというものが少ないこともわかる。

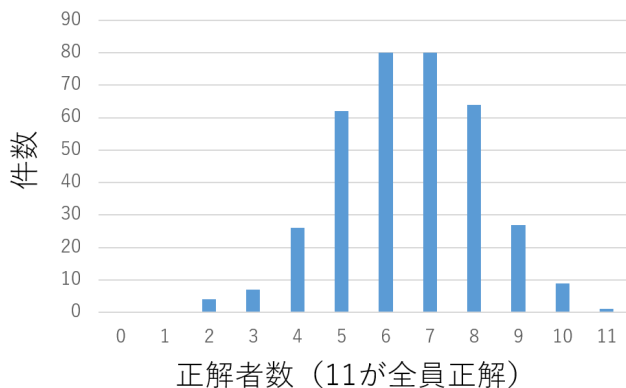


図 15. パターンごとの正解者数の分布

6.4 紙に手書きされたものに関する評価実験

実際に手書き自動生成手法により生成した手書き文字を紙に書かせたものと、ひとが紙に書いた手書き文字の判別できたかを調査するため、図 16 のように紙に出力し (上がひとによるオリジナルの手書きで、下が機械に書かせた手書き)、15 人の実験協力者に判定してもらった。なお、手書きのゆらぎについてはまだ完璧な手法が確立できていないため、その影響をなくすため、ある文字について 1 パターンずつ複数文字を提示し比較するものとした。

実験より、15 人中 11 人が判別できない、4 人が判別できるとしていた。このことより、1 文字だけが提示された場合、多くの人は判別できないことがわかる。

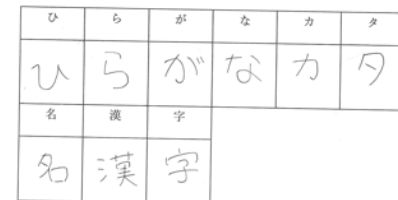
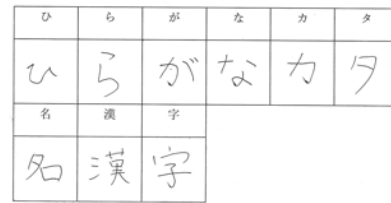


図 16. 機械による手書きとひとの手書きの比較

7. 考察

実験の結果より、加重平均化手法の改良版については、59.1%の確率で、人が書いたオリジナルの手書きと自動生成された手書きを判別できたということになるが、裏を返すと 40.9%の確率で自動生成された手書きを「ひとが書いたオリジナル」と判断しているとも言える。ここで、実際に利用する場面では、同じ文字がひたすら並んでいることは少なく、文章中に離れて存在することになるため、そうした文字列の中に紛れると、より騙すことができるのと期待されるため、ひとを騙す手法として完璧ではないものの、実用上は十分有効であると考えられる。

また今回の実験では、判別者によってその正解率に大きく偏りがあり、正解率が 37.5%の実験協力者もいれば 76.4%の実験協力者もいた。これは、ひとの手書きとはどのようなものか、ひとの手書きはどうかといったことについて、ひとにより判断基準が異なったことが原因として考えられる。一方、全員が正解したものは 1 例だけあったが、これは図 17 のようなものであった。この結果より、左側はゆらぎがあるが、右側にはほぼゆらぎがないため、結果的に全員が正解していたものと考えられる。これは加重平均化ですべての値が一致する傾向があったことが原因として考えられる。そこで今後は、近くに出現する文字同士はよりゆらぎを発生させるなどの工夫をする予定である。

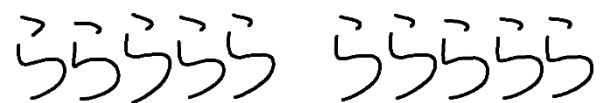


図 17. ひとの手書きと、機械による手書きの比較

文字ごとの正解率について「ひ」「が」「漢」が他の文字

に比べて正解率が低いのは、「ひ」はたった1画の文字ではあるが、その一画が複雑に歪曲しているため、自動生成された文字についても加重平均化の割合が少し変化するだけで大きな歪みが生じること、「が」についてはもともとの被験者に書いてもらったオリジナル手書きにぶれが大きかったため、そこから自動生成された手書きについても大きくぶれが生じたことが原因と考えられる。一方、「漢」については、他の文字に比べて画数が多く複雑な形であるために、自動生成したときにその一画ごとのパーツの配置にばらつきが生じやすく、今回ひとが書いたオリジナルの手書きと見分けがつかなかったのではないかと考えられる。

実際に紙に機械で書いたものと、ひとが手書きしたものの比較については、73%の人が「機械による手書きとひとの手書きを判別できない」と答えていた。また、答えを教えたあとにその違いについて質問したところ「機械で書いた方は「はね・はらい」が全くなく線の太さが一定である」や「ひとの手書きより機械による手書きの方が文字に丸みがある」などの回答が得られた。現時点でも十分な精度が出ているとは言えるが、丸みを帯びているのは平均化手法の弊害であるため、角張ったものを残すような手法を今後実現していく予定である。

8. まとめと今後の課題

本稿では、パソコンにより作成しても問題ないような、レポートや履歴書の作成において手書きを要求される状況において、パソコンなどによる試行錯誤を行ったうえで、手書きを機械に一任する手書き自動生成手法を実現し、その有用性について検証を行った。その結果、単純な加重平均化手法では問題があるが、重みの値として負の値や1を超える値を許容することにより、ひとが判断に迷うゆらぎをもった手書きを生成することが可能となった。また、実際に機械により紙に手書きしたのものについては、ひとが見破ることは容易ではないことも分かった。

本研究では、手書き文字については個々のユーザにタブレット PC で入力して貰う必要があった。この入力の手間であり、容易ではない。そこで今後は、そのユーザが過去に書いたノートなどから、オフライン化された手書き文字を数式化し、その数式化されたものを利用する手法を活用していく予定[14]である。これにより、手書きの手間を大幅に削減することができると期待される。

一方、手書き機械の精度については、ひとが書いた手書き文字であると誤って判断させるほど高精度で描画できることがわかったが、手書き特有の「はね・はらい」の部分で見破られることがあった。機械に書かせる文字は、現段階では一画ずつ丁寧に書いていくため、はねやはらいが全く現れない。一方、ひとが書いた手書きについては、ボールペンで書いた文字でも素早く書いた場合はその終端が細

くなるため、機械が書いた手書きとの違いがわかってしまう。今回は「はね・はらい」などの細かな特徴を機械に再現させることはできなかったが、今後は文字を登録する段階でその筆圧データも取得し、ペンの上げ下げを行う制御をさらに高精度なものにすれば、このようなひとの手書きの細部の特徴も再現できるのではないかと考えている。

謝辞 本研究の一部は、JST ACCEL（ Grant 番号 JPMJAC1602 ）および株式会社ワコム の支援を受けたものである。

参考文献

- [1] 文化庁: 平成 26 年度「国語に関する世論調査」, http://www.bunka.go.jp/koho_hodo_oshirase/hodohappyo/1409468.html
- [2] Pam A. Mueller, Daniel M. Oppenheimer: The Pen Is Mightier Than the Keyboard: Advantages of Longhand Over Laptop Note Taking, *Psychological Science*, 25(6), 1159–1168.
- [3] ムハマドズルキフリー, 田野俊一, 岩田満, 橋山智訓. 日本語のメモ書き作業における手書き入力の有効性, 電子情報通信学会論文誌. D, Vol.J91-D, No.3, 2008.
- [4] 伊藤理紗, 濱野花莉, 野中滉介, 菅野一平, 中村聡史, 掛晃幸, 石丸築: 手書きとフォントの文字形状の違いによる記憶効果の比較, 電子情報通信学会 HCS 研究会, HCS-24, 2019.
- [5] “リクナビ NEXT 転職活動の履歴書は、手書きとパソコンどちらが有利?” . <https://next.rikunabi.com/tenshokuknowhow/archives/4798/>.
- [6] 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 2018 論文集*, pp.215-220, 2018.
- [7] Yasutsuna Matayoshi, Satoshi Nakamura, Ryo Oshima. Mojirage: average handwritten note, *Proceedings of the 2018 International Conference on Advanced Visual Interfaces (AVI)*, 2018.
- [8] The Autopen Company, The Autopen Model 50. <https://damilic.com/info/legacy-autopens/autopen-m50>
- [9] Fei Chao, Yuxuan Huang, Xin Zhang, Changjing Shang, Longzhi Yang, Changle Zhou, Huosheng Hu, Chih-Min Lin. A robot calligraphy system: From simple to complex writing by human gestures. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. 2017, vol 59, p. 1-14.
- [10] 堤勇介, 中島明, 早川義一. 多指ハンド機械を用いた書道における筆の把持及び運筆の制御. 第 54 回自動制御連合講演会. 2011, p. 815-818.
- [11] Zhouhui Lian, Bo Zhao, Xudong Chen, Jianguo Xiao. EasyFont: A Style Learning-Based System to Easily Build Your Large-Scale Handwriting Fonts, *ACM Transaction of Graphics (TOG)*, Vol 38, Issue 1, No. 6, 2019.
- [12] Junichi Yamaoka, Yasuaki Kakehi. dePENd: Augmented handwriting system using ferromagnetism of a ballpoint pen. *UIST*, 2013, p. 203-210.
- [13] 中村聡史, 鈴木正明, 小松孝徳. ひらがなの平均手書き文字は綺麗, *情報処理学会論文誌*, Vol.57, Issue.12, pp.2599 - 2609, 2016.
- [14] 新納真次郎, 齊藤絢基, 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.2017-GN-101, No.7, pp.1 - 8, 2017.