

利き手・非利き手での手書き文字類似度判定手法とその検証

巻野 大悟¹ 能宗 巧¹ 濑崎 夕陽¹ 関口 祐豊¹ 中村 聰史¹

概要：先行研究により、利き手の手書きと非利き手の手書きが類似する傾向が示唆されている。しかし、例えば左から右へと描く横線などのように、左手と右手とでは腕や手の動かし方が異なると考えられるものがあり、類似・非類似の文字特徴は明らかになっていない。そこで本研究では、利き手と非利き手の平均手書き文字において、類似しやすい文字および類似しにくい文字の特徴を明らかにすることを目的とする。ここではまず、大学生 30 名（右利き 15 名、左利き 15 名）を対象に、50 種類の文字を利き手・非利き手でそれぞれ 5 回ずつ筆記を行ってもらうことでデータセットを構築する。そこで、文字のストローク方向や形状の縦横比、形状の複雑さなどに着目し、利き手と非利き手の手書き文字の類似度判定手法を実現するとともに、これらの特徴が左右の平均文字間の類似度に与える影響を分析した。また分析の結果、縦長な文字は類似するが、横長な文字は類似しない傾向が明らかになった。

1. はじめに

日本では、小学校などにおいて升目に何度も同じ文字を繰り返し練習するといったように、手書き教育が重視されている。しかし、そもそも手書きはどういうものであるのかといった、手書きのメカニズムは十分に明らかになっていないため、手書き教育は従来型のものを踏襲するにとどまっている。また、日本語の文字の書き順は右利き用に最適化されており、左利きの子どもは利き手の矯正を受けることも珍しくない。さらに、利き手の使用が困難になった場合には非利き手を使わざるを得ないが、非利き手ではうまく書くことは困難である。それにもかかわらず、利き手と非利き手の手書きにどのような違いがあるのかについては明らかになっていない。

ここで、Sharma ら [1] は、両利きのひとが右手および左手で書いた手書きが類似することを明らかにしている。また Brady-Walker ら [2] は、28 日間の練習により非利き手の筆記能力が熟達すると、非利き手の文字が利き手の文字に近づくことを明らかにしている。さらに、佐藤ら [3] や新納ら [4] は、非利き手での筆記能力を熟達させなくとも、その平均をとることによって、利き手と非利き手での文字や絵が類似することを明らかにしている。

しかし、既存の研究では全体的な類似性は示されているものの、文字のどのような特徴が、どの程度利き手と非利き手で類似しているのかについては、十分に検討されていない。例えば左から右へと描く横線などのように、左手と

右手とでは腕や手の動かし方が異なると考えられるものがあり、こうしたストロークを含む文字などは類似しないと考えられる。そのため、ひとの利き手と非利き手で書かれる手書きは類似するという前提を置きながらも、類似する文字と類似しない文字の特性を明らかにし、さらに利き手と非利き手の平均文字が類似しているかを判定する手法を構築する必要がある。

そこで本研究では、利き手と非利き手の平均文字において、類似しやすい文字の幾何学的特徴や類似度測定に重要な特徴を明らかにし、将来的に身体機能の左右差を定量的に検出するための基礎的知見を確立することを目的とする。具体的には、まず、利き手および非利き手による手書き文字データセットを構築する。また手書き文字の類似・非類似を判定するために必要な手書き文字類似度評価式の構築を行う。そのうえで、算出した類似度評価式を用いて、どのような文字が類似・非類似しやすいかについて下記の仮説をもとに明らかにしていく。

- **H1**「利き手の平均手書き文字と非利き手の平均手書き文字との比較において、ストロークの方向によって類似しやすい特徴と類似しにくいストロークの特徴が存在する」
- **H2**「利き手の平均手書き文字と非利き手の平均手書き文字との比較において、縦横比や複雑さ、バランスの重要度によって、類似しやすい文字の形状と類似しにくい文字の形状が存在する」
- **H3**「利き手によって、利き手と非利き手との平均手書き文字の類似の傾向が変化するストロークの特徴が存在する」

¹ 明治大学
Meiji University

2. 関連研究

利き手と非利き手の筆記文字の類似度を評価する研究はいくつか行われている。佐藤ら [3] は、2つの平均文字間のユークリッド距離を算出することで、ひらがなの形状類似度を定量的に評価し、同一筆者の利き手・非利き手間の平均文字は他者のものと比較して類似度が高いことを明らかにした。また新納ら [4] は、ひとの主観評価を教師データとした手書き文字類似度評価式を構築し、利き手と非利き手の平均文字が類似することを明らかにした。しかし、これらの研究における評価は単純なユークリッド距離や、ひとの主観的な印象評価に基づいているため、文字の幾何学的特徴を十分に反映した定量的な評価とは言えない。また、これらの研究は評価対象がひらがなに限定されているため、広範な文字種を対象とし、それぞれの形状的特徴を多角的に踏まえた上での類似度評価手法は十分に検討されていない。

こうした幾何学的特徴を捉えるためには、単なる図形的な比較だけでなく、筆記動作そのものが持つ運動特性への理解も不可欠である。大西ら [5] は、利き手による「押す・引く」という動作の違いが、ストローク方向ごとの筆圧や選択するストロークの方向に影響を与えることを示した。また、Meulenbroek ら [6] は、利き手や腕の姿勢の違いが線分描画時のストローク方向選択に影響し、特定の方向への運動バイアスが生じることを明らかにした。

そこで本研究では、単純な距離計算だけでなく、客観的な類似度評価式を構築し、先行研究で示された運動特性の違い（ストローク方向や形状バイアス）を考慮した仮説を検証することで、どのような幾何学的特徴が利き手・非利き手間の類似性に寄与するかを明らかにする。

3. データセット構築

3.1 データセット構成概要

本研究では、50種類の文字を利き手・非利き手でそれぞれ5回ずつ筆記してもらい、合計15,000個の筆記文字データを収集した。この構築では、まず、同一筆者の利き手データのペアと他筆者の利き手データのペアを用いて、筆者同一性を判定するための類似度評価式を構築する。次に、構築した評価式を用いて参加者自身の「利き手の平均文字」と「非利き手の平均文字」間の類似度を算出し、文字の幾何学的特徴と類似性の関係性について分析を行う。

本データセット構築では、後述する利き手の違いによる筆記特性の偏りを排除するため、右利きと左利きの参加者数を同数にした大学生・大学院生30名（右利き15名、左利き15名）を対象とした。

3.2 データセット構築で用いる文字の選定

本データセット構築では、「ひらがな」、「カタカナ」、「漢

表1 選定した50種類の文字一覧

カテゴリ	選定文字
ひらがな	あ, い, え, す, そ, ち, つ, な, ぬ, の, ふ, む, ゆ, わ
カタカナ	キ, サ, シ, タ, チ, ニ, ヌ, ハ, ヒ, ホ, ミ, ョ
漢字	肉, 言, 金, 四, 丈, 以, 永, 米, 明, 治, 林, 年, 川, 三
数字・記号	01, 23, 45, 67, 89, \$, ¥, %, °C, ?

字」、「数字・記号」の4つのカテゴリから、先行研究 [3,4] やプレ実験で得た知見に基づき50個の文字を選定した（表1）。なお数字については、文字バランスの観点から2文字で1組として扱った。

3.3 筆記データ収集システム

開発した筆記データ収集システムの画面を図1に示す。画面中央に配置された300×300ピクセルの白い正方形が筆記領域であり、中心位置の目安として十字の点線が表示されている。画面左下にある「やり直し」ボタンを押すと、直前の筆記データが破棄され、該当する試行を最初からやり直すことができる。筆記終了後に画面右下にある「保存する」ボタンを押すと、領域内に筆記されたストロークの座標、筆圧、筆記時間のデータがJSON形式で保存される。また、各文字に対する最終試行（5回目の試行）において「保存する」ボタンを押した場合は、5回分の筆記データから平均文字を計算し、この平均文字のストローク座標と筆圧データもJSON形式で追加保存される。なお、分析対象となる平均文字については、中村ら [7] の手法を用いて生成した。具体的には、まず収集した手書きの点列データをスプライン補間で密化した後フーリエ級数展開により数式化し、その数式を複数文字で平均をとることで平均文字を生成した。平均文字の座標点列は逆フーリエ級数展開によって取得した。

データの収集には、JavaScriptを用いて独自に開発した手書き用のWebアプリケーションを使用した。WebアプリケーションはApple M3チップを搭載したMacBook Air上で動作させ、入力デバイスにはWacom社製の液晶ペンタブレット（Wacom One）を接続した。参加者には、同製品に付属するスタンダードペンを用いてタブレット上に筆記してもらった。

3.4 データ収集手順

データ収集手順は次の通りである。

- (1) 筆記データ収集の概要と筆記時の注意事項についてスライドを用いて説明する。
- (2) 50種類の文字をランダムな順序で提示し、1文字につき利き手と非利き手でそれぞれ連続5回ずつ計10回の筆記を行う。ただし、利き手と非利き手どちらの手から筆記を開始するかは文字ごとにランダムとする。
- (3) 全試行の終了後、筆順や筆記方向が統一されていない文字が確認された場合は、該当文字のみ再取得を行



図 1 データ収集で使用したシステムの画面

う。また、年齢や非利き手の使用経験に関する質問も行った。

なお、筆記時の注意事項に関する説明では、筆順や筆運びの方向などの書き方を揃えるように指示した。これは平均文字の生成アルゴリズムにおいて、筆記文字間のストロークの対応付けを正確に行う必要があるためである。

4. 定量的な手書き文字類似度評価式の作成

本章では、類似度評価式の構成と算出、各評価指標の算出方法について述べる。

4.1 類似度評価式作成の概要

本研究では3章のデータセット構築で収集した平均化前の筆記文字データをもとに、定量的な手書き文字類似度評価式を構築する。具体的には、まず目的変数として、同一筆者の利き手で筆記した同一文字の組み合わせ（5回の試行から抽出した2試行分）を正例（1）、他筆者同士の利き手で筆記した同一文字の組み合わせを負例（0）としたデータセットを作成した。次に、このペアとなる2つの文字間の、ストロークの類似度（ユークリッド距離、長さの比率、曲率の類似度の和）、文字の縦横比、重心のコサイン類似度、重心のユークリッド距離を説明変数とし、ロジスティック回帰分析を行うことで類似度評価式を作成した。なお、説明変数の各評価指標の構成や算出方法については、新納ら [4] の手法を一部参考にした。

4.2 説明変数の各評価指標の算出

本節では、類似度を測るために説明変数の各評価指標に関する算出方法について述べる。まず、前処理として文字の大きさと位置の正規化を行った。以降に述べる各評価指標の算出は、すべてこの前処理が適用された状態で行われる。大きさの正規化では、比較する2つの文字のうち面積が大きい方を基準文字とした後、小さい方の文字について、「外接矩形の横幅を基準文字に合わせる倍率」と「外接矩形の縦幅を基準文字に合わせる倍率」の2通りを計算し、それぞれの倍率で拡大した際の面積と基準文字の面積との

差がより小さくなる倍率を選定した。これにより、文字の縦横比を崩さずに大きさを可能な限り統一した。次に、位置の正規化として、2つの文字の重心をそれぞれ原点に平行移動させ、位置を揃える処理を行った。また、一部の評価指標 (D_{point} , D_{curv}) では、逆フーリエ級数展開によって得た文字の座標点列を、各ストロークにおいて等間隔に100分割し、101個の点列を求めた。

D_{point} ：ストロークの位置の類似度

文字同士の対応するストローク間の各点列の類似度 D_{point} は、先行研究 [3, 4] の手法を参考にして、まず2つのストロークの対応する点同士のユークリッド距離を求め、そのユークリッド距離の和を求める。これにより、ストローク間の距離が求まる。次に、この距離はストロークの長さにより疎密が変化するため、ストロークの長さで正規化する必要があり、ここでは利き手で書かれたストロークの長さ（学習時はランダムに選択された方）で割ることにより正規化を行う。以上の処理で求められたストローク間距離について、全ストロークの平均を求ることにより、 D_{point} を求める。これを点列距離に基づく類似度指標とした。値が小さいほど、ストローク形状が位置的に類似していることを表す。

D_{len} ：ストロークの長さ比率の類似度

長さの配分パターンの類似度を表す D_{len} は、下記の手順で算出した。まず、ある文字の第 i ストロークの長さを l_i とし、全ストローク長の総和 L を次式で定義する。

$$L = \sum_i l_i$$

次に、各ストロークの長さを総和で除算することで正規化し、比率ベクトル \mathbf{r} を生成する。

$$r_i = \frac{l_i}{L}, \quad \mathbf{r} = (r_1, r_2, \dots)$$

それぞれの手書き文字からこの比率ベクトルが求まるため、比率ベクトル同士のユークリッド距離を計算することで、 D_{len} を求める。なお、1画の場合は $D_{\text{len}} = 0$ となる。

D_{curv} ：ストローク曲率の類似度

平面曲線上の各点における曲がり具合の強さを表す指標である曲率の類似度 D_{curv} は、小松ら [8] の手法を参考に、下記の手順で算出した。まず、前処理後の第 i ストロークの点列を

$$p_{i,j} = (x_{i,j}, y_{i,j}) \quad (j = 0, \dots, N)$$

とし、インデックス j に関する1階差分を $x'_{i,j}$, $y'_{i,j}$, 2階差分を $x''_{i,j}$, $y''_{i,j}$ とみなす。このとき離散版の曲率 $\kappa_{i,j}$ を

$$\kappa_{i,j} = \frac{x'_{i,j}y''_{i,j} - y'_{i,j}x''_{i,j}}{(x'_{i,j}^2 + y'_{i,j}^2)^{3/2} + \varepsilon}$$

と定義する。ここで、 ϵ はゼロ除算を防ぐための微小値である。また、曲線が反時計回りに曲がる場合に正の値、時計回りに曲がる場合に負の値となるように曲率の符号を定めた。

ペンタブレットを用いた筆記では、始筆および終筆付近に特有のノイズが生じやすいため、先頭と末尾のそれぞれ 5% 分、点にして 5 点分 ($j = 0, \dots, 4$ および $j = N-4, \dots, N$) は比較から除外し、 $N+1-10 = N-9$ 点を有効な比較区間とした。

文字 A, B の第 i ストロークにおける曲率列をそれぞれ $\kappa_{i,j}(A), \kappa_{i,j}(B)$ とするとき、ストローク i における曲率差の平均 C_i を

$$C_i = \frac{1}{N-9} \sum_{j=5}^{N-5} |\kappa_{i,j}(A) - \kappa_{i,j}(B)|$$

と定義する。最後に、全ストロークの曲率差の平均をとったものを曲率グラフ距離 D_{curv} とした。この値が小さいほど、曲がり方のパターンが類似していることを表す。

D_{aspect} ：文字の縦横比の類似度

文字全体の縦横比の類似度である D_{aspect} は、新納ら [4] の手法に基づき、下記の手順で算出した。ある文字の全ストローク点列に外接する長方形の縦幅・横幅をそれぞれ H, W とし、縦横比を

$$\text{ratio} = \frac{W}{H}$$

と定義する。

この ratio について、比較する文字のうち値が小さい方を $\text{ratio}_{\text{min}}$ 、大きい方を $\text{ratio}_{\text{max}}$ とし、

$$D_{\text{aspect}} = \frac{\text{ratio}_{\text{min}}}{\text{ratio}_{\text{max}}} \quad (0 < D_{\text{aspect}} \leq 1)$$

を縦横比の類似度とした。値が 1 に近いほど、2 つの文字のプロポーションが類似していることを表す。

D_{balance} ：文字のバランスの類似度

各ストロークの重心方向ベクトルの類似度である D_{balance} は、新納ら [4] の手法を用いて、下記の手順で算出した。これは、各ストロークが文字全体の中心から見てどの方向に位置しているかという、各ストロークの配置バランスを定量的に求めるための指標である。ある文字の全点列の重心（文字全体の中心）を \mathbf{G} 、第 i ストロークの重心を \mathbf{g}_i としたときに、ストローク重心ベクトルを

$$\mathbf{v}_i = \mathbf{g}_i - \mathbf{G} \quad (1)$$

と定義する。このそれぞれの文字について対応する i 番目のストロークの重心ベクトルのコサイン類似度を求め、その平均を求めたものを D_{balance} とした。

この値が 1 に近いほど、文字全体の中心から見たストロークの配置方向が類似していることを表す。

D_{gravity} ：ストローク重心間距離の類似度

各ストロークの位置の類似度である D_{gravity} は、新納ら [4] の手法を用いて、算出した。ここではそれぞれの手書きストロークの重心を求め、その重心間のユークリッド距離の平均を計算することで求めた。これは値が小さいほど、各ストロークの位置が類似していることを表す。

4.3 ロジスティック回帰による類似度評価式の構築

本研究では、「どのような文字が類似しやすいか」を定量的に調査するための基盤として、客観的な類似度評価式の構築を行った。構築にあたっては、同一筆者による利き手文字同士は形状の再現性が高いことを利用し、4.1 節で定義した各特徴量を説明変数とし、利き手文字ペアが「同一筆者（正例）」か「他筆者（負例）」かを表す二値ラベルを目的変数としたロジスティック回帰分析を行った。モデルの学習および評価には、5 分割交差検証を用いた。なお、学習データの構築にあたり、正例データ（同一筆者ペア）全 15,000 組のうち、構成点数が 1 点のみとなる異常値が含まれていた 3 データ（金、以、？）を除外した 14,988 組を採用した。また、負例データ（他筆者ペア）については、正例と同規模となるようランダムに 15,000 組を抽出して使用した。

学習の結果、抽出された類似度評価式は以下の通りである。

$$\begin{aligned} \text{Similarity} = & -0.018 D_{\text{point}} - 15.812 D_{\text{len}} - 0.141 D_{\text{curv}} \\ & + 7.634 D_{\text{aspect}} + 1.209 D_{\text{balance}} \\ & - 0.086 D_{\text{gravity}} - 4.507 \end{aligned}$$

この評価式を用いた分類性能は、正解率 0.82、F1 スコア 0.82、AUC 0.90 であった。これらの値は、構築した評価式が同一筆者特有の類似性を適切に捉えていることを示している。この評価式によって算出されるスコアを類似度の指標として用い、利き手・非利き手間においてどのような文字が類似しやすい傾向にあるかを分析する。

4.4 平均文字を用いた類似度評価式の検証

前節で構築した類似度評価式 (2) を用いて、全利き手・非利き手平均文字ペアの類似度を評価した。ここでは、収集した 50 種類の文字から利き手・非利き手の平均文字の類似性を調べることにより、類似度評価式の検証を行った。

次に、分類性能による評価を行った。分類検証にあたっては、データのクラス不均衡による評価バイアスを排除するため、同一筆者・同一文字の平均文字ペア（正解データ）1,500 組に対し、他者・同一文字の平均文字ペア（不正解データ）43,500 組の中からも同数の 1,500 組をランダムに抽出し、合計 3,000 組の検証用データセットを作成した。この検証用データセットに対する分類結果は、正解率 0.744、F1 スコア 0.748、AUC 0.816 であった。前節の精

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	
1	0.51	0.26	0.28	0.41	0.39	0.25	0.45	0.31	0.28	0.15	0.42	0.38	0.33	0.37	0.38	0.40	0.39	0.27	0.42	0.25	0.22	0.34	0.18	0.38	0.43	0.30	0.49	0.42	0.24	0.45	
2	0.29	0.88	0.12	0.34	0.41	0.49	0.50	0.58	0.17	0.06	0.39	0.40	0.35	0.41	0.44	0.29	0.23	0.34	0.27	0.54	0.19	0.50	0.09	0.37	0.55	0.25	0.40	0.43	0.47	0.40	
3	0.25	0.17	0.65	0.42	0.30	0.13	0.31	0.25	0.35	0.31	0.29	0.34	0.33	0.38	0.33	0.43	0.39	0.19	0.41	0.09	0.37	0.22	0.29	0.31	0.30	0.34	0.41	0.33	0.18	0.34	
4	0.32	0.21	0.34	0.70	0.33	0.15	0.34	0.29	0.38	0.26	0.37	0.37	0.36	0.42	0.42	0.44	0.42	0.27	0.50	0.19	0.32	0.30	0.29	0.43	0.42	0.37	0.54	0.39	0.26	0.46	
5	0.40	0.28	0.21	0.45	0.62	0.23	0.43	0.40	0.25	0.16	0.34	0.45	0.36	0.39	0.35	0.32	0.36	0.35	0.40	0.29	0.31	0.32	0.17	0.43	0.46	0.31	0.42	0.42	0.29	0.41	
6	0.22	0.09	0.08	0.26	0.35	0.74	0.44	0.46	0.06	0.32	0.34	0.22	0.27	0.34	0.15	0.18	0.26	0.17	0.55	0.11	0.41	0.07	0.29	0.47	0.16	0.32	0.31	0.46	0.31		
7	0.35	0.48	0.23	0.49	0.52	0.46	0.83	0.51	0.26	0.12	0.43	0.47	0.40	0.43	0.50	0.37	0.34	0.38	0.38	0.45	0.28	0.54	0.15	0.43	0.62	0.32	0.53	0.51	0.50	0.46	
8	0.20	0.09	0.16	0.34	0.36	0.36	0.39	0.39	0.77	0.23	0.10	0.32	0.38	0.38	0.34	0.29	0.22	0.33	0.31	0.41	0.22	0.36	0.13	0.36	0.43	0.39	0.40	0.32	0.38		
9	0.30	0.10	0.40	0.39	0.24	0.06	0.27	0.19	0.62	0.26	0.22	0.27	0.27	0.33	0.29	0.33	0.28	0.20	0.39	0.08	0.40	0.16	0.31	0.27	0.26	0.34	0.35	0.24	0.13	0.34	
10	0.10	0.01	0.22	0.11	0.07	0.02	0.04	0.03	0.22	0.05	0.09	0.10	0.19	0.17	0.06	0.17	0.07	0.00	0.27	0.04	0.22	0.04	0.12	0.04	0.15	0.11	0.06	0.03	0.07		
11	0.37	0.21	0.27	0.44	0.29	0.18	0.35	0.28	0.26	0.15	0.54	0.34	0.29	0.31	0.39	0.37	0.37	0.21	0.33	0.21	0.50	0.31	0.21	0.33	0.37	0.41	0.40	0.22	0.44		
12	0.39	0.27	0.24	0.49	0.38	0.23	0.42	0.46	0.40	0.25	0.39	0.62	0.39	0.38	0.41	0.33	0.36	0.37	0.52	0.27	0.35	0.33	0.21	0.47	0.44	0.36	0.51	0.45	0.29	0.55	
13	0.34	0.38	0.19	0.46	0.26	0.28	0.49	0.49	0.25	0.18	0.40	0.43	0.59	0.33	0.39	0.32	0.31	0.32	0.36	0.37	0.60	0.41	0.13	0.46	0.44	0.40	0.49	0.41	0.43		
14	0.25	0.19	0.41	0.45	0.32	0.16	0.42	0.25	0.38	0.24	0.34	0.29	0.32	0.63	0.44	0.45	0.36	0.26	0.39	0.21	0.38	0.27	0.20	0.38	0.38	0.49	0.30	0.25	0.46		
15	0.32	0.39	0.27	0.50	0.42	0.25	0.47	0.49	0.28	0.14	0.49	0.33	0.42	0.49	0.74	0.43	0.36	0.32	0.34	0.35	0.26	0.44	0.21	0.44	0.59	0.36	0.41	0.42	0.49		
16	0.33	0.17	0.42	0.41	0.32	0.16	0.37	0.29	0.37	0.31	0.33	0.38	0.34	0.44	0.34	0.67	0.37	0.23	0.45	0.18	0.36	0.27	0.26	0.38	0.39	0.40	0.47	0.35	0.23	0.47	
17	0.38	0.16	0.31	0.40	0.30	0.15	0.35	0.21	0.36	0.25	0.26	0.30	0.35	0.33	0.39	0.55	0.20	0.41	0.15	0.26	0.20	0.27	0.34	0.31	0.43	0.33	0.22	0.39			
18	0.24	0.32	0.15	0.28	0.28	0.21	0.26	0.38	0.16	0.09	0.23	0.33	0.27	0.20	0.21	0.21	0.19	0.64	0.22	0.27	0.21	0.33	0.08	0.29	0.32	0.23	0.27	0.32	0.20	0.28	
19	0.24	0.21	0.44	0.50	0.34	0.17	0.43	0.39	0.44	0.29	0.54	0.42	0.42	0.42	0.59	0.40	0.39	0.68	0.20	0.40	0.39	0.38	0.45	0.41	0.41	0.52	0.46	0.46	0.24	0.52	
20	0.19	0.61	0.04	0.17	0.32	0.47	0.36	0.50	0.07	0.05	0.26	0.32	0.22	0.25	0.24	0.13	0.15	0.22	0.11	0.72	0.07	0.39	0.05	0.26	0.37	0.13	0.25	0.35	0.41	0.24	
21	0.19	0.12	0.35	0.29	0.26	0.08	0.28	0.22	0.39	0.28	0.24	0.27	0.34	0.24	0.26	0.28	0.21	0.22	0.35	0.09	0.63	0.18	0.24	0.29	0.29	0.31	0.21	0.14	0.24		
22	0.26	0.50	0.11	0.30	0.37	0.45	0.44	0.58	0.13	0.06	0.33	0.39	0.33	0.27	0.32	0.19	0.19	0.32	0.21	0.53	0.16	0.68	0.09	0.33	0.44	0.24	0.32	0.42	0.49	0.38	
23	0.32	0.13	0.26	0.26	0.16	0.26	0.37	0.27	0.20	0.20	0.20	0.24	0.25	0.26	0.16	0.08	0.26	0.15	0.51	0.18	0.25	0.27	0.30	0.24	0.10	0.31					
24	0.40	0.26	0.34	0.50	0.45	0.22	0.54	0.39	0.47	0.19	0.41	0.47	0.49	0.40	0.35	0.35	0.51	0.26	0.36	0.39	0.41	0.20	0.69	0.04	0.49	0.50	0.50	0.57	0.52		
25	0.30	0.48	0.16	0.38	0.45	0.43	0.49	0.56	0.21	0.05	0.38	0.48	0.37	0.36	0.34	0.40	0.30	0.26	0.38	0.32	0.42	0.55	0.12	0.38	0.83	0.31	0.44	0.47	0.42	0.46	
26	0.29	0.21	0.78	0.41	0.37	0.37	0.32	0.33	0.18	0.30	0.35	0.36	0.38	0.28	0.29	0.24	0.37	0.16	0.35	0.28	0.18	0.34	0.40	0.53	0.41	0.34	0.29	0.59			
27	0.37	0.20	0.33	0.69	0.39	0.24	0.54	0.37	0.21	0.45	0.46	0.55	0.44	0.50	0.47	0.45	0.27	0.48	0.07	0.32	0.26	0.46	0.51	0.76	0.43	0.34	0.53				
28	0.43	0.28	0.31	0.47	0.45	0.27	0.50	0.42	0.37	0.13	0.46	0.39	0.37	0.45	0.46	0.29	0.39	0.29	0.47	0.24	0.29	0.32	0.23	0.42	0.49	0.40	0.64	0.33	0.54		
29	0.24	0.09	0.44	0.29	0.44	0.47	0.49	0.45	0.27	0.06	0.33	0.29	0.30	0.35	0.38	0.19	0.23	0.27	0.18	0.42	0.12	0.40	0.10	0.35	0.47	0.38	0.70	0.37			
30	0.34	0.33	0.33	0.50	0.25	0.23	0.53	0.42	0.39	0.22	0.45	0.40	0.43	0.44	0.47	0.41	0.42	0.33	0.47	0.47	0.28	0.41	0.37	0.34	0.40	0.56	0.39	0.55	0.46	0.37	0.74

図 2 左手の手書きと右手の手書きの類似度に関するマトリックス表。セルの緑色が濃いほど、左手と右手での手書きが類似していることを示している。

度と比較すると汎化性能としては若干の低下は見られるものの、AUC (0.816) や F1 スコア (0.748) は比較的高い水準を維持している。また、正解データと不正解データの類似度スコアに対して Mann-Whitney の U 検定を行った結果においても、有意差が確認された ($p < 0.001$)。これらの定量的指標から、構築した類似度評価式は、平均文字を用いた場合でも同一筆者の類似性を適切に捉えられることが示された。

全文字の類似度を利き手・非利き手のペアごとに平均して、それをマトリックス図上に表したもの図 2 に示す。縦に利き手で書いた参加者 ID、横に非利き手で書いた参加者 ID が並んでおり、ID1~15 は左利き、16~30 は右利きの参加者に対応する。図中の各セルは、算出された類似度スコアが高い（同一筆者である確率が高い）ほど色が濃くなるように描画されている。図 2 より、対角線上に位置する同一筆者のペアにおいて、周囲の他筆者ペアと比較して色が濃いセルが多く分布していることがわかる。これは、同一筆者の利き手・非利き手ペアが、他者との組み合わせよりも高い類似度を安定して記録していることを示しており、構築した評価式が個人の筆記特徴を適切に捉え、高い精度で同一性を判定できていることを裏付けている。

5. 分析結果

本章では、構築したデータセットから生成した平均手書き文字の筆記データを利用し、1 章で示した仮説 (H1~H3) に沿って 50 種類の文字を分類する。その後、4 章で算出した手書き文字類似度評価式を用い、各仮説について検証を行う。分析対象である平均文字に関してはデータの欠損は生じなかったため、生成した全ての平均文字を分析

対象とした。

5.1 文字特徴の分類結果

構築したデータセットで使用した 50 種類の文字を得られた筆記情報に基づき特徴ごとに分類した結果を表 2 に示す。各群の定義について、ストロークの方向性に関しては、文字全体におけるストロークの割合に基づき、横方向よりも縦方向の成分が多いものを「縦方向へのストロークを多く含む文字」、その逆を「横方向へのストロークを多く含む文字」と定義した。形状の縦横比に関しては、算出されたアスペクト比が 1.2 以上のものを「縦長な文字」、0.8 以下のものを「横長な文字」とした。これらの群に関しては、全参加者のデータから生成した平均文字の平均値に基づき分類を行った。また、形状の複雑さに関しては、画数が少なく方向転換が少ない（1 画かつ方向転換 1 回以下、または 4 画以下で直線のみ）文字を「単純な文字」、逆に 1 つのストローク内で 3 回以上の方向転換を含む文字を「複雑な文字」と定めた。さらに、筆記時のバランス保持の難易度については、ある直線を軸に対称でありつつも周囲が囲われていない文字、あるいは複数の分離箇所を持つ不安定な形状の文字を「バランスを保った筆記が困難な文字」とした。一方、対称かつ囲われている文字、あるいは分離箇所がなく安定した形状を持つ文字を「バランスを保った筆記が困難でない文字」と定義した。また、利き手の違いによる筆記方向の難易度に着目し、右に膨らむ曲線を含む文字を「右向きのカーブを含む文字」、左に膨らむ曲線を含む文字を「左向きのカーブを含む文字」と定義した。なお、本研究では文字が有する形状特徴に基づいて分類を行ったため、複数の群に属する文字も存在する。

5.2 仮説ごとの分析

本節では、生成された利き手と非利き手の平均文字間の類似度に基づき、1 章で提起した 3 つの仮説 (H1~H3) について検証を行う。各仮説に対応する調査項目ごとの Top- k 正解率、および McNemar 検定 (BH-FDR 補正済み) の結果を表 3 に示す。それぞれ類似度が高くなることを示した群を GroupA とした。

H1：ストロークの方向性に関する検証

仮説 H1「ストロークの方向によって類似しやすい特徴と類似しにくい特徴が存在する」について、調査項目「ストローク方向」に基づき検証を行った。表 3 の通り、Top-1 正解率において「縦方向のストロークを多く含む文字」は 0.933、「横方向」は 0.867 となり、縦方向の方が高い類似度を示す傾向 ($diff = 0.067$) が見られた。しかし、統計的検定の結果、 $p = 0.926$ となり有意差は認められなかった。Top-3 以降の結果においても同様であり、ストローク単体の方向性は類似度に一定の影響を与える可能性はあるものの、統計的に確実な要因とは言えない結果となった。

表 2 文字特徴ごとの分類結果

群名	対象となる文字	対象文字数
縦方向へのストロークを多く含む文字	\$.01,45,67, い, す, む, ゆ, サ, ホ, 四, 川, 明, 林, 肉	15
横方向へのストロークを多く含む文字	¥, そ, ち, つ, キ, チ, ニ, ヒ, ミ, ョ, 三, 年, 治, 言, 金	15
縦長な文字	\$.%, ¥, あ, え, す, そ, ち, ゆ, キ, タ, チ, ヌ, ヒ, ミ, ョ, 丈, 川, 年, 肉, 言, ?	22
横長な文字	い, つ, ニ, ハ	4
単純な文字	つ, キ, ニ, ハ, ミ, ョ, 三	7
複雑な文字	え, そ, ぬ, む, わ	5
バランスを保った筆記が困難でない文字	サ, タ, チ, ヌ, ヒ, 肉, 金, 四, 丈, 年	10
バランスを保った筆記が困難な文字	な, ふ, キ, シ, ニ, ハ, ホ, ミ, ョ, 言, 米, 林, 三, 01, ¥, %	16
右向きのカーブを含む文字	あ, ち, つ, ぬ, の, ふ, ゆ, わ, 四, 23, \$, ?	12
左向きのカーブを含む文字	あ, す, そ, ぬ, の, む, 89, \$, °C	9

表 3 3つの仮説 (H1~H3) および各調査項目における検証結果一覧. 各調査項目における対照群 (Group A vs Group B) ごとの Top- k 正解率 (acc), 正解率の差分 (diff), および統計的検定結果を示す.

仮説	調査項目	k	比較群 (Group A vs Group B)	acc _A	acc _B	diff	p
H1	ストローク方向	1	縦方向ストローク多 vs 横方向ストローク多	0.933	0.867	0.067	0.926
		3	縦方向ストローク多 vs 横方向ストローク多	0.967	0.933	0.033	1.000
		5	縦方向ストローク多 vs 横方向ストローク多	1.000	0.967	0.033	1.000
H2	(a) 縦横比	1	縦長な文字 vs 横長な文字	1.000	0.500	0.500	0.006**
		3	縦長な文字 vs 横長な文字	1.000	0.767	0.233	0.188
		5	縦長な文字 vs 横長な文字	1.000	0.833	0.167	0.387
	(b) 複雑さ	1	単純な文字 vs 複雑な文字	0.700	0.567	0.133	0.807
		3	単純な文字 vs 複雑な文字	0.833	0.733	0.100	0.816
		5	単純な文字 vs 複雑な文字	0.867	0.833	0.033	1.000
	(c) バランス	1	バランス容易 vs バランス困難	0.867	0.967	-0.100	0.807
		3	バランス容易 vs バランス困難	0.967	1.000	-0.033	1.000
		5	バランス容易 vs バランス困難	0.967	1.000	-0.033	1.000
H3	(a) 左利き	1	左向きカーブ文字 vs 右向きカーブ文字	0.667	1.000	-0.333	1.000
		3	左向きカーブ文字 vs 右向きカーブ文字	0.933	1.000	-0.067	1.000
		5	左向きカーブ文字 vs 右向きカーブ文字	0.933	1.000	-0.067	1.000
	(b) 右利き	1	右向きカーブ文字 vs 左向きカーブ文字	0.867	0.933	-0.067	1.000
		3	右向きカーブ文字 vs 左向きカーブ文字	1.000	1.000	0.000	1.000
		5	右向きカーブ文字 vs 左向きカーブ文字	1.000	1.000	0.000	1.000

注) acc_A/acc_B は、それぞれの群における Top- k 正解率. diff は正解率の差分 (acc_A - acc_B) を示しており、正の値は Group A の正解率が高いことを示す. p は McNemar 検定で算出した値を Benjamini-Hochberg 法により補正した値. p 列は有意であれば (**: $p < 0.01$).

H2: 文字の幾何学的形状に関する検証

仮説 H2 「縦横比・複雑さ・バランスによって類似傾向が異なる」について、3つの調査項目 (a~c) から検証を行った. 文字の縦横比 (検証項目 a) については、縦長な文字の正解率が 1.000 であり、横長な文字 (0.500) と比較して有意に高い類似性を示した ($p = 0.006$). 一方で、単純な文字と複雑な文字の比較 (検証項目 b), およびバランスを保った筆記が困難な文字とバランスを保った筆記が困難でない文字の比較 (検証項目 c) においては、いずれも統計的な有意差は確認されなかった. 特にバランスに関しては、バランスを取るのが困難であると非利き手で筆記する際に文字が崩れやすいという仮説であったが、困難とされる文字の方が逆に正解率が高い (困難: 0.967 vs 容易: 0.867) ケースも見られ、バランスの崩れやすさが直接的に

類似度を下げるわけではないことが示された.

H3: 利き手特性 (カーブ) に関する検証

仮説 H3 「利き手によって、利き手と非利き手との平均手書き文字の類似の傾向が変化するストロークの特徴が存在する」について、運筆の円滑さが利き手に依存しやすいと考えられる「カーブの方向」を用いて検証した. ここでは、左利きおよび右利きの筆記においてそれぞれ描きやすいとされるカーブ方向 (Group A) と、その逆のカーブ方向 (Group B) を比較した. 分析の結果、いずれの項目においても、Top-1 正解率の差分は負の値 (それぞれ -0.333, -0.067) を示した. また、統計的な有意差はいずれも認められず ($p = 1.000$), 仮説を支持する傾向も見られなかった.

表 4 類似度評価式のアブレーション結果

model	AUC	ΔAUC (vs ALL)
ALL_minus_ D_{gravity}	0.760100	-0.047798
ALL_minus_ D_{aspect}	0.782874	-0.025025
ALL_minus_ D_{len}	0.784514	-0.023385
ALL_minus_ D_{balance}	0.801962	-0.005937
ALL_minus_ D_{point}	0.803646	-0.004252
ALL_minus_ D_{curv}	0.807893	-0.000005
ALL	0.807899	0.000000

注) ΔAUC (vs ALL) は、全指標を用いたモデル (ALL) の AUC からの差分を示す (負の値が大きいほど、当該指標を除去した影響が大きい)。

5.3 評価指標の分析

本節では、提案した幾何学的特徴量が、利き手・非利き手の類似度評価においてどの程度有効であるかを検証する。

各評価指標単体の識別性能および統計的性質について Mann-Whitney の U 検定 (BH 法による多重比較補正済み) を用いて分析を行った。その結果、全ての指標において $q < 0.001$ を満たしており、同一筆者の利き手・非利き手の平均文字ペアと他筆者同士の利き手・非利き手の平均文字ペアの分布には統計的に有意な差が認められた。特に、重心位置の差異を示す D_{gravity} は、識別性能を示す AUC が 0.717 と全指標の中で最も高く、単独でも高い筆者識別能力を有していることが明らかになった。また、 D_{len} (長さ) や D_{point} (点数)、 D_{aspect} (縦横比) なども、AUC および効果量において一定の数値を示していた。

次に、これらの指標を組み合わせた類似度評価式における各指標の重要度を多変量的な観点から確認するため、アブレーション分析を行った。その結果を表 4 に示す。表より、6 つの指標すべてを用いたモデル (ALL) が最も高い AUC (0.808) を記録していることがわかった。しかし、各指標を除外した際の低下幅 (ΔAUC) に着目すると、その影響度には大きな偏りが見られた。 D_{gravity} や D_{aspect} 、 D_{len} を除外した場合は AUC が明確に低下している一方で、 D_{curv} や D_{point} の低下幅は小さいことが明らかになった。

6. 考察

6.1 大局的特徴と局所的特徴の保存性の差異

本データセットおよび得られた結果のうち、仮説 H2 (a) の「縦横比」においてのみ $k = 1$ における統計的な有意差が認められ ($p = 0.006$)、かつ類似度評価式のアブレーション結果においても D_{aspect} が高い寄与度を示した。一方で、H1 (ストローク方向) や H3 (カーブの方向)、および評価指標としての D_{curv} は、類似度判定において有意な影響を与えたなかった。この対照的な結果は、非利き手による筆記において大局的な形状特徴と局所的な形状特徴の保存性に明確な差があることを示唆している。非利き手筆記

では、微細な筋力制御が困難であるため、カーブの滑らかさや個々のストロークの正確な方向といった「局所的な特徴」は、利き手筆記時の特徴を維持できずにブレやすいと考えられる。そのため、これらは類似度判定において有意な影響を与えたかったと考えられる。一方で、文字全体のシルエット (縦長か横長か) や重心の位置といった指標は、微細な運動制御ではなく、文字の全体構造などの「大局的な特徴」である。そのため、非利き手を用いて筆記した際に動作自体が不安定になってしまっても、最終的に生成される文字の縦横比や重心は、利き手筆記時の特徴を強く反映できると考えられる。

6.2 ストローク方向の定義と文字の対称性が及ぼす影響

H1 については、傾向としては縦方向ストローク多群の正解率が高いという予想通りの結果となったが、有意差は見られなかった。これは、縦方向ストローク多群に純粹な縦ストロークを多く含む文字が少なかったのが原因であると考えられる。本研究では、各点の筆記方向成分の総量に基づき分類を行ったため、「す」のように横ストロークやループを含んでいても、全体として縦成分が多ければ縦方向ストローク多群に分類されている。また、横方向ストローク多群 15 文字には、「言」などの準対称文字を含めると 8 文字が対称性のある文字であった。H2 (c) のバランスに関する結果からも示唆されるように、対称性の高い文字は正解率が高くなる傾向があるため、今回のような結果になったと考えられる。今後は、純粹な縦ストロークや横ストローク、文字の対称性を考慮した文字選定を行った上で検証していく予定である。

6.3 筆記の複雑さと定義の多重化による影響

H2 (b) について、統計的な有意差こそ見られなかったものの、単純な文字群の正解率が複雑な文字群よりも高いという仮説通りの傾向が確認された。これは、複雑な文字群に含まれる切り返しの多さが挙げられる。実際、切り返しの多い 3 種類のうち 2 種類が、単体での正解率において全 50 文字中の下位 5 位に含まれていた。このような切り返しの多い文字は細かい手の動きが重要なため、使い慣れていない非利き手での筆記が難しかったと考えられる。

一方で、この「複雑さ」の影響力の強さが、他の仮説検証において交絡因子として作用し、逆説的な結果を生んだ可能性が高い。H2(c) および H3 では、仮説で優勢と予想した Group A よりも、対照群 (Group B) の方が正解率が高いという結果が示されたが、これは文字分類における定義の多重化に起因すると考えられる。具体的に H2(c) のバランス困難群の内訳を調査すると、「キ、ニ、ハ、ミ、ヨ」といったカタカナが多く含まれているが、これらは同時に単純な文字群にも属している。また、H3 についても同様に、単純さなどのカーブ方向以外の要素が分離できておら

ず、複数の幾何学的特徴が混在してしまったことが、仮説と異なる結果を招いた主因であると考えられる。

6.4 少数文字セットによる識別の可能性

実用的な類似度判定においては、ユーザの負担を軽減するため、できるだけ少ない文字により推定できることが望ましい。そこで本研究において単体での識別精度が高かった文字を抽出し、少数の文字セットによる Top- k 分析を行った。その結果、 $k = 1$ における正解率で、1 文字では「む」が 0.533 で最も高い正解率であった。また、2 文字では「む、 %」の組み合わせが 0.833、3 文字では「む、 ふ、 丈」の組み合わせでは 0.933、4 文字では「な、 ふ、 む、 川」などの組み合わせが 0.967 と最も高い正解率であった。さらに 1 文字追加し、5 文字の「す、 な、 ふ、 む、 川」で組み合わせた結果、 $k = 1$ における正解率は 1.000 に達した。

以上のことより、「む」が利き手と非利き手の類似を判定するうえでキーになる文字であることがわかった。また、「す、 な、 ふ、 む、 川」という 5 文字の組み合わせで判定できることから、ユーザの負担を最小限に抑えつつ、実用レベルの識別精度を達成できる可能性が示された。

6.5 応用

本手法は、認知能力の低下を検出する手段として応用可能であると考えられる。日本老年医学会は 2014 年に、健常と要介護の間の中間的な状態を表す言葉として、「フレイル（虚弱）」を提唱しており [9]、2015 年 12 月時点では、日本の高齢者の約 10% がこれに該当すると推定されている [10]。フレイルは適切な介入により改善可能な状態であるため、要介護への進行を抑制するには早期発見が極めて重要であり、筋力低下に起因する身体機能の左右差は、フレイルの特徴的な症状の一つである [11]。この左右差を検出する手段として、本手法の利き手・非利き手による平均文字の類似性を利用することが有効であると考えられる。

また、非利き手だけでの筆記は、利き手の疲労分散や、骨折・腱鞘炎などの負傷時における利き手の代替手段となり得るため、非利き手の筆記に関する練習を支援する研究が多数行われている [12, 13]。しかし、その利き手と非利き手の手書きがどの程度類似しているかということを評価する指標は十分ではないため、その妥当性が判断できない。我々の手法は、こうした評価を可能とするとともに、非利き手の文字を利き手に寄せることが容易な文字と、そうでない文字とを分類できている点で応用可能性が高い。

7. おわりに

本研究では、30 人による 50 の文字について、利き手および非利き手それぞれ 5 回ずつの手書き文字データセットを構築し、その類似度判定手法を構築したうえで、類似しやすい文字特徴の分析を行った。類似する文字の傾向と

しては縦長な文字という特徴があり、非類似の文字の傾向としては横長な文字という特徴があることがわかった。また、「す、 な、 ふ、 む、 川」の 5 文字で、30 人分の利き手と非利き手を判定できることがわかった。

今後は、評価指標や分析対象の文字を見直し、より高精度の評価式の構築や類似度の高い文字の解明を行っていく。また、本手法をフレイル対策や両手書きなどに応用していく予定である。

参考文献

- [1] Sharma, R., Mohan, P., Kumar, D., Mirza, Y. and Yadav, I.: An Assessment of Ambidextrous Handwriting Characters: A Future Prospect for Forensic Document Examiners, *Journal of Forensic Research*, Vol. 12, No. 10, p. 476 (2021).
- [2] Brady-Walker, L. and Henneberg, M.: Writing with the non-dominant hand: Cross-handedness trainability in adult individuals, *Laterality*, Vol. 12, pp. 121–30 (2007).
- [3] 佐藤大輔, 新納真次郎, 中村聰史, 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, 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. 2018-HCI-176, No. 20, pp. 1–8 (2018).
- [4] 新納真次郎, 中村聰史, 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. 2019-HCI-181, No. 24, pp. 1–8 (2019).
- [5] 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: ストロークの向き・傾きと空筆部の選択を中心に, 上越教育大学国語研究, No. 29, pp. 48–34 (2015).
- [6] Meulenbroek, R. G. J. and Thomassen, A. J. W. M.: Effects of handedness and arm position on stroke-direction preferences in drawing, *PsychoNgical Research Psychologische Forschung*, Vol. 54 (1992).
- [7] 中村聰史, 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, No. 12, pp. 2599–2609 (2016).
- [8] 小松孝徳, 中村聰史, 鈴木正明: 「ひらがなはカタカナよりも丸っこいよね?」: 文字の式表現および曲率の利用可能性, 情報処理学会技術報告ヒューマンコンピュータインタラクション (HCI) (2014).
- [9] 日本老年医学会: フレイルに関する日本老年医学会からのステートメント, https://www.jpn-geriat-soc.or.jp/info/topics/pdf/20140513_01_01.pdf (2025). 最終アクセス日: 2025-11-24.
- [10] Yuki, A., Otsuka, R., Tange, C., Nishita, Y., Tomida, M., Ando, F. and Shimokata, H.: Epidemiology of frailty in elderly Japanese, *The Journal of Physical Fitness and Sports Medicine*, Vol. 5, No. 4, pp. 301–307 (2016).
- [11] Fujikawa, S., Murata, S., Goda, A., Sawai, S., Yamamoto, R., Shizuka, Y., Maru, T., Nakagawa, K. and Nakano, H.: Comparison of characteristics of bimanual coordinated movements in older adults with frailty, pre-frailty, and robust health, *Frontiers in Aging*, Vol. 6 - 2025 (2025).
- [12] 明崎禎輝, 川上佳久, 平賀康嗣, 野村卓生, 佐藤厚: 非利き手の書字正確性を向上させる練習方法, 理学療法科学, Vol. 24, No. 5, pp. 689–692 (2009).
- [13] 大保景子, 大西祐哉, 大矢哲也, 川澄正史, 小山裕徳: 非利き手のための書字訓練法の検討, 情報技術フォーラム講演論文集, pp. 677–678 (2013).