

文字の輪郭と曲線の特徴量に基づいた筆者の異同識別

阿久津 恵子[†] 笠村 秀明[†] 吉野 晴彦[†]

[†] 財団法人 材料科学技術振興財団 〒157-0067 東京都世田谷区喜多見 1-18-6

E-mail: [†] k-akutsu@mst.or.jp, [†] kasamura@mst.or.jp, [†] yoshino@mst.or.jp

あらまし 本論文では、従来専門家によりその経験と勘に基づいて行われてきた筆跡鑑定、筆者識別などの検査について、コンピュータを用いた特徴抽出処理により科学的に評価する手法について提案する．本手法では文字の輪郭と曲線に関して特徴量として現れる筆跡個性に着目し、その特徴量を表現するパラメータを算出する事で筆者の異同識別を試行する．更に、階層型ニューラルネットワークを導入し同一人物の筆跡個性を学習させる事で異同識別を行う手法を提案し、異なる観点からの評価を加え精度向上を検討する．

キーワード Handwritten documents, Handwriting analysis, Writer identification, Writer verification, Freeman chain code, ニューラルネットワーク

1. はじめに

従来から犯罪捜査や訴訟問題などで、検査による対象文章の筆跡鑑定(状況・目的によって筆者照合あるいは筆者識別とも呼ばれる)は日常多く行われている．鑑定結果は裁判での証拠となるなど極めて重要な意味をもつため、十分な訓練を受けた専門家による慎重な検査が行われている．

検査の際には同じ筆記者による筆跡は、筆記ごとに若干の変動はあるものの、固定化しており、その固定化された部分は筆記者ごとに特徴点(筆跡個性と言う[1])として捉えられると言う前提に基づいて行われている．この特徴点は現在専門家の手により検査の過程で見出され、その妥当性について議論がなされているが、一方でコンピュータによる特徴点の抽出に関しても多くの研究が行われている．海外では近年、その特徴量を局所的もしくは全体的に捉えるための研究や構造的な形状の評価および統計的な解析が行われており、多数の成果が報告されている[2][3]．また、日本でも筆跡特徴の調査を始め様々な研究が行われている[4][5]が、日本字は漢字、ひらがな、カタカナ、英数字など多くの字種からなり、特に漢字は直線と曲線が複雑に組み合わせられた特殊な構造をもつ．したがって、日本字の筆跡特徴を見出すためには、その構造に起因した最適な手法を構築する必要があり、まだ十分な検証は行われていない．

我々はコンピュータによって日本字の筆跡個性を検出

し、筆者の異同識別が可能となる手法の確立を目指している．本報告ではこの取り組みの一環となる、文字の輪郭と曲線の特徴量に着目した研究の状況を述べる．本論文の構成としては、まず筆跡データの前処理について述べ、その後今回用いた特徴量の抽出手法を説明し、実験結果を報告する．更に、ニューラルネットワークの導入とその導入結果を報告し、まとめと今後の課題について述べる．

2. 筆跡データの前処理

2-1．二値化・正規化

対象の筆跡データをコンピュータ処理するために、問題となる筆跡をイメージスキャナで読み込み、デジタルデータとして取得した．また、文字の輪郭と曲線の特徴を数値化するために、取り込んだ文字画像について、二値化を行った．二値化については、筆記具の違いによるコントラストの影響を排除するため、自動的に閾値を判別する事ができる大津の手法[6]を用いて実施した．更に、文字の大きさによるばらつきを抑えるため、文字の高さに関して正規化を行った．

2-2．輪郭抽出

上記で二値化したデータについて、画像データ上の各ピクセルを走査する事で連続となっている文字領域を取得し、その境界を認識することで輪郭抽出を行った．こ



図 1．二値化・輪郭抽出およびセグメンテーションの実施結果

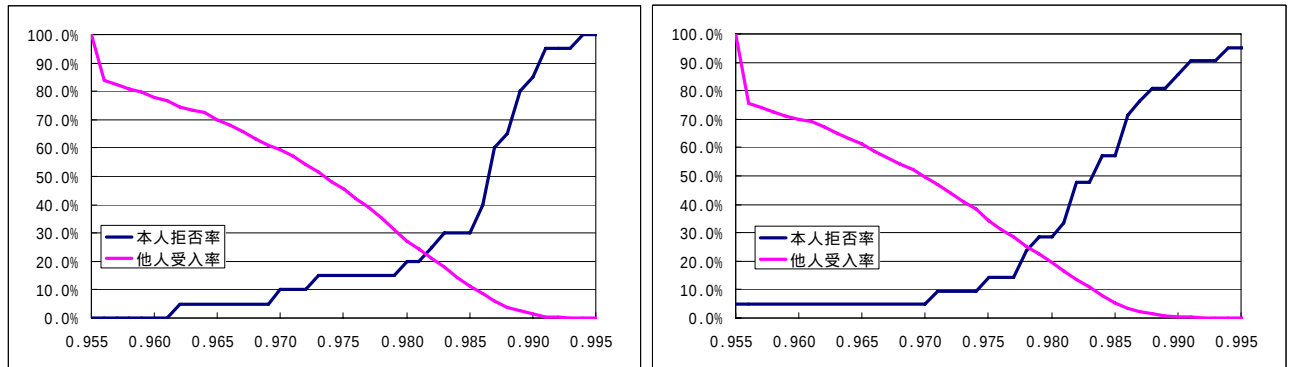


図2．本人拒否率と他人受入率の分布 左：「材料科学」右：「財団法人」

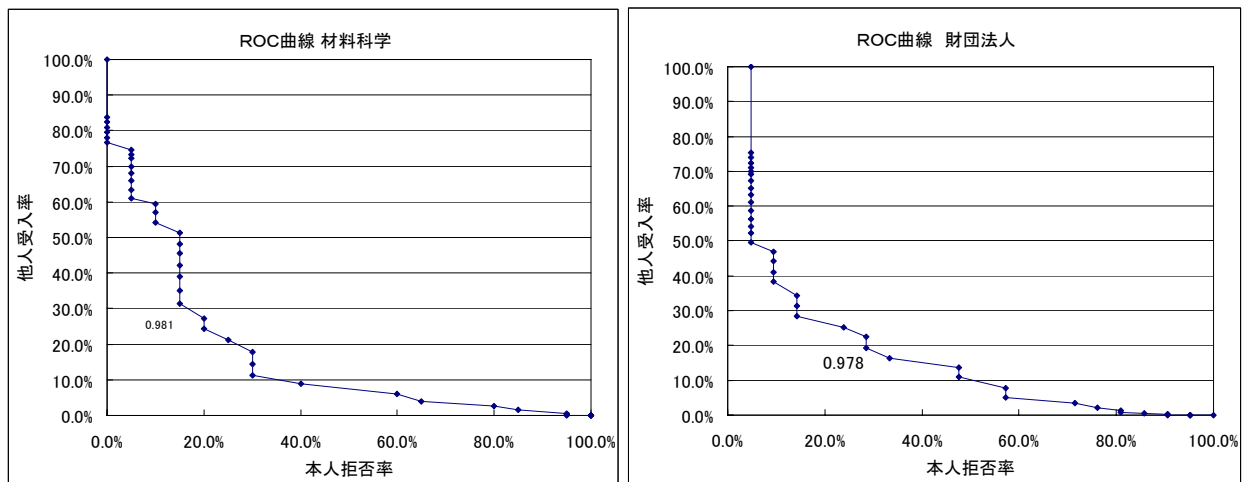


図3．ROC 曲線 左：「材料科学」右：「財団法人」

れにより、文字の輪郭に沿った筆跡の流れを取り出すことができる。

2-3．細線化とセグメンテーション

本研究では、近年筆者の異同識別の分野で採用されている「codebook」[7]という手法で用いられる文字のセグメンテーションに関する概念を導入する。

手法「codebook」では、文字を各パーツへ分割し、異なる文字でも「折れ」「はね」「はらい」など部分的に同じ形状をとるパーツをクラスと呼ばれる部分集合として収集し、クラスター分析を行う事で一つの特徴量として解析する。文字の分割の過程では、文字の細線化を行い、細線化後の線の流れに沿って固定サイズの単位セルを配置する。その後、各セルにより多くの情報が含まれるように単位セルの位置を左右に動かし最適化する。なお、図1に二値化・輪郭抽出および細線化・セグメンテーションを実施した結果を掲載する。

3. Chain Code による特徴量抽出

前処理を施した筆跡データから特徴量を算出する方法

について述べる。特徴量としては、I.Siddiqi によって提案されたパラメータ $f1 \sim f9[8]$ を利用することで、巨視的な特徴量と局所的な特徴量を取得する事ができると考えられる。I.Siddiqi らはこれらを英文のデータベースである IAM(筆記者：650 名)[9]と仏文のデータベースである RIMES(筆記者：375 名)[10]に適用し、筆者の異同識別について高精度の結果が得られたことを報告している。本取り組みでは、これらのパラメータを日本語に適用し、日本語の輪郭や曲線からその筆跡個性を表す特徴量を算出できないか試行を行った。

更に、上記特徴量を総合的に評価し、筆者の異同識別を定量的に行うため、各パラメータの相関係数を算出する事とした。

4. 実験

本実験では弊団の従業員 17 名から筆跡を異なる日にわたって 2 回採取し、これを実験データとして用いる事とした。採取する文字の種類としては漢字の形状による精度の評価を行うため、「材料科学」「財団法人」の二種類を採取し、それぞれで評価を行った。結果を図2と図

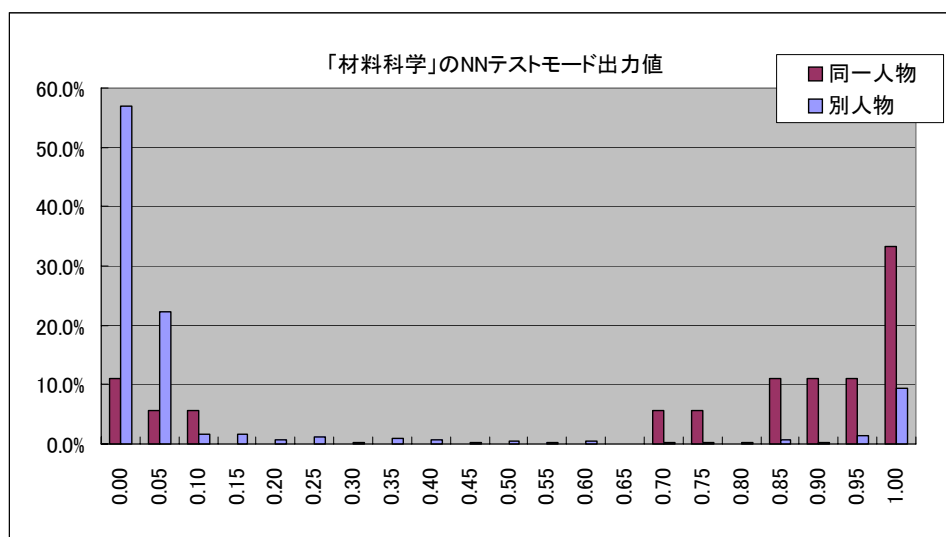


図4．ニューラルネットワークテスト結果 出力値の分布
同一人物のデータが1 寄りに、別人物のデータが0 寄りに分布を示している．

3 に示す．図 2 は相関係数を類似度としたそれぞれの文字種の本人拒否率と他人受入率の分布、図 3 は更に ROC 曲線をそれぞれについて求めたものである．この結果より、筆者の異同識別について「材料科学」に関しては閾値を 0.981 として約 75%の精度、「財団法人」に関しては閾値を 0.978 として約 71.4%の精度が確認された．

5. ニューラルネットワークによる学習機能

5-1.ニューラルネットワークの導入

Chain Code による特徴量の算出と筆跡の異同識別に関して、更に精度を向上するため、ニューラルネットワークによる学習機能[11]の導入を検討した．本論文では階層型ニューラルネットワークを用いており、入力層として 2 つの筆跡データに関して Chain Code で評価した各パラメータを用い、出力層として異同識別を示す数値(同一人物の筆跡の場合は 1、別人物の筆跡の場合は 0)を行う構造を作成した．

5-2.実験結果

本実験では 4 人がそれぞれ 2 回書いた「材料科学」という筆跡より算出した Chain Code のパラメータを 2 つずつ組み合わせ 12 個の信号を準備し、学習信号として用いることとした．また、教師信号としては同一人物の場合は 1 を、別人物の場合は 0 を与えた．この全学習パターンについて誤差の二乗平均が 0.07 以下となるまで繰り返し計算を行い、その後、テスト用データとして 37 種類の筆跡を用いて精度の検証を行った．テストに関しては、図 4 の様な結果となり、同一人物の筆跡と別人物の筆跡の出力値の分布に明らかな違いを見出す事ができた．更

に前述の Chain Code による解析結果とニューラルネットワークによる判別機能を組み合わせる事で、異同識別の精度を 88.9%まで向上することが可能となった．

6. まとめと今後の課題

本論文では、日本字の筆跡について輪郭や曲線からその筆跡個性を表現すると考えられる特徴量を Chain Code により算出し、得られたパラメータを総合的に評価することで、筆者の異同識別の可能性について評価を行った．最終的に相関係数を用いる事で約 80%の精度で評価できる事が確認された．更に、ニューラルネットワークによる学習機能を導入することで、異なる観点から異同識別に関する評価が可能となり、精度を 88.9%まで向上することができる事を確認した．

今後はコンピュータによる筆跡鑑定の実用化に向け、より多くのデータによる検証と更なる精度向上のための特徴量抽出法および評価手法の確立を検討する．

文 献

- [1] 吉田公一,筆跡・印章鑑定の実務,東京法令出版株式会社,東京,2004.
- [2] Srihari S.N.et al., Individuality of handwriting, Journal of Forensic Sciences, Vol.47, No.4, pp.1-17,2002.
- [3] M.Bulacu, L.Schomaker, Text-independent writer identification and verification using textural and allographic features, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 29(4)(2007)701-717.
- [4] 高澤則美,筆跡鑑定,科学警察研究所報告法科学編,Vol.51,No.2,pp.43-53,1998.
- [5] 上田勝彦他,日本字筆跡の変動解析と筆跡個性に関する基礎的検討,情報処理学会研究報告,2004-CH-63,pp.1-6,2004.

- [6] N.Otsu, A threshold selection method from gray-level histograms, IEEE Trans. on System, Man, and Cybernetics, Vol.SMC-9, No.1, pp.62-66, 1979.
- [7] I. Siddiqi, N. Vincent. Writer Identification in Handwritten Documents, 9th International Conference on Document Analysis and Recognition, ICDAR 2007, Brasil, 2007.
- [8] I. Siddiqi, N. Vincent. Text independent writer recognition using redundant writing patterns with contour based orientation and curvature features, Pattern Recognition (2010).
- [9] U.-V.Marti, H.Bunke, The IAM-database, an English sentence database for offline handwriting recognition, International Journal on Document Analysis and Recognition 5 (2002), pp.1433–2825.
- [10] E.Grosicki, M.Carre, J.-M.Brodin, E.Geoffrois, RIMES evaluation campaign for handwritten mail processing, in:ICFHR'08:Proceedings of 11th International Conference on Frontiers on Handwriting Recognition, 2008.
- [11] 平野廣美, C でつくるニューラルネットワーク, パーソナルメディア株式会社, 東京, 1991.