

手指形状認識による画像認証手法を行うための特徴軸決定 -主成分分析による次元圧縮-

中村 孔明^{*1} 高橋 雅隆^{*2} 納富 一宏^{*1,2} 齋藤 恵一^{*3}

神奈川工科大学情報工学科^{*1} 神奈川工科大学大学院工学研究科^{*2} 東京電機大学先端工学研究所^{*3}

1. はじめに

従来のパスワード認証では偽造、盗難が容易であり安全性に疑問があった。その解決策として近年実用化され、利用されているのがバイオメトリクス認証である。バイオメトリクスとは、行動的あるいは身体的な特徴を用いて個人を自動的に同定する技術であり、バイオメトリクス認証とはバイオメトリクス技術を用いて本人認証を行うものである。バイオメトリクス認証において重要なのは利用者への負担の軽減と利便性の向上である。本稿では、低予算で構築可能であり利用者への負担の少ない認証方法^[1]として、キーボード上に置かれた手指形状により個人を特定する方法を提案する。固定したキーボードの真上からカメラで手指形状を撮影し、特徴点を抽出することで個人の特定を可能とする。個人の特定のために使用する特徴軸を主成分分析によって評価し、次元圧縮を行うことで認証精度を向上させる。

2. 自己組織化マップ

自己組織化マップ (SOM: Self-Organizing Maps) とは、1982年に Kohonen が提案したトポロジカルマッピングを拡張した教師なし競合学習型のニューラルネットワークモデルの一つである。

n 次元属性ベクトルにより表現された入力データを、属性の類似度に従って二次元平面上にマッピングする能力を持ち、属性ベクトルの持つ各属性の値によってマップに着色することも可能である^[2]。

本実験ではトーラス型自己組織化マップ (Torus SOM) を用いる。トーラス型自己組織化マップとはマップの上下左右のノードが相互に結合された自己組織化マップである。

トーラス型自己組織化マップを用いて個人の認証を行う。各利用者の手指形状の特徴点間距離を属性ベクトルとして自己組織化マップを作成する。あらかじめ学習された本人ノードが配置されている自己組織化マップに、認証用画像から計測した特徴点間距離を同じく属性ベクトルとして投入する。学習済みノードと投入された認証用ノードのユークリッド距離の平均を求め、認証を行う。このとき閾値を設定し、ユークリッド距離の平均が閾値より低い値なら本人、高いなら他人と判断する。

3. 手指形状認識による画像認証手法

キーボード上に置かれた手指形状を Web カメラで撮影し、その画像から個人を特定する認証手法を提案する。個人を特定するために必要となる特徴点として 20 個所の手指形状距離^[3]を測定した。測定した特徴点データを属性ベクトルとして自己組織化マップに投入し、学習を行なった。測定箇所を表 1 に示す。なお測定単位はピクセルを用いた。

表 1 SOM マップ作成に用いる特徴点間距離

番号	測定箇所
1	両手の第 1 指指先端の間隔
2	両手の第 2 指指先端の間隔
3	右手尺側中手点から右手橈側中手点の間隔
4	左手尺側中手点から左手橈側中手点の間隔
5	右手第 1 指先端から右手第 2 指の間隔
6	左手第 1 指先端から左手第 2 指の間隔
7	右手第 2 指基節骨の長さ
8	左手第 2 指基節骨の長さ
9	右手第 3 指基節骨の長さ
10	左手第 3 指基節骨の長さ
11	右手第 4 指基節骨の長さ
12	左手第 4 指基節骨の長さ
13	右手第 5 指基節骨の長さ
14	左手第 5 指基節骨の長さ
15	右手第 2 指中手指節関節から第 3 指中手指節関節の間隔
16	左手第 2 指中手指節関節から第 3 指中手指節関節の間隔
17	右手第 2 指近位指節間関節から第 3 指近位指節間関節の間隔
18	左手第 2 指近位指節間関節から第 3 指近位指節間関節の間隔
19	両手の第 1 指中手指節関節の間隔
20	両手の第 1 指近位指節間関節の間隔

4. 実験

4.1 実験条件

本学の学生 10 人を被験者として、認証精度の検証実験を行った。被験者には実験前に予め実験方法の説明を行った。

大学生の被験者 10 名に対して、ホームポジションに手を置いた状態でキーボードの真上 40cm から Web カメラで手指形状の撮影を行った。手指形状の撮影は 1 人 5 回行ったが、1 枚撮影する毎にキーボードから手を離してもらい、再度撮影を行った。表 1 の特徴点データを入力ベクトルとして自己組織化マップに投入した。被験者 10 名それぞれに対し、5 枚の手指形状画像から 4 枚を学習用、1 枚を認証用として使用した。総ユニット数 4900 (マップサイズ 70×70)、学習回数 30000 回で学習を行った。

Selecting characteristic axis for image-based authentication method by hand shapes

-Dimension compression by principal component analysis-

^{*1}Yoshiaki Nakamura, ^{*2}Masataka Takahashi,

^{*1,2}Kazuhiro Notomi, ^{*3}Keiichi Saito

^{*1}Information and Computer Sciences, Kanagawa Institute of Technology

^{*2}Graduate school of Engineering, Kanagawa Institute of Technology

^{*3}Research Center for Advanced Technologies, Tokyo Denki University

4.2 評価方法

実験より得られたマップから、学習済みノードと投入ベクトルのノード間の距離を、2次元座標におけるユークリッド距離を用いて求めた。ユークリッド距離に閾値 n を設け、 n よりもユークリッド距離が小さければ本人、 n 以上ならば他人と判断する。

EER(Equal Error Rate) と ROC(Receive Operating Characteristic)解析の結果を総合して評価した。

他人受容率 (FAR: False Accept Rate) とは本人ではないにもかかわらず本人と判断してしまう失敗率のことで、本人拒否率 (FRR: False Reject Rate) とは本人を本人と判断できない失敗率のことである。FAR, FRR が共に低い値になるほど認証精度が良くなる。そのため両者が共に低下する交点の閾値を使用する。この交点を EER と呼ぶ。FAR, FRR の定義式を以下に示す。

ROC 解析によって得られる曲線を ROC 曲線と呼ぶ。ROC 曲線では横軸に特異度、縦軸に感度をプロットしている。感度とは本人を本人であると判断する確率、特異度とは他人を他人と判断する確率であり、通常は横軸を $1 - \text{特異度}$ とする。そのため ROC 曲線よりも下の面積が大きいほど識別性能の良い識別器となる。したがって、ROC 曲線の一般的な単一指標は、ROC 曲線の下側の面積である^[4]。しかし本実験で用いる FAR, FRR は共に失敗率であるため、これらの値を用いてプロットされた ROC 曲線は上側の面積 AOC(area on the curve)が大きくなるのが望ましい。台形公式を使い AUC(area under the curve)を求めた。AOC = $1 - \text{AUC}$ となる。また、原点から感度と特異度の優れた ROC 曲線は、左下隅に近づいていくという事実から、この左下隅との距離が最小となる点を最良の閾値にする。最適な閾値はシステムを運用する上で FAR と FRR どちらを重視するかによって異なるが、今回は感度と特異度のバランスを考慮し、原点からの距離が最小となる点を選んだ。

5.主成分分析

主成分分析の目的は特徴点の削減である。一般に観測する対象を識別するための特徴が増加するにつれて、識別率は上昇する。これは新たな識別情報が加わることで識別性能が改善されているためである。しかし、識別器が学習すべきパラメータが増加するとパラメータの推定誤差も増加する。そのため、信頼性の低いパラメータを多く組み込んでしまい、識別性能が劣化してしまう。新たな識別情報が増加していく最初は識別器にとってポジティブな効果が支配的だがある一定数を超えるとネガティブな効果が支配的になってしまう。このような現象をピーキング現象と呼ぶ^[4]。

最適な識別情報量は未知であるため、多くの特徴量から適当な特徴のみを抽出することで識別性能を向上する。観測された多くの特徴から識別に有用な情報を提供する特徴のみを選択して用いるために主成分分析によって評価を行う。

特徴点データを平均 0 分散 1 になるよう標準化し、主成分分析を行った。主成分分析の結果を表 2 に示す。

表 2 から 8 つの指標で 91.44% の変動を説明することができる。これら以外の指標は非常に小さな変動しか説明できないため、無視してもよいと考えられる。

表 2 主成分分析結果

主成分	特徴点間距離	変動を説明する割合
第 1 主成分	8 番	37.86%
第 2 主成分	6 番	16.94%
第 3 主成分	17 番	11.02%
第 4 主成分	3 番	8.59%
第 5 主成分	16 番	6.40%
第 6 主成分	4 番	4.89%
第 7 主成分	2 番	3.48%
第 8 主成分	19 番	2.25%

6.実験結果

主成分分析によって評価された指標のうち多くの変動を説明できる指標のみを、属性ベクトルとして自己組織化マップに投入した。投入する特徴点データを第 6 主成分まで、第 7 主成分まで、8 主成分までに変化させ、それぞれで自己組織化マップを作成し、特徴点削減前の誤認識率と比較する。

なお、自己組織化マップは初期値が乱数を利用して決定されるため、作成するたびに毎回異なるマップとなる。そのため主成分の数を変える毎に 10 枚の自己組織化マップを作成し、その平均の誤認識率を比較した。平均された EER と AUC の値を表 3 に記載する。表 3 より、今回用いたサンプルでは、どちらの評価方法でも識別に用いる特徴点は 7 つが最適であった。表 2 より、主成分分析によって評価された成分のうち、多くのデータの変動を説明することのできる成分の上位 7 つを用いて識別を行うことで、最も誤認識率が低下することが分かる。

表 3 特徴選択による誤認識率の変化

Component	6	7	8	20
EER	5.25%	3.50%	6.00%	6.53%
Average				
AUC	98.99%	99.25%	99.20%	98.83%
Average				

7.おわりに

本論文ではキーボード上に置かれた手指形状認識による画像認証手法について検討した。この研究は、現在の段階では観測者の目視で各特徴点データが決定され、限られたサンプル数を用いたものであり、誤認識率も推定値である。また、自己組織化マップは毎回出力される結果が異なるため、この推定値もさらに曖昧になる。

しかし、主成分分析による特徴点の削減の結果、誤認識率は平均 3.5%まで低下した。一般的なバイオメトリクス認証の誤認識率よりは劣る結果となったが、利用者の負担と導入のコストの面では有用であると考えられる。

参考文献

- [1] 石田秀春, 納富一宏, 斎藤恵一: “自己組織化マップを用いた打鍵リズムによる個人認証”, 第 24 回ファジィシステムシンポジウム, TF1-4, (2008).
- [2] T. Kohonen: 自己組織化マップ, シュブリンガー・フェアクラーク東京(1996), 徳高平蔵 他.
- [3] Arne Schöaffler, Sabine Schmdidt: からだの構造と機能, 西村書店(2002).
- [4] 浜田義彦: 統計的パターン認識入門, 森北出版株式会社(2009)
- [5] B.F.J マンリー: 多変量解析の基礎, 培風館(1992)