

手指形状認識による画像認証手法での複数の識別方法の比較法

Comparison of multiple classifier of image authentication method by hand shape recognition

中村 孔明† 高橋 雅隆† 納富 一宏† 齋藤 恵一†
Yoshiaki Nakamura Masataka Takahashi Kazuhiro Notomi Keiichi Saito

1. はじめに

近年偽造、盗難に有効な認証手法としてバイオメトリクス認証が利用されている。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のデメリットの一つに、利用者への負担がある。利用者への負担には心理的負担と、身体的負担の二つがある。心理的負担とは身体の情報を読み取られることへの抵抗感であり、身体的負担とは普段行わないような動作を強いられることへの抵抗感である。

本稿では、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。識別器として自己組織化マップ(SOM: Self-Organizing Maps)とサポートベクターマシン(SVM: Support Vector Machine)を用い、主成分分析を用いた次元の圧縮後の認識精度を比較する。

2. 理論

2.1 主成分分析

主成分分析(PCA: principal component analysis)は線形の次元圧縮法である。n次元のデータを分散が最大になるように、低次元の部分空間に射影する^[2]。主成分分析を行う手順はサンプルを用いて共分散行列を作り、その固有値と固有ベクトルを求める。大きい固有値d個に対応する固有ベクトルを特徴軸として選択する。

2.2 Self Organizing Map

SOMは非階層なクラスタリングを行うニューラルネットワークモデルである。高次元のデータを2次元平面上に表現する^[3]。本研究ではマップの上下左右が結合したトーラス型SOM(Torus SOM)を用い、クラスタリングされた領域からのユークリッド距離で本人認証を行うために使用した。学習式を以下に示す。

$$m_i(t+1) = m_i(t) + h_{ci}(t)[x(t) - m_i(t)] \dots\dots\dots 2.1$$

式2.1は神経細胞iが時刻tで処理している処理能力を $m_i(t)$ とすると、外部からの入力信号 $x(t)$ が入力されたとき、神経細胞はこの入力信号を学習して次の時刻には入力された信号により近い処理能力 $m_i(t+1)$ を持つことを意味している。なお $t = 0, 1, 2, \dots$ は離散時間座標である。

h_{ci} は近傍関数と呼ばれ、学習率係数と学習される近傍領域を指定する。

2.3 Support Vector Machine

SVMはパターン認識手法の一つであり、2クラスタリング問題を解く学習アルゴリズムである。最も近いベクトルからの距離を最大化する超平面を求めることで判別を行う。SVMは線形の識別器だが非線形問題にも適応できるように拡張されている。データ集合に対して非線形変換して高次元空間に写像し、その高次元空間で線形判別を行う。未知のデータに対する識別性能が高く、マージン最大化という明確な基準を持つ^{[4],[5],[6]}。

2.4 C-Support Vector Classification

C-Support Vector Classification(C-SVC)とはソフトマージンを考慮した超平面を求めるSVMである。ソフトマージンは、データ集合が完全な線形分離不可能な場合、条件を満たさないデータにペナルティを与えるものである。これに対し、超平面によりデータを完全に分類できないという制約を持つ場合ハードマージンSVMと呼ぶ。本研究ではC-SVCを判別に用いる。マージンを最大化する超平面は以下の最適化問題を解くことで与えられる。

$$\min_{\zeta, w, b} \quad \langle w \cdot w \rangle + C \sum_{i=1}^l \zeta_i^2, \dots\dots 2.2$$

$$\text{subject to} \quad y_i(\langle w \cdot x_i \rangle + b) \geq 1 - \zeta_i, i = 1, \dots, l, \zeta_i \geq 0.$$

ζ はスラック変数と呼ばれデータがマージン内に侵入した場合や誤分類された場合のペナルティを表し、Cはマージンの大きさと誤分類の程度のトレードオフを制御するパラメータである。Cが大きいほどマージンは小さくなり、誤分類を許容しない。

3. 手指形状からの特徴点抽出

個人を特定するために必要となる身体的特徴として20箇所から手指形状距離^[7]を測定した。測定した身体的特徴点データを属性ベクトルとして学習を行なった。測定箇所を表3.1に示す。

表3.1 特徴点間距離

1	両手の第1指先端の間隔
2	両手の第2指先端の間隔
3	尺側中手点から橈側中手点の間隔
4	第1指先端から第2指の間隔
5	第2指基節骨の長さ
6	第3指基節骨の長さ
7	第4指基節骨の長さ
8	第5指基節骨の長さ
9	第2指中指指節関節から 第3指中指指節関節の間隔
10	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
11	両手の第1指中指指節関節の間隔
12	両手の第1指近位指節間関節の間隔

※3~10の特徴点間距離は左右の手で測る(合計20箇所)

† 神奈川工科大学大学院工学研究科情報工学専攻
Dept. of Information and Computer Sciences, Kanagawa
Institute of Technology

‡ 国際医療福祉大学情報教育センター Education
Center of Medical Informatics, International University of
Health and Welfare

4. 実験

4.1 実験条件

20代の男女30名にホームポジションに手を置いてもらい、キーボードの真上40cmからWebカメラで手指形状を撮影した。Webカメラは固定されているため、利用者がキーボードに手を置く位置や手の角度が変わると計測する距離も変化する。そのため、手を置く場所をホームポジションに指定している。本研究で使ったWebカメラは最大800万画素の静止画を撮影することができる。一人5枚撮影し、1枚撮影する毎に手をキーボードから放し、キーボードに手を置いてから撮影した。特徴点間距離の計測は、画像中の距離、面積を計算できるフリーソフトウェアである画像ビューアソフト^[8]を用いて手作業で行った。実験機器の配置図を図4.1に示す。

本研究では、我々の研究室で開発したSOMエンジンを使用し、SVMはLIBSVM^[9]を用いた。

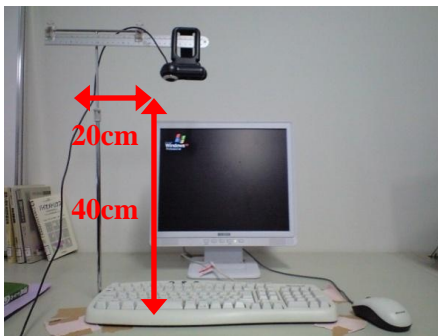


図4.1 実験機器の配置

4.2 実験方法

手指形状画像を30人分(4枚/人)、合計120枚の手指形状データをトレーニングデータとしてランダムに選び、SOMとSVMに学習させ、残り30枚の手指形状画像をテストデータとして投入し、認識率の比較を行った。それぞれPCAによる次元圧縮を行うことで認識率への影響を検証した。SOMは総ユニット数4,900、学習回数50,000回で学習を行った。

作成済みマップに認証用データを投入し、他人受容率(FAR: False Accept Rate)と本人拒否確率(FRR: False Reject Rate)を算出した。FARとFRRが等しい値をEER(Equal Error Rate)と言い認識率は1からEERを引いた値である。

4.3 実験結果

SOMとSVMの認識率の比較を図4.2に示す。SVMの認識率はカーネル関数とそのパラメータ、2章で述べたとマージンの調節パラメータCを調節し、最も精度が良かった値を示す。

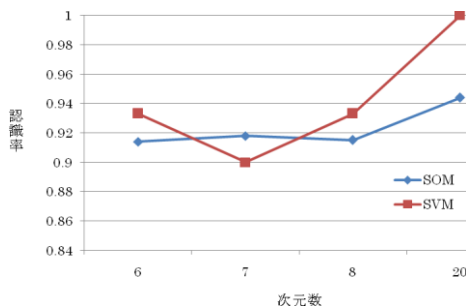


図4.2 SOMとSVMの認識率比較

4.4 考察

図4.2から次元数7の場合を除いてSVMの認識率が高かった。SOMは初期値を乱数で初期化するため、マップを作成するたびに認識率が変化する。そのため本稿では次元数毎にSOMを30回作成し、その平均EERを求めた。SVMはマージンの最大化と γ の最小化によって常に大域的最適解を得ることができる。SOMはデータのパターンを理解することに向いており、SVMは2章でも述べた通りデータを判別することに向いているため、認識率に差が生じたと思われる。また、SOM、SVMのどちらを識別器として用いる場合も次元圧縮を行わないことで識別率が向上した。理論的には主成分分析によって得られた寄与率の高い成分を用いることで識別率が改善されると考えられるが、本実験で用いた20次元の特徴量では次元圧縮の必要は無いと思われる。一般に最適な次元数以上を学習に用いると識別器の性能低下が起こるが、図4.2から现阶段ではまだ次元数を増加させるべきだと思われる。

SVMではどの次元数でもRBFカーネル関数が最も識別率が高かった。SOMではクラスタリング結果にテストデータを投入し、ユークリッド距離が最も近いクラスに分類した。SOMは情報の類似度によってデータ集合を低次元に変換するという意味でPCAに近い手法と言えるため、次元圧縮による認識精度への影響が少なかったと思われる。

20次元でSVMを用いて判別を行うと認識率が100%となったため、手指形状画像90枚をトレーニングデータとし、残り60枚をテストデータとしても認識率100%となった。この場合でも20次元でRBFカーネル関数を使用することで認識率が最も向上した。

5. おわりに

本稿では手指形状による個人の特定方法について述べた。識別器としてSOMとSVMを用いた場合の認証精度の比較を行った。PCAによる次元圧縮も行ったが、どちらの識別器にも有効ではなかった。被験者数30名と少人数であったが90枚の画像を用いたトレーニングでもSVMによる認識率は100%であった。また、導入の簡便さ、実装コストの面でも実用的である。

今後の課題としてさらに多くのサンプルを用いた場合の認証精度の検証。実用化へ向けて、手動操作で行っている作業の自動化が挙げられる。

参考文献

- [1]バイオメトリックセキュリティ・ハンドブック, オーム社(2006).
- [2]BFJ マンリー: 多変量解析の基礎, 培風館(1992)
- [3]大北正昭, 徳高平蔵, 藤村喜久郎, 権田英功: 自己組織化マップとそのツール, シュプリンガー・ジャパン株式会社(2008).
- [4]Nello Cristianini, John Shawa-Taylor, 大北剛(訳): サポートベクターマシン入門(2005)
- [5]Nello Cristianini, John Shawa-Taylor, 大北剛(訳): カーネル法によるパターン解析(2010)
- [6]小野田崇: 知の科学サポートベクターマシン(2010)
- [7]Arne Sch'affler, Sabine Schmdidt: からだの構造と機能, 西村書店, (2002).
- [8]pickmap: [http://fishers.homeunix.net/software/pickmap/index.html#3\(2011.1\)](http://fishers.homeunix.net/software/pickmap/index.html#3(2011.1)).
- [9]Chih-Chung Chang, Chih-Jen Lin: <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>(2011.6)