

Support Vector Machineを用いたマウス署名による 個人認証方法の提案

Proposal of Personal Authentication Method by the Mouse Signature
Using Support Vector Machine

渡辺 優 西山 裕之
Suguru Watanabe Hiroyuki Nishiyama

東京理科大学理工学部
Faculty of Science and Technology, Tokyo University of Science

In this paper, we proposed a method for personal authentication using a Support Vector Machine for signature by a mouse. In our study, we prepared a graphical user interface that can be entered multiple characters, extracted the parameter representing the personal characteristics of the data obtained from this interface, and generated the learned rule using a Support Vector Machine.

1. はじめに

インターネットや計算機利用時の個人認証において、ユーザID及びパスワードによる認証が一般的となっているが、情報流出または辞書ベース攻撃等の脅威にさらされているのが現状である。このような問題に対して、生体認証システムに注目が集まっている。認証に用いる生体データは、指紋や掌紋などの生理学的データか、署名やキーストロークなどの行動学的データに分けられる。生理学的データはユーザの記憶負荷を必要としない反面、データが流失してしまった時の被害が大きく、変更も不可能である [高橋 08]。これに対して行動学的データは従来の文字列パスワードの入力のように認証サービス毎に設定が可能であり、再設定も可能である。しかしながら、行動学的データによる認証方法と主として署名を用いたものであり、入力装置としてタブレットとペンなど特別な装置を必要とするものが多い [梅本 09][半谷 00]。

このような背景のもと、本研究では、特別な装置を用いずマウス署名のみを用いた個人認証を実現する事を目的とする。本目的を実現する為にデータ収集および認証のための入力インターフェースを設計するとともに、そこから得られるデータから個人の特徴を表すパラメータを抽出し、サポートベクターマシンを用いて学習ルールの生成を行った。本手法を用いて4名に対する学習ルールの生成実験を行った結果、99.7%の認証精度を得ることに成功している。本研究では、用意したグラフィカルユーザインターフェースに本学習ルールを用いたSVMの判定機能を組み込むことにより、個人認証システムを実現する。

2. サポートベクターマシン SVM

Support Vector Machine(SVM)は、教師あり学習を用いる分類方法の一つであり、パターン認識や回帰分析に利用できる。SVMの学習アルゴリズムは最適化理論から導出されており、訓練データとして与えられた正事例と負事例からそれらを分離する超平面の計算を行う、このとき、マージン最大化といった工夫を加える事により高い汎化能力を発揮できる。特にVapnik[Vapnik95]らによって95年に導入された非線形写像を用いて高次元空間に写像し、その高次元特徴空間で線形分離を行うためのカーネル関数を導入する方法では、パターンを有

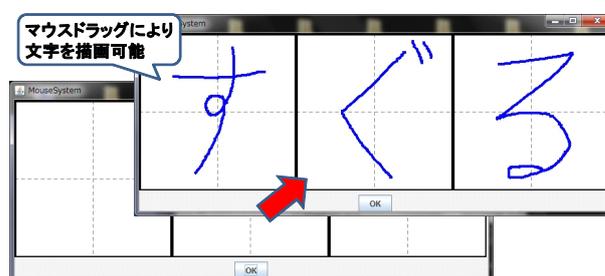


図 1: 入力用インターフェースの実用例 (3文字の場合)。OK ボタンを押すことで、学習用データの収集もしくは判定が実施される。

限もしくは無限次元の特徴空間へ写像し、特徴空間上で線形分離を可能にした。以上の特徴から SVM はテキストのカテゴリ化、画像認識、そしてバイオインフォマティクス領域など様々な分野で応用されている。

3. 提案システムの設計・実装

本研究では、入力用インターフェース上にマウスを使用して文字を描画することによる個人認証を実現するためのシステム設計を行った。本設計において、本研究で実施した内容は次の通りである。

- 入力用インターフェースの作成
- 得られた入力情報から個人の特徴パラメータの抽出
- 特徴パラメータに対する SVM による学習
- 得られた学習ルールを用いた個人認証

3.1 入力インターフェース

ユーザに複数の文字を入力させるためのユーザインターフェースとして、図1のようなユーザインターフェースを作成した(図1は3文字の場合。入力文字は3文字以上を指定可能)。なお、本ユーザインターフェースの実装には複数のOS上で実行可能なJava言語を使用している。

本入力インターフェースの特徴は次の通りである。

- 入力部分の大きさは一文字当たり 240 × 240pixel (図1の場合は 720 × 240pixel)。図中の薄い十字線は名前の

連絡先: 渡辺 優, 東京理科大学理工学部, 千葉県野田市山崎
2641, watanabe_suguru@rs.tus.ac.jp

描画時にユーザがバランスを取りやすくするために用意したものである。

- マウスをクリックおよびドラッグしている間にポイントが通過した点の X 座標, Y 座標および時刻 (ナノ秒) を取得する。なお, 1 秒間に平均 60 個のデータを取得可能である。

例えば, 図 1 の「すぐる」は筆者の名前を平仮名で描画した署名であるが, 計 466 個 (「す」「く」「る」に対して, それぞれ, 162, 96, 208 個) のデータ (プロット数) を取得している。本研究では, 訓練データとして, 本ユーザインタフェースを用いることにより, 筆者を含む 4 名の被験者により, 「すぐる」という文字列に対する 20 回づつの署名データの作成を実施した。

3.2 特徴パラメータの抽出

本研究では, マウス署名時に得られた情報を SVM を用いて学習を行い, 個人認証を可能にする学習ルールの生成を行うことを目的としている。本研究では, プロットされた座標そのものではなく, 描画時の移動の変化量に個人の特徴が含まれるものと考えている。そこで, 本研究では, 特徴パラメータとして, 座標および時間に対する変化量に着目する。

また, 本研究で使用する SVM は学習および判定に際し, 使用するパラメータ (次元) 数を均一にしなければならない (図 1 に描画するときのプロット数は毎回異なる)。そこで, 本研究では, 各文字の描画データを 10 個のパラメータにより表現する (本パラメータ数は多すぎると学習時に負担となる)。

以上より, 本研究では, 文字ごとに 10 分割したデータから, 特徴パラメータとして次の情報を抽出する。

- x 座標の変化量
- y 座標の変化量
- x 座標の絶対値の変化量
- y 座標の絶対値の変化量
- 時間の変化量

ここで, x および y 座標の変化量は, 文字の描画中における, 分割された区間の始点と終点においてどれだけ移動したかを表す情報となる。また, x および y 座標の絶対値の変化量は, 分割された区間の始点と終点までの間に移動した総量を表す情報となる。

以上より, 1 文字 (一マス) の描画に対して, 5×10 個の特徴パラメータを用意することになる (図 1 の場合は 3 文字 (3 マス) であるので 150 パラメータ (150 次元) となる)。

3.3 SVM による学習ルールの生成

本研究では, サポートベクターマシン (SVM) を用いることにより, 前節で生成した特徴パラメータを訓練データとする学習ルールの生成を行った。使用する SVM として, 様々なプログラミング言語のライブラリを備えている LIBSVM [Chang01] を使用した。個人認証用の学習ルールは, 個人ごとに生成するものとし, 本人が描画した署名を正事例 (+1), 本人以外の署名を負事例 (-1) として扱った。SVM により学習を実施する, 本実験で収集した 4 名分の署名データ (計 80 の訓練データ) は, 図 2 のようになる。一行が一回の署名データとなっており, 前節で生成された特徴パラメータをすべて繋げている (本実験は 3 文字の署名となっているため, $150 (50 \times 3)$ 次元となる)。各行の左端の数値 (+1 もしくは -1) は, 正・負事例を意味し, +1 の場合, 本人の署名を意味する。

判定	特徴パラメータ (50 × 3)										署名データ数	
1	0:-126	1:43	2:127	...	148:18	149:135						↑ 署名 データ数 ↓
1	0:-127	1:40	2:127	...	148:18	149:109						
1	0:-104	1:41	2:104	...	148:14	149:122						
...								
-1	0:-83	1:15	2:86	...	148:24	149:221						
-1	0:-54	1:-3	2:55	...	148:6	149:268						
-1	0:-73	1:9	2:74	...	148:31	149:247						

図 2: SVM 学習における訓練データ

本研究では, 以上のデータに対する学習精度を検証するために, 4 名の 20 回づつの署名データに対する leave-one-out クロスバリデーションを実施した。その結果, 一人のユーザに対して 1 回だけ本人認証に対する誤認識が生じた以外, 正しく分類することに成功した (精度は 99.7% が得られた)。

3.4 学習ルールを用いた認証システム

本研究では, 用意した入力用インタフェースに本学習ルールを用いた SVM の判定機能を組み込むことにより, 個人認証を可能にするシステムを実装した。本システムに強制的にスクリーンセーバーを表示する機能を組み込む等により, 特定の個人以外に利用を認めないシステムを構築することが可能になる。

4. おわりに

本研究では, マウス等による署名を用いた個人認証を実現するために, Support Vector Machine を用いた個人認証方法を提案した。本研究では, 複数文字を入力可能なグラフィカルユーザインタフェースを用意するとともに, 本インタフェースから得られたデータから個人の特徴を表すパラメータを抽出し, サポートベクターマシンを用いて学習を実施した。本手法を用いて 4 名に対する学習ルールの生成実験を行った結果, 99.7% の認証精度を得ることに成功した。さらに, 本研究では, 用意したグラフィカルユーザインタフェースに本学習ルールを用いた SVM の判定機能を組み込むことにより, 個人認証システムを実現している。

参考文献

- [梅本 09] 梅本 功太: なぞり書き認証方式の提案とその認証精度に対する本人特徴量と他人特徴量の寄与に関する検討, 電子情報通信学会総合大会講演論文集, SS-83-84, 2009.
- [Chang01] Chih-Chung Chang: LIBSVM: a Library for Support Vector Machines available, <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>, 2001.
- [高橋 08] 高橋健太: セキュアなりモート生体認証プロトコルの提案, 情報処理学会論文誌 49(9), pp. 3016-3027, 2008.
- [Vapnik95] V.Vapnik: The nature of Statistical Learning Theory, Springer-Verlag, 1995.
- [半谷 00] 山中 晋爾, 浜本 隆之, 半谷 精一郎: ペンの傾きを利用した署名照合方式の改良, 電子情報通信学会技術研究報告, ISEC, 情報セキュリティ100(77), pp. 65-72, 2000.