

高機能端末を用いた筆跡と加速度センサーによる 認証システムの提案

Proposal of authentication system by handwriting and acceleration sensor
using a Smart Phone

小島 大樹*¹
Hiroki Kojima

斎藤 裕佑*²
Yusuke Saitou

西山 裕之*¹
Hiroyuki Nishiyama

東京理科大学工学部経営工学科*¹
Faculty of Science and Technology, Tokyo University of Science

東京理科大学理工学研究科経営工学専攻*²
Graduate School of Science and Technology, Tokyo University of Science

In this study, we propose an authentication system that was characterized by the handwriting and the slope of the smartphone. A feature of the handwriting was extracted from the coordinates of character and time and A feature of the the slope of the smartphone was extracted from acceleration sensor of smartphone. The combination of this feature, it was confirmed accurate results by learning the parameters using a support vector machine. In this study, design of the authentication is performed implementation of the system by using the learning parameters.

1. はじめに

現在国内の総人口に対するスマートフォン普及率 55%となり急速に拡大してきている.[1] 特に近年スマートフォンはネットバンキングなどの口座や電子商取引などに用いる情報鍵といった多くの個人情報と迅速に取り出す手段として非常に大きな役割を担っている.しかし、スマートフォンの問題として、情報鍵を保護したり、ログインを行うために一般的には4ケタの暗証番号をパスワードとして入力することにより認証するシステムがあるが、パスワードを知られたら誰でも認証してしまうという問題点があげられる.また、既存の個人認証の研究では、筆跡を利用したもの [5] があるが、携帯端末における個人認証については言及されていない.さらに笠原ら [3] は、携帯端末に搭載された加速度センサーを用いることの有用性を確認した.本研究では認識精度の向上を図ることを目的とし、筆跡に加えて、加速度センサー記述時の体の傾きをを特徴量とした認識手法を提案する.加えて、本提案手法の有効性を確認するための評価実験を行ったところ、高い精度を確認できた.

2. 関連研究

笠原ら [3] は、携帯端末に搭載された加速度センサを用いて個人認証に関する手法を提案している.歩行動作において得られる加速度データに個人による違いが表れることを確認し、従来研究 [4] で用いている平均や標準偏差などの統計量を中心とした特徴量が有効であるか確認した.さらに、個人認証における特徴量として、音声処理でよく用いられる LPC ケプストラムを用いることの有効性を評価した.

中島ら [5] は、バイオメトリクス認証の中でも行動的特徴に分類される筆跡と、生体的特徴である手形状を複合させた個人認証システムについて述べる.筆跡は座標、角度、頂点情報、筆跡時間から特徴を抽出し、Web カメラ下の自由空間にて署名するものを用い、その際に手形状も取得している.認証には DP マッチングを用いた.しかし、任意の時間、場所でデータを取得、認証を行うことが出来ない.

本研究では、筆跡の特徴に加え、これらの研究で注目されていない体の傾きに対して、LPC ケプストラムを適用する.

3. 提案手法

本章では提案手法の概略を説明する.その後、各役割の説明を行う.本提案手法の概要を図 1 に示す.ユーザの端末から収集した文字の座標と時間、加速度センサーの値と時間からサポートベクターマシン (SVM) を用いて学習、認証する.サポートベクターマシン (Support Vector Machine, SVM) [2] は、現在知られている多くの手法の中でも最も認識性能の優れた学習モデルの一つであると考えられている.サポートベクターマシンが優れた認識性能を発揮できるのは、未学習データに対して線形しきい素子を用いて、2 クラスのパターン識別器を構成する手法である.

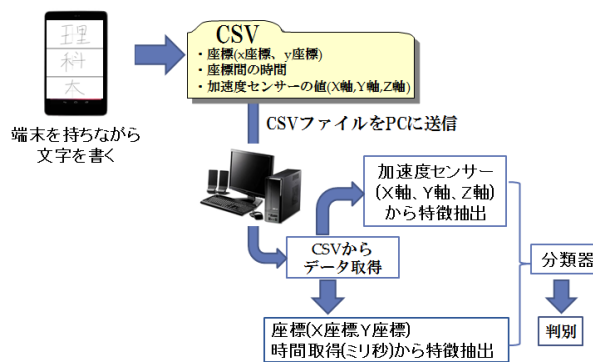


図 1: システム利用図

3.1 データ形式

高機能携帯端末である Nexus7 を持ちながら画面上に 3 つの文字または模様を書き、座標 (X 座標, Y 座標) と座標に対応した時間 (ミリ秒)、加速度センサー (X 軸, Y 軸, Z 軸) と加速度センサーに対応した時間 (ミリ秒) が格納された CSV ファイルを端末内で作成する.次にサーバへ送信する.

3.2 特徴抽出

CSV ファイルを受信したサーバ側では筆跡を表している座標と時間 (ミリ秒)、端末の傾きである加速度センサーと時間 (ミ

り秒)から個人の特徴を抽出する。筆跡の特徴抽出は一文字当たり時系列的に20分割して1分割あたり、座標間の変化量の積分値(x座標とy座標), 1分割あたりの変化量(x座標とy座標), 1分割あたりの速度, 1分割あたりの時間の変化, 1分割あたりの(x, y)座標の距離の7つを特徴点としている。よって1文字あたり $20 \times 7 = 140$ 個の特徴点が抽出されるので, 3文字で420個となる。加速度センサーの特徴抽出はデータの最初と最後100個を過剰状態, 残りを定常状態とした。次に定常状態を10分割し, 1分割あたり16個のLPCケプストラム係数と生データの最大値, 最小値, 標準偏差の19個を特徴点としている。よって1つの軸あたり $10 \times 19 = 190$ 個, X軸, Y軸, Z軸の3つの軸で570個の特徴点を抽出した。

3.2.1 LPCケプストラム係数

線形予測分析(LPC)では離散時間系において線形結合により前の波形から次の波形を予測する。線形予測値を表す式を以下とする。

$$\bar{x}_t = \alpha_1 x_{t-1} + \alpha_2 x_{t-2} + \dots + \alpha_p x_{t-p} \quad (1)$$

x_t を標本値, α を現在の標本値 x_t と線形予測値 \bar{x}_t の二乗誤差の和が最小となるようにレビンソン・ダービン再帰法で求める。

残差分散を E_p , α_p のベクトルを A_p とすると, パラメータ λ , A_p , E_p を再帰的に更新し続ける事で α_p を求める。更新する λ , E_p , A_p を求める式を以下に示す。

$$\lambda = \frac{\sum_{j=0}^p \alpha_j R_{p+1-j}}{E_p} \quad (2)$$

で求める。 R は自己相関係数である。次にLPCケプストラム係数である α_p のベクトル A_p を

$$A_{p+1} = U_{p+1} + \lambda V_{p+1} = \begin{pmatrix} 1 \\ \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \vdots \\ \alpha_p \\ 0 \end{pmatrix} + \lambda \begin{pmatrix} 0 \\ \alpha_p \\ \vdots \\ \alpha_2 \\ \alpha_1 \\ 1 \end{pmatrix} \quad (3)$$

とする。最後に残差分散を次式で更新する。

$$E_{p+1} = (1 - \lambda^2)E_p \quad (4)$$

以上(2), (3), (4)式を更新し続ける事で線形予測係数 α を求める。

線形予測係数 α を求めたらケプストラム係数を求めるために次式に代入する。 c_p をLPCケプストラム係数とする。

$$c_p = -\alpha_p - \sum_{m=1}^{p-1} \left(\frac{m}{p}\right) c_m \alpha_{p-m} \quad (5)$$

以上の計算により求めたLPCケプストラム係数の特徴とする。

3.3 事前学習

サポートベクターマシン(SVM)で行う認証のために予め筆跡のみ, 加速度センサーのみ, 筆跡と加速度センサーを組み合わせた3種類の学習データを作成した。まず正事例として自分のデータを30個, 負事例として被験者20人からランダム

に6人選び, 一人当たり5個ずつデータを用いた。次に筆跡のみの場合はカーネルタイプの放射基底関数で学習した。加速度センサーのみの場合と, 筆跡と加速度センサーの組み合わせの場合の2種類はカーネルタイプのpolynomialで学習した。

4. 評価実験

筆跡のみの学習データ, 加速度センサーのみの学習データ, 筆跡と加速度センサーを組み合わせた学習データを用いて3種類の認証精度を測る実験を行った。被験者は20人で101個のデータと自分のデータ70個から3種類の学習データの本人拒否率と他人受入率を測定した。使用したデバイスはAndroid端末であるNexus7, または開発環境はeclipseで開発を行った。

5. 結果

筆跡と加速度センサーから抽出された特徴を学習させるために, 本研究ではサポートベクターマシン(SVM)であるlibsvm[6]を用いた。筆跡のみを用いてカーネルタイプの放射基底関数で学習, 認証した場合, 本人拒否率が4.00%, 他人受入率が8.70%となった。加速度センサーのみを用いてカーネルタイプのpolynomialで学習, 認証した場合, 本人拒否率が2.00%, 他人受入率が4.30%となった。筆跡と加速度センサーを組み合わせてカーネルタイプのpolynomialで学習, 認証した場合, 本人拒否率が4.00%, 他人受入率が4.30%となった。

6. おわりに

本研究では高機能携帯端末を持ちながら画面上に3種類の文字や模様を書くことによって筆跡から抽出される特徴に加え, 画面に書く時に端末の傾きに癖があるのではないかと仮定し, 2つの特徴を組み合わせる事によって筆跡や端末の傾き単体のみの精度を測定した。結果は加速度センサーのみの本人拒否率が増加した。これはサンプル数が足りない事や文字を書くための画面上の枠が広すぎて正確な特徴抽出が出来なかったと考えられる。しかし他人受入率は筆跡のみの精度に比べて4.400%下がったので加速度センサーを組み合わせる事で精度が上がる可能性があると考えた。今後の展望としては, 学習および認証のためのデータを増やすことで, より詳細に本提案手法の有効性を確認したい。

参考文献

- [1] 総務省:世界の携帯電話販売台数に占めるスマートフォンの販売台数の推移, <http://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/whitepaper/ja/h24/html/nc122110.html>
- [2] V.Vapnik: The nature of Statistical Learning Theory, Springer-Verlag 1995.
- [3] 笠原 弘樹, 甲藤 二郎, 小松 尚久: 携帯端末の加速度センサを用いた歩行認証に関する研究 2012年電気情報通信学会, 2012.
- [4] Jennifer R.Kwapisz, Gary M.Weiss, and Samuel A.Moore: Cell Phone-Based Biometric Identification 2010年IEEE Biometrics, 2010.
- [5] 中島 章博, 鹿嶋 雅之, 佐藤 公則, 渡邊 隆: 指先署名による複合個人認証システムに関する研究 2009年電気情報通信学会, 2009.
- [6] Chih-Chung Chang, Chih-Jen Lin: LIBSVM: A library for support vector machines 2011年TIST, 2011年