

加速度センサを用いたペンによる 図形描画認証方式の基礎的検討

野口敦弘¹・納富一宏¹・斎藤恵一²

1 博士前期課程情報工学専攻

2 国際医療福祉大学情報教育センター

A study of figure drawing authentication using accelerometer attached pen

Atsuhiko NOGUCHI¹, Kazuhiro NOTOMI¹, Keiichi SAITO²

Abstract

In recent years, smartphones and tablet PCs are widely used in our daily lives. Therefore, there is a need for more enhanced security of every terminal and mobile device. However, there are several problems on operation specific to touch screen devices. One of the problems is that there is a possibility that the information about passphrases, which are entered by users to operate the devices, will be able to read by attackers and others. In this article, we propose a figure drawing authentication method, and also we explain our analysis method with SOM (Self-Organizing Maps) as a suitable biometric authentication method. In this study, we measured the value of Z axis acceleration to check the tilt of the pen, and then we calculated SOM to train the personal feature pattern of every user, and as a result we evaluated the usefulness of a personal identification method.

Keywords: authentication, accelerometer, pen, figure, SOM

1. はじめに

近年、スマートフォンやタブレット端末などのタッチスクリーンを搭載している機器が一般ユーザに普及し始めている。MM 総研が 2012 年 3 月に調査したスマートフォンの出荷台数および比率の推移・予測¹⁾を Fig. 1 に示す。

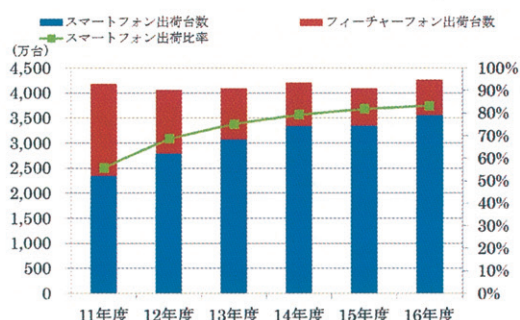


Fig. 1 スマートフォン出荷台数・比率の推移・予測

この調査によると 2011 年度のスマートフォン出荷台数が 1,986 万台、2015 年度には 3,056 万台になると予測されている。また、タブレット型端末の代表的な製品である iPad の世界累計出荷台数が 2011 年第 4 四半期時点で 1 億 2310 万台であることから、タッチスクリーンを搭載

している機器は一般ユーザに普及し始めていることが裏づけられる。

そして、スマートフォンやタブレット PC の普及により屋外での端末利用が容易となった。それと同時に、重要情報へのアクセスも容易となった。そのため、端末のセキュリティ強化が求められているが、タッチスクリーンデバイス特有の問題点がある。その問題点として、タッチスクリーンは入力デバイスと表示デバイスが一体化しているため、入力情報が他人に読み取られやすいことが挙げられる。その問題点を悪用したものに、背後からの覗き見攻撃がある。端末を操作している様子を背後から覗き込み、端末のパスワードや重要情報を盗む手口である。その背後からの覗き見攻撃を防止する方法として、近年、導入が進んでいるバイオメトリクス認証がある。バイオメトリクス認証とは、人間の身体的・行動的特徴を用いて認証を行うものであり、他人の模倣が難しい。

そこで、本研究では、バイオメトリクス認証の行動的特徴である手書き図形認証方式について提案する。タッチスクリーンに表示させた図形を加速度センサ付きペンで追従することで本人認証を行う。本実験では、ペンの傾きを見る指標である Z 軸加速度の値を計測し、本人識別が行

えるか検証する。本認証は、簡単・手軽かつ安全に認証することを目的としている。

2. 理論

2.1 本人認証

本人認証の方法には以下の3種類がある。

①本人の所有物による認証

磁気カードやICカードを用いた認証である。携帯性や操作が容易などの長所がある反面、盗難、偽造の危険性がある。

②本人が持つ知識による認証

パスワードなどを用いた認証である。直接盗まれないことがない、簡易な手段で実現できるという長所がある反面、本人が忘れる、パスワードが盗まれるなどの危険性がある。

③本人の身体的、行動的特徴による認証

個体のもつ特徴を用いた認証方法のことをバイオメトリクス認証という。バイオメトリクス認証については2.2節で説明する。記憶、所持などが不要であり、利便性が高いが、認証のための特別な装置、高度な処理ソフトウェアが必要である。

どの認証方式が優れているかは、一概にはいえないが、個人を同定する究極の方式として、バイオメトリクス認証技術が注目されている。

2.2 バイオメトリクス認証

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、個人を自動的に同定する技術」のことであり、バイオメトリクス認証とはバイオメトリクスを使用して本人認証を行うものである²⁾。

Biometricsの語源はbiology(生物学)とmetrics(測定)の合成語であり、生物測定学などと訳されている。

バイオメトリクス認証には、身体的特徴を使用するものと行動的特徴を使用するものの二種類がある。前者は指紋、掌形、顔、虹彩、静脈、網膜などが相当し、後者には声紋、署名が相当する。

2.3 手書き図形認証

手書き図形認証は、人間の行動的特徴を用いたバイオメトリクス認証の1つである。一般的な署名認証と異なり、スクリーン上にFig. 2のような図形を表示し、それを追従するだけで認証を行うため特定のサインを覚える必要が無く、利用者への負担も少ないと考えられる認証方式である³⁾。

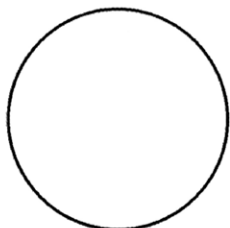


Fig. 2 手書き図形認証で使用する図形の例

2.4 先行研究

まず先行研究として、真田ら³⁾による”TabletPCにおける手書き図形を用いた個人認証方式”では、TabletPCにおいてFig. 3に示す4種類の図形において筆圧を使用し、登録データの平均と分散を用いて個人認証実験を行った。その結果、1種類の図形では40~100%、2種類の図形を組み合わせた時は60~100%、3種類の図形を組み合わせた時は60~80%、4種類すべて組み合わせた時は80%となっている。

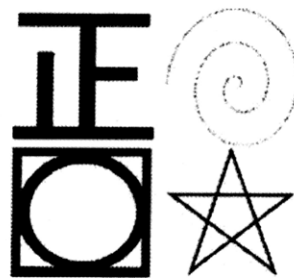


Fig. 3 先行研究で使用了図形

2.5 本研究における手書き図形認証

先行研究では、本人特定を行う情報に筆圧および筆速を利用していた。しかし、筆圧を検知できないタッチスクリーンでは、その特徴を用いた認証が利用できないという問題がある。

そこで、本研究では、ISO/IEC 19794-7により定義されたデータ形式の1つである、ペンの傾きを用いて個人識別を行う。ISO/IEC 19794-7により定義されているデータ形式では、X座標、Y座標が必須となっている。しかし、署名認証に関連する研究の中に加速度や角速度といったISO/IEC 19794-7により定義されているデータ形式では、オプションデータとなる複数の情報を組み合わせて分析を行い、紙面に記述した手書き文字認識を行うものがある⁴⁾。このようにX、Y座標の情報を使用せずにZ軸加速度を分析に使用するデータに含んだ署名認証に関連する研究が既に存在している。また、この認証を扱う先行研究⁵⁾においても、筆圧および筆速といったISO/IEC 19794-7のデータ形式だけをオプションデータとして認証に利用している。そのため、手書き図形認証でもZ軸加速度のみで認証できるのではないかと考えた。

本実験では、ペンの傾きを取得するため、タッチペンに3次元加速度センサを取り付け、センサのZ軸加速度からペンの傾きを取得する。

2.6 自己組織化マップ

自己組織化マップ(SOM: Self-Organizing Maps, 以下SOMという)は、競合学習型ニューラルネットワークの一種であり、入力層と出力競合層の2層から成っている⁶⁾。ニューラルネットワークとは、脳・神経系による情報処理方式の原理を模した情報処理の仕組みである。

2.7 自己組織化マップのアルゴリズム

SOM の学習式を以下に示す.

$$\mathbf{m}_i(t+1) = \mathbf{m}_i(t) + h_{ci}(t)[\mathbf{x}(t) - \mathbf{m}_i(t)] \quad (1)$$

(1) の式の意味は, 次の通りである. いま神経細胞 (ノード) i が時刻 t で処理している情報処理能力を $\mathbf{m}_i(t)$ とするとき, 外部から入力信号により近い情報処理能力 $\mathbf{m}_i(t+1)$ を持つようになる. そのとき $\mathbf{x}(t)$ が n 次元の入力ベクトルであるならば, 参照ベクトルとも呼ばれる $\mathbf{m}_i(t)$ もまた同じ n 次元の要素を持つ. そして, $h_{ci}(t)$ は学習率係数を含めた近傍関数を意味し, $t=0, 1, 2, \dots$ は離散時間座標である. 競合層のベクトルは参照ベクトル $\mathbf{m}_i(t)$ で表され, 入力層の次元に合わせて n 個の要素を持っている.

通常使用されている基本 SOM は, マップの端に境界線があるため, マップの中央付近の出力ノードと端にある出力ノードの近傍領域の面積に違いが生じる. 近傍領域とは, 学習によって学習ベクトルが更新される領域である. 学習データが同じであっても影響を及ぼす領域面積が異なるため, 学習ごとに異なる特徴マップが形成されてしまう. その問題を解消する方法として, トーラス型 SOM がある. トーラス型の場合, マップの上下左右を結合することで近傍領域のばらつきがなくなるため, 出力ノードが正常な位置に配置される. そのため, 本研究では, トーラス型 SOM を採用した.

2.8 本研究における自己組織化マップの役割

本研究では, 自己組織化マップを用いて本人特定を行う. まず, 各利用者の登録用の Z 軸加速度データからマップを作成する. 作成したマップに認証用の Z 軸加速度データを投入し, 認証用データの位置と各登録用データの位置とのユークリッド距離を求め, その平均ユークリッド距離で分析を行う.

登録用と認証用のデータはペンの傾き情報であり, 類似すると考えられる. 自己組織化マップを用いて, 手書き図形認証でペンの傾きを使用した時の認証精度を求める.

3. 図形描画認証実験

3.1 実験条件

本学学生 10 名に協力を依頼した. 各被験者はタッチスクリーンに表示された図形をタッチペンで描きやすい高さの椅子に座ってもらった上で実験を行った. 実験の様子を Fig. 4 に示す.



Fig. 4 実験の様子

先行研究ではタブレット PC や PDA を用いたものがあるが, データ計測を行った姿勢やタブレット PC・PDA など計測用の機器を置く (または持つ) 位置といったデータ取得時における機器の配置や被験者の姿勢に関する記述が見受けられなかった. そのため, 各条件をできる限り被験者間で同一にすることで, 実験条件によるデータの差異が生じないように考慮した.

3.2 実験機器

実験に使用したタッチスクリーンを Table 1 に, 加速度センサを Table 2 に, A/D コンバータを Table 3 に, コンピュータとの接続に使用したインタフェースボードを Table 4 に示す.

Table 1 実験に使用したタッチスクリーン

機器	クイックサン製カラーTFT 液晶
型番	QT-1005B (AVTP)
インタフェース	USB
パネルサイズ	10.4 型
タッチ方式	アナログ抵抗膜方式

Table 2 実験に使用した加速度センサ

機器	浅草ギ研製 3 次元加速度センサ
型番	AS-3ACC-3
測定加速度	6G/1.5G (可変)
測定傾斜角	-90°~+90°
応答周波数	X, Y: 400Hz Z: 300Hz
感度	1.5G: 800mV/G 6G: 206mV/G

Table 3 実験に使用した A/D コンバータ

機器	浅草ギ研製 AD コンバータボード
型番	AGB65-ADC
分解能	8bit/12bit
通信速度	9,600bps/115,200bps

Table 4 実験に使用したインタフェースボード

機器	浅草ギ研製 USB シリアルインタフェース
型番	AGB65-USB

3.3 実験環境

本実験では, タッチスクリーンを Fig. 5 のように, 平面上に置いて計測を行う. また, タッチスクリーンの高さを床 75cm とし, 実験は椅子に座って行うため, ペンの傾きへの影響を考慮し, 実験機器の高さを固定した. そして, 表示した図形をタッチペンで追従し易いように Fig. 6 のようにタッチスクリーン前部と後部の高さの差を 7.5cm に設定した.



Fig. 5 平面上に置かれたタッチスクリーン

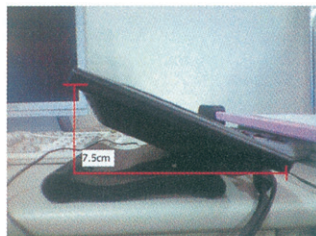
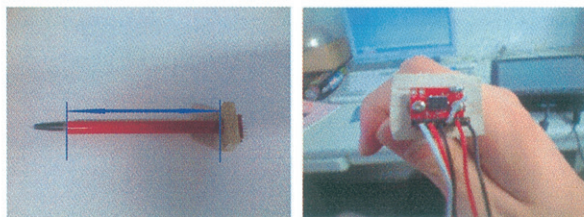


Fig. 6 タッチスクリーンの角度

本実験ではペンの傾きを検出するために、使用するタッチペンに 3 次元加速度センサを取り付けた。穴を開けた木製の棒にタッチペンを埋め込み、棒の反対側に木材を取りつけて、Fig. 7 のように 3 次元加速度センサを固定した。このタッチペンの長さはセンサ部を除き 12.5cm とした。本実験で 3 次元加速度センサは、センサの出力範囲が大きい 1.5G モードを使用した。

Fig. 7 3次元加速度センサ搭載ペン
(左：全体、右：センサ取り付け部分拡大)

3.4 実験プログラム

実験の計測用プログラムは、Visual C#2010 を使用して作成した。タッチスクリーン上で Fig. 8 のように表示する。図形トレース用のスペースは 480×480 ピクセルとした。図の配置は表示する図が 1 つのため利き手が左右どちらでも違和感が出ないように中央上部にした。このプログラムの動作環境を Table 5 に示す。

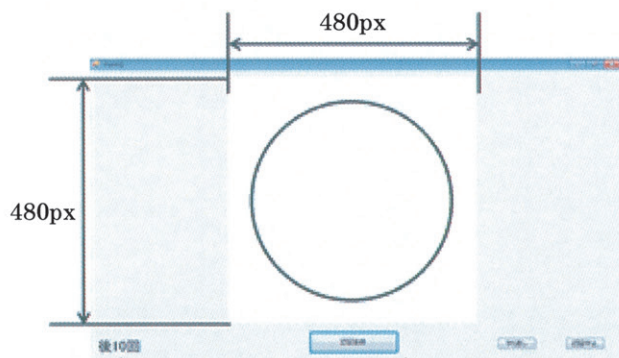


Fig. 8 タッチスクリーン上の表示画面

Table 5 プログラム動作環境

CPU	Core i5-2500K
メモリ	4GB (システム上では 3.17GB 使用可能)
OS	Windows7 Professional ServicePack1 32bit
言語	Visual C#2010

3.5 実験用データ計測条件

本研究では、図形トレース時のペンの傾きを用いた個人認証実験を行う。先行研究では図形の追従開始位置と追従を行う向きの指定について明記されていなかったため、本実験では図形の追従開始位置と追従を行う向きについては特に定めなかったことにした。

被験者は本学学生 10 名で行い、図形ごとの認証精度の差異を調べるため Fig. 9 に示す 4 種類の図形を使用する。この図形は先行研究において使用されたことがある図形である。登録を行う前に各図形で 20 回練習をしてもらい、その後に 10 回分の計測を行った。データ収集を行う間隔を 10msec、A/D コンバータの分解能を 12bit、通信速度を 115,200bps とした。

計測した 10 試行分のデータを先行研究と同様に初めの 7 回を登録用、残りの 3 回を認証用とした。

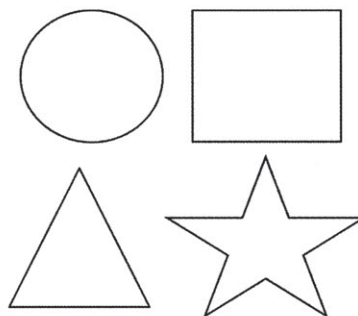


Fig. 9 実験で使った図形

3.6 属性ベクトル作成手順

本研究では、Z 軸加速度データを用いて本人識別を行う。その際、ペン入力データのような時系列データを SOM で学習する場合、入力ベクトルの長さの差がそのままベクトル間の距離として現れるため、同一ユーザにおいても入力に要する時間が少しずれるだけで、大きな誤差となる。そのため、SOM に学習させる前に投入する属性ベクトルの長さを合わせる必要がある。そこで、Z 軸加速度データを 30 次元にリサンプリングし、元データに近い状態を保ちつつ、同一ユーザの入力ベクトルの長さの差の影響を軽減した。

3.7 SOM による認証精度分析と評価方法

本研究では、SOM を用いて分析を行う。まず、10 回分の Z 軸加速度データを 30 次元にリサンプリングした後に、最大値を 1、最小値を 0 に正規化したものを、登録用に 7 回、残りの 3 回を認証用に分ける。その登録用 7 回分のデータを SOM で学習させ、マップを作成すると登録用データの座標が出力される。そして、作成したマップに認証

用データを投入すると、認証用データの座標が出力される。その座標と各登録用データの座標とのユークリッド距離を求め、その平均ユークリッド距離を用いて分析を行う。登録データの座標を (a_i, b_i) とし、認証時のベクトルの座標を (x, y) とすると、平均ユークリッド距離 $(\bar{d}(n=7))$ は以下の式 (2) で表せる。

$$\bar{d} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sqrt{(x-a_i)^2 + (y-b_i)^2} \quad (2)$$

評価には、他人受入率 (FAR : False Accept Rate) 式 (3) と本人拒否率 (FRR : False Reject Rate) 式 (4)、認証精度を χ とした時の等誤り率として、FAR と FRR の交点から求められる EER (Equal Error Rate) 式 (5) を用いた。定義式を以下に示す。

$$FAR = \frac{\text{他人受容回数}}{\text{試行回数}} \quad (3)$$

$$FRR = \frac{\text{本人拒否回数}}{\text{試行回数}} \quad (4)$$

$$\chi[\%] = 100 - EER[\%] \quad (5)$$

平均ユークリッド距離より、求められた値が閾値より小さければ「受容」とし、大きければ「拒否」とした。閾値とは、本人か他人かを判断するための基準とする値である。そして、閾値ごとの FRR, FAR を計算した。

3.8 第一実験—マップ作成の最適化—

先行研究では認証精度を調べるために SOM を使用していたが、Table 6 に示すように学習回数や学習条件の設定方法が検討されていなかった。

Table 6 先行研究学習条件

マップサイズ	8×8 (64 ユニット)
学習回数	不明
マップ投入人数	10 人
学習用	1 人あたり 7 個 (投入用以外)
投入用	1 人あたり 3 個 (最後の 3 回分)

そこで、適切なマップ作成条件を調べるため、円形の時のデータを使用し Table 6 に示す条件で SOM の作成を行った。なお、マップ作成時に投入するデータの人数は 10 人、1 人あたり 10 回分データから、学習用に 1 回目から 7 回目の 7 個を使用し、投入用に 8 回目から 10 回目のデータを使用した。第一実験の学習条件を Table 7 に示す。

Table 7 第一実験学習条件

マップサイズ	70×70	50×50	30×30	8×8
学習回数	20,000 回 および 50,000 回			
マップ投入人数	10 人			
学習用	1 人あたり 7 個 (1 回目から 7 回目)			
投入用	1 人あたり 3 個 (8 回目から 10 回目)			

3.9 第二実験—認証精度の検証—

第一実験において一番認証精度が高い結果が得られた SOM 作成条件を使用し、図形単体での認証精度及び 2 種類の図形を組み合わせた時の認証精度を検証した。本実験で使用する SOM の作成条件を Table 8 にまとめた。

Table 8 第二実験 SOM 作成条件

マップサイズ	30×30 (900 ユニット)
学習回数	50,000 回
マップ投入人数	10 人
学習用	1 人あたり 7 個 (1 回目から 7 回目)
投入用	1 人あたり 3 個 (8 回目から 10 回目)

2 種類の図形を組み合わせた時の認証精度において、両方の図形で認証成功した時を α と定義し、1 種類の図形でも認証成功した時を β と定義した。

2 種類の図形の組み合わせにおいて図形 1 の平均 EER を EER_1 、図形 2 の平均 EER を EER_2 とした場合、 α と β は以下の式で求めた。

$$\alpha = (100 - EER_1) \times (100 - EER_2) \quad (6)$$

$$\beta = 100 - (EER_1 \times EER_2) \quad (7)$$

4. 実験結果

4.1 第一実験—マップ作成の最適化—結果

第一実験で設定した学習条件における認証精度結果について Table 9, Table 10 に示す。SOM は毎回異なるマップが生成されるため、各条件で 5 回ずつ作成し、5 回の認証精度の平均をその条件における認証精度とした。

Table 9 各条件での認証精度 (1)

マップサイズ	70×70		50×50	
学習回数	20,000	50,000	20,000	50,000
1 回目 [%]	79.3	74.3	78.9	79.6
2 回目 [%]	82.0	73.7	75.0	76.5
3 回目 [%]	77.2	76.7	74.9	79.5
4 回目 [%]	78.8	79.8	74.0	79.7
5 回目 [%]	77.4	76.1	75.0	81.1
平均 [%]	79.0	76.1	75.5	79.3

Table10 各条件での認証精度 (2)

マップ サイズ	30×30		8×8	
学習回数	20,000	50,000	20,000	50,000
1回目[%]	76.6	82.5	67.9	67.9
2回目[%]	76.5	80.2	68.9	68.9
3回目[%]	79.0	78.4	67.6	67.6
4回目[%]	81.3	78.7	69.7	69.7
5回目[%]	79.8	79.0	72.5	72.5
平均[%]	78.6	79.7	69.3	69.3

4.2 第二実験－認証精度の検証－結果

第二実験の学習条件で作成した各図形単体での認証精度結果を Table 11 に、図形を 2 種類組み合わせた時の認証精度結果を Table 12, Table 13 に示す. SOM は毎回異なるマップが生成されるため、1 図形あたり 5 回作成し、その平均を認証精度とした。

Table 11 図形単体での認証精度

図形	円形	四角形	星形	三角形
1回目[%]	82.5	79.8	67.9	75.2
2回目[%]	80.2	80.2	73.8	77.1
3回目[%]	78.4	80.1	69.3	78.7
4回目[%]	78.7	80.1	69.9	72.8
5回目[%]	79.0	81.4	70.7	77.8
平均[%]	79.7	80.3	70.3	76.3

Table 12 2 種類の図形の組み合わせによる認証精度 (1)

図形 1	円形		
図形 2	四角形	星形	三角形
α [%]	64.0	56.1	60.9
β [%]	96.0	94.0	95.2

Table 13 2 種類の図形の組み合わせによる認証精度 (2)

図形 1	四角形		星形
図形 2	星形	三角形	三角形
α [%]	56.5	61.3	53.7
β [%]	94.2	95.3	93.0

5. 考察

5.1 第一実験－マップ作成の最適化－考察

第一実験では、適切なマップサイズと学習回数を調べるために各条件でマップ作成を行った。その結果、マップサイズ 30×30、学習回数 50,000 回が最も良い結果を示した。また、先行研究と同じマップサイズである 8×8 の時の認証精度が学習回数 20,000 回および 50,000 回ともに約 69.3% であるが、これはマップサイズが 8×8 以外で最も認証精度が低い条件の認証精度である 75.5% と比べて著しく低い。これは、マップの総ユニット数が 64 に対し

て、学習用データ数が 70 個あるため、ノードの位置関係が適切に分類できなかったものと推測する。したがって、先行研究で設定していたマップサイズは適切な大きさではない可能性がある。

5.2 第二実験－認証精度の検証－考察

第一実験で最も認証精度が高かった SOM 作成条件を用いて計算を行った。各図形単体での認証精度をまとめた Table 11 によると、四角形を使用した時に最も認証精度が高いことが分かる。これは 1 辺あたりの直線の長さが最も大きいので、直線を引いている時に被験者ごとのペンの傾け方の特徴が現れやすいのではないかと考えられる。

また、円形を使用した時も認証精度は比較的高いが、これは先行研究において円形のように曲線を書く際に各個人の特徴が現れていたのと同様に、ペンの傾きにおいても特徴が現れやすいのではないかと考えられる。

次に、2 種類の図形を組み合わせた時の認証精度をまとめた Table 12, Table 13 によると、四角形と円形の組み合わせが最も認証精度が高いことが分かる。これは、図形単体での認証精度の上位 2 つである。しかし、複数図形を使用する時に 1 つの図形のみ受容すれば良いとした場合、認証成功率の向上と同時に FAR も高くなるという問題が残った。

6. まとめ

本実験では、Z 軸加速度を用いた手書き図形認証の基礎的検討を行った。実験結果から手書き図形認証においてペンの傾き単独で個人認証を行うことについては、2 種類の図形を組み合わせる 1 種類でも成功すれば良いとした場合、最も認証率が高い組み合わせで 96.0%、最も低い組み合わせでも 93.0% と先行研究よりも高い認証精度が見込めることを明らかにした。

しかし、実装する上では 2 種類のうち 1 種類でも成功すれば良いとした場合、認証成功率の向上と同時に FAR も高くなる問題がある。そのため、認証操作を行うユーザーごとに、特徴が出やすい要素を含む図形を複数個システム側で示す。そして、システム側が示した複数の図形で認証操作を行わせた上で、本人であると判断した時に認証成功とするなどのシステム面で工夫が必要となる。

本研究では、手書き図形認証においてペンの傾きを使用して認証を行えるか検証することが目的であった。その上で、個人識別はペンの傾きを表す Z 軸加速度のみで行った。

しかし、先行研究で筆圧を使用した時に得られた結果に、他の特徴量と組み合わせることで認証精度が向上するというものがある。

以上のことから、今後の課題として、実験条件としてペンの傾きを含む複数の特徴量の組み合わせによる実験を行い、認証精度がどのように変化するか検証すべきである。

謝辞

本研究を遂行するにあたり多大な尽力を頂いた神奈川県立工科大学情報工学科卒業生、豊田健司氏に深く感謝の意を表する。

参考文献

- [1] MM 総研：スマートフォン市場規模の推移・予測，
<http://www.m2ri.jp/newsreleases/main.php?id=010120120313500>，（2012）
- [2] バイオメトリクスセキュリティコンソーシアム：バイオメトリクスセキュリティ・ハンドブック，p.2，pp.15-18，p3，pp.1-2，オーム社，（2005）
- [3] 真田 広朗，堂菌 浩：TabletPC における手書き図形を用いた個人認証方式（セッション 9-B：認証（2）），情報処理学会研究報告．CSEC，[コンピュータセキュリティ]，一般社団法人情報処理学会，Vol2006，No26，pp323-328，（2006.03）
- [4] 古田 俊之，新行内 充，佐藤 康弘，別府 智彦：ペンの動き検出による手書き文字認識の検討，電子情報通信学会ソサイエティ大会講演論文集，社団法人電子情報通信学会，Vol1997，pp190，（1997.8）
- [5] 堂菌 浩，中國 真教，真田 広朗，高田 大嗣，徳島 尚生，野口 義夫：自己組織化マップによる PDA における手書き図形の筆圧解析（信頼性，〈特集〉ユビキタス社会を支えるコンピュータセキュリティ技術），情報処理学会論文誌，Vol47，No8，pp2593-2601，（2006）
- [6] 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，p.1，pp.1-7，加藤文明社，（2008）