

# 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

堂 蘭 浩<sup>†</sup> 中 國 真 教<sup>††</sup> 真 田 広 朗<sup>†</sup>  
高 田 大 嗣<sup>†</sup> 徳 島 尚 生<sup>†</sup> 野 口 義 夫<sup>†</sup>

ユビキタスコンピューティングの実現において PDA や Smart Phone などの高機能な携帯機器は重要な構成要素の 1 つになると考えられる。しかし、これらの機器は即応性が重視され、個人認証を行わずに使われることが多い。そこで本論文では即応性を失わずに個人認証を行う方法として、固定された図形をペンでトレースし、筆圧パターンを用いることで PDA において認証を行う方法を提案する。また、筆圧パターンなどの解析に自己組織化マップを用い、認証に適した図形を選択した。さらに、選択した図形を用いて個人認証の実験を行い本手法の有効性を確認した。

## The Analysis of Pen Pressures of Handwritten Symbols on PDA Touch Panel Using Self Organizing Maps

HIROSHI DOZONO,<sup>†</sup> MASANORI NAKAKUNI,<sup>††</sup> HIROAKI SANADA,<sup>†</sup>  
DAISHI TAKATA,<sup>†</sup> HISAO TOKUSHIMA<sup>†</sup> and YOSHIO NOGUCHI<sup>†</sup>

For the realization of the ubiquitous computing, the mobile computers such that PDAs and Smart phones will be the important components. But, the mobile computers tend to be used without authentications because they should be usable as soon as the power become on. In this paper, we propose a authentication method without losing the usability of PDA. With this method, the user is authenticated using the pen pressure pattern measured by tracing the symbols which are displayed on the screen with stylus. From the analyses of pen pressure patterns using self organizing maps, the symbols which are suitable for authentication are selected. The effectiveness of this method is confirmed with the authentication experiments using the symbols.

### 1. はじめに

近年、PDA (Personal Digital Assistance) 特に PDA 機能を携帯電話に融合した Smart Phone の需要が世界的に増大している。日本では、2005 年 11 月現在、PDA 自体の売上げは減少してきているが、Smart Phone に分類される携帯電話も数機種発売され、2005 年 12 月には Microsoft 社の Windows Mobile5 を搭載した Smart Phone の発売も予定されている。これらの PDA、Smart Phone (以後 PDA と省略) は小型で簡単に持ち運びができ、電源を入れてすぐに使えるという即応性から、ユビキタスコンピューティング

を実現する際に重要な構成要素になると考えられる。また、現在の PDA の用途は住所録、予定表からクレジットカードナンバ、他システムへのパスワードなど個人情報の蓄積、および、ホストシステムへのアクセスなど、本来個人認証が必要なものがほとんどである。一方、PDA はつねに携帯するという使用形態で使われるため、置き忘れや盗難により他人の手に渡る危険性が高いと考えられる。

その一方で、PDA の通常のユーザは認証なしで使用している場合がほとんどである。その理由としてはパスワードなどの認証を行うと、PDA の最大の利点である即応性が失われるためである。ほとんどの PDA は一般的なコンピュータと同様にパワーオン時のパスワード認証をサポートしているが、PDA、特にキーボードを装備していない PDA においては、スクリーンキーボードや手書き認証でパスワードを入力するのは非常に手間がかかる。また、パスワードは単なるテキストにすぎないため、他人に容易に盗まれてしまい、特に PDA においてはスクリーンキーボードや手書き

<sup>†</sup> 佐賀大学  
Saga University

<sup>††</sup> 宮崎大学  
University of Miyazaki  
現在、宇部興産株式会社  
Presently with UBE Industries, LTD.  
現在、凸版印刷株式会社  
Presently with Toppan Printing

の文字は、その入力画面をショルダーハッキングされやすい。また、パスワードは本来使用するシステムごとに変えるべきものであるが、同じパスワードを複数のシステムで使っているユーザが多く、1つのシステムのパスワードを見破られることで、複数のシステムにおいて不正ユーザの使用を許す結果になりかねない。

そこで有効となるのが生体認証(バイオメトリクス認証)である。パーソナルコンピュータにおいては指紋認証ユニットを装備したものと、USB 接続の指紋認証ユニットを使用して個人認証を行うものが市販されている。PDA においても、機種によっては指紋認証ユニットを装備したものがあるが、通常のパーソナルコンピュータと比較して低価格の PDA においては、指紋認証ユニットの分のコストアップも大きなものとなり、比較的高価な機種にしか装備されていないのが現状である。また、生体認証の1つとして PDA のタッチパネルから得られる筆跡を利用して、個人認証を行うソフトウェアが開発されている<sup>1)</sup>。ただ、PDA のタッチスクリーンは滑りやすく、スタイラスで正確にサインを書くのは困難であり、特に日常的にサインを書き慣れていない日本人にとっては毎回同じサインを入力することは難しい。著者もいくつかのサイン認証ソフトウェアを試してみたが、サインで認証されることは少なく、最終的にはスクリーンキーボードでパスワードを入力することで認証される場合が多かった。

そこで本論文では、PDA のタッチパネルに表示された図形をトレースすることで個人認証を行う方法を提案する。この方法においては同じ図形を用いて認証を行うため、筆跡のみで個人の特特定を行うことは困難であり、筆圧を利用することが重要となる。また、筆跡は比較的容易に真似をすることが可能であるが、筆圧まで含めて真似ることは困難であると考えられる。PDA において筆圧まで用いたサイン認証ソフトウェアもすでに市販されているが<sup>2)</sup>、ユーザ本人のトレーニングが必要であり、他のサイン認証ソフトウェアと同様にサインを書き慣れていない人にとっては使いにくいと考えられる。これに対し本論文では、全ユーザに共通の固定した図形を画面に表示し、それをペンでトレースすることで、本人がサインの形を覚えていなくても認証できるようにすることを目的としている。このためには、個人の特徴をよりよく抽出できる図形の選択が重要になる。本論文では、複数のユーザから様々な図形の入力時のデータを取得し、そのデータを自己組織化マップ(Self Organizing Map: SOM)を用いて解析することで、個人認証に適した図形の選択、および、特徴量の選択を行った。

SOM は Kohonen が発表したフィードフォワード型のニューラルネットワークであり、入力ベクトルの集合を教師なし学習させることで、それらのデータのクラスタリングを行い2次元の平面上に写像することができる<sup>3),4)</sup>。また、SOM を用いることで、複数の特徴量からなるベクトルの集合を2次元平面上に写像し、それらのデータ間の関係を2次元平面上に視覚化し、複数の特徴量を統合して解析を行うことができる。本論文ではタッチパネルから取得された複数のユーザのペン入力から、SOM に与える特徴量の組合せを変化させて学習を行うことで、個人認証に適した特徴量の選択や図形の選択を行うものとする。また、本論文では生体情報のような高次元情報からなるセキュリティデータの解析に SOM が有用であることを示すことも目的としている。

本論文では2章で PDA のタッチパネルの構造、3章で自己組織化マップ、4章で自己組織化マップを用いた手書き図形の解析について述べる。また、5章で個人認証実験について述べ、6章で結論を述べる。

## 2. タッチパネルの構造

PDA などの機器でよく用いられている抵抗感圧式のタッチパネル<sup>5)</sup>の構造を図1に示す。図1のタッチパネルでは上方からペンで押されると上部の抵抗膜の1点が下部の基板の1ラインに接触し、 $x$ 座標をラインの番号で、 $y$ 座標を抵抗膜に $y$ 軸方向にかけられた電圧の分圧比で検出する。また、筆圧はタッチパネルと基板間の抵抗を検出することで測定することができる。ただし、Microsoft 社の PocketPC や Palm 社の PalmOS の PDA などでは筆圧を検出する API は用意されていないために、筆圧を検出することは現状では困難である。本研究では実験に用いる PDA としてシャープ社製の Linux Zaurus SL-C700 と SL-C760 を用いた。この PDA は、オペレーティングシステム(OS)に Linux を使用しており、また、カーネルの

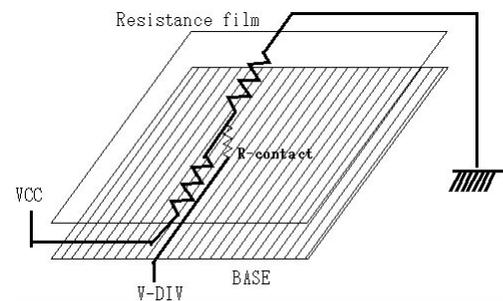


図1 タッチパネルの構造

Fig. 1 Structure of the touch panel.

ソースも公開されているため、カーネルのカスタマイズにより筆圧を検出することが可能になる。また、この PDA は CPU に Intel 社の Xscale を採用しているが、Xscale は PocketPC や PalmOS を用いた PDA にも数多く採用されており、ハードウェア的なアーキテクチャはほとんど Linux Zaurus と変わらないため、ハードウェアメカまたは OS の開発元が筆圧を検出する API を用意すれば、本論文の認証方法が簡単に実現できると考えられる。本論文の目的の 1 つとして、個人認証への筆圧の有用性を示し、メカに筆圧検出の API を実装することを提案するものである。

### 3. 自己組織化マップ (Self Organizing Map: SOM)

前述のように自己組織化マップは高次元の入力ベクトルの集合を学習させることで、それらのベクトル間を 2 次元の平面上に視覚化することが可能である。この性質を利用して、様々なデータの可視化および解析に自己組織化マップは用いられている<sup>(3),(4)</sup>。初期に用いられていた SOM のアルゴリズムでは、初期マップをランダムに生成し、入力ベクトルをそのまま学習用のベクトルとして用い、1 ベクトルの学習ごとにネットワークの重みベクトルを更新する追加型の学習を行っていた。

最近の研究では、入力ベクトルを主成分分析 (Principal Component Analysis: PCA) により、低次元の主成分ベクトルに変換し、初期マップを第 1 主成分と第 2 主成分を用いて 2 次元マップ上に生成し、主成分ベクトルを用いて学習を行う方法がよく用いられている。また、学習方法も 1 ベクトルごとの追加学習から、学習時には入力ベクトルを各ニューロンに関連づけるのみで、更新時に各ユニットに関連づけられたベクトルを用いて更新を一度に適用することを繰り返すパッチ型の学習方法がよく用いられている。このような学習方法を用いることで乱数によって生成される初期マップの影響や、入力ベクトルを与える順番による最終的なマップの違いを吸収することができる。このような手法を用いた自己組織化マップの代表例に、ドキュメントデータにおける様々な単語の出現頻度を 1 次元ベクトル化したデータを入力データとして、ドキュメント間の関係を 2 次元平面上に可視化する WEBSOM<sup>(6)</sup>、DNA シーケンスにおける特定長のシーケンスの出現頻度を入力ベクトルとし、様々な生物種間の DNA シーケンス間の関係を可視化する研究<sup>(7)</sup> などが報告されている。本論文は、SOM のアルゴリズムの改良などを目的とするものではないので、

アルゴリズムの詳細に関しては省略する。

## 4. 自己組織化マップを用いたペン入力データの解析

### 4.1 ペン入力データの取得

2 章で述べたように、本論文では Linux Zaurus を用いてペン入力データの取得を行った。まず、最初に 4 つの単純な図形 (四角、丸、三角、星型) についてデータの取得を行い、その解析を行った。図 2 にペン入力データの取得に用いたソフトウェアの実行画面を示す。この実験においては 12 人の被験者にすべての図形を 5 回ずつ入力を行ってもらい、合計で 240 個のペン入力データの解析を行った。図 3 に筆圧まで含めたペン入力データ (星型) の 1 つを示す。図 3 において筆跡は  $x$ - $y$  座標で、筆圧は  $z$  軸に表されている。このデータは 232 点で構成され、1 点あたり  $x$  座標、 $y$  座標、筆圧の 3 つのデータを含むため、ベクトルの次元は 696 となる。サンプリングレートは 10 [ms] である。今後、本論文ではペン入力データの  $x$  座標、 $y$  座標からなるデータを筆跡データ、各点における 1 次元のペン移動速度からなるデータを筆速データ、各点における筆圧からなるデータを筆圧データと呼ぶもの

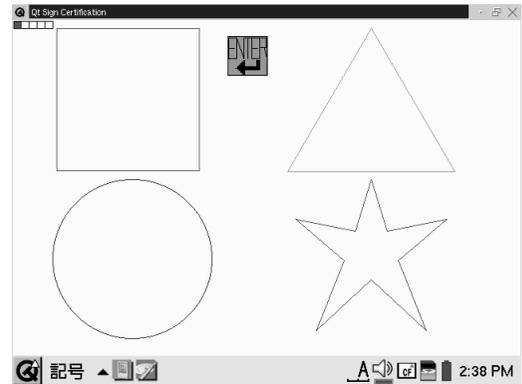


図 2 ペン入力データ取得ソフトウェアの実行画面

Fig. 2 The screen of the software for taking pen input data.

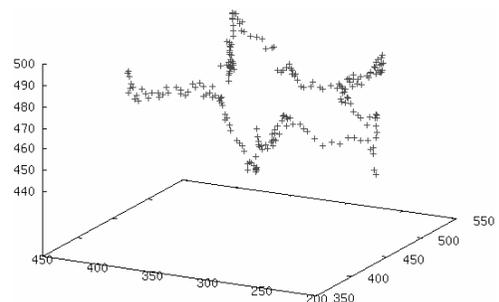


図 3 星型の筆跡と筆圧データのサンプル

Fig. 3 A sample of pen strokes and pen pressures.

とする．この実験で取得したデータは最大で 444 点からなり、ベクトルの次元は 1,332 次元と長大になるため、PCA による入力ベクトルの変換が必要となる．

### 4.2 自己組織化マップを用いた解析

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、大きな差となってしまう．そのため、すべてのペン入力データの点数を、線形補間により最大長の 444 に合わせ、1,332 次元のベクトルとした．これらのデータに対して PCA を適用し、50 次元の主成分ベクトルを取り出し、SOM の学習に用いた．なお、次元数が高いため 50 次元の主成分の寄与率は求めているが、主成分ベクトルから元データを復元することで、50 次元で十分であることを確認した．

まず、すべてのペン入力データを、1,332 次元ベクトルとして、そのまま PCA で変換を行ったものを入力ベクトルとし、学習を行った結果を示す．SOM のマップサイズは 16 × 16 とし、初期近傍系のサイズは 8 とし、20 回のバッチサイクルで 0 まで減少させた．また、マップの初期化は前述のように PCA の第 1 主成分と第 2 主成分で行った．図 4 に学習結果を示す．図 4 は SOM で学習した主成分ベクトルを逆変換で元の 1,332 次元のペン入力データに戻し、筆跡データを用いてグラフ化したもので、各入力図形が図形の類似性に基づいてマップ上に写像されていることが分かる．また、星型のような比較的複雑な図形が復元されていることから PCA の次元数が十分であることが分かる．なお、本論文では上下、左右が結合された循環型のマップを用いているため、マップの上下、左右にも類似性の高い図形が配置されている．また、同図中にユーザの番号を用いて、ユーザごとの入力データの分布を示す．各図形ごとに各ユーザの入力パターンが分布していることが分かる．もう少し詳しくみるために、各入力図形ごとに 8 × 8 のサイズのマップを用いて学習し、ユーザの番号をマップ上に示したものを図 5 に示す．なお、マップ上の同一のユニットが複数のデータに対して対応する場合は、最大のユーザ番号でラベル付けしている．図 5 において、どの図形の場合でも、それぞれのユーザのペン入力データはクラスタ化は不十分であり、この特徴量ではユーザの認証は不可能であると考えられる．これは同一ユーザが同じ図形を書く場合においても筆跡データの分散が大きくなり、ユーザ間で差が出る筆圧データの差が出にくかったためではないかと考えられる．この結果は文献 [8]

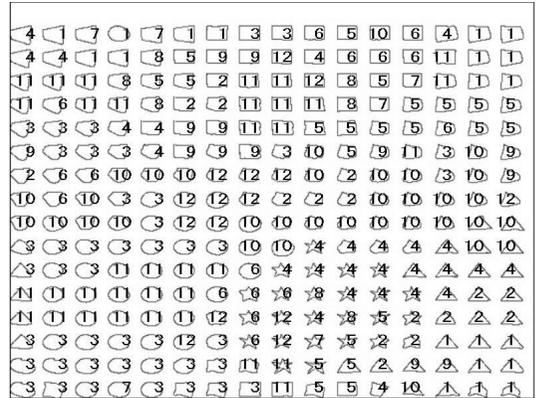


図 4 筆跡と筆圧で学習を行ったマップ (数字はユーザ番号)  
Fig. 4 The map trained by using pen strokes and pen pressures.

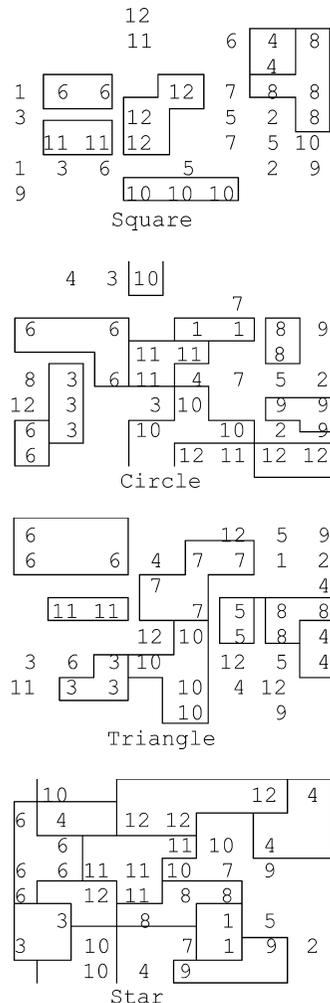


図 5 各図形におけるユーザごとのペン入力データ (筆跡, 筆圧) の分布 (数字はユーザ番号)  
Fig. 5 Distribution of the pen data of each symbol taken from each user.

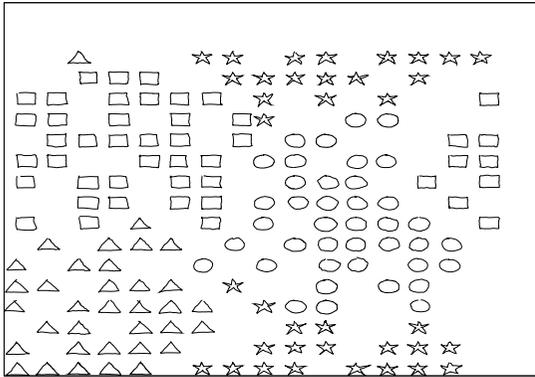


図 6 筆圧と筆速で学習を行ったマップ

Fig. 6 The map trained by using pen pressures and pen speeds.

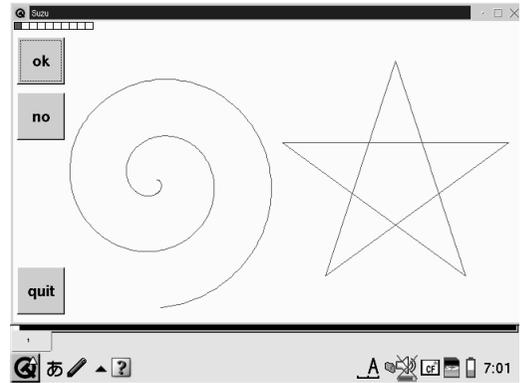


図 8 個人認証実験の実行画面

Fig. 8 The screen of the software for authentication experiments.

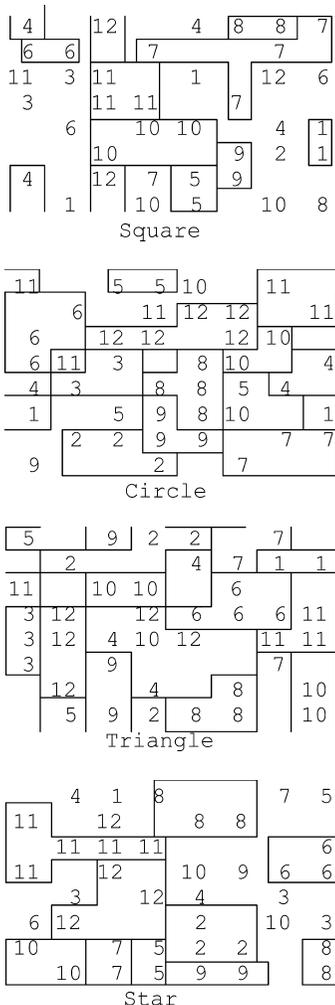


図 7 各図形におけるユーザごとのペン入力データ（筆圧，筆速）の分布（数字はユーザ番号）

Fig. 7 Distribution of the pen data (pen pressures and pen speeds) of each symbol taken from each user.

の結果とも一致する。

そこで、次に筆圧データと文献 8) において個人認証に有効であった筆速データを用いてマップの生成を行った。ここで筆速データは 1 次元の速度データである。このマップに対してペン入力データを写像し、筆跡データで表示したものを図 6 に示す。SOM のパラメータは図 4 と同じであるが、入力ベクトルの次元は筆圧と筆速で 888 次元となり、PCA で 50 次元までの主成分を選択した。筆跡データを用いていないにもかかわらず、各図形ごとにクラスタを形成していることが分かる。ユーザ間の関係を詳しく調べるために、図形ごとに 8×8 のマップを生成したものを図 7 に示す。図 5 と図 7 を比較すると、図 7 の方が各ユーザごとのクラスタがより多く形成されていることが分かる（実際の解析はカラー表示で行っているため、もっと分かりやすい）。特に円に関しては各ユーザごとにクラスタ化されており、個人認証に適した図形であると考えられる。これは曲線を書く際に、各個人の筆圧、および筆速の特徴がよく現れるためではないかと考えられる。また、三角形および星型においても多くのユーザにおいてクラスタが形成されている。これは鋭角を含む図形を書く際にやはり各個人の特徴が現れるためではないかと考えられる。以上の解析から、個人認証実験に用いる図形として、図 8 に示す螺旋型と星型 2 を選択し、特徴量として筆圧と筆速を用いることにした。

### 5. ペン入力データを用いた個人認証実験

前章で述べたように、螺旋型と星型 2 を用いて個人認証実験を行った。実験方法は、前章の実験の被験者とは異なる 10 人から図 8 のソフトウェアを用いて、螺旋型と星型 2 のペン入力データを各 10 個ずつ取得

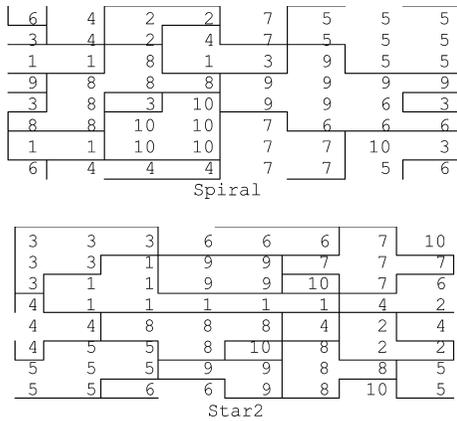


図 9 個人認証実験用図形のペン入力データ (筆圧, 筆速) の分布 (数字はユーザ番号)

Fig. 9 Distribution of the pen data (pen pressures and pen speeds) of each symbols which are used for authentication experiments.

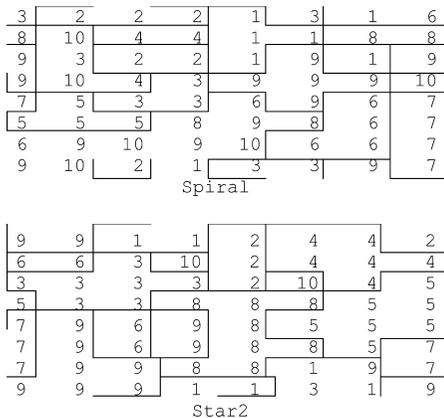


図 10 個人認証実験用図形のペン入力データ (筆速のみ) の分布 (数字はユーザ番号)

Fig. 10 Distribution of the pen data (pen speeds) of each symbols which are used for authentication experiments.

し,最初の7個をSOMの学習に使い,残りの3個を認証実験のテスト用データとした.まず,テスト用のデータの学習をそれぞれの図形に対して,筆速と筆圧のデータを用いて学習を行った結果を図9に示す.

ここでは,後の認証実験に用いるため,マップ上のすべてのユニットに対して最も近い学習用データのユーザ番号でラベル付けを行った.両方の図形とも一部の被験者を除いて,ユーザ番号ごとにクラスタ化されており,螺旋形の方がよりクラスタ化されていることが分かる.また,文献8)と同様に筆速のみによって学習を行った結果を図10に示す.筆速のみでもある程度クラスタ化は行われているが,筆圧をあわせ

表 1 個人認証実験 (筆速+筆圧) の結果

Table 1 Results of authentication experiments using both pen speed and pen pressure.

| Spiral learned data |                 |                       |                      |
|---------------------|-----------------|-----------------------|----------------------|
|                     | acceptance rate | false acceptance rate | false rejection rate |
| user-1              | 0.429           | 0.571                 | 0.032                |
| user-2              | 0.429           | 0.571                 | 0.016                |
| user-3              | 0.571           | 0.429                 | 0.000                |
| user-4              | 0.857           | 0.143                 | 0.063                |
| user-5              | 1.000           | 0.000                 | 0.016                |
| user-6              | 0.571           | 0.429                 | 0.063                |
| user-7              | 0.857           | 0.143                 | 0.016                |
| user-8              | 0.857           | 0.143                 | 0.016                |
| user-9              | 0.857           | 0.143                 | 0.063                |
| user-10             | 0.857           | 0.143                 | 0.016                |
| average             | 0.729           | 0.271                 | 0.030                |

| Spiral test data |                 |                       |                      |
|------------------|-----------------|-----------------------|----------------------|
|                  | acceptance rate | false acceptance rate | false rejection rate |
| user-1           | 0.000           | 1.000                 | 0.037                |
| user-2           | 1.000           | 0.000                 | 0.037                |
| user-3           | 1.000           | 0.000                 | 0.074                |
| user-4           | 0.667           | 0.333                 | 0.074                |
| user-5           | 1.000           | 0.000                 | 0.037                |
| user-6           | 0.000           | 1.000                 | 0.037                |
| user-7           | 1.000           | 0.000                 | 0.074                |
| user-8           | 1.000           | 0.000                 | 0.037                |
| user-9           | 0.000           | 1.000                 | 0.037                |
| user-10          | 0.333           | 0.667                 | 0.000                |
| average          | 0.600           | 0.400                 | 0.044                |

| Star2 learned data |                 |                       |                      |
|--------------------|-----------------|-----------------------|----------------------|
|                    | acceptance rate | false acceptance rate | false rejection rate |
| user-1             | 0.714           | 0.286                 | 0.063                |
| user-2             | 0.714           | 0.286                 | 0.048                |
| user-3             | 1.000           | 0.000                 | 0.000                |
| user-4             | 0.571           | 0.429                 | 0.048                |
| user-5             | 1.000           | 0.000                 | 0.000                |
| user-6             | 0.571           | 0.429                 | 0.016                |
| user-7             | 1.000           | 0.000                 | 0.000                |
| user-8             | 1.000           | 0.000                 | 0.000                |
| user-9             | 0.857           | 0.143                 | 0.031                |
| user-10            | 0.571           | 0.429                 | 0.016                |
| average            | 0.800           | 0.200                 | 0.022                |

| Star2 test data |                 |                       |                      |
|-----------------|-----------------|-----------------------|----------------------|
|                 | acceptance rate | false acceptance rate | false rejection rate |
| user-1          | 0.667           | 0.333                 | 0.148                |
| user-2          | 0.667           | 0.333                 | 0.037                |
| user-3          | 0.667           | 0.333                 | 0.037                |
| user-4          | 0.333           | 0.667                 | 0.148                |
| user-5          | 1.000           | 0.000                 | 0.000                |
| user-6          | 0.000           | 1.000                 | 0.074                |
| user-7          | 1.000           | 0.000                 | 0.000                |
| user-8          | 0.667           | 0.333                 | 0.000                |
| user-9          | 0.000           | 1.000                 | 0.000                |
| user-10         | 0.000           | 1.000                 | 0.037                |
| average         | 0.500           | 0.500                 | 0.048                |

表 2 個人認証実験（筆速のみ）の結果  
Table 2 Results of authentication experiments using pen speed.

|                     | acceptance<br>rate (Average) | false acceptance<br>rate (Average) | false rejection<br>(Average) |
|---------------------|------------------------------|------------------------------------|------------------------------|
| Spiral learned data | 0.643                        | 0.357                              | 0.039                        |
| Spiral test data    | 0.467                        | 0.533                              | 0.059                        |
| Star2 learned data  | 0.743                        | 0.257                              | 0.028                        |
| Star2 test data 4   | 0.500                        | 0.500                              | 0.055                        |

場合に比べると、ユーザ番号ごとのまとまりが劣っていることが分かる。

次に、これらのマップを用いて個人認証実験を行った。認証の方法は、認証を行うデータに一番近いユニットを探し、そのラベルのユーザとして認証を行うものとした。また、未学習のユーザの入力を判別するために、ラベル付けを行ったデータとユニットのデータ間の 2 乗誤差の 9 倍を閾値とし、それ以上の誤差の入力データは認証を行わないものとする。表 1 に学習を行ったユーザに対する、筆速と筆圧を用いた認証実験の結果を示す。実験は螺旋形と星型 2 について、学習データとテストデータに分けて行った。また、各行はユーザを表し、第 1 列が本人受け入れ率、第 2 列が本人拒否率、第 3 列が他人受け入れ率を表す。結果を見てみると、学習データに対しては両方の図形とも、ある程度良い認証結果が得られているが、テストデータにおいては本人受け入れ率が落ちている。PDA のユーザが 1 台あたり 1 人であるということを考えると、他人受け入れ率は、どの場合においても十分低いと考えられる。また、筆速データのみを用いて認証を行った場合の結果を表 2 に示す。本人受け入れ率、他人受け入れ率は、10 人のユーザの平均ですべての場合において筆圧データを用いた方が良い結果となっており、筆圧データの有用性が示されたと考えられる。

各ユーザごとに詳しく見てみるとユーザにより認証率に大きく差があることが分かる。2 回以内の入力で認証されればよいとして、本人受け入れ率 0.5 を閾値として分けてみると、両方の図形に対して良好なユーザの番号が 3, 5, 7, 8, 螺旋形でのみ良好なユーザの番号が 4, 星型 2 でのみ認証率が良好なユーザの番号が 1, 2, どちらでも悪いユーザの番号が 6, 9, 10 となった。図 9 のマップを見ると受け入れ率の悪いユーザはマップ上でもクラスタ化が不十分なことが分かる。どちらかの図形で認証されれば十分であると考え、今回の実験では 7 割の人が本方式によって認証可能であるということになる。このような結果になった原因の 1 つとして、実験の方法に問題があったと考えられる。著者自身も被験者の 1 人となったが、10 回連続

表 3 未学習ユーザデータの他人受け入れ率  
Table 3 The false acceptance rate of non-learned data.

|         | false acceptance<br>rate (Spiral) | false acceptance<br>rate (Star2) |
|---------|-----------------------------------|----------------------------------|
| user-1  | 0.041                             | 0.000                            |
| user-2  | 0.040                             | 0.000                            |
| user-3  | 0.265                             | 0.143                            |
| user-4  | 0.122                             | 0.429                            |
| user-5  | 0.082                             | 0.204                            |
| user-6  | 0.143                             | 0.061                            |
| user-7  | 0.122                             | 0.061                            |
| user-8  | 0.020                             | 0.000                            |
| user-9  | 0.081                             | 0.000                            |
| user-10 | 0.041                             | 0.000                            |
| average | 0.095                             | 0.089                            |

で図形を入力していると、途中で飽きてきて入力はどうしても雑になってくる。そのため、ペン入力データの取得を 1 日 1 回ずつに分けて行うなどの方法をとった方が良かったのではないかと考えられる。

また、自己組織化マップは 10 人のペン入力データを用いて学習を行っているが、5 人の別のユーザから新たに 10 回ずつペン入力を取得し、他人受け入れ率の検証を行った。ただし、一部の計測データに不都合があり、実際の計算に用いたデータ数は 49 個であった。結果を表 3 に示す。一部のユーザと図形の組合せにおいて、高い他人受け入れ率を示しているが、全体的には良好な結果であり、十分低い他人受け入れ率であると考えられる。

## 6. おわりに

本論文では、PDA のタッチパネルにおいて筆圧を用いることで、固定された図形を用いて個人認証が可能であることを示した。PDA に筆圧検知を可能にすることはソフトウェアレベルで可能であると考えられ、今回実験に用いた Linux Zaurus 以外の PDA も筆圧検知可能な API を用意することが望まれる。

また、ペン入力データの解析に自己組織化マップを用いることで、視覚的に認証に適した図形や特徴量を選択できることを示した。このような解析手法は、他の高次元情報からなるセキュリティデータの解析にも

応用可能であると考えられる。また、認証においては、自己組織化マップを用いて複数ユーザの判別を行う場合、まったく同じユニットに対応するユーザは識別不可能なため、認証に用いる図形を変更するなどの処置が必要であると考えられる。また、PDAのユーザは1人であることを考えると、学習用に10人程度のサンプルデータを認証部分に記録しておき、そのデータと合わせて学習を行いマップを生成する必要があると考えられる。

今後の課題として、まず、認証精度の向上が考えられる。本論文では解析用に用いた自己組織化マップをそのまま認証にも用いたが、認証精度をあげるには通常のバックプロパゲーション型のニューラルネットなどを用いて、教師付学習で認証エンジンを作成した方が良いと考えられる。また、今回はログイン時の図形入力のみを対象としたが、キーボード入力や通常の使用時のペン入力などを用いてリアルタイムに認証を行う方式も考えられ、このような複数の種類からなるデータの統合に自己組織化マップは有効であると考えられる。

### 参 考 文 献

- 1) CIC Corp.: Sin-on.  
<http://www.cic.com/products/signon>
- 2) Cyber Sign JAPAN INC.: CyberSIGN for ZAURUS. <http://ezaurus.com/bzsolution/solution/security/csign/csign.html>
- 3) Kohonen, T.: *Self Organizing Maps* (4th ed.), Springer Series in Information Science (2000).
- 4) Kohonen, T. (著), 徳高平蔵 (監修): 自己組織化マップ 改訂版, シュプリンガーフェアラーク東京 (2005).
- 5) 河村正行: よくわかるタッチパネル—新世代のマンマシンインターフェース, 電波新聞社 (2004).
- 6) Lagus, L., Kaski, S. and Kohonen, T.: Mining Massive Document Collections by the WEB-SOM method, *Information Science*, Vol.163/1-3, pp.135-156 (2004).
- 7) Abe, T., Ikemura, T., Kanaya, S., Kinouch, S. and Sugawara, H.: A Novel Bioinformatics Strategy for Phylogenetic Study of Genomic Sequence Fragments: Self Organizing Map (SOM) of Oligonucleotide Frequencies, *Proc. 5th Workshop on Self Organizing Maps*, pp.669-676 (2005).
- 8) Dozono, H., Nakakuni, M., Sanada, H. and Noguchi, Y.: The Analysis of Graffiti Input and Its Application to Personal Identification, *Proc. International Conference on Security and Management, SAM04*, pp.80-83 (2004).

(平成 17 年 11 月 29 日受付)

(平成 18 年 6 月 1 日採録)



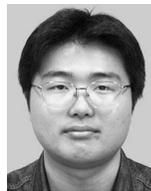
堂園 浩 (正会員)

1961年生。1984年3月京都大学工学部数理工学科卒業。1986年3月同大学大学院工学研究科数理工学専攻修士課程修了。1989年3月同博士課程単位取得退学。1991年3月同大学工学博士。1989年4月徳島大学情報工学科助手。1991年4月熊本大学機械工学科助手。1992年7月同講師。1994年4月佐賀大学理工学部電気電子工学科助教授。1998年4月同大学大学院生体機能システム制御工学専攻助教授。現在に至る。ソフトウェアのバイオインフォマティクスおよび、コンピュータセキュリティ分野への応用に関する研究に従事。計測自動制御学会, IEEE 各会員。



中國 真教 (正会員)

1975年生。1998年3月佐賀大学理工学部物理学科卒業。2000年3月同大学大学院工学系研究科博士前期課程修了。2001年11月宮崎大学情報処理センター(現, 総合情報処理センター)助手。現在に至る。情報セキュリティに関する研究に従事。



真田 広朗

1982年生。2004年3月佐賀大学理工学部電気電子工学科卒業。2004年4月同大学大学院工学系研究科電気電子工学専攻入学。PDAおよびTabletPCにおける筆跡、筆圧を用いた個人認証の研究に従事。2006年3月同修了。2006年4月宇部興産株式会社入社。情報システム部所属。現在に至る。



高田 大嗣

1983年生。2005年3月佐賀大学理工学部電気電子工学科卒業。卒業論文にてPDAにおける筆圧を用いた個人認証の研究に従事。2005年4月凸版印刷株式会社入社。西日本事業本部技術開発本部技術部所属。現在に至る。



徳島 尚生

1973 年生．平成 9 年佐賀大学理工学部電子工学科卒業．平成 14 年同大学大学院工学系研究科博士後期課程修了．同年同大学院工学系研究科生体機能システム制御工学専攻助

手，現在に至る．フローサイトメトリ，生体信号処理，ニューラルネットワーク，コンピュータビジョンの研究に従事．日本エム・イー学会，日本サイトメトリー学会，電子情報通信学会，計測自動制御学会各会員．



野口 義夫

1965 年 3 月京都大学工学部数理工学科卒業．同年 4 月工業技術院電気試験所入所．1973 年 8 月ウブサラ大学コンピュータ科学科客員研究員（14 カ月）．1993 年 4 月佐賀大学

理工学部電子工学科教授．1998 年 4 月同大学大学院生体機能システム制御工学専攻教授．1985 年 9 月京都大学工学博士．専門分野：パターン認識，細胞診の自動化，フローサイトメトリ．画像・信号解析，光計測，コンピュータビジョン．IEEE，電子情報通信学会，日本エム・イー学会，日本サイトメトリー学会各会員．