

TabletPCにおける手書き図形を用いた個人認証方式

真田 広朗 堂 蘭 浩

佐賀大学大学院 工学系研究科電気電子工学専攻

最近、コンピュータシステムの不正アクセス情報に関するニュースをよく耳にするようになった。これらに対処するための情報セキュリティ技術が急速に発展してきているが、その発展も現状に追い付いていない。その原因としてセキュリティ技術が、その使い勝手の悪さのため有効に用いられていないことがあげられる。特に一般的なパスワードによるログイン方式には問題が多い。そこで、セキュリティ技術の使い勝手を改善するための方法の一つとして、固定図形を書く際の筆跡を用いたセキュリティ技術を提案する。本研究では、TabletPCを用いてあらかじめ決められた図形をトレースするときの筆圧を取得し、そのデータを自己組織化マップを用いて解析し、認証実験を行った。

A user authentication method for TabletPC with Hand-written Symbols

Hiroaki Sanada, Hiroshi Douzono

Graduate School of Science and Engineering Saga University

Recently it came often to hear of the news of irregular access to the computer system. The information security technology develops rapidly to deal with these, and the development doesn't overtake the current state either. The security technologies are not utilized enough because of poor convenience of themselves. We propose the security technology that uses handwritten symbols as improvement of the convenience of the security technology. In this paper, the pen pressure data for tracing the pre-set symbols were sampled using TabletPC, the data were analyzed using Self Organizing Maps and the authentication experiments were made.

1. はじめに

近年、我々の普通の生活の様々な場面に情報技術が浸透してきている。それに伴いパソコンをはじめ情報端末を利用する機会が確実に増えている。また、情報の漏洩、不正アクセスなどのニュースをよく耳にするようになった。これらに対処するために情報セキュリティ技術が急速に発展してきているが、その発展も現状に追い付いていないように考えられる。その原因の一つとして利用者の意識の低さが挙げられるのではないだろうか。セキュリティ技術は普通には煩わしいものであり、それに伴う使い勝手の悪さが利用者をセキュリティ技術から遠ざけていると考える。そこで、使い勝手の悪さを改善するために、バイオメトリクスを用いた情報セキュリティ技術が推奨される。

バイオメトリクス認証とは、指紋、掌紋、手形、手の甲の静脈、顔、音声などの身体的な特徴や、筆跡やキーストロークなどの身体的な特性など、個人に固有の情報を利用して、本人の確認を行う認証方式である。

この認証方法は、いずれも長期間にわたって変化しにくく、類似する特徴・特性を持つ第三者が皆無か、極め

て少ないことを利用したもので、現在広く使われている暗証番号やパスワードに比べて、信頼性と利便性を兼ねそろえた優れた方法である。ネットワークを介しての商取引やサービスの利用が盛んに行われる時代を迎え、セキュリティに対する認識も深まり、バイオメトリクスによる個人認証技術にますます注目が集まるようになってきている。

バイオメトリクス認証を使うと、本人であることを証明するための何かを携帯したり、暗証番号やパスワードなどを記憶する必要がなくなるといった、メリットがある。現在ではバイオメトリクス認証の装置は高価になることから、高度なセキュリティの必要などところや、一部の企業に取り入れられている段階である。しかし、特に指紋認証ツールの低価格化、小型化が進み、その他の生体情報を利用した認証ツールも比較的 low cost で市販されつつあり、すでにバイオメトリクス認証が実装された PDA や携帯電話などが存在している。

バイオメトリクス認証で最も一般的なものは、指紋認証である。しかし、指紋をとられる事には抵抗感があり心理的負担がある。また、特殊なスキャナが必要になるなどハード的な制約がある。

一方、筆跡を用いたバイオメトリクス認証は、TabletPCやペンタブレットを備えたパソコン、PDAなどのタッチパネルを持つ携帯端末で利用することが可能であり、特殊なハードウェアは必要としない。TabletPCなどのペン入力可能なハードウェアに、認証の為のアプリケーションをインストールするだけで可能となる。

筆跡を用いた認証には、筆跡を読み込む方法として、オンライン方式とオフライン方式にわけることができる。オフライン方式は、紙に書かれた文字をスキャナなどで読み込む方式である。オンライン方式は、電子ペンやタブレットなどを用いて、描く動作を取り込む方式である。オンライン方式では、筆順や筆圧などの時間変化が取り込まれるため、オフライン方式よりも多くの個人的特徴が利用でき、照合の精度が高いと考えられる。また、既に書かれた文字により筆者を特定しようとする場合は、オフライン方式が用いられる。オフライン方式はスキャナ以外特別な機器を使用しないため、利用者は気軽に利用できる。本研究ではこのオンライン方式に着目し、TabletPCであらかじめ決められた図形を用いて認証を行うという方法を提案する。筆跡を用いた認証方式としてよくサイン認証が用いられているが、サインを書きなれていない日本人にとっては同一のサインを書くのは困難であり、特にTabletPCのスクリーンのように摩擦の少ない面に書くの難しいものである。本研究で提案する方法はディスプレイに表示された図形をトレースのみで認証を行うので、登録したサインを覚えておく必要もなく、また、ログイン時の認証も簡単な図形を書くのみで利用者の負担は非常に小さいと考えられる。

2. TabletPCから得られる筆跡データ

TabletPCから得られる主な筆跡データは、ペンの軌跡、筆圧、ペン先の角度である。

Windowsで動作するスクリプト言語であるHSPを用いて筆跡データを取得するソフトを製作し、5人に10回ずつ4種類の図形(図1)をトレースさせたときの筆跡データを取得した。

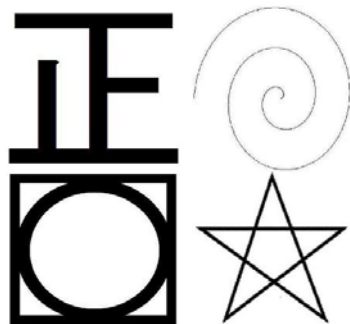


図 1 : 4 種類の図形

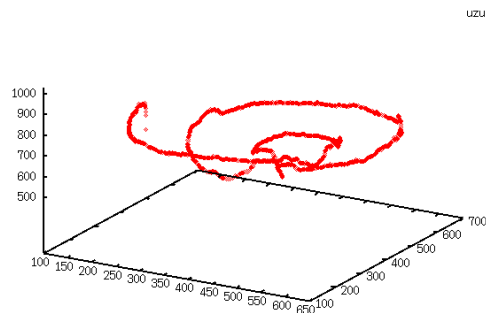


図 2 : 星型をトレースしたときの筆跡

取得したデータの一部をグラフ化したものを図2に示す。X軸をX座標、Y軸をY座標、Z軸を筆圧とする。感知できる筆圧レベルは1024段階である。5人から得られたデータの次元数は1000から12000であり、これは図形をトレースし終わる時間に比例している。

SOMの学習効率を上げ、学習時間の短縮のためデータを主成分分析し、得られた主成分ベクトルをSOMの学習に用いる。

3. 主成分分析について

主成分分析とは、相関関係にあるいくつかの要因を圧縮し、その相関関係を表す独立した多次元の変数を作成する多変量分析の手段である。各変数の持っている情報量を寄与率で表すことができる。寄与率とは、その変数もっている情報が、元のデータの全ての情報の中で、どの位の情報をもっているかを表す指数である。その変数を寄与率が高い順に、第1主成分、第2主成分と表す[3]。

今回の研究では、SOMの学習のために第1主成分から第50主成分を用いた。

4. 自己組織化マップについて

どのような図形をトレースさせたときに、筆跡データに個人的な特徴をみてとれるかを視覚的に確認するために自己組織化マップ(Self-Organizing Map:SOM)を用いた。

自己組織化マップは、1982年にKohonenにより提案されたニューラルネットワークの一種で、教師無し競合強化学習モデルである[1]。自己組織化とは外部からの信号に自己を変化させ適応することであり、脳の自己組織化過程を簡略化したモデルであり、パターン分類やデータ解析などへ、さまざまな応用がなされている。SOMには特徴の良く似たデータを2次元マップ上の近い位置に配置、クラスタ化させる性質がある[2]。これによりSOMによって導き出されたマップのデータの位置関係を見ることで、データの類似性を視覚的に判断することができる。

5. 自己組織化マップを用いた解析

TabletPCのペン入力から得られる主なデータは筆跡、筆圧、ペン先の角度、筆速などである。特に、

本研究ではこれらのうち筆圧に注目し筆圧のみでの個人の識別を試みる。

筆圧データの数は筆速により大きく変化し、同じユーザに対しても同一性が保てなくなるため、全ての入力データを最も少ないデータ数に合わせた。これらの筆圧データに主成分分析を行い、第50主成分までをSOMの学習に用いた。

5人から図形ごとに10回トレースさせた筆圧データをSOMで学習させた。SOMのマップサイズを8×8とし、初期近傍系のサイズを4として各図形ごとに視覚化した結果を図3、図4、図5、図6に示す。各色は各個人を表している。

図形によりクラスタ化されているユーザとクラスタ化されていないユーザがあり、個人によって特徴の出やすい図形が違うということがわかる。よって単一の図形で個人を認識することは難しいと考え、複数の図形を用いて個人の認識を行うこととする。

5. 個人認証実験

SOMを用いた解析の結果をふまえて、複数の図形をトレースさせたときの筆圧のデータを個人の識別に用いる。

個人の識別は各図形に対する登録データの平均と分散を用いるものとし、入力ベクトルの各要素ごとにその平均との誤差が標準偏差の2倍以内にあるかどうかにより、各要素に対してその個人の入力であるかを判定する。

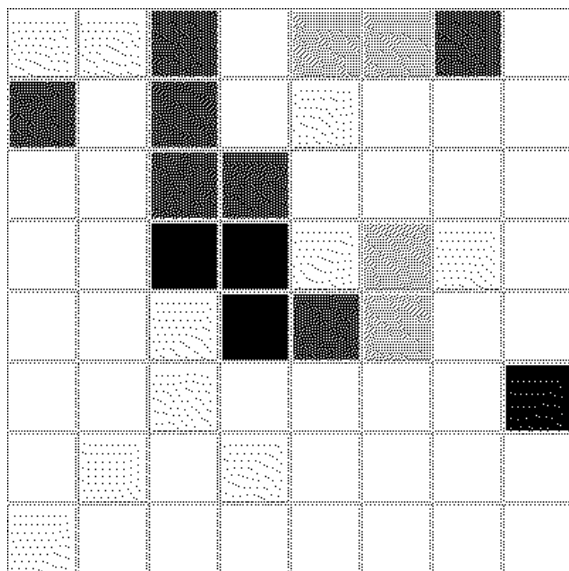


図 3 : 渦型の筆跡マップ

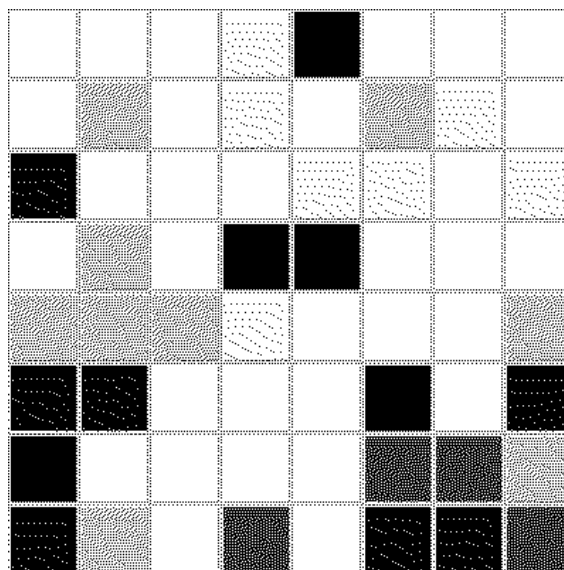


図 4 : 四角と丸の筆跡マップ

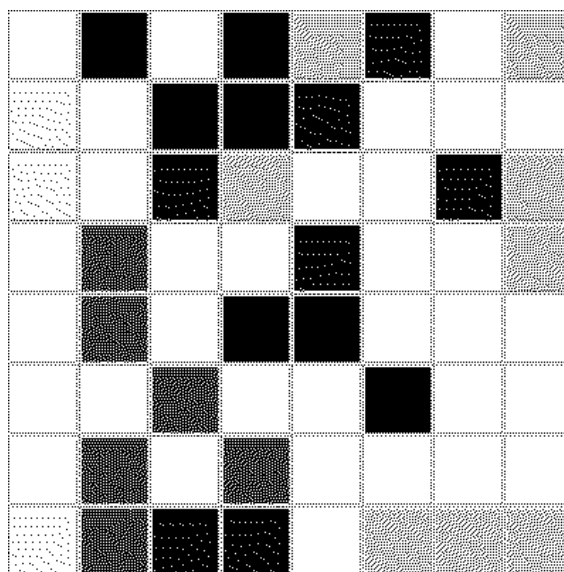


図 5 : 正の筆跡マップ

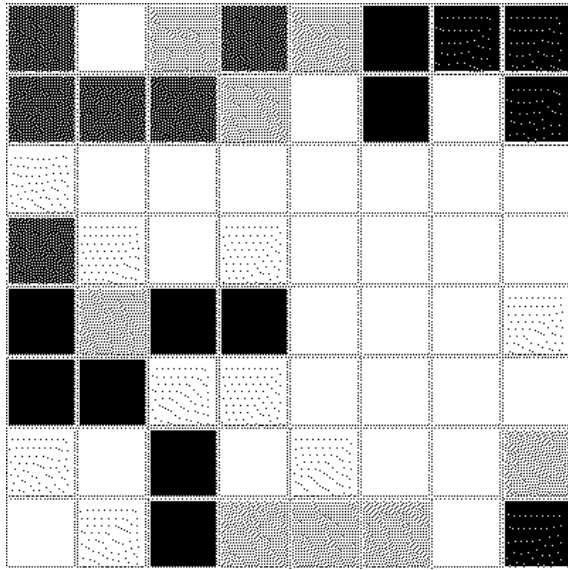


図 6：星型の筆跡マップ

A, B, C, D, Eの5人に各図形を10回ずつトレースさせたときの筆圧のデータのうち7回分を登録用のデータとし、平均値と標準偏差を求める。残る3回分のデータを検証用のデータとし、各要素が、前述の判定基準にどれくらい収まるかを識別の基準とする。

各図形ごとに3回分の筆圧データが、登録データの平均値と標準偏差の2倍の範囲に収まらなかった要素の数を、登録データのユーザごとに表1、表2、表3、表4、表5に表した。これらの表は、第1行には登録に用いた図形を、第2行から各ユーザの3つの検証用データに対して判定基準から外れた点の数を示している。表中の数が少ないほど、その筆圧データの持ち主の可能性が高いということになる。筆跡データの持ち主の可能性が高い順に3番目までに () で印をつけた。例えば表1はユーザAの登録データに関する結果であるが、Aの渦巻き型の入力に関しては、一番合致するものはDの2番目の入力D2であり、2番目、3番目に合致するものもDの入力で、この基準に基づくとユーザDの入力と判定されてしまうことになる。

表 1：A の登録データを用いた場合

| | 渦巻き型 | 星型 | 丸と四角 | 正型 |
|----|---------|---------|--------|--------|
| A1 | 2852 | (3)2611 | (2)284 | (3)277 |
| A2 | 2761 | 2988 | (1)99 | (1)234 |
| A3 | 3251 | 2738 | 980 | 639 |
| B1 | 2918 | 3188 | 7673 | 1249 |
| B2 | 2933 | 3223 | 7354 | 1344 |
| B3 | 2933 | 3336 | 7305 | 1380 |
| C1 | 2705 | 3306 | 8869 | 866 |
| C2 | 2989 | 3314 | 8937 | (2)258 |
| C3 | 3655 | 3311 | 9091 | 424 |
| D1 | (3)1941 | 2755 | 6001 | 1701 |
| D2 | (1)1650 | (2)2207 | 5422 | 1563 |
| D3 | (2)1884 | (1)1780 | 7806 | 1579 |
| E1 | 4425 | 3110 | 1726 | 5269 |
| E2 | 4635 | 3108 | (3)691 | 6257 |
| E3 | 4628 | 2900 | 4320 | 5658 |

表 2：B の登録データを用いた場合

| | 渦巻き型 | 星型 | 丸と四角 | 正型 |
|----|--------|---------|--------|--------|
| A1 | 2503 | 3278 | 10141 | 2193 |
| A2 | 2911 | 3136 | 10584 | 1960 |
| A3 | 3556 | 3379 | 10953 | 2409 |
| B1 | (3)420 | 1937 | (1)0 | (3)475 |
| B2 | (2)69 | (2)473 | (2)197 | (1)251 |
| B3 | (1)23 | (1)411 | (3)673 | (2)360 |
| C1 | 3282 | 2740 | 7305 | 2249 |
| C2 | 3393 | 2780 | 7322 | 1946 |
| C3 | 3890 | 2266 | 7344 | 2317 |
| D1 | 2412 | 1921 | 4237 | 1038 |
| D2 | 2519 | 1942 | 4704 | 1451 |
| D3 | 2723 | (3)1827 | 3241 | 1473 |
| E1 | 4881 | 4036 | 10994 | 6501 |
| E2 | 5107 | 3848 | 10037 | 7676 |
| E3 | 4977 | 3910 | 9850 | 7023 |

表 3 : C の登録データを用いた場合

| | 渦巻型 | 星型 | 丸と四角 | 正型 |
|----|--------|---------|---------|--------|
| A1 | 1261 | 2701 | 11259 | 394 |
| A2 | (3)806 | 2131 | 11614 | (1)62 |
| A3 | (1)200 | 2608 | 12475 | 329 |
| B1 | 3598 | 2698 | 7646 | 1477 |
| B2 | 3617 | 2702 | 8412 | 1471 |
| B3 | 3617 | 2707 | 8926 | 1536 |
| C1 | 1485 | (2)552 | (3)1725 | (2)195 |
| C2 | (2)785 | (1)352 | (2)1463 | (3)197 |
| C3 | 835 | (3)1118 | (1)911 | 218 |
| D1 | 3442 | 2449 | 9102 | 1908 |
| D2 | 1522 | 2590 | 7636 | 1829 |
| D3 | 1767 | 2703 | 7086 | 1845 |
| E1 | 4407 | 3191 | 11586 | 3964 |
| E2 | 3949 | 2559 | 11187 | 5449 |
| E3 | 4611 | 2600 | 9637 | 4857 |

表 4 : D の登録データを用いた場合

| | 渦巻型 | 星型 | 丸と四角 | 正型 |
|----|--------|--------|---------|--------|
| A1 | 1196 | 1476 | 5550 | 1583 |
| A2 | (3)692 | 1155 | 10528 | 1383 |
| A3 | 1233 | 1638 | 10125 | 1779 |
| B1 | 2979 | 1962 | 2314 | 797 |
| B2 | 2997 | 2000 | 2763 | 585 |
| B3 | 2997 | 2020 | 3542 | 677 |
| C1 | 1990 | 1050 | 5999 | 1800 |
| C2 | 2047 | 918 | 6082 | 1226 |
| C3 | 1865 | (3)424 | 6694 | 1538 |
| D1 | 1339 | (1)91 | (3)2115 | (2)120 |
| D2 | (2)111 | (2)320 | (2)698 | (1)48 |
| D3 | (1)70 | 498 | (1)38 | (3)128 |
| E1 | 4358 | 2487 | 10231 | 6005 |
| E2 | 4153 | 2513 | 7770 | 7229 |
| E3 | 4709 | 2366 | 10219 | 6606 |

表 5 : E の登録データを用いた場合

| | 渦巻型 | 星型 | 丸と四角 | 正型 |
|----|---------|--------|---------|--------|
| A1 | 3138 | 594 | 7725 | 5960 |
| A2 | 2809 | 576 | (3)4860 | 5411 |
| A3 | (3)2144 | (1)79 | (1)3018 | 5210 |
| B1 | 5983 | 2899 | 12737 | 6939 |
| B2 | 5992 | 3077 | 12928 | 7032 |
| B3 | 5996 | 3181 | 12808 | 7069 |
| C1 | 2410 | 905 | 8916 | 5002 |
| C2 | 2313 | 717 | 8922 | 5733 |
| C3 | (2)1779 | 1315 | 10309 | 5297 |
| D1 | 5829 | 1839 | 12589 | 7094 |
| D2 | 4510 | 1818 | 12415 | 6941 |
| D3 | 4322 | 1877 | 12358 | 6770 |
| E1 | 3106 | 1424 | 4659 | (1)273 |
| E2 | (1)1061 | (3)511 | 5197 | (2)503 |
| E3 | 2444 | (2)197 | (2)3231 | (3)576 |

どの図形もBとCの登録データを用いた場合、BとCそれぞれの検証用データに () の印が多くついている。A、Eの場合は、A、Eは図形により、A、Eとは別の人物に () の印が多くつく場合がある。すなわち、B、Cは本人と識別される可能性が高いが、A、Eは図形により、まったく別の人物と識別されてしまう可能性が高いといえる。図形ごとに見ると、渦巻き型の図形は誤識別の可能性が高く、逆に正型の図の場合どの人物でも正しく識別できる可能性が高いという結果になった。これは正という漢字を普段から書きなれているからであると考えられる。

表 1 から表 5 の結果を用いて、4種類の図形の組み合わせで個人の識別を試みた結果を表 6 に示す。組み合わせた図形で () の印が最も多くついた人物をその登録データの持ち主と識別した。第一行は用いた登録データのユーザ、第一列は用いた図形の組み合わせ、表中は () の印が最も多く付いている人物であり、識別結果である。

() の印が最も多く付いている人物が2人以上いる場合は識別不能として「？」としている。

正型単体の識別率が100%だが、研究に用いたデータが5人と少数であるので、正型での判別が難しいパターンがある可能性があり、図形単体での識別では誤認の可能性が常にあると考えられる。しかし、丸四角型、星型などと組み合わせることで、正型の判別が難しいパターンにも十分対応できると考える。

6. まとめ

本論文ではディスプレイに表示された単純な図形をトレースするのみで個人認証が行えるかを、TabletPCを用いて取得したデータをSOMを用いて解析し、個人認証実験を行った。

図形をトレースさせたときの筆圧のデータのみで個人を識別することは十分可能であると考えられるが、多くの方がトレースしたときに、個人個人の特徴があらわれやすい図形を、複数個用意することが重要であると考えられる。そのためには、実験で用いるデータのサンプル数を増やし、様々な図形の入力データを収集し、解析を行うことが必要であると考えられる。

参考文献

- 1) Teuvo Kohonen:『自己組織化マップ』, シュプリンガーフェアラーク東京株式会社, ~1996
- 2) Teuvo Kohonen:『自己組織化と連想記憶』, シュプリンガーフェアラーク東京株式会社, ~1993
- 3) 主成分分析
<http://aoki2.sigunmau.ac.jp/lecture/PCA/index.html>

表 6 : 図形を組合せた場合

| | A | B | C | D | E | 識別率 |
|---------|---|---|---|---|---|-----|
| 渦 | D | B | A | D | ? | 40 |
| 星 | D | B | C | D | E | 80 |
| 丸 | A | B | C | D | A | 80 |
| 正 | A | B | C | D | E | 100 |
| 渦:星 | D | B | C | D | E | 80 |
| 渦:丸 | D | B | C | D | A | 60 |
| 渦:正 | D | B | ? | D | E | 60 |
| 星:丸 | A | B | C | D | ? | 80 |
| 星:正 | A | B | C | D | E | 100 |
| 丸:正 | A | B | C | D | E | 100 |
| 渦:星:丸 | D | B | C | D | ? | 60 |
| 渦:星:正 | D | B | C | D | E | 80 |
| 渦:丸:正 | D | B | C | D | E | 80 |
| 星:丸:正 | A | B | C | D | E | 100 |
| 渦:星:丸:正 | ? | B | C | D | E | 80 |