

キーボード上に置かれた手指形状認識による画像認証手法
Image-Based Authentication Method by Hand Shapes
Recognition on Keyboard using Self-Organizing Maps

中村 孔明^{*1} 高橋 雅隆^{*2} 納富 一宏^{*1,*2} 齋藤 恵一^{*3}

Yoshiaki Nakamura Masataka Takahashi Kazuhiro Notomi Keiichi Saito

1. はじめに

従来のパスワード認証では偽造、盗難が容易であり安全性に疑問があった。その解決策として近年実用化され、利用されているのがバイオメトリクス認証である。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て個人を自動的に同定する技術であり、バイオメトリクス認証とはバイオメトリクス技術を用いて本人認証を行うものである。バイオメトリクス認証において重要なのは利用者への負担の軽減と利便性の向上である。これらは反比例の関係で両立させるのは困難であり、両立できたとしても設備費用が莫大になってしまうのが現状である。そこで、本稿では、低予算で構築可能であり利用者への負担の少ない認証方法^[1]として、キーボード上に置かれた手指形状により個人を特定する方法を提案する。固定したキーボードの真上からカメラで手指形状を撮影し、特徴点を抽出することで個人の特定を可能とする。

2. 評価方法

2.1 自己組織化マップ

自己組織化マップ (SOM: Self-Organizing Maps) とは、1982年に Kohonen が提案したトポロジカルマッピングを拡張した教師なし競合学習型のニューラルネットワークモデルの一つである。n次元属性ベクトルにより表現された入力データを、属性の類似度に従って二次元平面上にマッピングする能力を持ち、属性ベクトルの持つ各属性の値よってマップに着色することも可能である^[1]。本実験では被験者認証時に学習済みノードとのユークリッド距離を求めることで、本人か否かを判断することに用いた。5枚の手指形状画像から4枚を学習用、1枚を認証用として使用した。

2.2 手指形状からの特徴点抽出

個人を特定するために必要となる特徴点として20個所の手指形状距離^{[2][5]}を測定した。測定した特徴点データを属性ベクトルとして SOM に投入し、学習を行なった。測定個所を表1に示す。なお測定単位はピクセルを用いた。

3. 実験方法

大学生の被験者10名に対して、ホームポジションに手を置いた状態でキーボードの真上40cmから表2に示すWebカメラで手指形状の撮影を行った。手指形状の撮影は

*1 神奈川工科大学情報工学科 Information and Computer Sciences, Kanagawa Institute of Technology

*2 神奈川工科大学大学院工学研究科 Graduate school of Engineering, Kanagawa Institute of Technology

*3 東京電機大学先端工学研究所 Research Center for Advanced Technologies, Tokyo Denki University

1人5回行ったが、1枚撮影する毎にキーボードから手を離してもらい、再度撮影を行った。実験の様子を図1に示す。

表1 SOMマップ作成に用いる特徴点間距離

1	両手の第1指先端の間隔
2	両手の第2指先端の間隔
3	尺側中手点から右手橈側中手点の間隔
4	第1指先端から右手第2指の間隔
5	第2指基節骨の長さ
6	第3指基節骨の長さ
7	第4指基節骨の長さ
8	第5指基節骨の長さ
9	第2指中手指節関節から 第3指中手指節関節の間隔
10	第2指近位指節間関節から 第3指近位指節間関節の間隔
11	両手の第1指中手指節関節の間隔
12	両手の第1指近位指節間関節の間隔

※3~10の特徴点間距離は左右の手で測る(合計20箇所)。

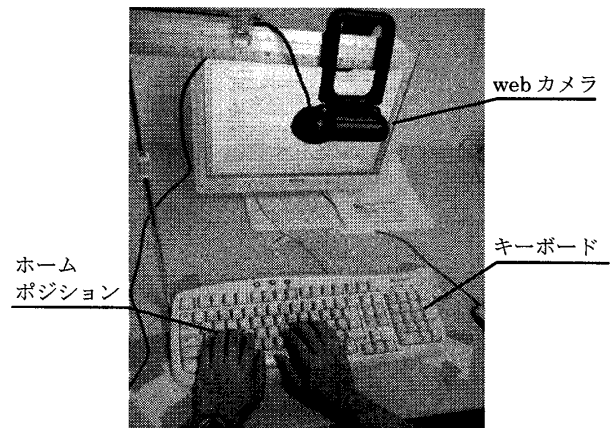


図1 実験風景

表2 実験機器

機器	型番
Webカメラ	ロジクール Webcam Pro 9000 QCAM-200SX
キーボード	Microsoft basic keyboard 1.0A

4. 実験結果

手指形状画像を10人分(1人4枚)、合計40枚の手指形状データを SOM マップに投入した。属性数20、総ユニット数4900(マップサイズ70×70)、学習回数50000回で学習を行った結果を図2に示す。被験者の手指形状画像から抽出した特徴点間距離のデータは、類似度の高いものほど、マップ上で近い位置に配置されている。

図2に示した作成済みマップに認証用データを投入し、他人受容率（FAR：False Accept Rate）と本人拒否率（FRR：False Reject Rate）を算出した。FARとは本人ではないにもかかわらず本人と判断してしまう失敗率のことで、FRRとは本人を本人と判断できない失敗率のことである。FAR、FRRが共に低い値になるほど認証精度が良くなる。そのため両者が共に低下する交点の閾値を使用する。FAR、FRRの定義式を以下に示す。

$$FAR = \frac{\text{他人受容回数}}{\text{試行回数}}, \quad FRR = \frac{\text{本人拒否回数}}{\text{試行回数}}$$

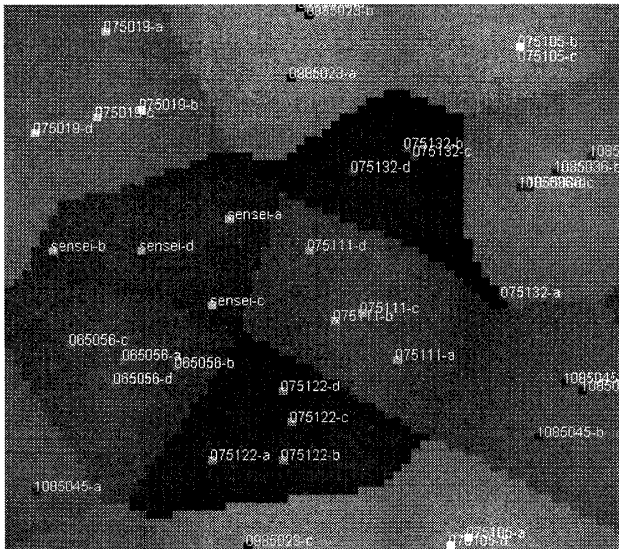


図2 SOMによる分類結果

5. 分析・考察

実験より得られたマップから、学習済みノードと投入ベクトルのノード間の距離を、2次元座標におけるユークリッド距離を用いて求めた。ユークリッド距離に閾値 n を設け、 n よりもユークリッド距離が小さければ本人、 n 以上ならば他人と判断する。閾値を 0~100 まで 0.5 刻みで増やしていった場合の FAR と FRR の結果を図3に、FAR、FRRが共に低くなる閾値を表3に記載する。

図3、表3より90%以上の精度が出ていることが確認できる。FRRの急激な低下は、配置されている学習済みノードどうしのユークリッド距離が短く、投入したノードとの平均距離がどの被験者でもマップのサイズ70に対して8.4~11.2程度の距離に収まっているためだと考えられる。FAR、FRRの曲線の交点が7~8%の位置なので、認証用ノードの配置場所が他人の学習済みノードの近くに配置されることは少ないと考えられる。図3、表3より閾値を19.6~19.9程度に設定することでFRRを0%、FARを8%に抑えることができる。

SOMは乱数を用いて荷重ベクトルの初期値を決定するので、マップを作成するたびにノードが配置される位置が変化する。そのため同じデータでもマップによって認証結果が変わる場合がある。本稿では認証に用いるマップは1枚のみであったが、本来は複数枚のマップを用いて認証を行う方法を採用することが望ましい。また、複数枚のマップで認証を行うことで認証精度が向上するという資料^[1]が

あるため、マップ枚数を増やした認証方法についても調査が必要である。

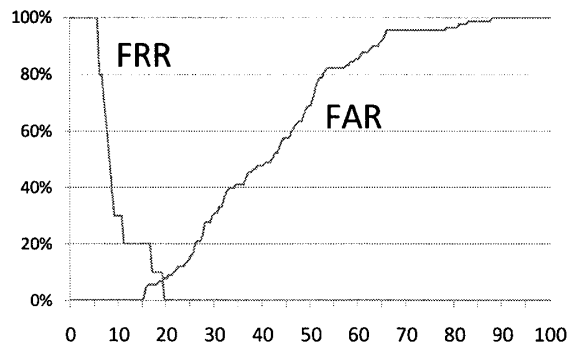


図3 認証精度の分析結果

表3 FAR、FRRが低い閾値

閾値	FAR[%]	FRR[%]
19.0	7.0	10.0
19.3	8.0	10.0
19.6	8.0	0.0
19.9	8.0	0.0
20.2	9.0	0.0

6. おわりに

本稿ではSOMを用いた手指形状による個人の特定方法について述べた。

FARは0%、FRRは8%程度まで抑えることができたが、他のバイオメトリクス認証方式と比較すると精度は劣っている。しかし、本実験ではSOMマップ1枚に10名分の手指形状データを投入したため認証精度が低下した可能性がある。投入するデータ数を適切な数にすることで認証精度の向上が期待できるものと考えられる。

導入の簡便さ、実装コストの面では実用的である。利用者の負担についてもパスワードを覚える、カードを持ち歩くなどの煩わしさが無い。

本実験では被験者の年齢層が偏っており、手の小さな子どもでは認証できるか不明である。また、被験者に対して、1日で5枚の手指形状の撮影を行ったため、経年変化による認証精度の変化についても不明である。今後、これらについての調査が必要である。今後は、手指形状の撮影、特徴点の測定、SOMによる分類から認証までの自動化プログラムを作成する予定である。

参考文献

- [1] 石田秀春, 山口晶大, 納富一宏, 斎藤恵一: 自己組織化マップを用いた打鍵リズムによるバイオメトリクス認証, 情報処理学会マルチメディア, 分散, 協調とモバイル(DICOMO2009)シンポジウム, 8C-1, pp.1673-1677(2009).
- [2] Arne Schaffler, Sabine Schmitt: からだの構造と機能, 西村書店(2002).
- [3] 持丸正明, 河内まき子: バイオメカニクスライブラリー 人体を図る「寸法・形状・運動」, 東京電機大学出版局(2006).
- [4] 加藤象二郎, 大久保堯夫: 初学者のための生体機能の測り方第2版, 日本出版サービス(2006).
- [5] John A., Jr. Roebuck, 大島正光, 大久保堯夫, 江袋林蔵: 人体計測マニュアル, 朝倉書店(2003).