

変則的掌形を用いた掌形認証システム Biometric Authentication with Unnaturally Bended Palm Shape

小池 源太[†] 堂 蘭 浩[†]
Genta Koike Hiroshi Dozono

1. はじめに

近年、情報の電子化が急速に進み、コンピュータやネットワークは私たちの生活に必要な不可欠な技術となった。同時に、大量の個人情報を含む小型の情報端末が普及し、情報の保護手段として生体認証の実装例も多い。しかし、指紋や顔認証などの技術は専用のセンサなどが必要になる場合が多く、実装コストが高いという問題がある。また、昨今の衛生的価値観の変化に伴い、マスクを着用する機会が増加したことや、非接触の需要の増加といった観点からもあまり好ましくない。

本研究では、これらの問題を解決するため、変則的掌形を用いた生体認証の検証を行った。現在、身体的特徴量を用いた生体認証の一種として掌形認証は広く普及している。用いられる身体的特徴量としては、外形や静脈といった特徴量が挙げられ、特に静脈を用いた認証では高い認証精度を誇り、多くの場所で実装されている。しかし、前述の通り実装コストが高く、機器の小型化なども難しい。

そこで、画像のみを用いた指紋認証の研究[1]に着目し、画像のみを使用することで必要なセンサをカメラのみに絞り、コストの削減を行いつつ非接触という条件も満たせると考えた。ここで、通常の掌形画像では大きな個人差が検出されない可能性があるため、中指のみを曲げた掌形を認証の対象とした。この掌形を選んだ理由としては、他の掌形と比較し個人差が大きいと感じたことに加え、日常においてほぼ用いられない掌形であることから、盗難などのリスクが低く、高い安全性を確保できると考えたためである。

2. 実験

2.1 個人差の確認

中指のみを曲げた掌形に個人差があることを確認するため、機械学習を用いた個人の識別実験を行った。また、中指のみを曲げた掌形が他の掌形と比較し、個人差が大きいことを確認するため、手を開いた状態、小指のみを曲げた状態でも識別実験を行った。画像は3種類の掌形を1人につき複数枚撮影し、計7人分を用意した。また、用意した画像は全て静止画であり、1枚撮影するごとに一度時間を空けることで連射にならないように注意した。撮影環境に関しては、背景や撮影角度をできる限り統一することで、掌形のみを比較できるよう心掛けた。

画像解析には畳み込みニューラルネットワーク(CNN)[2]と呼ばれる機械学習の一種を使用した。CNNでは、用意した30×40の画像を畳み込みとプーリングと呼ばれる作業により圧縮を繰り返すことで解析を行った。また、各掌形の識別精度は、100回識別を行い、その平均を用いた。

[†] 佐賀大学 Saga University



図1 使用した画像サンプル

2.2 座標を用いた掌形認証

中指のみを曲げた掌形を用いて生体認証システムを実際に構築し、その精度を検証する。この実験では、背景などが異なる環境にも対応でき、自他をライブ形式で判断、認証できるシステムの構築を目的とした。

画像解析には Google 社の提供する MediaPipe と呼ばれる ML ソリューションを使用した。MediaPipe の主な機能としては、顔や物体の検出といった 16 のソリューションが存在する。今回は、その中でもハンドトラッキング機能と呼ばれるものを利用し、21点の手指関節座標を取得した。

まず、掌形に含まれる 21 点の手指関節座標を取得し、被験者の登録データを作成する。21 点の座標データは手首の座標 (図2の点0) を原点とした相対座標へと変換し、逆ベクトルを除く 210 のベクトルを生成する。これら 210 のベクトルを用いて、カメラを通した現在の手指関節座標と登録データの比較を行うことで認証を行った。

座標の比較には、コサイン類似度と呼ばれる指標を利用した。コサイン類似度はベクトルの類似性を表す指標であり、2つのベクトルの角度のコサイン値を用いる。コサイ

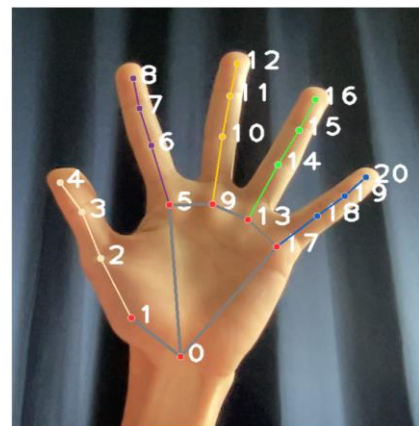


図2 MediaPipe の使用例

ン値が 1 に近づくほど角度は小さくなるため、類似度は高くなるという性質がある。しかし、コサイン類似度はベクトルのなす角度のみを類似性の基準とするため、認証システムとしては不十分である。そこで、ベクトルの大きさの一致率を併用することで、比較手法の強化を行った。ここでは、共通のベクトルの大きさをベースとした相対的な値へと各ベクトルを変換し、その一致率の平均を求める。コサイン類似度と一致率の合計が閾値を超えた場合、本人として認証する。

認証精度の評価手法としては、他人受入率(FAR)と本人拒否率(FRR)を用いる[3]。これら 2 つの指標は相関関係にあり、一方が上がると一方は下がるという性質がある。FAR と FRR の交点である等価エラー率(EER)から 1 を引いた値を認証精度として検証を行う。

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

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

2.3 機械学習を用いた掌形認証

この実験では、掌形の比較手段として One-Class SVM (Support Vector Machine) と呼ばれる機械学習を用いることで、認証精度の向上を図った。One-Class SVM は異常検知の分野で頻繁に用いられるアルゴリズムであり、正解となるデータを必要としない「教師なし学習」が可能であることを大きな特徴としている。

実験では、MediaPipe を用いて取得した本人の学習用座標データを 300 枚、他人と本人の混合したテスト用座標データを 50 枚用意した。この際、テスト用データは断続的かつ撮影角度を少し変化させることで様々なサンプルを準備し、実際の認証に近い状況を再現した。また、学習用データのみ実験のたびに撮影し直し、100 回実験を行い、その平均を精度として算出した。

3. 実験結果・考察

機械学習を用いた個人差の認証実験では、中指のみを曲げた掌形が 93% と最も高くなっていることから、個人差が十分に存在することに加え、他の掌形と比較しても個人差が大きいことが確認できた。

掌形	開いた状態	小指のみ曲げる	中指のみ曲げる
識別精度[%]	76.28	83.28	93.00

表 1 各掌形の識別精度

座法を用いた掌形認証の検証では、FAR と FRR の交点である EER は約 3.16% であり、認証精度は 96.84% であった。この結果から、座標データを用いることにより画像

そのものを用いた場合より認証精度が向上したことが確認できる。また、コサイン類似度とベクトルの大きさの一致率をそれぞれ単独で用いた場合と比較しても精度が向上したことが確認できたため、この 2 つの指標は違う観点から座標データを解析できていることが確認できる。

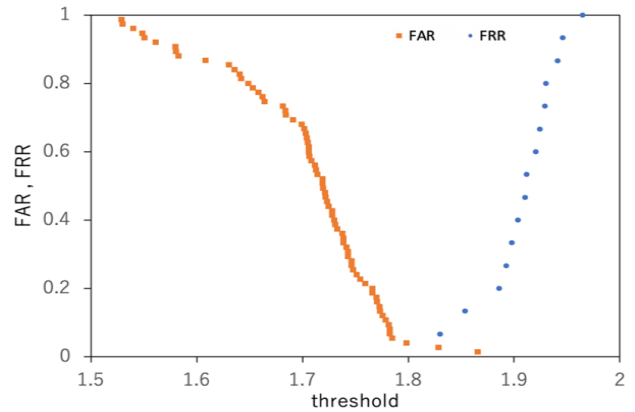


図 3 FAR と FRR の実験結果

機械学習を用いた認証実験では、認証精度は約 88% であり、そのほとんどが本人を他人と判断したものだ。そこで、テスト用データに含まれる本人データを連続的かつ角度を変更するように撮影したデータに交換した場合、認証精度は約 96% まで改善した。この結果から、断続的に撮影した場合、認証精度が下がることが確認できた。これは、断続的に撮影することで座標に揺らぎが生じた可能性があると考えられる。特に、手首の座標 (図 2 の点 0) など座標処理に用いるデータの揺らぎは、処理の都合上座標全体に広がるため、認証精度に与える影響も大きいと考えられる。

4. まとめ

本研究では、変則的掌形を使用した生体認証システムを、画像を用いて構築することでコストの削減を図った。認証精度は比較的高精度であり、コサイン類似度とベクトルの大きさの一致率を比較手法に用いた場合が最も高い精度であった。しかし、実用化には不十分であり、さらなる改善が必要である。

今後は認証精度の向上のため、指の動きなどの行動的特徴量の利用、座標の揺らぎ対策などを検討している。

参考文献

- [1] Singh J., Madhum A., Kedir A. and Ramachandra R. (2022). Smartphone based Finger-Photo Verification using Siamese Network. (VISIGRAPP 2022) – Volume 4: VISAPP, pages 553-559
- [2] 岡谷 貴之, “深層学習”, 講談社, 2022
- [3] 野口 敦弘, 納富 一宏, 斎藤 恵一, “自己組織化マップを用いたタッチスクリーンによるリズム認証手法”, バイオメディカル・ファジィ・システム学会誌, Vol.15, No.1 (2013).