

手の骨格を用いた1対多掌紋認証のN位認証率向上に関する検討

メタデータ	言語: ja 出版者: 情報処理学会 公開日: 2024-01-15 キーワード (Ja): キーワード (En): 作成者: 芹澤, 歩弥, 吉平, 瑞穂, 野崎, 真之介, 中原, 正隆, 馬場, 昭, 窪田, 歩, 大木, 哲史, 西垣, 正勝 メールアドレス: 所属:
URL	http://hdl.handle.net/10297/0002000177

手の骨格を用いた1対多掌紋認証の N位認証率向上に関する検討

芹澤 歩弥¹ 吉平 瑞穂¹ 野崎 真之介¹ 中原 正隆² 馬場 昭² 窪田 歩²
大木 哲史¹ 西垣 正勝^{1,a)}

受付日 2023年3月8日, 採録日 2023年9月11日

概要: 掌紋認証は、手のひらの紋様を生体情報として利用した生体認証手法である。スマートフォンなどの一般的なカメラを用いて生体情報を取得できるため、受容性、可用性、利便性を兼ね備える。しかし、生体情報のみでユーザの認証が完了することが大きな利点であるが、照合処理を繰り返すことで全登録ユーザの中から生体情報を提示したユーザを特定するため、認証完了まで時間がかかってしまう。そこで、あらかじめ全登録ユーザに照合順序を割り当てることで認証速度を改善する手法が提案されているものの、従来手法では認証時に生じる本人内変動を吸収できず、照合順序の割当てにおける精度を損なう原因となっている。本論文では、手の骨格に着目する。手の骨格は手が撮影された画像から抽出でき、複数の骨格に対して平均化処理を適用することで、本人内変動の低減が可能である。そこで、手の骨格に基づき全登録ユーザに対して照合順序を割り当てることで認証速度を改善する手法を提案する。

キーワード：生体認証, 掌紋認証, 機械学習, XGBoost, MediaPipe

Improving Rank-N Identification Rate of Palmprint Recognition Using Hand Skeleton

AYUMI SERIZAWA¹ MIZUHO YOSHIHIRA¹ SHINNOSUKE NOZAKI¹ MASATAKA NAKAHARA²
AKIRA BABA² AYUMU KUBOTA² TETSUSHI OHKI¹ MASAKATSU NISHIGAKI^{1,a)}

Received: March 8, 2023, Accepted: September 11, 2023

Abstract: Palmprint recognition is a biometric recognition method using the pattern of the palm. The method has advantages of acceptability, availability, and convenience because biometric information can be obtained using a camera without any equipment. Furthermore, it has a great advantage that identification can be completed using only biometric information. However, it takes time to identify the user from among all registered users by repeating the matching process. To improve the identification speed, a method has been proposed to assign the order for matching to all registered users in advance. However, it is difficult for the method to absorb the variations within a user during the identification process, so that the accuracy of assigning the order is decreased. In this paper, we propose a method to improve the identification speed by using a hand skeleton. The hand skeleton can be extracted from an image taken of a hand. Furthermore, the variations within a user can be reduced by applying averaging processing to each skeleton extracted from multiple images of hands. Therefore, we propose a method to improve the identification speed by assigning the order for matching to all registered users based on the hand skeleton.

Keywords: biometrics, palmprint recognition, machine learning, XGBoost, MediaPipe

¹ 静岡大学
Shizuoka University, Hamamatsu, Shizuoka 432-8011, Japan

² KDDI 総合研究所
KDDI Research, Inc., Fujimino, Saitama 356-8502, Japan

a) nisigaki@inf.shizuoka.ac.jp

1. 序論

今や、生体認証は一般的な認証手段となり、入退室管理や決済システムのほか、一般に広く利用されるスマートフォ

ンの多くに搭載されている。生体認証に用いられるモダリティは、顔や指紋、虹彩など様々だが、なかでも手のひらの隆線やしわの紋様を用いた掌紋認証は、他のモダリティに比べ生体情報を提示する際の心理的負荷が小さく、受容性に優れる。さらに、スマートフォンなどの一般的なカメラを用いて非接触で認証情報を取得でき、可用性が高い。

提示された認証情報のみを用いて全登録ユーザから当該ユーザを特定する 1 対多生体認証を構成することで、ID が不要な利便性の高い ID レス掌紋認証を構成可能である。しかし、ID レス掌紋認証の課題の 1 つに、クエリと十分類似するテンプレートが見つかるまで各テンプレートとの照合が必要となることに起因する認証速度の低下がある。本論文では、その改善について検討する。

ID レス掌紋認証における認証速度を改善するためには、クエリに対して照合するテンプレートの件数を減らす必要がある。この課題に対し、吉平らは、順列インデックス法 [1] を用いた軽量な照合アルゴリズムにより、クエリと各テンプレートの類似度を算出し、得られた類似度に基づいて各テンプレートに照合順序を割り当てる手法を提案した [2]。まず、「速度重視の照合処理」によってテンプレートに照合順序を割り当て、その後、「精度重視の照合処理」を用いて、照合順序に従って各テンプレートとクエリの 1 対 1 照合を行うことで、精度重視の照合処理の適用回数が低減され、実行速度が改善される。

しかし、順列インデックス法には、認証時における生体情報の本人内変動を低減するための方策を、クライアント側で実施できないという課題があった。本人内変動は「速度重視の照合処理」の精度 (N 位認証率: 照合順序 N 位までのテンプレート画像の中にクエリ画像のユーザが含まれる割合) を損ね、それが「精度重視の照合処理」の適用回数の増大を招き、ID レス掌紋認証全体の速度を低下させる。そこで本論文は、順列インデックス法に代わり、手のひらの骨格情報を用いて「速度重視の照合処理」を実行する手法を提案する。

手のひら画像からの骨格情報の抽出には、Google 社によって公開されている機械学習用フレームワーク MediaPipe (Hands) [3] が利用できる。提案手法では、手のひらの骨格情報を用いてユーザを識別する識別器を構成し、その識別器により「速度重視の照合処理」を行う。識別器の入力となる骨格情報は、「(i) 複数枚の手のひら画像を撮影する、(ii) MediaPipe を用いて各手のひら画像から骨格情報を抽出する、(iii) それら骨格情報の平均化処理を行う」というクライアント側での一連の操作によって、本人内変動を低減させることができる。このため、骨格情報を用いた識別器によって「速度重視の照合処理」を実行する提案手法の有効性が期待できる。本論文では、順列インデックス法を用いた掌紋認証 [2] との比較実験を通じ、識別器 (速度重視の照合処理) の性能 (N 位認証率) と ID レス掌紋認証

全体の性能 (認証精度と所要時間) を評価し、提案手法の有効性を示す。

2. 関連研究

2.1 1 対 1 掌紋認証アルゴリズム

掌紋認証における照合処理としては、帯域制限位相限定相関 (Band-Limited Phase-Only Correlation: BLPOC) を利用した照合アルゴリズムの有効性が示されている [4]。文献 [4] の照合アルゴリズムは、テンプレート画像とクエリ画像の 1 対 1 照合スコアを、次の手順によって算出する。

1. テンプレートとなる掌紋画像 (160×160 [px])、クエリとなる掌紋画像 (160×160 [px]) を入力する。
2. 160×160 [px] のテンプレート/クエリに対し、 2×2 [px] ごとに平均化処理を適用し、それぞれ中解像度 (80×80 [px]) のテンプレート/クエリを生成する。
3. 中解像度のテンプレート/クエリに対し、 2×2 [px] ごとに平均化処理を適用し、それぞれ低解像度 (40×40 [px]) のテンプレート/クエリを生成する。
4. 低解像度のテンプレート/クエリに対し、ウィンドウサイズ 32 の BLPOC を適用し、テンプレートに対するクエリの平行移動量を算出する。
5. 中解像度のクエリに対し、手順 4 で得られた平行移動量に応じた位置合わせを行う。
6. 中解像度のテンプレートと手順 5 で位置合わせを行ったクエリを、それぞれ 16 ブロック (各 20×20 [px]) に分割する。
7. 手順 6 で生成したテンプレート/クエリの同一ブロックどうしに対して BLPOC を適用し、各ブロックにおける平行移動量を求める。
8. 160×160 [px] のテンプレート/クエリを、それぞれ 16 ブロックに分割する。
9. 160×160 [px] のクエリに対し、手順 7 で得られた平行移動量に応じた位置合わせを、対応するブロックごとに行う。
10. 手順 8 で生成したテンプレートと手順 9 で生成したクエリの同一ブロックどうしに対し、BLPOC を適用して平行移動量を求め、クエリの各ブロックにおいて「テンプレートの各ブロックの中心」と対応する点を算出する。ここで、BLPOC を適用することで平行移動量とともに得られる類似度が 0.3 を超えた場合、テンプレートブロックの中心点とクエリブロックの対応点を「対応点ペア」として記録する。
11. 手順 10 で得られたすべての対応点ペアを用いて、クエリのアフィン変換を行い、大域的な位置補正を行ったクエリを取得する。
12. テンプレートと手順 11 で得られたクエリの中央領域 96×96 [px] を切り出し、それぞれ 32×32 [px] の 9 ブロックに分割する。

13. 手順 12 で得られたテンプレートとクエリの同一ブロックどうしに対して BLPOC を適用し、各ブロックの平行移動量を算出する。
14. 手順 11 で得られたクエリに対し、手順 13 で得られた各ブロックどうしの平行移動量に応じた位置合わせを適用する。
15. 手順 14 で得られたクエリの中央領域 96×96 [px] を切り出し、それぞれ 32×32 [px] の 9 ブロックに分割する。
16. 手順 12 で生成したテンプレートと手順 15 で生成したクエリの同一ブロックどうしに対して BLPOC を適用し、BLPOC 画像を得る。ここで BLPOC 画像とは、座標 (i, j) の画素値が「テンプレートのブロックと、クエリの対応するブロックを x 方向に i 、 y 方向に j だけ平行移動させた画像のマッチングスコア」を表す画像である。これをテンプレートとクエリにおいて対応するすべてのブロックに対して適用し、計 9 枚の BLPOC 画像 (32×32 [px]) を得る。
17. 手順 16 で得られた 9 枚の BLPOC 画像より平均化画像を生成し、平均化画像の最大画素値を「照合スコア」として出力する。

2.2 ID レス生体認証の高速化

ID レス生体認証の認証時には、提示されたクエリと全登録ユーザのテンプレートとを照合する必要がある。全テンプレートを無作為に 1 つ 1 つ取り出し、2.1 節で説明した 1 対 1 照合法を用いて総当たりで照合する愚直な方法では、登録ユーザの増加にともなって認証時間が増加してしまう。ID レス生体認証の高速化には、テンプレートをいくつかのクラスに分割する手法や、テンプレートを類似度の高い順に並べることで 1 対 1 照合回数を削減する手法などが提案されている。

前者については、近年では深層学習を用いてテンプレートをクラス化する方法が提案されている [15], [16]。具体的には、文献 [15] では、ResNet-18 に基づく畳み込みニューラルネットワーク (Convolutional Neural Network: CNN) により、512 次元の特徴量を生成する PalmHashNet を提案している。PalmHashNet によって得られた複数のユーザの特徴量を、k-means 法や LSH (Local Sensitive Hashing) によって複数クラスに分類し、クエリの所属するクラスのテンプレートとのみ 1 対 1 照合を行うことにより、速度改善を図っている。文献 [16] では、PalmHashNet の特徴量を削減し、分類精度や計算時間の短縮を実現している。しかし、テンプレートを複数クラスに分類する手法では、登録ユーザの増加にともなって各クラスに分類されるテンプレートも増加するため、スケーラビリティに限界がある。また、深層学習には膨大な学習データを必要とするという点も課題となる。

一方、後者は、精度重視の照合処理 (1 対 1 照合法) と速度重視の照合処理とを組み合わせるアプローチである。まず、速度重視の照合アルゴリズムを用いて、クエリに対する全テンプレートの照合スコアを算出し、照合スコアに基づいて各テンプレートに照合順序を割り当てる。そして、精度重視の照合アルゴリズムを用いて、照合順序に従って各テンプレートとクエリの照合スコアを算出し、照合スコアが閾値を上回った時点で、認証を完了とする。いずれのテンプレートとの照合スコアも閾値を上回ることなく、すべてのテンプレートとの照合が完了した場合は「該当ユーザなし」とする。このように速度重視の照合処理を利用して照合順序を割り当てることで、精度重視の照合処理の適用回数が低減され、実行速度が改善される。

照合順序の割当てに用いられる速度重視の照合アルゴリズムとして様々な手法が検討されてきた。掌紋認証を対象とした手法としては、著者らの調べた限りでは、順列インデックス法 [1], [5] を掌紋認証に適用した吉平らの手法 [2] が効率的な方法である。次節で吉平らの手法を概説する。

2.3 順列インデックス法による照合順序の割当て

順列インデックス法 [1] は、画像や文書などを対象とした効率的な類似検索手法の 1 つである。村上らは順列インデックス法を ID レス生体認証に適用し、順列インデックス法がテンプレートの照合順序を割り当てるための手段としても有効であることを確認した [5]。順列インデックス法では、次の手順に従って照合順序の割当てを行う。

- 1 事前に、基準となる画像 (pivot 画像) を m 枚用意する。
- 2 ユーザ登録時において、手順 2.1~2.3 をすべてのテンプレートに適用する。
 - 2.1 任意の照合アルゴリズムを用いて、テンプレートと各 pivot 画像との照合スコアを算出する。
 - 2.2 手順 2.1 で得られた m 個の照合スコアを降順に並べ替えた順列情報 (照合スコア順列) を得る。
 - 2.3 手順 2.2 で得られた照合スコア順列を、ユーザ認証時に参照するインデックス情報 (順列インデックス) として、テンプレートとともにデータベースに登録する。
- 3 ユーザ認証時において、クエリに対して手順 3.1~3.3 を実行する。
 - 3.1 手順 2.1, 2.2 と同様の方法で、クエリと pivot 画像との照合スコア順列を得る。
 - 3.2 手順 3.1 で得られた照合スコア順列を、手順 2.3 で登録した全登録ユーザの順列インデックスと比較する。順列どうしの比較においては、Spearman 距離を用いて類似度を算出する。
 - 3.3 手順 3.2 の類似度の高い順にテンプレートを並べ替える。

順列インデックス法における pivot 画像は、生体情報の

特徴空間を決定する基底に該当する。すなわち順列インデックス法の性能は、pivot 画像の選び方に左右される。この課題に対し、吉平らは、ID レス掌紋認証を対象として、次の 6 種類の pivot 画像選択手法を比較した [2]。

- ランダム選択法：
全登録ユーザのテンプレート画像の中からランダムに m 枚を選択し、pivot 画像とする。
- FFT 法：
全登録ユーザのテンプレート画像の中から Farthest-First Traversal (FFT) [6] を用いて m 枚を選択し、pivot 画像とする。ここで、FFT 法による pivot 選択は、順列インデックス法を用いた一般画像検索*1に関する先行研究 [7] において最も優れた性能が認められている。
- ランダムノイズ法：
一様乱数によって生成されるランダムノイズを用いて m 枚の pivot 画像を生成する。
- オートエンコーダ法：
入力データに対して低次元データ（次元数 m の中間表現ベクトル）を出力するエンコーダと、中間表現ベクトルから入力データと同サイズのデータを出力するデコーダの 2 つから構成されるオートエンコーダを用意する。全登録ユーザのテンプレート画像を用いてオートエンコーダの学習を行う。学習済みのデコーダに対して、基底ベクトルの組 $\{e_1 = (1, 0, \dots, 0), e_2 = (0, 1, \dots, 0), \dots, e_m = (0, \dots, 0, 1)\}$ を中間表現ベクトルの組として入力し、それらに対する出力データの組 (m 枚) を pivot 画像として用いる。
- 深層学習識別器法：
生体情報から次元数 m の特徴量を抽出する特徴量抽出器と、抽出された特徴量を用いてユーザの分類を行うユーザ分類器の 2 段階構成によって実装される識別器を用意する。全登録ユーザのうち一部のユーザのテンプレート画像を用いて、識別器の学習を行う。学習に利用しなかったユーザのデータは識別器が過学習していないかを確認するためのテストデータとして利用する。学習済みの特徴量抽出器の出力が基底ベクトルの組 $\{e_1 = (1, 0, \dots, 0), e_2 = (0, 1, \dots, 0), \dots, e_m = (0, \dots, 0, 1)\}$ となるような入力画像の組 (m 枚) を誤差逆伝播法により求め、pivot 画像として用いる。
- 主成分分析法：
全登録ユーザのテンプレート画像に対して主成分分析 (Principal Component Analysis: PCA) を適用し、得られた第 1~ m 主成分画像を pivot 画像として用いる。

文献 [2] の実験では、ID レス掌紋認証に対する順列インデックス法の性能を、 N 位認証率（照合順序の割当ての精度）、順列インデックスの次元数、pivot 画像のデータ量

の観点から比較評価した。その結果、主成分分析法による pivot 画像の生成が最も優れていることが確かめられた。

2.4 順列インデックス法の課題

生体情報の取得ごとに生じる本人内の生体情報の変動は、認証精度を劣化させる。そこで、生体情報のサンプルを複数回取得し、その中から最も安定したサンプルを選んで利用する方法が一般的に用いられる。認証精度に対する安定性は、照合アルゴリズムに依存する。よって、速度重視の照合処理と精度重視の照合処理の組合せによって実装される ID レス生体認証においては、速度重視の照合処理の観点で安定的な生体情報サンプルと、精度重視の照合処理の観点で安定的な生体情報サンプルの両者を考慮する必要がある。

これに対し、吉平らの ID レス掌紋認証 [2] では、速度重視の照合処理（順列インデックス法）における生体情報サンプルの選択手法として「インデックス尺度型テンプレート選択」が、精度重視の照合処理（1対1照合法）における生体情報サンプルの選択手法として「照合尺度型テンプレート/クエリ選択」が、それぞれ用いられている。前者は、登録時に各ユーザから複数の掌紋画像を取得し、安定した照合スコア順列が得られる掌紋画像をユーザのテンプレート画像として選択する手法である。後者は、登録/認証時に各ユーザから複数の掌紋画像を取得し、安定した照合結果が得られる掌紋画像をユーザのテンプレート/クエリ画像として選択する手法である。

インデックス尺度型テンプレート選択の実行には、テンプレート/クエリ画像と pivot 画像との類似度計算が必要となる。pivot 画像はサーバ側に保管される情報である*2ため、クライアント単体ではインデックス尺度型テンプレート選択を実行することはできない。認証時に複数の掌紋画像をサーバに送信するコストを考慮し*3、吉平らの ID レス掌紋認証 [2] においても、インデックス尺度型テンプレート選択は登録時のみでの適用となっている。すなわち、順列インデックス法には、認証時に「速度重視の照合処理における生体情報サンプルの選択手法」を利用できないという課題が存在する。

*2 pivot 画像をクライアント端末に保管した場合、サービス開始後に何らかの事由で pivot 画像を更新する必要が生じた際に、すべてのクライアントの pivot 画像の更新の徹底に負担がともなう。また、吉平らの手法 [2] では、pivot 画像の生成に用いられている PCA は線形可逆な変換であるため、クライアント端末内の pivot 画像から登録ユーザの生体情報（の中の第 1~ m 主成分に含まれている情報）が流出する恐れがある。

*3 認証時にクライアントからサーバに送信する掌紋画像の枚数・画像サイズは、認証精度や通信コストなどのバランスから認証システムごとに決められるパラメータである。吉平らの手法 [2] においても、認証時にサーバに複数の掌紋画像を送信することでインデックス尺度型クエリ選択を実行し、認証精度を安定させることが可能であるが、しかし文献 [2] では、吉平らは認証時の通信コストの増加に重きを置き、認証時に送信する掌紋画像を 1 枚としている。

*1 生体情報画像を対象とした比較調査ではないことに注意されたい。

3. 骨格情報を利用した「速度重視の照合処理」

掌紋認証では、生体情報である掌紋画像を得るために、手のひらを撮影する。その際の手のひら画像から、画像処理を利用して骨格情報を取得することができる。すなわち、掌紋認証と骨格情報は親和性が非常に高い組合せといえる*4。そこで本論文では、骨格情報を用いて「速度重視の照合処理」を実現する方法を検討する。具体的には、「骨格情報を利用して各ユーザを識別する識別器」を導入し、識別器の出力（確信度）を利用してテンプレート画像に対する照合順序の割当てを行うことを提案する。

3.1 手のひらの骨格情報

3.1.1 MediaPipe による骨格情報の抽出

Google 社は、画像や音声などの様々なメディアデータを利用した機械学習用フレームワーク MediaPipe を公開している [3]。その内の MediaPipe (Hands) は、撮影された画像中の手のひらの位置を推定し、骨格情報を 21 点のランドマークの 3 次元座標情報として取得する AI モデルである。本論文では、MediaPipe を用いて、手のひら画像から骨格情報を抽出する。図 1 (左) の手のひら画像を MediaPipe (Hands) に入力し、得られた骨格情報を可視化した例を図 1 (右) に示す。

3.1.2 骨格情報の特徴量化

本論文では、MediaPipe によって得られる 21 点のランドマークから次のような特徴量を抽出する。

・ 2 点間の距離：

手において個人差が表れる特徴として、各指の長さや手のひらの長さ、幅、各指の関節間の長さなどが考えられる。そこで、図 2 のように骨格情報の 21 点から任意の 2 点を選択し、2 点間のユークリッド距離を算出し、ユーザを識別するための特徴量とする。この結果、 $\binom{21}{2} = 210$ 個の特徴量が得られる。

・ 3 点から得られる 2 辺の比：

2 点間の距離が絶対的な特徴量であるのに対し、距離の

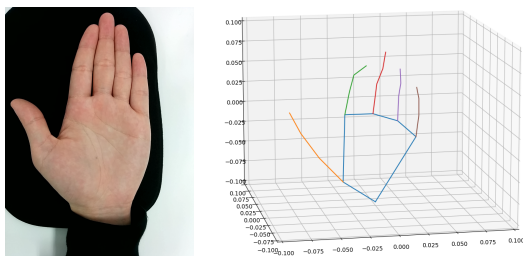


図 1 MediaPipe (Hands) を用いて抽出される骨格情報
Fig. 1 Skeletal information obtained using MediaPipe (Hands).

*4 文献 [13], [14] では、MediaPipe によって得られる骨格情報を利用することにより、掌紋領域抽出の精度改善も達成されることが確かめられている。

比を考えることによって相対的な特徴量を考えることができる。そこで、図 3 のように骨格情報の 21 点から任意の 3 点を選択し、その 3 点で構成される任意の 2 辺の比を特徴量とする。21 点から 3 点を選ぶ組合せは $\binom{21}{3} = 1,330$ 通りであり、3 点によって得られる 3 辺から 2 辺を選ぶ組合せは $\binom{3}{2} = 3$ 通りであるため、 $\binom{21}{3} \times \binom{3}{2} = 3,990$ 個の特徴量が得られる。

・ 4 点から得られる 2 辺の比：

「3 点から得られる 2 辺の比」に加え、4 点から得られる 2 辺の比を特徴量として利用する。図 4 のように骨格情報の 21 点から任意の 4 点を選択し、その 4 点から重複せずに 2 本ずつ選択することで得られる任意の 2 辺の比を特徴量とする。21 点から 4 点を選ぶ組合せは $\binom{21}{4} = 5,985$ 通りであり、任意の 4 点から得られる $\binom{4}{2} = 6$ 通りの辺から 2 辺を選ぶ組合せは $\binom{6}{2} = 15$ 通りである。しかし、得られた 2 辺が点を共有している場合は「3 点から得られる 2 辺の比」として得られるため、これらを除外し、任意の 4 点から得られる 2 辺の比は図 5 のように 3 通りとなる。したがって、 $\binom{21}{4} \times 3 = 17,955$ 個の特徴量が得られる。

・ 2 辺がなす角度：

指の開き方にも個人差が表れる*5。そこで、図 6 のように任意の 2 辺を選択し、その 2 辺がなす角を特徴量とする。2 辺の組合せ数と同様、 $3,990 + 17,955 = 21,945$ 個の特徴量が得られる。

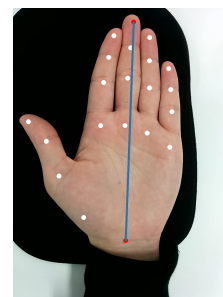


図 2 2 点間の距離

Fig. 2 Length between two points.

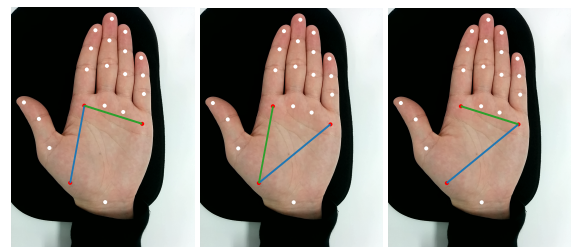


図 3 3 点から得られる 2 辺の比

Fig. 3 Ratio of lengths of 2 lines constituted by 3 points.

*5 「指の開き方」は、認証時のユーザの手指の姿勢によっては大きく変動してしまう特徴量であるが、今回は (5.3 節で後述するように) ユーザに親指を除いた 4 本の指を軽く揃えるように指示を与えている。

3.1.3 特徴量の選択

3.1.2 項で説明した全 44,100 個の特徴量のうち、識別器の学習に有効な特徴量を選択する。特徴量の選別手法として、フィルタ法 (Filter Method), ラッパー法 (Wrapper Method), 埋め込み法 (Embedded Method) などが知られている [8]。3.3.1 項で説明した特徴量は膨大であり、かつ、互いに相関があると考えられる。そこで本論文では、フィルタ法を用いて効率的に特徴量を削減する。

具体的には、以下の手順で特徴量の削減を行う。

- 1 各登録ユーザから r 枚の手のひら画像を取得する。本論文では、 $r = 4$ とした。
- 2 それぞれの手のひら画像から、3.1.2 項の 44,100 個の特徴量を取得する。ユーザごとに 44,100 個の特徴量が r セット得られる。
- 3 第 i ユーザの r 個の第 j 特徴量を集め、 r 次の列ベクトル $P_{i,j}$ とする。全ユーザ (ユーザ数を U とする) の第 j 特徴量の列ベクトルを連結し、第 j 特徴量の行列 $P_j = \{P_{1,j}, P_{2,j}, \dots, P_{U,j}\}$ とする。この結果、44,100 個の特徴量行列 $P_1 \sim P_{44100}$ が得られる。

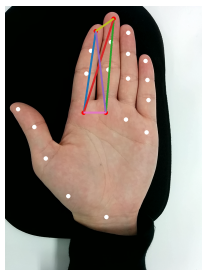


図 4 4 点から得られる 2 辺

Fig. 4 2 lines constituted by 4 points.

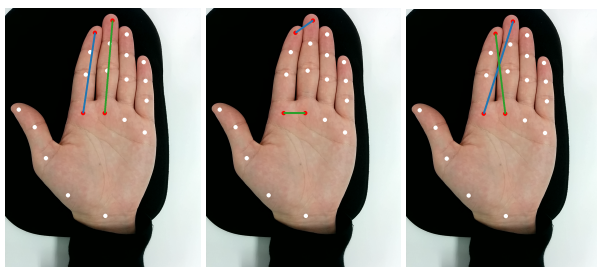


図 5 4 点から得られる 2 辺の比

Fig. 5 Ratio of lengths of 2 lines constituted by 4 points.

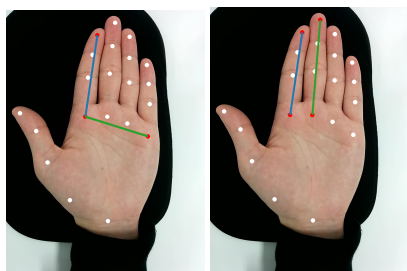


図 6 2 辺がなす角

Fig. 6 Angle formed by 2 lines.

- 4 $P_1 \sim P_{44100}$ の中から任意の 2 つの特徴量行列を選び、行列どうしの相関 (ピアソンの相関係数) を求め、相関が高い場合は一方の特徴量を削除する。具体的には、すべての j_1, j_2 の組合せ ($j_1 < j_2$) に対し、順列 P_{j_1} と順列 P_{j_2} の相関が閾値 θ 以上であった場合には、第 j_1 特徴量を削除する。

手順 4 の閾値 θ が小さいほど、削減される特徴量が増える。一般的に、識別器は、用いる特徴量が多いほど識別精度は高くなるものの、識別時間も長くなる。また、過学習の可能性も高まるため、適切な個数の特徴量を用いて識別器を学習することが求められる。これらの観点に基づき、識別精度と識別時間においてバランスの良い特徴量数となるように閾値を調整する必要がある。本論文では、予備実験を通じて $\theta = 0.8$ に設定した。削除された特徴量は 44,100 個中、43,869 個であった。残った 231 個の特徴量を用いて、識別器の学習、ならびに、識別器による照合順序の割当てが行われる。

3.2 骨格情報を利用した識別器

骨格情報を利用して各ユーザを識別する識別器を構築し、この識別器を用いて ID レス掌紋認証の「速度重視の照合処理」を実行する。登録フェーズでは、全登録ユーザの骨格情報を用いてユーザを識別する識別器を学習する。認証フェーズでは、骨格情報を識別器に入力し、識別器の確信度に応じて全テンプレートに対して照合順序を割り当てる。

深層学習を用いた識別器は一般的に、多量の学習データが必要となるため、本論文では古典的な機械学習のうち、アンサンブル学習の 1 つである Boosting を利用した識別器を利用する。今回は AdaBoost [17], LightGBM [18], XGBoost [9] を用いて予備実験 (5.3 節において後述するデータセットのうち、100 名による実験。各ユーザ 10 枚の掌紋画像を、テンプレート画像 5 枚、クエリ画像 5 枚に分割。テンプレート画像のうち、4 枚を学習用データ、1 枚を検査用データとして識別器を学習) を行い、最も優れた識別精度が得られた XGBoost を採用することとした。

3.2.1 識別器の学習

登録フェーズにおいて、以下の手順で識別器の学習を行う。

- 1 各登録ユーザから手のひら画像を v 枚ずつ取得する。
- 2 MediaPipe を用い、それぞれの手のひら画像から骨格情報を抽出する。各登録ユーザから v 個の骨格情報が得られる。
- 3 v 個の骨格情報のうち、 v_1 個を学習用データとし、 v_2 個を検査用データとする。
- 4 全登録ユーザの学習用データおよび検査用データを用いて、XGBoost の設定 [10] を行う。具体的には、バイズ最適化 [11] によってハイパーパラメータを探索

しながら、学習用データを用いて識別器を学習し、検査用データを用いて識別器の性能を検証することで、ハイパーパラメータの最適化を行う。本論文では、ハイパーパラメータの最適化に際しての評価指標として、Accuracy (識別結果の最上位が正解ユーザであるか否かを Positive/Negative として定義)、AUC (Area Under the Curve)、macro-F1 (F 値) を採用した。なお、初期値依存性を考慮し、乱数によって初期値を与えて 5 回の最適化を行った中で、評価値が最良となったハイパーパラメータを採用する。

- 手順 4 で XGBoost のハイパーパラメータを決定した後、全登録ユーザの学習用データを用いて、XGBoost の学習を行う。本論文では、XGBoost の標準的な学習アルゴリズム [12] を利用した。目的関数は multi:softprob である。学習終了後、全登録ユーザの検査用データを用いて、学習によって獲得された識別器の性能を評価する。本論文では、識別の性能評価の指標として、手順 5 と同様、Accuracy, AUC, F 値を採用した。なお、初期値依存性を考慮し、乱数によって初期値を与えて 5 回の学習を行ったなかで、評価値が最良となった識別器を採用する。

本論文では、 $v = 5$, $v_1 = 4$, $v_2 = 1$ とした*6。

3.2.2 識別器による照合順序の割当て

認証フェーズにおいて、以下の手順で照合順序の割当てを行う。

- 1 被認証者の手のひら画像を w 枚取得する。
- 2 MediaPipe を用い、それぞれの手のひら画像から骨格情報を抽出する。被認証者の w 個の骨格情報が得られる。
- 3 骨格情報の平均化処理 (3.3 節) により、 w 個の骨格情報から平均化骨格情報を生成する。
- 4 3.2.1 項の手順で学習した識別器に、平均化骨格情報を入力する。識別器は、識別結果 (入力された平均化骨格情報が、どの登録ユーザであるか) を「各登録ユーザに対する確信度」として出力する。この確信度が高い順に、全テンプレートに対して照合順序が割り当てられる。

本論文では、 $w = 5$ とした。

3.3 骨格情報の平均化

2.3 節で述べたように、生体情報の本人内変動は認証精度低下の一因となる。同一ユーザの同一の手のひらを同じ

ように撮影した場合も、MediaPipe の計測誤差によって、得られる骨格情報がわずかに異なりうる。このような撮影ごとの変動を吸収するため、複数の骨格情報を用いて、それら骨格情報の中心に位置する骨格情報を生成する。ここで、複数枚の手のひら画像は、短時間かつ連続的に撮影された画像を用いることを想定している。すなわち、各画像中の手のひらの形状に大きな差異はなく、したがって、複数の手のひら画像の骨格情報を平均化することで、骨格情報の測定誤差が均され、それら骨格情報の中心に位置する骨格情報を生成することが可能であると期待できる。

3.1 節で説明したとおり、骨格情報は各点が 3 次元の情報を持つ 21 点の座標情報である。よって、複数の骨格情報の各点において、 x 座標成分、 y 座標成分、 z 座標成分のそれぞれの平均値を求めることで中心を算出する。得られた 21 点の中心座標を用いることで、取得した複数の骨格情報の中心に位置する骨格情報を生成し、これを識別器への入力として用いる。

MediaPipe はスマートフォンアプリとしても提供されている [3]。したがって、スマートフォンを ID レス掌紋認証システムのクライアント端末として使用すれば、クライアント端末で手のひら画像の撮影と骨格情報の抽出が可能である。すなわち、骨格情報の平均化処理はクライアント側で実行可能であり、以下のとおり、登録時と認証時の両者に通じた「速度重視の照合処理における生体情報サンプルの選択手法」が実現される。

・登録フェーズ：

- 1 登録時に、クライアント端末のカメラを用いて、各登録ユーザの手のひら画像を v 枚取得する。
- 2 すべての手のひら画像を用い、3.2.1 項の手順で識別器の学習を行う。

全登録ユーザからそれぞれ複数 (v 個) の骨格情報を取得し、それらすべてを学習に用いることにより、生体情報 (骨格情報) の本人内変動が加味された形で識別器の学習がなされる。なお、本論文では $v = 5$ とした。

・認証フェーズ：

- 1 認証時に、クライアント端末のカメラを用いて、被認証者の手のひら画像を w 枚取得する。
- 2 クライアント端末にインストールされている MediaPipe を用いて、手順 1 で取得した各画像の骨格情報 (21 点のランドマークの 3 次元座標) を抽出する。手順 2 の結果、ランドマークの各点ごとに w 個の 3 次元座標が得られる。
- 3 クライアント端末内で、21 点のランドマークの各点ごとに w 個の 3 次元座標の中心を算出する。21 点の中心座標によって構成される骨格情報を「平均化骨格情報」と呼ぶ。
- 4 クライアント端末内で生成された平均化骨格情報 (21 点の中心座標) を、認証サーバに送信する。

*6 提案手法の比較対象である吉平らの手法 [2] と条件を揃え、各ユーザから取得した手のひら画像 10 枚のうち、5 枚をテンプレート画像 ($v = 5$)、残り 5 枚をクエリ画像 ($w = 5$) として利用する。一般的に機械学習に用いる学習用データ数は十分多く確保することが求められるため、5 枚のテンプレート画像のうち、可能な限り多くの学習用データを確保しつつ、検査用データも用意するため、今回は $v_1 = 4$, $v_2 = 1$ とした。

5 認証サーバは、手順4で受信した平均化骨格情報を、認証サーバ内の識別器に入力する。3.2.2項の手順により、平均化骨格情報に対する識別器の出力（確信度）に応じて全テンプレートに対して照合順序が割り当てられる。

被認証者から複数（ w 個）の骨格情報を取得し、それらを平均化することによって、生体情報（骨格情報）の本人内変動が低減される。この結果、識別器の出力が安定し、頑健な形で認証順序の割当てが実行可能となる。なお、本論文では $w = 5$ とした。

4. ID レス掌紋認証システム

吉平らの ID レス掌紋認証システム [2] においては、「速度重視の照合処理」として 2.3 節で概説した順列インデックス法を、「精度重視の照合処理」として 2.1 節で概説した 1 対 1 照合法を、それぞれ採用している。本論文では、吉平らの ID レス掌紋認証システムの「速度重視の照合処理」を、3 章で述べた「手のひらの骨格情報を利用してユーザを識別する識別器」に変更することによって、提案手法を組み込んだ ID レス掌紋認証システムを構築した。以降では、まず、吉平らの ID レス掌紋認証システムを概説し、続いて、本論文の ID レス掌紋認証システムを説明する。

4.1 吉平らの ID レス掌紋認証

吉平らの ID レス掌紋認証システム [2] の手順は以下のとおりである（図 7）。

・登録フェーズ：

- 1 クライアントにおいて、各登録ユーザから手のひら画像を 5 枚ずつ取得する。
- 2 クライアントは、手順 1 の手のひら画像から掌紋画像（Region Of Interest : ROI）を抽出する。ユーザごとに 5 枚ずつの掌紋画像が得られる。
- 3 クライアントは、ユーザごとに照合尺度型テンプレ

ト選択（4.2 節）を実行し、手順 2 で得られた 5 枚の掌紋画像の中から（「精度重視の照合処理」の観点で）最も中心に近い掌紋画像を選択する。選ばれた掌紋画像を当該ユーザのテンプレート画像としてサーバに登録する。

- 4 サーバは、手順 2 で得られた各ユーザ 5 枚の掌紋画像をすべて収集する。全登録ユーザのすべての掌紋画像に対して主成分分析を適用し、第 1～32 主成分画像を pivot 画像としてサーバに登録する（2.3 節の主成分分析法）。

- 5 サーバは、ユーザごとにインデックス尺度型テンプレート選択（4.3 節）を実行し、手順 2 で得られた 5 枚の掌紋画像の中から（「速度重視の照合処理」の観点で）最も中心に近い照合スコア順列を選択する。選ばれた照合スコア順列を当該ユーザの順列インデックスとしてサーバに登録する。

・認証フェーズ：

- 1 クライアントにおいて、被認証者から手のひら画像を 5 枚取得する。
- 2 クライアントは、手順 1 の手のひら画像から掌紋画像（Region Of Interest : ROI）を抽出する。被認証者の掌紋画像が 5 枚得られる。
- 3 クライアントは、照合尺度型クエリ選択（4.2 節）を実行し、手順 2 で得られた 5 枚の掌紋画像の中から（「精度重視の照合処理」の観点で）最も中心に近い掌紋画像を選択する。選ばれた掌紋画像を被認証者のクエリ画像としてサーバに送信する。
- 4 サーバは、手順 3 で受信した掌紋画像（クエリ画像）に対して順列インデックス法（2.3 節の主成分分析法）を適用することによって、「速度重視の照合処理」を実行する。この結果、全テンプレート画像に照合順序が割り当てられる。
- 5 サーバは、手順 4 で割り当てられた照合順序に従ってテンプレート画像を 1 つずつ取り出し、クエリ画像との 1 対 1 照合（2.1 節）を行うことによって、「精度重視の照合処理」を実行する。1 対 1 照合の照合スコアが閾値を上回った時点で、認証を完了とする。いずれのテンプレートに対しても閾値を上回る照合スコアが得られなかった場合は「該当ユーザなし」とする。

4.2 照合尺度型テンプレート/クエリ画像選択

登録フェーズにおける照合尺度型テンプレート選択 [2] の手順を示す。式 (1) を用い、 v 枚のユーザ u のテンプレート画像 $\{t_{u,1}, \dots, t_{u,v}\}$ に対して、照合アルゴリズム M の尺度で最も中心に近い画像をテンプレート画像 $t_{u,s}$ として選択する。吉平らの ID レス掌紋認証システムにおいては、 $v = 5$ 、 $M = 2.1$ 節の 1 対 1 照合法である。

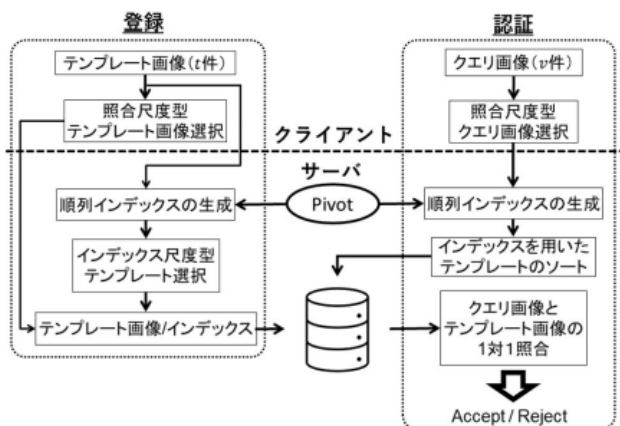


図 7 吉平らの ID レス掌紋認証システム [2]

Fig. 7 ID-less palmprint recognition system proposed by Yoshihira et al. [2].

$$t_{u,s} = \arg \max_{t_{u,j} \in \{t_{u,1}, \dots, t_{u,v}\}, j \neq s} \sum_{i=1}^v M(t_{u,i}, t_{u,j}) \quad (1)$$

認証フェーズにおける照合尺度型クエリ選択 [2] の手順を示す。式 (2) を用いて、 w 枚のユーザ u のクエリ画像 $\{q_{u,1}, \dots, q_{u,w}\}$ に対して、照合アルゴリズム M の尺度で最も中心に近い画像をクエリ画像 $q_{u,s}$ として選択する。吉平らの ID レス掌紋認証システムにおいては、 $w = 5$ 、 $M = 2.1$ 節の 1 対 1 照合法である。

$$q_{u,s} = \arg \max_{q_{u,j} \in \{q_{u,1}, \dots, q_{u,w}\}, j \neq s} \sum_{i=1}^w M(q_{u,i}, q_{u,j}) \quad (2)$$

4.3 インデックス尺度型テンプレート選択

登録フェーズにおけるインデックス尺度型テンプレート選択 [2] の手順を示す。

- 1 任意のユーザ u から v 枚の掌紋画像 $\{t_{u,1}, \dots, t_{u,v}\}$ を登録用のテンプレート画像として取得する。吉平らの ID レス掌紋認証システムにおいては、 $v = 5$ である。
- 2 各掌紋画像 $t_{u,i}$ に対して、照合スコア順列 $\pi_{t_{u,i}}$ をそれぞれ生成する。
- 3 生成された $\{\pi_{t_{u,1}}, \dots, \pi_{t_{u,v}}\}$ の中から、式 (3) を用いて、同一人物の生体情報から得られた照合スコア順列間の距離 S の和を最小にする順列 $\pi_{t_{u,s}}$ を選択する。ここで、 S は Spearman 距離であり、式 (4) を用いて算出される。 m は pivot の数 (= 照合スコア順列の次元数)、 $\pi(i)$ は照合スコア順列 π の i 番目の要素を表す。
- 4 この順列 $\pi_{t_{u,s}}$ をユーザ u の順列インデックスとして選択する。

$$\pi_{t_{u,s}} = \arg \min_{\pi_{t_{u,j}} \in \{\pi_{t_{u,1}}, \dots, \pi_{t_{u,v}}\}, j \neq s} \sum_{i=1}^v S(\pi_{t_{u,i}}, \pi_{t_{u,j}}) \quad (3)$$

$$S(\pi_{t_{u,a}}, \pi_{t_{u,b}}) = \sum_{i=1}^m (\pi_{t_{u,a}}(i) - \pi_{t_{u,b}}(i))^2 \quad (4)$$

照合尺度型テンプレート/クエリ画像選択が、「精度重視の照合処理 (1 対 1 照合法)」の観点でより安定した掌紋画像の選択に寄与するのに対し、インデックス尺度型テンプレート選択は、「速度重視の照合処理 (順列インデックス法)」の観点でより安定した掌紋画像の選択に寄与するという違いがある。

認証時にも、インデックス尺度型テンプレート選択と同様の方法で、複数枚のクエリ画像の中から安定した掌紋画像を選択することは有効であると考えられる。しかし、手順 2 の照合スコア順列の算出には、サーバ側に格納されている pivot 画像との類似度計算が必要となる。すなわち、インデックス尺度型テンプレート選択の実行にあたっては、クライアント側で撮影した複数枚の掌紋画像をサーバに送信しなければならない。認証時にサーバ・クライアント間

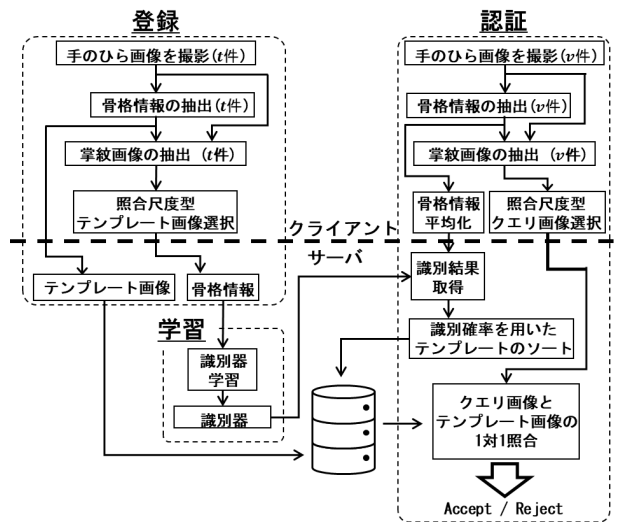


図 8 骨格情報による識別器を利用した ID レス掌紋認証
Fig. 8 ID-less palmprint recognition with skeletal information classifier.

の通信コストが増加することは望ましいこととはいえ、吉平らの ID レス掌紋認証 [2] においても、インデックス尺度型テンプレート選択は登録時のみでの適用となっている。

4.4 提案手法による ID レス掌紋認証

本論文の ID レス掌紋認証システムの手順は以下のとおりである (図 8)。

- ・登録フェーズ：
 - 1 クライアントにおいて、各登録ユーザから手のひら画像を 5 枚ずつ取得する。
 - 2 クライアントは、手順 1 の手のひら画像から骨格情報 (3.1 節) と掌紋画像 (ROI) を抽出する。ユーザごとに 5 つの骨格情報と 5 枚の掌紋画像が得られる。
 - 3 クライアントは、ユーザごとに照合尺度型テンプレート選択 (4.2 節) を実行し、手順 2 で得られた 5 枚の掌紋画像の中から (「精度重視の照合処理」の観点で) 最も中心に近い掌紋画像を選択する。選ばれた掌紋画像を当該ユーザのテンプレート画像としてサーバに登録する。
 - 4 サーバは、手順 2 で得られた各ユーザ 5 つの骨格情報をすべて収集する。全登録ユーザのすべての骨格情報を用いて、「骨格情報を利用してユーザを識別する識別器」を学習する (3.2.1 項)。全登録ユーザからそれぞれ複数の骨格情報を取得し、それらすべてを学習に用いることにより、骨格情報の本人内変動が加味された形で識別器の学習がなされる。
- ・認証フェーズ：
 - 1 クライアントにおいて、被認証者から手のひら画像を 5 枚取得する。
 - 2 クライアントは、手順 1 の手のひら画像から骨格情報 (3.1 節) と掌紋画像 (ROI) を抽出する。被認証者の骨格情報が 5 つ、掌紋画像が 5 枚得られる。

- 3 クライアントは、照合尺度型クエリ選択 (4.2 節) を実行し、手順 2 で得られた 5 枚の掌紋画像の中から (「精度重視の照合処理」の観点で) 最も中心に近い掌紋画像を選択する。選ばれた掌紋画像を被認証者のクエリ画像としてサーバに送信する。
- 4 クライアントは、骨格情報の平均化処理 (3.3 節) を実行し、手順 2 で得られた 5 つの骨格情報の中心に位置する骨格情報を生成する。この平均化骨格情報を被認証者のクエリ骨格としてサーバに送信する。骨格情報は、「速度重視の照合処理」を担う識別器の入力である。このため、骨格情報の平均化は、生体情報の本人内変動を (「速度重視の照合処理」の観点で) 低減させる効果を持つ。
- 5 サーバは、手順 4 で受信した平均化骨格情報 (クエリ骨格) を識別器に入力する。識別器によって「速度重視の照合処理」が実行される (3.2.2 項)。平均化骨格情報に対する識別器の出力 (各登録ユーザに関する確信度) が高い順に、全テンプレートに対して照合順序が割り当てられる。
- 6 サーバは、手順 5 で割り当てられた照合順序に従ってテンプレート画像を 1 つずつ取り出し、クエリ画像との 1 対 1 照合 (2.1 節) を行うことによって、「精度重視の照合処理」を実行する。1 対 1 照合の照合スコアが閾値を上回った時点で、認証を完了とする。いずれのテンプレートに対しても閾値を上回る照合スコアが得られなかった場合は「該当ユーザなし」とする。

5. 評価実験

5.1 実験目的

本論文の目的は、吉平らの ID レス掌紋認証システム [2] における「速度重視の照合処理」の改善である。よって、本論文で実装した ID レス掌紋認証システム (4.4 節) と吉平らの ID レス掌紋認証システム (4.1 節) の性能の比較を行い、提案手法の有用性を検証する。

「速度重視の照合処理」の性能を評価するために、本論文の認証システムと吉平らの認証システムの N 位認証率 (照合順序 N 位までのテンプレート画像の中にクエリ画像のユーザが含まれる割合) を比較する (5.4 節)。ID レス掌紋認証システム全体の性能を評価するために、本論文の認証システムと吉平らの認証システムの認証精度 (5.5 節) と認証時間 (5.6 節) を比較する。また、骨格情報の平均化処理の効果についても確認する (5.7 節)。

なお、ID レス生体認証では、生体情報のみでユーザの識別を行うため、本人拒否率が高くなってしまっても、他人受入率が低くなるように、照合閾値が設定される。そこで、本論文の認証システム全体の認証精度の評価 (5.5 節) にあたっては、EFAR (Enrollee False Accept Rate: 登録ユーザの生体情報を入力した場合の他人受入率) が 0 [%] と

表 1 実行環境

Table 1 Experiment environment.

CPU	Intel Core i9-10900K
RAM	DDR4/31.2GiB
OS	Ubuntu 20.04.5 LTS
コンテナエンジン	Docker 20.10.19
使用言語とバージョン	Python 3.6.9
主要なモジュールのバージョン	scikit-learn 0.24.2 xgboost 1.5.2



図 9 手のひら画像の例

Fig. 9 Palm image.

なるように照合閾値を設定し、その際の EFRR (Enrollee False Reject Rate: 登録ユーザの生体情報を入力した場合の本人拒否率) および NFAR (Non-enrollee False Accept Rate: 非登録ユーザの生体情報を入力した場合の他人受入率) を比較する。

5.2 実験環境

本論文の評価実験において利用した実行環境を表 1 に示す。

5.3 実験データセット

523 名のユーザの左右の手のひらを 10 枚ずつ撮影した。今回の撮影では、ユーザに対して親指を除いた 4 本の指を軽く揃えるように指示を与えている。撮影された手のひら画像の例が図 9 である。ここで、各ユーザの左右の手のひらは異なる紋様を持つ^{*7}ため、各ユーザの左右の手のひらをそれぞれ異なるユーザとして扱い、疑似的に 1046 名分の手のひらを撮影した画像 10 枚を実験データとして用いる。

本論文における ID レス掌紋認証では、登録フェーズおよび認証フェーズにおいて、それぞれ 5 枚の手のひら画像を撮影する。そこで、実験データとして用意した各ユーザの手のひら画像 10 枚を、それぞれ撮影された順に、前半 5 枚を登録フェーズの手のひら画像、後半 5 枚を認証フェーズの手のひら画像とする。

MediaPipe を用い、1,034 名 × 10 枚の手のひら画像か

^{*7} 今回のデータセットに関し、実際に、左右異なる手のひらの掌紋どうしの照合スコア分布と左右同一の手のひらの掌紋どうしの照合スコア分布をそれぞれ算出して比較したが、両者の分布の違いはわずかであった。

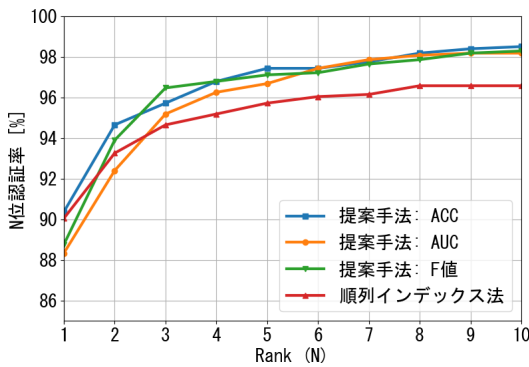


図 10 照合順序の割当てに関する精度 (N 位認証率)
 Fig. 10 Comparison of Rank-N identification rate.

ら、それぞれ骨格情報を抽出した。また、その骨格情報を用い、文献 [13] の手法により、それぞれの手のひら画像から掌紋画像 (Region Of Interest : ROI) を切り出した。ここで、実験データのすべての手のひら画像を MediaPipe (Hands) へ入力したところ、骨格情報の抽出に失敗した画像が存在した。10 枚の手のひら画像のうち、骨格情報が 1 枚でも取得できなかったユーザ 12 名に対しては、認証情報の取得失敗 (Failure to Acquire: FTA) として記録し、当該ユーザを実験データから除外することとした。この結果、データセットは 1,034 名分となった。なお、ROI の抽出方法は提案手法も吉平らの既存手法 [2] も同一であるため、両者の FTAR (Failure to Acquire Rate : 取得失敗率) は同じ数値となる。

1,034 名のうち、無作為に抽出した 100 名を非登録ユーザとして、識別器を学習するためのデータから除外した。登録ユーザ 934 名分のデータを対象に登録フェーズを実行したうえで、登録ユーザ 934 名分のデータを対象に認証フェーズを実行することによって EFAR および EFRR が、非登録ユーザ 100 名分のデータを対象に認証フェーズを実行することによって NFAR が、それぞれ算出される。

5.4 照合順序の割当てに関する性能評価

登録ユーザ 934 名分のデータに対して、本論文の ID レス掌紋認証システム (提案システム) と吉平らの ID レス掌紋認証システム (既存システム) の「照合順序の割当てに関する精度」を N 位認証率の観点から比較した。N 位認証率の CMC 曲線を図 10 に示す。提案システムにおいては、識別器の学習 (3.2.1 項の手順 4 および手順 5) の際に、Accuracy, AUC, F 値の観点で最良の識別器が選ばれる。図 10 中の「提案手法: ACC」, 「提案手法: AUC」, 「提案手法: F 値」のグラフは、それぞれ、「Accuracy の観点での最良の識別器によって、認証フェーズを実行した場合の N 位認証率」, 「AUC の観点での最良の識別器によって、認証フェーズを実行した場合の N 位認証率」, 「F 値の観点での最良の識別器によって、認証フェーズを実行した場合の N 位認証率」を表す。図 10 中の「順列インデック

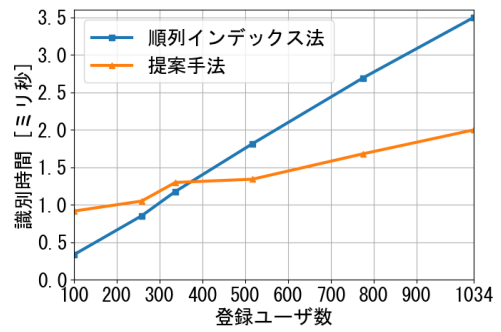


図 11 登録ユーザ数と照合順序割当て所要時間
 Fig. 11 Average time required to order assignment and the number of enrollees.

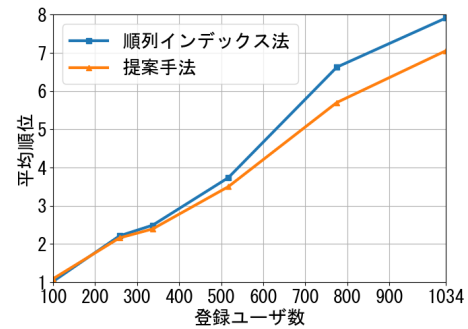


図 12 登録ユーザ数と照合順序の平均割当て順位
 Fig. 12 Average rank and the number of enrollees.

ス法」は、「既存システムによって認証フェーズを実行した場合の N 位認証率」である。

図 10 より、提案システムが既存システムを上回っていることが確認できる。特に、学習の際に Accuracy の観点で最良となる識別器を選んで使用することによって、提案システムは高い精度で「速度重視の照合処理 (全プレート画像への照合順序の割当て)」を実行可能であることが分かった。

順列インデックス法 [2] は、pivot 数 m 、テンプレート数 (登録ユーザ数) U に対して、 m 回の 1 対 1 照合時間と U 回の Spearman 距離計算時間が必要となる。順列インデックス法との比較のために、提案手法においても、登録ユーザ数 U を変更した場合の識別器の性能を評価した。まず、今回採用した XGBoost に対して、登録ユーザ数 U を変更して学習を行い、Accuracy の観点で最良となる XGBoost を獲得する。そして、獲得された識別器を用いて照合順序の割当てを行った。その際の照合順序割当てに要した時間を図 11 に、平均割当て順位 (識別器による照合順序割当ての結果、被認証者のテンプレートが何位に割り当てられたか) を図 12 にそれぞれ示す。図 11, 図 12 には、吉平ら手法における順列インデックス法の結果も併記した。図 11 より、所要時間に関しては、登録ユーザ数が約 400 名を超えてくると、提案手法の識別器の速度が吉平の順列インデックス法を上回ることが分かる。図 12 より、登録ユーザ数が異なる場合も、提案手法の識別器が被認証者のテン

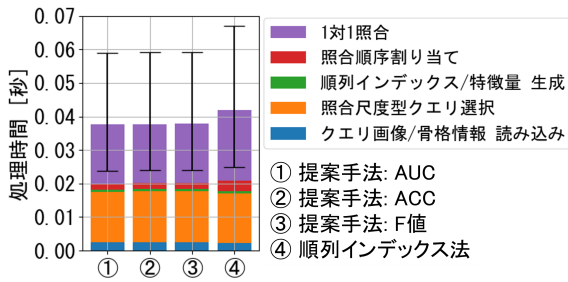


図 13 認証時間の比較

Fig. 13 Comparison of average time required for recognition.

プレートに対し、より若い順位を割り当てていることが見て取れる。以上より、登録ユーザ数 U が異なるケースにおいても提案手法の識別器の性能の高さが確認された。

5.5 認証システム全体の認証精度に関する性能評価

本論文の ID レス掌紋認証システム（提案システム）と吉平らの ID レス掌紋認証システム（既存システム）の「認証システム全体としての認証精度」を、 $EFAR = 0$ [%] となる照合閾値の設定における $EFRR$ および $NFAR$ の観点から比較した。その結果、提案システムも既存システムも差異はなく、どちらも $EFRR = 0.32$ [%], $NFAR = 0$ [%] であった。ただし、5.3 節で述べたように、提案システムの $FTAR$ は 0.19 [%] (= $12/1046$) である。

5.6 認証システム全体の認証時間に関する性能評価

本論文の ID レス掌紋認証システム（提案システム）と吉平らの ID レス掌紋認証システム（既存システム）の「認証システム全体としての認証時間」を、認証フェーズの内部処理単位で比較した。提案システムと既存システムを用いて、認証フェーズの実行に要する時間を 10 回ずつ測定し、平均値を算出した結果を図 13 に示す。なお、提案システムにおいても既存システムにおいても $NFAR = 0$ [%] が得られた (5.5 節) ことより、ここでの認証時間の測定は登録ユーザのみを対象に実施している。

CPU や OS の状態によって処理時間が上下する。そこで図 13 では、それぞれの測定を 10 回行って平均をとり、そのばらつきを均している。また、1 対 1 照合に要する時間は、クエリによって（すなわち、ユーザごとに）異なる。そこで、1 対 1 照合の所要時間（図 13 の紫色のグラフ）については、95%信頼区間のエラーバーを付して示すことにより、ユーザ間の 1 対 1 照合時間のばらつきを示した。

図 13 より、提案システムは既存システムに比べて、照合順序の割当てにかかる時間が短く、かつ、照合順序の割当ての精度も高い (5.4 節) ことより、1 対 1 照合に要する時間も短縮されていることが確認できる。

骨格情報の平均化の効果

提案手法における「骨格情報の平均化」の有用性を検証するため、本論文の ID レス掌紋認証システム（平均化適

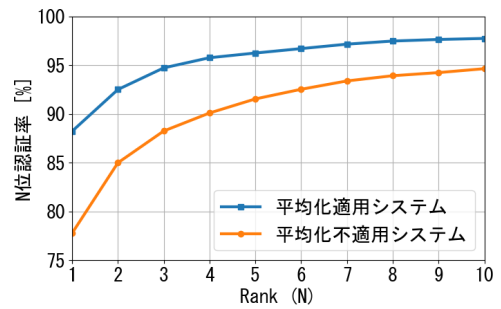


図 14 骨格情報の平均化の効果

Fig. 14 Effect of averaging skeletal information.

用システム）から骨格情報の平均化処理を取り除いた認証システム（平均化不適用システム）を作成した。平均化不適用システムにおいては、平均化処理（4.4 節の認証フェーズにおける手順 4）が除去されたため、照合尺度型クエリ選択（4.4 節の認証フェーズにおける手順 3）のみが適用される形となる。このため、「照合尺度型クエリ選択によって選ばれた掌紋画像」の骨格情報を識別器に入力することにより、「照合順序の割当て」が行われることになる。平均化適用システムと平均化不適用システムの「照合順序の割当て」の精度（ N 位認証率）を比較した。 N 位認証率の CMC 曲線を図 14 に示す。図 14 から、骨格情報の平均化によって N 位認証率が大幅に改善されることが確かめられた。

6. まとめ

ID レス掌紋認証における認証速度に関する課題に焦点を当て、既存システムの改善を検討した。既存システムでは、クライアント側で生体情報を取得する際に、本人内変動を低減させるための方策を実施できないことで、認証精度を損ねてしまう。本論文では、手の骨格（骨格情報）を用いて各ユーザを識別する識別器を構成し、識別器より得られる各ユーザに対する確信度によって照合順序を割り当てる手法を提案した。提案システムでは、クライアント側において取得した複数の骨格情報を平均化することで、既存システムでは困難であった本人内変動を吸収することができる。実際に、既存システムと提案システムに対し、認証精度と認証における所要時間を評価し、比較を行った結果、提案システムがより高精度かつ高速であることを確認できた。評価実験を通し、提案システムの有効性を示すことができたといえる。

今回の実験では、ユーザに親指を除いた 4 本の指を軽く揃えるように指示を与えているが、ユーザに課する制約は可能な限り排除すべきである。また、実際の認証システムでは、認証運用が走りながら、新規ユーザの追加や生体情報の再登録などが発生することになるが、提案手法ではそのような場合に識別器の再学習が必要となる可能性がある。これらの点については今後の課題とする。

謝辞 本研究の一部は、JST ムーンショット型研究開発事業、JPMJMS2215 の支援を受けたものです。

参考文献

[1] 村上隆夫, 高橋健太: 多重仮説における逐次確率比検定を用いた ID レス生体認証の高精度化, 情報処理学会論文誌, Vol.50, No.12, pp.1234–1242 (2009).

[2] 吉平瑞穂, 野崎真之介, 芹澤歩弥, 中原正隆, 馬場 昭, 窪田 歩, 大木哲史, 西垣正勝: 順列インデックスを用いた 1 対多掌紋認証の N 位認証率向上に関する検討, 情報処理学会論文誌, Vol.63, No.12, pp.1804–1820 (2022).

[3] Zhang, F., Bazarevsky, V., Vakunov, A., Tkachenka, A., Sung, G., Chang, C.L. and Grundmann, M.: MediaPipe Hands: Ondevice Real-time Hand arXiv preprint arXiv:2006.10214 (2020).

[4] 青山章一郎, 伊藤康一, 青木孝文, 太田陽基: 携帯電話向け非接触掌紋認証アルゴリズム, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J96-A, No.5, pp.250–263 (2013).

[5] 村上隆夫, 高橋健太, 松浦幹太: 大規模 ID レス生体認証に向けた逐次索引融合判定の提案, 電子情報通信学会論文誌 A (バイオメトリクス小特集), Vol.J96-A, No.12, pp.801–814 (2013).

[6] Dasgupta, S. and Long, P.M.: Performance guarantees for hierarchical clustering, *Journal of Computer and System Sciences*, Vol.70, No.4, pp.555–569 (2005).

[7] Amato, G., Esuli, A. and Falchi, F.: A comparison of pivot selection techniques for permutation-based indexing, *Information Systems*, Vol.52, pp.176–188 (2015).

[8] Guyon, I., Elisseeff, A. and Kaelbling, L.P. (Eds.): An Introduction to Variable and Feature Selection, *Journal of Machine Learning Research*, Vol.3, pp.1157–1182 (2003).

[9] Chen, T. and Guestrin, C.: XGBoost: A Scalable Tree Boosting System, *Proc. 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD '16)*, pp.785–794 (2016).

[10] Kohavi, R.: A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection, *International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI)*, pp.1137–1147 (1995).

[11] James, B. et al.: Algorithms for hyper-parameter optimization, *25th Annual Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS 2011)*, Vol.24, Neural Information Processing Systems Foundation (2011).

[12] xgboost developers: XGBoost Documentation, XGBoost Documentation (オンライン), 入手先 (<https://xgboost.readthedocs.io/en/stable/index.html>) (参照 2023-03-08).

[13] 新田修也, 中原正隆, 馬場 昭, 三宅 優: 掌紋認証システムにおける骨格情報を用いた掌紋領域推定手法の提案, 暗号と情報セキュリティシンポジウム 2021 (SCIS2021) 予稿集, 3F3-2 (2021.1).

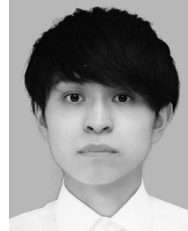
[14] 芹澤歩弥, 奥寺瞭介, 大内結雲, 吉平瑞穂, 塩見祐哉, 新田修也, 中原正隆, 馬場 昭, 三宅 優, 大木哲史, 西垣正勝: 掌紋認証システムにおける掌紋領域推定の改善, 情報処理学会研究報告, 2021-CSEC-93-17, pp.1–6 (2021).

[15] Arora, G., Kalra, S., Bhatia, A. and Tiwari, K.: PalmHashNet: Palmprint Hashing Network for Indexing Large Databases to Boost Identification, *IEEE Access*, Vol.9, pp.145912–145928 (2021), DOI: 10.1109/ACCESS.2021.3123291.

[16] Trabelsi, S., Samai, D., Dornaika, F., et al.: Efficient palmprint biometric identification systems using deep learning and feature selection methods, *Neural Comput & Applic*, Vol.34, pp.12119–12141 (2022).

[17] Freund, Y. and Schapire, R.E.: A Decision-Theoretic Generalization of on-Line Learning and an Application to Boosting, *EuroCOLT*, Vol.904, pp.23–37 (1995).

[18] Ke, G., Meng, Q., Finley, T., Wang, T., Chen, W., Ma, W., Ye, Q. and Liu, T-Y.: LightGBM: A Highly Efficient Gradient Boosting Decision Tree, *Proc. Conference on Neural Information Processing System* (2017).



芹澤 歩弥

2021 年静岡大学情報学部情報科学科卒業。2023 年同大学大学院修士課程修了。在学中、情報セキュリティに関する研究に従事。



吉平 瑞穂

2021 年静岡大学情報学部情報科学科卒業。2023 年同大学大学院修士課程修了。在学中、情報セキュリティに関する研究に従事。



野崎 真之介

2022 年静岡大学情報学部情報科学科卒業。現在、同大学大学院総合科学技術研究科情報学専攻。情報セキュリティに関する研究に従事。



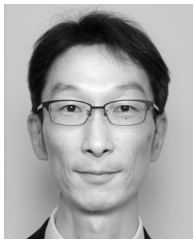
中原 正隆

1990 年生。2014 年京都大学工学部電気電子工学科卒業。2016 年同大学大学院情報学研究科修士課程修了。同年 KDDI (株) 入社。現在、(株) KDDI 総合研究所でサイバーセキュリティの研究開発に従事。



馬場 昭

1966 年生。1989 年横浜国立大学工学部建設学科卒業。1991 年同大学大学院工学研究科博士前期課程修了。2002 年 KDDI (株) 入社。現在、(株) KDDI 総合研究所でサイバーセキュリティの研究開発に従事。



窪田 歩

1995年京都大学大学院情報工学専攻博士前期課程修了。同年国際電信電話株式会社（現、KDDI）入社。2003～2004年米国 UC Berkeley 客員研究員。現在、（株）KDDI 総合研究所でサイバーセキュリティの研究開発に従事。



大木 哲史（正会員）

2002年早稲田大学理工学部電子情報通信学科卒業。2004年同大学大学院理工学研究科電子・情報通信学専攻修士課程修了。2010年早稲田大学理工学術院情報・ネットワーク専攻博士（工学）取得。2010年早稲田大学理工学総合研究所次席研究員、2013年産業技術総合研究所特別研究員を経て、2017年より静岡大学大学院総合科学技術研究科講師、2020年同大学准教授。情報セキュリティ全般、特に個人認証を中心としたネットワークセキュリティに関する研究に従事。電子情報通信学会会員。



西垣 正勝（正会員）

1990年静岡大学工学部光電機械工学科卒業。1995年同大学大学院博士課程修了。日本学術振興会特別研究員（PD）を経て、1996年静岡大学情報学部助手。同講師、助教授の後、2010年より同創造科学技術大学院教授。博士（工学）。情報セキュリティ全般、特にヒューマニクスセキュリティ、メディアセキュリティ、ネットワークセキュリティ等に関する研究に従事。2013～2014年情報処理学会コンピュータセキュリティ研究会主査、2019～2020年情報環境領域委員長、2020年調査研究運営委員長。2015～2016年電子情報通信学会バイオメトリクス研究専門委員会委員長。2016～2020年日本セキュリティマネジメント学会編集部会長、2021年より副会長。本会フェロー。