

骨格情報を用いた1対多掌紋認証の N位認証率向上に関する基礎検討

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
三宅優² 大木哲史¹ 西垣正勝¹

概要：掌紋認証は、人間の手のひらの紋様を利用した生体認証アルゴリズムである。特殊な装置を必要とせず、カメラを用いて非接触で取得できるため、可用性が高く、得た生体情報のみで認証を行うIDレス認証であるため、利便性が高い。さらに、生体情報を提示する際のユーザの心理的負荷が比較的小さいため、受容性にも優れる。しかし、掌紋認証では、撮影する度にユーザの手の姿勢が異なるため、認証に用いる掌紋領域を安定して抽出することが難しく、認証精度が低下してしまう。さらに、IDレス認証であることは大きな利点であるが、登録された全ユーザの中から、生体情報を提示したユーザを特定する必要がある。現状、提示された生体情報と登録された全ユーザの生体情報に速度を重視した照合処理を適用することでユーザの順位付けを行った後、精度を重視した照合処理を行うことで真に正当なユーザが検出されている。しかし、この順位付けにおいて全ユーザとの照合処理を必要とするため、認証速度にも課題を抱えている。ここで、Google社が、マルチ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。本研究では、MediaPipeを用いて、画像中の手のひらから推定された21点の座標情報（骨格情報）を利用した各種課題の解決を検討する。掌紋認証は、手のひらを撮影して生体情報を取得することから、掌紋認証においてMediaPipeは追加の機器を必要とせず、親和性が非常に高いと言える。本稿では、以上の課題の中でも、MediaPipeを用いて得られた骨格情報を用いて全登録ユーザの順位付けを行うことで、掌紋認証を高速化する基礎検討について結果を報じる。

1. はじめに

今や、指紋や顔、虹彩などのモダリティを用いた生体認証が、スマートフォンや入退室管理、決済システムなどで利用されている。様々なモダリティの中でも、手のひらの隆線やしわの紋様を利用した掌紋認証は、スマートフォンのカメラを用いて、ユーザに接触することなく認証情報を取得できるため、可用性が高い。また、他の生体情報である顔や指紋などに比べて、生体情報を提示する際のユーザの心理的負荷が小さく、受容性にも優れる。更に、掌紋の提示のみで当該ユーザを識別する1対多生体認証を構成することにより、IDの提示を必要としない、利便性の高い認証（IDレス認証）が実現可能である。我々は、このように可用性、受容性、利便性を兼ね備えるIDレス掌紋認証に着目して研究を行っている。

IDレス掌紋認証の登録・認証の手順は次の通りである。登録フェーズでは、カメラでユーザの手のひらを撮影する。画像中の手のひらから認証に用いる領域（掌紋領域）を抽出し、テンプレート（掌紋画像）として記録する。認証フェーズでは、登録フェーズと同様に、撮影された手のひら画像から掌紋領域を抽出し、クエリ（掌紋画像）を得る。その後、クエリ画像と十分類似する掌紋画像が見つかるまで、登録された全ユーザのテンプレート画像との照合を繰り返し行うことで、ユーザを認証する。

IDレス掌紋認証に大きく2つの課題が残る。1つ目に、様々な環境・状態で取得される掌紋画像に対する認証精度

である。撮影する度に、照明環境や手のひらの姿勢が異なると掌紋領域を安定的に抽出することが困難になり、認証精度低下の原因となる。2つ目は、掌紋画像を提示した正規ユーザを全登録ユーザの中から見つけるための認証速度である。登録ユーザ数の増加に伴い、提示されたクエリ画像と一致するテンプレートを見つけるまでの時間が増加してしまう。

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[1]。MediaPipe (Hands)を用いることで、撮影された画像中の手のひらの骨格を推定し、図1に示すように21点の座標情報（骨格情報）を取得することができる。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、MediaPipe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MediaPipeは親和性が非常に高い組み合わせといえる。そこで本研究では、骨格情報を用いて、掌紋領域抽出の精度とIDレス掌紋認証の速度を一挙に改善する。骨格情報を利用した掌紋領域抽出の精度改善については、文献[2][3]にて報告した。本稿では、骨格情報を利用したIDレス掌紋認証の高速化についての基礎検討の結果を報じる。

2. 既存研究

2.1 テンプレートの順位付け

IDレス生体認証の高速化に対しては、登録されている全テンプレート画像の中から候補となる掌紋画像を絞り込み、

1 静岡大学大学院総合科学技術研究科
Graduate School of Integrated Science and Technology, Shizuoka University
2 (株) KDDI 総合研究所
KDDI Research, Inc

順位付けを行うというアプローチが一般的である。まず、速度重視の照合アルゴリズムを用いて、クエリ画像と全テンプレート画像の照合スコアを計算し、テンプレート画像を順位付けする。次に、精度重視の照合アルゴリズムを用いて、順位が高いテンプレート画像から順にクエリ画像との照合スコアを計算し、照合スコアが閾値を上回ったテンプレート画像が見つかった時点で認証を完了とする(図2)。テンプレートの順位付けの性能は、精度と速度によって評価する。ここで、精度評価の指標は、N位認証率(上位N件に被認証者のテンプレート画像が含まれる割合)を用いることとする。

速度重視の照合アルゴリズムについては、これまで様々な手法によるテンプレートの順位付けが検討されてきた。掌紋認証を対象とした手法としては、簡易な帯域制限位相限定相関(Band-Limited Phase-Only Correlation: BLPOC)を用いた照合アルゴリズムが[4]で紹介されている。また、吉平らは順列インデックス[3]を用いた照合アルゴリズムを適用し、テンプレートの順位付けに要する時間を大きく改善した[4]。また、精度重視の照合アルゴリズムとしては、本稿では文献[8]のアルゴリズムを用いて、閾値を超える照合スコアを有するテンプレート画像を発見する。本節では、2.2節、2.3節、2.4節でこれらの既存手法を概説する。



図1 MediaPipeによって取得される骨格情報

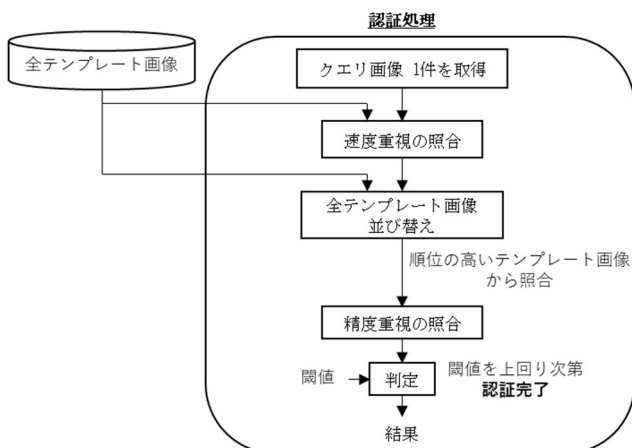


図2 ユーザの認証手順

2.2 簡易な BLPOC を用いたテンプレートの順位付け

文献[4]では、速度重視の照合アルゴリズムとして簡易な BLPOC を採用している。掌紋画像の中央領域 128×128 [px] を切り出した画像を周波数領域に変換し、周波数画像における中央領域 32×32 [px] を対象に BLPOC を用いて照合スコアを算出する。この照合アルゴリズムを用いて、クエリ画像と全登録ユーザのテンプレート画像との照合スコアを算出し、照合スコアの高い順に登録画像を並び替えることで、テンプレートを順位付けする。BLPOC による照合は計算負荷が高いため、掌紋画像(テンプレートおよびクエリ)の解像度を 32×32 [px] に落とししたとしても、相応の時間を要する。一方で、テンプレートの順位付けの性能に関しては、比較的高い精度(N位認証率)を有することが、文献[4]の比較実験から確かめられている。

2.3 順列インデックスを用いたテンプレートの順位付け

文献[4]では、順列インデックス[3]を掌紋認証に適用することにより、テンプレートの順位付けを行う順列インデックス法が提案されている。順列インデックス法では、m枚の基準画像(pivot画像)を用い、(i)~(v)の手順でテンプレートの順位付けを行う。

- (i) 任意の掌紋画像に対し、m枚の pivot 画像との照合スコアを算出する。得られた m 個の照合スコアを大きい順に並べる。その順列(照合スコア順列)をインデックス(順列インデックス)として利用する。
- (ii) 登録時には、テンプレート画像と pivot 画像から(照合スコア順列)を算出し、テンプレート画像と順列インデックスをデータベースに登録する。
- (iii) 認証時には、クエリ画像と pivot 画像から(照合スコア順列)を算出し、データベースに登録されている全ての順列インデックスとの類似度を計算する。ここで、順列どうしの類似度は、Spearman Rho 距離を用いて求める。クエリ画像との類似度が高い順にテンプレート画像を並べることにより、テンプレート画像の順位付けがなされる。

順列インデックス法は、画像や文書などを対象とした効率的な類似検索手法として提案されており[6][7]、IDレス生体認証におけるテンプレートの順位付けのための手段としての有効性も確認されている[5]。一方で、順列インデックス法の性能は、生体情報の特徴空間を決定する基底となる pivot の選び方によって左右される。文献[4]では、全登録ユーザの掌紋画像(テンプレート画像)に対して主成分分析(Principal Component Analysis: PCA)を行い、得られた各主成分画像を pivot 画像として用いることで、テンプレートの順位付けの性能(N位認証率)を改善する方法が示されている。

生体情報の本人内変動への対策の検討も必要である。本人内変動に対する頑健性を高めるためには、登録時および認証時に、複数枚の掌紋画像の中から最適な画像を選び、

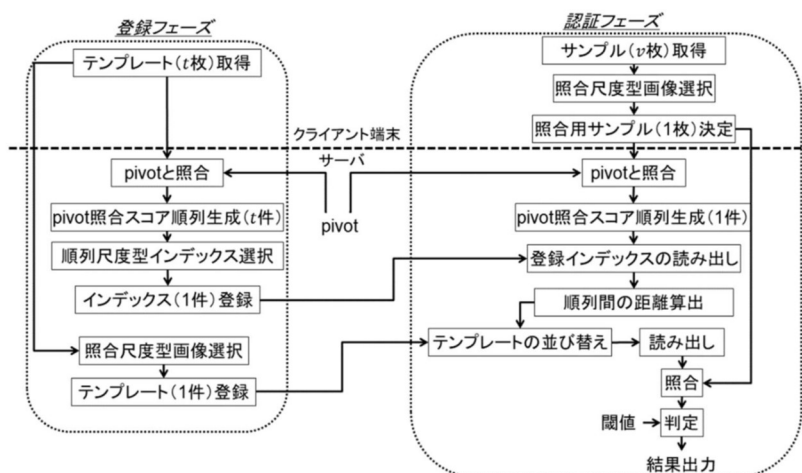


図 3 文献[4]の ID レス掌紋認証アルゴリズム

それをテンプレートおよびクエリとして用いるというアプローチが基本となる。文献[4]では、「照合尺度型テンプレート/クエリ選択」を用いて、本人の変動範囲内で中心に近い掌紋画像を選択して使用する方法が示されている。このアイデアは、順列インデックス法にも適用可能である。文献[4]では、「インデックス尺度型テンプレート選択」を用いて、本人の変動範囲内で中心に近い順列インデックスを選択して登録することによって、N 位認証率が改善することが確かめられている。インデックス尺度型テンプレート選択の手順は次の通りである。

- (i) 登録時にユーザから掌紋画像を v 枚取得する (文献[4]では $v=5$)。
- (ii) 各掌紋画像の順列インデックス $\pi_1 \sim \pi_v$ を作成する。
- (iii) 順列インデックス間の距離 $s(\pi_i, \pi_j)$ ($i < j, 1 \leq i, j \leq v$) を計算する。
- (iv) 順列インデックス間の距離の和 $\sum_{j=1, j \neq i}^v s(\pi_i, \pi_j)$ ($1 \leq i \leq v$) を最小にする順列インデックス π_i を、本人の変動範囲内で中心に近い順列インデックスとして登録する。

順列インデックス法に基づく ID レス掌紋認証の中で、PCA を用いた pivot 画像生成、照合尺度型テンプレート/クエリ選択、インデックス尺度型テンプレート選択がどのように利用されているかを理解するための一助として、文献[4]の認証アルゴリズムを図 3 に示す。

2.4 照合アルゴリズム

ID レス掌紋認証においては、速度重視の照合アルゴリズムを用いてテンプレート画像の順位付けを行った後、精度重視の照合アルゴリズムを用いて、順位が高いテンプレート画像から順にクエリ画像との 1 対 1 照合が行われる。本稿では、精度重視の照合アルゴリズムとして文献[8]で用いられている手法を採用する。文献[8]の照合アルゴリズムは、以下の手順によって実行される。

1. 照合処理の対象となる登録用掌紋画像 (160x160 [px]) と認証用掌紋画像 (160x160 [px]) を入力する。

2. 160x160 [px] の登録用掌紋画像と認証用掌紋画像に対し、2x2 [px] ごとに平均化処理を施し、それぞれ 80x80 [px] の中解像度掌紋画像を生成する。中解像度の登録用掌紋画像と認証用掌紋画像に対し、更に 2x2 [px] ごとに平均化処理を施し、それぞれ 40x40 [px] の低解像度掌紋画像を生成する。
3. 低解像度 40x40 [px] の登録用掌紋画像と認証用掌紋画像に対し、ウインドウサイズ 32 の帯域制限位相限定相関 (Band-Limited Phase-Only Correlation: BLPOC) を適用し、両画像間の平行移動量を算出する。
4. 中解像度 (80x80 [px]) の登録用掌紋画像と認証用掌紋画像を 16 ブロック (各ブロックは 20x20 [px]) に分割する。その際、認証用掌紋画像に関しては手順 3 で求めた平行移動量を考慮し、位置合わせを施す。
5. 手順 4 で生成した登録用掌紋画像の第 1 ブロックと認証用掌紋画像の第 1 ブロックに対し、BLPOC を適用し、両ブロック間の平行移動量を求める。すべてのブロックに対してこの処理を繰り返し、ブロックごとに登録用掌紋画像と認証用掌紋画像の平行移動量を求める。
6. 160x160 [px] の登録用掌紋画像と認証用掌紋画像を 16 ブロック (各ブロックは 40x40 [px]) に分割するその際、認証用掌紋画像に関しては手順 5 で求めた平行移動量を考慮し、ブロックごとに位置合わせを施す。
7. 手順 6 で生成した登録用掌紋画像の第 1 ブロックと認証用掌紋画像の第 1 ブロックに対し BLPOC を適用して両ブロック間の平行移動量を求め、登録用掌紋画像の第 1 ブロックの中心が認証用掌紋画像の第 1 ブロックのどの点に対応するか算出する。BLPOC のマッチングスコアが 0.3 を越えた場合に、登録用掌紋画像の第 1 ブロックの中心点と認証用掌紋画像の第 1 ブロックの対応点を「対応点ペア」として記録する。すべてのブロックに対してこの処理を繰り返し、各ブロックの対応点ペアを記録する。

8. 手順 7 で記録されたすべての対応点ペアを用い、 160×160 [px]の認証用掌紋画像のアフィン変換を行う。この結果、位置補正用の画像変形を施した認証用掌紋画像を得る。
9. 登録用掌紋画像 (160×160 [px]) の中心領域 96×96 [px] を切り出し、 32×32 [px]の9ブロックに分割する。
10. 手順 8 で得られた画像変形後の認証用掌紋画像 (160×160 [px]) の中心領域 96×96 [px]を切り出し、 32×32 [px]の9ブロックに分割する。
11. 手順 9 で生成した登録用掌紋画像の第 1 ブロックと手順 10 で生成した認証用掌紋画像の第 1 ブロックに対し BLPOC を適用して両ブロック間の平行移動量を求め、登録用掌紋画像の第 1 ブロックの中心が認証用掌紋画像の第 1 ブロックのどの点に対応するか算出する。すべてのブロックに対してこの処理を繰り返し、各ブロックの対応点を得る。
12. 手順 11 で算出された各ブロックの平行移動量を考慮して、手順 8 で得られた画像変形後の認証用掌紋画像 (160×160 [px]) から、再度その中心領域 96×96 [px]を切り出し、 32×32 [px]の 9 ブロックに分割する。
13. 手順 9 で生成した登録用掌紋画像の第 1 ブロックと手順 12 で生成した認証用掌紋画像の第 1 ブロック に対し、BLPOC を適用し第 1 ブロックの BLPOC 画像 (座標 (i,j) の画素値が「認証画像第 1 ブロックを x 方向に i , y 方向に j だけ平行移動させた際の登録画像第 1 ブロックと認証画像第 1 ブロックの間のマッチングスコアを表している) を得る。すべてのブロックに対してこの処理を繰り返し、計 9 枚の BLPOC 画像 (すべて 32×32 [px]) を得る。
14. 手順 13 で得られた 9 枚の BLPOC 画像の平均化画像を作成する。平均化画像の最大画素値を、手順 1 で入力した登録用掌紋画像 (160×160 [px]) と認証用掌紋画像 (160×160 [px]) の照合スコアとして出力する。

3. 骨格情報を用いたテンプレートの順位付け

3.1 既存手法の課題と改善

2.2 節および 2.3 節で概説した既存手法は、いずれも、掌紋画像の画像特徴量を利用してテンプレートの順位付けを行っている。このため、ピントのずれや照度の変化といった手のひら画像撮影時の環境変動の影響を強く受ける。そこで本稿では、MediaPipe (Hands) を用いて手のひら画像から取得される骨格情報を利用することにより、環境変動に頑健なテンプレートの順位付けを実現する。MediaPipe は手のひらの形状から骨格情報を推測する。すなわち、手のひら画像の撮影の際にピントや照度がある程度変化したとしても、手のひらの形状が確認できれば骨格情報を取得することができる。よって、骨格情報を用いてテンプレートの順位付けを行うことができれば、環境変動に対してある

程度の頑健性を備える順位付けが実現される。

3.2 骨格情報の特徴量化

MediaPipe (Hands) は、手のひらを撮影した画像を入力とし、推定した骨格情報を 21 点の 3 次元座標情報として出力する。この情報を文献[9]の方法によって可視化した例が図 4 である。本稿では、21 点の座標から、各指の長さ、各指の長さの比、各指の長さとの手のひらの幅の比などを算出し、これらを骨格情報に含まれる特徴量として利用する。

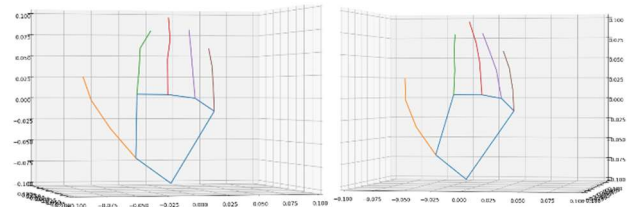


図 4 MediaPipe より得られる 3 次元骨格情報

- 2 点間の距離

各指の長さをはじめ、手のひらの長さや幅、各指の関節間の長さなど、様々な長さによって各ユーザーを特徴付けられる。そこで、図 5 のように骨格情報の 21 点から得られる任意の 2 点間のユークリッド距離を、骨格情報の特徴量として利用する。この結果、 ${}_{21}C_2 = 210$ 個の特徴量が得られる。



図 5 2 点間の距離による特徴量の例

- 3 点から得られる 2 辺の比

「2 点間の距離」の比を特徴量として利用することもできる。具体的には、図 6 のように、骨格情報の 21 点から任意に 3 点を選び、その 3 点で構成される 2 辺の比を特徴量とする。ここで、21 点から 3 点を選ぶ組み合わせは ${}_{21}C_3 = 1,330$ 通りであり、3 点によって指定される 3 辺から 2 辺を選ぶ組み合わせは ${}_3C_2 = 3$ 通りであるため、 $1,330 \times 3 = 3,990$ 個の特徴量が得られる。



図 6 3 点から得られる 2 辺の比による特徴量の例

● 4点から得られる2辺の比

「3点から得られる2辺の比」と同様の方法で、4点から得られる2辺の比も特徴量として利用することができる。具体的には、図7のように、骨格情報の21点から任意に4点を選び、その4点で構成される2辺の比を特徴量とする。ここで、21点から4点を選ぶ組み合わせは ${}_{21}C_4 = 5,985$ 通りであり、4点によって指定される6辺から2辺を選ぶ組み合わせは ${}_6C_2 = 15$ 通りである。しかし、得られた2辺がある1点を共有している場合は「3点から得られる2辺の比」となるため、これを除外すると図8のように3通りとなる。よって、 $5,985 \times 3 = 17,955$ 個の特徴量が得られる。



図7 4点によって指定される6辺



図8 4点から得られる2辺の比による特徴量の例

3.3 利用する特徴量の選択

3.2節で説明した計22,155個の特徴量の内、IDレス掌紋認証(テンプレートの順位付け)に有効な特徴量を選択する。ここで、任意の手法で得られた特徴量から、実際に用いる特徴量を選択する手法として、フィルタ法(Filter Method)、ラッパー法(Wrapper Method)、埋め込み法(Embedded Method)といった手法が知られている[10]。フィルタ法は、F値に基づいて各特徴量の重要度を決定する分散分析(Analysis of variance: ANOVA)や特徴量同士の相関分析を通じ、相関の高い特徴量を削除する手法である。ラッパー法は、任意の機械学習モデルを用いて実際に学習と識別を行い、得られた識別精度などの指標に基づき特徴量を削減する手法である。特徴量を増しながら、あるいは、減らしながら識別器を学習し、識別結果を参照しながら、より有効な特徴量の組み合わせを探索する。埋め込み法は、一部の機械学習モデルにおいて、学習時に得られる特徴量の重要度に基づいて特徴量を選択する手法である。3.2節の特徴量は非常に多いため、フィルタ法を用いて効率的に特

徴量を削減しながら、ラッパー法や埋め込み法によって「精度と速度の両面からテンプレートの順位付けが最適となる」ような特徴量を選出する(次節で説明するように今回は識別器としてAdaBoostを採用するため、ラッパー法および埋め込み法はAdaBoostの結果を利用して実行する形になる)。

3.4 AdaBoostによる識別器の学習

弱識別器を複数個組み合わせることで1つの強識別器を構成する手法として、アンサンブル学習が広く用いられている。本稿ではアンサンブル学習の1つであるブースティング(Boosting)を用いて識別器を学習する。ブースティングは次の手順で各弱識別器を学習する。まず、1つ目の弱識別器を学習する。この詳細な学習手順については弱識別器に用いるモデルによって様々であり、任意のモデルを利用できる。続いて、2つ目以降の弱識別器を学習する。ここで、2つ目以降については、過去の弱識別器で正しく推定することができなかったデータに重みを付け、正しく分類できるよう学習を進める。これを繰り返すことによって複数の弱識別器を学習する。推定時には、すべての弱識別器の推定結果を組み合わせることで出力を決定する。今回は、代表的なブースティングの一つであるAdaBoost[11]を用いる。骨格情報から生成した特徴量を用いてAdaBoostにより学習した識別器を実装し、テンプレートの順位付けを行う。

3.5 テンプレートの順位付けに骨格情報を用いたIDレス掌紋認証

本稿で実装するIDレス掌紋認証の手順を図9に示す。

登録フェーズでは、ユーザが手のひらを複数回撮影する。撮影されたすべての手のひら画像から掌紋画像を抽出する。同時に、MediaPipeを用いてすべての手のひら画像の骨格情報を取得する。照合尺度型画像選択によって複数枚の掌紋画像から1枚の掌紋画像を選ぶ。選ばれた掌紋画像(テンプレート画像)、および、対応する骨格情報(22,155個の特徴量)をユーザの認証情報として登録する。以上の処理を全ユーザに対して行い、全ユーザの認証情報を登録する。

3.3節の方法により、得られた全登録ユーザの骨格情報の特徴量の中から有用な特徴量を選択する。その上で、3.4節の方法により、選出された特徴量に基づいて各ユーザの推定確率(本人らしさ)を出力する識別器を学習する。

認証フェーズでは、登録フェーズと同様にユーザが手のひらを複数回撮影し、すべての手のひら画像から掌紋画像を抽出する。照合尺度型画像選択によって1枚の掌紋画像(クエリ画像)を選ぶ。MediaPipeを用いて、選ばれた掌紋画像の骨格情報を取得する。骨格情報を学習済みの識別器に入力し、全登録ユーザに対するユーザごとの推定確率を得る。得られた確率に基づいて掌紋画像(テンプレート画像)を降順に並び替えることでテンプレートの順位付けを行う。2.4節の照合アルゴリズムを用いて、順位が高いテンプレート画像から順にクエリ画像との照合スコアを計算す

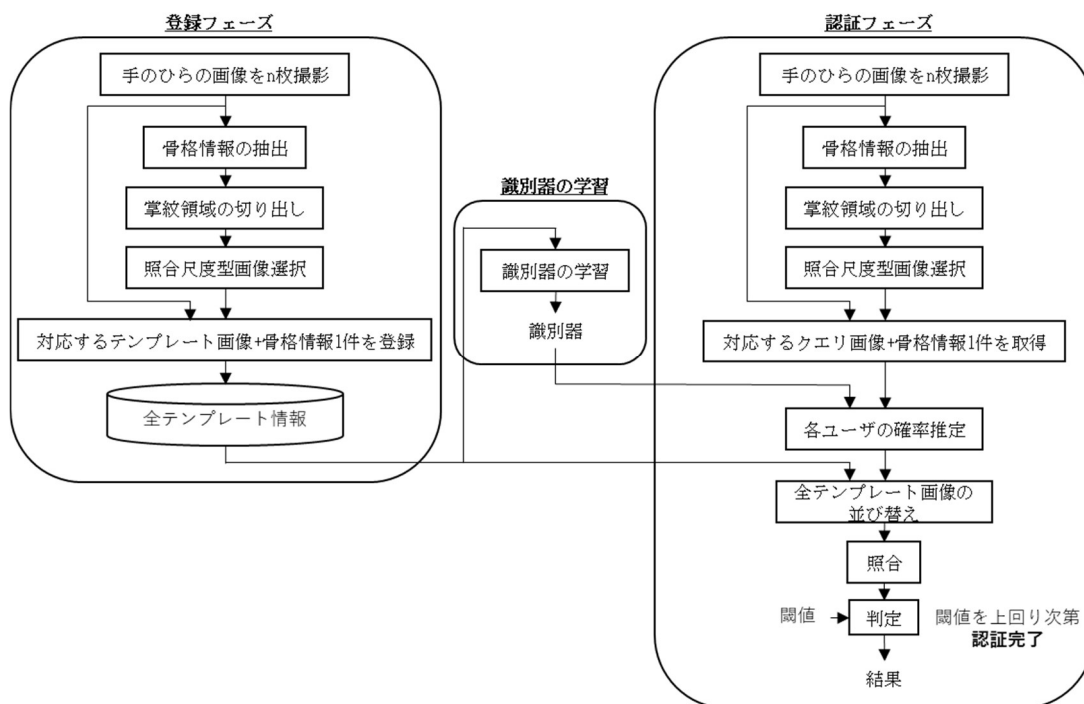


図9 提案手法を用いた登録・認証処理の手順

る。照合スコアが閾値を超えるテンプレート画像が見つかった時点で、クエリ画像を提示した被認証者と当該テンプレート画像のユーザが同一であると判断する。

4. 考察

簡易的な照合処理を用いたテンプレートの順位付け (2.2 節) も順列インデックスを用いたテンプレートの順位付け (2.3 節) も、掌紋の特徴量 (本人の掌紋らしさ) に基づく手法である。文献[4]に示されているように、テンプレートの順位付けの精度 (N 位認証率) は前者が優れ、速度は後者が優れる。しかし、掌紋の特徴量は、ピントや照明の変化といった手のひら画像撮影時の環境変動の影響を強く受けることとなる他、手や指の広げ方など手のひらの姿勢による影響も受ける。簡易的な照合処理を用いた手法では、掌紋画像の解像度を落として BLPOC を適用することによって、順列インデックスを用いた手法では、掌紋画像の特徴量空間を構成する基準画像 (pivot 画像) の生成手法を工夫することにより、それぞれ環境変動への耐性を高めている。これらに対して、提案手法では、手のひらの姿勢の変化や環境変動に対して不変である「骨格」という情報を利用したテンプレートの順位付けを実装することで、各要因の認証精度 (N 位認証率) への影響を大きく抑制することができる。と期待される。

提案手法においては、新たに骨格情報についてもユーザの認証情報として登録する必要がある。しかし、骨格情報は 21 点の 3 次元座標情報であり、非常に軽量のデータである。よって、骨格情報を記録することによるデータ容量の増加は十分に小さい。

提案手法の速度は、特徴量の数や利用する機械学習モデ

ル、モデルのハイパーパラメータといった複数の要因によって変化する。一般的に、実行速度は認証精度とトレードオフの関係にあるため、適切な認証精度と実行速度が得られる手法の検討が求められる。

5. まとめ

掌紋認証において認証処理に時間がかかる要因として照合処理の適用回数が課題となっている。この課題を解決する新たな手法として、MediaPipe を用いて推定される骨格情報を用いたテンプレートの順位付けを提案し、骨格情報の有効性について考察を行った。掌紋の特徴量に基づく既存手法における課題であった環境変動による影響を、環境変動に対して不変である「骨格」を用いることで極めて小さくすることができる。テンプレートの順位付けの精度を高めるためには十分に多い特徴量が求められるが、順位付けを高速に行うため、適切に特徴量を減らす必要がある。今後は、精度と速度によって既存手法との比較を行うことで、提案手法を定量的に評価する。特に、精度については N 位認証率を指標として評価を行い、骨格情報によってテンプレートの順位付けを行う有効性を示す。

参考文献

- [1] Zhang, F., Bazarevsky, V., Vakunov, A., Tkachenka, A., Sung, G., Chang, C. L., Grundmann, M., MediaPipe Hands: Ondevice Real-time Hand, arXiv preprint, arXiv:2006.10214 (2020).
- [2] 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).
- [3] 芹澤歩弥, 奥寺瞭介, 大内結雲, 吉平瑞徳, 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).

- [4] 吉平瑞穂, 芹澤歩弥, 奥寺瞭介, 大内結雲, 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, 1対多掌紋認証における順列インデックスを用いたN位認証率向上に関する一検討, DICOMO 2021, pp.1265-1271 (2021).
- [5] 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).
- [6] Chávez, E., Figueroa, and G. Navarro: Effective proximity retrieval by ordering permutations, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., Vol. 30, No. 9, pp.1647-1658 (2008).
- [7] Amato, G., Savino, P.: Approximate Similarity Search in Metric Spaces using Inverted Files, Proc. 3rd International Conference on Scalable Information Systems (InfoScale '08), pp.1-10 (2008).
- [8] 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).
- [9] kazuhito00, "mediapipe-python-sample". GitHub.
<https://github.com/Kazuhito00/mediapipe-python-sample>, 2021-12-14 (参照 2022-06-16).
- [10] Guyon, I., Elisseeff, A., and Kaelbling, L. P. (Ed.), An Introduction to Variable and Feature Selection. Journal of Machine Learning Research, Vol. 3, pp.1157-1182 (2003).
- [11] Yoav Freund, Robert E. Schapire, A Decision-Theoretic Generalization of on-Line Learning and an Application to Boosting. EuroCOLT, Vol.904, pp.23-37 (1995).