

# 1 対多掌紋認証における順位インデックスを用いた N 位認証率向上に関する一検討

吉平瑞穂<sup>1</sup> 芹澤歩弥<sup>1</sup> 奥寺瞭介<sup>1</sup> 大内結雲<sup>1</sup> 塩見祐哉<sup>1</sup>  
新田修也<sup>2</sup> 中原正隆<sup>2</sup> 馬場昭<sup>2</sup> 三宅優<sup>2</sup> 大木哲史<sup>1</sup> 西垣正勝<sup>1</sup>

**概要：** 掌紋認証は、利便性、可用性、受容性を兼ね備えた生体認証方式である。身一つで本人の確認ができる点が生体認証の大きなメリットであるが、1 対多生体認証においては、テンプレートの増加に伴って照合回数が増加し、それに伴って認証に要する時間も増加するという問題点がある。1 対多生体認証の高速化手法として、pivot（基準データ）との照合スコアの大きさの順序から得られる順位を距離索引用のインデックスとして用いる「順位インデックス」が提案されている。我々は順位インデックスを 1 対多掌紋認証に用いる場合の N 位認証率を向上させる手法として、pivot 集合の空間分離性を向上させるための PCA 型 pivot 集合直交化、および、認証に用いる pivot 照合スコア順列のロバスト性の改善手法として順位尺度型インデックス選択を提案する。検証結果より、提案手法を適用することによって 1 対多掌紋認証における順位インデックスの N 位認証率の向上に寄与することが明らかとなった。

## A Study to Improve Rank-N Accuracy of Palmprint Identification Using Permutation-based Indexing

MIZUHO YOSHIHIRA<sup>1</sup> AYUMI SERIZAWA<sup>1</sup> RYOSUKE OKUDERA<sup>1</sup>  
YUMO OUCHI<sup>1</sup> YUYA SHIOMI<sup>1</sup> NAOYA NITTA<sup>2</sup>  
MASATAKA NAKAHARA<sup>2</sup> AKIRA BABA<sup>2</sup> YUTAKA MIYAKE<sup>2</sup>  
TETSUSHI OHKI<sup>1</sup> MASAKATSU NISHIGAKI<sup>1</sup>

### 1. はじめに

スマートフォンの普及によって生体認証を利用する機会が増加している。生体情報は忘却や紛失といったリスクが無く、1 対多型の本人識別が可能であるという点が生体認証の大きなメリットである。1 対多生体認証は、パスワードの入力や認証用デバイスの所持を必要とせず、生体情報のみの提示で本人を識別できるため、利便性が高い。様々な生体情報の利用が考案されている中で、スマートフォンに内蔵されたカメラを用いることにより非接触で生体情報を取得できる顔認証や掌紋認証は、可用性の観点での優位性も併せ持つ。さらに掌紋認証は、顔と比較して、生体情報の取得に対するユーザの心理的負荷が小さいため、受容性にも優れる。

1 対多生体認証においては、サンプル（認証時の生体情報）を全登録ユーザのテンプレート（登録時の生体情報）と照合するという操作が必要となるため、登録ユーザ数の増加に伴って認証に要する時間が増加する。1 対多生体認証の高速化手法として、テンプレートを「pivot（基準データ）」として用いることによって生体情報空間を定義する手法が提案されている。

松下らは文献[1]において、登録ユーザのテンプレートの中からランダムに選んだ一部のテンプレートを pivot 集合

とし、生体情報と各 pivot の照合スコアの集合（本稿では以降、「pivot 照合スコア集合」と呼ぶ）を用いて生体情報を定義した。登録時に個々のテンプレート（登録時の生体情報）ごとに pivot 照合スコア集合を計算しておき、認証時にサンプル（認証時の生体情報）の pivot 照合スコア集合を計算する。pivot 照合スコア集合同士の相関から、サンプルと最も類似するテンプレートを識別することが可能である。また、村上らは文献[2]において、順位インデックス[3][4]を利用した距離索引[5]を行うことで、1 対多生体認証の高速化を行うことを提案した。生体情報と各 pivot の照合スコアの大きさの順序（本稿では以降、「pivot 照合スコア順列」と呼ぶ）を索引情報（インデックス）として用いることにより、事前にテンプレートのソーティングを高速に行い、1 対多生体認証の高性能化が期待される。

しかし、「他人間の類似性が高く、本人内の変動が大きい」という生体情報の特徴が、生体認証を困難にしておき、これに対処するためには、上述の既存手法をさらに改善する必要がある。そこで本稿では、pivot 集合の空間分離性と pivot 照合スコア順列のロバスト性を高めることによって、pivot 照合スコア順列を用いた 1 対多生体認証の精度向上

<sup>1</sup> 静岡大学  
Shizuoka University  
<sup>2</sup> 株式会社 KDDI 総合研究所

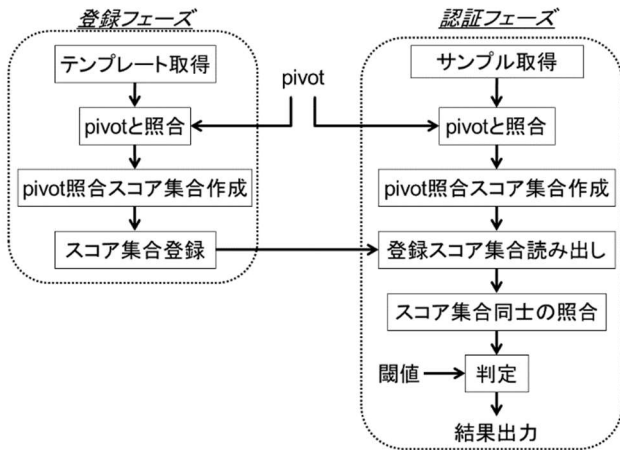


図1 照合相関による1対多認証の流れ  
(文献[1] 図5より引用し、一部改変)

を目指す。

本稿では、具体的なモダリティとして掌紋に焦点を当て、その端緒として、1対多掌紋認証のN位認証率の改善を実現する。

## 2. 関連研究

### 2.1 基準データを用いた生体情報の特徴量化

生体情報は「他人間の類似性が高く、本人内の変動が大きい」という特徴を有しており、本人と他人を高精度に判別することは難度の高いタスクとなる。生体情報の特徴空間を演繹的に決定する一般的な方法（生体情報の特徴空間を形成する基底の求解法）も知られていない。そのような課題を有する1対多生体認証に対し、生体情報の実際のインスタンスを基準データ（基底）として生体情報の特徴空間を定義する手法が一定の効果をもつことが既存研究を通じて示されている。

他人間の生体情報であっても、生体情報同士の類似度が高い場合には（閾値以下の範囲で）高い照合スコアが算出され、逆の場合には（閾値以下の範囲で）低い照合スコアが算出される[1][6]。そこで、任意の生体情報を複数の基準データと照合し、そのすべての照合スコアによって構成される数値列によって当該生体情報を特徴量化する。

本稿では以降、基準データを「pivot」、基準データの集合を「pivot 集合」、任意の生体情報と各基準データとの照合スコアの集合を「pivot 照合スコア集合」と呼ぶ。

### 2.2 照合相関

松下らは文献[1]において、一部の登録ユーザの生体情報を基準データ（pivot）として生体情報の特徴空間を定義する手法を提案した。すなわち、一部の登録ユーザのテンプレートを pivot 集合として用い、任意の生体情報と各 pivot の照合スコアによって構成される pivot 照合スコア集合によって当該生体情報の特徴量化がなされる。

図1に文献[1]の1対多生体認証の流れを示す。登録時には、個々のテンプレート（登録時の生体情報）の pivot 照合スコア

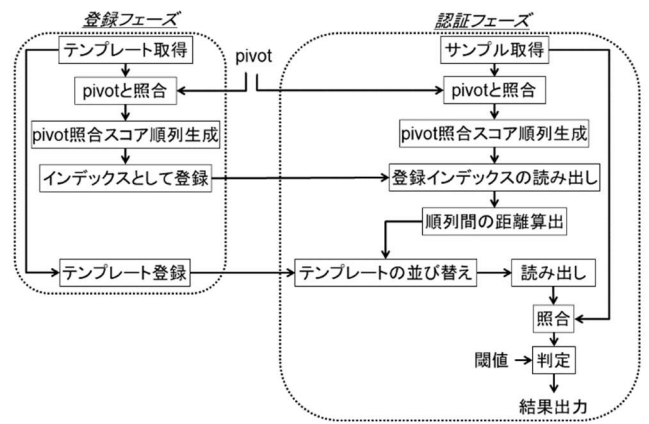


図2 順列インデックスを用いた1対多認証の流れ

ア集合を計算し登録する。認証時には、サンプル（認証時の生体情報）の pivot 照合スコア集合を計算し、登録済みの pivot 照合スコア集合の中から相関が最も大きいテンプレートを発見し、それらが閾値を超えた場合に認証成功とする。著者らの調べた限りでは、文献[1]が pivot とのスコアをもとに特徴量を定義した初めての試みである。

### 2.3 順列インデックス

村上らは文献[2]において、一部の登録ユーザのテンプレートを pivot 集合として用い、任意の生体情報と各 pivot の照合スコアの大きさの順序（本稿では以降、「pivot 照合スコア順列」と呼ぶ）によって当該生体情報を特徴量化する手法を提案した。村上らの手法は、距離索引法[5]の中でも画像や文書の高性能な類似検索法として知られる順列インデックス[3][4]を1対多生体認証に適用した先例である。

図2に文献[2]の1対多生体認証の流れを示す。登録時には、個々のテンプレート（登録時の生体情報）の pivot 照合スコア順列を計算し、「順列インデックス」を作成する。認証時には、サンプル（認証時の生体情報）の pivot 照合スコア順列を計算し、順列インデックスの中から pivot 照合スコア順列同士の距離が最も近いテンプレートを発見する。ここで、2つの順列 $\pi_a$ と $\pi_b$ の距離は式(1)の Spearman Rho を用いて算出する。 $m$ は pivot 集合の要素数、 $\rho$ は $\pi$ の逆順列であり、 $\rho(i)$ は順列 $\pi$ における第 $i$ 番 pivot の順位を示す[7]。

$$s(\pi_a, \pi_b) = d(\rho_a, \rho_b) = \sum_{i=1}^m |\rho_a(i) - \rho_b(i)|^2 \quad \dots (1)$$

なお、文献[2]では、さらに逐次融合判定法[8][9][10]を組み合わせることで図2の認証アルゴリズムを多重化し、効率的なマルチモーダル1対多生体認証を実現している。

## 3. 提案手法

### 3.1 既存手法の課題と改善のアプローチ

2.2節および2.3節で説明した既存手法[1][2]においては、pivot 集合（生体情報の特徴空間を形成する基底）の選定方法が認証精度・速度に大きく影響する。しかし、いずれの

既存手法においても、pivot 集合はランダムに選択されており、pivot をいかに選択するかに関しては今後の課題とされていた（より正確には、文献[2]では、pivot 数については理論的な解析がなされているが、pivot の選択はランダムに選んだ組合せから最も精度が良いものを利用している）。そこで本稿では、pivot 集合の空間分離性と pivot 照合スコア順列のロバスト性の観点から、性質の良い pivot 集合を構成する方法を検討する。本稿では、その端緒として、pivot 照合スコア順列を用いた 1 対多掌紋認証の N 位認証率の改善を目指す。

### 3.2 PCA 型 pivot 集合直交化

pivot 集合の空間分離性の改善に向けては、「全ユーザのテンプレート（掌紋画像）を主成分分析（Principal Component Analysis: PCA）することによって得られる主成分画像」を用いて pivot 集合を構成する手法を採用する。本稿では以降、「PCA 型 pivot 集合直交化」と呼ぶ。具体的には、全登録ユーザのテンプレート（登録時の掌紋画像）を主成分分析することによって、第 1 主成分画像、第 2 主成分画像、... を生成し、第 1 主成分画像から第  $p$  主成分画像までを pivot 集合として使用する。

「(i)他人間の類似性が高く、(ii)本人内の変動が大きい」という生体情報の特徴が、生体認証を困難にしている。PCA 型 pivot 集合直交化は、(i)の観点からの対処である。生体情報は「他人間の類似性が高い」ため、pivot（生体情報の特徴空間を形成する基底）の直交化によって、生体情報の識別性を向上させることが、pivot 集合の性質改善に資すると考えられる。

### 3.3 順列尺度型インデックス選択

pivot 照合スコア順列のロバスト性の改善に向けては、登録時に各ユーザから複数枚の掌紋画像を取得し、その中から一番安定した pivot 照合スコア順列が得られる掌紋画像をテンプレートとして選択する手法を採用する。本稿では以降、「順列尺度型インデックス選択」と呼ぶ。

順列尺度型インデックス選択の具体的な手順は次の通りである。まず、登録時に任意のユーザ  $u$  から  $t$  枚の掌紋画像  $T_{u,1}, \dots, T_{u,t}$  を取得し、掌紋画像  $T_{u,i}$  ごとに pivot 照合スコア順列  $\pi_{T_{u,i}}$  を算出する。そして、式(2)に従って、 $\pi_{T_{u,1}}, \dots, \pi_{T_{u,t}}$  の中から順列間の距離の総和が最も小さくなる順列  $\pi_{T_{u,s}}$  を選び、これを当該ユーザの pivot 照合スコア順列とする。このようにして求めた全ユーザの  $\pi_{T_{u,s}}$  の集合を順列インデックスとして用いる。式(2)の操作によって、 $t$  個の pivot 照合スコア順列の候補の中から（式(1)の距離尺度で）最も中心に近い順列が選出されるため、生体情報読取りの度に混入する本人内変動に対して頑健な順列インデックスが作成される。

$$\pi_{T_s} = \arg \min_{\pi_{T_j} \in \{\pi_{T_1}, \dots, \pi_{T_t}\}} \sum_{i=1}^t s(\pi_i, \pi_j) \quad \dots (2)$$

前節で述べたように、「(i)他人間の類似性が高く、(ii)本人内の変動が大きい」という生体情報の特徴が、生体認証を困難にしている。順列尺度型インデックス選択は、(ii)の観点からの対処である。生体情報は「本人内の変動が大きい」ため、生体情報の変動に頑強な pivot 照合スコア順列を選択して使用することが、pivot 集合の性質改善に資すると考えられる。

## 4. 検証

### 4.1 比較対象

本稿で提案した PCA 型 pivot 集合直交化と順列尺度型インデックス選択の有効性を評価するため、次の 5 つの検証パターンで N 位認証率の比較を行う。

- A) 既存の順列インデックスを用いた 1 対多掌紋認証
- B) パターン A に PCA 型 pivot 集合直交化を適用した 1 対多掌紋認証
- C) パターン A に順列尺度型インデックス選択を適用した 1 対多掌紋認証
- D) パターン A に PCA 型 pivot 集合直交化および順列尺度型インデックス選択を適用した 1 対多掌紋認証
- E) BLPOC 型ソートを用いた 1 対多掌紋認証

掌紋認証システムにサンプル（認証時の掌紋画像）が入力されると、システムは、全登録ユーザのテンプレート（登録時の掌紋画像）をサンプルとの類似度が高い順にソートする。パターン A は、2.3 節の図 2 のアルゴリズムに基づき、順列インデックスを用いてソートを行う。パターン B, C, D は、パターン A に PCA 型 pivot 集合直交化、順列尺度型インデックス選択、PCA 型 pivot 集合直交化と順列尺度型インデックス選択がそれぞれ適用されている。パターン E は対照群の位置付けであり、帯域制限位相限定相関法（Band-Limited Phase-Only Correlation: BLPOC）[11]を用いて、全登録ユーザのテンプレートをサンプルとの類似度が高い順にソーティングする。

### 4.2 評価項目

ユーザ  $u$  のサンプルに対し、パターン A～E の方法でテンプレートのソートした結果、ソート後のテンプレートの上位 N 位以内にユーザ  $u$  のテンプレートが含まれるか否かを評価することによって、パターン A～E の N 位認証率を算出する。また、ソート後のテンプレートの 1 位から順に、サンプルとテンプレートの「1 対 1 照合」を繰り返し、被認証者がユーザ  $u$  であると判定されるか否かを評価することによって、パターン A～E の認証精度を算出する。テンプレートのソートに要する時間、ならびに、ソート後の 1 対 1 照合に要する時間も比較する。例として、パターン D における登録から認証までの流れを図 3 に示す。

### 4.3 実行環境

検証に用いた実行環境を表 1 に示す。

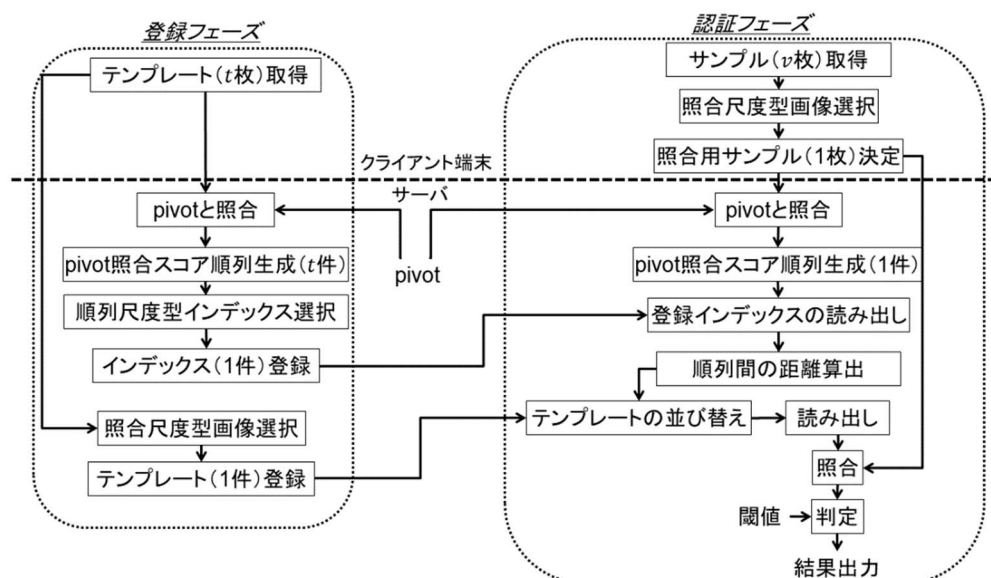


図 3 パターン D における認証の流れ

表 1 実行環境

CPU	Intel Core i7-11375H 3.3GHz
RAM	LPDDR4X-4266 16GB
OS	Ubuntu 20.04 LTS (WSL2)
コンテナエンジン	Docker 20.10.5
使用言語	Python 3.6.9

#### 4.4 検証データ

523 名のユーザの左右 (523 名×2=1046 件), 各 10 枚ずつの手のひらの画像を取得した. 各 10 枚を取得順に 5 枚ずつに分け, 登録用のテンプレートとして 5 枚, 認証用のサンプルとして 5 枚をそれぞれ用意した. すべての手のひら画像に以下の前処理を行い, 掌紋画像を作成した. 今回利用した手のひら画像と掌紋画像の例を図 4 に示す.

1. 文献[12]の手法 1 を用いて, 手のひら画像内の掌紋領域 (region of interest: ROI) を切り出す.
2. 掌紋領域の画像を 160×160[px]にリサイズする.
3. YUV 色空間に変換し, Y 値のみの 160×160[px]のグレースケール画像を掌紋画像とする.

#### 4.5 照合アルゴリズム

パターン A~E のいずれにおいても, テンプレートのソートが完了した後は, テンプレート (登録時の掌紋画像) とサンプル (認証時の掌紋画像) の 1 対 1 照合が繰り返される. この「1 対 1 照合」には, 今回は, 文献[13]で提案された掌紋認証用の照合アルゴリズムを用いることとした.

パターン E の BLPOC 型ソートにおいては, 掌紋画像の中央領域 128×128[px]を切り抜き, 周波数領域の中央 32×32 を有効な周波数帯域とした BLPOC (本稿では以降, 「32-BLPOC」と呼ぶ) を用いて照合スコアを計算する. 今回は予備実験を通じ, 速度と精度の観点から経験的に 32-BLPOC を採用した.

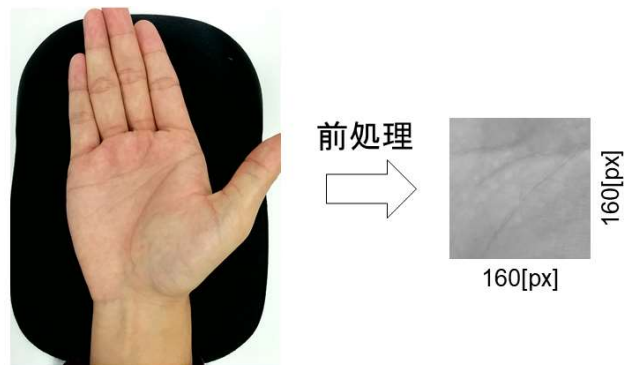


図 4 評価実験に用いる掌紋画像

#### 4.6 照合尺度型画像選択

ユーザあたり登録用に 5 枚, 認証用に 5 枚の掌紋画像が用意されている. 登録時には, ユーザごとに, 式(3)を用いて, 5 枚の登録用画像の中から (照合アルゴリズムの距離尺度で) 最も中心に近い画像を選び, これを当該ユーザのテンプレートとして認証システムに登録する. 認証時にも, ユーザごとに, 式(3)を用いて, 5 枚の認証用画像の中から (照合アルゴリズムの距離尺度で) 最も中心に近い画像を選び, これを当該ユーザのサンプルとして認証システムに提示する. 本稿では, この操作を「照合尺度型画像選択」と呼ぶ.

$$q_s = \arg \max_{q_j \in \{q_1, \dots, q_v\}} \sum_{i=1}^v M(q_i, q_j) \quad \dots (3)$$

ここで,  $q_1, \dots, q_v$  は生体情報であり, 今回は  $v=5$  である.  $M$  は照合アルゴリズムであり, 今回は 4.5 節で説明した 32-BLPOC を  $M$  として用いることとした.

照合尺度型画像選択によって, 生体情報読取りの度に混入する本人内変動に対して頑健な掌紋画像がテンプレートあるいはサンプルとして選ばれる. すなわち照合尺度型画像選択は, 生体認証のロバスト性を高めるという点で, 3.3

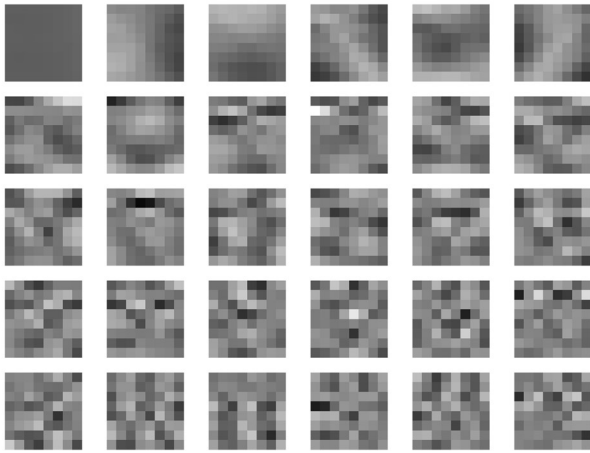


図 5 テンプレートの主成分分析によって得られた画像  
(画像サイズ  $8 \times 8$ [px] 第 1 主成分～第 30 主成分まで)

節で説明した順列尺度型インデックス選択と類似の目的を有する。ただし、順列尺度型インデックス選択がより安定した順列インデックスの生成に貢献するのに対し、照合尺度型画像選択はより安定した掌紋画像の抽出に貢献する点異なる。

順列尺度型インデックス選択の適用がパターン C および D であるのに対し、照合尺度型画像選択の適用はパターン A～E のすべてである。

#### 4.7 PCA 型 pivot 画像直交化

パターン B および D においては、PCA 型 pivot 画像直交化が適用される。今回は、予備実験の結果から、次の方法で PCA 型 pivot 画像直交化を実施することとした。

登録用の掌紋画像 5230 枚 ( $1046$  件  $\times 5$  枚) のそれぞれに対し、 $160 \times 160$ [px] の掌紋画像から中央  $128 \times 128$ [px] を切り出し、その画像を  $8 \times 8$ [px] に縮小することによって中間画像を作成する。すべての中間画像に対する主成分分析の結果、5230 枚の基底画像 ( $8 \times 8$ [px]) を得る。第 1 主成分から第 30 主成分までの 30 枚の基底画像 (図 5) を、pivot 集合として用いる。

任意の掌紋画像 ( $160 \times 160$ [px]) と各 pivot ( $8 \times 8$ [px]) の基底画像との照合スコアを算出するにあたっては、当該掌紋画像の中間画像を同様の方法 (中央  $128 \times 128$ [px] を切り出し、その画像を  $8 \times 8$ [px] に縮小する) で作成する。この中間画像と基底画像との NCC (Normalized Cross Correlation) を計算し、NCC スコアを当該掌紋画像と当該基底画像の照合スコアとする。

#### 4.8 順列尺度型インデックス選択

パターン C および D においては、順列尺度型インデックス選択が適用される。今回は、任意のユーザの登録用の掌紋画像が 5 枚ずつ用意されているので、3.3 節の式(2)の  $t = 5$  である。

サーバ・クライアント型の認証システムの場合、クライ

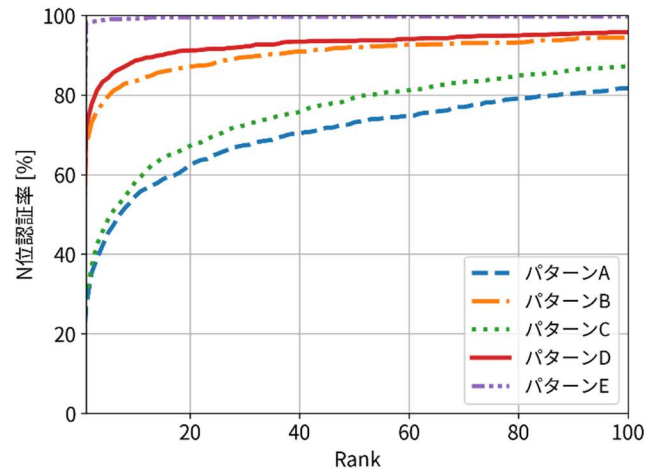


図 6 提案手法による N 位認証率の変化

アント側で撮影した掌紋画像をサーバ側に送り、サーバ内で掌紋認証が実行される形となる。ユーザが手のひらを提示する際の一連の動作を連写することにより、クライアント端末は複数枚の掌紋画像を撮影することができる。よって、クライアント側で照合尺度型画像選択を実行し、最も安定した掌紋画像のみをサーバ側に送信することが可能である。このように、照合尺度型画像選択はクライアント内で完結する操作であるため、登録時にも認証時にも利用できる。一方、順列尺度型インデックス選択の実行には pivot 照合スコアの計算が必要である。pivot 集合はサーバ側に保管される情報であるため、クライアント側で順列尺度型インデックス選択を実行することはできない。クライアント側で連写したすべての掌紋画像をサーバに送ることによって、サーバ側で順列尺度型インデックス選択を実行することは可能であるが、認証時にはクライアント・サーバ間の通信は必要最低限としたい。そこで、順列尺度型インデックス選択は登録時のみに適用する。

#### 4.9 N 位認証率に関する検証

累積識別精度特性 (Cumulative Match Characteristic: CMC) 曲線によってパターン A～E の N 位認証率を比較したものが図 6 である。CMC 曲線が上に位置するほど精度が高い。また、各パターンの 1 位認証率、5 位認証率および 20 位認証率を表 2 に示す。ここで、パターン E は、BLPOC を用いてサンプルとすべてのテンプレートとを総当たりで比較する方法であり、時間をかけて愚直にテンプレートのソートを行う。すなわち、パターン E は対照群であり、パターン A～D の精度がいかにパターン E の精度に近づくかが論点となる。

図 6 および表 2 より、本稿にて提案した PCA 型 pivot 集合直交化および順列尺度型インデックス選択が 1 対多掌紋認証の N 位認証率の向上に寄与することが確かめられた。順列尺度型インデックス選択 (パターン C) よりも PCA 型 pivot 集合直交化 (パターン B) の効果が大きく、PCA 型 pivot 集合直交化と順列尺度型インデックス選択を併用す



表 2 各検証パターンでの N 位認証率[%]

パターン	1 位認証率	5 位認証率	20 位認証率
A	26.77	45.32	62.43
B	67.11	79.64	87.09
C	29.06	48.66	67.21
D	71.89	84.23	91.20
E	97.99	98.95	99.52

る（パターン D）ことによって、パターン A を大きく凌ぐ精度が達成されていることが見て取れる。

#### 4.10 認証精度と所要時間に関する検証

パターン A～E の認証精度と所要時間を速度および照合回数の比較を行う。比較にあたり、すべてのパターンの認証成功率を 98% になるように 1 対 1 照合の打ち切り回数を設定した。被認証者を発見するまでに 1 対 1 照合を何回繰り返したか（1 対 1 照合平均回数）、被認証者を発見するまでに要した時間（平均所要時間、最大所要時間）を集計した結果が表 3 である。

表 3 の「1 対 1 照合平均回数」からも、図 6 および表 2 の結果と同じく、順列尺度型インデックス選択（パターン C）、PCA 型 pivot 集合直交化（パターン B）、PCA 型 pivot 集合直交化と順列尺度型インデックス選択の併用（パターン D）の順に、1 対多掌紋認証の効率化が達成されていることが確かめられる。また、表 3 の「平均所要時間」からは、パターン A～D が処理速度の面では、対照群（パターン E）を凌駕していることが分かる。

処理速度をより精緻に比較するために、パターン D および E の平均所要時間の内訳を図 7 に示した。パターン E は、BLPOC を用いてサンプルとすべてのテンプレートを総当たりで比較する。時間をかけてテンプレートのソートを行うことによって、質の高いソートが行われるため、1 対 1 照合の平均回数が抑えられる。一方、パターン D は、本稿で行った順列インデックスの改良によって、テンプレートのソートに要する時間を激減させることに成功している。しかし、パターン D のソートの質はパターン E には及ばず、その分、パターン D の 1 対 1 照合の平均回数が大きくなっている。ただし、ソートに要する処理時間の削減効果が圧倒的であるため、認証全体の処理に要する時間としては、

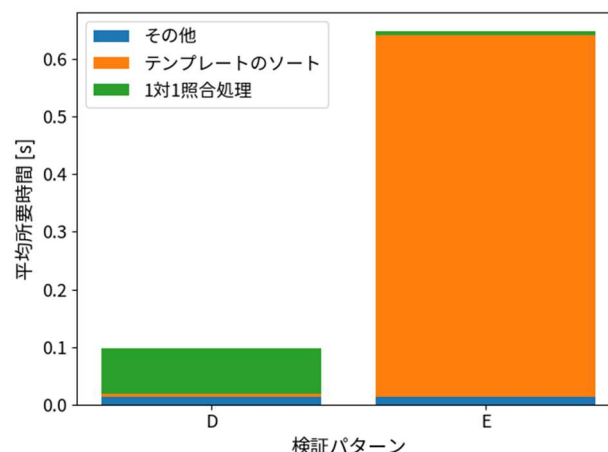


図 7 検証パターン D および E の平均所要時間の内訳

パターン D はパターン E の約 1/6 に抑えられている。

## 5. まとめ

順列インデックスを用いた 1 対多掌紋認証に対して、PCA 型 pivot 集合直交化を提案し、pivot 集合の空間分離性を向上させることでテンプレートの検索精度を向上させる手法の提案を行った。また、複数の生体情報を取得し、そこから得られた複数の pivot 照合スコア順列に対して順列尺度型インデックス選択を適用することによって、認証に用いる pivot 照合スコア順列のロバスト性を向上させることを提案した。検証結果より、提案手法によって順列インデックスによる N 位認証率が向上し、認証速度が向上することが確かめられた。

## 謝辞

本研究において日立製作所 高橋健太様より貴重なご意見を頂きました。心より感謝申し上げます。

## 参考文献

- [1] 松下雅仁, 前田卓志, 笹川耕一: 基準データとの相関を用いたバイオメトリクス個人識別方法, 電子情報通信学会技術研究報告, PRMU100-312, pp.21-26 (2000).
- [2] 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).

表 3 認証成功率を 98% に揃えた際の性能比較

パターン	A	B	C	D	E
1 対 1 照合打ち回数 [回]	724	705	525	508	4
1 対 1 照合平均回数 [回]	70.64	30.45	48.35	21.01	1.068
1 対 1 照合平均回数の標準偏差 [回]	147.25	113.44	102.32	81.26	0.4333
平均所要時間 [秒]	0.2764	0.1307	0.1932	0.09371	0.6405
平均所要時間の標準偏差 [秒]	0.5375	0.4201	0.3692	0.2931	0.02961
最大所要時間 [秒]	2.6613	2.6590	1.8980	1.8529	0.9067

- [3] 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).
- [4] 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).
- [5] Chávez, E., Navarro, G., Baeza-Yates, R. and Marroquín, J. L.: Searching in metric spaces, *ACM Computing Surveys*, Vol.33, No.3, pp.273-321 (2001).
- [6] Maeda, T., Matsushita, M. and Sasakawa, K.: Identification Algorithm Using a Matching Score Matrix, *IEICE TRANSACTIONS on Information and Systems*, Vol. E84-D, No.7, pp.819-824 (2001).
- [7] 藤田亮, 村上隆夫, 大木哲史, 加賀陽介, 藤尾正和, 高橋健太: 秘匿順列インデックスに基づく 1:N キャンセラブル生体認証の高速化, *電子情報通信学会技術報告*, Vol.117, No.236, pp.45-49 (2017).
- [8] Bolle, R.M., Connell, J.H, Pankanti, S., Ratha, N.K. and Senior, A.W: *Guide to Biometrics*, Springer (2003).
- [9] 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).
- [10] Noda, H. and Kawaguchi, E: Adaptive speaker identification using sequential probability ratio test, *Proc. 15th International Conference on Pattern Recognition (ICPR'00)*, pp.262-265 (2000).
- [11] Ito, K., Nakajima, H., Kobayashi, K., Aoki, T. and Higuchi, T.: A fingerprint matching algorithm using phase-only correlation, *IEICE Transactions. Fundamentals*, Vol. E87-A, No.3, pp.682-691 (2004).
- [12] 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 (SCIS2021) 予稿集*, 3F3-2 (2021).
- [13] 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).