

掌紋認証システムにおける掌紋領域推定の改善

著者	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
雑誌名	情報処理学会研究報告, コンピュータセキュリティ (CSEC)
巻	2021-CSEC-93
号	17
ページ	1-6
発行年	2021-05-06
出版者	情報処理学会
権利	<p>?2021 Information Processing Society of Japan ここに掲載した著作物の利用に関する注意 本著作物の著作権は情報処理学会に帰属します。本著作物は著作権者である情報処理学会の許可のもとに掲載するものです。ご利用に当たっては「著作権法」ならびに「情報処理学会倫理綱領」に従うことをお願いいたします。</p> <p>Notice for the use of this material The copyright of this material is retained by the Information Processing Society of Japan (IP SJ). This material is published on this web site with the agreement of the author (s) and the IP SJ. Please be complied with Copyright Law of Japan and the Code of Ethics of the IP SJ if any users wish to reproduce, make derivative work, distribute or make available to the public any part or whole thereof. All Rights Reserved, Copyright (C) Information Processing Society of Japan. Comments are ...</p>
URL	http://hdl.handle.net/10297/00028279

掌紋認証システムにおける掌紋領域推定の改善

芹澤歩弥¹ 奥寺瞭介² 大内結雲² 吉平瑞穂¹ 塩見祐哉²
新田修也³ 中原正隆³ 馬場昭³ 三宅優³ 大木哲史² 西垣正勝²

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メカニズムである。特殊な装置を用意する必要はなく、スマートフォン等のカメラを用いて非接触で認証を行うことができ、かつ、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、利便性、受容性に優れる。掌紋認証においては、掌紋領域をいかに安定して抽出できるか（抽出安定性）、いかに良質な掌紋領域を抽出できるか（領域良質性）の両者が重要となる。上松らは、指間の線を検出することで、認証に用いる掌紋領域を決定する手法を提案した。しかし、指の形状の影響を大きく受け、往々にして誤った領域が掌紋領域として抽出されてしまうため、抽出安定性が不十分であった。そこで新田らは、機械学習に基づく骨格推定技術を用いてこの課題を改善し、より安定的に掌紋領域を切り出す手法を提案した。一方でこれらの手法においては、領域良質性に関しては検討が行われていない。そこで本稿では、新田らの手法をベースに、手のひらにおいて「本人・他人間の差異が大きく（異ユーザにおいては、人ごとに特徴量の差が大きい）、かつ、本人内の変動が小さい（同一ユーザにおいては、手指の形状や撮影の状況の違いによる特徴量の変化が小さい）領域について検討し、抽出安定性と領域良質性の両者を満たす掌紋領域推定手法を検討した。

キーワード: 生体認証, 掌紋認証, 骨格情報, 掌紋領域推定, ロバストネス

1. はじめに

今や、スマートフォンはユーザのすべての情報を管理する端末と化しており、他人による不正使用を防止するための認証機能が必要不可欠である。従来の一般的な個人認証として、パスワードやPINが挙げられるが、これらは知識を用いた知識認証であり、忘却や盗難といったリスクがある。また、スマートフォンはキーボードを持たず、パスワードを入力する操作は利便性が低い。それに対する個人認証として、指紋認証や顔認証といった生体認証機能を搭載したスマートフォンが一般的となっている。手のひらの紋様を利用した掌紋認証もこのような生体認証メカニズムの一つである。掌紋認証は、スマートフォン搭載のカメラを用いて非接触で認証情報を取得することができ、利便性が高い。さらに、掌紋は顔や指紋などと比べ、登録・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。

本研究における掌紋認証は、スマートフォン等のカメラを用いてリアルタイムで生体情報を取得し、非接触により認証を行うことを前提とする。カメラで手のひらを撮影する際、様々な環境（周囲の照明・背景、手のひらの方向・位置・姿勢）の変動が予想されるため、安定した掌紋認証を実現するには、撮影された手のひら画像から掌紋領域を正しく推定するための前処理が肝要となる。掌紋領域の推定には、手のひらから掌紋領域をいかに安定して抽出できるかという「抽出安定性」と、いかに良質な掌紋領域を抽出できるかという「領域良質性」の両者が重要である。

これまでに抽出安定性を向上させるために様々な手法が検討されてきた。まず、指間の線を検出することで掌紋領域を推定する手法が提案された[1]。しかし、撮影された手のひらの状態によって、指間の線を検出できない場合があり、そのような場合は掌紋領域を推定することもできない。これに対し、機械学習を用いて手のひらの骨格情報を推定し、骨格情報から掌紋領域を推定する手法が提案された[2]。この手法によって、掌紋領域推定の安定性が大幅に向上し、抽出安定性は大きく改善された。しかし、その一方で、領域良質性の検討については十分になされていない。本稿では、機械学習を用いて得られる手の骨格情報を利用した掌紋領域推定手法[2]（以下、既存手法）をベースとして、より良質な掌紋領域を抽出することを検討する。具体的には、手のひら画像中の「本人・他人間の差異が大きく、かつ、本人内の変動が小さい領域」を調査する。

3種類の掌紋領域推定手法を提案し、既存手法によって得られる掌紋領域と比較する。523名、各10枚の手のひら画像を用いて評価した結果、既存手法と比較して、各提案手法の認証精度が向上することを確認した。

2. 関連研究

カメラを用いた非接触掌紋認証については研究が進められており、掌紋領域推定手法についても様々な手法が提案されている。

2.1 手の形状を利用した掌紋領域推定

Oldalらは手の形状を利用して掌紋領域を推定する手法を提案している[3]。まず、手のひら画像に対してグレース

1 静岡大学情報学部
Faculty of Informatics, Shizuoka University

2 静岡大学大学院総合科学研究科
Graduate School of Integrated Science and Technology, Shizuoka University

3 株式会社 KDDI 総合研究所

KDDI Research, Inc.

4 静岡大学創造科学技術大学院
Graduate School of Science and Technology, Shizuoka University

ケール化, セグメンテーション, ノイズ除去, エッジ検出の順に前処理を行う。得られたエッジに基づいて指先を検出する。検出された指先を基に指間の谷間を検出し, 検出された谷間を基に掌紋領域を推定する。この手法では, 背景が暗く手の領域が明るい手のひら画像が取得できていることを前提としている。背景が暗く手の領域が明るい画像は二峰性分布を持ち, セグメンテーション処理において適切な閾値を定めることで背景と手の領域を分離することができる。しかし, 実際のスマートフォンの利用シーンにおいては, 任意の背景が写り込み得る。手のひら画像が二峰性分布を持たない場合には, 掌紋領域の推定は困難である。

2.2 指間を利用した掌紋領域推定

上松らは指間を利用した掌紋領域推定手法を提案している[1]。手のひら画像の中から人差し指, 中指, 薬指, 小指を検出し, 各指間の線分を利用して掌紋領域を推定する。具体的には, 指を閉じた手のひら画像に対してライン検出処理を行うことで人差し指, 中指, 薬指, 小指の間の3本の線分を検出する。検出された線分が指の根元まで達していない場合には, 線分どうしの位置関係から線分の補正処理を行う。次に, 検出された3本の線分を基に間の付け根を推定する。最後に, 推定された3本の指の付け根の位置情報を基に掌紋領域を推定する(図1)。しかし, 実際のスマートフォンの利用シーンにおいては, ユーザが必ずしも指を閉じていないことが生じ得る。指が開いている場合には, 指と指の間の線分が正しく抽出できず, 掌紋領域の推定に失敗する。

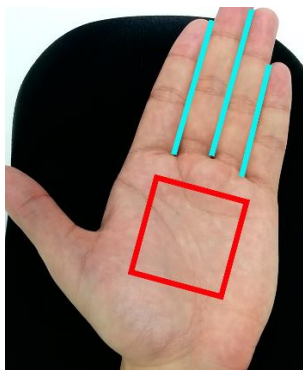


図1 文献[1]の掌紋領域推定 (イメージ図)

2.3 骨格情報を利用した掌紋領域推定 (既存手法)

Google は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[4]。Google は, MediaPipe を用いてハンドトラッキングを行う AI モデルも公開しており, これを利用すると, 手が写っている映像情報から 21 点の骨格情報を得ることができる (図 2)。

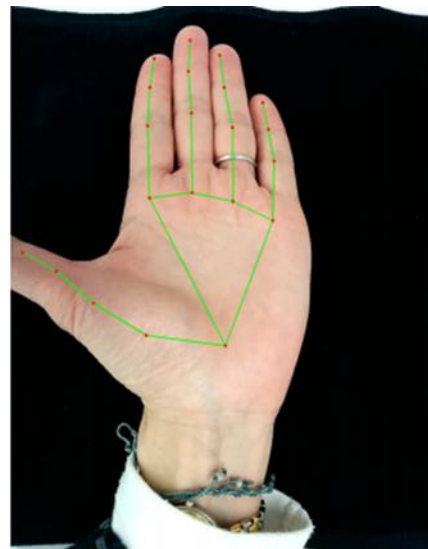


図2 MediaPipe より得られる骨格情報[2]

新田らは, MediaPipe によって得られる骨格情報を用いることで, 手のひら画像から掌紋領域を推定する手法 (以下, 既存手法) を 2 種類提案している[2]。既存手法 1 は, 21 点の骨格情報の内, 人差し指の付け根 (点 I) および小指の付け根 (点 L) の 2 点の位置情報を利用する。線分 IL の中点を A とし, 線分 IL 上に $I' = A = L', A = 0.9IL$ となる点 I' および点 L' を取る。線分 $I' L'$ を一辺とした手のひら側の正方形領域を切り出す (図 3 の白)。この正方形領域をリサイズして 160x160[pixel] の矩形掌紋画像を得る。既存手法 2 は, 得られた骨格情報の内, 人差し指の付け根 (点 I), 小指の付け根 (点 L), 親指の付け根 (点 T) および手首 (点 W) の 4 点を利用する (図 3 の緑)。四角形 ILWT を透視変換して 160x160[pixel] の矩形掌紋画像を得る。

MediaPipe のハンドトラッキング用 AI モデルは, 安定的に骨格情報を推定することが可能であり, これにより, 既存手法は掌紋領域の抽出安定性向上を実現している。

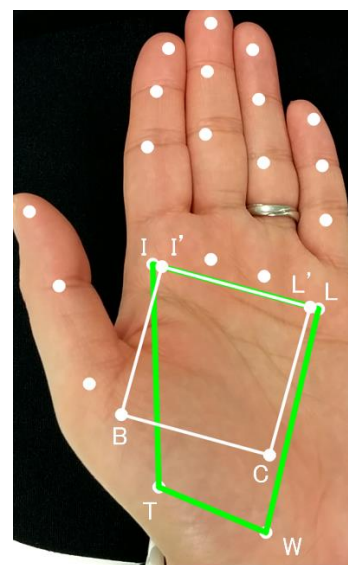


図3 文献[2]の掌紋領域推定

3. 提案手法

3.1 領域良質性の改善

掌紋認証の精度改善においては、掌紋領域をいかに安定的に推定できるかという「抽出安定性」と、いかに良質な掌紋領域を推定できるかという「領域良質性」の両者が重要となる。この内、抽出安定性については、2章で概説したように方式の改良が進められてきた。しかし、その一方で、領域良質性の検討については十分になされていない。本稿では、2.3節で説明した文献[2]の既存手法1をベースとして、より良質な掌紋領域を抽出することを検討する。具体的には、手のひら画像中の「本人・他人間の差異が大きく、かつ、本人内の変動が小さい領域」を調査する。我々の手のひらを観察すると、指の付け根に近い部分ほど手指の動きに応じた掌紋の変動が顕著になることが分かる。中でも、親指の付け根に近い領域は、指の動きによって手のひらの皮が大きく伸縮し、掌紋の変動が特に顕著となる。すなわち、指（特に親指）の付け根部分は手のひらの中で「本人であっても変動が大きい領域」であり、指の周辺領域は掌紋認証で利用する掌紋領域に含めるべきではないと考えられる。そこで本稿では、既存手法1をベースとした3種類の掌紋領域推定手法を提案する。図3に各手法によって推定された掌紋領域の例を、図4に各手法によって推定された掌紋画像の例を、それぞれ示した。

3.2 提案手法1

既存手法1で得られた点 I' 、 L' を利用する。線分 $I'L'$ を一辺とした手のひら側の正方形領域を切り出す。この正方形の点 I' および点 L' 以外の頂点を点 B および点 C と呼ぶ。線分 $I'L'$ 上に $I''L''=0.8I'L'$ となる点 I'' を取る。線分 $L'C$ 上に $L''C''=0.8L'C$ となる点 L'' を取る。線分 $I''L''$ と線分 $C''L''$ を二辺とした正方形領域を切り出す（図4の青）。この正方形領域をリサイズして160x160[pixel]の矩形掌紋画像を得る。

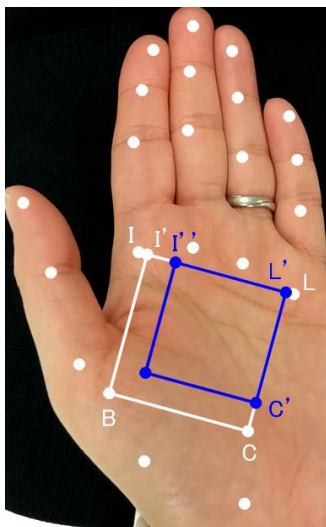


図4 提案手法1の掌紋領域推定

3.3 提案手法2

既存手法1で得られた点 I' 、 L' を利用する。線分 $I'L'$ を一辺とした手のひら側の正方形領域を切り出す。この正方形の点 I' および点 L' 以外の頂点を点 B および点 C と呼ぶ。線分 BC 上に $B'C=0.8BC$ となる点 B' を取る。線分 $L'C$ 上に $L''C''=0.8L'C$ となる点 L'' を取る。線分 $L''C$ と線分 $B'C$ を二辺とした正方形領域を切り出す（図5の赤）。この正方形領域をリサイズして160x160[pixel]の矩形掌紋画像を得る。

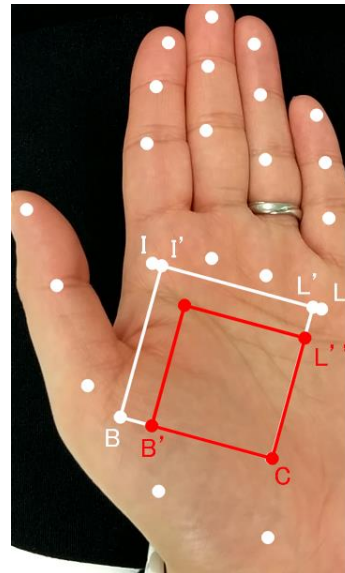


図5 提案手法2の掌紋領域推定

3.4 提案手法3

MediaPipeによって得られた骨格情報の内、中指の付け根（点 M ）、小指の付け根（点 L ）の2点の骨格座標を利用する。線分 ML を一辺とした手のひら側の正方形領域を切り出す（図6の黄）。この正方形領域をリサイズして160x160[pixel]の矩形掌紋画像を得る。

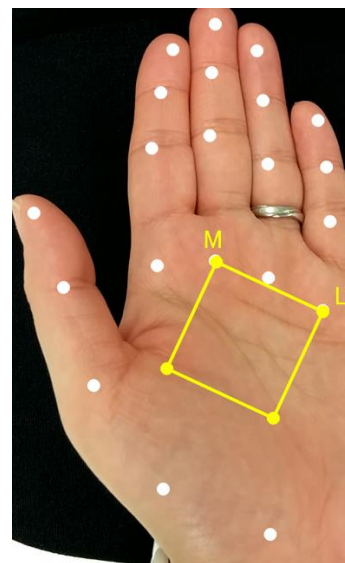


図6 提案手法3の掌紋領域推定

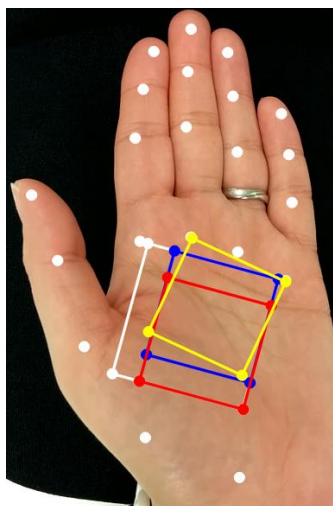


図 7 各手法の掌紋領域推定
(白: 既存手法 1, 青: 提案手法 1,
赤: 提案手法 2, 黄: 提案手法 3)

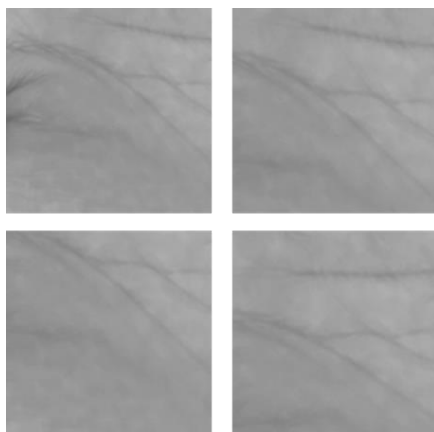


図 8 各手法の掌紋画像
(左上: 既存手法 1, 右上: 提案手法 1,
左下: 提案手法 2, 右下: 提案手法 3)

4. 性能評価

4.1 実験データ

523 名のユーザから各 10 枚の手のひら画像を取得し、評価画像とした。今回の実験では全ユーザの左手の手のひらをすべて同一の環境で撮影している。評価画像の例を図 9 に示す。



図 9 評価画像例

4.2 実験方法

評価画像全体に対して、各ユーザの 10 枚の手のひら画像からランダムに 1 枚ずつ登録用手のひら画像と認証用手のひら画像を選択する。得られた 523 枚ずつの登録用手のひら画像と認証用手のひら画像に対し、既存手法 1 および提案手法 1~3 をそれぞれ適用し、登録用掌紋画像ならびに認証用掌紋画像を取得する。同一ユーザの登録用掌紋画像と認証用掌紋画像の組み合わせ (523 通り) に対し、4.3 節に述べる照合処理を適用し、本人拒否率 (False Rejected Rate: FRR) を求める。異ユーザの登録用掌紋画像と認証用掌紋画像の組み合わせ (523×522 通り) に対し、4.3 節に述べる照合処理を適用し、他人受入率 (False Acceptance Rate: FAR) を求める。FRR=FAR となる照合閾値を求め、等価エラー率 (Equal Error Rate: EER) を認証精度の尺度とする。以上の手順を 5 回繰り返し、各手法の EER の平均値を比較する。

4.3 照合処理

今回は既存手法[2]と同様の照合処理を採用した (なお、既存手法[2]の照合処理は、文献[1]の照合処理[5]と同じである)。

1. 照合処理の対象となる登録用掌紋画像 (160x160[pixel]) と認証用掌紋画像 (160x160[pixel]) を入力する。
2. 160x160[pixel] の登録用掌紋画像と認証用掌紋画像に対し、2x2[pixel] ごとに平均化処理を施し、それぞれ 80x80[pixel] 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[pixel] ごとに平均化処理を施し、それぞれ 40x40[pixel] の低解像度掌紋画像を生成する。
3. 低解像度 (40x40[pixel]) 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[pixel]) 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[pixel]) 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[pixel] 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[pixel]) 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

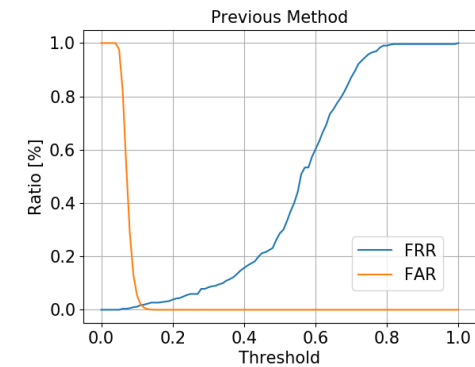
認証用掌紋画像の第 1 ブロックに対し、BLPOC を適用して両ブロック間の平行移動量を求め、登録用掌紋画像の第 1 ブロックの中心が認証用掌紋画像の第 1 ブロックのどの点に対応するか算出する。BLPOC のマッチングスコアが 0.3 を越えた場合に、登録用掌紋画像の第 1 ブロックの中心点と認証用掌紋画像の第 1 ブロックの対応点を「対応点ペア」として記録する。すべてのブロックに対してこの処理を繰り返し、各ブロックの対応点ペアを記録する。

8. 手順 7 で記録されたすべての対応点ペアを用い、 160×160 [pixel]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 [pixel]) の中心領域 96×96 [pixel]を切り出し、 32×32 [pixel]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 [pixel]) の中心領域 96×96 [pixel]を切り出し、 32×32 [pixel]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 [pixel]) から、再度その中心領域 96×96 [pixel]を切り出し、 32×32 [pixel]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 [pixel]) 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 [pixel]) と認証用掌紋画像 (160×160 [pixel]) の照合スコアとして出力する。

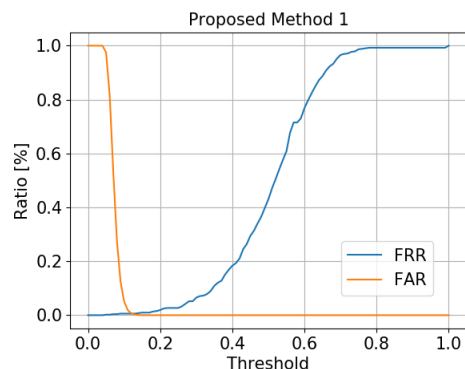
4.4 実験結果

各手法について FAR, FRR を算出した結果を図 10 に示した。各手法の EER を表 1 に示した。なお、4.2 節で述べたように、今回は 4.3 節の手順を 5 回行っている。図 10 は、それぞれ 1 回目の FAR, FRR のグラフである。表

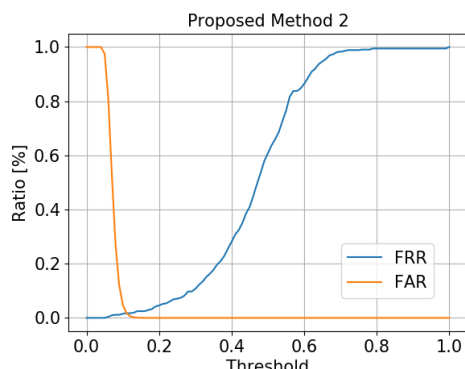
1 は、全 5 回の EER の平均と標準偏差である。



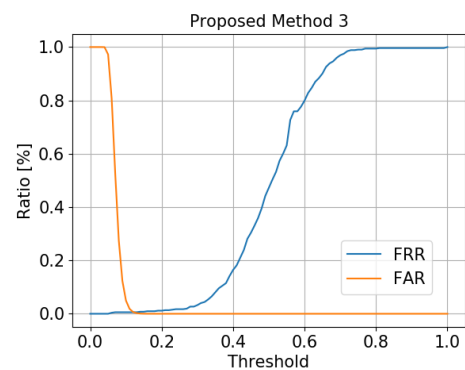
(a) 既存手法 1



(b) 提案手法 1



(c) 提案手法 2



(d) 提案手法 3

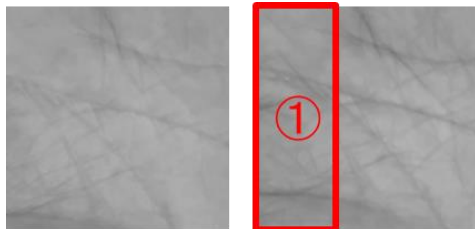
図 10 各手法の FAR, FRR

表 1 各手法の EER

手法	平均 EER [%]	標準偏差
既存手法	0.0112	0.00409
提案手法 1	0.00459	0.00153
提案手法 2	0.0126	0.00299
提案手法 3	0.00688	0.00220

4.5 考察

表 1 より、提案手法 1 および提案手法 3 に比べ、既存手法 1 の EER が大きい結果となった。既存手法 1 のみが含み、提案手法 1 および 3 が含まない領域に認証精度を低下させる原因があると考えられる。既存手法 1 を用いて照合処理を実施した際に認証に失敗している掌紋画像を調査したところ、親指の付け根のしわが写っている掌紋画像（図 11 の①）の照合スコアが大きく低下していた。この事実から、既存手法 1 のみが含んでいる領域は「本人内の変動が大きい（同一ユーザにおいては、手指の形状や撮影の状況の違いによる特徴量の変化が大きい）領域」であり、掌紋認証には不適である領域であると考えられる。



(a) 登録画像 (b) 認証画像

図 11 照合スコアの低い掌紋画像

また、表 1 より、提案手法 1 および提案手法 3 に比べ、提案手法 2 の EER が大きい結果となった。提案手法 2 のみに含まれず、提案手法 1 および 3 が含む領域に認証精度を向上させる原因があると考えられる。提案手法 2 に含まれない領域は図 12 の①である。領域①には手相の知能線や感情線が走っており、「本人・他人間の差異が大きい（異ユーザにおいては、人ごとに特徴量の差が大きい）領域」であるため、認証精度の向上に寄与するのだと考えられる。更に、表 1 より、提案手法 1 と提案手法 3 を比べると、提案手法 1 の EER が一番低い結果となった。提案手法 1 に含まれず、提案手法 3 が含む領域に認証精度を向上させる原因があると考えられる。これに該当する領域は図 12 の②と③である。領域②は、中指、薬指、小指の付け根に近い部分であり、手指の動きに応じて掌紋が変動する領域である。すなわち、「本人内の変動が大きい（同一ユーザにおいては、手指の形状や撮影の状況の違いによる特徴量の変化が大きい）領域」であり、認証精度の低下を招いてしまうのだと考えられる。領域③は、中指、小指の付け根の位置によっては、親指の付け根の部分が領域③に含まれる場合がある。このため、既存手法 1（図 11 の①）と同様の理由で認証精度の低下を招いてしまうのだと考えられ

る。

5. まとめ

本稿では、領域良質性の観点から掌紋認証システムの精度向上について取り組んだ。手のひらにおいて「本人・他人間の差異が大きく（異ユーザにおいては、人ごとに特徴量の差が大きい）、かつ、本人内の変動が小さい（同一ユーザにおいては、手指の形状や撮影の状況の違いによる特徴量の変化が小さい）領域」について検討した。指（特に親指）の付け根に近い部分ほど手指の動きに応じた掌紋の変動が顕著であるという事実から、既存手法[2]の掌紋領域推定手法を改良する 3 種類の手法を着想した。各手法の認証精度を比較評価し、提案手法が掌紋認証の精度向上に寄与することを確認した。実際に掌紋画像を確認し、(i) 親指の付け根にあたる領域が掌紋画像に含まれる場合には、親指の位置の変動によって親指の付け根のしわの状態が変わり、それが掌紋画像の照合スコアを低下させてしまうこと、ならびに、(ii) 手相の知能線や感情線が掌紋画像に含まれる場合には、手相の情報が本人と他人の識別に寄与し、認証精度を向上させ得ることを突き止めた。今後は、掌紋領域の領域良質性を更に改善する方法を模索する。

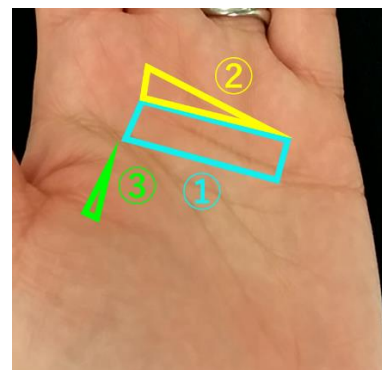


図 12 各手法における特有の領域

参考文献

- [1] 上松晴信, 神田龍一, 松井利樹, 三宅優, 伊藤康一, 青木孝文: "指間の線を利用した掌紋認証の提案." コンピュータセキュリティシンポジウム 2016 論文集 2016.2 (2016): 185-191.
- [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(2021.1).
- [3] Oldal, Laura Guly'as, and Andr'as Kov'acs. "Handgeometry and palmprint-based authentication using image processing." 2020 IEEE 18th International Symposium on Intelligent Systems and Informatics (SISY). IEEE, 2020.
- [4] Zhang, F., Bazarevsky, V., Vakunov, A., Tkachenka, A., Sung, G., Chang, C. L., and Grundmann, M.: "MediaPipe Hands: On-device Real-time Hand Tracking." arXiv preprint arXiv:2006.10214 (2020).
- [5] 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.