

手画像情報による個人認証システム

ISHIDA, Tomonori / 石田, 朋教

(発行年 / Year)

2013-03-24

(学位授与年月日 / Date of Granted)

2013-03-24

(学位名 / Degree Name)

修士(工学)

(学位授与機関 / Degree Grantor)

法政大学 (Hosei University)

手画像情報による個人認証システム

指導教員 平原 誠

法政大学大学院工学研究科

システム工学専攻(経営系)修士課程

11R6204 イシダ トモノリ
石田 朋教

PERSONAL AUTHENTICATION SYSTEM USING HAND IMAGES

Tomonori Ishida

概要

近年、本人なりすましにより ATM から現金が引き出されるなど、悪質な犯罪が増えている。それらを未然に防ぐため、セキュリティシステムの必要性が高まっている。しかし、主流となっているセキュリティシステムの多くは、幾つかの問題点を抱えている。その中の一つとして、生体認証を利用したシステムは、手の位置と向きを正確に合わせなければいけないという問題がある。そこで、本研究では、そのような問題を解決するために、様々な位置や向きに置かれた手の画像情報をを用いて個人認証を行うシステムを 2 種類構築した。

第 1 の認証システムは、様々な位置や向きに置かれた手の画像から、個人の特徴が十分備わっている掌紋線を強調し、テンプレートマッチングにより個人認証を行うものである。

第 2 の認証システムは、様々な位置や向きに置かれた手の画像から、指の長さや太さなどを特徴量として抽出し、サポートベクターマシンを用いることにより個人認証を行うものである。登録者 48 名から撮像した計 240 枚の手の画像を用いて、2 種類のシステムについて個人認証を行った。その結果、両システムで、他人誤受理率 0% の下で本人誤拒否率を数% に抑えることができた。これにより、両システムの有用性を確認することができた。

Abstract

In recent years, the number of the occurrence of malicious crimes, such as the use of identity theft to withdraw cash from ATMs has significantly increased. To prevent these crimes, the construction of security systems is indispensable. However, most of security systems currently employed have several problems to be solved. In the security system using biometric personal authentication, the placement of hand should be posed correctly with right orientation. Therefore, in this study, we solved this problem by constructing two types of systems that carry out personal authentication using the image information from hand that is placed in various positions and orientations. The first system extracts palm print from images of hand placed in various positions and orientations and performs personal authentication using template matching. The second system extracts as feature amount, such as the length and thickness of finger and performs personal authentication with support vector machine. Using 240 images obtained from the hands of 48 registered subjects, we carried out personal authentication utilizing both systems. The results show that both systems led to a reduction in the false rejection rate to a few percent with the false acceptance rate of 0%. These results confirm the usability of both systems.

目次

第1章 序論	1
1.1. 研究背景	2
1.2. 研究目的	2
第2章 撮像装置および撮像画像	3
2.1. 撮像方法	4
2.2. 撮像画像	4
第3章 第1認証システムの構成	5
3.1. 前処理	6
3.1.1. グレースケール化	6
3.1.2. 平滑化处理	7
3.1.3. 2値化处理.....	7
3.1.4. 輪郭抽出	8
3.1.5. 凸包処理	10
3.1.6. 凹状欠損	11
3.1.7. 位置調整	12
3.2. 掌領域の特徴抽出	16
3.2.1. 特徴点の抽出	16
3.2.2. エッジ強調	18
3.2.3. 不要領域の除去	20
3.3. テンプレートマッチング	21
3.3.1. テンプレート画像の作成	21
3.3.2. 相関係数	22
3.4. テンプレートマッチングによる識別	23
第4章 第2認証システムの構成	24
4.1. 前処理	25
4.2. 手形状の特徴抽出	25
4.2.1. 特徴点の抽出	25
4.2.2. 手の特徴の算出	25
4.3. サポートベクターマシン	27
4.3.1. マージン最大化	27
4.3.2. 学習の定式化	28
4.3.3. ソフトマージン	29
4.3.4. 非線形SVM.....	30
4.4. SVMによる識別.....	32
第5章 第1認証システムの結果	33
5.1. はじめに	34

5.2. 評価方法	34
5.3. 第1 認証システムにおける実験結果の一例	35
5.4. 第1 認証システム:クロスバリデーションによる実験結果の一例	37
5.5. 第1 認証システムの評価	39
第6章 第2 認証システムの結果	41
6.1. はじめに	42
6.2. 評価方法	42
6.3. 第2 認証システムにおける実験結果	43
6.4. 第2 認証システム:クロスバリデーションによる実験結果	45
6.5. 第2 認証システムの評価	46
第7章 結論.....	48
謝辞.....	50
参考文献.....	52

第 1 章

序論

第 1 章 序論

1.1. 研究背景

現代社会において、セキュリティシステムは必要不可欠なものとなっている。その中でも、カードや暗証番号などは、代表的なものとして知られているが、このシステムには忘却、偽装、盗難、紛失などの恐れがあるため、利用者への負担が少なくない。それらは、手軽なシステムである一方で、様々な危険を伴っている。例えば、キャッシュカードの盗難・偽装により、本人ではない人物によって、多額の金額が引き降ろされるといった重大な犯罪に繋がってしまったケースも存在する。

このような問題を避けるために、顔や掌紋、指紋など、身体的特徴を用いた個人認証システムの研究がなされてきた。個人の特徴を形成する顔や指紋は、紛失や盗難といった心配がない。しかし、顔画像による認証の場合、顔の位置や表情、時期的な変化(髪形)、環境の変化(照明の当たり具合)などのさまざまな事象が、認証精度を低下させる要因となる。それらに対処するためには、システムに対して、大きな制約を設ける必要があるため、利用者への負担も大きくなってしまう。

一方、掌紋や指紋は、時期的な変化や環境の変化に左右されないため、高い信頼性を有しているが、顔画像による認証と同様に、手の位置ずれなどの問題がある。従来研究においても、利用者に対して、手の位置合わせを行わせるといった制約が設けられており、利用者への負担も少なからず存在している。

セキュリティシステムは、安全な生活を送る上で、欠かせないものとなっている。安全を確実に保障できるシステムを提供するとともに、利用者への負担をより少ないものにしていかなければならない。

1.2. 研究目的

悪質な犯罪が絶えない現代社会には、偽造や盗難などの恐れがないセキュリティシステムが必要である。そのシステムは、利用者への負担の少ないものでなくてはならない。そこで、偽装や盗難などの恐れがなく、個人の身体的特徴が十分備わっていると考えられる掌紋および手の形状特徴に着目し、それらを用いた 2 種類の個人認証システムの構築を目的とする。さらに、利用者にとって、より負担の少ないシステムとするため、掌紋の撮像枚数を少なくすると共に、手の位置合わせを自動で行わせるシステムを導入する。

第 2 章

撮像装置および撮像画像

第2章 撮像装置および撮像画像

2.1. 撮像方法

本研究で用いる個人認証システムの入力となる手の画像は次のような装置で撮像した。PCのOSはWindows XPであり、イメージスキャナはJUSTIO DCP-9040CNを使用した。従来研究^[1]では、矯正器具を用いて手の位置を合わせるなどの制約があったが、本研究では、矯正器具を取り除くことで、どのような撮像状況にも対応できるようにした。また、被認証者には手を置く際に、

- 掌全体がスキャナからはみ出ないように納めれば、手の向きは問わない。
- 背景色を黒とするために、手の上に黒い布を被せる。
- 指同士をつけない。

の条件を設けた。これらの条件は、従来よりも被認証者への制約が非常に少なく、被認証者への負担がより軽いと言える。

2.2. 撮像画像

撮像した画像は、幅 827pixel×高さ 1146pixel、解像度は水平方向 99dpi×垂直方向 99dpi、ビットの深さ 24, 256 階調のカラー画像とした。あらかじめ登録者 48 人(登録者名を No. 1~48 とする)から、1 人につき 5 枚の画像を採取・登録した。画像を 1 回撮るごとにいったんイメージスキャナから完全に手を外し、再び手を置くようにした。採取した画像の一例を図 2.1 に示す。

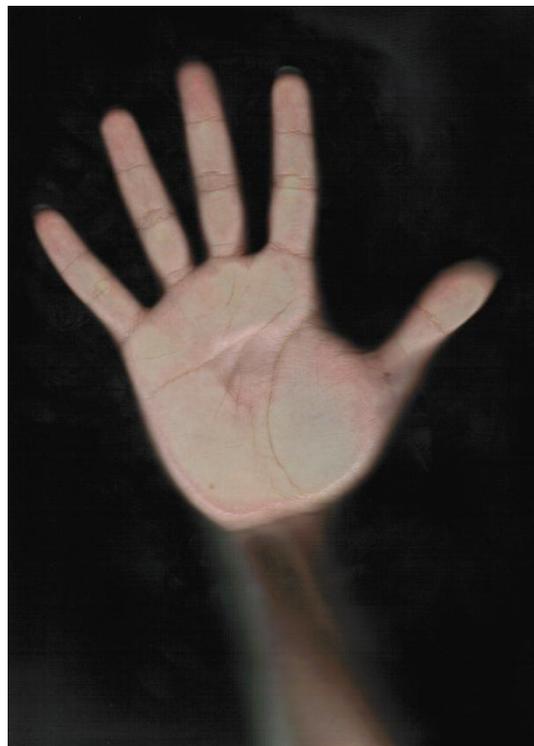


図 2.1 元画像

第 3 章

第 1 認証システムの構成

第3章 第1認証システムの構成

本研究では、2つの個人認証システムを提案する。『掌紋による個人認証システム』（以下、第1認証システム）を本章で、『手形状による個人認証システム』（以下、第2認証システム）を第4章で述べる。

第1認証システムの構成を図3.1に示す。まず、あらかじめ登録した画像に対して、どのような手の位置や向きにも対応させるため、手の位置調整をする前処理を施す。前処理を終えた画像から、指の先端・付け根の特徴点を抽出し、認証に用いる掌紋線を強調した後、特徴点を用いて掌画像を抽出する。その後、被認証者として扱う手の画像から作成したテンプレート画像を、登録した画像すべてに対して、テンプレートマッチングを行う。テンプレートマッチングにより算出された相関値から、個人を認証する。

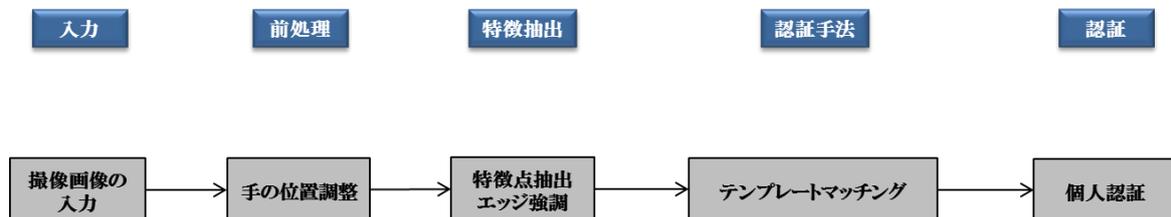


図 3.1 第1認証システムの構成

3.1. 前処理

ここでは、入力された元画像に対して、認証を行うために必要な掌画像や指の長さや太さなどの手情報を抽出しやすくするための処理を行う。次に具体的な処理方法を説明する。

3.1.1. グレースケール化

まず、元画像に対し、グレースケール化を行う。グレースケール化した画像は、白から黒までの明るさ(濃淡)だけで表現される。各画素はRGB値を持っており、このRGB値の重み付き平均値がその画素における明るさ f となる。明るさ f を求める処理は、以下のように記述できる。

$$f(x, y) = 0.212671 \times R_{(0\sim 255)} + 0.715160 \times G_{(0\sim 255)} + 0.072169 \times B_{(0\sim 255)} \quad (1)$$

3.1.2. 平滑化処理

平滑化とは、各画素とその周囲の画素との画素値の差を少なくすることで、滑らかな画像に変換し、ノイズを除去する処理である。

処理内容として、まず注目画素を決定する。その後、平滑化フィルタと呼ばれるフィルタ(図 3.2)を画素値に掛け合わせ、合計する。その値が、平滑化後の注目画素の画素値となる。この処理を、画像の全画素に行うことで、グレースケール化した画像から、ノイズを除去することができる。

3.1.3. 2 値化処理

撮像した画像を手領域部分と背景に分割することを目的として 2 値化処理を用いている。各画素の明るさ f が閾値 T よりも小さい場合、背景に属するとみなし、画素値を 0(黒)に変換する。閾値 T より大きい場合、手領域として 1(白)に変換する。本研究では経験上、閾値 T の値を 60 と設定した。

画素 (x, y) の明るさ $f(x, y)$ に対する閾値 T での閾値処理は、以下のように記述できる。

$$(x, y) = \begin{cases} 1 & (f(x, y) \geq T) \\ 0 & (f(x, y) < T) \end{cases} \quad (2)$$

2 値化処理を施した画像を図 3.3 に示す。

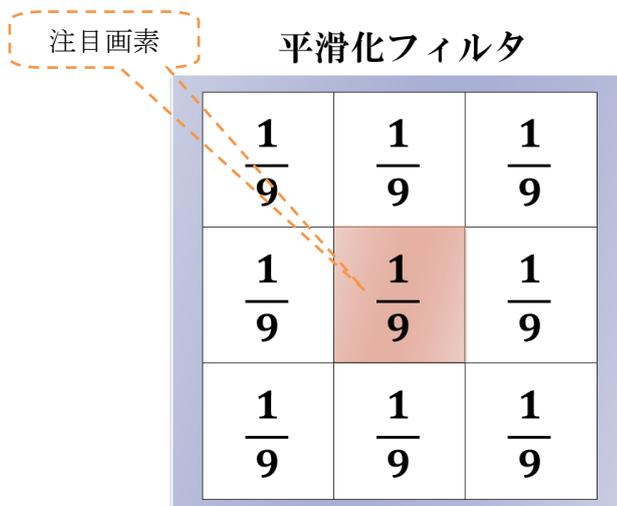


図 3.2 平滑化フィルタ



図 3.3 2 値化処理後

3.1.4. 輪郭抽出

2 値化と平滑化処理を施した画像を用いて、輪郭を抽出する。ここでは、次に示す方法で、手の輪郭を抽出する。

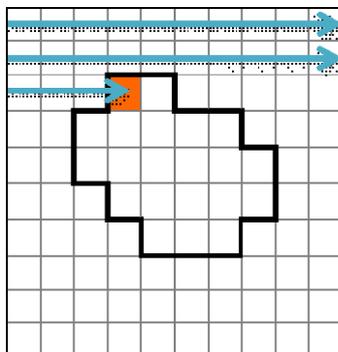
- 平滑化処理後の画像に対して、ラベリング処理を行う。

ラベリングとは、画素値が 1 である画素に対して、連結するすべての画素に同じラベルを付ける処理のことである。この処理を画素すべてに行い、異なった連結する画素があれば、その連結するすべての画素に、異なったラベルを付けていく。

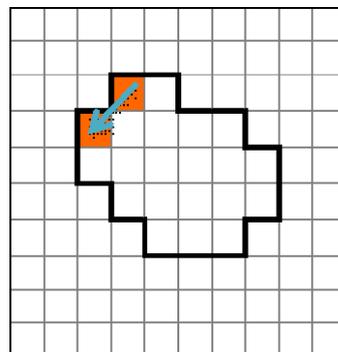
- ラベリングを施した画像に対して、周囲長を求める。

まず、画素値が 1 である画素を走査し、注目画素とする {1}。はじめに、最初に検出した画素の左下に、画素値が 1 である画素があるかを調べる。もしあれば、その画素が次の注目画素となる。画素値が 1 である画素がない場合は、最初に検出した画素を中心として、反時計周りに画素値が 1 である画素があるかを調べる。もしあれば、その画素が次の注目画素となる {2}。

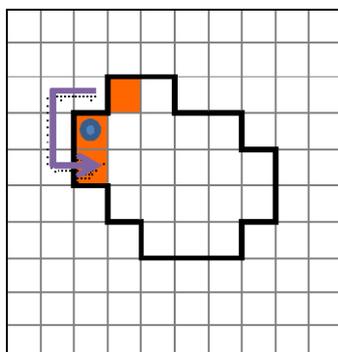
次の注目画素を中心として、1 つ前に抽出した画素から、反時計周りに画素値 1 の画素があるかを調べる {3} {4} {5}。もしあれば、その画素が次の注目画素となる。この処理を、始点と注目画素の座標が一致するまで行う {6}。この処理をラベリングした全ての画素に対して施す。



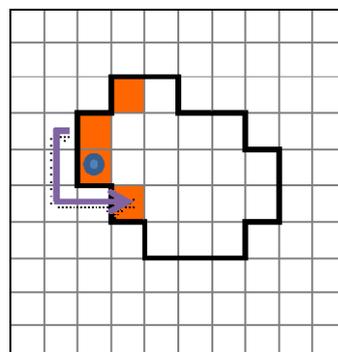
{1}



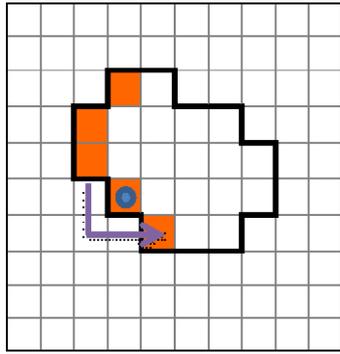
{2}



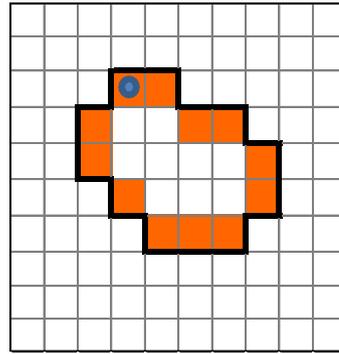
{3}



{4}



{5}



{6}

この処理によって取得した周囲長の中には、平滑化処理で除去しきれなかった微量なノイズが含まれているため、周囲長を成す画素の点列が一番多い部分を手の輪郭として、抽出する。

この処理を施し、輪郭を抽出した画像を図 3.4 に示す。視覚的に分かりやすくするために、元画像に対して、輪郭部分を抽出した画素を赤色で描画した。



図 3.4 輪郭処理後

3.1.5. 凸包処理

凸包とは、とある平面上の点列の中で、最も外側に位置する点を直線で結んだ線分の集合である。平面上の点列は全て、線分の集合の内側に含まれる。また、本研究で処理する点列は、3.1.4. 項で抽出した手の輪郭である。

手の輪郭の凸包を走査する手順は、次に示す通りである。

- 1) 画像の一番左下にある点の座標を走査する(点1)。
- 2) 1)で走査した点が凸包の始点となる。凸包の始点から、画像の x 軸正方向に対して、点の有無を調べる。点があった場合、その点が次の凸包の点となる(点2)。点がなかった場合、 x 軸と成す角度を大きくしていき(反時計回り)、最初に検出した点が、次の凸包の点となる。
- 3) 点2から、2)の処理を行い、次の凸包の点(点3)を得る。このときの x 軸と成す角度を α とする。
- 4) 点3から x 軸に平行に引いた直線と成す角度が α (1つ前の、凸包の点を走査したときの角度) となる直線上の点から、点の有無を調べていく。点がなかった場合、 x 軸と成す角度を大きくしていき、最初に検出した点が、次の凸包の点となる(点4)。
- 5) 以後、検出する凸包の点が、始点である点1と一致するまで繰り返す。

凸包処理の過程を表した画像を図 3.5 に、凸包処理後の画像を図 3.6 に示す。

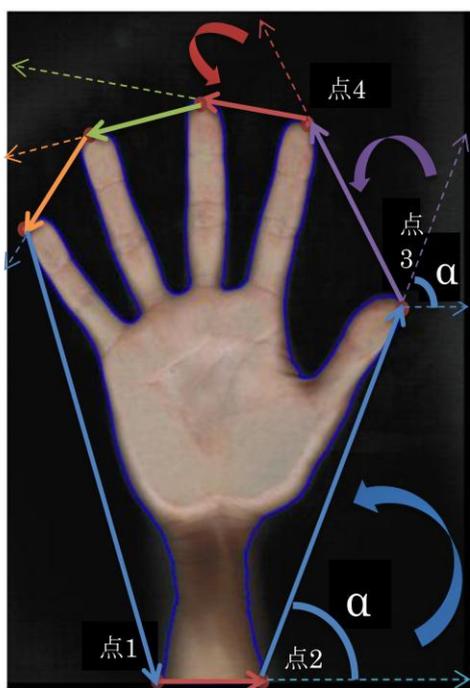


図 3.5 凸包処理の過程

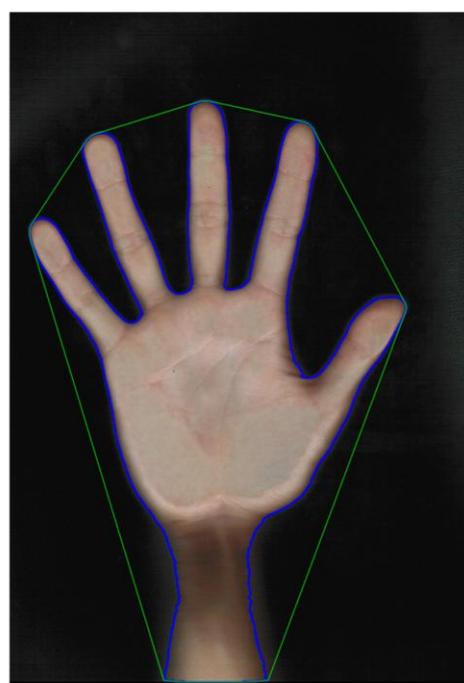
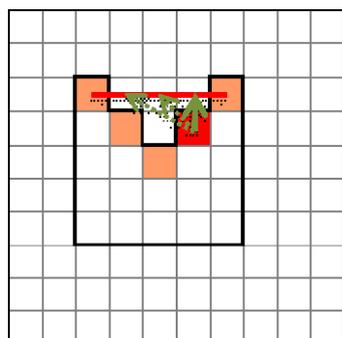


図 3.6 凸包処理後

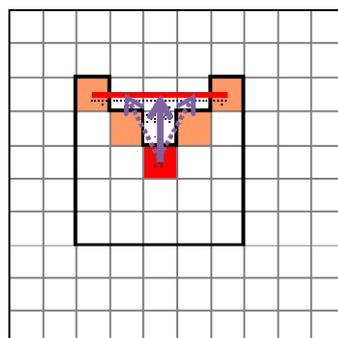
3.1.6. 凹状欠損

ここでは、入力された輪郭と、隣接する凸包の2点を結んだ線分で囲まれた領域において、凸包から最も遠い輪郭点を抽出する。また、本研究で処理する点列は、3.1.4.項で抽出した手の輪郭である。

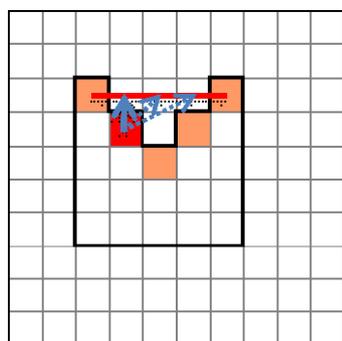
手の輪郭を構成している点列と、隣接する凸包の2点を結んだ線分で囲まれた領域内において、手の輪郭を構成する点列の点から、凸包上の各点に対して、深度を求めていき、その中で最小である深度をそれぞれ求める {1} {2} {3}。その最小である深度の中で、凸包との深度が最大である輪郭点が、すなわち凸包から最も遠い輪郭点である {4}。



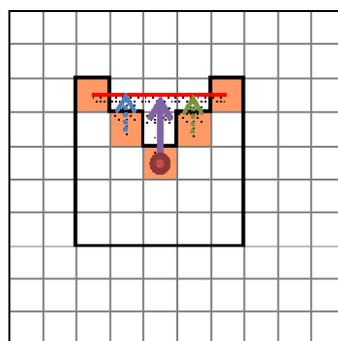
{1}



{2}



{3}



{4}

視覚的に分かりやすくするために、元画像に対して、凸包から最も遠い輪郭点を赤点で描画し、その画像を図 3.7 に示す。

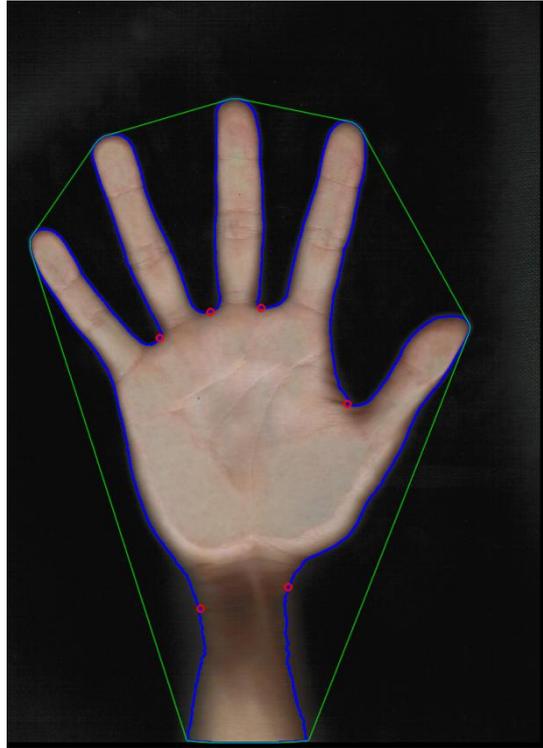


図 3.7 凹状欠損処理後

3.1.7. 位置調整

先に述べた通り，本研究では，被認証者に対して，手の撮像時に，手の向きを制約していない．そのため，図 3.8，図 3.9 のように，さまざまな手の向きを持った画像の入力が予想される．よって，3.1.6. 項で得られた点(座標)のうち，3 点を用いて，手の位置調整を行う．手の位置を調整する理由は，次章で行う特徴点抽出の際，中指の先端が上を向くように，手の向きを統一する必要があるためである．また，手の向きは，一次変換を用いて，中指の向きと y 軸がほぼ平行となるよう，調整する．

本研究では，3.1.6. 項で得られた点のうち，凸包上の点に対して，深度が最大である点(以降，点 A)と，深度が 2 番目に深い点(以降，点 B)，深度が 3 番目に深い点(以降，点 C)の 3 点を用いて，位置調整を行う．経験上，点 A，点 B とは，中指の両付け根の 2 点であり，点 C は，薬指と小指の間の付け根，もしくは親指と人差し指の間の付け根のどちらかとなる．

※視覚的に分かりやすくするために，点 A を緑色で，点 B を白色で，点 C を黄色で描画してある．

手の位置を調整する手順は，次に示す通りである．

- 1) 点 A が画像の中心となるよう，撮像画像を平行移動させる．
- 2) 点 A と点 B の y 座標の値が等しくなるよう，撮像画像を回転移動させることで，中指の向きと y 軸がほぼ平行となる．そのために，点 A と点 B を通る直線と，点 A を通る x 軸に平行な直線がなす角度を求める．この 2 直線のなす角度を θ とする．角度 θ の求め方は次の通りである．

点 A の座標を (x_1, y_1) ，点 B の座標を (x_2, y_2) とすると，

$$\tan \theta = \frac{y_1 - y_2}{x_1 - x_2} \leftrightarrow \theta = \tan^{-1} \frac{y_1 - y_2}{x_1 - x_2} \quad [\text{rad}] \quad (3)$$

この θ の単位は，ラジアンである．度に変換すると，

$$\theta = \tan^{-1} \frac{y_1 - y_2}{x_1 - x_2} \times \frac{180}{\pi} \quad [\text{度}] \quad (4)$$

となる．

- 3) 一次変換を用いて，点 A のまわりに角度 θ だけ撮像画像を回転移動させる．求めた θ の値が正であった場合，画像は反時計まわりに回転する．逆に，負であった場合，画像は時計まわりに回転する．回転移動後の点 B の座標の求め方は次の通りである．

回転移動後の点 B の座標を (x'_2, y'_2) とすると，

$$\begin{pmatrix} x'_2 \\ y'_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_2 \\ y_2 \end{pmatrix} \leftrightarrow \begin{cases} x'_2 = x_2 \cos \theta - y_2 \sin \theta \\ y'_2 = x_2 \sin \theta + y_2 \cos \theta \end{cases} \quad (5)$$

となる．

一次変換を用いた回転移動により，回転移動後の点 B の y 座標は，点 A の y 座標と等しくなるので，中指の向きと y 軸がほぼ平行となる．

図 3.8-a，図 3.9-a には平行移動させた画像を，図 3.8-b，図 3.9-b には回転移動させた画像を，それぞれ示す．

- 4) 図 3.9-b のように，入力画像によって，回転移動後の画像の上下が，反転してしまう場合がある．ここでは，回転移動後の点 A と点 C の座標を用いて，図 3.9-b を上下反転させ，手の向きを統一する．

回転移動後の点 A の座標を (x'_A, y'_A) ，点 C の座標を (x'_C, y'_C) とする． $y'_A > y'_C$ のとき，図 3.9-b のように，中指の先端が下向きとなっているため，上下を反転させる．反転させた画像を図 3.9-c に示す． $y'_A \leq y'_C$ のときは，図 3.8-b のように，中指の先端が上向きとなっているため，上下反転処理は行わない．



図 3.8 元画像 2

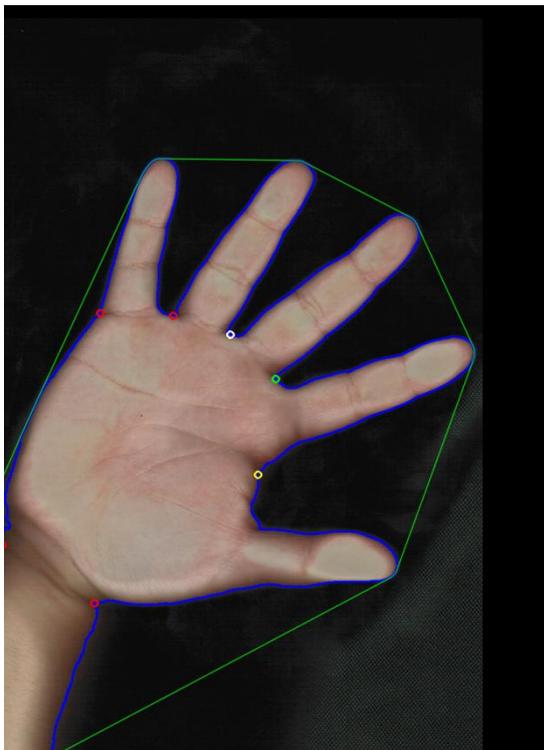


図 3.8-a 平行移動後

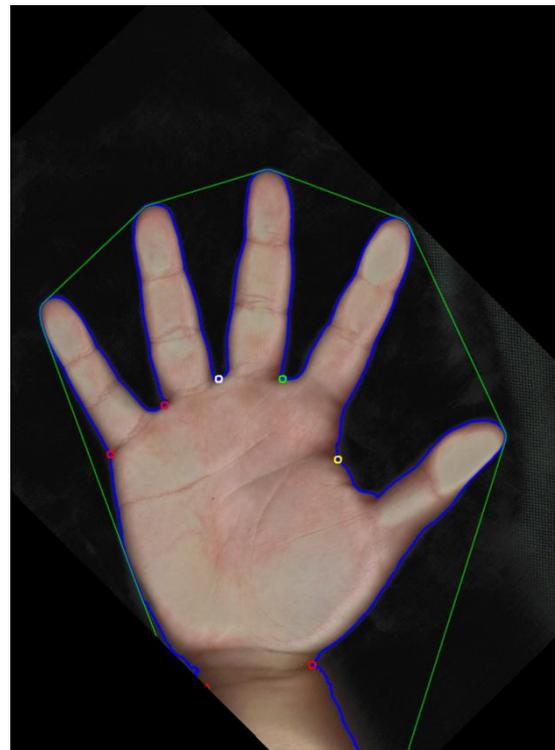


図 3.8-b 回転移動後

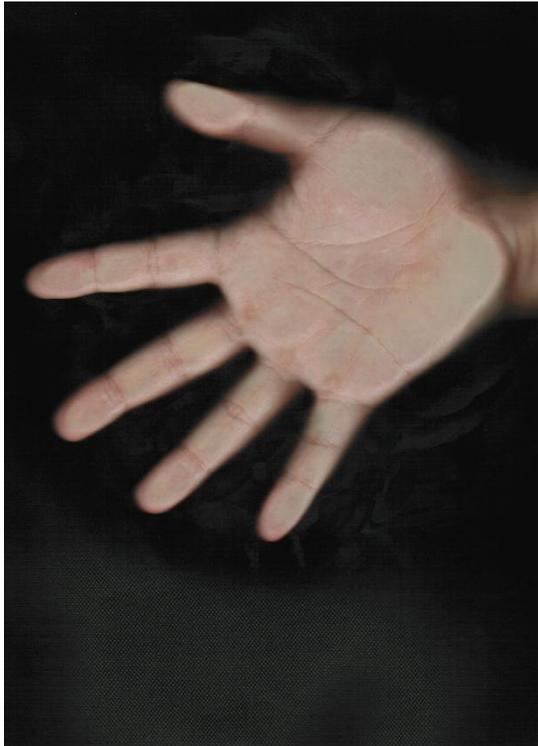


図 3.9 元画像 3

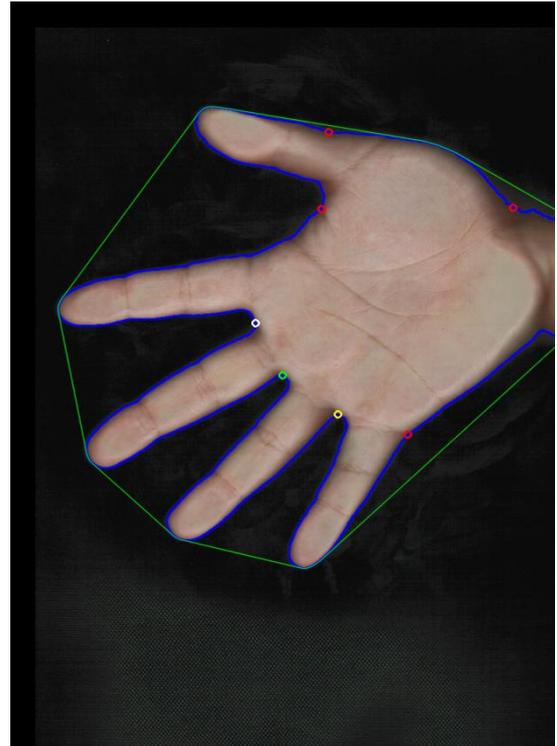


図 3.9-a 平行移動後

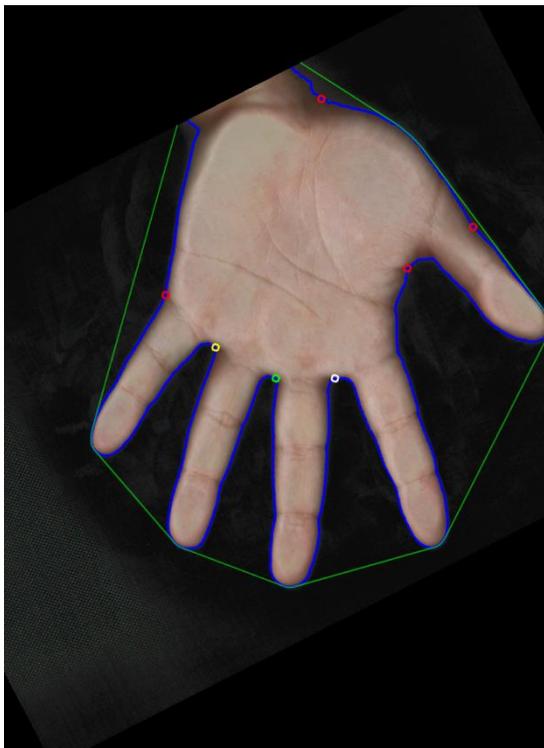


図 3.9-b 回転移動後

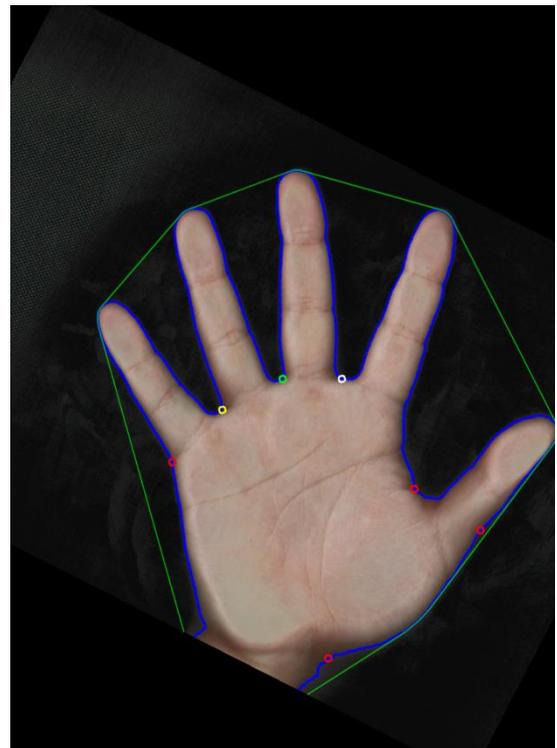


図 3.9-c 反転処理後

3.2. 掌領域の特徴抽出

ここでは、掌領域の切り出しに用いる特徴点を抽出する。以下に特徴点抽出の具体的な説明について述べる。その後、掌紋線をより強調するため、ラプラシアン・フィルタによるエッジ強調を行う。

3.2.1. 特徴点の抽出

前処理を終えた画像に対し、計 13 の特徴点を以下の通りに抽出する。前処理後の画像に対して横軸を x 軸、縦軸を y 軸とし、画像の左上を原点とした 2 次元空間で考えると、各座標は x 座標と y 座標で表現することができる。なお、 P_i の座標は (x_i, y_i) として表す。また、特徴点を示した画像を図 3.10 に示す。

- P_2, P_3 : “中指の両側の付け根”

3.1.6. 項で得られた中指の両側の付け根 2 点において、深度のより深い点の x 座標を X_1 とし、もう一方の点を X_2 とする。 $X_1 < X_2$ であれば X_1 の座標の点を P_2 、 X_2 の座標の点を P_3 とする。 $X_1 \geq X_2$ であれば X_2 の座標の点を P_2 、 X_1 の座標の点を P_3 とする。

- P_1 : “中指の先端”

中指の両側の付け根の midpoint $(\frac{x_2+x_3}{2}, y_2)$ を求め、その点から画像の上方向に画素値 1 から 0 に変わる直前の点まで移動する。そこで左右 10 画素間の画素値を調べ、その中で画素値が 1 の画素があればその点に移動する。これを繰り返し、左右 10 画素間に画素値 1 の画素が得られなかったところの点を P_1 とする。

- P_4 : “薬指と小指の付け根”

点 P_2 より下側の領域において、点 P_2 から画像の左方向に対して x 軸に平行に画素値を調べていき、画素値が 1 から 0 に変わる直前の点の x 座標を x_n とする。

$n = 1$ から順に $x_{n+1} - x_n$ と求めたときに、経験上その値が 50 以上となる点を P_4 とする。

- P_5 : “人差し指の付け根”

点 P_4 から画像右方向に x 軸と平行に画素値を調べたときに、画素値 1 から 0 に変わる直前の点を P_5 とする。

- P_6, P_7 : “掌の両側の付け根”

座標 $A(x_1, y_5 + 300)$ より下側の領域において、点 A から画像の左方向に対して x 軸に平行に画素値を調べていき、画素値が 1 から 0 に変わる直前の点の x 座標を X_n とおく。同様に点 A から画像の右方向に対して x 軸に平行に画素値を調べていき、画素値が 1 から 0 に変わ

る直前の点 x の座標を X_m とおく. その画素が $(x_1 - X_n) + (X_m - x_1) \leq (x_5 - x_4)$ となる X_n, X_m の座標の点を各々 P_6, P_7 とする.

- P_8 : “小指の付け根”
座標 $(x_4, y_4 + (y_4 - y_2))$ の点から画像の左方向に対して x 軸に平行に画素値を調べていき, 画素値が 1 から 0 に変わる直前の点を P_8 とする.
- P_9 : “親指の付け根”
座標 $B(x_3, y_5 + 50)$ の点より下側の領域において, 点 B から画像の右方向に対して x 軸に平行に画素値を調べていき, 画素値が 1 から 0 に変わる直前の点の x 座標を X_n とする.
 $n = 1$ から順に $x_{n+1} - x_n$ と求めたときに, 経験上その値が 60 以上となる点を P_9 とする.
- P_{10} : “人差し指の先端”
 P_3 と P_5 の中点 $(\frac{x_3+x_5}{2}, \frac{y_3+y_5}{2})$ を求めた後, その点から P_1 を抽出する際と同様のアルゴリズムで得られた点を P_{10} とする.
- P_{11} : “薬指の先端”
 P_2 と P_4 の中点 $(\frac{x_2+x_4}{2}, \frac{y_2+y_4}{2})$ を求めた後, その点から P_1 を抽出する際と同様のアルゴリズムで得られた点を P_{11} とする.
- P_{12} : “小指の先端”
 P_4 と P_6 の中点 $(\frac{x_4+x_6}{2}, \frac{y_4+y_6}{2})$ を求めた後, その点から P_1 を抽出する際と同様のアルゴリズムで得られた点を P_{12} とする.
- P_{13} : “親指の先端”
点 $(x_9 + 50, y_9)$ から P_1 を抽出する際と同様のアルゴリズムで得られた点を P_{13} とする.

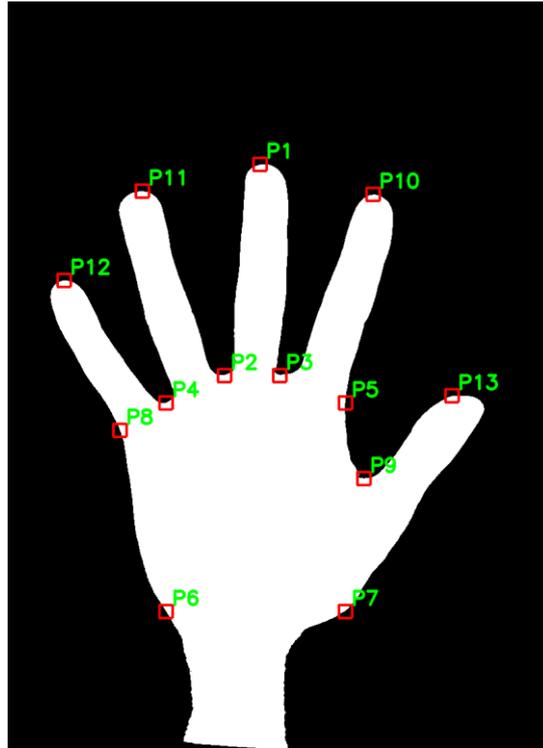


図 3.10 13 の特徴点

3.2.2. エッジ強調

まず, 3.1.7. 項で得られた位置調整後の手の画像を, グレースケール化する. これにより得られたグレースケール画像から, 画像のエッジを強調する. 人間が掌紋線などの線や手の輪郭などを検出するのは, 濃度変化パターンが連続している場合であり, 濃度に変化している箇所はエッジと呼ばれる. 掌紋線や手の輪郭部分といったエッジ部分は, 画素の濃度値が急激に変化する箇所であると考えられる. 画素の濃度値の変化量が大きい箇所を検出するために, 濃度の変化量を求める微分処理が利用できる. ここでの微分処理とは, 隣接画素間での濃度の差分を求めることである.

掌紋線は, 縦, 横だけでなく斜め方向にも伸びているため, 様々な方向に対するエッジの検出が可能な手法を使用する必要がある. また, 掌紋線が薄い被認証者にも対応できるようにエッジをより強く強調できる手法が求められる. そのため本研究では, 2 次微分で注目画素の左右, 上下, 更に斜めに重みをおいたラプラシアン・フィルタ(図 3.11-a)により, エッジ強調を行う. 注目画素の左右に重みをおいたラプラシアン・フィルタを用いて求められる微分量 $f'(x, y)$ は, 次式により与えられる.

$$f'(x, y) = -8f(x, y) + f(x + 1, y) + f(x - 1, y) + f(x, y + 1) + f(x, y - 1) + f(x + 1, y + 1) + f(x - 1, y - 1) + f(x + 1, y - 1) + f(x - 1, y + 1) \quad (6)$$

これにより算出した微分量 $f'(x, y)$ が, 注目画素の画素値に変換される. しかし, より強くエッジを強調できる反面, この処理を行うだけではノイズも強調されてしまう欠点がある. よって,

ラプラシアン・フィルタを用いて微分量を導出する前に、ガウシアン・フィルタ(図 3.11-b)によりノイズを軽減する。この処理は、注目画素に近い画素の画素値は注目画素の画素値と類似する場合が多く、逆に注目画素から遠い画素の画素値は注目画素の画素値との差が大きい場合が多いという画像全般の特徴を考慮したものとなっている。ゆえに、濃度変化パターンが連続しているエッジの特徴を損なわずして、ノイズの軽減が可能となる。この 2 つの処理を総称して、LoG(Laplacian of Gaussian)処理とも呼ばれる。

ガウシアン・フィルタにより画像を畳み、その後ラプラシアン・フィルタによってエッジを強調した画像を図 3.12 に示す。

注目画素

ラプラシアンフィルタ

1	1	1
1	-8	1
1	1	1

図 3.11-a ラプラシアン・フィルタ

ガウシアンフィルタ

注目画素

$\frac{1}{16}$	$\frac{2}{16}$	$\frac{1}{16}$
$\frac{2}{16}$	$\frac{4}{16}$	$\frac{2}{16}$
$\frac{1}{16}$	$\frac{2}{16}$	$\frac{1}{16}$

図 3.11-b ガウシアン・フィルタ

また、図 3.12 の画像に対して二値化を行った画像を、図 3.13 に示す。この処理により、エッジをさらに強調させることができる。



図 3.12 LoG 処理を行ったエッジ強調



図 3.13 二値化エッジ強調

3.2.3. 不要領域の除去

3.2.1. 項で求めた特徴点を利用して、不要領域の除去を行う。ここでの不要領域とは、掌紋線とは関係のない指や手首などである。各指の先端以外の特徴点($P_2, P_3, P_4, P_5, P_6, P_7, P_8, P_9$)を囲んだ領域の外側の画素値を0に変換することにより除去を行う。

不要領域を除去する手順は、次の通りである。

- 1) 掌領域を囲むように、隣接する各指の先端以外の特徴点を緑色 (RGB=(0, 255, 0)) の直線で結ぶ。結ぶ特徴点は、(P_2 と P_3, P_3 と P_5, P_5 と P_9, P_9 と P_7, P_7 と P_6, P_6 と P_8, P_8 と P_4, P_4 と P_2)である
- 2) 画像の左上から右下に、各画素に対して、画素のRGB値を走査する。白色 (RGB=(255, 255, 255)) の画素があれば、黒色 (RGB=(0, 0, 0)) に変換する。緑色の画素を検出したら、次の行に移行し、走査・変換処理を引き続き行う。
- 3) 画像の右下から左上に、2)と同様の処理を行う。

これにより、指や手首、背景など、掌紋線とは関係のない領域を除去することができる。不要領域を除去した画像を図3.14に示す。

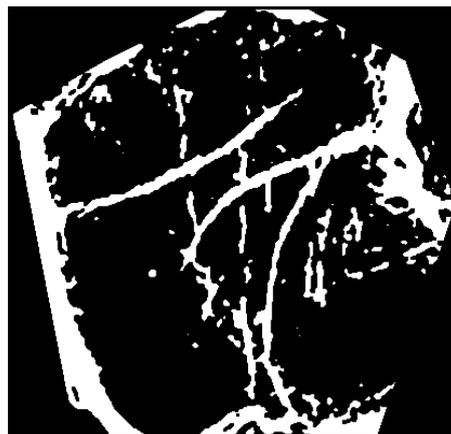


図 3.14 不要領域の除去後

3.3. テンプレートマッチング

第1認証システムの認証処理には、テンプレートマッチングを用いた。テンプレートマッチングとは、特定の箇所を検出するため、探索画像(図3.14)に対して、被認証者として扱う手の画像から作成したテンプレート画像を照らし合わせていき、当該箇所を検出する手法(図3.15)である。本研究では、テンプレートマッチングの比較手法に「相関」を用いている。探索画像上でテンプレート画像と最も類似性の高い箇所の相関係数(相関係数の値が最大となる箇所)を算出し、その値の比較による個人認証を行う。

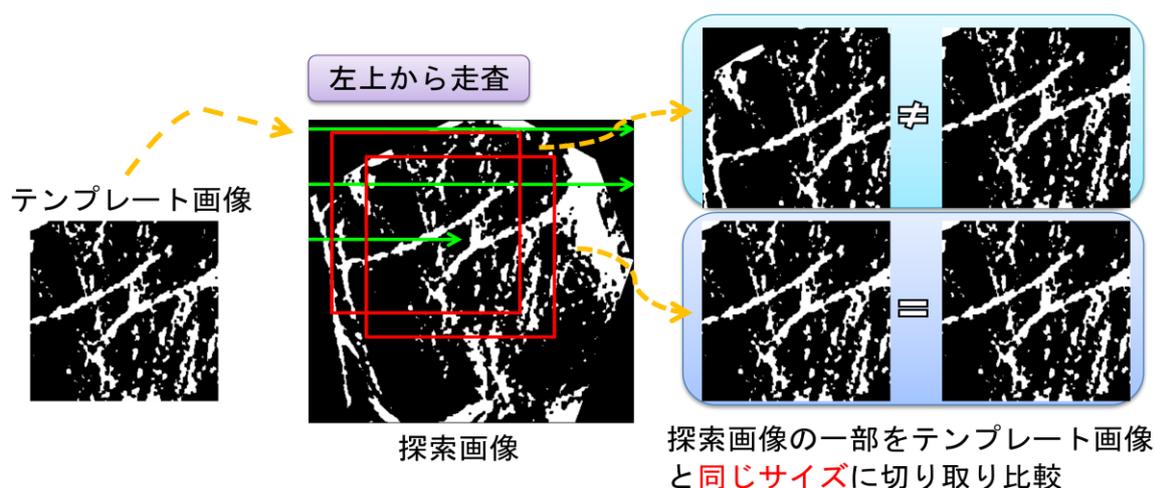


図 3.15 テンプレートマッチングのプロセス

3.3.1. テンプレート画像の作成

テンプレート画像は、探索画像よりも画像の大きさが小さく、正方形のものを用意する必要がある。さらに、掌紋による認証のため、被認証者の掌紋線の特徴を十分に表すテンプレート画像を作成しなければならない。

本研究で使用するテンプレート画像の作成は、3.2.1.項で抽出した特徴点を用いて、行う。テンプレート画像の一辺の長さを、 $\left(\frac{x_3+x_5}{2}\right) - x_4$ と定め、図 3.16 のように、特徴点 P_4 から正方形に切り出しを行い、作成する。

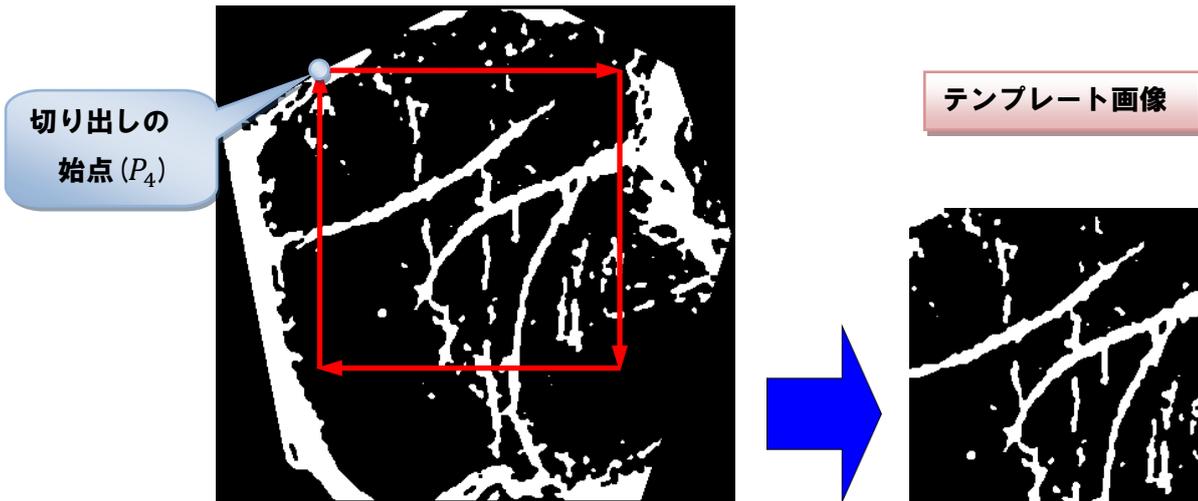


図 3.16 テンプレート画像の切り出しのプロセス

3.3.2. 相関係数

相関係数とは、テンプレートマッチングの比較手法に用いるための、探索画像とテンプレート画像の類似度を表す値である。相関係数の値は、次のようにして求められる。

探索画像の各画素の画素値の値を $I(i, j)$, テンプレート画像の各画素の画素値の値を $T(i, j)$ とする。また座標 (i, j) は、テンプレート画像の幅を M 画素、高さを N 画素(テンプレート画像を正方形に作成しているので、 $M = N$)としたとき、テンプレート画像の左上の座標を $(0, 0)$, 右下の座標を $(M - 1, N - 1)$ とする(図 3.17)と、相関係数 R は、以下の式で与えられる。

$$R = \frac{\sum_{j=0}^{N-1} \sum_{i=0}^{M-1} I(i, j) \times T(i, j)}{\sqrt{\sum_{j=0}^{N-1} \sum_{i=0}^{M-1} I(i, j)^2 \times \sum_{j=0}^{N-1} \sum_{i=0}^{M-1} T(i, j)^2}} \quad (7)$$

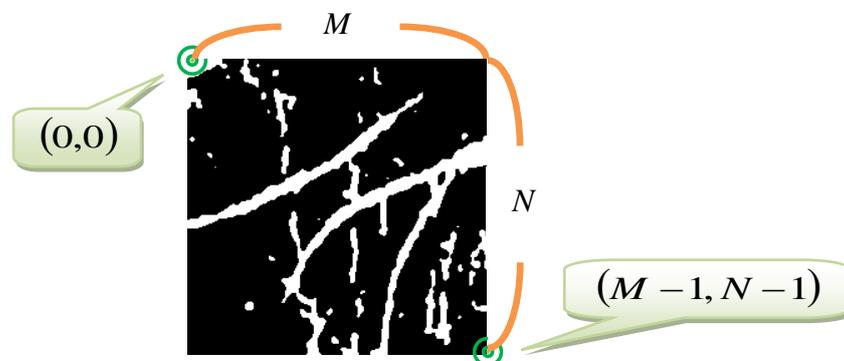


図 3.17 テンプレート画像の定義

また、相関係数 R は、 $-1 \sim 1$ までの値をとる。 R のとる値が 1 に近いほど、探索画像とテンプレート画像は類似性が高く、 -1 に近いほど、探索画像とテンプレート画像の反転画像は類似性が高くなる。 0 に近いほど、探索画像とテンプレート画像は類似性が低い。

本研究では、48名の登録者から5枚ずつ撮像した計240枚の掌画像の内、1枚を入力画像として扱った。すなわち、残りの239枚(入力画像として扱った登録者に対しては4枚、残り47名にはそれぞれ5枚ずつ)に対してテンプレートマッチングを施し、登録者毎に算出された相関係数の平均値により、個人認証を行う。

3.4. テンプレートマッチングによる識別

本研究で提案する個人認証システムは、次の通りである。

- 1) 被認証者として扱う手の画像から作成したテンプレート画像と、それ以外に登録してある239枚の画像(探索画像)をグレースケール化する。
- 2) 239枚の探索画像に対し、被認証者として扱う手の画像から作成したテンプレート画像と、テンプレートマッチングを行う。探索画像上でテンプレート画像と最も類似性の高い箇所の相関係数を求め、48名毎の相関係数の平均値を算出する。
- 3) 掌紋線は、個人の身体的特徴が十分備わっているため、相関係数にも顕著な差が表れると考えられる。経験上、その相関係数の平均値が 0.35 以上である人物は被認証者である(本人)と判断し、 0.35 未満である人物は被認証者ではない(他人)と判断する。

第 4 章

第 2 認証システムの構成

第4章 第2認証システムの構成

本章では、第2認証システムについて述べる。第2認証システムの構成を図4.1に示す。まず、前処理までの工程は第1認証システムと同様である。前処理を終えた画像から、指の先端・付け根の特徴点を抽出し、各特徴点同士を結んだ線分の長さを、指の長さや太さなど、手の特徴として求める。その算出した値を手の特徴毎に $[-1, 1]$ の範囲でスケール調整したものを特徴量として扱い、その特徴量を入力とし、サポートベクターマシンと呼ばれる機械学習を用いて、個人を認証する。

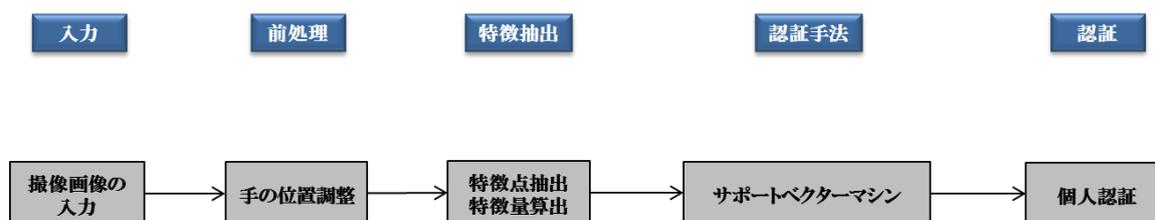


図4.1 第2認証システムの構成

4.1. 前処理

前処理については、3.1.節と同様の処理のため、割愛する。

4.2. 手形状の特徴抽出

ここでは、前処理を行った画像から様々な手の特徴を抽出する。本研究では、撮像した手の画像情報から得られる特徴点同士を結んだ線分の長さを手の特徴として扱う。

4.2.1. 特徴点の抽出

前処理を終えた画像に対し、計13の特徴点を抽出する。特徴点の抽出方法および特徴点を示した画像は、3.2.1.項を参照されたい。

4.2.2. 手の特徴の算出

3.2.1.項で求めた各特徴点をもとに、手の特徴を求める。本研究では、各特徴点同士を結んだ線分の長さを指の長さや太さとして扱うこととした。また、その線分の長さを求める際、指の先端同士を結んだ線分などは変化が大きいため、そのような線分は除外している。以上の基準のもと、指の長さや太さなど計25の手の特徴を採用することにした。

これらの特徴量の求め方を次に示す。2点の特徴点 $i(x_i, y_i)$, $j(x_j, y_j)$ とし、2点を結んだ線分の長さを D_{ij} とすると、

4.3. サポートベクターマシン

ここでは、認証手法で用いたサポートベクターマシン(以下、SVM)について説明する。

SVMは、1995年にAT&TのV. Vapnikにより提案されたパターン識別用の教師あり機械学習方法であり、局所解収束の問題がないという長所を持つ^{[2][3][4]}。「マージン最大化」と呼ばれるアイデアにより汎化能力を高め、線形閾値素子に数理計画法や関数解析に関わる工夫を加えて実現されており、最も優秀なパターン識別能力を持つとされている。以下に、SVMのアルゴリズムを中心に説明する。

4.3.1. マージン最大化

SVMはニューロンモデルとして、最も簡易な線形閾値素子を用いて、2クラス分類を行う識別器を構成する手法である。汎化能力を高めるため、「マージンを最大にする」という基準で線形閾値素子のパラメータを学習する。線形閾値素子は、入力パターンとする訓練サンプルデータ $x = (x_1, \dots, x_N)^T$ に対し、以下のような識別関数によって出力される。

$$f(x) = \text{sgn}(a \cdot x + b) \quad (9)$$

ここで a はシナプス荷重に対応する N 次元ベクトルを、 b はバイアス項を表す。ここで sgn 関数は、実数に対し正のときは+1を、負のときは-1を出力する。

また、一般的に線形分離可能であると仮定した場合でも、識別面は一意に定まらないことが多い。そこでSVMではマージンと呼ばれる概念を導入し、その値が最大となるような識別面を求める学習が行われる。すなわち、識別面から最も近い訓練データとの距離(マージン)が最大となるような識別面のパラメータを求めることである。これにより、未知のデータに対する汎用性を向上させることができる。図4.6に識別面とマージンとの関係を示す。●および●は、各クラスに属する訓練サンプルデータを、実線は識別面を、矢印はマージンを表す。

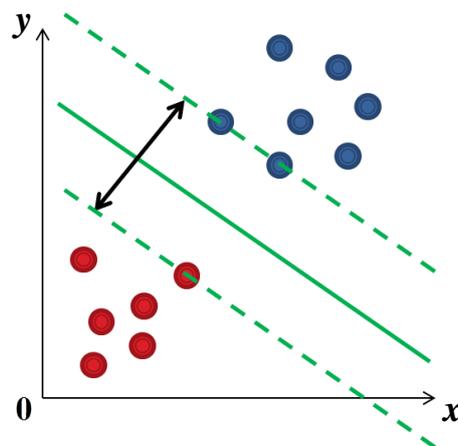


図 4.6 識別面とマージンとの関係

4.3.2. 学習の定式化

訓練データを $x = (x_1, \dots, x_D)^T$ とし、このとき教師信号を $y = (y_1, \dots, y_D)^T$ で表す。識別関数は、4.3.1. 項に示した式(9)と同様に表現され、本人であれば+1, 他人であれば-1 として出力する。

識別面とそれから最も近い訓練データとのマージンは、点と直線との距離公式より、

$$\min_{i=1, \dots, D} \frac{|a \cdot x_i + b|}{\|a\|} \quad (10)$$

となる。このとき、線形分離可能である条件のもとで、

$$y_i(a \cdot x_i + b) \geq 1 \quad [i = 1, \dots, D] \quad (11)$$

式(11)の制約をつける。これにより、マージン d は、

$$d = \frac{2}{\|a\|} \quad (12)$$

として表され、このマージン d を最大にすることはすなわち、 $\frac{1}{2}\|a\|$ を最小にすれば良いことが分かる。

したがって、マージン d を最大化するパラメータ a と b を求めることは、次の制約条件付き最適化問題を解くことと等価である。

$$\begin{aligned} \min \quad & \frac{1}{2} \|a\|^2 \\ \text{s.t.} \quad & y_i(a \cdot x_i + b) \geq 1 \quad [i = 1, \dots, D] \end{aligned} \quad (13)$$

この最適化問題を、ラグランジュ未定乗数法を用い、双対問題として解く。まず、ラグランジュ乗数 $\lambda_i (\geq 0)$ $[i = 1, \dots, D]$ を導入し、目的関数を書き換えると、

$$L(a, b, \lambda) = \frac{1}{2} \|a\|^2 + \sum_{i=1}^D \lambda_i \{y_i(a \cdot x_i + b) - 1\} \quad (14)$$

となる。ここで、式(14)を a と b に関して偏微分を行うと、次に示す式が得られる。

$$a = \sum_{i=1}^D \lambda_i y_i x_i \quad (15)$$

$$\sum_{i=1}^D \lambda_i y_i = 0 \quad (16)$$

式(15), 式(16)を式(14)に代入することにより,

$$\begin{aligned} \max \quad & L(\lambda) = \sum_{i=1}^D \lambda_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^D \lambda_i \lambda_j y_i y_j x_i x_j \\ \text{s.t.} \quad & \sum_{i=1}^D \lambda_i y_i = 0 \quad [\lambda_i \geq 0, i = 1, \dots, D] \end{aligned} \quad (17)$$

式(17)の双対問題を得る. この双対問題の解において, $\lambda_i > 0$ を満たす x_i がマージンを最大とする訓練データ (図 4.6 の点線上に存在するデータ) であり, このデータはサポートベクターと呼ばれる.

したがって, 式(15)を式(9)に代入することで最適な識別関数は

$$f(x) = \text{sgn} \left(\sum_{i=1}^D \lambda_i y_i x_i^T x + b \right) \quad (18)$$

となり, 入力パターンとサポートベクターの内積での表現が可能である.

4.3.3. ソフトマージン

前述したものは, 2 クラス分類として線形分離が可能な場合の議論であった. ここでは, 線形分離が不可能である場合に用いられるソフトマージンについて述べる. ソフトマージンとは, 多少の識別エラーを許すよう, 制約を緩和する手法である. すなわち, マージン $\frac{2}{\|a\|}$ を最大としつつ, 訓練データの内, 識別面からの逸脱をいくつか認めるものである.

識別面を超えた距離 $\xi_i (\geq 0)$ を考慮に入れると, マージンを最大化するパラメータ a と b を求めることは, 次の制約条件付き最適化問題を解くことと等価である.

$$\begin{aligned} \min \quad & \frac{1}{2} \|a\|^2 + C \sum_{i=1}^D \xi_i \\ \text{s.t.} \quad & y_i (a \cdot x + b) \geq 1 - \xi_i \\ & \xi_i \geq 0 \quad [i = 1, \dots, D] \end{aligned} \quad (19)$$

ここで, C はマージンと逸脱量の割合を与えるパラメータである. 式(19)の制約条件付き最適化問題を, ラグランジュ未定乗数法を用い, 双対問題として解く. まず, ラグランジュ乗数 $\lambda_i, \nu_i (\geq 0) (i = 1, \dots, D)$ を導入し, 目的関数を書き換えると,

$$L(a, b, \lambda, \nu) = \frac{1}{2} \|a\|^2 + C \sum_{i=1}^D \xi_i + \sum_{i=1}^D \lambda_i \{1 - \xi_i - y_i (a \cdot x_i + b)\} - \sum_{i=1}^D \nu_i \xi_i \quad (20)$$

となる.

ここで、式(20)において Karush-Kuhn-Tucker 条件が成り立ち、

$$\begin{aligned} \max \quad & L(\lambda) = \sum_{i=1}^D \lambda_i - \sum_{i=1}^D \sum_{j=1}^D \lambda_i \lambda_j y_i y_j x_i x_j \\ \text{s.t.} \quad & 0 \leq \lambda_i \leq C, \sum_{i=1}^D \lambda_i y_i = 0 \quad [\lambda_i \geq 0, i = 1, \dots, D] \end{aligned} \quad (21)$$

式(21)の双対問題を得る.

4.3.4. 非線形 SVM

4.3.3. 項で示したソフトマージンを用いることにより、線形分離不可能な場合においても有効である。しかし、複雑な非線形識別分類を行うことは容易ではない。そこで、非線形識別分類に対応させるための手法として、入力パターンとなる訓練データ \mathbf{x} に対し、入力空間よりも高次元の特徴空間へ写像し、その空間内で線形識別を行うカーネルトリックと呼ばれる手法が有効である。2 つのクラスが入力空間 \mathfrak{R}^d では線形分離できないとき、より高次元の特徴空間 \mathfrak{R}^N に写像を行う (図 4.7)。各入力パターンに対し、以下の写像を行う。

$$\Phi: \mathfrak{R}^d \rightarrow \mathfrak{R}^N \quad [d < N]$$

その写像先の特徴空間 \mathfrak{R}^N において 2 つのクラスの線形識別を実現することで、入力空間上では非線形な識別関数を構成することができる。しかし、この写像 Φ には、

- 1) Φ の具体的な値が分からない
- 2) 各入力パターンを高次元に写像するため、内積の計算量が膨大になるなどの問題がある。

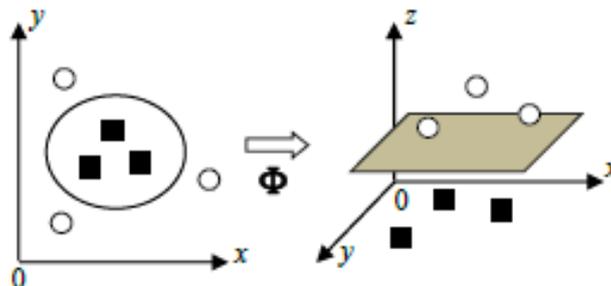


図 4.7 非線形 SVM における高次元への写像

よって、非線形 SVM ではこれらの問題を以下に示す通りに施行する。入力となる特徴ベクトル $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2$ とするとき、これを特徴空間の $\Phi(\mathbf{x}_1), \Phi(\mathbf{x}_2)$ へと写像し、2 つ

のパターンの内積を Φ を用いず、カーネル関数 K により、

$$K(x_1, x_2) = \Phi(x_1)\Phi(x_2) \quad (22)$$

として定義する．このように入力となる特徴ベクトル x_1, x_2 から計算することができるならば、特徴空間における $\Phi(x_1), \Phi(x_2)$ の内積を計算する代わりに、 $K(x_1, x_2)$ から最適な非線形写像を構成できる．また、 Φ の具体的な値を知る必要がない．このようなカーネル関数が存在するための条件として Mercer の定理が知られており、カーネル関数の和や積は Mercer の定理を満たすことが知られている．

すなわち、Mercer の定理を満たすカーネル関数を用いることにより、高次元に写像した後の内積を求めることが可能である．このように高次元に写像しながら、その特徴空間内での膨大な計算量を避け、カーネル関数の計算のみで行うことができる手法をカーネルトリックと呼ぶ．

このカーネル関数を用い、SVM の識別関数を表すと、

$$\begin{aligned} f(\Phi(x)) &= \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^D \lambda_i y_i \Phi(x_i)^T \Phi(x) + b\right) \\ &= \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^D \lambda_i y_i K(x_i, x) + b\right) \end{aligned} \quad (23)$$

となる．これにより、制約条件付き最適化問題についても、

$$\begin{aligned} \max \quad L(\lambda) &= \sum_{i=1}^D \lambda_i - \sum_{i=1}^D \sum_{j=1}^D \lambda_i \lambda_j y_i y_j K(x_i, x_j) \\ \text{s. t.} \quad \sum_{i=1}^D \lambda_i y_i &= 0 \quad [\lambda_i \geq 0, i = 1, \dots, D] \end{aligned} \quad (24)$$

として置き換えることができる．カーネル関数には計算が容易なものが望ましく、代表的なものとしては、

・多項式カーネル関数 $K(x_1, x_2) = (1 + x_1 \cdot x_2)^p \quad [p : \mathbf{R}] \quad (25)$

・ガウスカーネル関数 $K(x_1, x_2) = \exp\left(-\frac{\|x_1 - x_2\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (26)$

がある．以上の理論より、SVM の識別関数を作ることによって、識別分類を行うことができる．

本研究でのカーネル関数には、式(26)のガウスカーネル関数を採用している．式(26)中の分散パラメータ σ^2 は識別面の細かさを調節する値で、 σ^2 が大きい場合は滑らかに、小さい場合は細かく識別面が形成される．

4.4. SVMによる識別

1人につき5枚撮像した画像の内、4枚を訓練データ、1枚を未学習データとして扱った。登録者が48名であるため、訓練データは計192枚、未学習データは計48枚である。本研究では、図4.8に示す試行を繰り返すことで、全画像を未学習データとして扱うこととした。

SVMでの識別基準は、それぞれ指定された登録者に対応するモジュールの出力が正であれば本人、負の場合は他人として判断している。

また、SVMへの入力データには学習前に範囲スケールによる正規化がなされる。訓練データ内の手の特徴毎にその最大値及び最小値を用いて、訓練データの正規化を行う。その訓練データの最大値及び最小値を用いて、対応する未学習データに対しても正規化を行う。この処理により正規化された値を、SVMの入力となる特徴量として扱うこととする。この正規化により、手の特徴毎に登録者それぞれが持つ情報を反映することができると共に、最適な分散パラメータ σ^2 の探索領域を削減することができる。

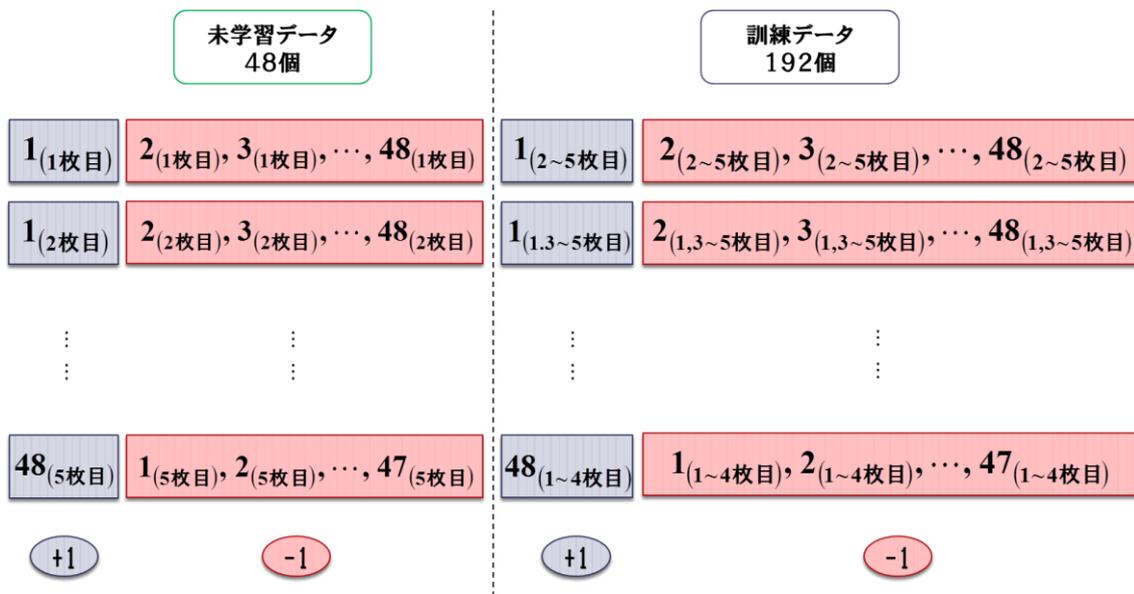


図 4.8 実験で用いたデータの試行法

第 5 章

第 1 認証システムの結果

第5章 第1認証システムの結果

5.1. はじめに

ここでは、第3章で提案した第1認証システムを用いて、掌紋による個人認証を行った結果を示す。まず、評価方法を説明する。次に、実験結果の一例を示し、最後に、全ての認証結果を示す。

5.2. 評価方法

○本人誤拒否率

被認証者の認証を誤って拒否してしまう確率。被認証者の手の画像を入力した際、被認証者本人に対応する相関係数の平均値が、3.4.節で定めた0.35未満であった場合、本人誤拒否として判断する。本人誤拒否率は、次のように算出する。

$$\text{本人誤拒否率} = \left(\frac{\text{本人を誤拒否した枚数}}{(\text{登録者数}) \times (\text{撮像枚数} / 1 \text{人})} \right) \times 100 \text{ [%]}$$

○他人誤受理率

被認証者以外の認証を誤って認証してしまう確率。被認証者の手の画像を入力した際、被認証者ではない登録者に対応する相関係数が、3.4.節で定めた相関係数の平均値0.35以上であった場合、他人誤受理として判断する。他人誤受理率は、次のように算出する。また、セキュリティ的観点から、この指標は0%である必要がある。

$$\text{他人誤受理率} = \left(\frac{\text{他人を誤受理した枚数}}{(\text{登録者数}) \times (\text{撮像枚数} / 1 \text{人})} \right) \times 100 \text{ [%]}$$

○未登録者誤受理率

本研究において、未登録者である人物を誤って登録者の何れかと判断し、受理してしまう確率。第1認証システムを悪用する人物の存在を想定して設置したものである。今回、未登録者は本研究の登録者の中から被認証者として扱う人物を未登録者として設定することにより、本指標を求めることとする。未登録者誤受理率は、次のように算出する。また、セキュリティ的観点から、この指標も0%である必要がある。

$$\text{未登録者誤受理率} = \left(\frac{\text{未登録者を誤受理した枚数}}{(\text{登録者数}) \times (\text{撮像枚数} / 1 \text{人})} \right) \times 100 \text{ [%]}$$

5.3. 第1認証システムにおける実験結果の一例

ここでは、第1認証システムにおける実験結果の一例（被認証者 No. 1～48 のうち No. 2(5枚目に撮像したもの)のとき)を掲載する。

被認証者が No. 2(5枚目)であるときの各登録者に対する相関係数の平均値を表 5.1 に示す。各登録者に対する相関係数の平均値が、被認証者本人であると判断するための閾値以上の人物(相関係数の平均値が 0.35 以上の人物)は、被認証者である No. 2 のみであった。

表 5.1 被認証者が No. 2(5枚目)であるときの各登録者に対する相関係数の平均値

登録者 No.	相関係数の平均値	登録者 No.	相関係数の平均値	登録者 No.	相関係数の平均値
1	0.219	17	0.174	33	0.159
2	0.582	18	0.206	34	0.147
3	0.142	19	0.171	35	0.161
4	0.098	20	0.169	36	0.130
5	0.186	21	0.151	37	0.132
6	0.159	22	0.157	38	0.181
7	0.184	23	0.187	39	0.222
8	0.156	24	0.146	40	0.179
9	0.231	25	0.181	41	0.202
10	0.177	26	0.177	42	0.124
11	0.157	27	0.165	43	0.186
12	0.141	28	0.194	44	0.189
13	0.156	29	0.164	45	0.151
14	0.190	30	0.213	46	0.162
15	0.216	31	0.195	47	0.141
16	0.175	32	0.254	48	0.204

また、表 5.1 をグラフ化したものを、図 5.1 に示す。

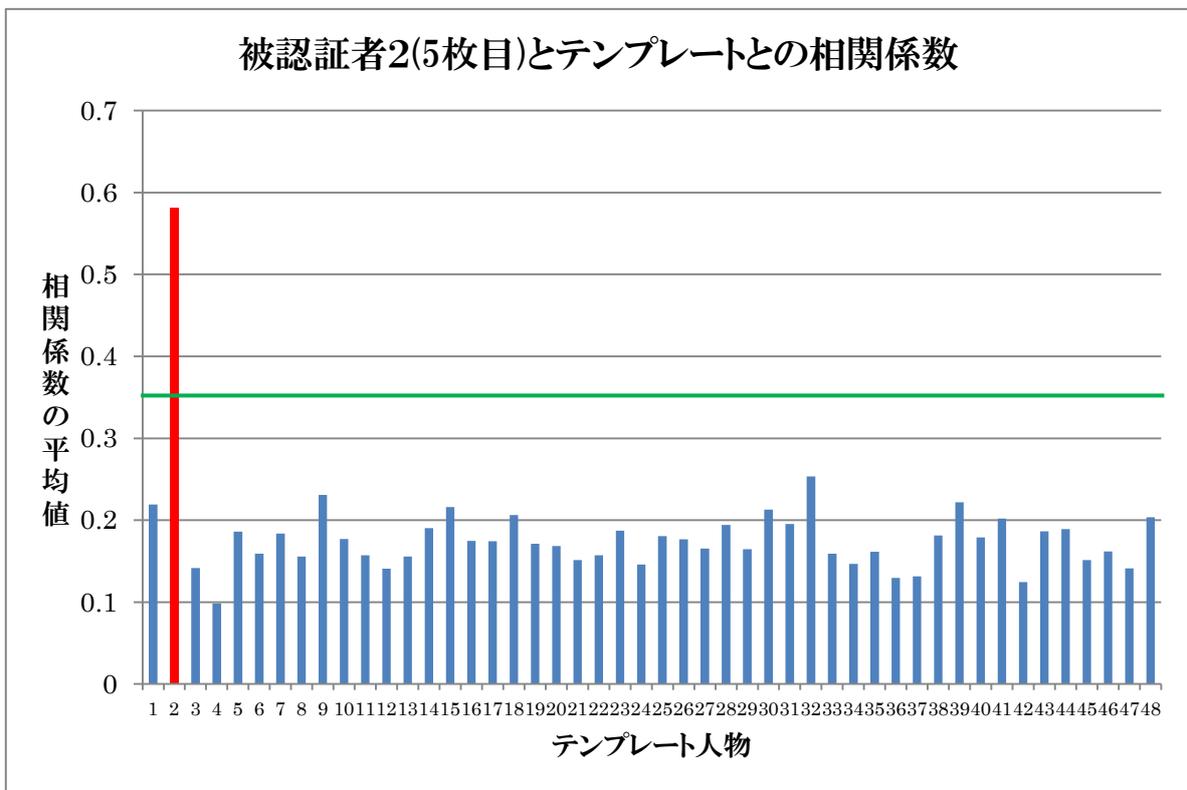


図 5.1 被認証者が No. 2(5枚目)であるときの各登録者に対する相関係数の平均値(グラフ)

5.4. 第1認証システム:クロスバリデーションによる実験結果の一例

ここでは、第1認証システムにおける未登録者を想定した実験として、実験結果の一例(被認証者がNo. 18(3枚目)のとき)を掲載する。

被認証者(未登録者)がNo. 4(3枚目)であるときの各登録者に対する相関係数の平均値を表5.2に示す。このとき、No. 4(3枚目)が未登録者として設定されたため、未登録者として扱っているNo. 4を除いた登録者47名に対し、認証手法であるテンプレートマッチングを行うシステムにより、実験を行っている。

No. 4(3枚目)が未登録者として悪用する今回の想定実験の結果、登録者47名の何れとも認証せず、未登録者として拒否した結果となった。

表5.2 被認証者(未登録者)がNo. 4(3枚目)であるときの各登録者に対する相関係数の平均値

登録者 No.	相関係数の平均値	登録者 No.	相関係数の平均値	登録者 No.	相関係数の平均値
1	0.258	17	0.228	33	0.284
2	0.160	18	0.208	34	0.184
3	0.178	19	0.249	35	0.273
4		20	0.155	36	0.210
5	0.148	21	0.320	37	0.209
6	0.273	22	0.174	38	0.194
7	0.212	23	0.302	39	0.230
8	0.186	24	0.217	40	0.227
9	0.226	25	0.223	41	0.201
10	0.215	26	0.203	42	0.273
11	0.246	27	0.302	43	0.207
12	0.176	28	0.145	44	0.173
13	0.195	29	0.184	45	0.275
14	0.209	30	0.237	46	0.259
15	0.172	31	0.144	47	0.204
16	0.227	32	0.201	48	0.141

また、表5.2をグラフ化したものを、図5.2に示す。

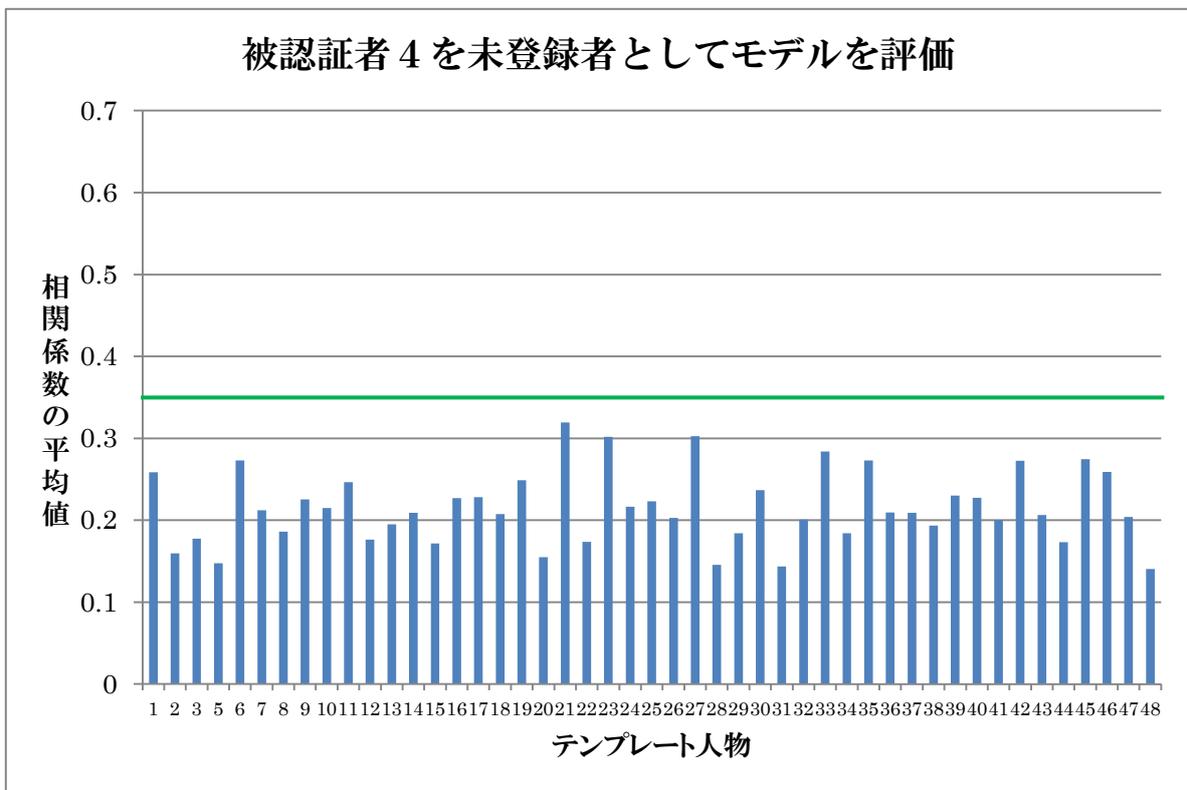


図 5.2 未登録者が No. 4(3 枚目)であるときの各登録者に対する相関係数の平均(グラフ)

5.5. 第1認証システムの評価

No. 1～48すべての被認証者の撮像した画像において、掌紋線による認証を行った。実験結果から、本人誤拒否率と他人誤受理率、未登録者誤受理率を求める。

○本人誤拒否率

実験を行った結果、本人誤拒否枚数は3であった。本人誤拒否とは、ある被認証者の手の画像を入力した際、被認証者本人に対応する相関係数の平均値が、3.4.節で定めた0.35未満となった場合に起こる。

実験結果より、

$$\begin{aligned}\text{本人誤拒否率} &= \left(\frac{\text{本人を誤拒否した枚数}}{(\text{登録者数}) \times (\text{撮像枚数} / 1 \text{人})} \right) \times 100 \text{ [%]} \\ &= \frac{3}{48 \times 5} \times 100 \\ &= 1.25 \text{ [%]}\end{aligned}$$

本人誤拒否率は、1.25 [%]であった。

○他人誤受理率

実験を行った結果、他人誤受理枚数は0であった。他人誤受理とは、ある被認証者の手の画像を入力した際、被認証者以外の登録者に対応する相関係数の平均値が、3.4.節で定めた0.35以上となった場合に起こる。

実験結果より、

$$\begin{aligned}\text{他人誤受理率} &= \left(\frac{\text{他人を誤受理した枚数}}{(\text{登録者数}) \times (\text{撮像枚数} / 1 \text{人})} \right) \times 100 \text{ [%]} \\ &= \frac{0}{48 \times 5} \times 100 \\ &= 0 \text{ [%]}\end{aligned}$$

他人誤受理率は、0 [%]であった。

○未登録者誤受理率

実験を行った結果、未登録者誤受理枚数は0であった。未登録者誤受理とは、ある被認証者の手の画像を入力した際、被認証者本人に対応する相関係数の平均値が、3.4.節で定めた0.35以上となった場合に起こる。

実験結果より、

$$\begin{aligned} \text{未登録者誤受理率} &= \left(\frac{\text{未登録者を誤受理した枚数}}{(\text{登録者数}) \times (\text{撮像枚数} / 1 \text{人})} \right) \times 100 [\%] \\ &= \frac{0}{48 \times 5} \times 100 \\ &= 0 [\%] \end{aligned}$$

未登録者誤受理率は、0 [%] であった。

第 6 章

第 2 認証システムの結果

第6章 第2認証システムの結果

6.1. はじめに

ここでは、第4章で提案した第2認証システムを用いて、手の形状特徴による個人認証を行った結果を示す。まず、評価方法を説明する。次に、手の形状特徴個数を図4.2から図4.5に示した4パターンに対するSVMによる実験結果を示し、最後に、全ての認証結果を示す。

6.2. 評価方法

第2認証システムの評価法は、第1認証システムと同様、以下の3つの指標とする。

○本人誤拒否率

被認証者の認証を誤って拒否してしまう確率。被認証者に対応する識別関数の出力が正であれば本人、負の場合は他人と判断する。本人誤拒否率は、以下のように算出する。

$$\text{本人誤拒否率} = \left(\frac{\text{本人を誤拒否した枚数}}{(\text{登録者数}) \times (\text{撮像枚数} / 1 \text{人})} \right) \times 100 \text{ [%]}$$

○他人誤受理率

被認証者以外の認証を誤って認証してしまう確率。被認証者以外の登録者に対応する識別関数の出力が正であれば本人、負の場合は他人と判断する。他人誤受理率は、以下のように算出する。また、セキュリティ的観点から、この指標は0%である必要がある。

$$\text{他人誤受理率} = \left(\frac{\text{他人を誤受理した枚数}}{(\text{登録者数}) \times (\text{撮像枚数} / 1 \text{人})} \right) \times 100 \text{ [%]}$$

○未登録者誤受理率

本研究において、未登録者である人物を誤って登録者の何れかと判断し、受理してしまう確率。第2認証システムを悪用する人物の存在を想定して設置したものである。クロスバリデーション手法によるシステムにより、未登録者を作る。これを登録者48名から5枚ずつ撮像した計240枚全てが未登録者として扱うようにし、本指標を求めることとする。未登録者として登録した人物は、それぞれの訓練データに対し、他人として判断されるべきである。未登録者誤受理率は、以下のように算出する。また、セキュリティ的観点から、この指標も0%である必要がある。

$$\text{未登録者誤受理率} = \left(\frac{\text{未登録者を誤受理した枚数}}{(\text{登録者数}) \times (\text{撮像枚数} / 1 \text{人})} \right) \times 100 \text{ [%]}$$

6.3. 第2認証システムにおける実験結果

ここでは、第2認証システムにおける実験結果を掲載する。特徴数 10, 15, 20, 25 の4パターン(図 4.2, 図 4.3, 図 4.4, 図 4.5)に対し、分散パラメータ σ^2 を 0.1~1.0 まで変化させて実験を行った。その結果を以下の表 6.1, 表 6.2, 表 6.3, および表 6.4 に示す。その内、特徴数毎に本人誤拒否率が最良であった結果を表 6.5 にまとめて示す。なお、SV 数はそのパラメータ σ^2 での全試行におけるサポートベクター数の平均である。

表 6.1 特徴数 10 のときの実験結果

分散 評価	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1.0
訓練データ 識別精度	99.998 %	99.978 %	99.859 %	99.635 %	99.390 %	98.017 %	98.748 %	98.589 %	98.492 %	98.392 %
本人 誤拒否率	21.25 %	10.42 %	14.17 %	25.42 %	39.17 %	56.67 %	66.25 %	72.50 %	76.67 %	80.00 %
他人 誤受理率	0 %	0 %	0 %	0 %	0 %	0 %	0 %	0 %	0 %	0 %
SV数	140	66	34	25	19	16	15	15	14	14

表 6.2 特徴数 15 のときの実験結果

分散 評価	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1.0
訓練データ 識別精度	100 %	100 %	99.996 %	99.989 %	99.946 %	99.829 %	99.685 %	99.464 %	99.297 %	99.154 %
本人 誤拒否率	32.50 %	7.50 %	6.25 %	5.83 %	8.33 %	17.50 %	24.58 %	35.42 %	42.50 %	52.50 %
他人 誤受理率	0 %	0 %	0 %	0 %	0 %	0 %	0 %	0 %	0 %	0 %
SV数	177	129	77	52	36	26	23	20	18	17

表 6.3 特徴数 20 のときの実験結果

分散 評価	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1.0
訓練データ 識別精度	100 %	100 %	100 %	99.998 %	99.996 %	99.980 %	99.963 %	99.898 %	99.839 %	99.714 %
本人 誤拒否率	47.08 %	16.67 %	7.08 %	6.25 %	5.42 %	5.83 %	8.33 %	12.92 %	17.50 %	23.75 %
他人 誤受理率	0 %	0 %	0 %	0 %	0 %	0 %	0 %	0 %	0 %	0 %
SV数	185	160	114	86	51	43	35	28	25	23

表 6.4 特徴数 25 のときの実験結果

分散 評価	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1.0
訓練データ 識別精度	100 %	100 %	100 %	100 %	99.998 %	99.991 %	99.987 %	99.967 %	99.935 %	99.900 %
本人 誤拒否率	59.17 %	22.08 %	12.92 %	9.58 %	7.08 %	6.25 %	7.08 %	8.33 %	9.58 %	14.17 %
他人 誤受理率	0 %	0 %	0 %	0 %	0 %	0 %	0 %	0 %	0 %	0 %
SV数	187	174	142	113	85	61	49	39	35	30

表 6.5 特徴数毎に最良であったときの結果まとめ

特徴数	10	15	20	25
訓練データ 識別精度	99.978 %	99.989 %	99.996 %	99.991 %
本人 誤拒否率	10.42 %	5.83 %	5.42 %	6.25 %
他人 誤受理率	0 %	0 %	0 %	0 %
SV数	66	52	51	61

以上の実験結果より、最も良いパフォーマンスを出した特徴数は 20 であった。識別面の決定に関わるサポートベクターの数が多過ぎる場合、それに伴い訓練データの識別精度は上がるが、未学習データに対する汎化能力は低下している。逆にサポートベクターの数が少な過ぎる場合、訓練データの識別精度が落ちるため、未学習のデータに対してもうまく働くことができないことが考えられる。

6.4. 第2認証システム:クロスバリデーションによる実験結果

ここでは、第1認証システムと同様、クロスバリデーションにより未登録者を想定した実験として行った実験結果を掲載する。

前項に示した結果の中で、特徴量数毎に本人誤拒否率が最良であった分散パラメータ σ^2 に対し、クロスバリデーションによる実験を行った。その結果を、表 6.6 に示す。

表 6.6 未登録者誤受理率の実験結果

特徴量	10	15	20	25
訓練データ 識別精度	99.978 %	99.989 %	99.996 %	99.991 %
本人 誤拒否率	10.42 %	5.83 %	5.42 %	6.25 %
他人 誤受理率	0 %	0 %	0 %	0 %
未登録者 誤受理率	0 %	0 %	0 %	0 %

扱っている手形状は、指の長さや太さなど同一人物内での誤差が小さいと考えられるものを用いている。特徴点の抽出法や範囲スケールによって、登録者それぞれの特徴が明瞭なものとして捉えられたため、それぞれの特徴量数に適した分散パラメータ σ^2 において未登録者として扱った人物の特徴を正しく識別することができている。

6.5. 第2認証システムの評価

No. 1～48すべての被認証者の撮像した画像において、手の形状特徴による認証を行った。6.3.節及び6.4.節の実験結果より、最適な特徴数は20であると判断できる。最適な特徴数20における本人誤拒否率、と他人誤受理率、未登録者誤受理率を述べる。

○本人誤拒否率

実験を行った結果、本人誤拒否枚数は13であった。被認証者に対応する識別関数の出力が負の場合、本人を誤拒否したと判断している。

実験結果より、

$$\begin{aligned}\text{本人誤拒否率} &= \left(\frac{\text{本人を誤拒否した枚数}}{(\text{登録者数}) \times (\text{撮像枚数} / 1 \text{人})} \right) \times 100 \text{ [%]} \\ &= \frac{13}{48 \times 5} \times 100 \\ &= 5.42 \text{ [%]}\end{aligned}$$

本人誤拒否率は、5.42 [%]であった。

○他人誤受理率

実験を行った結果、他人誤受理枚数は0であった。被認証者以外の登録者に対応する識別関数の出力が正の場合、他人を誤受理したと判断している。

実験結果より、

$$\begin{aligned}\text{他人誤受理率} &= \left(\frac{\text{他人を誤受理した枚数}}{(\text{登録者数}) \times (\text{撮像枚数} / 1 \text{人})} \right) \times 100 \text{ [%]} \\ &= \frac{0}{48 \times 5} \times 100 \\ &= 0 \text{ [%]}\end{aligned}$$

他人誤受理率は、0 [%]であった。

○未登録者誤受理率

実験を行った結果、未登録者誤受理枚数は0であった。未登録者として扱った人物に対応する識別関数の出力が正の場合、未登録者を誤受理したと判断している。

実験結果より、

$$\begin{aligned}\text{未登録者誤受理率} &= \left(\frac{\text{未登録者を誤受理した枚数}}{(\text{登録者数}) \times (\text{撮像枚数} / 1 \text{人})} \right) \times 100 \text{ [%]} \\ &= \frac{0}{48 \times 5} \times 100 \\ &= 0 \text{ [%]}\end{aligned}$$

未登録者誤受理率は、0 [%] であった。

第 7 章

結論

第7章 結論

第1認証システムおよび第2認証システムの実験結果より、掌紋を用いた第1認証システムが優れた結果を出力した。すなわち、本研究のシステムでは両システムで扱っている特徴は異なるが、学習を用いずに個人認証を行う手法が適していると言える。

第1認証システムで用いた掌紋は、それに適したエッジ強調により個人の特徴を明瞭に捉えることができ、より精度が良好であったと考えられる。それに比べ、第2認証システムで用いた手形状の選択法には課題が残る。本研究では、指の長さや太さなど、誤差の少ないと思われる手の特徴から順に選択している。そのため、真に個人差のある特徴のみを用いたとは断言できない。ゆえに、使用する特徴の選択が課題である。

また本研究では、第1認証システムで本人誤拒否として判断されたデータを第2認証システムで本人として認証されることを期待する、すなわち互いを相補する狙いもあった。しかし、第1認証システムにおいて本人誤拒否されたデータは、第2認証システムにおいても同様に本人として認証されなかった。これはどちらも、スキャナの上に掌を不自然な状態で押し付けてしまった際に起こるためである。

第1認証システムでは、掌の歪みにより現れてしまう皺もエッジとして強く強調されてしまう。本来であれば強調されることのない箇所が掌の歪みにより強調されてしまうため、同一人物における他の掌画像との相関値が低くなる。また、掌の歪みが起きた画像は、指の長さ等の特徴を短く抽出してしまうといった影響を与え、第2認証システムでも同様に本人として識別されなかったと考えられる。掌紋と手の特徴を組合せて認証率向上を目指すハイブリッド化を目指すためには、事前に外れ値検定を行う等といった工夫を必要とする。以上の課題をクリアすることが出来れば、両システムに相補関係が生まれ、よりパフォーマンスの高いハイブリッド化システムの開発に繋がるのではないかと。

謝辭

謝辞

本研究を進めるにあたり，懇切丁寧な御指導，御鞭撻を賜った，法政大学大学院工学研究科システム工学専攻の平原誠准教授に深く感謝致します。また，本研究に対し，実験に御協力頂いたシステム工学専攻の学生諸氏に深く感謝致します。

参考文献

参考文献

- [1] 今川 喬：“手形による個人認証－認識手法の比較－”，2002年度法政大学大学院修士論文.
- [2] Nello Cristianini, John Shawe-Taylor(大北 剛訳)：“サポートベクターマシン入門”，共立出版，2005.
- [3] 阿部 重夫：“パターン認識のためのサポートベクトルマシン入門”，森北出版，2011.
- [4] John Shawe-Taylor, Nello Cristianini(大北 剛訳)：“カーネル法によるパターン解析”，共立出版，2010.