

修士論文

動き特徴を利用したジェスチャ認証の 提案と実験的評価

平成 26 年度修了

三重大学大学院 工学研究科
博士前期課程 情報工学専攻

東祥太

目次

はじめに	1
第1章 序論	2
1.1 研究の背景と目的	2
1.2 生体認証	2
1.2.1 指紋	3
1.2.2 静脈	3
1.2.3 顔	4
1.2.4 虹彩	4
1.2.5 歩容	5
1.2.6 声紋	5
1.2.7 署名	5
1.2.8 ジェスチャ	6
1.2.9 生体認証における問題点	6
第2章 関連研究	7
2.1 空中署名	7
2.1.1 概要	7
2.1.2 特徴抽出	7
2.1.3 評価方法	8
2.1.4 まとめ	9
2.2 ジェスチャ認証	9
2.2.1 概要	9
2.2.2 特徴抽出	10
2.2.3 まとめ	12
第3章 提案手法1	13
3.1 指先抽出	13

3.2	指先追跡	14
3.3	特徴抽出	15
第4章	提案手法2	17
4.1	HLAC 特徴量	17
4.2	使用画像	19
第5章	評価実験	21
5.1	実験データ	21
5.1.1	ジェスチャ1	21
5.1.2	ジェスチャ2	21
5.1.3	ジェスチャ3	22
5.2	SVM	23
5.3	実験結果	24
5.3.1	ジェスチャが盗用されていない場合	24
5.3.2	ジェスチャが盗用された場合	24
5.3.3	従来手法との比較	28
5.4	考察	29
	おわりに	30
	謝辞	31
	参考文献	32
	付録	33
1	作成したプログラムおよび実験データについて	33
2	実験結果	33

はじめに

近年，個人を認証する方法として様々な手法が用いられている．その中でも人の行動の癖を利用した個人認証が注目されており，盛んに研究が行われている．その中でも，本研究では個人の癖が表れやすく，認証パターンが容易に変更でき，様々な場所で用いることのできる手指の動きを利用した認証手法について提案，実験的評価を行う．

本論文では，第 1 章で生体認証について解説する．次の第 2 章では関連研究を紹介する．第 3 章と第 4 章で提案手法について記述し，第 5 章で提案手法の実験による評価，考察を述べる．

第 1 章

序論

1.1 研究の背景と目的

近年，携帯電話に様々な機能が搭載され，それぞれの用途に合った柔軟な認証方式が求められている．そのため，多く使われていた数桁の暗証番号やパスワードを用いた認証方式やパターン認証方式以外にも，漏洩，忘却，なりすましなどの危険性に対して頑強な認証方式として，生体認証の研究が盛んに行われている．

生体認証には静的特徴による認証（指紋，顔，静脈等）と動的特徴による認証（ジェスチャ，声紋，歩容等）が存在し，それを実用化するための研究が行われている．静的認証については，多く実用化例が存在する．しかし，指紋，静脈等については，汚れ，外傷，乾燥などに弱いという欠点がある．また，顔認証についても，ディスプレイで登録者の顔を拡大表示することで照合できてしまうという欠点がある．また人の身体的特徴は変更することができないので一度盗用されてしまうと，その特徴は使用できなくなってしまう危険性もある．

それに対し，動的特徴を用いた認証では個人の癖を利用して個人認証を行うため，パターンが盗まれた場合でも真似するのは困難である．しかし，こちらの認証は技術的，社会的な問題（プライバシーの問題等）から実用化された例は少ない．

そこで，本研究では動作認証の中でも個人の癖が出やすく，認証パターンを容易に変更することのできる手指の動きにおいて，認証精度を向上できるような特徴量を提案し，実験的評価を行うことを目的とする．

1.2 生体認証

生体認証はバイオメトリクス認証とも呼ばれ，人間の生体的特徴を用いて個人認証を行う方法のことである．生体的特徴といっても，人間には様々な特徴があるため，どの特徴を利用するかにより手法が分けられる．バイオメトリクスの目的は個人を特定，確認することであるため，その特徴は個人性を持つ必要がある．それ以外にもバイオメトリクスに必要な条件はいくつか挙げられている．一般にバイオメトリクスに適している生体特徴とは以下の条件を満たすものであると言われている．[1][2]

- 不遍性 (Universality): 全ての人が持つ特徴であること

- 唯一性 (Uniqueness): 他人と特徴が異なること
- 永続性 (Permanence): 時間の経過とともに変化しないこと
- 収集可能性 (Collectability): 数値的に計ることができること (客観的データに置き換えられること)

バイオメトリクスは大きく分けると、静的特徴を用いた認証と動的特徴を用いた認証に分けることができる。以下に、それぞれの代表的な認証方法 [1][2] とそこで使われている技術、特徴について述べる。

1.2.1 指紋

人の指紋は静的特徴の一種であり、隆線とその間に形成された谷の紋様がその個人を特徴づける。指先の皮膚紋様は、弓状紋、蹄状紋、渦状紋に大別できる。紋様の山の部分を隆線、隆線の間を谷と呼ぶ。精度良く判別しようとする、その紋様の詳細に着目し特徴を抽出する必要がある。特徴には、いくつかあるがこれらをまとめてマニューシャと呼ぶ。1つの指には150程度のマニューシャ(図1)があると言われている。

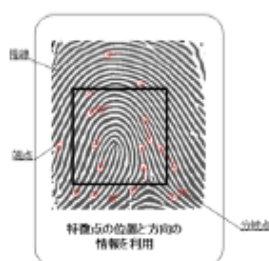
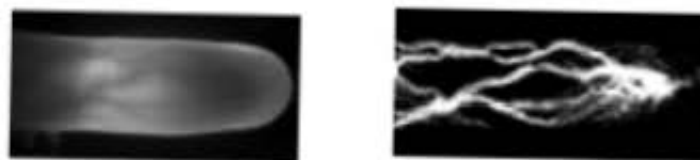


図1 指紋のマニューシャ

1.2.2 静脈

静脈は静的特徴の一種であり、指の静脈を用いた認証技術と手の甲の静脈を用いた認証技術が存在する。指、手の甲の静脈パターンは千差万別であるため、個人の識別に利用できることが示唆されている。手の甲の静脈分布パターンについては、左右の手によっても異なると言われている。指静脈パターンの認証技術は、近赤外光を指に照射し、その透過光から得られる指の静脈画像を撮影し、指静脈画像から指静脈パターンを抽出してあらかじめ登録された指静脈パターンデータと照合して個人を識別する技術である。近赤外線には、生体組織に対して透過性が高い一方、血液中のヘモグロビンには吸収されるという特徴があるため、近赤外光を指に照射すると、図2に示すような指の静脈が影となって画像に現れる。この影が静脈パターンとなる。指静脈画像はカメラにより撮

影され，指静脈画像に対して画像処理を施すことにより指静脈パターンが得られる．



近赤外光による指の透過画像

画像処理後の指静脈パターン

図 2 指静脈パターン

1.2.3 顔

顔は静的特徴の一種であり，人間は顔によって相手を認識しているため，バイオメトリクスの中では顔認識が人間にとって最も馴染やすい技術と言える．顔認証技術の特徴としては，登録情報としての顔画像と，認証時に撮影される提示情報としての顔画像とは撮影条件が異なるため，単純なマッチングではなく，様々な特徴を抽出して照合する必要がある．画像処理で人間が行うのと同レベルの認証精度を実現するのは難しい．一卵性双生児などの識別可能性，めがね，髪型などの認証精度等への影響への対応が不十分であり，成りすましなどに弱い問題がある．

1.2.4 虹彩

虹彩は静的特徴の一種であり，網膜と混同されることが多い．黒目の内側で瞳孔より外側のドーナツ状の筋肉質部分を虹彩という．網膜はレンズに相当する水晶体の奥にある視神経の集まった部分である．同一人物の左右の眼でも異なり，一卵双生児でも異なる．眼の不自由な方の多くは視神経の障害があり，そのほとんどの場合や，眼が充血している場合，虹彩認証精度の劣化にはならない．虹彩認証では，虹彩画像からアイリスコードという特徴量を用いる．アイリスコード間における判定は，統計的な決定理論と信号処理を使い，任意の 2 つの虹彩コードの排他論理和から計算されるハミング距離に基づいて行われる．(図 3)

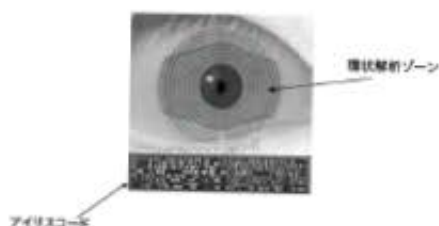


図 3 虹彩パターン

1.2.5 歩容

動的特徴の一種である歩容では，図 4 のように撮影した動画において，個人ごとに体型や歩行パターン（歩幅，手足の振り，姿勢，無意識下で現れる周期的な動き等）が異なることに着目して認証を行う．歩容認証の特徴としてカメラから離れた場所での認証が可能であるという点が挙げられる．そのため，防犯カメラを用いた広域監視への応用が期待されている．しかし，問題点として，設置されているカメラの視点の違いに伴う見えの変化が挙げられる．そのため，この問題を解決するための研究が多く行われている．

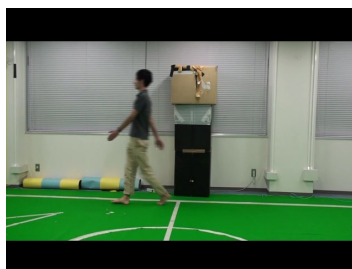


図 4 歩容シーン

1.2.6 声紋

動的特徴の一種である声紋では，音声信号の周波数成分から声紋データを抽出し，事前に登録した同じ言葉の声紋データと照合することで話者認証する方式である．音声の個人差を用いて，誰の声であるかを自動的に判定することを声紋認識（Voice Verification）という．

1.2.7 署名

署名認証は動的特徴の一種であり，静的署名認証と動的署名認証の 2 つがある．静的署名認証はオフライン署名認証，動的署名認証はオンライン署名認証とも呼ばれる．オフライン署名認証は，既にかかれた純正署名（本物の署名）データと新しく提出された署名データを比較判定するもので，一般的には，二次元座標値の類似性で個人認証を行う方式である．一方，オンライン署名認証は，タブレットなどの座標入力装置上に筆記された署名を利用する個人認証方式である．ペン先の座標，筆圧などを一定時間間隔でサンプリングして得られる時系列情報を署名の運筆情報として捉え，あらかじめ登録した基準となる署名データと入力署名の運筆情報を照合することにより本人の書いた署名であるかを判定する．

1.2.8 ジェスチャ

人の動作の癖を用いた個人認証の方法で、動的特徴を用いた認証手法の一種である。ジェスチャ認証は体の様々な部分の動きに注目しているが、その中の一つに手指動を用いた認証方法が存在する。これは手指の形状および動作をカメラより撮影し「じゃんけん」のように、手指の動作にそれぞれ個人固有の特徴が含まれていることに着目して、この手指動情報を特徴量として用いている。動作であるため静止物と違い、真似ることが難しく、行動パターンの変更も可能であるという特徴を持つ。

1.2.9 生体認証における問題点

ここまで、代表的な認証方法で用いられている技術とその特徴について述べてきた。バイオメトリクスによる認証には、最初にあげた、普遍性、唯一性、永続性、収集可能性、といったもの以外にも必要とされるものがある。それは、安全性、経済性、社会的受容性、さらにバイオメトリクス特有の問題である認証精度である。さらに言えば、認証精度だけではわからない盗難や偽造に強いという条件も必要となる。

銀行の ATM で手のひら静脈認証 [3] を行う場合の精度を例としてあげると、非接触型手のひら静脈認証を開発した富士通研究所によると、認識精度の評価実験では、本人受入率 99.99% のとき、他人受入率は 0.00008% 以下となっている。これを見て分かるように、生体認証は現在の認証技術としては優れているといえる。そのため、金融機関の ATM のようによりレベルの高いセキュリティが求められるケースから、セキュアな情報へのアクセス権限の管理、入退室管理などに至るまで広く利用されるようになりつつある。

しかし、一方でリスクもある。生体情報は本人しか持ち得ない固有不変の情報であるために、一度漏洩した場合にその認証が利用不可能になってしまうということである。これに対し、認証パターンが簡単に変更可能な動的特徴を用いた認証も利用され始めている。こちらの認証では個人のクセというものが非常に重要となってくるため、クセの出ないような単純な動作を登録した場合には認証エラーが頻繁に起きるなど、利用者が登録する動作によってセキュリティや認証精度が左右されてしまうという問題に注意する必要がある。

第 2 章

関連研究

現在，ハンドジェスチャー入力のための動作判定についての研究 [4] や HOG 特徴量を用いた歩行動作認識 [5] といった動作認識の研究が盛んに行われている．このような動作認識の研究の 1 つに動作の癖から個人認証を行うといったものがある．本章では，そういった動作を用いた個人認証に関する研究での認証方式について述べる．

2.1 空中署名

2.1.1 概要

関連研究の 1 つ目は空中署名の動作に含まれる個人の癖と骨格の位置情報を利用した認証システムに関する研究 [6] である．この認証方式では，骨格情報を身体的特徴，署名動作から得られる情報を行動的特徴とし，身体的特徴を ID，行動的特徴をパスワードとして用いるハイブリット空中署名を提案している．

2.1.2 特徴抽出

骨格の位置情報や署名行動における手の位置座標の取得には，Microsoft 社の Kinect for Windows(以下 Kinect) を用いている．これにより図 5 のように動作の軌跡を得ることができる．図 5 では横並びに a を二つ書いた際の軌跡の例である．

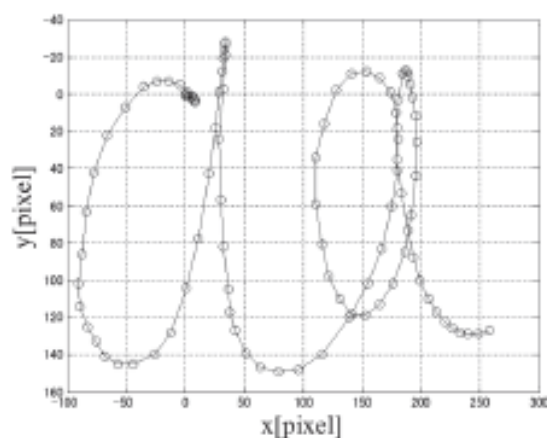


図 5 空中署名軌跡例 (参考文献 [6] より引用)

このようにして得られた手の位置座標の変化は 3 次元の時系列データとして取得している．そして，取得した時系列データから個人性を表す特徴パラメータを抽出している．特徴量を抽出する際には Luan L.Lee 氏が示したオンライン署名時に個人性を表す特徴パラメータ [7] を参考に，34 個のパラメータを選定している．図 6 に使用している空間特徴パラメータを示す．

Width d_x $x_{max} - x_{min}$	Height d_y $y_{max} - y_{min}$
Time t	Depth d_z $z_{max} - z_{min}$
Max v_x	Max v_y
Area $d_x * d_y$	Aspect d_x/d_y
Ave \bar{x}	Ave \bar{y}
Total length $\sum \Delta x^2 + \Delta y^2$	Initial and Terminal Differ length
Ave \bar{v}_x	Ave \bar{v}_y
Ave.writing speed \bar{v}	Max.writing speed v_{max}
Time of max speed $t(v_{max})$	Duration of $v_x > 0$
Duration of $v_y > 0$	Max $v_x - Ave v_x$
Max $v_y - Ave v_y$	Max $v_x - Min v_x$
Max $v_x - Min v_y$	Max $v_y - Min v_y$
$x_0 - x_{min}$	$x_{end} - x_{max}$
$x_{end} - x_{min}$	$(x_{max} - x_{min}) / (y_{max} - y_{min})$
Standard deviation of x	Standard deviation of y
Average v / maximum v	$\bar{v} / Max v_x$
$\bar{v} / max v_y$	Min. v_x / \bar{v}_y

表 1 空間特徴パラメータ

この空間特徴パラメータと Kinect を用いて得られる上半身の 10 点の骨格の位置情報を用いて，各骨格間の直線距離を身体的特徴として利用し，認証を行なっている．

2.1.3 評価方法

得られた特徴パラメータを利用し，ニューラルネットワークの一種である多層パーセプトロンを用いて識別を行なっている．多層パーセプトロンは入力層と出力層の間に一つ以上の隠れ層をもつモデルである．この手法 [6] では一般的に用いられている隠れ層を一つとした 3 層構造を使用しており，入力を 34，中間層のニューロンは 20，出力層のニューロンの数はユーザ数である 5 としている．図 7 に 3 層パーセプトロンのモデル例を示す．

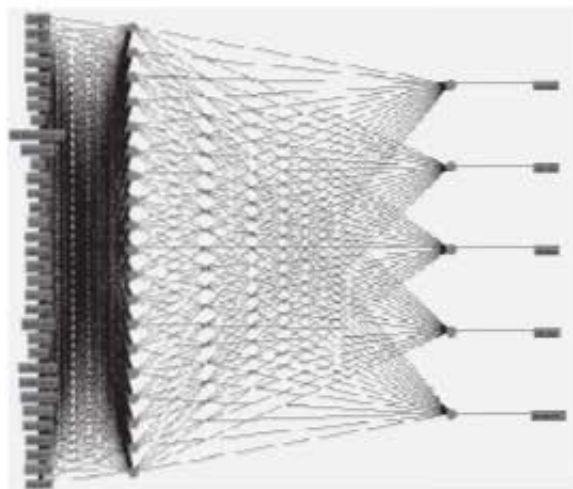


図6 3層パーセプトロン

2.1.4 まとめ

認証実験として2種類の実験を行なっている．一つ目は5人の被験者に , 5 , e , あ , aa の五種類の動作を各30回のデータを登録している．そのデータを用いて実験を行なっている．その結果98%を超える高い認証率となっている．

二つ目は20人の被験者に対して各ユーザにつき10回ずつ身体的特徴を取得し、身体的特徴のみで実験を行なっている．その結果100%という認証率となっている．

身体的特徴を取得する際や、署名行動を認識する際に Kinect を用いていることや、二つ目の実験において、身体的特徴のみで100%の認識率になっていることから、この手法 [6] では Kinect に依存しており、Kinect を使用できないデバイスでは使用出来ないという問題点や、体格の似た被験者同士での認証では認識率が低下する可能性があるといった問題点がある．

2.2 ジェスチャ認証

2.2.1 概要

長田らが手指動に含まれる個人の癖を利用した手指動による個人認証システム [8] を提案している．この認証方式では、秘密情報として変更可能な動的パターンをもち、バイオメトリクスとして変更が難しく再現性が容易な個人的特徴があり、二つの性質をもった個人認証方式といえる．この手法ではグー、チョキ、パーと変化させるジェスチャを例として使用しており、ユーザの手指動を登録し、そのデータを用いて認証を行っている．

2.2.2 特徴抽出

得られた動画像から手領域を抽出し、登録してあるユーザの各テンプレートとの類似度を算出する。そのときの定義式 (1)(2) を以下に示す。このとき、大きさと傾きについての正規化を行う。また、 m, n は画像サイズ、 V_{ij}, V'_{ij} は正規化後の比較対象の画素 (i, j) 成分の画素値である。

$$\|V\| = \sqrt{\sum_{i,j=0}^{i=n,j=m} V_{ij}^2} \quad (1)$$

$$\|V'\| = \sqrt{\sum_{i,j=0}^{i=n,j=m} V_{ij}'^2} \quad (2)$$

$$\|V - V'\| = \sqrt{\sum_{i,j=0}^{i=n,j=m} V_{ij}^2 - V_{ij}'^2} \quad (3)$$

$$Similarity = 1 - \frac{\|V - V'\|}{\|V\| + \|V'\|} \quad (4)$$

また、ユーザのパターンを登録する際、個々のジェスチャの数が多いほど正確な認証が可能となる。しかし、実用性を考えた場合、登録者の負担となるため、比較的少ないサンプル数で高い認証率を実現する必要がある。そこで、この手法では信頼限界を用いている。以下に標本数が少ない場合にしきい値を決定するための手法を述べる。母集団の標準偏差 σ が未知で標本が n のとき、標本の標準偏差 u は n が大きい場合には $\sigma \simeq u$ となるが、 n が小さいときの統計量 t は、

$$t = \frac{\bar{x} - \mu}{u/\sqrt{n}} \quad (5)$$

と定義され、この分布はスチューデントの t 分布と呼ばれる (図 8)。式 5 で、 μ は母集団の平均であり、 \bar{x} は標本平均である。 u/\sqrt{n} の項は標本標準誤差と呼ばれ、ここでは $SE(\bar{x})$ と書く。自由度が $n - 1$ のとき t 値の $(1 - \alpha) \times 100\%$ が $[-t_{\alpha/2}, t_{\alpha/2}]$ の範囲内にあるとすると、 $(\alpha \times 100)\%$ 信頼限界の式は、

$$\bar{x} - t_{\alpha/2} SE(\bar{x}) \leq \mu \leq \bar{x} + t_{\alpha/2} SE(\bar{x}) \quad (6)$$

と求めることができる。

例えば、グーの手形状のときの類似度が 5 回の試行でそれぞれ 0.800, 0.850, 0.820, 0.835, 0.810 だったとすると、このときの 99% 信頼限界は、自由度 4, $t_{0.005} = 4.60$ であるため

$$0.785 \leq \mu \leq 0.861 \quad (7)$$

となる．このようにしてしきい値を決定し，識別している．

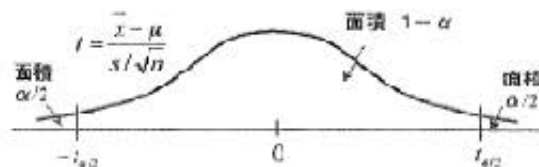


図7 t の分布

このような類似度の算出方法を用いて，動画像の各フレームとユーザがあらかじめ登録しておいたグー，チョキ，パーの3つのテンプレートとの類似度（図9）を算出している．そのうち各フレームにおける最大類似度（図10）とその変化の仕方を利用している．

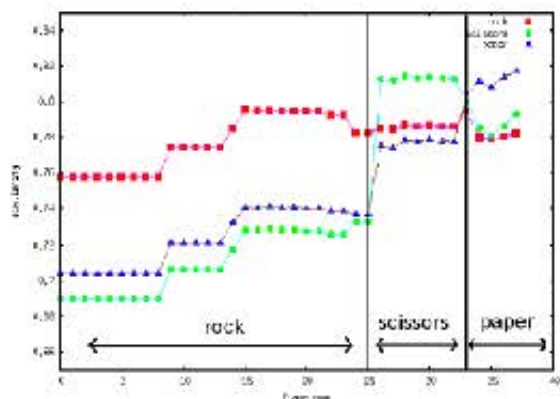


図8 類似度算出結果

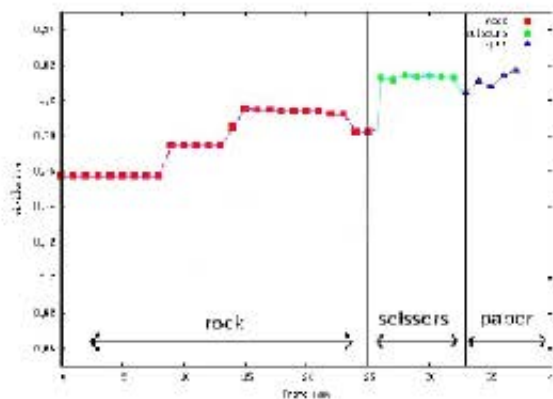


図9 各フレームにおける最大値

さらに，動きデータとして，以下の6つの特徴量を抽出している．

1. グーの手形状にし，認証を開始した時点における登録テンプレートとの類似度
2. 現在の手形状と登録テンプレートの類似度が98%信頼限界に達するまでの時間
3. 1から類似度の99%信頼限界に達するまでの時間
4. チョキの手形状での登録テンプレートとの類似度
5. 4から類似度の99%信頼限界に達するまでの時間
6. パーの手形状での認証が終了した時点における登録テンプレートとの類似度

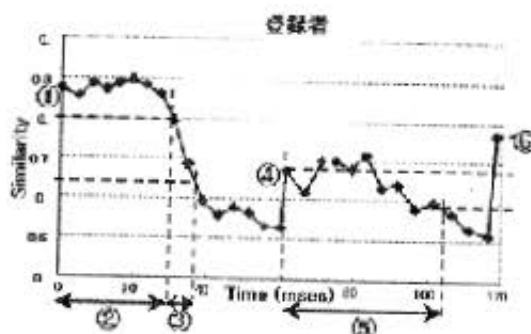


図 10 動きデータ

2.2.3 まとめ

本人用データ 30 個，他人用データ 170 個の計 200 個のデータについて SVM を用いて実験を行った結果，本人を本人として識別した本人受入率が 86%，他人を他人として拒否した他人拒否率が 98% となっている．また，一ノ瀬ら [9] がこの手法を改良した認証手法を提案し，実験を行っており，本人を本人として識別した本人受入率が 96%，他人を他人として拒否した他人拒否率が 98% となっている．

精度としては高い結果となっているが，両手法ともテンプレート画像を用意し，その画像と比較を行うことにより類似度を算出しているため，ジェスチャの中でテンプレートとして登録できるような手形状を含める必要がある．そのため，登録するジェスチャに制限を設ける必要があるという問題点がある．またテンプレート画像を登録する必要があるため，登録ジェスチャや登録する人を変更する度にテンプレート画像を再度作成する必要がある．テンプレート画像作成の自動化は困難であるため，ユーザが手作業でテンプレート画像の作成を行う必要があり，ユーザに負担がかかるという問題点もある．

第 3 章

提案手法 1

高精度な個人認証を行うためにはより有効な特徴量について検討する必要がある．そのため，本研究では手指の動きの中でも指先の動きに注目した特徴量の抽出を行う．そこで，関連研究で紹介した空中署名の研究 [6] で使用されている空間特徴パラメータを基に，動き特徴を利用した特徴量を提案する．

以下に指先抽出方法，指先追跡方法，特徴量抽出方法について述べる．

3.1 指先抽出

指先の動きに注目した特徴量を抽出する際に，撮影画像から指先を抽出することが必要不可欠である．そこで，はじめに指先の抽出方法について述べる．以下に指先抽出手順を示す．

1. 撮影画像に対し，大津の手法を用いて 2 値化処理を行う (図 12)



図 11 2 値化画像

2. 2 値化された画像から色の変わり目を境界線とし，図 13 の赤い線のように輪郭を抽出する



図 12 輪郭抽出

3. 輪郭線上の全ての点において基準点を注目する輪郭点とし一定の間隔を設けて 3 点での角度

を算出する．その結果，鋭角なものを指先として検出する (図 14)

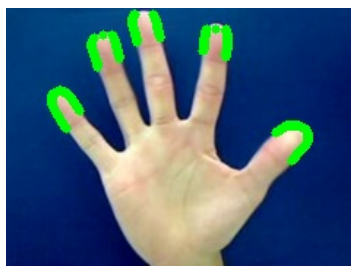


図 13 指先抽出

4. 連続して指先が検出された場合，その検出された指先位置の平均を求めて結合する (図 15)

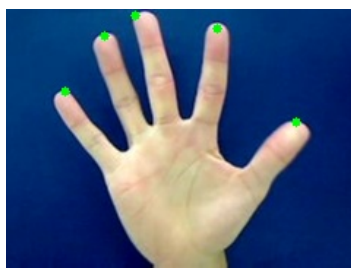


図 14 指先結合

3.2 指先追跡

指先の動きを特徴化するために一連の動作の中で各指先について追跡する必要がある．そこで，得られた指先位置の情報から全フレームで指先を追跡する手法について述べる．

全フレームで追跡するために，前後フレームで対応付けを行うことで一連の動作の指先追跡を行う．前後フレームでの対応付けを行う際に，まず図 16 のように赤い点で示される重心を求める．重心は図 12 で示した輪郭線の空間モーメントを算出し，それをを用いて求めている．

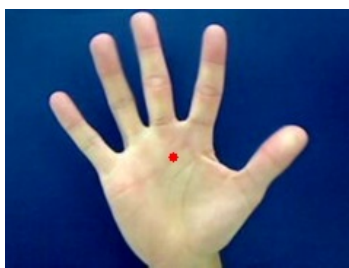


図 15 重心

求めた重心を利用し，指先との角度を求めることにより，フレーム間で最も角度に近いものを対

応付けする．図 17 にフレーム間での対応付けの例を示す．

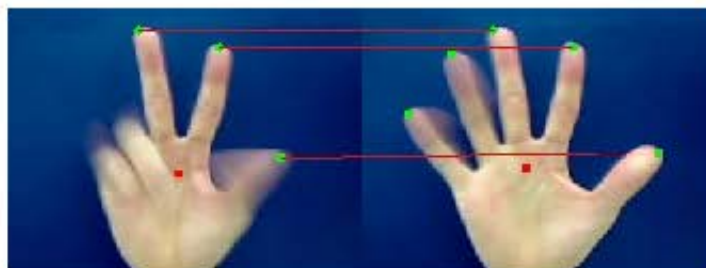


図 16 対応付け

この対応付けを全フレームで行うことで指先の追跡を行う．各フレームで指先を対応付けした場合，以下の図のように各指毎に追跡できる．図 18 では同じ色の点に対応している．



指が 2 本の状態

指が 5 本の状態

図 17 指先の対応

また，指が一度検出されなくなってもう一度検出された場合にも，一度検出した指について重心との角度を記憶しておくことで対応付けが可能となっている．

3.3 特徴抽出

指先を追跡することにより一連の動作の中で指先の動きを把握することができる．よって，このことを利用し，空中署名で用いられている空間特徴パラメータを指先に適用し，特徴抽出を行う．以下に抽出する特徴量を示す．

特徴量 1 幅: $d_x x_{max} - x_{min}$

特徴量 2 高さ: $d_y y_{max} - y_{min}$

特徴量 3 検出されている間のフレーム数

特徴量 4 x 軸方向の最大速度: $MAX v_x$

特徴量 5 y 軸方向の最大速度: $MAX v_y$

- 特徴量 6 面積: $d_x \times d_y$
- 特徴量 7 アスペクト比: d_x/d_y
- 特徴量 8 x 軸方向の位置の平均: \bar{x}
- 特徴量 9 y 軸方向の位置の平均: \bar{y}
- 特徴量 10 総移動距離: $\sum \Delta x^2 + \Delta y^2$
- 特徴量 11 初期位置と最終位置の距離
- 特徴量 12 x 軸方向の平均速度: \bar{v}_x
- 特徴量 13 y 軸方向の平均速度: \bar{v}_y
- 特徴量 14 平均速度: \bar{v}
- 特徴量 15 最大速度: v_{max}
- 特徴量 16 最大速度になったフレーム番号
- 特徴量 17 x 軸方向の速度が正の値だったフレーム数
- 特徴量 18 y 軸方向の速度が正の値だったフレーム数
- 特徴量 19 $Maxv_x - Ave\bar{v}_x$
- 特徴量 20 $Maxv_y - Ave\bar{v}_y$
- 特徴量 21 $Maxv_x - Minv_x$
- 特徴量 22 $Maxv_x - Minv_y$
- 特徴量 23 $Maxv_y - Minv_y$
- 特徴量 24 $x_0 - x_{min}$
- 特徴量 25 $x_{end} - x_{max}$
- 特徴量 26 $x_{end} - x_{min}$
- 特徴量 27 $(x_{max} - x_{min})/(y_{max} - y_{min})$
- 特徴量 28 x 軸方向の位置の標準偏差
- 特徴量 29 y 軸方向の位置の標準偏差
- 特徴量 30 \bar{v}/v_{max}
- 特徴量 31 $\bar{v}/Maxv_x$
- 特徴量 32 $\bar{v}/Maxv_y$
- 特徴量 33 $Minv_x/\bar{v}_y$

以上の 33 種類の特徴量を各指毎に算出する．よって計 165 個の特徴量を算出し，学習，識別を行う．

第 4 章

提案手法 2

指先の動きだけではなく、手の形状にも個人の差が認められることから、本章ではそれらに関する特徴量を利用する方法を提案する。形状の特徴として、画像特徴量の 1 つである高次局所自己相関特徴 (HLAC: Higher-order Local AutoCorrelation)[10] を利用する。大まかな認証手順は以下のようになる。

1. 動画画像取得
2. 各フレーム画像で HLAC 特徴量を算出
3. 全フレームでの平均を算出し、それを利用して学習、識別

次に HLAC 特徴量の求め方、後に類似度の比の利用方法と認証方法の詳細について述べる。

4.1 HLAC 特徴量

高次局所自己相関特徴 (HLAC: Higher-order Local AutoCorrelation) は画像認識に対する基本的な要望としての位置不変性および加法性を満たすものであり、一次にとどまらない高次の相関に基づく統計的特徴量になっている。

自己相関関数を高次に拡張した N 次の自己相関関数は、対象となる画像領域内の位置 $\mathbf{r}=(x, y)$ における画素値を $f(\mathbf{r})$ とすると、その周りの N 個の変位 $\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_N$ に対して次式で定義される。

$$x(\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_N) = \int f(\mathbf{r})f(\mathbf{r} + \mathbf{a}_1) \cdots f(\mathbf{r} + \mathbf{a}_N) d\mathbf{r} \quad (8)$$

基本的な HLAC 特徴はこの関数に基づいた画像特徴で、実際には相関の次数を二次まで (3 点相関)、変位も局所領域 (3×3 など) に限定して利用する。そのため変位のパターンは平行移動に関して等価なものを除くと以下図 19 の 35 個のマスクパターンを用いて計算される。図 19 の数字は同じピクセル値をかけあわせる回数を示す。

ただし、HLAC は 2 値画像を対象とすることも多いため、さらに等価なものを除くと以下の図 20 に示す 25 パターンになる。HLAC はこのパターンで示される画素値の積を画像全体で足し合わせるだけの簡単なアルゴリズムとなっている。

このとき各パターンによる相関値も 0, 1 の 2 値となり、得られる特徴はパターンの生起頻度に一致する。これらのパターンは $N + 1$ 個の画素の共起パターンを示しているため、共起の方向や

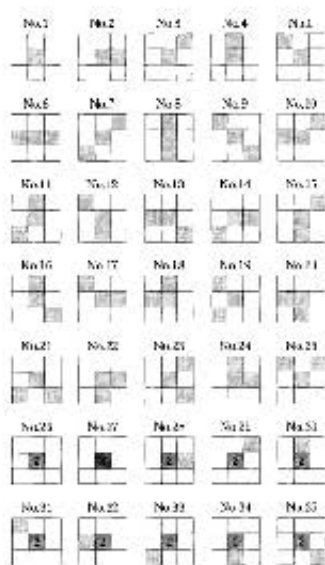


図 18 変位パターン



図 19 HLAC 特徴量のパターン

形状をパターン化してヒストグラムとして抽出する特徴量ということになる。つまり、一次相関 (2 点共起) では方向付けられた傾き、二次相関 (3 点共起) では方向付けられた曲率といった局所幾何学的特徴と解釈される。

本研究では、相関の次数を二次、変位を 3×3 の局所領域に限定して使用する。そのため以下の関数で定義される。

$$x(\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2) = \int f(\mathbf{r})f(\mathbf{r} + \mathbf{a}_1)f(\mathbf{r} + \mathbf{a}_2)dr \quad (9)$$

つまり、フレーム毎の 2 値化画像の中に図 20 の 25 個のパターンがそれぞれいくつ存在しているかを計算することで、25 次元の特徴量を得ることができる。この HLAC 特徴量を各フレーム毎に算出し、全フレームでの平均を求める事で動き特徴と形状特徴の両方を考慮した特徴量を算出することが可能となる。

4.2 使用画像

HLAC 特徴量を算出する際には 2 値化画像を使用する必要がある．しかし図 21 に示すような 2 値化画像を使用すると，手形状の輪郭部分を形状特徴として利用できなくなる．



手を握った状態

手を開いた状態

図 20 2 値化画像

そこで Canny アルゴリズムを用いてエッジ抽出を行った画像を使用する．以下にエッジ抽出の流れを示す．

1. 入力画像 f をガウシアンフィルタ g で平滑化 (3×3 , 標準偏差 0.8)
2. 平滑化画像の縦横の微分値を計算
 - 縦方向の微分値 f_y と横方向の微分値 f_x を計算
3. 勾配強度と勾配方向の算出
 - 勾配強度: $g(x, y) = \sqrt{f_x(x, y)^2 + f_y(x, y)^2}$
 - 勾配方向: $d(x, y) = \tan^{-1} \frac{f_y(x, y)}{f_x(x, y)}$
4. 勾配強度の極大画素を抽出
 - $g(x, y)$ が勾配方向の画素に対して極大である場合エッジ候補とする
5. しきい値処理
 - $g(x, y) > T_{high}$: エッジ画素とする．本研究では 250
 - $g(x, y) < T_{low}$: エッジ画素としない．本研究では 200
 - $T_{low} \leq g(x, y) \leq T_{high}$: 近傍にエッジ画素があるときのみエッジ画素とする

以上のアルゴリズムに基づいてエッジ抽出を行った結果を図 22 に示す．



手を握った状態

手を開いた状態

図 21 エッジ抽出結果

第 5 章

評価実験

本章では，提案した認証方法に対して実験を行うことで手法の評価を行う．実験結果を示す前に，本研究で用いる実験データ，識別器，評価方法について述べる．

5.1 実験データ

本研究では，評価データとして 3 種類のジェスチャの動画を対象としている．スマートフォンでの認証を想定して，手首を固定して動作を行なっている．以下にそれぞれのジェスチャについて述べる．

5.1.1 ジェスチャ1

ジェスチャの内容はグー，チョキ，パーの連動作である．また，被験者の 1 人が 30 個，その他の被験者 17 人が 10 個のデータを用意し，計 200 個の動画を対象とする．動画の内容は USB カメラの前でジェスチャを提示してもらい，フレームレートを 30fps として撮影したものとする．そして，ジェスチャを行う際に，手の形状を遷移させるタイミングを指示したため，動きに大きな差が出ないデータとなっている．



グー



チョキ



パー

図 22 ジェスチャ1 動作パターン

5.1.2 ジェスチャ2

ジェスチャの内容は指を親指，人差し指，中指，薬指，小指の順番に折り曲げる動作である．また，被験者の 1 人が 30 個，その他の被験者 17 人が 10 個のデータを用意し，計 200 個の動画を

対象とする．動画の内容はスマートフォンのカメラの前でジェスチャを提示してもらい，フレームレートを 30fps として撮影したものとする．そして，ジェスチャを行う際には，一度だけジェスチャを被験者に見せ，そのジェスチャを真似するように動作させた．そのため，比較的動きに差が出るようなデータとなっている．更にデータを採取する際に数回に分けてデータ採取を行なっているため，個人の中にもばらつきがあるデータとなっている．

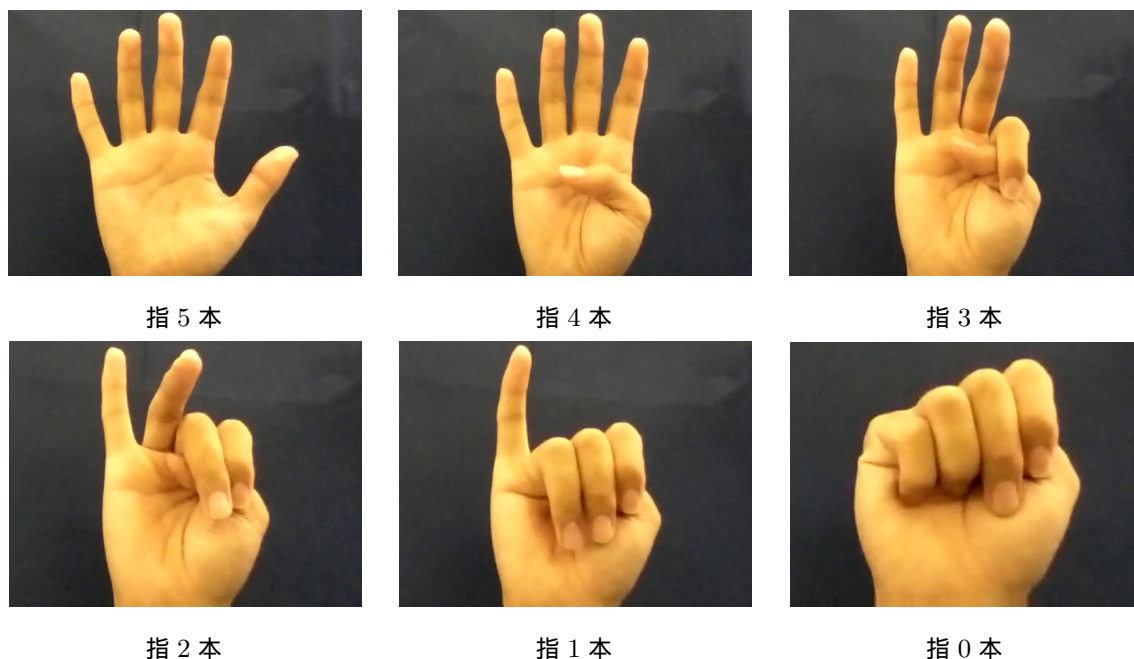


図 23 ジェスチャ2 動作パターン

5.1.3 ジェスチャ3

ジェスチャの内容は手を握った状態から手を傾けながら指を開き，その後元の状態に戻す動作である．また，被験者の 1 人が 30 個，その他の被験者 17 人が 10 個のデータを用意し，計 200 個の動画を対象とする．動画の内容はスマートフォンのカメラの前でジェスチャを提示してもらい，フレームレートを 30fps として撮影したものとする．そして，ジェスチャを行う際には，一度だけジェスチャを被験者に見せ，そのジェスチャを真似するように動作させた．そのため，比較的動きに差が出るようなデータとなっている．更にデータを採取する際に数回に分けてデータ採取を行なっているため，個人の中にもばらつきがあるデータとなっている．



図 24 ジェスチャ3 動作パターン

5.2 SVM

本研究では、識別器としてサポートベクタマシン (SVM) を使用する。SVM は、教師あり学習を用いる識別手法の 1 つである。識別や回帰分析へ適用できる。

サポートベクタマシンは、未学習データに対して高い識別性能を発揮することができる。基本的には、線形入力素子を利用して 2 クラスのパターン識別器を構成する手法である。訓練サンプルから、各データ点との距離が最大となる分離平面を求めるマージン最大化という基準で線形入力素子のパラメータを学習する。

本実験では、SVM のプログラムとして <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/> からダウンロードしたものを用いる。その中で主に使用したプログラムは以下の 3 つである。

- svm-scale: 学習させたいデータを正規化するプログラム
- svm-train: 学習データから予測のためのモデルを生成するプログラム
- svm-predict: 予測を実行するプログラム

本研究では SVM のタイプとして C-SVM、カーネル関数には RBF カーネルを使用し、グリッド探索 (パラメータを網羅的に探索) を用いて、カーネル関数の γ とコストパラメータを決定する。SVM を使用することで、図 26 のように本人と他人を識別するためのしきい値を自動で決定することができる。

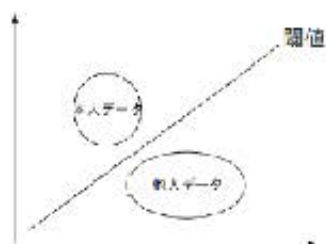


図 25 SVM による識別

5.3 実験結果

本研究では、ジェスチャが盗用されていない場合、ジェスチャ1を使用していてジェスチャが盗用された場合、ジェスチャ2を使用していてジェスチャが盗用された場合、ジェスチャ3を使用していてジェスチャが盗用された場合について実験を行う。そしてジェスチャが盗用された場合の実験については Leave-one-out 法と 2 交差検定を用いて実験を行う。2 交差検定は学習データと評価データと分ける際にランダムに分けているため、5 回実験を行った合計を実験結果として使用する。また結果の精度の表し方として、本人を本人として識別した本人受入率、他人を他人として識別した他人拒否率とし、18 人の被験者それぞれが本人になるように実験を行い、18 人分の結果の平均値を結果として示す。

5.3.1 ジェスチャが盗用されていない場合

ジェスチャが盗用されていない場合の実験結果を示す。この場合は本人用データのみジェスチャ 1 を使用し、他人用データにはジェスチャ 2 を使用した。また評価方法には Leave-one-out 法を用いる。

	提案手法 1		提案手法 2	
	平均値	標準偏差	平均値	標準偏差
本人受入率	100%	0	100%	0
他人拒否率	100%	0	100%	0

表 2 盗用されていない場合

5.3.2 ジェスチャが盗用された場合

次にそれぞれのジェスチャが盗用された場合についての実験結果を以下に示す。まず Leave-one-out 法を使用した結果を示す。また提案手法 1 について学習を効率良く行い、認証時間短縮のために、主成分分析を用いて次元削減を行った結果と被験者ごとの本人受入率をグラフ化したものも合わせて示す。主成分分析では累積寄与率が 70%、80%、90% となった次元数と HLAC と同じ次元数の 4 つの次元数で実験を行い、最も結果の良かったものを示す。なお、個々の被験者および手法に対する実験結果を付録に示した。

	提案手法 1		提案手法 1(PCA 有り,25 次元)		提案手法 2	
	平均値	標準偏差	平均値	標準偏差	平均値	標準偏差
本人受入率	67.5%	19.3	61.6%	25.4	87.5%	14.6
他人拒否率	99.4%	0.51	99.4%	0.57	99.6%	0.54

表 3 ジェスチャ1, Leave-one-out

	提案手法 1		提案手法 1(PCA 有り,25 次元)		提案手法 2	
	平均値	標準偏差	平均値	標準偏差	平均値	標準偏差
本人受入率	67.9%	14.2	47.5%	20.1	80.9%	12.9
他人拒否率	99.3%	0.67	99.5%	0.71	99.5%	0.74

表 4 ジェスチャ2, Leave-one-out

	提案手法 1		提案手法 1(PCA 有り,25 次元)		提案手法 2	
	平均値	標準偏差	平均値	標準偏差	平均値	標準偏差
本人受入率	44.4%	23.0	39.6%	28.6	71.6%	18.2
他人拒否率	99.5%	0.46	99.1%	0.79	99.4%	0.67

表 5 ジェスチャ3, Leave-one-out

次に 2 交差検定法で実験を行った結果を示す。

	提案手法 1		提案手法 1(PCA 有り,12 次元)		提案手法 2	
	平均値	標準偏差	平均値	標準偏差	平均値	標準偏差
本人受入率	56.4%	20.5	56.1%	21.1	86.8%	11.1
他人拒否率	99.4%	0.36	99.0%	0.63	99.6%	0.39

表 6 ジェスチャ1, 2 交差検定

	提案手法 1		提案手法 1(PCA 有り,25 次元)		提案手法 2	
	平均値	標準偏差	平均値	標準偏差	平均値	標準偏差
本人受入率	50.0%	21.8	45.1%	20.9	68.1%	19.8
他人拒否率	99.3%	0.45	99.5%	0.40	99.4%	0.44

表 7 ジェスチャ2, 2 交差検定

	提案手法 1		提案手法 1(PCA 有り,25 次元)		提案手法 2	
	平均値	標準偏差	平均値	標準偏差	平均値	標準偏差
本人受入率	26.2%	20.9	25.9%	19.1	59.3%	27.0
他人拒否率	99.5%	0.31	99.0%	0.50	99.2%	0.61

表 8 ジェスチャ3, 2 交差検定

次に各ジェスチャ, 各評価方法での被験者ごとの本人受入率をグラフにしたものを示す.

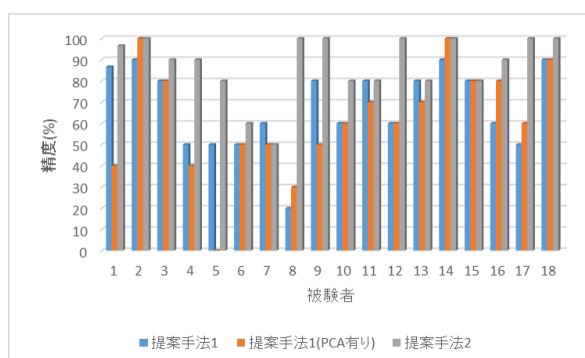


図 26 ジェスチャ1, Leave-one-out, 本人受入率

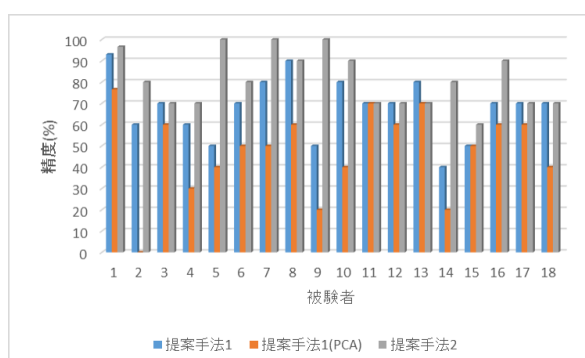


図 27 ジェスチャ2, Leave-one-out, 本人受入率

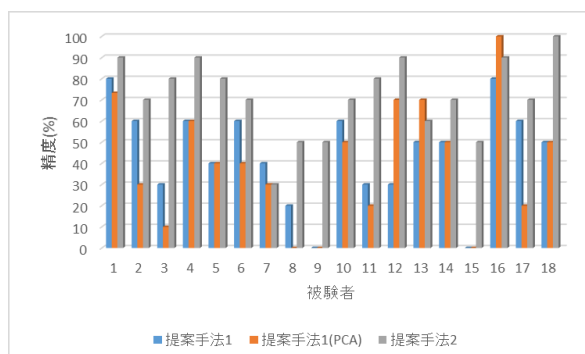


図 28 ジェスチャ3, Leave-one-out, 本人受入率

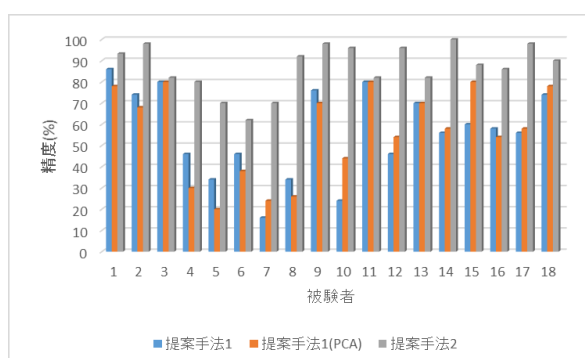


図 29 ジェスチャ1, 2 交差検定, 本人受入率

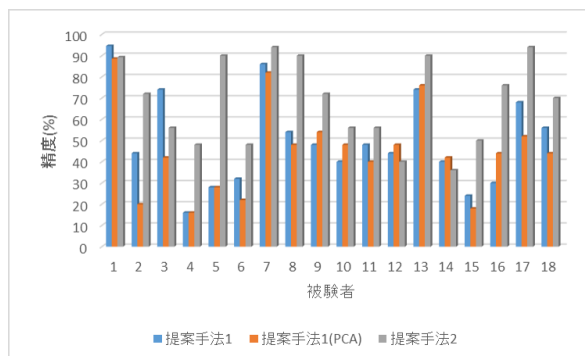


図 30 ジェスチャ2, 2 交差検定, 本人受入率

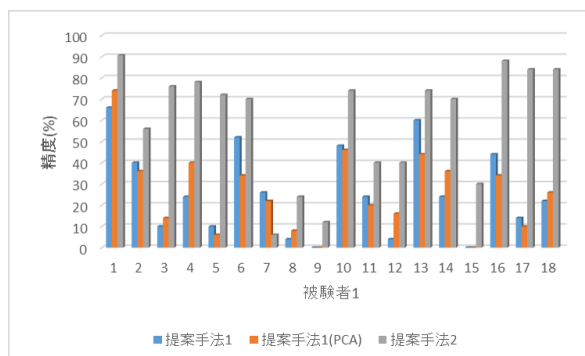


図 31 ジェスチャ3, 2 交差検定, 本人受入率

5.3.3 従来手法との比較

ジェスチャ認証の研究として紹介した長田らの手法 [8] や一ノ瀬らの手法 [9] と同じ条件で実験を行った結果を示す。条件は、テンプレート画像の再作成が困難であるという従来手法の問題点を考慮し、本人として登録したジェスチャは変更しないものとする。つまり、ジェスチャをグー、チョキ、パーの連動作に固定し、本人も被験者を 30 個のデータを採取した 1 人に固定する。またデータは 2 分法を用いて学習データと訓練データに分けている。次にそれぞれについての結果を示す。

	正解数	認証率
本人受入率	30 個中 26 個	86%
他人拒否率	170 個中 167 個	98%

表 9 長田らの手法結果

	正解数	認証率
本人受入率	30 個中 29 個	96%
他人拒否率	170 個中 167 個	98%

表 10 一ノ瀬らの手法結果

	正解数	認証率
本人受入率	30 個中 27 個	90%
他人拒否率	170 個中 169 個	99%

表 11 提案手法 1 結果

	正解数	認証率
本人受入率	30 個中 29 個	96%
他人拒否率	170 個中 169 個	99%

表 12 提案手法 2 結果

5.4 考察

盗用されていない場合については 100% 認識できている．そのため，暗証番号認証やパターン認証，指紋認証などといった認証手法と同様に盗用されていない場合，有効である．さらに，これらの手法では盗用された場合，容易に他人でも認証できてしまうが，本手法では盗用された場合でも容易には他人が本人として認証されず，従来の認証方式に比べて安全性の高いものであると考えられる．

提案手法 1 では，指先の動きのみに注目していたため，本人の中でもばらつきが生じ，結果が悪くなっているのだと考えられる．また提案手法 2 について，特徴量の持つ情報として動きの大きさとジェスチャ全体の中での指が存在した比率といった情報が含まれているのだと推測される．このことから本人の試行ごとの小さな変化では特徴量に大きな変化はなく，被験者によって平均値に差が生じることから識別が可能になったと考えられる．

被験者ごとの本人受入率の中で，提案手法 1 と提案手法 2 で同程度のものと，提案手法 1 のみ悪くなっているものの 2 種類の被験者がいる．提案手法 1 のみ悪くなっているものについては本人の中でも特に指先の動きにばらつきが多くなってしまうのだと考えられる．

長田らの手法 [8] や一ノ瀬らの手法 [9] ではテンプレート画像を用いており，その画像を作成するために標準パターンとする手形状の決定や画像の切り出しなどをユーザが行う必要があり，ユーザの負担が大きくなるといったデメリットがあった．しかし本手法ではその必要がなく，精度も他の手法に比べ同程度の認識率であることから本手法は従来のジェスチャ認証の手法より有効であると考えられる．

おわりに

本研究では、手指動によるジェスチャ認証において認証精度を向上できるような特徴量として指先の動きに注目した特徴量，HLAC を用いた特徴量の 2 種類の手法を提案した．また提案した手法に対し，実験的評価を行った．実験では 18 人の被験者に対して 3 種類のジェスチャを行ったものを撮影し，評価データとした．また評価方法として Leave-one-out 法，2 交差検定法を使用し，SVM を用いて識別を行った．その結果，本人受入率が Leave-one-out 法を使用した場合，指先の動きに注目した手法では平均して 59.9%，HLAC を用いた手法では平均して 80%，2 交差検定を使用した場合，指先の動きに注目した手法では平均して 44.2%，HLAC を用いた手法では平均して 71.2% となった．他人拒否率が Leave-one-out 法を使用した場合，指先の動きに注目した手法では平均して 99.4%，HLAC を用いた手法では平均して 99.5%，2 交差検定を使用した場合，指先の動きに注目した手法では平均して 99.4%，HLAC を用いた手法では平均して 99.4% となった．このことからジェスチャを用いた認証において，本手法の提案手法 2 を使用することにより，ジェスチャを変更した場合でも容易に個人認証を行うことが可能であり，従来手法と同程度の認識率で個人認証を行うことが可能であることが確認できた．

今後の課題として，被験者の人数が 18 人と少ないので，人数を増やした場合にも同様の精度で認証を行うことができるか検証を行うことが挙げられる．また，HLAC 特徴量の他にも，一般的に行動認識で使用される HOG 特徴量や SIFT 特徴量を使用した場合の認証精度の検証や，より複雑なジェスチャでの認証精度の検証が挙げられる．

謝辞

日ごろから多くの御指導を頂きました太田義勝教授，鈴木秀智准教授，テープウィロージャナボン・ニワット助教に深く感謝いたします．そして，日頃何かとお世話になりました落合美子事務員に感謝いたします．また，本論文作成にあたって特にお世話になりました鈴木秀智准教授に深く感謝いたします．最後に，日頃から熱心に討論して頂いた研究室の諸氏に感謝いたします．

参考文献

- [1] Anil K. Jain, Arun Ross, and Salil Prabhakar, "An Introduction to Biometric Recognition", IEEE Trans. on Circuit and System for Video Technology, Special Issue on Image and Video-Based Biometrics, 14(1), 4-20, 2004.
- [2] 瀬戸洋一, "サイバーセキュリティにおける生体認証技術", 共立出版株式会社, 2002
- [3] 手のひらを専用センサーにかざすだけ! 富士通の独自技術「手のひら静脈認証」: FUJITSU JOURNAL (富士通ジャーナル), <http://journal.jp.fujitsu.com/2014/09/16/01/>
- [4] 浅田裕史, 西原功, 中野槇夫, "画像処理によるハンドジェスチャー入力における動作判定についての研究", 社団法人映像情報メディア学会技術報告, 5, 2010, p.55-58
- [5] 船橋直人, "HOG 特徴量と前景背景交替頻度を利用した歩行動作認識", 三重大学, 修士論文, 2013.02.
- [6] 山本健太郎, 上岡英史, "利便性志向型ハイブリット空中署名認証方式", 電子情報通信学会信学技法, 3, 2014, p.1-6
- [7] Luan L. Lee, Toby Berger, Erez Aviczer, "Reliable On-Line Human Signature Verification System", IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.18, No.6, 1996, p.643-647
- [8] 長田礼子, 尾崎哲, 青木輝勝, 安田浩, "手指動からの特徴抽出によるリアルタイム個人認証", 電子情報通信学会論文誌.D-2, 情報・システム, 2-パターン処理 J84-D-2(2), 258-265, 2001
- [9] 一ノ瀬辰也, "手形状特徴の時間的变化を有効利用した個人認証", 修士論文, 三重大学, 2012.02.
- [10] 小林匠, 大津展之, 画像特徴量 [VI・完]-高次局所自己相関に着目した画像特徴量と画像認識への応用-, 電子情報通信学会誌 Vol.94, No.4, p.335-340

付録

1 作成したプログラムおよび実験データについて

home/higashi/program

実験に使用するプログラムが置かれているディレクトリ。

home/higashi/result

実験結果が置かれているディレクトリ。

home/higashi/video_data

実験に使用する動画データが置かれているディレクトリ。

各プログラム，データの詳しい説明はディレクトリ内の README を参照して頂きたい。

2 実験結果

盗用された場合の実験結果の各被験者の再現率や適合率など詳しい結果を示す。

まずはじめにジェスチャ1について Leave-one-out 法で実験を行った結果を示す。

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	26 個	4 個	86.6%
	他人	3 個	167 個	98.2%
適合率		89.6%	97.6%	

表 13 提案手法 1，被験者 1

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	29 個	1 個	96.6%
	他人	1 個	169 個	99.4%
適合率		96.6%	99.4%	

表 14 提案手法 2，被験者 1

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	9 個	1 個	90.0%
	他人	2 個	188 個	98.9%
適合率		81.8%	99.4%	

表 15 提案手法 1，被験者 2

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	10 個	0 個	100%
	他人	0 個	190 個	100%
適合率		100%	100%	

表 16 提案手法 2，被験者 2

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	8 個	2 個	80.0%
	他人	1 個	189 個	99.4%
適合率		88.8%	98.9%	

表 17 提案手法 1, 被験者 3

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	9 個	1 個	90.0%
	他人	0 個	190 個	100%
適合率		100%	99.4%	

表 18 提案手法 2, 被験者 3

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	5 個	5 個	50.0%
	他人	2 個	188 個	98.9%
適合率		71.4%	97.4%	

表 19 提案手法 1, 被験者 4

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	9 個	1 個	90.0%
	他人	0 個	190 個	100%
適合率		100%	99.4%	

表 20 提案手法 2, 被験者 4

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	5 個	5 個	50.0%
	他人	1 個	189 個	99.4%
適合率		83.3%	97.4%	

表 21 提案手法 1, 被験者 5

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	8 個	2 個	80.0%
	他人	1 個	189 個	99.4%
適合率		88.8%	98.9%	

表 22 提案手法 2, 被験者 5

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	5 個	5 個	50.0%
	他人	0 個	190 個	100%
適合率		100%	97.4%	

表 23 提案手法 1, 被験者 6

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	6 個	4 個	60.0%
	他人	3 個	187 個	98.4%
適合率		66.6%	97.9%	

表 24 提案手法 2, 被験者 6

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	6 個	4 個	60.0%
	他人	0 個	190 個	100%
適合率		100%	97.9%	

表 25 提案手法 1, 被験者 7

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	5 個	5 個	50.0%
	他人	0 個	190 個	100%
適合率		100%	97.4%	

表 26 提案手法 2, 被験者 7

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	2 個	8 個	20.0%
	他人	2 個	188 個	98.9%
適合率		50.0%	95.9%	

表 27 提案手法 1, 被験者 8

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	10 個	0 個	100%
	他人	0 個	190 個	100%
適合率		100%	100%	

表 28 提案手法 2, 被験者 8

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	8 個	2 個	80.0%
	他人	0 個	190 個	100%
適合率		100%	98.9%	

表 29 提案手法 1, 被験者 9

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	10 個	0 個	100%
	他人	0 個	190 個	100%
適合率		100%	100%	

表 30 提案手法 2, 被験者 9

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	6 個	4 個	60.0%
	他人	2 個	188 個	98.9%
適合率		75.0%	97.9%	

表 31 提案手法 1, 被験者 10

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	8 個	2 個	80.0%
	他人	0 個	190 個	100%
適合率		100%	98.9%	

表 32 提案手法 2, 被験者 10

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	8 個	2 個	80.0%
	他人	0 個	190 個	100%
適合率		100%	98.9%	

表 33 提案手法 1, 被験者 11

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	8 個	2 個	80.0%
	他人	3 個	187 個	98.4%
適合率		72.7%	98.9%	

表 34 提案手法 2, 被験者 11

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	6 個	4 個	60.0%
	他人	1 個	189 個	99.4%
適合率		85.7%	97.9%	

表 35 提案手法 1, 被験者 12

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	10 個	0 個	100%
	他人	0 個	190 個	100%
適合率		100%	100%	

表 36 提案手法 2, 被験者 12

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	8 個	2 個	80.0%
	他人	0 個	190 個	100%
適合率		100%	98.9%	

表 37 提案手法 1, 被験者 13

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	8 個	2 個	80.0%
	他人	2 個	188 個	98.9%
適合率		80.0%	98.9%	

表 38 提案手法 2, 被験者 13

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	9 個	1 個	90.0%
	他人	1 個	189 個	99.4%
適合率		90.0%	99.4%	

表 39 提案手法 1, 被験者 14

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	10 個	0 個	100%
	他人	0 個	190 個	100%
適合率		100%	100%	

表 40 提案手法 2, 被験者 14

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	8 個	2 個	80.0%
	他人	1 個	189 個	99.4%
適合率		88.8%	98.9%	

表 41 提案手法 1, 被験者 15

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	8 個	2 個	80.0%
	他人	1 個	189 個	99.4%
適合率		88.8%	98.9%	

表 42 提案手法 2, 被験者 15

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	6 個	4 個	60.0%
	他人	2 個	188 個	98.9%
適合率		75.0%	97.9%	

表 43 提案手法 1, 被験者 16

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	9 個	1 個	90.0%
	他人	0 個	190 個	100%
適合率		100%	99.4%	

表 44 提案手法 2, 被験者 16

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	5 個	5 個	50.0%
	他人	1 個	189 個	99.4%
適合率		83.3%	97.4%	

表 45 提案手法 1, 被験者 17

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	10 個	0 個	100%
	他人	0 個	190 個	100%
適合率		100%	100%	

表 46 提案手法 2, 被験者 17

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	9 個	1 個	90.0%
	他人	0 個	190 個	100%
適合率		100%	99.4%	

表 47 提案手法 1, 被験者 18

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	10 個	0 個	100%
	他人	0 個	190 個	100%
適合率		100%	100%	

表 48 提案手法 2, 被験者 18

次にジェスチャ2について Leave-one-out 法で実験を行った結果を示す。

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	28 個	2 個	93.3%
	他人	2 個	168 個	98.8%
適合率		93.3%	98.8%	

表 49 提案手法 1, 被験者 1

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	29 個	1 個	96.6%
	他人	2 個	168 個	98.8%
適合率		93.5%	99.4%	

表 50 提案手法 2, 被験者 1

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	6 個	4 個	60.0%
	他人	0 個	190 個	100%
適合率		100%	97.9%	

表 51 提案手法 1, 被験者 2

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	8 個	2 個	80.0%
	他人	0 個	190 個	100%
適合率		100%	98.9%	

表 52 提案手法 2, 被験者 2

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	7 個	3 個	70.0%
	他人	0 個	190 個	100%
適合率		100%	98.4%	

表 53 提案手法 1, 被験者 3

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	7 個	3 個	70.0%
	他人	2 個	188 個	98.9%
適合率		77.7%	98.4%	

表 54 提案手法 2, 被験者 3

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	6 個	4 個	60.0%
	他人	5 個	185 個	97.3%
適合率		54.5%	97.8%	

表 55 提案手法 1, 被験者 4

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	7 個	3 個	70.0%
	他人	5 個	185 個	97.3%
適合率		58.3%	98.4%	

表 56 提案手法 2, 被験者 4

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	5 個	5 個	50.0%
	他人	2 個	188 個	98.9%
適合率		71.4%	97.4%	

表 57 提案手法 1, 被験者 5

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	10 個	0 個	100%
	他人	0 個	190 個	100%
適合率		100%	100%	

表 58 提案手法 2, 被験者 5

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	7 個	3 個	70.0%
	他人	2 個	188 個	98.9%
適合率		77.7%	98.4%	

表 59 提案手法 1, 被験者 6

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	8 個	2 個	80.0%
	他人	3 個	187 個	98.4%
適合率		72.7%	98.9%	

表 60 提案手法 2, 被験者 6

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	8 個	2 個	80.0%
	他人	1 個	189 個	99.4%
適合率		88.8%	98.9%	

表 61 提案手法 1, 被験者 7

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	10 個	0 個	100%
	他人	1 個	189 個	99.4%
適合率		90.9%	100%	

表 62 提案手法 2, 被験者 7

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	9 個	1 個	90.0%
	他人	0 個	190 個	100%
適合率		100%	99.4%	

表 63 提案手法 1, 被験者 8

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	9 個	1 個	90.0%
	他人	0 個	190 個	100%
適合率		100%	99.4%	

表 64 提案手法 2, 被験者 8

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	5 個	5 個	50.0%
	他人	2 個	188 個	98.9%
適合率		71.4%	97.4%	

表 65 提案手法 1, 被験者 9

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	10 個	0 個	100%
	他人	1 個	189 個	99.4%
適合率		90.9%	100%	

表 66 提案手法 2, 被験者 9

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	8 個	2 個	80.0%
	他人	2 個	188 個	98.9%
適合率		80.0%	98.9%	

表 67 提案手法 1, 被験者 10

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	9 個	1 個	90.0%
	他人	0 個	190 個	100%
適合率		100%	99.4%	

表 68 提案手法 2, 被験者 10

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	7 個	3 個	70.0%
	他人	1 個	189 個	99.4%
適合率		87.5%	98.4%	

表 69 提案手法 1, 被験者 11

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	7 個	3 個	70.0%
	他人	0 個	190 個	100%
適合率		100%	98.4%	

表 70 提案手法 2, 被験者 11

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	7 個	3 個	70.0%
	他人	1 個	189 個	99.4%
適合率		87.5%	98.4%	

表 71 提案手法 1, 被験者 12

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	7 個	3 個	70.0%
	他人	2 個	188 個	98.9%
適合率		77.7%	98.4%	

表 72 提案手法 2, 被験者 12

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	8 個	2 個	80.0%
	他人	0 個	190 個	100%
適合率		100%	98.9%	

表 73 提案手法 1, 被験者 13

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	7 個	3 個	70.0%
	他人	0 個	190 個	100%
適合率		100%	98.4%	

表 74 提案手法 2, 被験者 13

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	4 個	6 個	40.0%
	他人	2 個	188 個	98.9%
適合率		66.6%	96.9%	

表 75 提案手法 1, 被験者 14

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	8 個	2 個	80.0%
	他人	0 個	190 個	100%
適合率		100%	98.9%	

表 76 提案手法 2, 被験者 14

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	5 個	5 個	50.0%
	他人	0 個	190 個	100%
適合率		100%	97.4%	

表 77 提案手法 1, 被験者 15

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	6 個	4 個	60.0%
	他人	0 個	190 個	100%
適合率		100%	97.9%	

表 78 提案手法 2, 被験者 15

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	7 個	3 個	70.0%
	他人	2 個	188 個	98.9%
適合率		77.7%	98.4%	

表 79 提案手法 1, 被験者 16

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	9 個	1 個	90.0%
	他人	0 個	190 個	100%
適合率		100%	99.4%	

表 80 提案手法 2, 被験者 16

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	7 個	3 個	70.0%
	他人	0 個	190 個	100%
適合率		100%	98.4%	

表 81 提案手法 1, 被験者 17

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	7 個	3 個	70.0%
	他人	0 個	190 個	100%
適合率		100%	98.4%	

表 82 提案手法 2, 被験者 17

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	7 個	3 個	70.0%
	他人	1 個	189 個	99.4%
適合率		87.5%	98.4%	

表 83 提案手法 1, 被験者 18

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	7 個	3 個	70.0%
	他人	0 個	190 個	100%
適合率		100%	98.4%	

表 84 提案手法 2, 被験者 18

次にジェスチャ3について Leave-one-out 法で実験を行った結果を示す。

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	24 個	6 個	80.0%
	他人	2 個	168 個	98.8%
適合率		92.3%	96.5%	

表 85 提案手法 1, 被験者 1

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	27 個	3 個	90.0%
	他人	0 個	170 個	100%
適合率		100%	98.2%	

表 86 提案手法 2, 被験者 1

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	6 個	4 個	60.0%
	他人	0 個	190 個	100%
適合率		100%	97.9%	

表 87 提案手法 1, 被験者 2

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	7 個	3 個	70.0%
	他人	1 個	189 個	99.4%
適合率		87.5%	98.4%	

表 88 提案手法 2, 被験者 2

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	3 個	7 個	30.0%
	他人	2 個	188 個	98.9%
適合率		60.0%	96.4%	

表 89 提案手法 1, 被験者 3

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	8 個	2 個	80.0%
	他人	0 個	190 個	100%
適合率		100%	98.9%	

表 90 提案手法 2, 被験者 3

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	6 個	4 個	60.0%
	他人	2 個	188 個	98.9%
適合率		75.0%	97.9%	

表 91 提案手法 1, 被験者 4

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	9 個	1 個	90.0%
	他人	1 個	189 個	99.4%
適合率		90.0%	99.4%	

表 92 提案手法 2, 被験者 4

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	4 個	6 個	40.0%
	他人	0 個	190 個	100%
適合率		100%	96.9%	

表 93 提案手法 1, 被験者 5

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	8 個	2 個	80.0%
	他人	3 個	187 個	98.4%
適合率		72.7%	98.9%	

表 94 提案手法 2, 被験者 5

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	6 個	4 個	60.0%
	他人	2 個	188 個	98.9%
適合率		75.0%	97.9%	

表 95 提案手法 1, 被験者 6

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	7 個	3 個	70.0%
	他人	1 個	189 個	99.4%
適合率		87.5%	98.4%	

表 96 提案手法 2, 被験者 6

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	4 個	6 個	40.0%
	他人	0 個	190 個	100%
適合率		100%	96.9%	

表 97 提案手法 1, 被験者 7

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	3 個	7 個	30.0%
	他人	3 個	187 個	98.4%
適合率		50.0%	96.3%	

表 98 提案手法 2, 被験者 7

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	2 個	8 個	20.0%
	他人	0 個	190 個	100%
適合率		100%	95.9%	

表 99 提案手法 1, 被験者 8

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	5 個	5 個	50.0%
	他人	4 個	186 個	97.8%
適合率		55.5%	97.3%	

表 100 提案手法 2, 被験者 8

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	0 個	10 個	0.0%
	他人	1 個	189 個	99.4%
適合率		0.0%	94.9%	

表 101 提案手法 1, 被験者 9

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	5 個	5 個	50.0%
	他人	2 個	188 個	98.9%
適合率		71.4%	97.4%	

表 102 提案手法 2, 被験者 9

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	6 個	4 個	60.0%
	他人	1 個	189 個	99.4%
適合率		85.7%	97.9%	

表 103 提案手法 1, 被験者 10

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	7 個	3 個	70.0%
	他人	0 個	190 個	100%
適合率		100%	98.4%	

表 104 提案手法 2, 被験者 10

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	3 個	7 個	30.0%
	他人	2 個	188 個	98.9%
適合率		60.0%	96.4%	

表 105 提案手法 1, 被験者 11

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	8 個	2 個	80.0%
	他人	0 個	190 個	100%
適合率		100%	98.9%	

表 106 提案手法 2, 被験者 11

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	3 個	7 個	30.0%
	他人	1 個	189 個	99.4%
適合率		75.0%	96.4%	

表 107 提案手法 1, 被験者 12

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	9 個	1 個	90.0%
	他人	2 個	188 個	98.9%
適合率		81.8%	99.4%	

表 108 提案手法 2, 被験者 12

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	5 個	5 個	50.0%
	他人	0 個	190 個	100%
適合率		100%	97.4%	

表 109 提案手法 1, 被験者 13

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	6 個	4 個	60.0%
	他人	0 個	190 個	100%
適合率		100%	97.9%	

表 110 提案手法 2, 被験者 13

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	5 個	5 個	50.0%
	他人	0 個	190 個	100%
適合率		100%	97.4%	

表 111 提案手法 1, 被験者 14

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	7 個	3 個	70.0%
	他人	0 個	190 個	100%
適合率		100%	98.4%	

表 112 提案手法 2, 被験者 14

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	0 個	10 個	0.0%
	他人	1 個	189 個	99.4%
適合率		0.0%	97.4%	

表 113 提案手法 1, 被験者 15

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	5 個	5 個	50.0%
	他人	2 個	189 個	98.9%
適合率		71.4%	97.4%	

表 114 提案手法 2, 被験者 15

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	8 個	2 個	80.0%
	他人	0 個	190 個	100%
適合率		100%	98.9%	

表 115 提案手法 1, 被験者 16

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	9 個	1 個	90.0%
	他人	1 個	189 個	99.4%
適合率		90.0%	99.4%	

表 116 提案手法 2, 被験者 16

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	6 個	4 個	60.0%
	他人	1 個	189 個	99.4%
適合率		85.7%	97.9%	

表 117 提案手法 1, 被験者 17

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	7 個	3 個	70.0%
	他人	0 個	190 個	100%
適合率		100%	98.4%	

表 118 提案手法 2, 被験者 17

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	5 個	5 個	50.0%
	他人	0 個	190 個	100%
適合率		100%	97.4%	

表 119 提案手法 1, 被験者 18

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	10 個	0 個	100%
	他人	0 個	190 個	100%
適合率		100%	100%	

表 120 提案手法 2, 被験者 18

次に，ジェスチャ1 について 2 交差検定で実験を行った結果を示す．なお 2 交差検定はランダムに学習データと評価データを分けているため，5 回実験を行った合計を示す．

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	129 個	21 個	86.0%
	他人	9 個	841 個	98.9%
適合率		93.4%	97.5%	

表 121 提案手法 1，被験者 1

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	140 個	10 個	93.3%
	他人	1 個	849 個	99.8%
適合率		99.2%	98.8%	

表 122 提案手法 2，被験者 1

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	37 個	13 個	74.0%
	他人	5 個	945 個	99.4%
適合率		88.0%	98.6%	

表 123 提案手法 1，被験者 2

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	49 個	1 個	98.0%
	他人	1 個	949 個	99.8%
適合率		98.0%	99.8%	

表 124 提案手法 2，被験者 2

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	40 個	10 個	80.0%
	他人	1 個	949 個	99.8%
適合率		97.5%	98.9%	

表 125 提案手法 1，被験者 3

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	41 個	9 個	82.0%
	他人	4 個	946 個	99.5%
適合率		91.1%	99.0%	

表 126 提案手法 2，被験者 3

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	23 個	27 個	46.0%
	他人	10 個	940 個	98.9%
適合率		69.6%	97.2%	

表 127 提案手法 1, 被験者 4

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	40 個	10 個	80.0%
	他人	0 個	950 個	100%
適合率		100%	98.9%	

表 128 提案手法 2, 被験者 4

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	17 個	33 個	34.0%
	他人	7 個	943 個	99.2%
適合率		70.8%	96.6%	

表 129 提案手法 1, 被験者 5

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	35 個	15 個	70.0%
	他人	0 個	950 個	100%
適合率		100%	98.4%	

表 130 提案手法 2, 被験者 5

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	23 個	27 個	46.0%
	他人	6 個	944 個	99.3%
適合率		79.3%	97.2%	

表 131 提案手法 1, 被験者 6

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	31 個	19 個	62.0%
	他人	14 個	936 個	98.5%
適合率		68.8%	98.0%	

表 132 提案手法 2, 被験者 6

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	8 個	42 個	16.0%
	他人	7 個	943 個	99.2%
適合率		53.3%	95.7%	

表 133 提案手法 1, 被験者 7

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	35 個	15 個	70.0%
	他人	3 個	947 個	99.6%
適合率		92.1%	98.4%	

表 134 提案手法 2, 被験者 7

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	17 個	33 個	34.0%
	他人	10 個	940 個	98.9%
適合率		62.9%	96.6%	

表 135 提案手法 1, 被験者 8

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	46 個	4 個	92.0%
	他人	4 個	946 個	99.5%
適合率		92.0%	99.5%	

表 136 提案手法 2, 被験者 8

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	38 個	12 個	76.0%
	他人	5 個	945 個	99.4%
適合率		88.3%	98.7%	

表 137 提案手法 1, 被験者 9

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	49 個	1 個	98.0%
	他人	0 個	950 個	100%
適合率		100%	99.8%	

表 138 提案手法 2, 被験者 9

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	12 個	38 個	24.0%
	他人	3 個	947 個	99.6%
適合率		80.0%	96.1%	

表 139 提案手法 1, 被験者 10

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	48 個	2 個	96.0%
	他人	0 個	950 個	100%
適合率		100%	99.7%	

表 140 提案手法 2, 被験者 10

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	40 個	10 個	80.0%
	他人	0 個	950 個	100%
適合率		100%	98.9%	

表 141 提案手法 1, 被験者 11

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	41 個	9 個	82.0%
	他人	6 個	944 個	99.3%
適合率		87.2%	99.0%	

表 142 提案手法 2, 被験者 11

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	23 個	27 個	46.0%
	他人	6 個	944 個	99.3%
適合率		79.3%	97.2%	

表 143 提案手法 1, 被験者 12

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	48 個	2 個	96.0%
	他人	7 個	943 個	99.2%
適合率		87.2%	99.7%	

表 144 提案手法 2, 被験者 12

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	35 個	15 個	70.0%
	他人	5 個	945 個	99.4%
適合率		87.5%	98.4%	

表 145 提案手法 1, 被験者 13

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	41 個	9 個	82.0%
	他人	8 個	942 個	99.1%
適合率		83.6%	99.0%	

表 146 提案手法 2, 被験者 13

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	28 個	22 個	56.0%
	他人	1 個	949 個	99.8%
適合率		96.5%	97.7%	

表 147 提案手法 1, 被験者 14

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	50 個	0 個	100%
	他人	0 個	950 個	100%
適合率		100%	100%	

表 148 提案手法 2, 被験者 14

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	30 個	20 個	60.0%
	他人	6 個	944 個	99.3%
適合率		83.3%	97.9%	

表 149 提案手法 1, 被験者 15

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	44 個	6 個	88.0%
	他人	2 個	948 個	99.7%
適合率		95.6%	99.3%	

表 150 提案手法 2, 被験者 15

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	29 個	21 個	58.0%
	他人	3 個	947 個	99.6%
適合率		90.6%	97.8%	

表 151 提案手法 1, 被験者 16

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	43 個	7 個	86.0%
	他人	3 個	947 個	99.6%
適合率		93.4%	99.2%	

表 152 提案手法 2, 被験者 16

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	28 個	22 個	56.0%
	他人	11 個	939 個	98.8%
適合率		71.7%	97.7%	

表 153 提案手法 1, 被験者 17

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	49 個	1 個	98.0%
	他人	0 個	950 個	100%
適合率		100%	99.8%	

表 154 提案手法 2, 被験者 17

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	37 個	13 個	74.0%
	他人	1 個	949 個	99.8%
適合率		97.3%	98.6%	

表 155 提案手法 1, 被験者 18

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	45 個	5 個	90.0%
	他人	1 個	949 個	99.8%
適合率		97.8%	99.4%	

表 156 提案手法 2, 被験者 18

次にジェスチャ2 について 2 交差検定で実験を行った結果を示す .

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	142 個	8 個	94.6%
	他人	10 個	840 個	98.8%
適合率		93.4%	99.0%	

表 157 提案手法 1, 被験者 1

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	134 個	16 個	89.3%
	他人	13 個	837 個	98.4%
適合率		91.1%	98.1%	

表 158 提案手法 2, 被験者 1

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	22 個	28 個	44.0%
	他人	7 個	943 個	99.2%
適合率		75.8%	97.1%	

表 159 提案手法 1, 被験者 2

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	36 個	14 個	72.0%
	他人	8 個	942 個	99.1%
適合率		81.8%	98.5%	

表 160 提案手法 2, 被験者 2

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	37 個	13 個	74.0%
	他人	3 個	947 個	99.6%
適合率		92.5%	98.6%	

表 161 提案手法 1, 被験者 3

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	28 個	22 個	56.0%
	他人	12 個	938 個	98.7%
適合率		70.0%	97.7%	

表 162 提案手法 2, 被験者 3

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	8 個	42 個	16.0%
	他人	4 個	946 個	99.5%
適合率		66.6%	95.7%	

表 163 提案手法 1, 被験者 4

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	24 個	26 個	48.0%
	他人	9 個	941 個	99.0%
適合率		72.7%	97.3%	

表 164 提案手法 2, 被験者 4

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	14 個	36 個	28.0%
	他人	11 個	939 個	98.8%
適合率		56.0%	96.3%	

表 165 提案手法 1, 被験者 5

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	45 個	5 個	90.0%
	他人	6 個	944 個	99.3%
適合率		88.2%	99.4%	

表 166 提案手法 2, 被験者 5

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	16 個	34 個	32.0%
	他人	4 個	946 個	99.5%
適合率		80.0%	96.5%	

表 167 提案手法 1, 被験者 6

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	24 個	26 個	48.0%
	他人	8 個	942 個	99.1%
適合率		75.0%	97.3%	

表 168 提案手法 2, 被験者 6

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	43 個	7 個	86.0%
	他人	3 個	947 個	99.6%
適合率		93.4%	99.2%	

表 169 提案手法 1, 被験者 7

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	47 個	3 個	94.0%
	他人	7 個	943 個	99.2%
適合率		87.0%	99.6%	

表 170 提案手法 2, 被験者 7

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	27 個	23 個	54.0%
	他人	2 個	948 個	99.7%
適合率		93.1%	97.6%	

表 171 提案手法 1, 被験者 8

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	45 個	5 個	90.0%
	他人	0 個	950 個	100%
適合率		100%	99.4%	

表 172 提案手法 2, 被験者 8

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	24 個	26 個	48.0%
	他人	5 個	945 個	99.4%
適合率		82.7%	97.3%	

表 173 提案手法 1, 被験者 9

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	36 個	14 個	72.0%
	他人	2 個	948 個	99.7%
適合率		94.7%	98.5%	

表 174 提案手法 2, 被験者 9

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	20 個	30 個	40.0%
	他人	2 個	948 個	99.7%
適合率		90.9%	96.9%	

表 175 提案手法 1, 被験者 10

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	28 個	22 個	56.0%
	他人	4 個	946 個	99.5%
適合率		87.5%	97.7%	

表 176 提案手法 2, 被験者 10

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	24 個	26 個	48.0%
	他人	2 個	948 個	99.7%
適合率		92.3%	97.3%	

表 177 提案手法 1, 被験者 11

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	28 個	22 個	56.0%
	他人	8 個	942 個	99.1%
適合率		77.7%	97.7%	

表 178 提案手法 2, 被験者 11

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	22 個	28 個	44.0%
	他人	6 個	944 個	99.3%
適合率		78.5%	97.1%	

表 179 提案手法 1, 被験者 12

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	20 個	30 個	40.0%
	他人	3 個	947 個	99.6%
適合率		86.9%	96.9%	

表 180 提案手法 2, 被験者 12

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	37 個	13 個	74.0%
	他人	2 個	948 個	99.7%
適合率		94.8%	98.6%	

表 181 提案手法 1, 被験者 13

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	45 個	5 個	90.0%
	他人	0 個	950 個	100%
適合率		100%	99.4%	

表 182 提案手法 2, 被験者 13

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	20 個	30 個	40.0%
	他人	9 個	941 個	99.0%
適合率		68.9%	96.9%	

表 183 提案手法 1, 被験者 14

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	18 個	32 個	36.0%
	他人	0 個	950 個	100%
適合率		100%	96.7%	

表 184 提案手法 2, 被験者 14

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	12 個	38 個	24.0%
	他人	3 個	947 個	99.6%
適合率		80.0%	96.1%	

表 185 提案手法 1, 被験者 15

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	25 個	25 個	50.0%
	他人	4 個	946 個	99.5%
適合率		86.2%	97.4%	

表 186 提案手法 2, 被験者 15

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	15 個	35 個	30.0%
	他人	13 個	937 個	98.6%
適合率		53.5%	96.3%	

表 187 提案手法 1, 被験者 16

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	38 個	12 個	76.0%
	他人	4 個	946 個	99.5%
適合率		90.4%	98.7%	

表 188 提案手法 2, 被験者 16

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	34 個	16 個	68.0%
	他人	4 個	946 個	99.5%
適合率		89.4%	98.3%	

表 189 提案手法 1, 被験者 17

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	47 個	3 個	94.0%
	他人	3 個	947 個	99.6%
適合率		94.0%	99.6%	

表 190 提案手法 2, 被験者 17

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	28 個	22 個	56.0%
	他人	16 個	934 個	98.3%
適合率		63.6%	97.6%	

表 191 提案手法 1, 被験者 18

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	35 個	15 個	70.0%
	他人	1 個	949 個	99.8%
適合率		97.2%	98.4%	

表 192 提案手法 2, 被験者 18

次にジェスチャ3 について 2 交差検定で実験を行った結果を示す．

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	99 個	51 個	66.0%
	他人	5 個	845 個	99.4%
適合率		95.1%	94.3%	

表 193 提案手法 1, 被験者 1

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	136 個	14 個	90.6%
	他人	0 個	850 個	100%
適合率		100%	98.3%	

表 194 提案手法 2, 被験者 1

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	20 個	30 個	40.0%
	他人	8 個	942 個	99.1%
適合率		71.4%	96.9%	

表 195 提案手法 1, 被験者 2

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	28 個	22 個	56.0%
	他人	17 個	933 個	98.2%
適合率		62.2%	97.6%	

表 196 提案手法 2, 被験者 2

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	5 個	45 個	10.0%
	他人	4 個	946 個	99.5%
適合率		55.5%	95.4%	

表 197 提案手法 1, 被験者 3

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	38 個	12 個	76.0%
	他人	1 個	949 個	99.8%
適合率		97.4%	98.7%	

表 198 提案手法 2, 被験者 3

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	12 個	38 個	24.0%
	他人	8 個	942 個	99.1%
適合率		60.0%	96.1%	

表 199 提案手法 1, 被験者 4

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	39 個	11 個	78.0%
	他人	8 個	942 個	99.1%
適合率		82.9%	98.8%	

表 200 提案手法 2, 被験者 4

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	5 個	45 個	10.0%
	他人	3 個	947 個	99.6%
適合率		62.5%	95.4%	

表 201 提案手法 1, 被験者 5

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	36 個	14 個	72.0%
	他人	16 個	934 個	98.3%
適合率		69.2%	98.5%	

表 202 提案手法 2, 被験者 5

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	26 個	24 個	52.0%
	他人	8 個	942 個	99.1%
適合率		76.4%	97.5%	

表 203 提案手法 1, 被験者 6

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	35 個	15 個	70.0%
	他人	5 個	945 個	99.4%
適合率		87.5%	98.4%	

表 204 提案手法 2, 被験者 6

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	13 個	37 個	26.0%
	他人	5 個	945 個	99.4%
適合率		72.2%	96.2%	

表 205 提案手法 1, 被験者 7

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	3 個	47 個	6.0%
	他人	14 個	936 個	98.5%
適合率		17.6%	95.2%	

表 206 提案手法 2, 被験者 7

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	2 個	48 個	4.0%
	他人	2 個	948 個	99.7%
適合率		50.0%	95.1%	

表 207 提案手法 1, 被験者 8

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	12 個	38 個	24.0%
	他人	4 個	946 個	99.5%
適合率		75.0%	96.1%	

表 208 提案手法 2, 被験者 8

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	0 個	50 個	0.0%
	他人	0 個	950 個	100%
適合率		0.0%	95.0%	

表 209 提案手法 1, 被験者 9

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	6 個	44 個	12.0%
	他人	14 個	936 個	98.5%
適合率		30.0%	95.5%	

表 210 提案手法 2, 被験者 9

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	24 個	26 個	48.0%
	他人	6 個	944 個	99.3%
適合率		80.0%	97.3%	

表 211 提案手法 1, 被験者 10

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	37 個	13 個	74.0%
	他人	2 個	948 個	99.7%
適合率		94.8%	98.6%	

表 212 提案手法 2, 被験者 10

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	12 個	38 個	24.0%
	他人	5 個	945 個	99.4%
適合率		70.5%	96.1%	

表 213 提案手法 1, 被験者 11

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	20 個	30 個	40.0%
	他人	8 個	942 個	99.1%
適合率		71.4%	96.9%	

表 214 提案手法 2, 被験者 11

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	2 個	48 個	4.0%
	他人	1 個	949 個	99.8%
適合率		66.6%	95.1%	

表 215 提案手法 1, 被験者 12

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	20 個	30 個	40.0%
	他人	7 個	943 個	99.2%
適合率		74.0%	96.9%	

表 216 提案手法 2, 被験者 12

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	30 個	20 個	60.0%
	他人	5 個	945 個	99.4%
適合率		85.7%	97.9%	

表 217 提案手法 1, 被験者 13

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	37 個	13 個	74.0%
	他人	12 個	938 個	98.7%
適合率		75.5%	98.6%	

表 218 提案手法 2, 被験者 13

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	12 個	38 個	24.0%
	他人	1 個	949 個	99.8%
適合率		92.3%	96.1%	

表 219 提案手法 1, 被験者 14

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	35 個	15 個	70.0%
	他人	14 個	936 個	98.5%
適合率		71.4%	98.4%	

表 220 提案手法 2, 被験者 14

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	0 個	50 個	0.0%
	他人	0 個	950 個	100%
適合率		0.0%	95.0%	

表 221 提案手法 1, 被験者 15

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	15 個	35 個	30.0%
	他人	7 個	943 個	99.2%
適合率		68.1%	96.4%	

表 222 提案手法 2, 被験者 15

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	22 個	28 個	44.0%
	他人	8 個	942 個	99.1%
適合率		73.3%	97.1%	

表 223 提案手法 1, 被験者 16

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	44 個	6 個	88.0%
	他人	0 個	950 個	100%
適合率		100%	99.3%	

表 224 提案手法 2, 被験者 16

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	7 個	43 個	14.0%
	他人	5 個	945 個	99.4%
適合率		58.3%	95.6%	

表 225 提案手法 1, 被験者 17

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	42 個	8 個	84.0%
	他人	3 個	947 個	99.6%
適合率		93.3%	99.1%	

表 226 提案手法 2, 被験者 17

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	11 個	39 個	22.0%
	他人	10 個	940 個	98.9%
適合率		52.3%	96.0%	

表 227 提案手法 1, 被験者 18

		推定値		再現率
		本人	他人	
真 値	本人	42 個	8 個	84.0%
	他人	1 個	949 個	99.8%
適合率		97.6%	99.1%	

表 228 提案手法 2, 被験者 18