

手振り動作を用いた個人識別

Personal Identification Based on Hand-waving

高橋 真人 (中央大) ○ 正 寺林 賢司 (中央大/JST CREST)

正 梅田 和昇 (中央大/JST CREST)

Masahito TAKAHASHI, Chuo University, takaha@sensor.mech.chuo-u.ac.jp

Kenji TERABAYASHI, Chuo University /

CREST, JST, terabayashi@mech.chuo-u.ac.jp

Kazunori UMEDA, Chuo University / CREST, JST, umeda@mech.chuo-u.ac.jp

We propose a method for personal identification based on hand-waving. The main contribution of this paper is how the people that wave a hand repeatedly can be identified using frequency features. We first construct a time series of hand low-resolution images. Next, frequency features are extracted from time series of hand low-resolution images applying FFT. Finally, our method computes the similarity of model data and test data using cone-restricted subspace method. In several experiments, we try to identify the person who waves a hand and show the accuracy of the proposed method.

Key Words: Personal identification, Hand-waving image sequence, FFT

1. はじめに

様々な種類のセンサやアクチュエータを取り付け、部屋全体を知能ロボット化した空間が病室、福祉施設、オフィス、家庭内と様々な場所で期待されている。具体的には、部屋自体がロボットとして空間内にいる人の行動を支援するシステムである。このような中、我々はインテリジェントルームを提案している [1]。インテリジェントルームは、室内にカメラを取り付け、部屋全体を知能ロボット化した部屋であり、一般的なオフィスや家庭などへの適用を想定している。機能としては、テレビや照明機器などの家電製品を手のジェスチャで操作することである。具体的には「手振り」を検出することで、ユーザ及びその位置の特定を行う。また「指差し方向」や「指の本数」などのジェスチャを認識することで、テレビや照明などの家電機器を操作することができる。

インテリジェントルームを発展させ、さらに利便性が高いシステムの構築を考えると、個人毎に適した支援を実現することが考えられる。例えば、ある人が「手振り」を行った場合テレビをつけ、別の人が「手振り」を行った場合エアコンをつけるなどである。このためには、個人認証が必要となるが、ユーザに煩わしさを感じさせずに実現することが望ましい。個人認証技術として、身体的・行動的特徴を用いたバイオメトリクスが数多く提案されている [2]。その中でも、指紋や虹彩は個人毎の独自性が高く、また経年変化が小さいことから、コンピュータのログインシステムや銀行 ATM、セキュリティルームなど実用化がなされている。これらの方法では、高い認証性能が実現されているが、計測デバイスに位置を拘束されるという問題があり、離れた場所からの認証は難しく、その利用範囲は限定される。環境にカメラを設置して非接触・非拘束で認証するものに、顔認証や歩行パターン・体型に着目した歩容認証がある。顔認証では、非接触性・非拘束性に利点があるが、日常生活を送る上で考えられるメガネやマスクの着用、髪型などにより認証精度が低下してしまう。また、被認証者がカメラから遠く画像中の顔サイズが小さい場合は認証が難しくなる。歩容認証では、顔認証よりも広域な場所での認証が可能であるが、前提として歩くことがなければ利用できないため、座る・横になるなどの時間が多い日常生活空間における、認証に基づく個人適応サービスには適さないと考えられる。また、日常生活空間では、カメラの設置アングルが限定されることが多く、オクルージョ

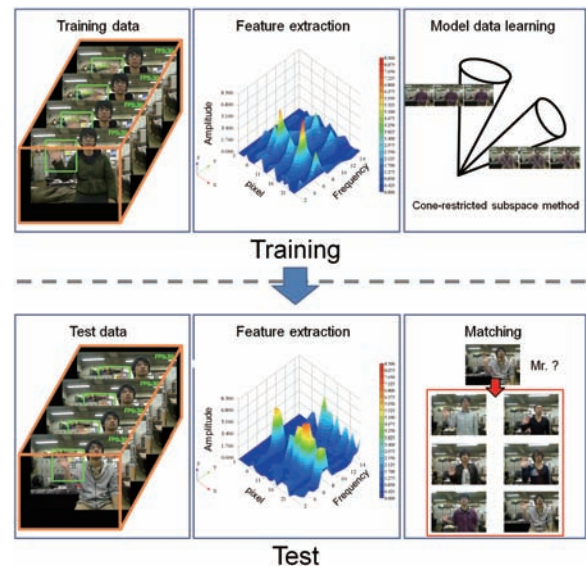


Fig.1 Overview of the personal identification

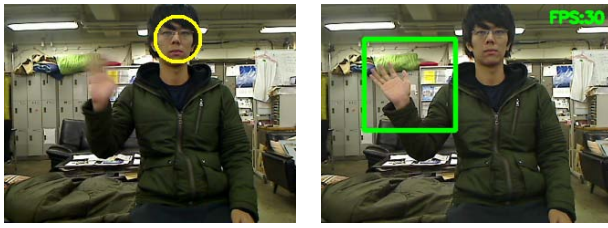
ンも生じやすいことから、歩行時の人物シルエットへの影響が懸念される。

そこで本論文では、周期的な繰り返し動作である「手振り」を用いた個人識別手法を提案する。手振りを用いることにより、非接触・非拘束で日常生活空間・時間を考慮した個人認証を行うことができる。

本論文の構成は以下の通りである。まず 2 章で、手振り速さや位置に着目し、周波数解析することによって個人を認証する手法について述べる。3 章では、手振り動作から個人が識別できることを検証する。また、提案する認証手法の性能を評価する。最後に 4 章で、結論と今後の展望について述べる。

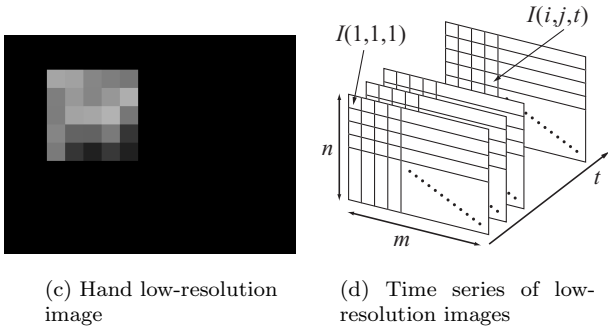
2. 手振り動作を用いた個人識別

リラックスした状態で手を繰り返し左右に振る手振りを行うと、手振り動作に手の大きさや形、手振り速さ、手を振る



(a) Face region

(b) Hand region



(c) Hand low-resolution image

(d) Time series of low-resolution images

Fig.2 Creation of time series of hand low-resolution images

位置、振り幅など個人特有の特徴があると考えられる。本手法では、手振り時におけるこれらの特徴に基づいて個人を認証する。具体的には、時系列手振り画像の各画素の濃淡変化に対してFFTを行うことで周波数特徴を抽出し、事前に登録したモデルデータとの類似性を調べる。提案手法の概要図を図1に示す。

以下、2.1節では、手振り領域の画像を時間軸方向に並べることによって時系列手振り画像を生成する手法について述べる。2.2節では、FFTを用いて時系列手振り画像に含まれる周波数特徴を抽出する手法について述べる。2.3節では、入力データと登録済みの手振りデータを比較して本人を照合する手法について述べる。

2.1 時系列手振り画像の生成

画像中から顔領域の位置を基準に手振り領域を決定し、時系列手振り画像を生成する。

まず、画像から顔領域の位置を検出する。顔検出には、画像処理ライブラリ OpenCV を用いる。つぎに、顔の位置と大きさを基準に、手振り領域として矩形を抽出する。なお、手振り領域は人の右手側とする。

つぎに、この手振り領域の濃淡画像を取得し、 $m \times n$ 画素に低解像度化する。画像を低解像度化することにより、計算量の軽減や個人内のわずかな動きの差を吸収するといった効果が期待できる。この低解像度濃淡画像を時間軸方向に並べて、時系列手振り画像を生成する。図2に時系列手振り画像を生成する様子を示す。 $i=1,2,\dots,m$, $j=1,2,\dots,n$ は画像座標、 t はフレーム数である。

2.2 手振り特徴の抽出

個人を識別するための特徴量として、時系列手振り画像から振幅スペクトルを抽出する。

まず、時系列手振り画像の全画素の濃淡値 $I(i,j,t)$ を時系列で取得する(図3参照)。そして、各画素の濃淡値の時系列変化に対して、前 u フレームにおける最大値と最小値の差を用いて正規化処理を施す。さらに、正規化した時系列濃淡値に対して窓関数としてハミング窓を適用する。これにFFT

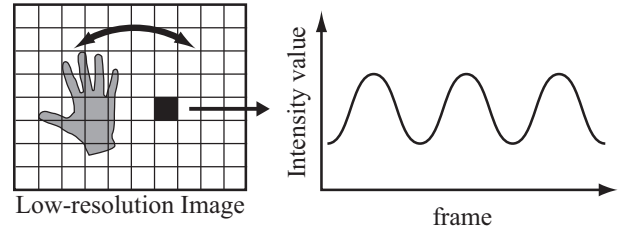
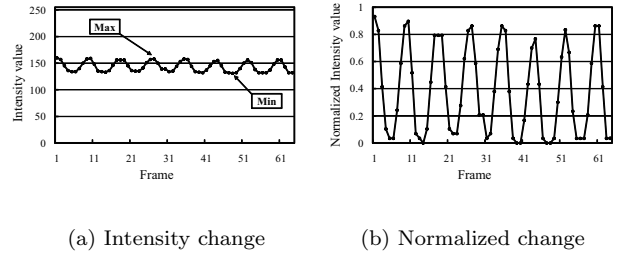
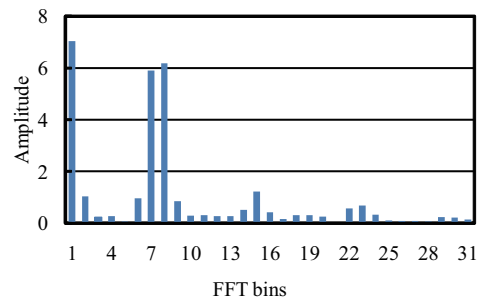


Fig.3 Cyclic change of intensity values by waving hands



(a) Intensity change

(b) Normalized change



(c) Amplitude spectrum

Fig.4 Application of FFT to time series of intensity values

を行うことで、振幅スペクトル A_g を取得する。

$$F_g = \sum_{k=0}^{N-1} I_k \mathbf{W}_N^{gk}, \quad (1)$$

$$A_g = |F_g|, \quad (2)$$

N はサンプリングフレーム数、 $\mathbf{W}$ はDFT (Discrete Fourier Transform) における回転子、 F_g はFFTの周波数に対応する成分を表す。 R_t をフレームレートとすると、 g に対応する周波数 f は次式で与えられる。

$$f = g \frac{R_t}{N} \quad (3)$$

個人識別の特徴量として、 N_A 次元の振幅スペクトルを取得する。次元数 N_A は、 $m \times n \times r$ とする ($r \leq g$)。なお、 $g=0$ である直流成分は手振りの特徴付ける成分ではないため、認証のための特徴量から除く。また、 $g=1$ もハミング窓を適用していることにより直流成分の影響を受けているため、認証のための特徴量から除く。図4(a)に、手振りを行った場合の、手振り領域内の1画素の濃淡値の時系列変化を示す。図4(b)に、図4(a)の正規化後の濃淡値変化を示す。また、図4(c)に振幅スペクトルを示す。

2.3 本人照合

錐制約部分空間法 [3] を用いて、本人を照合する。

本手法では，照合方法として近似円錐に基づく錐制約部分空間法を適用する．入力ベクトル y と i 番目のクラスの錐 C_i の成す角度 θ_i を用いて識別を行う．

$$\theta = \arccos \frac{y^T ES^{-1}a}{\|y\| \|ES^{-1}a\|} = \arccos \frac{\tilde{y}^T S^{-2}a}{\|y\| \|S^{-1}a\|} \quad (4)$$

ここで，入力ベクトル y は前節で述べた N_A 次元の振幅スペクトルである．

θ_i がしきい値以下の場合，本人と判定する．本手法では， θ_i が全クラスの中で最小となり，かつしきい値以下の場合に i 番の登録者と同一人物と定義する．また，しきい値以下の θ_i を得る登録データがない場合，未登録の人物と定義する．

3. 実験

本章では，2章で提案した手法を用いて手振りから個人を識別する実験を行い，提案手法の有効性を検証する．

以下，3.1節で，本実験の条件について述べる．3.2節で，手振り動作に個人特有の特徴（癖）があり，個人が識別できることを検証する．3.3節で，提案手法の認証性能を評価する．

3.1 実験条件

実験システムは，PC (DELL XPS 420, Intel Core 2 Quad Q6600)，USB カメラ (Logicool 2-MP Portable Webcam C905m)，キャプチャソフト (Microsoft DirectShow)，画像処理ソフト (Intel OpenCV)，数値解析ソフト (MATLAB)，SVM ライブラリ (LIBSVM [4])，開発環境 (Microsoft Visual C++ 2008) により構成した．本実験で用いるカメラのフレームレート R_t は 30 [fps] である．

実験環境は室内とし，被験者は 20, 30 代男性 10 名とした．リラックスした状態で右手を左右に繰り返し振ることとし，各被験者から 1 日 300 フレームのデータを取得した．実験は全被験者に対して 7 日間実施した．また，実験開始日と実験終了日は全被験者とも 1ヶ月以上の期間をおいた．

カメラから被験者までの距離は 1 [m] とし，低解像度した画像の解像度は， $m \times n = 5 \times 5$ [pixel] とした．FFT を行う際に用いるサンプリングフレーム数 N は周波数分解能 R_f を考慮し決定する．周波数分解能は次式で与えられる．

$$R_f = \frac{R_t}{N} \quad (5)$$

なお，FFT を行うためのサンプリング数は 2 の累乗でなければならない．本実験では，サンプリングフレーム数 N は 64，正規化フレーム数 u も 64 とした．手振り速さを考慮し，周波数 f は 7.5 [Hz] 以下と仮定し，式 (3) より特徴量として $g \leq 16$ の周波数成分を採用した． $g = 0, 1$ を除くため， $r=14$ とし，次元数 N_A は， $5 \times 5 \times 14 = 350$ とした．また，錐制約部分空間法における部分空間の次元数は経験的に 12 とした（錐制約部分空間法においてはある程度高い次元を採用すればよいことが示されている [3]）．

3.2 個人の識別

学習を 1 日のデータで行い，残り 6 日間のデータでテストすることを全ての組み合わせで行った．これにより，手振り動作に個人特有の特徴があり，個人が識別できることを検証した．なお本節では，本人照合に際して，しきい値を用いず， θ_i が全クラスの中で最小の時に本人と判定する．

図 5 に 10 人の被験者の手振り特徴の例を示す． x 軸は低解像度化した画素 ($m \times n$)， y 軸は周波数 (r)， z 軸は振幅スペクトルの成分の大きさをそれぞれ表す．また，図 6 に識別結果を可視化したものを示す．それぞれの行と列は，真値とそれに対する識別結果に対応しており，各セルは平均識別頻度を表している．表 1 に図 6 の対角要素の平均識別頻度を示す．

本人を正しく照合する平均割合は 81.2% であった．この結果から，高い割合で本人を照合できていることが確認できる．このことから，手振り動作には個人特有の特徴（癖）があることがわかる．さらに，手振り動作が高い再現性を持つ

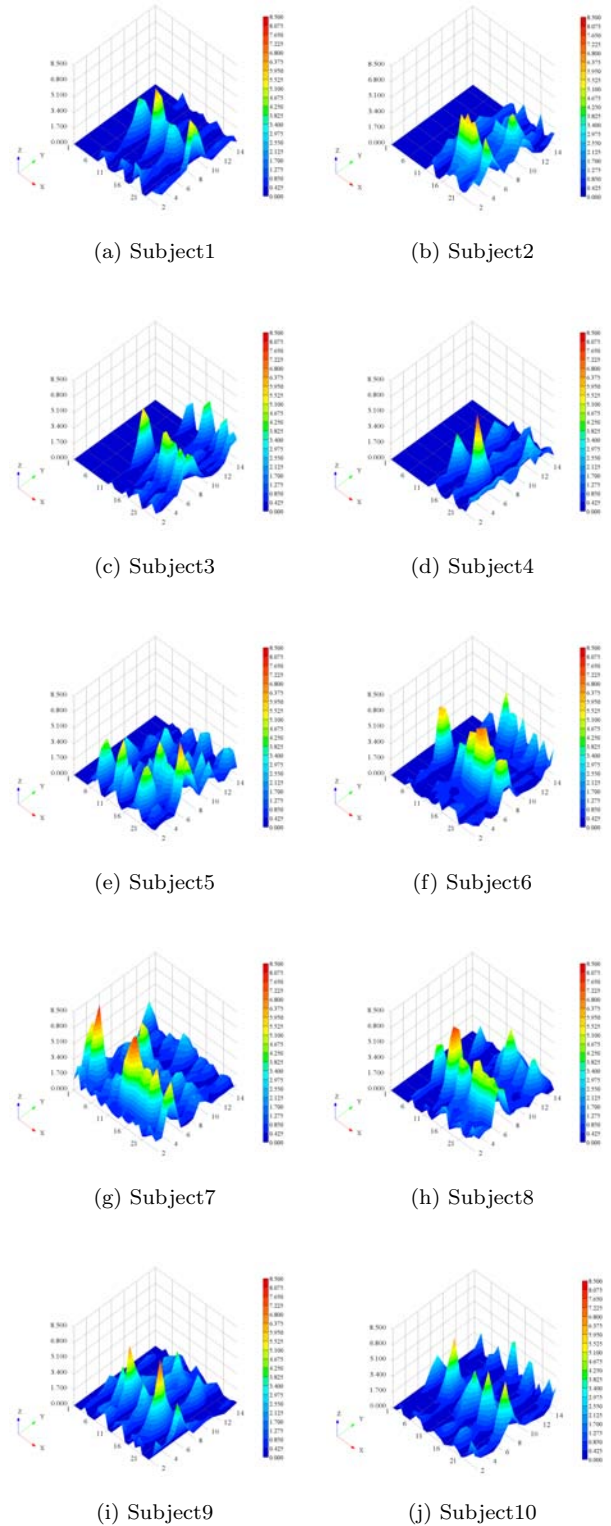


Fig.5 Hand-waving features for each subject

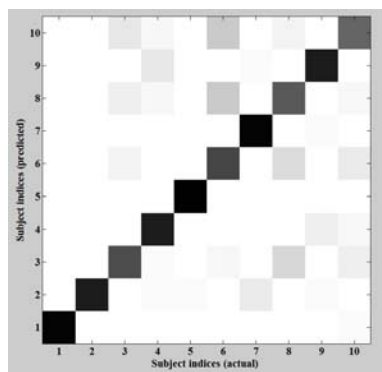


Fig.6 Experimental results of identification

Table 1 Recognition rate

Subject	1	2	3	4	5
Recognitionrate	96.2%	86.3%	68.1%	86.1%	98.3%
Subject	6	7	8	9	10
Recognitionrate	70.9%	96.3%	63.3%	87.4%	59.0%

た動きであるといえる。また、異なる被験者同士をみると、平均識別頻度が低いことがわかる。この結果から、手振り動作に着目することで個人を認証できるといえる。図6で誤認識の結果をみると、被験者6, 8, 10の誤認識率が高い。原因として、図5からもわかるように、これらの被験者の手振り位置・振幅・速さが他の被験者と比較すると類似していることが挙げられる。今後は、より明確な特徴を抽出するために、特徴量を取得する位置や低解像度画像の解像度を検討する必要がある。

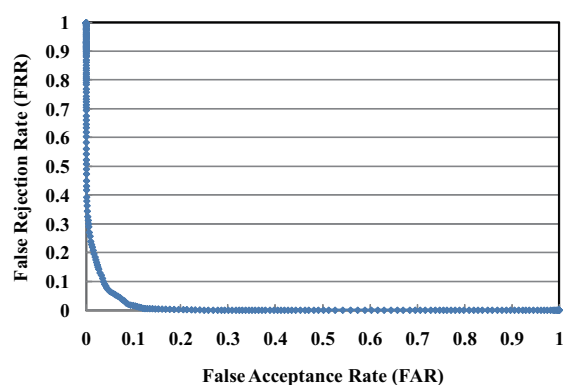
3.3 認証手法の性能評価

提案手法の認証性能を評価するため、評価法としてROC曲線を用いた[5]。ROC曲線は、しきい値を変化させたときの他人受け入れ率(FAR: False Acceptance Rate)と本人拒否率(FRR: False Rejection Rate)の関係を表したものである。このグラフは、FAR, FRRが低い場合、認証性能が高いことを示す。なお、本節ではランダムに選択した2日分のデータを学習とテストに分けて使用した。

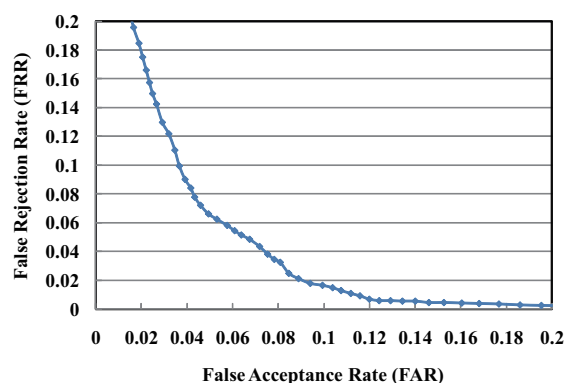
図7にROC曲線を示す。この結果より、他人受け入れ率と本人拒否率が等しくなる等誤り率(EER: Equal Error Rate)が5.8%となっていることがわかる。利便性の向上を検討しているインテリジェントルームへの応用を考えると、適用可能な精度であると考えられる。また、他人受け入れ率を10%まで上げ、本人拒否率を1%台まで低くすることで、利便性をより重視したシステムが構築できる。

4. おわりに

本論文では、手振り動作を用いた個人識別手法を提案した。周期的な繰り返し動作である「手振り動作」に個人特有の特徴(癖)があることを明らかにし、これに着目することで個人が識別できることを示した。具体的には、手振りから個人を識別するために、時系列手振り画像の各画素の濃淡変化に対してFFTを行うことで周波数特徴を抽出した。これを特徴量とし、照合方法として錐制約部分空間法を適用することで、事前に登録したモデルデータとの類似性を調べた。10人の被験者で認証実験を行った結果、81.2%の割合で認識でき



(a) ROC curve



(b) ROC curve (closeup)

Fig.7 ROC curve

た。このことから、手振り動作には個人特有の特徴があり、かつ高い再現性を持った動きであることがわかった。本論文で提案した、手振りに含まれる動作の個人差を利用した認証技術は、これまで提案されていない、新しいバイオメトリクスと言える。

今後の展望として、手振りを行っている際に着目する領域や低解像度画像の画素数を再検討することで、認識精度の向上を目指すことが挙げられる。

参考文献

- [1] K. Irie, N. Wakamura, K. Umeda, "Construction of an Intelligent Room Based on Gesture Recognition - Operation of Electric Appliances with Hand Gestures," In Proceedings of IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems, pp.193-198, 2004.
- [2] Ruud M. Bolle, Jonathan H. Connell, Sharath Pankanti, Nalini K. Ratha and Andrew W. Senior, "Guide to Biometrics," Springer, 2004.
- [3] T. Kobayashi, N. Otsu, "Cone-restricted subspace methods," In Proceedings of IEEE International Conference on Pattern Recognition, pp.1-4, 2008.
- [4] C.-C. Chang, C.-J. Lin, "A Library for Support Vector Machines," <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>.
- [5] Biometrics Working Group, "Best Practices in Testing and Reporting Performance of Biometric Devices Version 1.0," Communications Electronics Security Group, 2000.