

パラメトリック固有空間法を用いた手持ちカメラからの 動画象による本人認証

森住 祐介[†] 松尾 賢治[‡] 小池 淳[‡] 久保田 彰[†] 羽鳥 好律[†]

[†]東京工業大学 〒226-8502 神奈川県横浜市緑区長津田町 4259

[‡]株式会社 KDDI 研究所 〒356-8502 埼玉県ふじみ野市大原 2-1-15

E-mail: [†] morizumi.y.aa@m.titech.ac.jp, {kubota, hatori}@ip.titech.ac.jp [‡] {matsuo, koike}@kddilabs.jp

あらまし 手持ちカメラを用いて、顔を自己撮影した際の動作と、動画から得られる時系列画像集合を特徴とする認証方式を提案した。提案手法は、時系列画像集合から、パラメトリック固有空間法を用いて、固有空間上の軌跡として特徴を抽出することにより時系列の特徴量を比較する。本論文では、提案手法により他人との相違や動作の相違がどのように表れるかを検証した。

キーワード 動画象認証, パラメトリック固有空間, DP マッチング

A Personal Authentication from Video using Handheld Camera by Parametric Eigenspace Method

Yusuke Morizumi[†] Kenji Matsuo[‡] Atsushi Koike[‡] Akira Kubota[†] Yoshinori Hatori[†]

[†] Graduate School of Science and Engineering, Tokyo Institute of Technology

4259-G2-911 Nagatsuda, Midori-ku, Yokohama-shi, Kanagawa, 226-8502, Japan

[‡] KDDI R&D Laboratories Inc. 2-1-15 Ohoara, Kamifukuoka, Saitama 356-8502, Japan

E-mail: [†] morizumi.y.aa@m.titech.ac.jp, {kubota, hatori}@ip.titech.ac.jp [‡] {matsuo, koike}@kddilabs.jp

Abstract We propose a new authentication system which includes aspect of robust authentication system by using video but not to use fixed cameras. In this system, we certify oneself by taking one's face video concurrently sweeping camera on front of their face. First things to estimate the amount of characteristic features, we adapted a parametric subspace method to sequence of image frames obtained by camera. Then by plotting the trajectory pattern in through time in this each eigenspace, we got features in time-series variation. In this paper, we verified our system and saw how the differences show up when the variable motion and another person.

Keyword video-recognition, parametric eigenspace method, DP-Matching

1. まえがき

近年、ユビキタス社会における情報端末の発展と共に、サイバー空間上での個人認証が重要となっている。一般的な数桁の暗証番号やパスワードと違い、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、すでに携帯電話などにも身体的特徴を用いた生体認証が利用されている。中でも、顔画像認証は、非接触な認証方式であり、ユーザーにとって自然な認証方式である。しかしながら、顔画像認証は指紋認証のような2次元のパターンとは違い、3次元の非剛体を対象としているため、様々な変動要因によって画像が変化し、個人の

識別を複雑化させてしまっている。そのため、他の生体認証方式と比べると、顔の認識性能は低く、技術的にも発展段階にある[1][2]。

そこで、動画や複数台のカメラから得られる複数フレームによって、認証を行う研究が行われ、個人認証の精度の向上が報告されている[3][4][5]。本研究ではこの動画を扱い、個人認証の更なる精度の改善を目指すと共に、行動的特徴を取り入れた認証方法を提案する。手持ちカメラによって、再現性のある動作で顔を自己撮影し、その時系列画像からパラメトリック固有空間法[6][7]を用いて、固有空間上における時系列の軌跡として特徴を抽出する。本研究では、得られた軌跡

に対して、本人と他人との類似度を DP マッチングにより求める。

2. パラメトリック固有空間法の生成

見た目の連続変化を特徴量とする代表的な画像認識法として、パラメトリック固有空間法が挙げられる[6][7]。本研究では、携帯電話等の手持ちカメラを用いて、ある動作に従って自己撮影される動画像に含まれる複数視点のフレームを、固有空間上での軌跡として抽出し、軌跡を比較する認証方法について検討する。以下パラメトリック固有空間法について簡潔に説明する。

学習画像として、対象者は、自身の顔を再現性のある動作で撮影した動画像を用いる。まずこの動画像から、顔領域を抽出したのち、画像の画素数を統一する。これは、撮影中、顔とカメラの距離の変動による、顔領域の変動の影響を少なくするために行う。抽出された時系列の顔領域画像を以下の図 1 に示す。

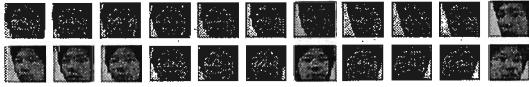


図 1 時系列顔領域画像

ここで、各フレームは画素値を要素とするベクトル

$$\mathbf{x}[k] = (x_1(k), x_2(k), \dots, x_M(k))^T$$

で表される。ただし、ここで M は抽出された顔領域の画素数、 k は時系列のフレームを表す。これらの画像は、照明変動の影響を少なくするために、各フレームのエネルギーが 1 となるように正規化した ($\|\mathbf{x}[k]\| = 1$)。次にこの画像集

合ベクトルから、共分散行列

$$S = E\{(\mathbf{x}_k - \mathbf{m})(\mathbf{x}_k - \mathbf{m})^T\} \quad (1)$$

を求め、主成分分析と同様に、固有値問題を解くことにより、 d 個の大きな固有値に対応した固有ベクトル $\{\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_d\}$ を得る。ただし、 \mathbf{m} は \mathbf{x}_k の平均ベクトルである。このときに得られた固有ベクトルを軸として張られる空間を固有空間と呼ぶ。

1 枚の画像 \mathbf{x} は d 個の固有ベクトルの線形結合で表され、 d 次元の固有空間上の 1 点に対応する。つまり、線形射影

$$\mathbf{y} = [\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_d]^T \mathbf{x} = (C_{x_1}, C_{x_2}, \dots, C_{x_d}) \quad (2)$$

によって、固有空間上の点 \mathbf{y} に変換できる。 \mathbf{y} を展開係数とするフレームが時系列に連続的に取得されたとき、この \mathbf{y} は固有空間上での点系列となって描かれる。

3. 提案手法

本研究では、撮影動作と時系列の顔領域から得られるパラメトリック固有空間上の軌跡を特徴量としている。そのため、同一人物が同じ撮影動作を意識して、顔を自己撮影しても、その動作の軌道と、各軌道上に対応したフレームは、試行ごとに完全に一致することではなく、さらに取得される総フレーム数も変動する。そこで、この時系列フレームの対応ずれを吸収するべく、本研究では DP マッチングを用いて類似度を求めた。以下の 3.1~3.2 に処理の流れを示す。

3.1. 誤差角

登録テンプレート \mathbf{a} と入力データ \mathbf{b} とを比較するための指標として、誤差角を用いて類似度を算出する。各サンプル時刻において、両時系列データに含まれる固有ベクトルに対応したパラメータを算出し、このパラメータのベクトル同士がなす誤差角を計算する。誤差角 $\theta[i, j]$ は、登録テンプレートのサンプルフレーム

の i 番目における展開係数

$$\mathbf{a}[i] = (C_{a1}(i), C_{a2}(i), \dots, C_{ad}(i)) \quad (3)$$

と入力データのサンプルフレームの j 番目における展開係数

$$\mathbf{b}[j] = (C_{b1}(j), C_{b2}(j), \dots, C_{bd}(j)) \quad (4)$$

のなす狭角として、次式の通りに算出される。

$$\cos \theta[i, j] = \frac{(\mathbf{a}[i], \mathbf{b}[j])}{\|\mathbf{a}[i]\| \|\mathbf{b}[j]\|} \quad (5)$$

$$-1 \leq \cos \theta[i, j] \leq 1 \quad (6)$$

ここで、 $(\ , \)$ は内積を表す。この登録テンプレート \mathbf{a} と入力データ \mathbf{b} との一致度が高い場合、誤差角は 0 に近い値を示し、異なっている場合には、大きな値を示す。

3.2. DP マッチングによる類似度の算出

前節で述べたように、同一人物であっても、動画による取得フレーム数は試行毎で異なる。このとき、両時系列データの展開係数のベクトルの対応がずれ、本人であっても類似度が低下する可能性がある。したがって、DP マッチングにより、時系列データの収縮と対応ずれを吸収した誤差角の余弦の総和を測定する。次式で示すとおり、登録テンプレート \mathbf{a} と入力データ \mathbf{b}

との類似度 $S(\mathbf{a}, \mathbf{b})$ は再帰的に算出する。

$$S(\mathbf{a}, \mathbf{b}) = \frac{S[M, N]}{M + N} \quad (7)$$

$$S[i, j] = \min \left\{ \begin{array}{l} S[i-1, j-1] + \cos \theta[i, j] \\ S[i, j-1] + \cos \theta[i, j] - P \\ S[i-1, j] + \cos \theta[i, j] - P \end{array} \right\} \quad (8)$$

$$S[0, 0] = 1, S[0, 1] = S[1, 0] = -1 \quad (9)$$

M , N はそれぞれ登録テンプレート \mathbf{a} と入力データ \mathbf{b} の総フレーム数である。 P は、時系列データの収縮と対応ずれを考慮した類似度を算出する際の経路ペナルティである。ここでは経験的な値として 0.4 として以後の計算を行った。最終的に求められた $S(\mathbf{a}, \mathbf{b})$

は、値が大きいほど、登録テンプレートと入力データとの類似度が高いことを示す。設定された閾値を上回れば本人、下回れば他人と判定する。

4. 実験

まず、再現性のある動作で顔を自己撮影する。今回の実験では、顔の左側から単純に横に 2 往復する動作で撮影を行った。この動画から顔領域を抽出し、2 節の手順通りに固有空間を作成し、登録パターンを得る。顔領域の抽出には、OpenCV[8]内の学習データを用いた。このとき得られた 3 次元の固有空間上の軌跡を図 3 に示す。

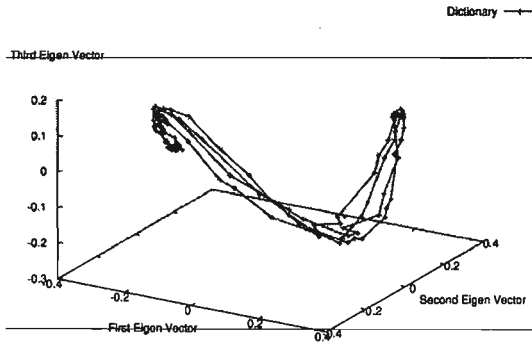


図 3 登録パターンの軌跡

次に、登録された動作を再現することを意識しながら、動画を新たに撮影する。取得された動画フレームから同様に固有空間を作成し、軌跡を求め、登録パターンとの DP マッチングを行う。

提案手法の精度を検証するために、本人同士の類似度、他人との類似度を求めた。ただし、撮影背景は白い壁とし画面内に顔抽出の妨げとなるものはないとし、撮影開始・終了はボタン操作で行った。撮影された画像は縦 32 画素、横 24 画素に縮小した。類似度の割合

の算出は、登録テンプレート \mathbf{a} と入力データ \mathbf{b} との類似度 $S(\mathbf{a}, \mathbf{b})$ は、次式(10)の通り正規化し、登録テンプレート \mathbf{a} 同士の類似度 $S(\mathbf{a}, \mathbf{a})$ との比率で、正規化類似度 $S'(\mathbf{a}, \mathbf{b})$ を求めた。

$$S'(\mathbf{a}, \mathbf{b}) = \frac{S(\mathbf{a}, \mathbf{b})}{S(\mathbf{a}, \mathbf{a})} \quad (10)$$

4.1. 本人同士の軌跡の類似度

前 4. で述べた認証手法により、登録者本人が、認証試行を 2 回行ったときの入力パターンの軌跡の類似度を求めた。類似度の計算に使用する展開係数を、3 次元 10 次元まで変化させた特性を図 4 に示す。

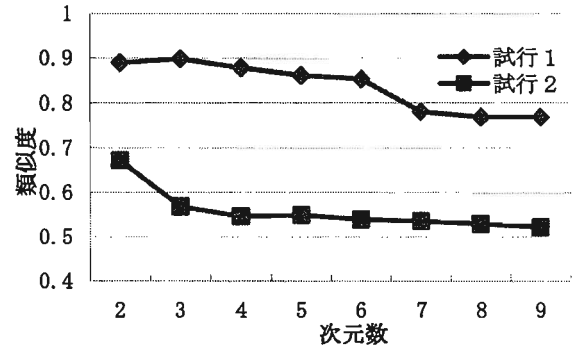


図 4 本人同士の類似度の割合

この図から、3 次元でピークを得ていること、また、次元を増やすことで類似性が低下することが確認できる。高次での類似度低下の原因を探るべく、各試行で得られる固有ベクトルを詳細に調べる。ここで、固有空間の軸、すなわち、各固有値に対応した固有ベクトルの類似度を計算した結果を以下の表 1 に示す。ただし、ここでは 3 次元でのみの結果を示す。登録パターンの固有ベクトルを \mathbf{u}_{Di} ($i=1,2,3$)、入力パターンの固有ベクトルを \mathbf{u}_{Ai} ($i=1,2,3$) としたとき、固有ベクトルの類似度を

$$S_u = \frac{\sum_{i,j}^3 (\mathbf{u}_{Di} \cdot \mathbf{u}_{Aj})}{\sum_{i,j}^3 (\mathbf{u}_{Di} \cdot \mathbf{u}_{Dj})} \quad (11)$$

として表わす。ここで、 \mathbf{u}_{D_i} は正規直交基底であるの

で、 $\sum_{i,j}^3 (\mathbf{u}_{D_i} \cdot \mathbf{u}_{D_j}) = 3$ である。すなわち、 S_u が 1 に近

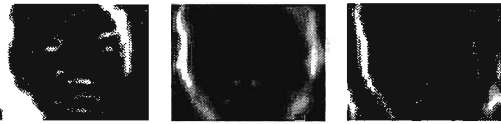
い値であれば固有ベクトルの類似度が高いことを表す。

表 1 固有ベクトルの類似度

| | 試行 1 | 試行 2 |
|-----------|------|------|
| 類似度 S_u | 1.13 | 1.18 |

この結果から、試行 1, 2 ともに高い類似度を示し、基底画像の類似性を示していると言える。そこで、

$\mathbf{u}_{D_i} \cdot \mathbf{u}_{A_j} < 0 (i = j)$ となると、 \mathbf{u}_{A_j} の軸を反転させることにより、登録パターンとの展開係数の軸の向きを揃え正規化を行った。ここで、反転させ正規化を行ったそれぞれの基底画像も比較のために図 5 に示す。



(a) 登録パターンの基底画像 (左から第 1 固有ベクトル, 第 2 固有ベクトル, 第 3 固有ベクトル)



(b) 試行 1 の基底画像 (左から第 1 固有ベクトル, 第 2 固有ベクトル, 第 3 固有ベクトル)



(c) 試行 2 の基底画像 (左から第 1 固有ベクトル, 第 2 固有ベクトル, 第 3 固有ベクトル)

図 5 基底画像の比較

図 5 から、基底画像の類似度は高く、主観的にもその類似性は確認できる。

軸の反転に伴い、新たに正規化された展開係数を用いて DP マッチングを行った結果を以下の図 6 に示す。

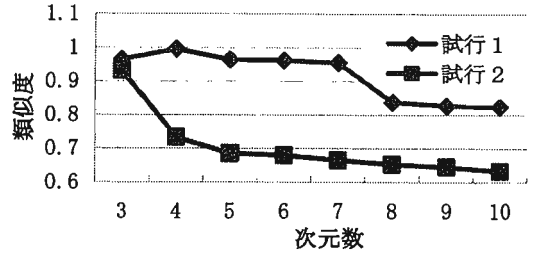


図 6 軸の反転後の本人同士の類似度の割合

図 4 と図 6 を比較すると、軸の反転処理を行った結果は全体的に類似度が高くなっているのがわかる。さらに、3 次元でのマッチングは高い類似度を示し、本人同士の軌跡のパターンは平均 0.948 となって高い類似性を示す結果となった。

4.2. 他人の軌跡との類似度

登録者とは別人が登録者の動作を意識して、顔を自己撮影した。このときの登録と認証の固有ベクトルで

$\mathbf{u}_{D_i} \cdot \mathbf{u}_{A_j} < 0 (i = j)$ となると、4.1 同様に展開係数を反転させ正規化処理を行った後のマッチング結果を以下の図 7 に示す。

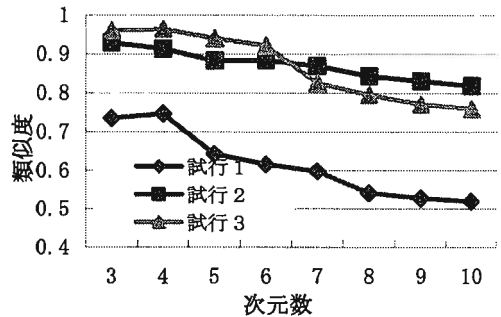


図 7 他人との類似度の割合

他人が同じ登録パターンと同じ動作を意識したとき、軌跡の類似度は高い類似度を示し、その平均は 3 次元でのマッチングで 0.875 となり、本人同士より低い類似度であることを確認した。

3 次元での固有ベクトルの類似度も求め、その結果を以下の表 2 に示す。また、それぞれの基底画像も以下の図 8 に示す。

表 2 他人との固有ベクトルの類似度

| | 試行 1 | 試行 2 | 試行 3 |
|-----------|-------|-------|-------|
| 類似度 S_u | 0.878 | 0.511 | 0.630 |



(a) 試行1の基底画像(左から第1固有ベクトル, 第2固有ベクトル, 第3固有ベクトル)



(b) 試行1の基底画像(左から第1固有ベクトル, 第2固有ベクトル, 第3固有ベクトル)



(c) 試行1の基底画像(左から第1固有ベクトル, 第2固有ベクトル, 第3固有ベクトル)

図8 他人の基底画像

表2において, 3次元での固有空間の類似度は本人同士の類似度に比べて低く, 図8と図6(a)を比較すると主観的にも基底画像の相違が見える。

4.3. 本人同士, 異なる動作での類似度

同じ動作を意識して顔を自己撮影したとき, 軌跡のマッチングでは, 他人との差はほとんど表れていない結果となっていた。そこで, 本人が登録パターンと異なる動作で自己撮影し, 登録パターンとのマッチングを行った。このとき, 縦に2往復して撮影した結果を以下の図9に示す。ただし, ここでの結果は4.1, 4.2同様に軸の反転に伴った正規化処理を行ったものである。

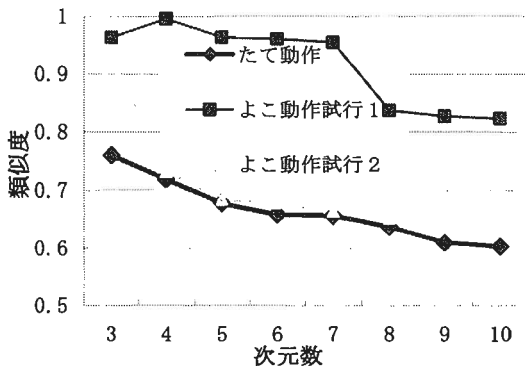


図9 異なる動作での類似度の割合

図のとおり, 登録パターンと同じ動作で撮影した類似度より低くなっているのがわかる。特に3次元での類似度の割合は0.761となつて, 登録パターンと異なる動作では大きく類似度が下がることがわかる。

3次元での固有ベクトルの類似度も求めた結果, その類似度 S_u は0.594となり, 登録パターンと同じ動作を意識したものより低くなるという結果となった。このときの基底画像を図10に示す。異なる動作では基底画像が大きく変わり, 登録者本人であってもその類似度が低くなるのがわかる。



図10 異なる動作での基底画像(左から第1固有ベクトル, 第2固有ベクトル, 第3固有ベクトル)

5. まとめ

手持ちカメラを用いて, 顔を自己撮影した際の動作と, 動画から得られる時系列画像集合を特徴とする認証方式を提案した。提案法は, 時系列画像集合から, パラメトリック固有空間法を用い, 固有空間上の軌跡として特徴を抽出することにより時系列な特徴量を比較する。

実験結果より, 登録者とは別人が登録者の動作を詐称して顔を撮影した場合の類似度は高く, また登録者本人が別の動作で顔を撮影した場合は類似度が低くなることから, 固有空間上での軌跡は動作を特徴付けるものであることを確認した。実際にこれまでの著者らの研究で, 動作が固有空間上の軌跡に大きく影響していることを主観的に確認している。

今後は, 動作とテキスト情報の違いが表れた基底画像である固有ベクトルを用いて, 本人と他人との相違が明らかとなる特徴を抽出する方法を検討する。また, 登録パターンの基底画像を用いて入力動画像を展開した場合の軌跡を比較する方法を検討する。

文献

- [1] 佐藤 敦, "顔のバイオメトリクスセキュリティ," 電子情報通信学会誌, vol.89, No.1, pp.36-39, June, 2006.
- [2] 赤松 茂, "コンピュータによる顔の認識の研究動向", 電子情報通信学会誌, vol.80, No.3, pp.257-266, Aug. 1997.
- [3] 山名 信弘, 井辺 昭人, "動画の3次元周波数成分を用いた顔認証システム", 電子情報通信学会技術研究報告, vol.106, No.73, pp.13-18, May. 2006.
- [4] 湯野 智己, 須藤 一郎, "自己組織化マップ回路による動画像中からの顔認証に関する研究", 電子情報通信学会研究報告, vol.107, No.410,

pp.43-48, Dec. 2007.

- [5] 福井 和広, “制約相互部分空間法を用いた環境変動にロバストな顔画像認識”, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J-82-D2, No.4, pp.613-620, April, 1999.
- [6] 村瀬 洋, “2次元照合による3次元物体認識-パラメトリック固有空間法-”, 電子情報通信学会論文誌, vol.J77-D-2, No.11, pp.2179-2187, Nov. 1994.
- [7] 村瀬 洋, “パラメトリック固有空間法による画像認識”, 電子情報通信学会誌, Vol.85, No.4, pp.252-258, April. 2002.
- [8] Intel OpenCV
<http://www.intel.com/technology/index.htm>