

H-014

瞬き動作による動的生体認証の新たな特徴量の提案と評価

Proposal and Evaluation of the New Feature Quantity in Dynamic Biometric Verification by Human Blinking

石川 和明† 藤田 健† 浜本 隆之†
Kazuaki Ishikawa Ken Fujita Takayuki Hamamoto

1. まえがき

人間の生物学的な特徴を用いて個人認証を行う生体認証が、近年では盛んに検討され製品化が進められている。生体認証に用いられる情報には、普遍性、唯一性、永続性が必要である[1]。一般的に、生体認証は指紋、虹彩などの人間の身体的特徴を用いる静的生体認証と声紋、署名などの人間の行動的特徴を用いる動的生体認証に分類される。静的生体認証は高精度な個人認証を行うことができるが、「なりすまし」の問題を有している。一方、動的生体認証は個人認証の精度では静的生体認証に比べて劣るが、脅威耐性が高いという特徴を有している。本稿では、動的生体情報の中でも高速であり、自身で制御することがほぼ不可能であるため、脅威耐性がきわめて高いと考えられる瞬き動作に着目する。

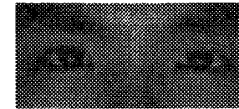
これまで視線認識等の分野では黒眼を活用するために、その検出や追跡の手法について様々な検討が行われていた[2][3]。また、近年では瞬きをリズムに合わせて動かした時のパターンを用いた個人認証が提案されている[4]。それに対し我々は、1回の瞬き動作を用いた個人認証の検討を進めている。

これまで瞬き動作による黒眼面積の変化に着目した動的生体認証(従来方式)を提案しているが[5]、その特徴量では認証率が充分ではなかった。そこで本稿では、瞬き動作による動的生体認証の新たな特徴量として黒眼の中心-端点距離に着目し、それに基づく2つの方式を提案する。また、認証実験によりその有効性を評価する。

2. 瞬き動作による動的生体認証の方式

2.1 原画像の取得と黒眼領域近傍の切り出し

1回の瞬きに要する時間は一般的に0.3秒と言われているため、本稿では高速カメラを用いて500fpsで撮像を行った。取得した原画像を図1(a)に示す。また従来方式と同様に黒眼領域の光源の反射を利用することで黒眼領域近傍を切り出す。本稿では光源に点光源を用いたため、図1(a)に示すように黒眼領域に必ず光源の反射が見られる。これは反射中心が明るく、その周辺が暗くなっているため、Robertsオペレータによるエッジ検出を用いることで抽出することができる。この点を黒眼領域のほぼ中心とみなし、 70×60 pixelsのサイズで切り出す。切り出した画像を図1(b)に示す。



(a)原画像



(b)黒眼領域近傍画像

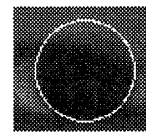


(c)二値化画像

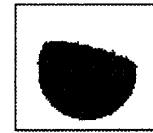
図1 原画像と黒眼近傍領域処理画像



(a)エッジ検出



(b)円のハフ変換



(c)黒眼領域

図2 黒眼の円近似と雑音除去処理後の黒眼領域

2.2 黒眼領域の抽出

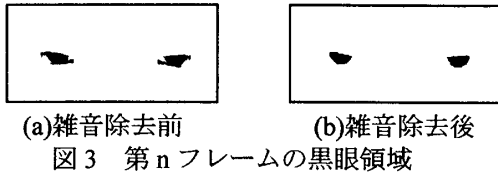
二値化処理と円のハフ変換を用いて第1フレームの黒眼領域を抽出する。図1(b)に対して閾値を70に設定し、閾値以上を輝度値255、閾値未満を輝度値0として二値化を行う。二値化した画像を図1(c)に示す。ここで、図1(c)のように二値化しただけでは睫毛等の本来黒眼領域ではない画素も輝度値が0になってしまうことがある。従来方式では、第1フレームで出現する雑音は手で除去し黒眼領域を抽出していたが、本稿では円のハフ変換を用いることで第1フレームの黒眼領域を抽出する。まず図2(a)に示すように、黒眼領域近傍に対してのみRobertsオペレータによるエッジ検出を行う。この画像に対して円のハフ変換を行うことで、図2(b)に示すように黒眼の形状を円で近似する。近似した円の内部にあり、かつ図1(c)において輝度値が0である領域を黒眼領域として抽出する。以上の処理により抽出した黒眼領域を図2(c)に示す。なお開眼状態である第1フレームの二値化画像を基準画像、近似した円の中心点を黒眼の中心点と呼ぶ。

また、図3(a)に示すように第2フレーム以降でも睫毛等による雑音が発生するが、基準画像と論理AND演算を行うことでこの雑音を除去し黒眼領域を抽出する。抽出した黒眼領域を図3(b)に示す。

2.3 特徴量の算出

本稿では、特徴量として以下の3つを算出する。
従来の特徴量：黒眼の面積
特徴量A：分割角度毎の黒眼の中心-端点距離

†東京理科大学大学院工学研究科電気工学専攻



(a)雑音除去前 (b)雑音除去後
 図3 第nフレームの黒眼領域

特徴量 B : 黒眼の中心-端点距離のフーリエ係数
 従来方式である黒眼の面積は、黒眼領域内にある輝度値 0 の画素数をカウントすることで求められる。提案方式 A, B については、それぞれ第3章、第4章で後述する。

2.4 正規化

カメラと被験者の距離や瞬きに要するフレーム数の変化を考慮し、特徴量 B 以外の各特徴量とフレーム数に対して正規化を行う。特徴量 B 以外の各特徴量の正規化には式(1)を用いる。

$$S' = \frac{l_0}{l} \times S \quad (1)$$

ここで、 S は正規化前の特徴量、 S' は正規化後の特徴量、 l は両眼の距離を表す。 l_0 は定数で、本稿では 250 とした。

各特徴量のフレーム数の正規化は、黒眼領域の画素数に基づいて行う。具体的には、全フレームから閉眼動作フレームと開眼動作フレームを抽出し、線形補間処理によって各動作フレームのフレーム数を統一した後、両フレームを結合するという手順で行う。

まず、図4に示すように黒眼領域の総画素数が最小となるフレームを境界フレームとし、この境界フレームが複数かつ連続して存在する場合を考慮して閉眼動作フレーム A と開眼動作フレーム B を抽出する。黒眼領域の総画素数の最小値を MIN、閉眼動作時と開眼動作時の画素数の最大値をそれぞれ Close_MAX, Open_MAX とする。閉眼動作フレーム A は $0.95 \times \text{Close_MAX}$ 以下になるフレームから MIN になるフレームまで、開眼動作フレーム B は MIN になるフレームから $0.95 \times \text{Open_MAX}$ 以上になるフレームまでとする。

次に、各動作フレームのフレーム数に相違が生じているため、各特徴量を線形補間することによりフレーム数を統一する。本稿では、閉眼動作フレームを 50 フレーム、開眼動作フレームを 100 フレームに統一する。その後、両動作フレームを結合する。なお、50 および 100 フレームは予備実験により決めた値である。

2.5 テンプレートデータ作成

テンプレートデータは、式(2)により求まる学習データの各フレームにおける各特徴量の平均値とした。

$$T_k = \frac{\sum_{n=0}^{i-1} S_k(n)}{i} \quad (2)$$

ここで、 T_k はテンプレートデータの第 k フレームに

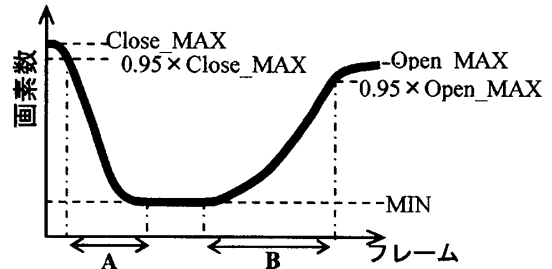


図4 正規化前のフレームに対する黒眼の画素数

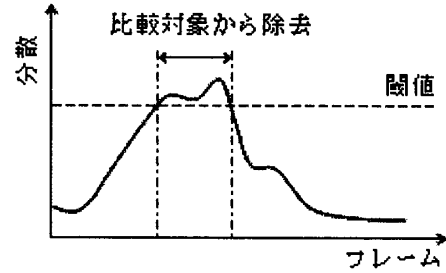


図5 分散によるマスキング処理

表1 従来方式のシミュレーション結果

比較演算方式	平均 EER[%]
方式α	9.1
方式β	5.9

おける各特徴量、 i は学習データの個数、 $S_k(n)$ は n 個目の学習データの第 k フレームにおける各特徴量を表す。

2.6 従来方式の比較演算方式と評価実験

従来方式の特徴量(黒眼の面積)の比較演算には、以下の2つの方式を用いる。

方式α: テンプレートデータと照合データの絶対差分値の和を類似度とする。

方式β: テンプレートデータと学習データ間の分散値を算出し、図5に示すように分散値に閾値を設け、その閾値以上のフレームは不安定であるとみなし比較対象から除去する。これをマスキング処理と呼ぶ。テンプレートデータと照合データ間においてマスキング処理後、方式αの比較演算を行う。

本実験では、被験者8名で1名当たり20回データを取得し、10回を学習データ、10回を照合データとして使用した。また、認証精度の評価値として EER(Equal Error Rate)を用いる。EER とは、FRR (False Reject Rate: 本人拒否率) と FAR(False Accept Rate: 他人受入れ率) が等しくなる時の誤り率である。

方式βにおける評価実験は、学習データによる予備実験で最良 EER 時のマスキング処理の閾値を選択してシミュレーションを行った。方式αと方式βのシミュレーションの結果を表1に示す。この結果と、以降

の第3章, 第4章の結果を比較検討していく。

3. 分割角度毎の黒眼の中心-端点距離(特徴量 A)

3.1 特徴量の算出と比較演算方式

従来方式の特徴量である黒眼の面積では, 黒眼形状の細かな特徴まで表すことはできない。そこで本稿では, 黒眼形状の特徴量として黒眼の中心-端点距離を用いる。図6に示すように, 左右の黒眼の中心点を結んだ直線から時計回りで a 度ごとに黒眼の中心点と黒眼の端点の距離を算出する。この $360/a$ 個の中心-端点距離を1フレーム分の特徴量とする。図7に第1フレームの角度に対する黒眼の中心-端点距離の例を示す。また比較演算は, 2.6節の従来特徴量と同じ比較演算方式 α , β を用いる。

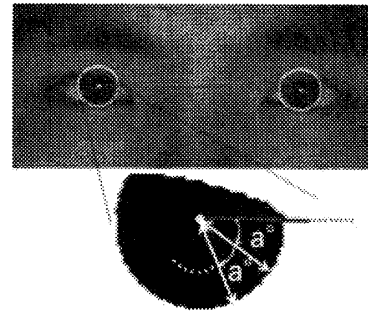


図6 黒眼の中心-端点距離

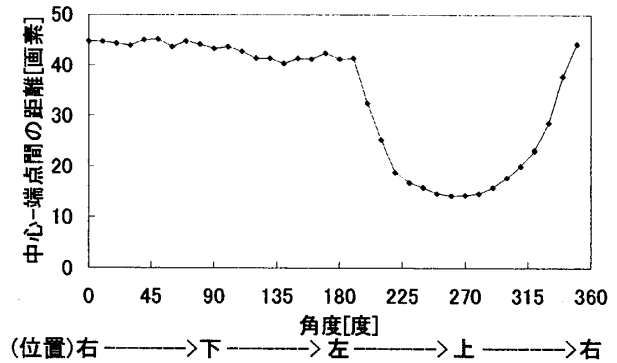


図7 角度に対する黒眼の中心-端点距離の例

3.2 評価実験

評価実験は, 以下の5つのシミュレーションを行った。

- Sim1: 分割角度 a を 5, 10, 15, 20, 30, 40 度と変化させた時の EER の変化
- Sim2: 角度ごとの EER の変化(比較演算方式 α を使用)
- Sim3: 学習データによる予備実験で最良 EER 時のマスキング処理の閾値を選択(全ての角度使用)
- Sim4: 学習データによる予備実験で最良 EER 時のマスキング処理の閾値と最良 EER となる角度を使用
- Sim5: マスキング処理の閾値と角度を各人物ごとに EER が最適となる値に設定

それぞれのシミュレーションの結果を表2, 3, 4, 図8に示す。表2より, $a=15$ 度が最も認証率が良いことが確認できる。このため, 以降のシミュレーションは $a=15$ 度とする。

図8より, 黒眼の中心-端点距離の中で高い個人性を有するのは, 黒眼の上部と左下であることが確認できる。また表1, 3より, 方式 α , β 両方で従来方式より提案方式の方がより認証率が良いことが確認できる。表3, 4-Sim4より角度のパラメータの設定方法がまだ不十分であるため表4-Sim4の方が認証率が悪いことがわかる。また表4-Sim5より, 提案方式が最高で平均 EER=1.4%まで改善される可能性があることを確認できる。

以上により, 特徴量 A は従来の黒眼の面積変化よりも認証に有効であることが確認できた。また, 各パラメータを最適化できれば平均 EER=1.4%と優れた認証率を実現できるが, 学習データを用いた事前シミュレーションにより決定したパラメータではまだ充分でないことがわかった。よって, パラメータ決定方法のさらなる検討により精度の改善が期待できる。

表2 Sim1のシミュレーション結果

比較演算方式 \ a[度]	平均 EER[%]					
	5	10	15	20	30	40
方式 α	6.1	6.1	5.9	6.3	5.9	6.4
方式 β	4.5	4.5	4.3	4.6	4.8	5.5

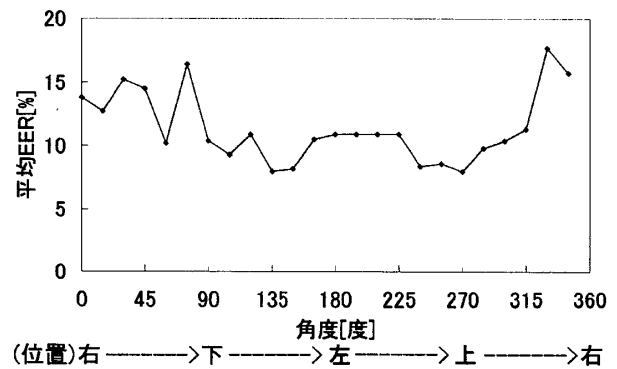


図8 Sim2のシミュレーション結果

表3 Sim3のシミュレーション結果

比較演算方式	平均 EER[%]
方式 α	5.9
方式 β	3.8

表4 Sim4とSim5のシミュレーション結果

シミュレーション	平均 EER[%]
Sim4	6.1
Sim5	1.4

4. 黒眼の中心-端点距離のフーリエ係数(特微量 B)

4.1 特微量の算出と比較演算方式

特微量 A を用いた方式では黒眼の輪郭を角度方向でサンプリングし、認証に適した一部の情報のみを用いている。そこで、黒眼の輪郭を周期関数として捉え、フーリエ記述子により黒眼の全体的な形状を表現する特微量を算出する(特微量 B)。

前章で求めた黒眼の中心-端点距離を式(3)のフーリエ級数展開により周波数表現に変換する。特微量にはフーリエ係数を用いる。

$$x(\theta) = \frac{a_0}{2} + \sum_{n=1}^{\infty} \{a_n \cos(n\omega_0\theta) + b_n \sin(n\omega_0\theta)\}$$

$$a_n = \frac{2}{T_0} \int_{-\frac{T_0}{2}}^{\frac{T_0}{2}} x(\theta) \cos(n\omega_0\theta) d\theta$$

$$b_n = \frac{2}{T_0} \int_{-\frac{T_0}{2}}^{\frac{T_0}{2}} x(\theta) \sin(n\omega_0\theta) d\theta \quad (3)$$

ここで、 $x(t)$ は周期関数、 ω_0 は角周波数、 T_0 は周期、 θ は角度、 n は次数、 a_n はフーリエ余弦係数、 b_n はフーリエ正弦係数を表す。各フレームごとにフーリエ係数を求め、式(4)により振幅値 P_n を求める。

$$P_n = \sqrt{a_n^2 + b_n^2} \quad (4)$$

またテンプレートデータと照合データの比較演算には、以下の4つの方式を用いる。ただし、類似度を算出する際は $n = 0 \dots N$ までの次数を使用する。

方式1: 式(5)により、フーリエ余弦係数 a_n の絶対差分値の和を類似度とする。

$$R_1 = \sum_{n=0}^N \sum_{k=1}^{150} |Sa_n(k) - Ta_n(k)| \quad (5)$$

ここで、 n は次数、 $Sa_n(k)$ は照合データの第 k フレームにおける n 次のフーリエ余弦係数、 $Ta_n(k)$ はテンプレートデータの第 k フレームにおける n 次のフーリエ余弦係数、 R_1 は類似度を表す。

方式2: 式(6)により、フーリエ正弦係数 b_n の絶対差分値の和を類似度とする。

$$R_2 = \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^{150} |Sb_n(k) - Tb_n(k)| \quad (6)$$

ここで、 $Sb_n(k)$ は照合データのフーリエ正弦係数、 $Tb_n(k)$ はテンプレートデータのフーリエ正弦係数、 R_2 は類似度を表す。

方式3: 式(7)により、フーリエ係数 a_n と b_n の絶対差分値の和を類似度とする。

$$R_3 = R_1 + R_2 \quad (7)$$

ここで、 R_3 は類似度を表す。

表5 フーリエ記述子によるシミュレーション結果

比較演算方式	平均 EER[%]
a_0 のみ	12.9
方式1	8.4
方式2	8.0
方式3	7.1
方式4	8.2

方式4: 式(8)により、振幅値 P_n の絶対差分値の和を類似度とする。

$$R_4 = \sum_{n=0}^N \sum_{k=1}^{150} |SP_n(k) - TP_n(k)| \quad (8)$$

ここで、 $SP_n(k)$ は照合データの振幅値 P_n 、 $TP_n(k)$ はテンプレートデータの振幅値 P_n 、 R_4 は類似度を表す。

4.2 評価実験

評価実験は、 N を各方式ごとに EER が最適になる値に設定して実験を行った。また、予備実験により分割角度は1度とした。このシミュレーション結果を表5に示す。参考として、 a_0 成分のみを使用した場合の EER も表5に示す。

表5より、方式3が最も優れた認証率を実現した。また表1の方式 α と比較すると、従来方式の黒眼の面積よりフーリエ記述子の結果がより優れた認証率であることが確認できた。

5. まとめ

本稿では、瞬き動作による動的生体認証の新たな特微量の提案と評価を行った。新たな特微量である黒眼の中心-端点距離による2つの方式が、従来の黒眼の面積変化による方式よりも認証に有効であることが確認できた。

今後の課題として、各パラメータの決定方法の見直しによる認証精度の改善や、被験者数、データ数の増加による認証率の信頼性の向上などが挙げられる。

参考文献

- [1] 瀬戸洋一, "バイオメトリックセキュリティ入門", ソフト・リサーチ・センター, 2004
- [2] 辻徳生, 柴田真吾, 長谷川勉, 倉爪亮, "視線計測のための LMedS を用いた虹彩検出法", MIRU2004, pp.1-684-689, 2004.
- [3] 北川洋介, 加藤丈和, 呉海元, 和田俊和, "アイモデルを用いた Condensation による黒眼追跡", PRMU2005-200, pp. 13-18, 2005.
- [4] Tracy Westeyn, Thad Starner, "Recognizing Song-Based Blink Patterns: Applications for Restricted and Universal Access", Proc. of IEEE international conference on automatic face and gesture, pp. 717- 722, May. 2004.
- [5] 藤田 健, 浜本 隆之, "高速瞬き画像を用いた個人照合", Image Media Processing Symposium (IMPS04), I-2.15, pp.43-44 (2004-11)