

虹彩と目の周辺の可視光画像を用いた認証方式

白川 功浩¹ 吉浦 裕¹ 市野 将嗣¹

概要：虹彩認証は、指紋認証などの他の生体認証方式と比べ、非常に高い認証精度を持つ。しかし、携帯端末などに搭載される一般的な可視光カメラで虹彩を取得する場合、角膜で外光が反射し虹彩模様が隠されるため認証精度が低下してしまうという問題があった。これに対し、本研究では可視光画像での高精度な認証を可能とするため、複数のモダリティを統合するマルチモーダル認証と呼ばれる技術に注目した。具体的には、虹彩に加え目の周辺画像から得られる情報を組み合わせる手法の検討を行った。

キーワード：バイオメトリクス, 虹彩認証, 目の周辺認証, 可視光画像

Personal Authentication Using Eye Images Under Visible Lighting

YOSHIHIRO SHIRAKAWA¹ HIROSHI YOSHIURA¹ MASATSUGU ICHINO¹

Abstract: Iris authentication has high accuracy as compared with other biometric authentication methods such as fingerprint authentication. However, when an iris is acquired under visible lighting, there is a problem that authentication accuracy is lowered due to noise factor such as light reflection, illumination. In this research, we focused on a multimodal authentication that integrates multiple modalities to enable highly accurate authentication with visible light images. Specifically, we evaluated a method of combining score obtained from iris and periocular authentication using AdaBoost.

Keywords: Biometrics, Iris authentication, Periocular authentication, Visible lighting

1. はじめに

近年、携帯端末や銀行 ATM の利用など、多くの場面で安全性・利便性の高い個人認証を行う必要性が高まっている。現在、よく用いられている個人認証方式としては暗証番号、パスワードなどの本人の知識によるものや、鍵や IC カードなどの本人の所有物によるものが挙げられる。しかし、これらの方式は、忘却や紛失などの恐れがあり、第三者によるなりすましが行われる危険性も存在する。そこで注目されているのが、指紋や虹彩、筆跡、音声など、本人の身体的・行動的な特徴を利用するバイオメトリック認証方式である。この方式では、記憶や鍵などを携帯する必要がなく、偽造やなりすましも難しいという利点がある。

バイオメトリック認証の中でも、特に虹彩認証は他のバ

イオメトリック認証と比べ他人受入率が極めて低いため、高い安全性が実現できる技術である。しかし、従来の虹彩認証には大きく分けて二つの課題がある。

- 撮影距離

従来の虹彩認証では高解像度の虹彩を取得するため、至近距離での撮影が必要となる。これにより被認証者の負担が大きくなり、利便性が低下するという問題点がある。これを軽減する方法として、認証機器から離れた距離で虹彩を撮影する方法が考えられるが、距離が離れるにつれて画質が劣化し、精度が低下することが報告されている [1]。

- 可視光画像での認証

従来の虹彩認証では近赤外カメラを用いて認証が行われる。しかし、多くの携帯端末などには近赤外カメラは搭載されておらず、虹彩認証を行うことのできる場面が限られている。一般的なカメラを利用できるこ

¹ 電気通信大学
The University of Electro-Communications

とが望ましいが、可視光カメラで虹彩を取得する場合、角膜で外光が反射し虹彩模様が隠されるため認証精度が低下してしまうという問題がある。

こうした問題に対して、複数のモダリティを組み合わせるマルチモーダルバイオメトリック認証が注目されている。先行研究では、遠距離での虹彩認証に目の周辺画像を用いた認証(以下、目の周辺認証とする)を組み合わせる方法が提案されていた [2], [3], [4]。虹彩画像と目の周辺画像は、一つのセンサで一度に撮影ができるため、比較的組合せが容易である。また、これらを組み合わせることで近赤外画像、可視光画像それぞれの認証において、ともに精度が向上したことが報告されている。

一方で、虹彩認証と目の周辺認証を組み合わせた先行研究では、スコア統合手法が十分に検討されていない。先行研究では、虹彩と目の周辺それぞれの部位の識別器が算出した類似度の正規化スコアを、重みつき和によって統合スコアを算出している。これに対し、適切なスコア統合アルゴリズムを採用することで、より精度が向上する可能性がある。また、従来では虹彩認証、目の周辺認証ともに左右どちらかの目だけを用いて認証を行うことが多い。片目だけでなく両目から得られる特徴量を組み合わせることで、より精度が向上する可能性がある。

本研究では、遠距離かつ可視光画像における精度劣化に対して、虹彩と目の周辺認証のスコア統合アルゴリズムとして AdaBoost を用いた手法を提案する。両目の画像から得られる虹彩情報と目の周辺情報を効率的に組み合わせることで、遠距離かつ可視光画像を利用した場合であっても高精度な認証を行うことを目的とする。

2. 先行研究

2.1 虹彩認証

虹彩とは、黒目の内側で瞳孔より外側に存在するドーナツ状の筋肉質の部位であり、一卵性双生児や同一人物の左右の目であっても、虹彩の模様はまったく同じにはならない。また、2歳ごろを過ぎると、その模様が変化することはないため、他のバイオメトリック認証と比べ認証精度が劣化しにくい [5]。

また、虹彩の撮影画像は近赤外カメラによる画像と可視光カメラによる画像では特性が異なっている。このため従来の近赤外画像を対象とした虹彩認証アルゴリズムは、可視光カメラで撮影した虹彩画像の認証に用いることが困難である。以下にそれぞれの環境下における認証アルゴリズムの例を示す。

2.1.1 近赤外画像における虹彩認証

以下に虹彩認証の代表的アルゴリズムである Daugman のアルゴリズムについての説明を示す。 [6]。

(1) 局部化処理

ここでは、目画像から虹彩部分のみを切り出す処理

を行う。虹彩の外側と内側の境界およびまぶたとの境界を、輝度の差から検出する。

(2) アイリスコードの作成

手順 1 で検出した虹彩領域に対してウェーブレット変換を行い、濃淡変化を抽出する。抽出した濃淡変化を 512 バイトのデジタルデータ化したものがアイリスコードと呼ばれる特徴量となる。

(3) 本人照合処理

取得された虹彩コードと登録されたコードのハミング距離を用いて本人を照合する。

2.1.2 可視光画像における虹彩認証

Wang ら [7] は、以下の式に基づく 2 次元ガボールフィルタを用いて Gabor 特徴量を取得した。

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\delta_x\delta_y} \exp\left(-\frac{1}{2}(x'^2/\gamma^2 + y'^2)\right) \exp(\sqrt{-1} \times 2\pi \times w \times x') \\ x' = x\cos\theta + y\sin\theta \\ y' = -x\sin\theta + y\cos\theta \quad (1)$$

θ はガボールフィルタの方向角、 δ_x, δ_y は有効幅、有効長を示す。その後、抽出した値を正負でデジタルデータ化したものを Gabor 特徴量としている。照合の際には、取得された特徴量と登録された特徴量のハミング距離を用いる。

2.2 目の周辺認証

目の周辺を用いた認証方式は虹彩認証とは違い、利用する画像の領域や使用する特徴量は確立されていない。しかし、目の周辺認証では、目の形状、虹彩の色、目の周辺の肌、眉などを用いて認証を行うことが有効であると考えられている [8]。

目の周辺認証で利用されている特徴量は先行研究によって様々であるが、近赤外画像、可視光画像ともに同様の特徴量が用いられていることが多い。表 1 に、先行研究で用いられている画像データセットと特徴量を示す。表 1 より、LBP, HOG, SIFT という 3 つの特徴量が多くの研究で用いられていることが確認できる。

表 1 先行研究で利用されている特徴量

参考文献	目の周辺 特徴量
Park[9]	LBP,HOG,SIFT
Tan[3]	LBP,HOG,SIFT,GIST,LMF
Sambit[10]	SIFT,SURF,PILP

2.3 虹彩と目の周辺を組み合わせた認証

虹彩認証は、非常に高精度の認証が可能である上、表情変化の影響を受けにくいという利点がある。しかし、至近距離での撮影が必要であり、撮影距離が離れるにつれて精度が大幅に低下してしまうという問題点がある [1]。また、日常的に虹彩認証を利用することを想定すると、一般的に

可視光カメラで認証が行えることが望ましい。しかし、可視光画像では角膜での外光反射の影響が大きく、近赤外画像に比べ精度が低下してしまう。

一方で目の周辺認証は、虹彩認証と比べると精度が低いとされているが、遠距離からの撮影画像や可視光画像でも精度を保った認証が可能であるという利点がある。

我々はこれらの利点、欠点が補える関係にあると考えている。先行研究においても虹彩と目の周辺認証を重みつき和を用いた類似度スコアレベル統合することで認証精度が向上したことが報告されている [2], [3], [4]。また、虹彩画像と目の周辺画像は、一つのセンサで一度に撮影ができるため、他の生体認証よりも安価かつ容易な組み合わせが行えるという利点も存在する。表 2 に先行研究で用いられている統合手法の例を示す。

表 2 虹彩と目の周辺認証の統合

論文著者	画像データセット	統合方法
Woodard[2]	MBGC	重みつき和
Tan[3], [4]	UBIRIS.v2,FEGC,CASIA v4-distance	重みつき和
raja[10]	自作データセット	重みつき和
大石ら [12]	CASIA v4-distance	AdaBoost

● 重みつき和による統合手法

先行研究 [2], [3], [4] では、虹彩認証と目の周辺認証により算出した類似度スコアに対し、重みつき和によって統合を行っている。以下に、この重みつき和による統合手法の手順を示す。

(1) 類似度スコアの正規化

虹彩認証の類似度スコアに対し、min-max 正規化を行う。min-max 正規化は以下の式を用いて算出する。

$$x_{new} = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (2)$$

ここでは、あるデータの類似度スコアを x 、正規化後のデータの類似度スコアを x_{new} としている。

(2) 類似度スコアの統合

類似度スコアをそれぞれ S_{iris} , $S_{periocular}$ 両部位の類似度スコアを統合した照合スコア S は以下のように算出する。

$$S = \omega_1 S_{iris} + \omega_2 S_{periocular} \\ \omega_1 + \omega_2 = 1 \quad (3)$$

このとき、それぞれの類似度スコアに付与する重みを ω_1 , ω_2 とする。Woodard ら [2] は、 ω_1 , ω_2 を 0.1 か 0.9 の範囲で 0.1 ずつ変更し、最も精度の高い重みを採用した。また、Tan ら [3] は虹彩認証の類似度スコアと、目の周辺領域から抽出した複数種類の特微量を用いて算出した類似度スコアを min-max 正規化後に重みつき和で統合して

いる。Tan らによれば、離れた距離での虹彩認証の識別率が約 55 %、目の周辺認証の識別率が 60 %であったが、組み合わせた場合の識別精度は約 80 %に向上したことが報告されている。

多くの先行研究では重みつき和による統合手法が利用されている。しかし、重みつき和による統合手法では、類似度スコア空間において識別境界が線形となる。そのため、類似度スコアの分布が複雑である場合、本人と他人の判定を誤る可能性が大きい。また、この手法では、組み合わせる特微量の中に識別に有効でないものが含まれていると精度が低下してしまうという問題点がある。このため、ある程度有効な特微量をあらかじめ決めておく必要があり、特微量に関する知識が不可欠となる。その上、目の周辺認証に用いられている特微量は先行研究によって様々である上、研究毎にデータセットなどが異なるため比較が難しく、どの特微量が有効であるのかが不明瞭である。

3. AdaBoost を用いた統合手法の提案

2 章で述べたように、従来の虹彩認証システムでは近距離の近赤外画像を用いて認証を行うことが多い。より自然な環境で汎用性の高い高い認証を可能とするためには、被認証者の任意の距離かつ可視光画像を用いた認証が望ましい。しかし、一般的に遠距離になるほど撮影された虹彩画像は不鮮明になる。それに加えて可視光カメラで撮影された画像では角膜で外光が反射し虹彩模様が隠されるため安定した虹彩画像の取得は難しい。

一方で目の周辺認証は、虹彩認証と比べると精度が低いとされているが、遠距離からの撮影画像や可視光画像でも精度を保った認証が可能であるという利点がある。

我々はこれらを組み合わせることで欠点を補えると考えている。また、先行研究では虹彩と目の周辺認証を重みつき和で統合することで認証精度が向上したことが報告されている [2], [3], [4]。しかし、より自然な環境での認証を想定すると画像ごとに距離の変化や可視光カメラによるノイズの影響が異なるため、類似度スコア分布がより複雑になると考えられる。そのため、線形の識別境界しか作成できない重みつけ和による手法では識別を誤る可能性が大きい。そこで本研究では、Boosting の代表的手法である AdaBoost を用いて認証を行う方法を提案する。

AdaBoost を用いた統合には以下の二つの大きな利点が存在する。

- 様々な特微量を組み合わせる場合、特徴空間においては複雑な分布となり、非線形または区分線形の識別アルゴリズムが必要になると考えられる。AdaBoost は非線形または区分線形の識別面が作成可能である。
- AdaBoost は逐次的に弱識別器の学習を行うため、識

別に有効な特徴量が自動で選択され、特徴量に適切な重み付けを行うことができる。

AdaBoost を利用することで、学習画像のノイズの影響を逐次的に考慮した特徴量選択ができる。また、重みつき和と違い AdaBoost では、非線形の識別境界を作成することが可能なため、より柔軟な識別が可能となる。

3.1 AdaBoost の適用方法

以下、本研究における AdaBoost の適用方法について述べる。

● 弱識別器

本研究では、虹彩と目の周辺画像、またその分割画像から抽出された各特徴量の類似度スコアに対して、閾値を用いて本人か他人かを判定する弱識別器を用いる。各特徴量ごとに学習データを用いて最適な閾値を求め、その大小関係によって以下の出力をする弱識別器 h_t を使用する。

$$h_t = \begin{cases} +1 & (\text{本人と判定したデータ}) \\ -1 & (\text{他人と判定したデータ}) \end{cases} \quad (4)$$

各学習ステップにおいて最も誤り率の低い弱識別器をその学習ステップの弱識別器とする。概要を図 1 に示す。

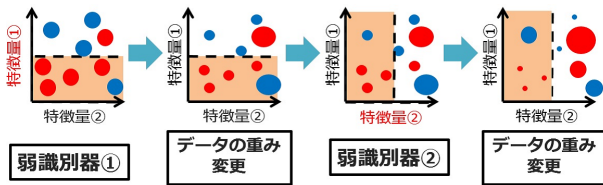


図 1 閾値を用いた弱識別器

本研究では、様々な分割画像から得られる特徴量、すなわち細かい部位ごとの特徴量を利用した弱識別器を用いている。このため、各学習ステップにおける弱識別器の選択は識別に有効な部位の選択と対応付けられる。

● 弱識別器の学習条件

AdaBoost の各ステップにおいて誤識別したデータの重みの合計を誤り率 ε とする。

弱識別器の信頼度 α は次式で求める。

$$\alpha = \frac{1}{2} \log \frac{1 - \varepsilon}{\varepsilon} \quad (5)$$

各学習ステップで選択された弱識別器の信頼度を読み取ることで、どのような部位にどのくらいの重みがついているのかを分析することが出来る。

● 学習データの初期重み

AdaBoost では、初期重みは各学習データに対して

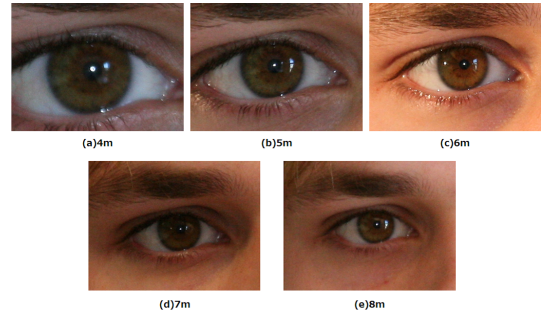


図 2 UBIRIS.v2(右目)

$1/(\text{全データ数})$ を重みの値として与えることが一般的である。しかし、本研究で用いるデータでは、本人同士の組み合わせ数に比べ、本人と他人の組み合わせ数が非常に多い。このようなデータに対して一様な初期重みを与えた場合、本人同士のデータが重視されない可能性がある。そこで、次のような初期重みを用いる。

$$\omega_0(x) = \begin{cases} \frac{1}{\text{本人のデータ数}} & (\text{本人のデータ}) \\ \frac{1}{\text{他人のデータ数}} & (\text{他人のデータ}) \end{cases} \quad (6)$$

最後に、全てのデータに対する初期重みの和が 1 となるように正規化を行う。

● 学習データの重み更新

AdaBoost では、弱識別器の信頼度 (重要度) α に基づいて学習データの重みが更新される。本研究では、次の式を用いて重みの更新を行う。

$$D_{t+1}(i) = \begin{cases} D_t(i) \exp(-\alpha_t) & (\text{正照合データ}) \\ D_t(i) \exp(\alpha_t) & (\text{誤照合データ}) \end{cases} \quad (7)$$

● 識別スコア

(各弱識別器の信頼度) $\times$ (選ばれた弱識別器 (特徴量)) をすべてのデータに関して加算していく。以下に式を示す。

$$H(x) = \sum_{t=1}^t \alpha_t h_t(x) \quad (8)$$

4. 評価実験

可視光画像における虹彩と目の周辺の類似度スコア統合の認証精度の評価を行うため、以下の実験を行った。

4.1 使用画像

実験用の画像データセットとして UBIRIS.v2[13] を使用した。

このデータセットは、可視光カメラで 4m から 8m まで 1m ごとの距離から虹彩周辺を撮影した画像で構成されている。図 2 に収録されている画像を示す。

本研究では、眼鏡等をつけていない UBIRIS.v2 の被験者 20 人をランダムに選択した。また、一人当たり撮影距

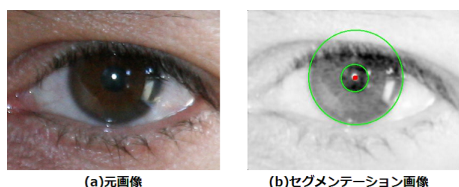


図 3 虹彩領域のセグメンテーション

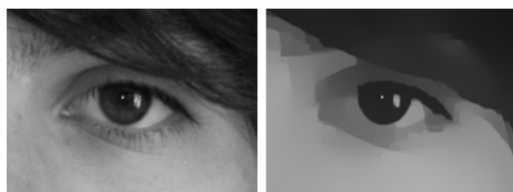


図 4 左：元画像 右：TV フィルタ適用後

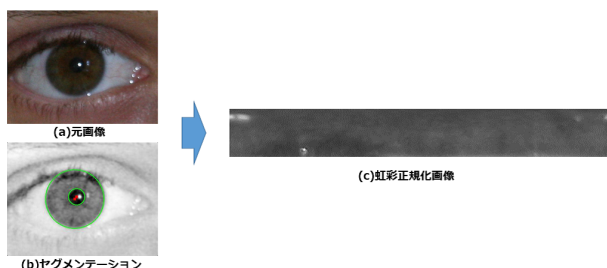


図 5 虹彩の正規化

離ごとに 2 枚の画像を有しており、一人当たり 5×2 枚の画像を利用する。よって、今回の実験で用いる画像データは $20 \text{ 人} \times 10 \text{ 枚} = 200 \text{ 枚}$ である。

4.2 虹彩認証

4.2.1 セグメンテーション

まず、UBIRIS.v2 の裸眼の画像から、虹彩領域のセグメンテーションをおこなった (図 3)。本研究では、Zhao ら [14] が提案したアルゴリズムを実装した matlab プログラム [15] を用いて、左右の目の虹彩領域を検出した。

- Total Variation 法を用いたセグメンテーション手法

UBIRIS.v2 に収録されている画像は虹彩と瞳孔間のコントラストが低い画像や全体的な明度が低い画像、高感度ノイズが含まれている画像などが多いため、自動的な虹彩領域のセグメンテーションが困難である。このような画像に対して、Zhao らは Total Variation フィルタを用いることで虹彩と瞳孔間のエッジを残しつつ、画像全体のノイズを除くことで虹彩領域の自動セグメンテーションを可能とした。適用例を以下の図 4 に示す。

4.2.2 虹彩の正規化

各画像についてセグメンテーション情報を元に虹彩領域を極座標変換し、正規化を行う。本研究では、正規化後の画像サイズを 512×64 とした。例を図 5 に示す。

4.2.3 特徴量と類似度スコアの算出

本研究では、特徴ベクトルの表現に顔認識や虹彩認識分野で広く利用されている Gabor 特徴量を正規化した虹彩画像から抽出する。ここでは、2.1.2 節で述べた Wang ら [7] の先行研究に基づき、8 方向のガボールフィルタを用いて特徴ベクトルを作成し、そのハミング距離から類似度スコアを算出した。

また、顔認識分野で広く利用されている SIFT 特徴量も利用した。SIFT は回転やスケール変化、照明変化に強固な特徴量で、画像間の対応点が多いほど類似性が高く、また対応点間の距離が近いほど類似性が高い。類似度スコアは以下の式を用いて算出した。

$$S = N * \frac{1}{\frac{\sum_{j=1}^N d_j}{N}} \quad (9)$$

ここで、 S は SIFT 特徴量の類似度スコアを、 N は画像間の対応点の数、 d_j は画像間の j 番目の対応点間の距離を表している。

4.3 目の周辺認証

4.3.1 前処理

2.3 節で述べた Tan らの手法を参考に、虹彩の特定に成功した画像に対し正規化を行い、各画像の虹彩の半径の大きさを揃えた。

まず、各画像の虹彩の半径を r_{iris} 、正規化後の虹彩の半径を r_{norm} として、

$$S_f = \frac{r_{norm}}{r_{iris}} \quad (10)$$

を求めた。この比率を基に、元画像のサイズを Bicubic 法を用いて縮小し、各画像の虹彩の半径の大きさが r_{norm} となるように正規化を行う。その後、虹彩の中心が画像の中心となるように、画像サイズ $4r_{norm} \times 3r_{norm}$ で切り出しを行った。これらの処理により、撮影距離が違う画像であってもほぼ同様の領域の画像を得ることができる。

本実験では正規化後の虹彩の半径が $r_{norm} = 64$ となるように画像を拡張し、画像サイズが 256×192 画素となるように切り出した。

4.3.2 特徴量と類似度スコアの算出

本研究では、目の周辺認証の先行研究でよく用いられている幾何学変換や照明変化に強い特徴量である HOG 特徴量と SIFT 特徴量を利用する。HOG 特徴量については、算出した 4860 次元のヒストグラム同士のマンハッタン距離から類似度スコアを算出した

4.4 評価手法

実験結果に対し、EER, ROC カーブを用いて精度評価を行った。ROC カーブは、各軸に FRR (False Reject Rate: 本人を誤って拒否する割合), FAR (False Accept Rate:

他人を誤って受け入れる割合)の二つの指標をとる。また、FAR と FRR が等しくなったときの値を EER(Equal Error Rate)と呼ぶ。また、ROC カーブは曲線が原点より位置するほど精度が良い指標とされる。

また、本実験では試行回数を増やすためにクロスバリデーションを行った。学習データとテストデータの組み合わせは、10 枚の画像から学習データ 5 枚、テストデータ 5 枚をランダムに 15 通り選択した。今回の実験における評価指標である、ROC カーブに関しては、各試行回の結果を算出し、平均化した。ROC カーブの平均は、FAR に対する FRR の値を平均化することで求めた。

5. 実験結果

表 3 に実験で利用する目の種類 (片目/両目) と特徴量の組み合わせ、また、それに対応した EER を示した。番号 1-4 までは単体の特徴量を用いた実験結果である。ここでは、左目と右目ともに目の周辺から得られた特徴量の方が EER が小さくなっており、特に HOG 特徴量が EER=20.7 % (左目), 21.8 % (右目) と、番号 1-4 の中で最も良い結果となった。

番号 5,6 の実験では提案手法を用いて虹彩から得られた特徴量 2 種 (Gabor,SIFT) と目の周辺から得られた特徴量 2 種 (HOG,SIFT) を統合した結果である。まず、番号 5 において片目から得られる 4 種の特徴量を統合した結果、単体の特徴量を用いた番号 1-4 の EER を全て上回った。さらに番号 6 において両目から得られる 8 種の特徴量を統合した結果、番号 1-5 の EER を全て上回る EER=11.8 % と最も良い結果となった。

表 3 組合せによる EER

番号	目	特徴量	数	EER(%)	
				左目	右目
1	片目	虹彩-Gabor	1	34.8	36.2
2	片目	虹彩-SIFT	1	38.0	42.1
3	片目	目の周辺-HOG	1	20.7	21.8
4	片目	目の周辺-SIFT	1	24.1	23.2
5	片目	虹彩 2 種+目の周辺 2 種	4	16.3	16.5
6	両目	虹彩 2 種+目の周辺 2 種	8	11.8	

また、ROC カーブについて図 6 に番号 1-5 の左目、図 7 に番号 1-5 の右目、図 8 に番号 5 と番号 6 の比較結果を示した。全ての ROC カーブにおいて統合する特徴量の数が多いほど、精度が高くなっていることが確認できる。

6. 考察

ここでは、遠距離の可視光画像を用いた虹彩と目の周辺のマルチモーダル認証において、AdaBoost を用いた手法の有効性を確認する。

AdaBoost では各弱識別器 (各特徴量) にどれほどの信頼

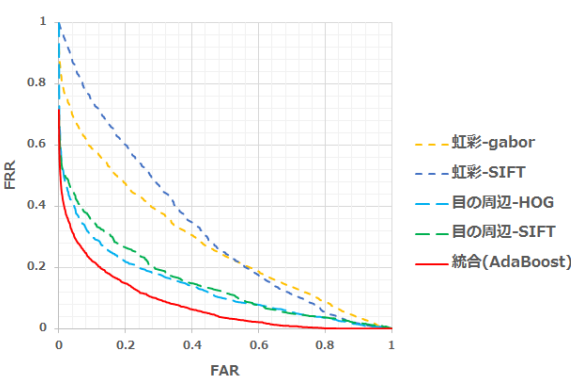


図 6 ROC カーブ (左目)

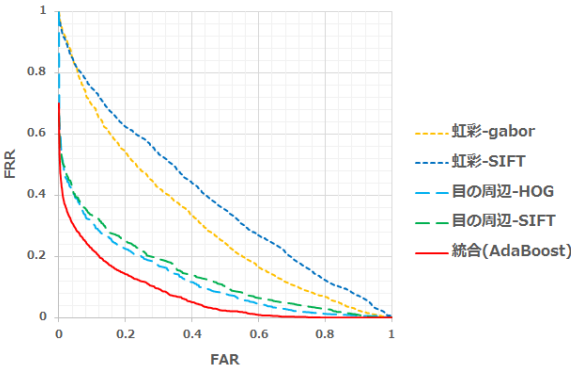


図 7 ROC カーブ (右目)

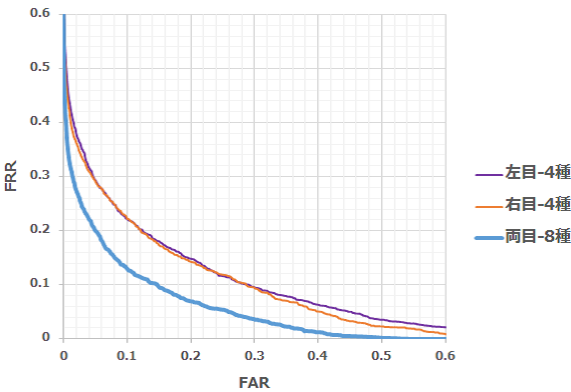


図 8 ROC カーブ (左右統合)

度 (重み) が付与されているのかが分析できるといった利点が存在する。まず、どのような特徴量に対して重みがついているのかどうかを分析した。以下の表 4 に今回精度が最も高かった番号 6 の組み合わせについて、弱識別器として選択された重みの大きかった特徴量上位 6 つを示した。

今回の実験において、両目から複数の特徴量を取得することで特徴量の数が増加していったが、表 4 に示すとおり、抽出した特徴量が両目から万遍なく選択されていることから、両目から得られた特徴量を組み合わせる有効性、また同じ生体特徴から複数の特徴量を抽出することの有効性が示された。また、上位に目の周辺から得られた特徴量が選

表 4 番号 5 で選択された弱識別器	
順位	選択された生体特徴と特徴量
1	左目 目の周辺-SIFT
2	右目 目の周辺-HOG
3	左目 目の周辺-HOG
4	左目 虹彩-SIFT
5	左目 目の周辺-SIFT
6	左目 虹彩-Gabor

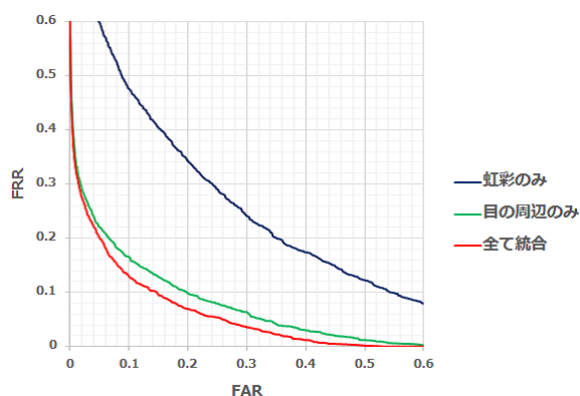


図 9 虹彩, 目の周辺の ROC カーブ (両目)

扱われ, 比較的上位に虹彩から得られた特徴量も選択されている。

次に, 両目から得られた虹彩特徴量 2 種のみを組み合わせたものと目の周辺特徴量 2 種のみを組み合わせたもの, 4 種全ての特徴量を統合した 3 パターンにおける ROC カーブを図 9 に示す。

6 章の実験結果より, 虹彩認証単体の精度は低く, 目の周辺認証単体では比較的安定して高い精度であることが確認できる。一方で図 9 より虹彩と目の周辺を組み合わせた結果, 精度が向上していることから, それぞれの生体特徴で識別できている人物が異なっていることがわかる。また, 今回の実験においては目の周辺領域の情報が大きな識別の軸となり, 虹彩領域の情報が精度を補う役割をしており, AdaBoost を用いた虹彩と目の周辺認証の統合が有効であることが示された。

7. 結論

本研究では, 遠距離の可視光画像における虹彩と目の周辺認証を組み合わせた認証の手段として Boosting の代表的手法である AdaBoost を用いる手法を提案した。そして提案手法の評価のため, 虹彩認証における特徴量 (Gabor, SIFT) と目の周辺認証における特徴量 (HOG, SIFT) によって算出した類似度スコアを用いて実験を行った。その結果, 虹彩認証と目の周辺認証を組み合わせることでそれぞれ単体での認証よりも認証精度が向上し, Boosting 適用の有効性を実験的に確認することができた。

今後の課題としては, 虹彩認証単体の精度があまり高く

なかったことを受けて可視光における虹彩認証で利用する前処理, 特徴量のさらなる検討をすることが挙げられる。

謝辞 本研究は JSPS 科研費 16K18103 の助成を受けたものです。

参考文献

- [1] 梅岡良行, 金子直史, 齊藤友彦, 鷲見和彦 虹彩認証における画像解像度と認証精度の関係, 信学技報 IEICE Technical Report BioX2014-5(2014)
- [2] Damon L. Woodard Shrinivas Pundlik Philip Miller, *On the Fusion of Periocular and Iris Biometrics in Non-ideal Imagery*, International Conference on Pattern Recognition(2010)
- [3] Chun-Wei Tan, Ajay Kumar, *Human Identification from at-a-distance Images by Simultaneously Exploiting Iris and Periocular Features*, IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22.10: 3751-3765.(2013)
- [4] Tan, Tieniu, et al. *Noisy iris image matching by using multiple cues* Pattern Recognition Letters 33.8 (2012)
- [5] バイオメトリクスセキュリティコンソーシアム, バイオメトリクスセキュリティハンドブック, オーム社 (2005)
- [6] J.Daugman ; *How iris recognition works*, IEEE Circuits and Systems for Video Technology. Vol.14, pp21-30,(2004)
- [7] Wang, Qi, et al. *Adaboost and multi-orientation 2D Gabor-based noisy iris recognition.* Pattern Recognition Letters 33.8 (2012): 978-983(2012)
- [8] 伊藤康一, バイオメトリクスに冠する研究の最新動向～IJCB2011における傾向を中心に～第 29 回暗号と情報セキュリティシンポジウム 概要集, p.100(2012)
- [9] U.Park, R.Jillela, A.Ross, A. Jain, *Periocular Biometrics in the visible spectrum*, IEEE Transactions of Information Forensics and Security(2011)
- [10] B.Sambit, K.Pankaj, M.Banshidhar, *A novel phase-intensive local pattern for periocular recognition under visible spectrum*, Biocybernetics and Biomedical Engineering(2015)
- [11] K.B.Raja, R.Raghavendra, C.Busch, M.Stokkenes *Multi-modal authentication system for smartphones using face, iris and periocular* ICB(2015)
- [12] 大石真太郎, et al , 利用者の負担軽減に向けた両目の虹彩及びその周辺画像による認証方式., コンピュータセキュリティシンポジウム 2016 論文集, 2016, 2016.2: 208-215.(2016)
- [13] Proenca, Hugo, et al. *The ubiris. v2: A database of visible wavelength iris images captured on-the-move and at-a-distance* IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 32.8 (2010)
- [14] Zhao, Zijing, and Kumar Ajay. *An accurate iris segmentation framework under relaxed imaging constraints using total variation model* Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision(2015)
- [15] *An Accurate Iris Segmentation Framework under Relaxed Imaging Constraints using Total Variation Model*, <http://www4.comp.polyu.edu.hk/~csajaykr/tvmiris.htm>