

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

大石 真太郎¹ 白川 功浩¹ 市野 将嗣¹ 吉浦 裕¹

概要: 虹彩認証は、指紋認証など他のバイオメトリック認証方式と比べ、非常に高い認証精度を持つことが知られている。しかし、虹彩認証は高画質の画像を必要とするため、至近距離で認証を行う必要があり、被認証者に負担を与えてしまうという問題点がある。これに対し、本論文では遠距離での認証を可能とするため、両目の虹彩と目の周辺画像を用いた認証を AdaBoost で組み合わせる手法を提案した。そして提案手法の評価のため、先行研究の手法と認証精度を比較する実験を行った。その結果、AdaBoost による手法を用いることで、先行研究の手法と比べて認証精度が向上し、提案手法の有効性を確認することができた。

キーワード: バイオメトリクス, 虹彩認証, 目の周辺認証, AdaBoost

Personal Authentication Using Eye Images

SHINTARO OISHI¹ YOSHIHIRO SHIRAKAWA¹ MASATSUGU ICHINO¹ HIROSHI YOSHIURA¹

Abstract: Recently, it is known that iris authentication has high authentication accuracy. But, owing to it's requiring user to approach short distance of authentication equipment, the user's burden is greater. Therefore, in order to reduce the burden, we propose the method to combine score from iris and periocular authentication using AdaBoost. The result showed that the proposed method is shown to be effective compared with the method of the previous study. .

Keywords: Biometrics, Iris authentication, Periocular authentication, AdaBoost

1. はじめに

近年、本人の身体的・行動的特徴を用いるバイオメトリック認証が携帯電話や銀行端末などの本人認証に活用されている。バイオメトリック認証は、パスワードや磁気カード、IC カードなどを用いた個人認証方式のように記憶したり、鍵を携帯する必要がなく、偽造や成りすましも難しい。

特に虹彩認証は、指紋認証などのほかのバイオメトリック認証と比べて、非常に高い認証精度を持つ [1]。しかし、この虹彩認証は至近距離での撮影が必要となるため、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。これを軽減するために、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、画質劣化による認

証精度の低下が報告されている [2]。

この問題に対して、虹彩認証と比べて利便性が高い認証方式として、目の周辺画像を用いた認証 (以下、目の周辺認証) が注目されている。この認証方式は、他のバイオメトリック認証との組み合わせが容易であるという特徴を持つ。また、虹彩認証と比べて遠距離での認証が可能のため、被認証者の負担が少なく利便性が高い。これらの特徴から、虹彩認証と目の周辺認証を組み合わせた手法が提案されている [3], [4]。この手法により、遠距離での虹彩認証の精度低下を目の周辺認証により補うことが可能となる。また、虹彩と目の周辺は一度の撮影で取得することができるため、被認証者の負担は少なくなる。

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

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

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。

本研究では、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。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。両目の虹彩、またその周辺から得られる特徴量を AdaBoost を用いて統合することで既存手法よりも識別精度が向上することを示す。

2. 先行研究

本章では、まず虹彩認証について説明する。また、目の周辺認証、虹彩と目の周辺を組合わせた認証方式の先行研究について述べる。

2.1 虹彩認証

虹彩とは、瞳孔を取り巻く円盤状の部位であり、一卵性双生児や同一人物の左右の目であっても、虹彩の様子はまったく同じにはならない [5]。また、2歳ごろを過ぎると、その模様に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誤認識率が低い。

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], [7], [8]。

(1) アイリスコードの生成

虹彩認証における特徴量としてアイリスコードと呼ばれる 0,1 のコードを虹彩模様の濃淡値から算出する。

まず目画像から虹彩領域をドーナツ型に切り取り、極座標変換により長方形に変換する。ここで、同時にまつげ、光の反射等のノイズを検出する。次に長方形の画像領域を 8 等分し、それぞれの領域からいくつかのポイントを選ぶ。各ポイントで複数の空間周波数に対する Gabor フィルタを用いたウェーブレット変換を行い、正弦成分と余弦成分の正負により 0,1 のコードを決定する。これらの操作によりアイリスコードが生成される。

(2) マスクコードの生成

生成したアイリスコードには、まつげ、光の反射等のノイズが含まれている。これらのノイズを取り除くために、マスクコードと呼ばれるコードを生成する。マスクコードはアイリスコード同様に 0,1 のコードで、アイリスコードの生成時に検出されたノイズがウェーブレット変換に影響していると判定された部分を取り除く役割がある。

(3) テンプレート登録

虹彩画像から生成したアイリスコードとマスクコードをテンプレートとして登録する。

(4) 本人照合処理

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[10], [11]	LBG,HOG,SIFT
Woodard[3]	LBP
Tan[4]	LBP,HOG,SIFT,GIST,LMF
Raja[12]	SIFT,SURF,BSIF
Sambit[13]	SIFT,SURF,PILP

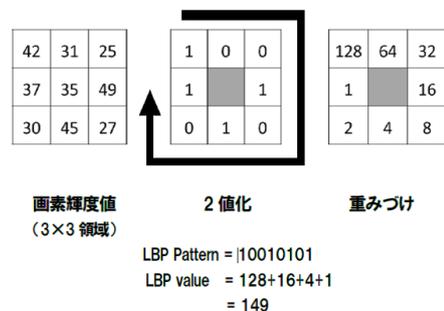


図 1 LBP の計算例

取得された虹彩コードと登録された虹彩コードのハミング距離を用いて本人を照合する。大量の虹彩コードを統計的に処理した結果によって閾値を算出し、閾値よりもハミング距離が小さければ本人と判別する。

2.2 目の周辺認証

目の周辺を用いた認証方式では、認証に用いる画像の領域や、特徴量は確立していない。以下に、先行研究において用いられている画像の領域と特徴量について説明する。

2.2.1 認証に用いる画像の領域

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 [9]。これらの情報は画像領域に含まれる必要がある。

2.2.2 認証に用いる特徴量

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。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。以下にこの 3 つの特徴量について説明する。

■ Local Binary Pattern(LBP)

LBP (Local Binary Pattern) は、画像の照明変化に強い特徴量であり、顔認証において有効性が実証され、多くの研究で利用されている。

LBP は、ある注目画素と近傍画素を比較し、その大小によって 2 値化し、パターンにする手法である。パターンに重みづけをすることで、LBP 値が得られる。図 1 に LBP の計算例を示す。対象画像からそれぞれの画素の LBP 値を算出した後、画像を数個のブロックに分割する。ブロックごとの LBP 値ヒストグラムを算出し、結合することで、(256 × ブロック個

数)次元の特徴量を得ることができる。

■ Histograms of Oriented Gradients(HOG)

Histograms of Oriented Gradients(HOG)は、輝度勾配のヒストグラムを用いて、画像に含まれる物体の形状を表現する特徴量である。この特徴量は幾何学的変換や照明変化などに頑強である。以下で、HOGの算出方法について説明する。

(1) 輝度の勾配方向と強度の算出

まず、すべての画素において、縦・横方向の輝度勾配の強度 m と勾配方向 θ を算出する。輝度勾配とは、輝度の変化を方向と大きさ(強度)により表すベクトルである。

$$m(x, y) = \sqrt{f_x(x, y)^2 + f_y(x, y)^2} \quad (1)$$

$$\theta(x, y) = \tan^{-1} \frac{f_y(x, y)}{f_x(x, y)} \quad (2)$$

$$\begin{cases} f_x(x, y) = L(x+1, y) - L(x-1, y) \\ f_y(x, y) = L(x, y+1) - L(x, y-1) \end{cases} \quad (3)$$

ここで、 L は画像を、 (x, y) は画素の位置を表している。

(2) ヒストグラムの作成

求めた輝度勾配の強度と方向から、セルごとに輝度勾配ヒストグラムを作成する。ここでのセルとは、画像を重複のないように $p \times p$ ピクセルごとに分割した領域である。得られた勾配方向を $0^\circ, 20^\circ, 40^\circ, \dots, 160^\circ$ の 20° ずつ離れた 9 方向に正規化し、セルごとにヒストグラムを作成する。

(3) ブロック領域での正規化

輝度勾配ヒストグラムを $q \times q$ セルの大きさのブロックで正規化する。ブロックは、セルを 1 つずつずらしながら重複を許して生成する。ある n 番目の特徴量の正規化は、下記の式を用いて行う。

$$v'(n) = \frac{v(n)}{\sqrt{\sum_{k=1}^{q \times q \times N} v(k)^2 + \epsilon}} \quad (4)$$

ここで、 N は勾配方向数を表しているため、 $N = 9$ となる。

■ Scale Invariant Feature Transform(SIFT)

Scale Invariant Feature Transform(SIFT)[14]はLoweらによって提案された局所特徴量であり、画像の回転変化やスケール変化等に不変であり、照明変化に頑強である。以下にSIFTの算出方法について説明する。

(1) キーポイントとスケールの検出

DoG(Difference of Gaussian)画像から特徴点(キーポイント)の位置と、スケールと呼ばれる特徴量を記載する範囲を検出する。DoG画像とは、スケールの異なるガウス関数と入力画像を畳み込

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[3]	MBGC	重みつき和
Tan[4]	UBIRIS.v2,FEGC,CASIA v4-distance	重みつき和
Raja[12]	自作データセット(可視領域画像)	重みつき和
Sambit[13]	BATH,CASIA.v3,UBIRIS.v2,FERET.v4	重みつき和

んだ平滑化画像の差分である。特徴点はスケール変化に対して不変となる。

(2) キーポイントのローカライズ

手順1で検出された特徴点の中には、DoG出力値の小さい点やエッジ上の点が含まれており、これらの点はノイズや開口問題の影響を受けやすいという問題がある。よって、主曲率を求めて閾値処理を行うことで、1で検出した特徴点のうちエッジ上の点を削除する。次に、キーポイントのサブピクセル推定により位置とスケールを算出する。最後にコントラストによるキーポイント絞り込みを行い、DoG出力値の小さい点を削除する。

(3) オリエンテーションの算出

検出した特徴点の方向(オリエンテーション)を求め、特徴量記述の際にオリエンテーションにより向きの正規化を行うことで、特徴点は回転に対して不変となる。オリエンテーションの算出には、勾配強度と勾配方向を求め、重みつきヒストグラムを作成する。

(4) キーポイント記述

128次元の各特徴ベクトルの長さをベクトルの総和で正規化することで、特徴点は照明変化に対して頑強となる。

2.3 虹彩と目の周辺認証の統合方法

虹彩認証は、非常に高精度の認証が可能であるという利点がある一方、遠距離で撮影した画像を用いた場合は認証精度が下がるため、被認証者は認証時に認証機器に近づく必要があり、利便性が低くなってしまいう問題がある。また、目の周辺認証に関しても、遠距離から撮影した画像で認証ができるという利点がある一方で、目の開き具合や表情変化に伴った目の動きによって生じる変形によって精度が低下するという問題点がある。

これらの問題点に対して、虹彩と目の周辺認証を統合することで、互いの認証の精度の不足を補う方式が提案されている。以下の表2に先行研究で用いられている統合手法と評価に利用されているデータセットの例を示す。表2に示されているように、様々なデータセットにおいて重みつき和による統合手法が用いられていることが確認できる。以下に重みつき和についての説明を示す。

- 重みつき和による統合手法

先行研究 [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。

$$x_{new} = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (5)$$

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 は以下のよう算出する。

$$S = \omega_1 S_{iris} + \omega_2 S_{periocular} \\ \omega_1 + \omega_2 = 1 \quad (6)$$

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 [3] 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 [4] 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徴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。

先行研究では、単体の精度と比べて、複数の認証を組み合わせた場合の識別精度が向上することが報告されており、その有効性を示している。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。

3. AdaBoost を用いた統合手法の提案

本研究では、Boosting の代表的手法である AdaBoost を用いて、認証精度が逐次的に向上するように特徴量を自動的に選択しながら認証を行う方法を提案する。

3.1 両目を組み合わせた認証

先行研究 [3], [4], [12], [13] では、左右の目から得られた虹彩と目の周辺領域の特徴をそれぞれ左右別で統合していた。しかし、左右の目は同じ本人のものであっても、目じりやまぶたなどの部位で違いが存在するので、両目から得られる特徴量は異なると考えられる。また、2.2.2 項で述べた認証で用いる特徴量には、それぞれ異なる特徴があるので得られる情報も異なる。よって、本研究では両目の特

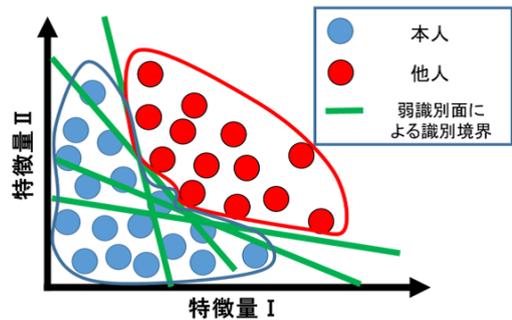


図 2 Boosting の概念図

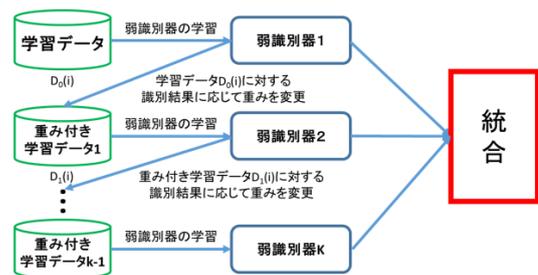


図 3 Boosting の概要図

徴量を全て統合して認証に用いる。これにより、(特徴量の種類×両目) 分の多数の特徴量を利用することが出来る。しかし、様々な特徴量を組み合わせる場合は、基本的に特徴量の分布が複雑になる場合が多い。こうした場合、重みつき和による統合手法では識別境界が線形となってしまうため、本人・他人の識別を誤る可能性が大きい。これに対し、本研究では、AdaBoost を利用して、多数の特徴量から有効な特徴量を逐次的に組み合わせることで、非線形の識別境界を作成し、識別を行う。

3.2 AdaBoost

AdaBoost は様々な手法が提案されている Boosting の手法の一つである。Boosting とは逐次的に学習データの重みを変化させながら複数の弱識別器で学習し、それらを統合した識別器で最終的な識別をするという考え方である。図 2 に Boosting の概念を示す。

弱識別器の学習はそれまでの学習結果に依存して行われる。まず、学習データに一律に重みを付与する。弱識別器の学習のステップごとに、分類を誤ったデータの重みを増やし、正しく分類できたデータの重みを減らすことで、重みの大きなデータを優先的に学習し、誤分類の多いデータを正しく分類できるようにする。また、データに重みを付加することでデータの重要度を制御できるので学習アルゴリズムが特定のデータを正しく分類できるようにすることができる。概要図を図 3 に示す。

本研究で用いる AdaBoost では誤分類したデータの重みを重くすることで $k-1$ 回目までの学習で誤分類したデータ

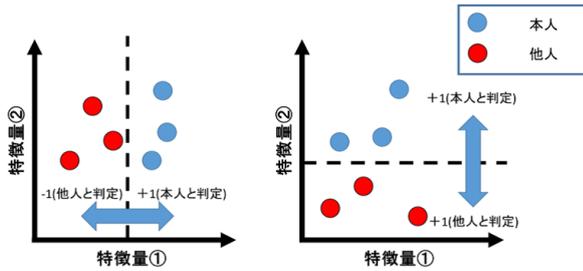


図 4 閾値を用いた弱識別器

に関して k 回目の学習で重点的に学習を行う。よって、 k 個目の弱識別器では $k-1$ 個目までの弱識別器が苦手とするデータに関して、より分類能力が高くなるように学習が行われる。最終的に弱識別器を組み合わせることによって、弱識別器同士が互いを補い、高い性能を持つようになる。

3.3 AdaBoost 適用のメリット

AdaBoost を用いた統合には以下の利点がある。

- 様々な特徴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。
- 弱識別器の個数によって認証精度と認証時間が制御できる。高い識別精度を求める場合は、弱識別器の個数を増やすことでより高精度な識別器が作成可能である。また、時間を優先する場合は、弱識別器の個数を減らすことで対応できる。

3.4 AdaBoost を用いた提案手法

以下に、本論文における 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の組み合わせに対して、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 (図 4)。AdaBoost の各学習ステップで与えられた学習データから閾値を求め、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。

$$h_t = \begin{cases} +1 & (\text{本人と判定したデータ}) \\ -1 & (\text{他人と判定したデータ}) \end{cases} \quad (7)$$

各特徴量に関して弱識別器を作成し、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ことで、弱識別器の選択と特徴量の選択を対応付けることが可能となる。

• 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とする。誤り率 ε が最小となる値を閾値とし、弱識別器を作成する。

弱識別器の信頼度 α は次式で求める。

$$\alpha = \frac{1}{2} \log \frac{1 - \varepsilon}{\varepsilon} \quad (8)$$

• 初期重み

通常の AdaBoost では、初期重みは各データに対して「 $1/\text{全データ数}$ 」を重みの値として与える。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。

$$\omega_0(x) = \begin{cases} \frac{1}{\text{本人のデータ数}} & (\text{本人のデータ}) \\ \frac{1}{\text{他人のデータ数}} & (\text{他人のデータ}) \end{cases} \quad (9)$$

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。

• 重み更新

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

$$D_{t+1}(i) = \begin{cases} D_t(i) \exp(-\alpha_t) & (\text{正しく照合したデータ}) \\ D_t(i) \exp(\alpha_t) & (\text{誤って照合したデータ}) \end{cases} \quad (10)$$

• 識別スコア

(各弱識別器の信頼度) \times (選ばれた弱識別器 (特徴量に対応)) 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。

$$H(x) = \sum_{t=1}^t \alpha_t h_t(x) \quad (11)$$

4. 評価実験

提案手法によ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 実験概要

本実験では目の周辺の画像から虹彩と目の周辺の特徴量を取得し、識別に用いた。特徴量として、虹彩認証では 2.1 節で述べた Daugman アルゴリズムより算出したアイリスコードを、目の周辺認証では多くの先行研究で用いられている LBP, HOG, SIFT の 3 種類の特徴量を用いて、画像同士を比較し類似度スコアを算出した。そして、本人と他人の類似度スコアの特徴ベクトルの分布に対し、これらを分類するために学習用データを用いて AdaBoost の学習を行

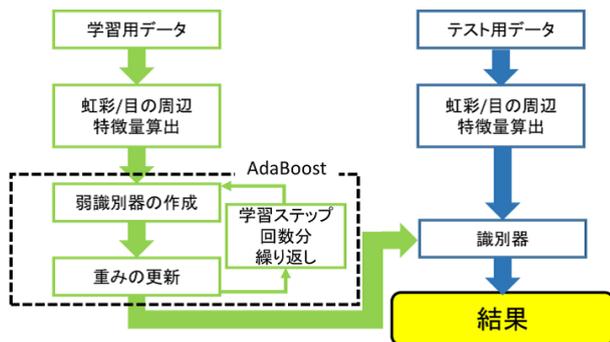


図 5 本実験の概要



図 6 CASIA-Iris-Distance



図 7 虹彩周辺の切り出し画像

い、識別器を作成した。そして、作成した識別器をテスト用データに適用することで、識別器の性能を評価した。また、提案手法との比較対象として、先行研究で用いられている統合手法についても学習を行って、テスト用データに適用した際の性能を評価した。以下の図 5 に概要を示す。

4.2 画像データセット

実験用の画像データセットとして CASIA-Iris-Distance[15] を使用した。このデータベースは、近赤外光カメラで 3 メートル離れた距離から虹彩を撮影している。図 6 に収録されている画像を示す。

今回は、眼鏡等をつけていない CASIA-Iris-Distance の被験者 30 人の中から 1 人あたり画像 8 枚を選び、学習データ 4 枚とテストデータ 4 枚に分けた。よって、今回の実験で用いる学習データ、テストデータはそれぞれ 30 人 × 4 枚 = 120 枚の画像で構成される。

4.3 虹彩認証

4.3.1 前処理

本研究では、CASIA-Iris-Distance の裸眼の画像から、虹彩を含む目の周辺領域の切り出しをおこなった (図 7)。

まず、OpenCV[16] で実装されている目検出アルゴリズムを用いて、左右の目の領域を個別に検出した。次に、検出した領域から Circular-Hough 変換により瞳孔を検出した。

特徴量名	特色
LBP	照明変化に強い
HOG	幾何学変換・照明変化に強い
SIFT	回転・スケール変化・照明変化に強い

最後に、検出した瞳孔の中心が画像の中心となるように補正を行い、600 × 400 のサイズで画像を切り出した。

4.3.2 特徴量と類似度スコアの算出

OSIRIS version 4.1[17] を用いて Daugman の虹彩認証アルゴリズムを実施した。4.3.1 項で虹彩周辺を切り出した画像から、特徴量としてアイリスコードを抽出する。その後、アイリスコード同士のハミング距離による類似度スコアとして算出する。

4.4 目の周辺認証

4.4.1 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、

$$S_f = \frac{r_{norm}}{r_{iris}} \quad (12)$$

を求めた。次に、元画像のサイズ 600 × 400 に対し、正規化後の画像サイズが $S_f(600 \times 400)$ となるように Bicubic 法を用いて縮小した。この正規化により、各画像の虹彩の半径の大きさが r_{norm} と等しくなる。その後、虹彩の中心が画像の中心となるように補正し、文献 [] の数値から、画像サイズ $6r_{norm} * 4r_{norm}$ で再び切り出した。

4.4.2 特徴量の抽出

本研究では、多くの先行研究で用いられている 3 種類の特徴量を使用する。表 3 にそれぞれの特徴量とその特徴を示す。

4.5 類似度スコアの統合

多くの先行研究で用いられている min-max 正規化による重みつき和と、本論文における提案手法である AdaBoost のそれぞれで類似度スコア統合を行い、認証精度を比較する。重みつき和については、2.3 節で述べた先行研究による手法を参考に、各特徴量の類似度スコアを min-max 正規化した後、最も EER が低くなる際の重みを総当りで求めた。AdaBoost については 3.4 節で述べた方法により識別器を作成した。

4.6 評価手法

4.6.1 実験評価

実験結果に対し、EER、識別率、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. 識別率とは, 与えられた特徴を誰のものか正しく判定できている割合のことである.

4.6.2 クロスバリデーション

今回の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, 8 枚の画像から学習データ 4 枚を抜き出すことのできる回数 (${}_8C_4 = 70$ 回) とした. 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

虹彩と目の周辺認証の組合せにおいて, 両目から得られた特徴量の類似度スコア統合に AdaBoost を用いることの有効性を示すため, 検証を行った.

以下の表 4 に実験を行った組合せと, 既存手法である重みつき和による統合手法, AdaBoost による統合手法の EER(等エラー率), 識別率を示す.

番号 1,2,3 は, 左右の目それぞれにおいて虹彩から得られたアイリスコードと目の周辺から得られた特徴量 1 種 (合計 2 個) を組み合わせたもので, 番号 4 は, 左右の目それぞれにおいてアイリスコードと目の周辺から得られた特徴量 3 種全て (合計 4 個) を組み合わせたものとなっている. 番号 5 は, 両目から得られたアイリスコードと目の周辺から得られた特徴量 3 種全て (合計 8 個) の組合せである.

表 4 より, 重みつき和による手法, AdaBoost による手法ともに, 特徴量の種類が増えていくにつれて EER と識別率が良くなっていることがわかる. また, 組合せ番号 5 において AdaBoost による手法で両目の特徴量を統合したものは, 他のどの組合せ, 手法と比較して最も精度が高い結果となった.

また, 図 8 の ROC カーブより, 特に統合する特徴量の数が増えた際には, AdaBoost による手法が重みつき和よりも精度が高くなっていることが確認できる. これにより, 3.3 節で説明した AdaBoost の利点が本研究においても有効に働いていることが示されている.

6. 考察

実験結果より, 特徴量が 2 個,4 個,8 個と増えていった際に, 精度が上がっていることが確認できる. ここでは, その理由について考察する.

精度が上がっている理由として以下の 2 つが考えられる.

- 認証に利用している各特徴量の特徴はそれぞれ異なっており, これらが互いの欠点を補うように組み合わせられているため.

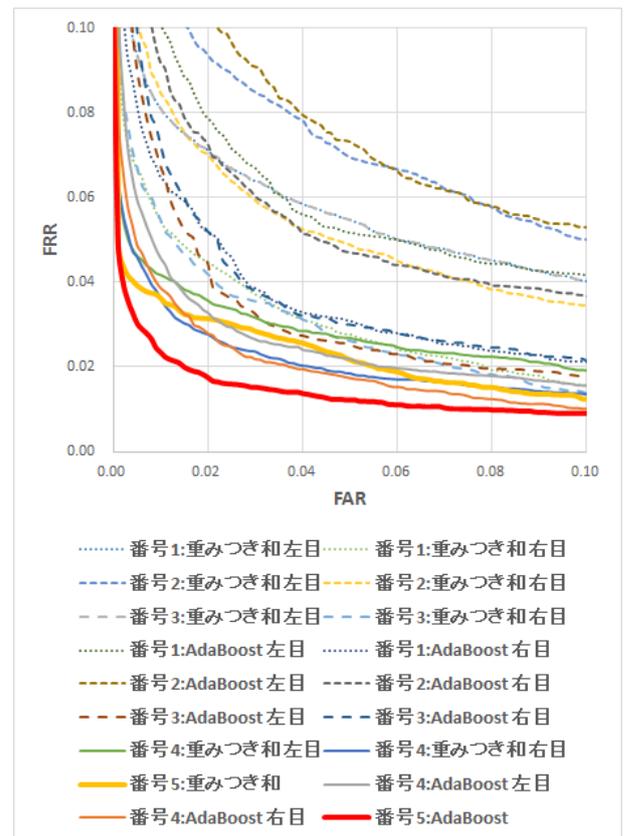


図 8 ROC カーブ

- 両目から得られる特徴は同じ人のもので左右の目で異なっており, これらが互いの欠点を補うように組み合わせられているため.

まず, 一つ目の理由を確認するため, 本実験で用いた各特徴量の左目の類似度スコアの分布のヒストグラムを図 9 を示す. ヒストグラムの縦軸は出現頻度, 横軸は類似度スコアを示している. なお, 本人同士のペアに比べ他人同士のペアが極端に多いため, 縦軸に関して正規化を行った. 図 9 より, 各特徴量によって類似度スコアの分布に差異があることが確認でき, 識別に成功・失敗している人物も異なっていることもわかった. また, 今回の実験結果の表 4 における, 組合せ番号 1-3 よりも組合せ番号 4 の精度が高くなっていることから, 識別において各特徴量の欠点が補われるように組み合わせられていると考えられる.

次に, 二つ目の理由を確認するため, 左右の目から得られた LBP の類似度スコアのヒストグラムを図 10 に示す. 図 10 より, 同じ特徴量であっても, 左右の目で分布に差異があることが確認でき, 上と同様に識別に成功・失敗している人物も異なっていることもわかった. また, 今回の実験結果の表 4 における, 組合せ番号 4 よりも組合せ番号 5 の精度が高くなっていることから, 左右の目から得られる特徴量が上手く組み合わせられていると考えられる.

以上より, 特徴量が増えるに従って, 精度が向上していると考えられる.

表 4 組合せによる EER と識別率

番号	左右	特徴量組合せ	特徴量数	EER(%)				識別率(%)			
				AdaBoost		重みつき和		AdaBoost		重みつき和	
				左	右	左	右	左	右	左	右
1	左右別	虹彩 - 目の周辺 1 種 (LBP)	2	5.30	3.80	4.72	2.95	80.7	86.1	84.3	89.2
2	左右別	虹彩 - 目の周辺 1 種 (HOG)	2	6.60	5.07	5.82	4.21	75.3	81.5	78.5	83.6
3	左右別	虹彩 - 目の周辺 1 種 (SIFT)	2	3.31	3.75	2.77	3.08	84.8	84.9	86.0	87.9
4	左右別	虹彩 - 目の周辺 3 種 (LBP,HOG,SIFT)	4	3.03	2.56	2.87	2.10	88.6	90.5	91.2	92.1
5	左右統合	虹彩 - 目の周辺 3 種 (LBP,HOG,SIFT)	8	1.92		2.27		94.0		93.7	

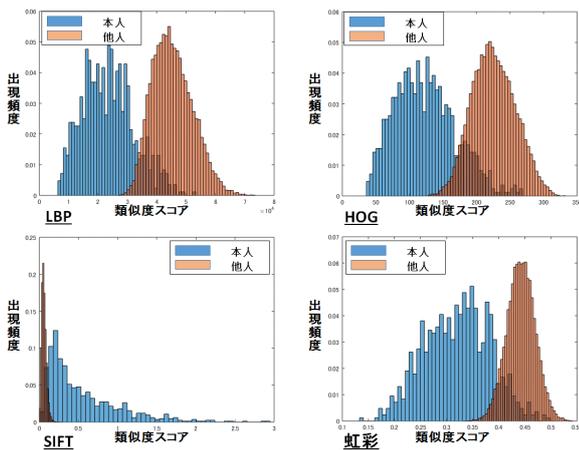


図 9 各特徴量のヒストグラム (左目)

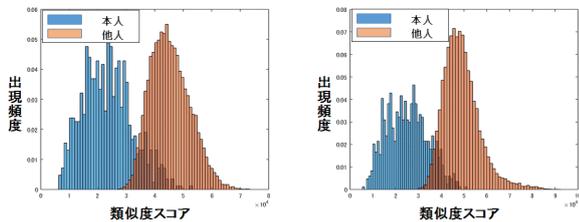


図 10 LBP のヒストグラム (左:左目 右:右目)

7. 結論

本研究では、虹彩と目の周辺認証の類似度スコア統合の手段として 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 (アイリスコード) と目の周辺認証における複数の特徴量 (LBP,HOG,SIFT) によって算出した類似度スコアを閾値による大小比較でを用いて実験を行った。

その結果、複数の特徴量の類似度スコアを組み合わせることで、先行研究の手法と比べて認証精度が向上し、Boosting 適用の有効性を実験的に確認することができた。また、組み合わせる特徴量の数を増やすことで Boosting による組合せの効果が高くなることが確認できた。

今度の課題としては、データ数を増やして今回の手法の有効性を確認することや、特徴量の個数をさらに増やした

場合の精度評価をすることなどが挙げられる。

参考文献

- [1] 社団法人日本自動認識システム協会：よくわかるバイオメトリクスの基礎，オーム社 (2005)
- [2] 梅岡良行，金子直史，斉藤友彦，鷺見和彦：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)
- [3] Damon L. Woodard Shrinivas Pundlik Philip Miller : On the Fusion of Periocular and Iris Biometrics in Non-ideal Imagery, 19th International Conference on Pattern Recognition(2010)
- [4] Chun-Wei Tan, Ajay Kumar : Human Identification from at-a-distance Images by Simultaneously Exploiting Iris and Periocular Features, 21st International Conference on Pattern Recognition(2012)
- [5] 小松尚久，内田薫，池野修一，坂野鋭：バイオメトリクスのおはなし，日本規格協会 (2008)
- [6] J.Daugman ; How iris recognition works, IEEE Circuits and Systems for Video Technology. Vol.14, pp21-30,(2004)
- [7] J.Daugman : Probing the uniqueness and randomness of IrisCodes: Results from 200 billion iris pair comparisons, Proceedings of the IEEE 94(11), pp1927-1935(2006)
- [8] J.Daugman : New methods in iris recognition, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. Part B: Cybernetics. Vol.37 No.5, pp1167-1175(2007)
- [9] 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)
- [10] U.Park, R.Jillela, A.Ross, A. Jain : Periocular Biometrics in the visible spectrum: A feasibility study, BTAS(2009)
- [11] U.Park, R.Jillela, A.Ross, A. Jain : Periocular Biometrics in the visible spectrum, IEEE Transactions of Information Forensics and Security(2011)
- [12] K.B.Raja, R.Raghavendra, C.Busch, M.Stokkenes : Multi-modal authentication system for smartphones using face, iris and periocular, ICB(2015)
- [13] B.Sambit, K.Pankaj, M.Banshidhar : A novel phase-intensive local pattern for periocular recognition under visible spectrum, Biocybernetics and Biomedical Engineering(2015)
- [14] D.G.Lowe : Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints, International Journal of Computer Vision Volume 60 Issue 2 pp91-100(2004)
- [15] CASIA Iris Image Dataset v4.0, <http://biometrics.idealtest.org/>
- [16] OpenCV, <http://opencv.jp>
- [17] OSIRIS version 4.1, <http://svnext.it-sudparis.eu/>