

顔検出防止技術の評価実験

江藤 一樹[†] 脇 一史[†] 森 駿文^{††} 菊池 浩明[†]

[†] 明治大学総合数理学部 〒164-8525 東京都中野区中野 4-21-1

^{††} 明治大学大学院先端数理科学研究科 〒164-8525 東京都中野区中野 4-21-1

E-mail: †{ev60558,kikn}@meiji.ac.jp

あらまし 近年、顔認証技術の向上により、空港やイベント会場において顔認証システムが普及している。一方で、利用者の同意がない顔認証による属性推定が生活者への不安を与えるといった、プライバシーに関する問題が懸念されている。この課題に対して、山田ら [1] によって、顔検出を防止するデバイス、プライバシーバイザーが提案された。しかしながら、本デバイスは特定の顔検出方式に特化して設計されており、多様な認証方式のすべてに有効であるか定かでない。そこで、本稿では、ディープラーニングと顔特徴点を用いた顔認証システムをそれぞれ実装し、プライバシーバイザーの評価を行った。ディープラーニングを用いた提案システムには、画像識別に特化した手法である Convolutional Neural Network (CNN) を使用する。被験者 20 人に対して、様々な条件下で顔画像を取得し、検出精度を評価した。素顔、バイザー OFF、バイザー ON で学習 (テンプレート) した場合で評価を行ったところ、CNN は顔特徴点に比べて学習した画像の状況に左右されず、プライバシーバイザーを掛けたままでも個人識別できるリスクがある事が明らかになった。

キーワード 顔認証, プライバシー

Empirical Evaluation on Face-Detection Prevention Technologies

KAZUKI ETO[†], KAZUSHI WAKI[†], TAKAFUMI MORI^{††}, and HIROAKI KIKUCHI[†]

[†] School of Interdisciplinary Mathematical Sciences, Meiji University 4-21-1 Nakano, Nakano-ku, Tokyo, 164-8525 Japan

^{††} Graduate School of Advanced Mathematical Sciences, Meiji University 4-21-1 Nakano, Nakano-ku, Tokyo, 164-8525 Japan

E-mail: †{ev60558,kikn}@meiji.ac.jp

1. はじめに

近年、店舗における顧客の購買行動推定や空港やイベント会場における犯罪防止などの目的に顔認証システムが広く普及してきている。その一方で、無条件にカメラで撮影されることや、取得された個人情報の用途が不明な事で生活者に生じる不安や属性推定といったプライバシーに関する課題も懸念されている。これに対して、山田ら [1] は、反射性のある素材により顔検出を防止するメガネ型デバイスのプライバシーバイザー (以下、バイザー) を提案している。

しかしながら、顔認証は本人の協力の下で行う本人認証としての利用されるだけでなく、近年ではショッピングモールなどで、無条件に顧客の属性を自動推定し、人流情報等を抽出する新しい応用も広がっている。その際には、本人の同意なく顔が分析され、特徴を識別されて追跡されてしまう脅威が生じる。

例えば、サングラスやマスクをして追跡を防止しようとしても、最近導入が著しいディープラーニング技術を用いて、マスクなどをかけたままのパターンを学習されては追跡を避けられないことが予想される。これまでのところ、この脅威に対するリスクは明らかでない。

そこで本研究では、バイザーの個人識別を抑制する技術の効果を検証するため、次の 2 つの代表的な顔認証方式を取り上げる。

(1) CNN を用いて顔全体のイメージを学習する方式 (CNN 方式)

(2) 目、鼻、口などの顔の特徴点を抽出し、その相対座標を比較することで個人を識別する方式 (特徴点方式)

これら 2 つの識別システムをそれぞれ実装し、素顔のまま学習する時と、バイザーや通常のサングラスなどを装着して学習する時とで、個人の識別精度がどのように変化するかを明らかに

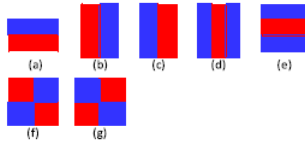


図 1 Haar-like 特徴の基本パターン [1]

する。

CNN を用いた識別システムは、python の計算パッケージである NumPy^(注1) と、TensorFlow のフレームワークである Keras^(注2) の 2 種類の方式で実装する。顔の特徴点を用いた識別システムでは、顔の検出にコンピュータビジョン向けライブラリの OpenCV^(注3) を利用し、目や口などの特徴点抽出にはクロスプラットフォームソフトウェアライブラリの Dlib^(注4) を使用する。

特徴点を用いた手法 2 はバイザーによって部位を識別されることが防止され、識別精度が落ちることが予想される。一方、CNN は、バイザーをパターンとして学習するので、大きな効果に生じないことが予想される。

本研究の新規性は次の通りである。

- (1) 本人協力のない環境下を想定して、バイザーやサングラスごと学習して追跡されるリスクを明らかにする。
- (2) Dlib, CNN, バイザー, サングラスの追跡防止効果の差を明らかにする。

2. 要素技術

2.1 プライバシーバイザー [1]

プライバシーバイザー [1] は、デジタルカメラの顔検出の主流手法である Viola-Jones 法 [3]~[5] で用いられる Haar-like 特徴量の算出を防ぐことで顔検出を防止するデバイスである。Haar-like 特徴量は顔の明暗差に着目し、2つの異なる矩形領域で構成された Haar-like を用いた特徴量である。

図 1 に Haar-like 特徴の基本パターンを示す。プライバシーバイザーは顔全体で最も明暗差のある目元に対して、本来の明暗と反対となるように目の周りに白い反射性素材を用い、鼻筋に黒い吸収性素材を用いることで顔検出を失敗させる。

本研究ではプライバシーバイザーの商用版である株式会社前澤金型の PV-001 の CL BLACK [11] を用いる。本プライバシーバイザー [1] は、レンズとテンプレの接合部であるヨロイが上下に可動出来るようになっており、ヨロイを閉じた状態でサングラスの機能のみ持つ「通常モード」(以下、バイザー OFF) と、開いた状態で顔検出を防ぐ「保護モード」(以下、バイザー ON) の 2 状態を有する。

2.2 CNN を用いた顔識別法

図 2 に Convolutional Neural Network(CNN) の概要図を示す。Convolutional は畳み込みを表し、画像のピクセルの座標

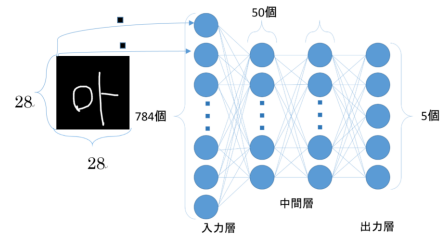


図 2 ニューラルネットワークの概念図 (ハンブル語の母音を画素ごとに入力)

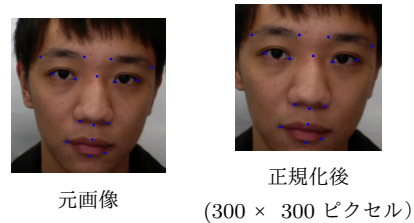


図 3 正規化処理の例

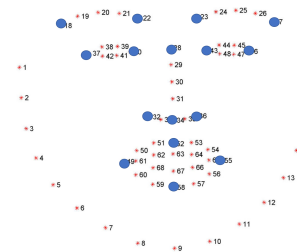


図 4 Dlib の抽出する部位の 68 個の座標と方法 2 で使用する特徴点

位置に関する特徴量を学習に取り入れる。人間の脳神経系のニューロンの働きをモデル化したニューラルネットワークは、与えた学習データに対して、逆誤差伝播法により各々のニューロンが持つ重みとバイアスを適正化する。

2.2.1 CNN の実装

本研究では Keras フレームワークを用いて、VGG-16 [6] ImageNet Large Scale Visual Recognition 2014(ILSVRC2014) の 1000 クラス識別タスクにおいて、2 位となった識別手法を改良したモデルを用いる。ImageNet は、2009 年にプリンストン大学によって提供された機械学習のためのデータセットであり、2 万を超えるカテゴリと 1400 万枚以上の画像を有している。VGG は 13 個の畳み込み層とプーリング層、全結合層を組み合わせたシンプルな構造である。高い精度を発揮できるため様々な機械学習のモデルとして多用されている。

さらに、本研究ではニューロンをランダムに消去しながら学習する Dropout をすることで、過学習を抑制できる手法 [7] を追加した。また、認証精度を向上するため、ImageNet の学習済みのモデルを転用して新たなモデルを生成する fine tuning を使用した。

2.3 顔の部位の相対距離を用いた識別方法

2.3.1 Dlib ライブラリ

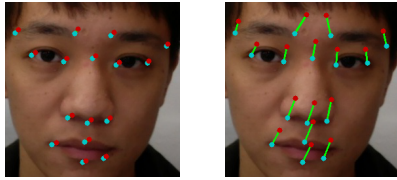
本研究では顔特徴点の抽出に、クロスプラットフォームソフトウェアライブラリの Dlib を使用する。Dlib は 2002 年から

(注1) : Numpy (<http://www.numpy.org/>) (2019/5/11 参照)

(注2) : Keras Documentation(<https://keras.io/ja/>) (2019/5/11 参照)

(注3) : Opencv(<https://opencv.org/>) (2019/5/11 参照)

(注4) : Dlib C++ Library (<http://dlib.net/>) (2018/12/20 参照)



被験者 1 とテンプレート 1 を比べた時 被験者 1 とテンプレート 2 を比べた時

図 5 座標の差 (赤点: テンプレート画像 青点: 入力画像 緑線: 特徴点の差)

Davis E. King ら [8] によって開発が開始され, 現在では機械学習や画像処理等, 幅広い分野のツールが追加されている. 顔特徴点を抽出する機能は Vahid Kazemi らによって提案されたアルゴリズム [9] を用いている.

2.3.2 特徴点

手法 2 では, 顔画像から顔領域を自動的に検出して, 切り取りを行う為に, OpenCV の Cascade Classifier メソッド [10] による Haar-like 検出器を用いる. 切り取った画像を 300×300 の画像にリサイズする. 図 3 に正規化した顔画像の例を示す.

Dlib は顔の特徴点を 68 点取得できるが, その内, 安定して映っている図 4 の中の青点で示す目, 口, 鼻, 眉毛の輪郭の 16 点の画像左上を原点とする相対座標からなるベクトルを特徴量ベクトルとする.

2.3.3 テンプレート

本実験では顔を検出することを出来た顔画像から, 被験者一人あたり三枚を無作為に選択し, 三枚分の特徴点の平均座標をテンプレートとしてデータベースに登録する.

テンプレートには顔検出された顔画像のみを使用するため, 被験者によっては登録に必要な情報が足りない事がある. その際は, 各条件で取得した全画像の特徴点の平均座標をテンプレートとして登録する.

2.3.4 類似度

特徴点のインデックス集合 $F = \{18, 22, 23, 27, 28, 32, 34, 36, 37, 40, 43, 46, 49, 52, 55, 58\}$, x_i, y_i を特徴点 $i \in F$ のテンプレートの x, y 座標, x'_i, y'_i を入力画像 A の特徴点 i の x, y 座標とする. 入力画像の特徴点の座標とテンプレート B との特徴点の座標のユークリッド距離を

$$S(A, B) = \sum_{i \in F} \sqrt{(x_i - x'_i)^2 + (y_i - y'_i)^2}$$

により求める.

図 5 は同一人物の特徴点距離と他人同士の特徴点距離を比較した例である. 緑線は特徴点間の距離を表し, この総和を (非)類似度 $S(A, B)$ とする.

2.3.5 識別方法

提案手法の処理の流れを図 6 に示す. 入力画像から OpenCV ライブラリを用いて顔検出を行い, Dlib を用いて特徴点 A を抽出し, 抽出した特徴点とデータベースの N 個の全テンプレートとの距離 $S(A, B_1), \dots, S(A, B_N)$ を計算する. A との距離が最も小さいテンプレート \hat{k} を出力する.

表 1 1 日で取得した条件別の画像数

条件	取得枚数
素顔	100 枚/日
バイザー OFF	100 枚/日
バイザー ON	100 枚/日

表 2 パラメータ

手法	コントラスト調整	左右反転	ガウシアンノイズ σ
種類	12%	1	2
	23%		
	35%		
	47%		
	59%		
計	6	1	2

2.4 適合率及び平均適合率

本研究では, 顔認証の精度の評価指標として, 適合率を算出する. 適合率は予測したデータのうち, 正しいものの割合である. 例えば A さんの適合率は

$$P_A = \frac{A \text{ と正しく判定した数}}{A \text{ さんと判定した全ての画像数}}$$

と定義する. 平均適合率は全ユーザについての適合率の平均とする.

3. 評価実験

3.1 実験目的

本実験の目的を以下に示す.

- (1) CNN と顔特徴点を用いた顔認証システムのそれぞれの精度を明らかにすること
- (2) プライバシーバイザーによる検出防止効果を明らかにすること
- (3) 素顔とバイザーごと学習した時の効果を明らかにすること
- (4) CNN を用いた顔認証システムにおけるバイザーとサングラスの効果の比較すること

本目的の為に, 素顔, バイザー OFF, バイザー ON の計 3 種類のデータで, それぞれ学習 (テンプレート) をする. 各学習データに対して, 3 種類の評価データを使用し, 評価を行う.

3.2 実験方法

3.2.1 顔画像データの取得

被験者 20 名は本学の学生 20 名 (男 19 名, 女 1 名) である. 2018 年 7 月 7 日から 3 日間実験した.

CNN は明るさや表情, 髪形などの変化に対して汎用性を持つ必要がある. そのため, CNN で用いる顔画像データを被験者 20 名に対し 1 日毎に 100 枚ずつ, 異なる時間に顔を撮影した. 顔の検出には, OpenCV を用いて取得する範囲を画面上に表示させ, 図 7 に示すように, 被験者の顔の範囲である青枠に基準となる赤枠を重ね合わせるように撮影した. iMac に標準で搭載されている web カメラを用いる. カメラの前にいる被験者を 3 フレーム毎に顔を上下左右に動かしながら撮影し, 2 日間で計 200 枚の学習データを表 1 に示す条件で取得した.

CNN の評価データと顔特徴点で使用するための顔画像を, 顔を固定させた状態で, 表 1 の条件で取得した.

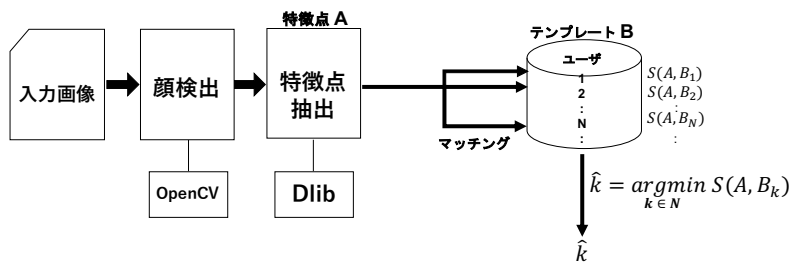


図 6 顔特徴点を用いた提案システムの概要

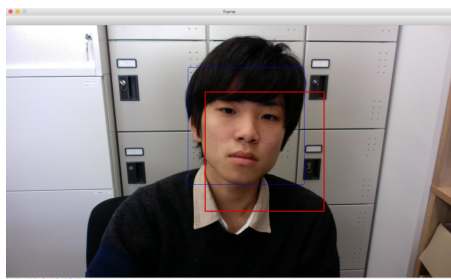


図 7 顔画像の取得方法

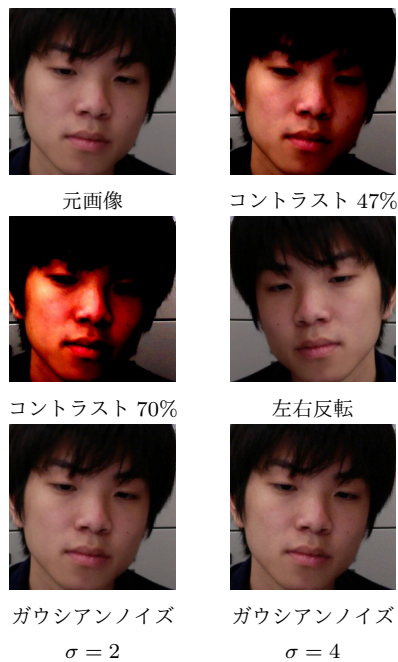


図 8 画像の変換例

3.2.2 顔画像データの拡張

CNN を用いる場合にデータセットの数は重要な要素であり、学習データの枚数を増やすことにより CNN の精度が向上する。本研究では、Data Augmentation と呼ばれるデータ拡張を行う。元の学習データに変換を加えてデータ量を増やす手法である。取得した顔画像に対し、Keras の機能を用いて 224×224 にリサイズを行い、OpenCV を用いて表 2 に示す各パラメータについて 9 種類のデータに拡張した。

コントラストは画像の輝度の分布を考慮して、0 から 255 の大きさに調整する。

ガウシアンノイズは各画素にガウス分布に基づく乱数を足す。表 2 に示す標準偏差 σ を用いる。

表 3 CNN の構成表 (活性化関数及び損失関数は vgg16 [6] に基づく)

パラメータ名	値
モデル	vgg16+Dropout
入力画素	224×224
バッチサイズ	128
エポック数	10
出力層	20

元画像を含め、一人一種類当たり 2,100 枚、合計 42,000 枚の顔画像データに拡張した。図 8 に拡張した結果の例を示す。

3.2.3 実験 1: CNN を用いた方式の実験方法

学習データを 44000 枚、テストデータを 2000 枚に分ける。学習パラメータは表 3 に示す。

3.2.4 実験 2: 顔特徴点を用いた方式の実験方法

被験者 20 名に対し、それぞれ条件で 100 フレーム分 $20 \times 3 \times 100 = 6000$ の画像を取得する。

3.2.5 実験 3: サングラスとバイザーの比較実験

本研究で使用するプライバシーバイザーと通常のサングラスに追跡防止効果の違いがあるのか比較する。サングラスを用いた実験結果 [2] と本研究の結果を比べる。

3.3 実験結果

3.3.1 実験 1: CNN による平均適合率

3 種類の顔画像を学習させた CNN の平均適合率を表 4 に示す。素顔を学習させた場合、素顔の評価データについての適合率は 62.59% と最も高い。しかし、バイザー ON で評価した時、平均値は 62% が 20.75% にまで下がっている。

バイザー OFF, ON を学習させた時は、評価画像のバイザー状態がどちらであっても平均適合率は 40% 以上であった。

3.3.2 実験 2: 顔検出率と顔特徴点による平均適合率

OpenCV により正しく顔を検出できた割合を表 6 に示す。顔検出率は正しく検出できた評価データの割合である。

3 種類の顔画像をそれぞれテンプレートとして評価した平均適合率を表 5 に示す。素顔の画像をテンプレートとして、素顔のデータで評価した時の、適合率は 71.17% と最も高い。バイザー OFF, バイザー ON それぞれの適合率は、6.21%, 8.74% である。バイザーが素顔のテンプレートに対して効果を示した。

テンプレートをバイザー OFF, ON にし、同じ条件下で評価を行った際、評価データも同じくバイザー OFF, ON とした適合率は 48.01%, 49.16% と最も高い結果になった。しかし、バイザー OFF をテンプレート、評価をバイザー ON で行った際

の適合率は15.29%, テンプレートをバイザー ON, 評価をバイザー OFF で行った際の適合率は16.37%と, バイザーの状態を変えることで適合率は大きく下がる。

3.3.3 素顔を学習させた時のユーザ毎の認証精度の変動

二つの提案システムで外乱に対する個人差に違いが出るのか見るために, 素顔を学習させた時の被験者毎の素顔 (X 軸) とバイザー ON 時 (Y 軸) の平均適合率の散布図を図9に示す。

CNN において, 被験者によっては素顔を学習した際の汎用性に違いを示した。被験者1, 2, 3は, バイザーを付けても適合率の低下が生じていない。すなわち, バイザーによる追跡の抑制効果が小さい。しかし, ほとんどの被験者はバイザー装着によって適合率が0に下がり, 素顔の評価も10%以下か90%以上と二極化する結果となった。その理由として, 被験者一人一人の画像に多様性がなかったため, CNN が素顔を学習した時の適合率が0に近い被験者と100%に近い被験者の二極化されてしまった。したがって, 静止の顔画像を取得する際は1枚毎に一定の期間を空ける分散撮影をすることが求められるだろう。

次に, 顔特徴点による識別手法 (Landmarks) の認証精度の変動について述べる。CNN と同様, バイザー装着によってほとんどの被験者の適合率は0に下がったが, 被験者4のみ例外的に減少が見られなかった。素顔に対する評価は20%~100%でばらつきがある。

3.3.4 バイザー ON を学習させた時のユーザ毎の認証精度の変動

前節同様に, バイザー ON を学習させた時の被験者毎の素顔 (X 軸) とバイザー ON 時 (Y 軸) の平均適合率の散布図を図10に示す。

バイザー ON の顔画像を学習した CNN において, 被験者の適合率は全体的に上に位置している。すなわち, バイザーの追跡抑制効果が低いことを示している。興味深いことに素顔とバイザー ON のどちらについても適合率が高い被験者は図9よりも多いことから, 素顔よりバイザー ON で学習した方が汎用性がある。

顔特徴点を用いた手法において, 素顔をテンプレートとした時と同様に5, 6番以外のユーザは素顔の評価が15%以下であり, CNN と比較して汎用性が低いことを示した。

3.3.5 実験3: 比較実験の結果

2018年3月15日にサングラス, マスク, 帽子などの外乱に対して, 顔認証の精度が低下する効果を報告した[2]。表7に本稿との違いを示す。

表4より, 学習と評価を同じバイザーで評価した場合, 平均適合率が42.28%となったのに対し, 一般的なサングラスを用いて評価した[2]では, 94.4%と非常に高い精度であった。

4. 考察

4.1 CNN によるプライバシーバイザーの評価

表4より, 素顔を学習し, 素顔で評価した場合の適合率が最も高くなったのは自然である。一方, バイザーで評価した場合は, 後述するレンズの特性により, 適合率が低下したと考える。

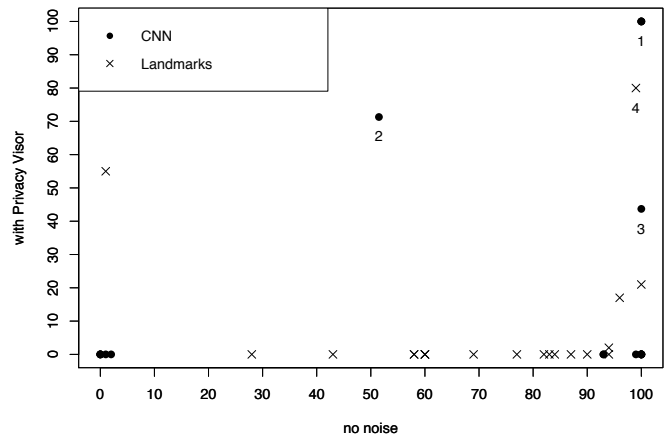


図9 素顔を学習した際の各ユーザの認証精度の変動 (X 軸: 素顔の評価データの適合率, Y 軸: バイザーの評価データの適合率)

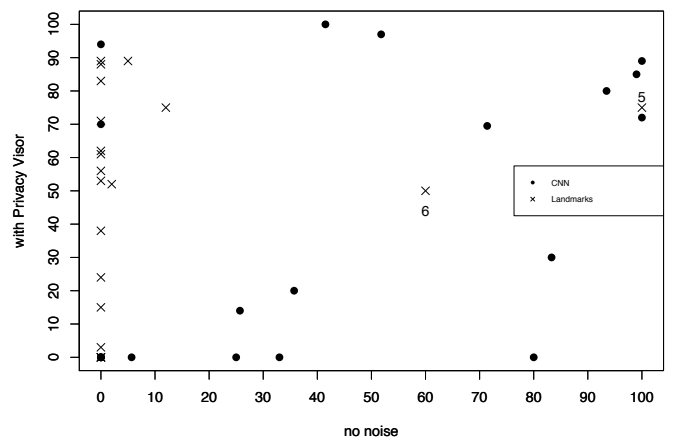


図10 バイザー ON を学習した際の各ユーザの認証精度の変動 (X 軸: 素顔の評価データの適合率, Y 軸: バイザーの評価データの適合率)

バイザーはミラー型のレンズを使用しているため, バイザーに反射する景色が CNN に影響を与える。反射する景色は, 被験者の顔の傾き等の個人の特徴が影響する場合と, 研究室内の人の移動等の外部の環境変化が影響する二通りがある。

一方, 一般的なサングラスはグレーに着色された色付きレンズを使用しており, レンズ部の光反射が無いため CNN への影響が小さい。サングラス以外の露見している部分に対して細かく学習したことで精度を高めたと考える。

4.2 顔特徴点によるプライバシーバイザーの評価

バイザーを掛けた顔画像は顔特徴点を正しく取得できないため, バイザーでの評価が低下したと考える。

しかしながら, 追跡を完全に防止できたわけではない。例えば, 表5より, バイザー OFF, バイザー ON をテンプレートとし, 同じ外乱の評価データの適合率は48.01%, 49.16%であった。すなわち, バイザーをかけても追跡をされるリスクが残っていることを示している。

4.3 ユーザ毎の変動評価

図9により, 被験者によって素顔を学習した時のバイザーへの汎用性の違いがみられた原因として, 目元の特徴量への依存

表 4 方法 1: CNN を用いた方式の平均適合率

学習 \ 評価	素顔		バイザー OFF		バイザー ON		平均	
	μ	σ	μ	σ	μ	σ	μ	σ
素顔	62.59	0.40	36.67	0.43	20.75	0.38	40.00	0.40
バイザー OFF	27.36	0.36	59.37	0.37	44.78	0.39	43.80	0.37
バイザー ON	40.34	0.41	42.58	0.34	42.28	0.38	41.73	0.38
平均	43.40	0.39	46.21	0.38	35.90	0.38	41.84	0.38

表 5 方法 2: 顔特徴点を用いた方式の平均適合率

学習 \ 評価	素顔		バイザー OFF		バイザー ON		平均	
	μ	σ	μ	σ	μ	σ	μ	σ
素顔	71.17	0.25	6.21	0.09	8.74	0.20	28.71	0.18
バイザー OFF	16.41	0.30	48.01	0.26	15.29	0.24	26.57	0.27
バイザー ON	8.95	0.25	16.37	0.25	49.16	0.31	24.83	0.27
平均	32.18	0.27	23.53	0.20	24.40	0.25	26.70	0.24

表 6 種類別の顔検出率

	顔検出率 [枚/2000 枚]
素顔	1774 (88.7%)
バイザー OFF	1391(69.5%)
バイザー ON	1198(59.9%)

表 7 本研究と [2] の比較

評価時期	2017	2018
手法	独自 CNN(vgg-11)	keras(vgg-16)
外乱	帽子, マスク, サングラス	プライバシーバイザー
平均適合率	54.80	41.73
外乱頑強性	低い	高い

が考えられる。すなわち, CNN は被験者それぞれに対して, その被験者を識別する顔の特徴的な部位を学習し, 判断しているため, 目以外の特徴で識別できたと考える。

一方, 図 9 と図 10 により, 顔特徴点を用いた識別システムは比較的汎用性が低い。これは取得した特徴点の一つでもずれてしまうと類似度に大きく影響するからだ。

5. おわりに

バイザーを装着することにより, CNN を用いた顔認証による個人識別の平均適合率を素顔の場合と比べ 26%~42% 下げることが明らかになった。その減少の効果は認証アルゴリズムに依存し, 例えば顔特徴点を用いた顔認証においては 63%~66% まで下げる。しかし, バイザーを装着したままで学習すると, 本人と識別される割合が高くなる。特に CNN においてはバイザーを学習した場合, 評価が異なる条件下でも 27.36% 以上の適合率であった。つまり, CNN を用いた顔認証システムは頑強性がある。そのため追跡防止を目的にバイザーを装着したとしても, バイザー装着時の画像をデータベースに登録されてしまうと追跡をされてしまうリスクがある。

本研究では, 提案システムの学習や評価に正面からの顔画像を使用した。監視カメラから取得される, 遠くから様々な角度で写る画像での評価を今後の課題とする。

文 献

[1] 山田隆行, 合志清一, 越前功 “光の反射・吸収特性を利用した撮影画像からの顔検出防止手法”, 情報処理学会論文誌 Vol.55, No 9, pp.2104-2119, 2014.

[2] 脇一史, 菊池浩明, “CNN を用いた顔認証システムの開発と追跡停止に対する評価”, 情報処理学会第 80 回全国大会, 7W-03, pp.3-543-3-544, 2018.

[3] Viola, P. and Jones, M.: Rapid object detection using a boosted cascade of simple features, Proc. Computer vision and Pattern Recognition 2001 (CVPR 2001), pp.I-511-I-518, 2001.

[4] Shakhnarovich, G., Viola, P. and Moghaddam, B.: A unified learning framework for real time face detection and classification, Proc. Automatic Face and Gesture Recognition 2002 (FG2002), 2002.

[5] Viola, P. and Jones, M.: Robust Real-Time Face Detection, International Journal of Computer Vision(IJCV), Vol.57, No.2, pp.134-157, 2004.

[6] Karen Simonyan and Andrew Zisserman(2014), “Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition”, pp.1409-1556, ICLR, 2014.

[7] 齋藤康毅, “ゼロから作る Deep Learning python で学ぶディープラーニングの理論と実装”, OREILLY, 2016.

[8] King, D. E. (2009), “Dlib-ml: A Machine Learning Toolkit”. J. Mach. Learn. Res. Vol.10 (Jul): 1755-1758, 2009.

[9] Kazemi, V., Sullivan, J., “One Millisecond Face Alignment with an Ensemble of Regression Trees”, The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp. 1867-1874, 2014.

[10] Python OpenCV の基礎 ついに顔検出してみます - Python の学習の過程とか (<http://peaceandhighlightandpython.hatenablog.com/entry/2016/02/18/194303>, 参照 2019/5/11).

[11] PRIVACY VISOR (<http://www.privacyvisor.jp/>, 参照 2019/5/11).