

意図的に表出させた額のシワを用いた個人識別手法の提案

猪熊 洗希^{1,a)} 村尾 和哉^{1,2,b)}

概要: スマートフォンのログイン時やテーマパークなどの施設の入場時に、顔や指紋といった生体情報を用いた個人認証が普及している。一方、顔、指紋、耳といった生体情報は体の表面に常に表出しており、画像から盗まれるリスクがある。ソーシャルプラットフォームが発達してきている近年、自撮り画像を共有する機会が増える中、そのリスクは増加していると思われる。顔認証においては3Dカメラを用いたり、顔画像による認証情報偽造を検知することで、なりすましを防止する技術が開発されている。一方、これらの技術には認証に専用のカメラが必要になったり、顔認証であるために、プライバシーに関して懸念がある。本研究では前頭筋を縮めることによって額に意図したタイミングでシワを表出させ、一般的なカメラからシワの画像を取得し、機械学習を適用することで、個人識別を行う手法を提案する。提案手法では取得した画像を161×477のサイズに揃え、ガンマ補正解除とグレースケール化の前処理を行う。その後、畳み込みニューラルネットワークを適用することで個人を識別する。本研究では20代～40代の被験者10人に対して実験を行い、提案手法の有効性を評価した。その結果、平均F値0.990の精度で個人を識別できることを確認した。

1. はじめに

生体情報はスマートフォンのロック解除やテーマパーク施設など、さまざまな状況での個人認証に利用されている。スマートフォンではパスワード認証やパターン認証の代わりに指紋認証や顔認証、虹彩認証によって画面ロックを解除できる。また、富士急ハイランドでは顔認証の入退場システムを導入しており、入場時の本人確認を約1秒で瞬時に認証する。フリーパスの購入者については、アトラクション乗車時に都度チケットを提示しなくても、顔を認証するだけでスムーズに乗車することが出来るようになった。このような生体情報を用いた個人認証では顔、指紋、静脈、虹彩、耳など身体的特徴をもとにして個人を識別するが、これらの生体情報は基本的に常時人体に表出している。そのため、スマートフォンのロック解除方法として広く浸透している指紋認証は、本人が就寝中など意識がない場合に第三者が本人の同意なしに解除できる。また、TwitterやInstagramなどのソーシャルプラットフォームで公開されたピースサインから指紋が盗まれる可能性がある。実際にドイツ人ハッカーが2015年に記者会見を行っている政治家に対し、3メートル離れた場所から、親指を一般的なカメラを用いて撮影し、親指の指紋を複製したと

J-cast ニュースが報じた [1]。

顔を用いた認証の場合では、カメラを本人に向けるだけで認証される。また、顔画像をカメラに向けることで認証される。これに対して、iPhoneXに採用されている顔認証はTrueDepthカメラを利用しているため、顔写真などの画像によるなりすましを防いでいる。一方、TrueDepthカメラには赤外線カメラや投光イルミネータといった一般のRGBカメラ以外のデバイスが必要になる。株式会社富士通研究所は一般的なカメラで顔画像によるなりすましを検知する技術を開発した。一方でこれらの技術は顔認証のため、プライバシーに懸念がもたれている。また、顔認証に関して、日本弁護士連合会は「行政及び民間等で利用される顔認証システムに対する法的規制に関する意見書」において顔認証システムについて市民プライバシー権を侵害されないために厳格な規制が必要であるとの認識を示した。このように、顔画像を用いた個人識別は利用者のプライバシーに配慮する必要があり、顔画像が盗まれたり、本人の同意なしに使用されることを防がなければならない。

このほか、静脈、耳も本人の意識のない状況で容易に認証される可能性がある。虹彩はまぶたを閉じれば外部にさらされないが、常に目を閉じておくことはできないため、盗まれる機会が存在する。

本研究では普段表出していない額のシワを、前頭筋を動かすことによって意図的に表出させ、一般的な単眼カメラで取得した額のシワの画像から個人の認識する手法を提案

¹ 立命館大学情報理工学部

² 科学技術振興機構さきがけ

a) koki.iguma@iis.ise.ritsumei.ac.jp

b) murao@cs.ritsumei.ac.jp

する。提案手法は前処理として、取得した額のシワの画像のリサイズを行った後、3種類の処理（カラー画像のまま、画像にグレースケール化処理、画像にガンマ補正解除とグレースケール化処理）を独立して行い、それぞれの画像を畳み込みニューラルネットワークを用いて画像を分類し個人を認証する。これにより、ユーザは認証が必要な場合に意図的にシワ表出させて認証でき、ユーザが意図しない場合は基本的に表出していない。本人が意図しない場面で第三者がシワの画像を取得することが難しいため、生体情報を盗まれるリスクは顔や指紋と比較すると低い。この特徴から、立ち入れる人が厳密に規定されている場所に入場する際など、生体情報の機密性が要求される環境で他の生体認証の代わりとして使用されることが期待される。

2. 関連研究

本節では、画像を用いた生体認証および畳み込みニューラルネットワークを用いた物体認識に関する研究を紹介する。

2.1 画像を用いた生体認証

佐藤は顔認証における画像処理を概観し、他の生体認証と異なる利点を生かしながら、独特の発展を続けていくと結論付けた [6]。顔全体を用いた個人識別手法以外にも、顔の一部を用いた識別手法が提案されている。伊藤らは唇の画像が個人認証に耐えうるだけの身体的特徴を有するかどうかを調査し、唇画像が個人認証に有効性を持つと結論付けた [7]。馬場らは握りこぶしの三次元画像から個人識別を行う手法を提案している [5]。王らは耳介の画像について、主成分分析を行うことによって個人を識別する手法を提案した。 [2]

Parkらは人の健康状態を長期的にモニタリングするために、トイレにおいて尿や便の質を自動で分析し、指紋と肛門のシワの画像をもとにして個人を識別し、尿や便の質と結び付けるシステムを開発した [3]。肛門のシワによる個人識別は使える状況が限られているため、施設の入場時などの個人識別には向いていない。若林は静脈に含まれるヘモグロビンが吸光する性質を持つことを利用し、赤外線カメラを用いて手のひらに存在する静脈を撮影し、特徴を抽出することで、個人識別に利用できることを紹介した [4]。

このように、生体情報を撮影した画像をもとに個人識別を行う手法は多く提案されているが、生体情報が人体の表面に常に表出しているために、ソーシャルプラットフォームの発達が進んでいる昨今では画像から盗まれる可能性がある。また、特別なカメラが必要である手法もある。さらに、顔認証においては使用する顔画像を人間が見ただけで個人を特定できるため、プライバシーに対する懸念がある。これらに対し、提案手法は生体情報の所有者が意図した場合にのみ生体情報を表出させ、一般の単眼カメラから画像

を取得し個人識別を行う。額のみ画像を取得するため、顔全体の画像と比較してプライバシーに配慮した識別手法となっている。

2.2 畳み込みニューラルネットワークを用いた物体認識

畳み込みニューラルネットワークを用いた物体認識の研究は多岐にわたる。動物園では現状、飼育動物の異常を見つけるために膨大な時間を割いて動物の様子を手で観察している。池田らは、この作業を情報技術で行うことを課題としており、研究の初期段階としてチンパンジの個体を畳み込みニューラルネットワークを用いて識別できるかを検証した。 [8]

戸田らは人体の骨格情報を OpenPose ライブリを用いて取得し、畳み込みニューラルネットワークを適用することで個人識別を行い、サポートベクタマシンとの精度の比較を行い、より高い精度で識別できることを確認した。 [9] 佐々木らは手書き日本語文字を畳み込みニューラルネットワークに適用することによって既存手法よりも高い認識精度を実現した。 [10]

中村らは地方公共団体の技術職員が減少し、土木関係の点検技術者が減少している問題を解決するために、過去に得られた点検時の画像をもとに、銅橋の腐食箇所の検出を自動で行うシステムを開発し、実用上の分類精度を有していると結論付けた。 [11] 医学の病理診断でも畳み込みニューラルネットワークを活用した研究が行われている。藤原らは高齢化が進む日本において、罹患率が高い胃がんを診断するために大量の生検を病理医が診断しなければならない問題について、患者な胃生検画像をパーチャルスライドスキャナから取得し、悪性度を三段階に分けて分類を試みた。 [12]

このようにさまざまな分野において、画像に基づく分類に畳み込みニューラルネットワークが適用されてきた。本研究では額のシワを含む画像に畳み込みニューラルネットワークを適用して個人識別を行う手法を提案する。

3. 提案手法

提案手法は、前頭筋を縮めることで額にシワを表出させ、スマートフォンやノートパソコンなどに搭載されている一般的な性能のカメラでその画像を取得し、前処理を行い、畳み込みニューラルネットワークを用いて個人を識別する。

3.1 想定環境

本研究ではスマートフォンやノートパソコンに搭載されている一般的な性能の単眼カメラを用いて、額に表出させたシワの画像を取得し、個人識別を行う。額のシワは普段体の表面に表出していないため、スマートフォンのログイン時やオフィスや家の入場時など、鍵として利用されることを想定している。



図 1 額のシワ画像取得の様子



図 2 トリミング処理後のカラー画像

なお、本稿では認証されるユーザ（鍵をもちアクセス権がある人）全員から額のシワの画像を複数枚取得しておき、ユーザごとにラベル付けを行う。そして、得られた画像データを学習データとテストデータに分割し、学習データをもとに機械学習モデルを作成したのち、テストデータにおいてユーザの推定を行い、精度の評価を行う。一般的な個人認証では、入力されたデータに対して認証するか、拒否するかを判断するが、本稿ではその初期段階として、額のシワの画像で個人認識がどの程度実現できるかを検証する。

3.2 提案手法の概要

本節では提案手法の流れについて紹介する。

3.2.1 額のシワの画像の取得

画像の取得に iPhoneSE2 を使用する。画像取得の様子を図 1 に示す。被験者には髪を片手で上げて、目を大きくあける動作をすることで額にシワを作ってもらい、自撮り、または外カメラから画像を取得した。被験者 10 人に対して一人あたり 50 枚、合計で 500 枚の画像を取得した。正面から撮影した写真のみだけでなく、上下左右に少しずらした角度からも撮影する。1 回シワを作って一度に 50 枚を撮影するのではなく、シワを作る動作を時間をあけて 2 回～3 回に分けて行い、写真を撮影した。

3.2.2 画像の前処理

画像の前処理には OpenCV ライブラリを用いる。画像を取得した後、シワが表出している箇所を手作業でトリミングし、 161×477 [px] のサイズに揃える。その後、画像に対して (1) カラー画像のまま、(2) グレースケール化、(3) ガンマ補正解除とグレースケール化の 3 通りの処理を行い、3 種類の画像を作成する。皮膚の窪みと通常の皮膚との輝度の差により皮膚のシワが画像に表れるため、図 2 に示すカラー画像に対してグレースケール化処理を行い、図 3 に示すような画像を得る。輝度の情報のみを含むグレースケール画像に変換することで、ニューラルネットワークでの特徴量抽出が行いやすくなると考え、(2) においてグレースケール化処理を採用し、カラー画像との精度の違いを評価する。また、(3) において、ガンマ補正解除の前処理をグレースケール化処理の前に行う。ガンマ補正はディスプレイ表示の前に Windows OS であらかじめ画像の輝度を上げる処理である。この処理により、中間層の輝度が

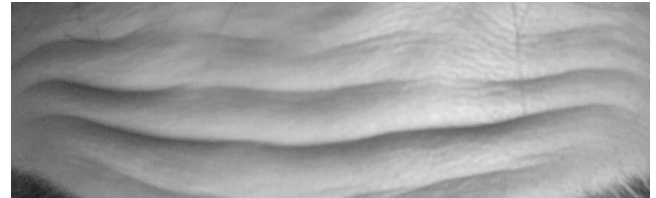


図 3 トリミングとグレースケール化処理後の画像

明るく補正される。この補正による輝度の変化が機械学習に与える影響を調べるためにオリジナルのカラー画像である (1) に加えて、(2) と (3) の画像との精度を比較する。

3.3 畳み込みニューラルネットワーク

前処理を行った後に畳み込みニューラルネットワークで額のシワの画像の学習を行う。学習には Pytorch ライブラリを使用する。本研究で使用したネットワークの構造を表 1 に示す。入力層と出力層を含めると、10 層で構成されている。表 1 中の conv は畳み込み層、pool はプーリング層、fc は全結合層を意味する。入力層でカラー画像では $161 \times 477 \times 3$ 、グレースケール画像では $161 \times 477 \times 1$ の画像データを受け取る。その後、畳み込み層において、 3×3 のカーネル (stride=1) を用いて各カーネルの値とそれに対応する画像ピクセルの値を掛け合わせ、総和を求める。カーネルは画像の左上から 1 ピクセルずつ右にずれ、画像の右端まで到達すると、左端に戻り、1 ピクセル下にずれ、再び右に 1 ピクセルずつずれる。このようにして各位置で取得した値をもとに、特徴マップの抽出を行う。なお、各畳み込み層ではカーネルの大きさにもとづき、縦横ともにサイズが 2 減少し、指定したチャンネル数の特徴量マップを取得する。プーリング層では 2×2 のカーネル (stride=2) を用いて、カーネルに対応する画像ピクセルの値の内、最大の値を抽出する。このようにすることで、特徴マップで得られた画像の特徴を保ったまま、ダウンサンプリングすることが出来る。なお、各プーリング層では画像のサイズは縦横ともに半分となる。元の画像のサイズが奇数の場合、余りは切り捨てられる。畳み込み層とプーリング層の処理を交互に 3 回繰り返したのち、全結合層では行列データからベクトルデータに変換する。その後、出力層にて 10 種類のラベルに分類される。各層間の活性化関数には LeakyReLU が使用され、パラメータの更新には学習率が 0.01 の確率的勾配降下法を用いて誤差逆伝搬を行う。

表 1 畳み込みニューラルネットワークの構造

	縦×横×チャンネル数	フィルタ
入力	161×477×(1or3)	-
conv1	159×475×16	3×3
pool1	79×237×16	2×2
conv2	77×235×32	3×3
pool2	38×117×32	2×2
conv3	36×115×64	3×3
pool3	18×57×64	2×2
fc1	1×1×120	-
出力	1×1×10	-

4. 評価実験

提案手法の評価を行うために、被験者の額のシワ画像を取得し、個人識別精度を取得する実験を行った。

4.1 実験環境

被験者 10 人 (20 代～40 代, A～J) の額のシワの画像を以下の手順で採取した。被験者は前髪を片手で上げ、目を大きく上げる動作を行うことで前頭筋を締め、額にシワを表出させる。表出したシワに対して iPhoneSE2 のカメラで撮影した。撮影時、カメラの位置を上下左右に少しずらしながら、さまざまな角度から撮影した。その後、PC に画像データを移行し、前処理を行い、畳み込みニューラルネットワークを学習した。精度の評価には 5 分割交差検証を用いて、5 回検証を繰り返して適合率、再現率の平均値を求め、F 値を算出する。

4.1.1 結果と考察

カラー画像、グレースケール化処理後画像、ガンマ補正解除とグレースケール化処理後の画像の 3 パターンの識別結果を表 2 に示す。カラー画像において各被験者の適合率、再現率、F 値の平均値が最も高かった。グレースケール化処理における被験者 A の再現率とガンマ補正解除とグレースケール化処理における被験者 D の再現率がそれぞれ 0.895, 0.907 と他評価値より低い結果となった。これは学習の途中に勾配消失を起こし、他ラベルをすべて該当被験者と予測したためである。3 パターンの前処理の結果それぞれ F 値が 0.97 を超える高い評価値を得られた。そのため、ガンマ補正解除やグレースケール化といった処理は識別のために必要な処理ではないと考察する。

4.2 データセットと異なる環境で撮影した画像の分類

前述の実験で高い評価値を得られた一方で、各被験者から取得した 50 枚の画像は同じ環境で撮影したものであり、似た光の当たり方を行っている。そのため、実際の環境で想定される光の当たり方の違いによる識別精度への影響を考慮していない。そこで、被験者 A について、図 4 に示す暗い環境で撮影した画像や、図 5 に示す明るい環境で撮影



図 4 暗い環境で撮影したシワの画像



図 5 明るい環境で撮影したシワの画像

された画像を 1 枚ずつ異なる光の当たり方で 35 枚追加で撮影した。前述の評価で使用した 500 枚の画像を訓練データに使用し、画像のリサイズを行った後、畳み込みニューラルネットワークを学習する。そして、追加で撮影した 35 枚の画像をテストデータとして畳み込みニューラルネットワークに入力し、識別精度を評価する。識別の試行回数は 5 回とする。

4.2.1 結果と考察

追加で撮影した被験者 A の 35 枚の画像を畳み込みニューラルネットワークで分類した結果を表 3 に示す。4 回目以外の試行はすべての画像が正しく A に分類された。一方で、4 回目の試行では、すべての画像が B に誤分類された。これは訓練データに対する学習の過程で過学習が発生し、識別精度が大幅に低下したためと考えられる。

5. まとめ

本研究では意図的に額にシワを表出させることによって生体認証を意図したタイミングで行える手法を提案した。その結果、行った 3 パターンの前処理どちらも高い評価値を得られた。一方で今回分類したラベルは 10 種類 (10 人) であり、今後識別ラベルが増えるにつれて識別率が下がる可能性がある。また、勾配消失により数回ではあるが、学習が進まない現象が発生した。そのため、ニューラルネットワークの設計を見直し、画像分類で高い成果を出しているネットワーク構造を参考に、ネットワークを再設計する予定である。また光の当たり方の変化による認識精度の変化については、今後テストデータ数を増やすことで調査をし、必要に応じて画像データの拡張を行うことで分類器のロバスト性を上げることを目標とする。データの前処理について、本研究では取得した画像のシワの部分を手でトリミングした。元の撮影した画像では、シワ以外の目や鼻などの顔の一部が映り込んでいたため、プログラムで自動的にトリミングし、シワの部分のみをシステムに登録する

表 2 3 種類の前処理ごとの識別結果

被験者	カラー画像			グレースケール化処理			ガンマ補正解除と グレースケール化処理		
	適合率	再現率	F 値	適合率	再現率	F 値	適合率	再現率	F 値
A	0.990	0.994	0.992	0.990	0.895	0.940	0.974	0.992	0.983
B	0.994	0.982	0.988	0.972	0.982	0.977	0.990	0.968	0.979
C	1.000	0.998	0.999	0.976	0.982	0.979	0.980	0.998	0.989
D	0.996	0.990	0.993	0.972	0.994	0.983	0.998	0.907	0.950
E	0.986	0.992	0.989	0.948	0.996	0.971	0.970	0.996	0.983
F	1.000	0.996	0.998	0.978	0.998	0.988	0.980	0.996	0.988
G	0.984	0.971	0.977	0.964	0.968	0.966	0.964	0.994	0.979
H	0.978	0.990	0.984	0.958	0.993	0.975	0.960	0.998	0.979
I	0.982	0.988	0.985	0.972	0.982	0.977	0.976	0.988	0.982
J	0.992	0.998	0.995	1.000	1.000	1.000	0.978	0.996	0.987
平均	0.990	0.990	0.990	0.973	0.979	0.976	0.977	0.983	0.980

表 3 額のシワの画像をさまざまな光の当たり方で被験者 A から追加で撮影した 35 枚の画像に対する識別結果

	適合率	再現率	F 値
1 回目	1.000	1.000	1.000
2 回目	1.000	1.000	1.000
3 回目	1.000	1.000	1.000
4 回目	0.000	0.000	0.000
5 回目	1.000	1.000	1.000
平均	0.800	0.800	0.800

仕組みを開発することを今後の課題とする。

謝辞 本研究は、科学技術振興機構戦略的創造研究推進事業さきがけ(JPMJPR1937)の支援を受けたものである。ここに記して謝意を表す。

参考文献

[1] J-cast ニュース: スマホ写真で指紋を復元 現実に起きていた「指紋盗撮」, <https://www.j-cast.com/2017/01/12287862.html?p=all> (Last accessed 2021/11/5).

[2] 王 宇, 小野智司, 武田和太, 佐藤公則, 中山 茂: 主成分分析による耳画像を用いた個人認識, 情報知識学会誌, Vol. 14, No. 1, pp. 1-10 (2004).

[3] Seung-min Park, Daeyoun D. Won, Brian J. Lee, Diego Escobedo, Andre Esteve, Amin Aalipour, T. Jessie Ge, Jung Ha Kim, Susie Suh, Elliot H. Choi, Alexander X. Lozano, Chengyang Yao, Sunil Bodapati, Friso B. Achterberg, Jeesu Kim, Hwan Park, Youngjae Choi, Woo Jin Kim, Jung Ho Yu, Alexander M. Bhatt, Jong Kyun Lee, Ryan Spitzer, Shan X. Wang and Sanjiv S. Gambhir: A mountable toilet system for personalized health monitoring via the analysis of excreta, NATURE BIOMEDICAL ENGINEERING Vol. 4, pp624-635(2020).

[4] 若林 晃: 非接触型手のひら静脈による個人認証, 生体医学, Vol. 44, No. 1, pp. 27-32 (2006).

[5] 馬場博久, 福元伸也, 鹿嶋雅之, 佐藤公則, 渡邊 睦: 握りこぶしの 3 次元情報を利用した個人認証システムの提案, 情報処理学会研究報告, (2012).

[6] 佐藤俊雄: 顔による個人認証, 生体医学, Vol. 44, No. 1, pp. 40-46 (2006).

[7] 伊藤雅典, 齊藤文彦: 唇の画像内特徴量に基づく個人認証システム, 画像電子学会誌, Vol. 40, No.2, pp. 377-384

(2011).

[8] 池田有一郎, 飯塚博幸, 山本雅人: 畳み込みニューラルネットワークによるチンパンジーの個体識別, 人工知能全国大会論文集, (2018).

[9] 戸田哲郎, Alessandro Moro, 梅田和昇: 単眼カメラから得られる骨格情報を用いた人物識別-CNN と SVM の比較-, 精密工学会春季大会学術講演会講演論文集, pp. 267-268 (2018).

[10] 佐々木俊介, 陳 奎延, 馬場孝明: 畳み込みニューラル (CNN) を用いた手書き日本語文字認識システムの試作, 電気・情報関係学会九州支部連合大会, p. 348 (2015).

[11] 中村和樹, 和泉勇治, 子田康弘: 畳み込みニューラルネットワークを用いた銅橋における腐食個所の検出, AI・データサイエンス論文集, Vol. 1, No. J1, pp. 373-381 (2020).

[12] 藤原菜帆, 田中敏幸: 畳み込みニューラルネットワークによる胃がんの悪性度判別, パーソナルコンピュータ利用技術学会論文集, Vol. 13, No. 1, pp. 31-36 (2019).