

コロナによるシワと画像の前処理を用いた個人識別

鹿野 湧生^{1,a)} 松倉 慎一郎^{1,b)} 竹澤 恒輝^{1,c)} 岩田 樹^{1,d)} 重田 淳樹^{1,e)} 宇田 隆哉^{1,f)}

概要: 現在, 多くの場所で導入されている生体認証には, 指紋, 顔, 虹彩などが使用されている. しかし, これらの生体情報は常時表出しているため, 第三者によって同意なしに利用されてしまう危険性がある. 既存研究として, 額に意図的に表出させたシワを用いて個人認証を行ったものはあるが, 額のシワを認証に用いるには手軽さに欠ける. そこで我々は, 左手をコロナと呼ばれる形に変形させた状態で撮影を行い, 肌色検出と閾値処理を行ってシワを抽出した画像を CNN で分類にかけるという手法を提案し, 評価を行った. 評価の結果, 98.5%を超える高い精度で被験者の識別に成功した. 一方で, 約 0.30%の確率で本人になりすました他者の受け入れを許してしまった. 本人確認に提案手法を用いることは有効であるが, 撮影方法や画像の前処理でのさらなる工夫が必要になると考えられる.

Personal Identification Using Wrinkles by Corna and Image Preprocessing

1. はじめに

昨今, 私たちの周りには様々な形で生体情報が扱われている. スマートフォンでの指紋認証や顔認証を用いたロック解除をはじめ, コンサートやイベント会場への入場の際にも「顔認証チケット」と呼ばれるシステムが導入されている. 入場時の本人確認を瞬時にできるうえ, チケットを購入した本人しか入場できないようになっているため, 転売防止にも大きく貢献している.

このように広く扱われてきている生体認証は, 指紋, 顔, 虹彩などの生体情報を使用している. しかしこれらの生体情報は常時表出しているため, 第三者が本人の同意なしに本人確認を行える可能性がある. この問題を解決する手段として, おでこのシワを意図的に表出させたものを認証に使用することで, 本人の同意なしに使用されることを防ぐ研究がある [1]. しかしこの認証方式にも問題点がある. それは手軽に行えない点である. ひとつはわざわざ髪をかき分けておでこを出すということ. もうひとつはそもそもシ

ワをよせるという行為に抵抗がある人が存在するという点である.

本研究では意図的に表出させ, 本人の同意なしに使用ができない生体認証であることと, 手軽でかつ簡単に認証が行えることを目的とした. 提案手法は, 左手で中指と薬指を第二関節で折り曲げ, 親指で抑える形を一般的なカメラで取得した画像から個人の認識をするものである. 前処理として, 肌色検出と閾値処理を行い, それら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本人確認を行う. これにより, 本人が必要な場合にのみ手の形を作り本人確認でき, 必要でない場合にはその形が作られないため第三者に生体情報を盗まれるリスクは低くなる. そのうえ, おでこのシワを作ることと比べると, 手軽でかつ抵抗感も少ない認証方法だと考えられる. そのため幅広い分野で他の生体認証の代わりになり, 従来の生体認証より機密性の高い生体認証になり得る.

2. 関連研究

2.1 手形による認証

手形による個人認証の関連研究では手を開いた時の指の太さ, 指と指の間隔を認証に使用するものがある [2]. この研究は手の甲に対して正面からとらえたものをモノクロ画像にし, 認証に用いている. この研究では登録と本人確認の際に, 各人が2回ずつ手の甲を提示しなければ認識をす

¹ 東京工科大学
東京都八王子市片倉町 1404-1, 192-0982
a) c0119079d3@edu.teu.ac.jp
b) c01192872e@edu.teu.ac.jp
c) c0119191f1@edu.teu.ac.jp
d) c0119038fb@edu.teu.ac.jp
e) c011914801@edu.teu.ac.jp
f) uda@stf.teu.ac.jp

るのが難しい結果となっていた。もう一つ、手形による認証として、腕動作が同一で手形が異なる手話単語を含む手話認識を手首座標で認識し、本人確認を行うものがある。この研究の評価実験では、腕動作が同一で手形が異なる単語群を辞書から抽出し、認識実験を行った。この研究では横からパスワードとなっている手話を手話をわかる人が見てしまった場合、開けられてしまう可能性が出てしまう。

2.2 モルフォロジー解析を用いた手形の認証

モルフォロジー解析を用いた手の認証という研究ではモルフォロジーという演算を用いて、手形を取る際、手首から下を切り取る処理をし、それを白黒画像にして解析を行うものである [3]。この研究ではモルフォロジー演算を使っているため、その高速化などが課題に挙げられている。さらに白黒画像にしていることにより手などのシワが取れないため手の形が似ている人がいると、機械学習において誤分類されてしまう可能性が生じてしまう。

2.3 握り方による認証

握り方での個人認証の関連研究として、ペンの握り方の画像を用いた本人確認の研究がある [4]。この研究では、ペンでサインを書いている途中で斜め上から画像を撮影する。撮影した画像を手型領域とペン領域で抽出し、ペンの角度、手形の大きさや手形全体の輪郭の長さで本人確認を行う。この研究では、ペンを使用しているため高い個人識別率となっている。しかし、手軽さが欠けている。もう一つ、握りこぶしを用いた本人確認の研究がある [5]。この研究では、握りこぶしの状態を5つのカメラを使用して全体を撮影した画像を、LoG (Laplacian of Gaussian) フィルタを用いたエッジ検出で、特徴を抽出して個人識別を行うものである。この研究では、手形を3次元情報で取得しているため、高精度での本人確認が可能となっているが、複数台のカメラが必要であるため、手軽な本人確認手法とは言い難い。

3. 提案手法

3.1 提案概要

我々は左手を図1に示すコルナの形にした画像を用いて、CNNを用いて本人確認を行う手法を提案する。

サンプルとして、10名の被験者からそれぞれ30枚の画像を取得し、これらの画像に前処理を加えたうえで分類を行った。

3.2 サンプル画像の撮影

サンプル画像の撮影を行う際には、前処理において肌色検出で手だけを取得し易いようにするため、黒い板の上で撮影を行った。撮影に使用したのは‘OPPO RenoA’である。同じ端末で撮影を行うことで、画像サイズを統一した。



図1 コルナの形

撮影範囲は手首より先の部分である。

3.3 サンプル画像の前処理

前処理にはPythonのOpenCVを使用した。まず肌色検出を行うことで画像から手の部分だけを抽出した。肌色検出ではまずサンプル画像にガウシアンフィルタをかけ、画像のカラーを‘cv2.COLOR_BGR2HSV’に変換した。肌色検出に使用したHSVの最小値は0, 30, 60であり、最大値は20, 255, 255である。

そして肌色検出によって手の部分だけを抽出した画像にcv2.threshold()を用いて2回の閾値処理を行った。まずはサンプル画像をグレースケール画像に変換し、‘cv2.THRESH_BINARY’を用いて閾値処理を行った。第2引数には128、第3引数には255の値を用いた。その後、cv2.erode()とcv2.dilate()を用いたモルフォロジー処理を行ったマスク画像とサンプル画像にcv2.bitwise_and()でマスク処理を行い、作成した画像をグレースケール画像に変換する。最後にcv2.adaptiveThreshold()を用いて閾値処理を行った。第2引数には255、第3引数には‘cv2.ADAPTIVE_THRESH_GAUSSIAN_C’、第4引数には‘cv2.THRESH_BINARY_INV’、第5引数には65、第6引数には2を用いた。

3.4 CNNによる分類

全てのサンプル画像に前処理を行い、作成した画像を

Keras の CNN を用いて分類にかけた。CNN は Python で次のように実装した。

```
model = Sequential()
model.add(Conv2D(32, (3, 3), padding='same', input_shape=X_train.shape[1:]))
model.add(Activation('relu'))
model.add(Conv2D(32, (3, 3)))
model.add(Activation('relu'))
model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)))
model.add(Dropout(0.25))
model.add(Conv2D(64, (3, 3), padding='same'))
model.add(Activation('relu'))
model.add(Conv2D(64, (3, 3)))
model.add(Activation('relu'))
model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)))
model.add(Dropout(0.25))
model.add(Flatten())
model.add(Dense(512))
model.add(Activation('relu'))
model.add(Dropout(0.5))
model.add(Dense(2))
model.add(Activation('softmax'))
```

バッチサイズは 32, エポック数は 200 とした。CNN のネットワークおよびパラメータは、実装時に参考にした Web サイト「AI 人工知能テクノロジー*1」に掲載されていたものを使用している。

4. 評価

今回提案した手法の有効性を検証するため、実験を行った。今回は 10 人の被験者に対しそれぞれ 30 枚の画像を撮影し、それを実験のデータとする。

具体的な実験の手法を以下に記述する。被験者にはまずコルナと呼ばれる人差し指、小指を立て、親指、中指、薬指をたたんだ状態を左手で作り出してもらい、その状態を手の平の側から撮影することにより画像データとした。この際、画像を手の輪郭、シワの特徴を抽出するよう前処理することにより、より精度の高い分類を行うことを目指す。

実験では、前処理を行わない素の画像データをそのままニューラルネットワークで分類を行う場合と、前処理を行った画像データで分類を行う場合とでテストの精度を比較することで、その有効性を検証した。前処理の具体的な方法は 3.3 節で記述した通りである。

また、トレーニングに用いるデータを増やしモデルの精度を向上させるため、用意した画像に GIMP を用いて、浴びせノイズを Randomization 25% でフィルタを掛けた画像を、元の画像と合わせることで評価に用いる画像を 60

表 1 テストの結果

Table 1 Results of test.

	前処理なしの画像データ		前処理した画像データ	
	本人の画像	他者の画像	本人の画像	他者の画像
被験者 A	10.6/12	105.1/108	12/12	108/108
被験者 B	11.9/12	107.9/108	10.9/12	108/108
被験者 C	12/12	105/108	12/12	108/108
被験者 D	12/12	108/108	12/12	106.7/108
被験者 E	12/12	108/108	12/12	108/108
被験者 F	10.8/12	108/108	12/12	106.4/108
被験者 G	12/12	108/108	12/12	108/108
被験者 H	12/12	108/108	11.5/12	107.7/108
被験者 I	12/12	108/108	12/12	108/108
被験者 J	12/12	108/108	11.9/12	108/108
合計	117.3/120	1074/1080	118.3/120	1076.8/1080

表 2 前処理を行っていない画像でのテストの詳細な内訳

Table 2 Detailed breakdown of tests on unprocessed images.

	被験者 C		被験者 F	
	本人の画像	他者の画像	本人の画像	他者の画像
1 回目	12/12	108/108	12/12	108/108
2 回目	12/12	78/108	12/12	108/108
3 回目	12/12	108/108	12/12	108/108
4 回目	12/12	108/108	12/12	108/108
5 回目	12/12	108/108	12/12	108/108
6 回目	12/12	108/108	12/12	108/108
7 回目	12/12	108/108	12/12	108/108
8 回目	12/12	108/108	0/12	108/108
9 回目	12/12	108/108	12/12	108/108
10 回目	12/12	108/108	12/12	108/108

枚に増やした。

画像は被験者 1 名につき 30 枚撮影し、この画像を先ほど記述した方法で 60 枚とし、この画像を畳み込みニューラルネットワークに入力しトレーニングすることで、特徴量を抽出したモデルの作成、分類を行った。

用意した画像のうち、48 枚はトレーニング用データ、12 枚は検証用データとしてモデルの精度評価に用いた。分類は被験者 1 名の画像とそれ以外の被験者全員の画像を区別するモデルを被験者数分作成し、検証用の画像を用いてその被験者の画像であるかの二値分類を行い精度を求めた。

トレーニングによるモデルの作成と、検証用データによる精度の検証はそれぞれ 10 回行った。10 回行った精度の平均を表 1 にまとめた。

表 1 では、前処理していない画像と、前処理した画像について、被験者本人の画像で分類を行ったときと、そのほかの被験者の画像で分類を行ったときに分けて、分類の精度を示している。

これを見ると、本人の画像を分類した場合の精度、他者の画像を分類した場合の精度のどちらも前処理した画像の方が高い結果となっている。

*1 <https://newtechnologylifestyle.net/keras> の cnn を使用してオリジナル画像で画像認識を行っ

表 3 前処理を行った画像でのテストの詳細な内訳

Table 3 Detailed breakdown of tests on preprocessed images.

	被験者 B		被験者 D	
	本人の画像	他者の画像	本人の画像	他者の画像
1 回目	12/12	108/108	12/12	108/108
2 回目	12/12	108/108	12/12	108/108
3 回目	12/12	108/108	12/12	108/108
4 回目	1/12	108/108	12/12	95/108
5 回目	12/12	108/108	12/12	108/108
6 回目	12/12	108/108	12/12	108/108
7 回目	12/12	108/108	12/12	108/108
8 回目	12/12	108/108	12/12	108/108
9 回目	12/12	108/108	12/12	108/108
10 回目	12/12	108/108	12/12	108/108

また、表 2 にあるように、各 10 回の機械学習によるモデルの作成、評価の内訳をみると、前処理をしていない画像で行ったものでは、被験者 C の 2 回目の学習において 108 枚中 30 枚の画像について本人の画像でないものを本人であると誤検出する、被験者 F の 8 回目の学習において 12 枚中 12 枚の画像について本人のものであるものを本人と認識できない、という結果が得られ、これらがそれぞれについて最も精度の悪い回であった。

一方、表 3 にあるように、前処理を行った画像については、被験者 D の 4 回目の実験での 108 枚中 13 枚の画像について、本人の画像でないものを本人の画像であると誤検出しており、これが全被験者の中で最も誤検出の多かった回であった。また、被験者 B の 4 回目の学習において 12 枚中 11 枚の画像について本人のものであるものを本人と認識できない、という結果が得られており、これが本人と認識できない数の最も多い回であった。

また、畳み込みニューラルネットワークによる学習を行った場合の損失関数の平均についても、前処理をしていない画像の場合は 0.024479109、前処理をした画像の場合は 0.011726948 と、前処理をした画像の方が低い結果となった。

5. 考察

CNN で分類する際に、マシンスペックの都合上 50×50 のサイズにリサイズした画像を用いた。リサイズした画像を図 2 に示す。

リサイズにより、手で形を作った時に表出するシワが十分に画像に表れず、シワを認識することが難しくなっている。つまり、先ほどの評価では、手の大きさや輪郭などが大きな判別基準になっていると考えられる。

また、被験者 E の画像は手の撮影角度が他の画像と比べて傾いていたため、100% の分類ができたと思われる。逆に、手の形がある程度同じ人間同士でかつ、同じ角度で取られた画像では区別が少し難しくなる。その例として、

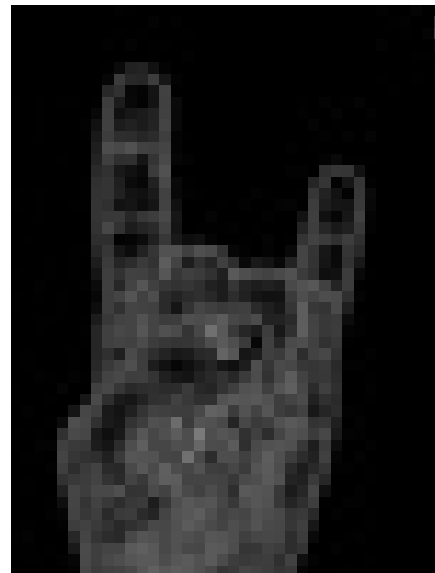


図 2 リサイズした画像

Fig. 2 Resized image

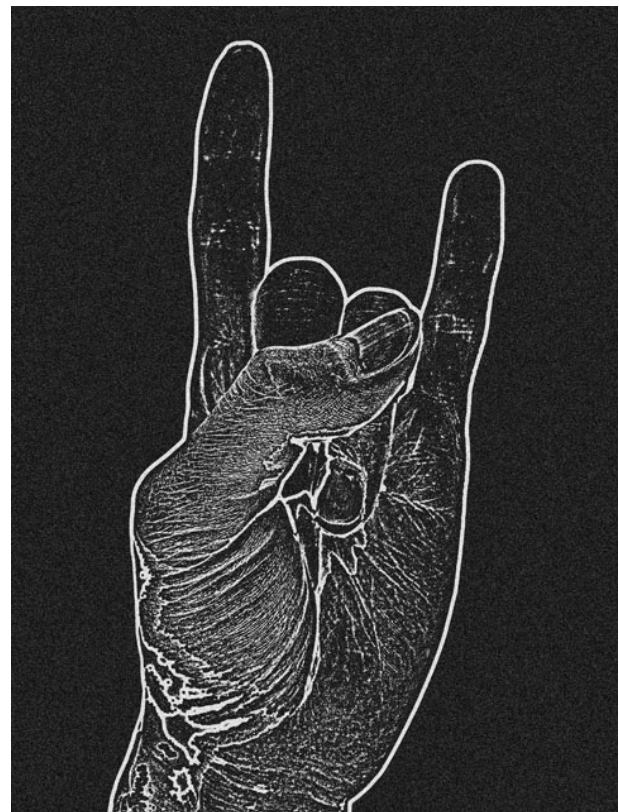


図 3 被験者 J の画像

Fig. 3 Image of examinee J

表 1 の被験者 F について、10 回のテストで、本人以外の画像で平均 108 枚中 106.4 枚を正しく分類したようになっているが、10 回テストを行ったうちの 8 回について図 3 に示した被験者 J の画像が被験者 F 本人の画像であると誤って分類された。

これは図 3 が、モデルのトレーニングに用いた画像のうち、被験者 F の画像である図 4 に示すような画像と似通っ



図 4 被験者 F の画像
Fig. 4 Image of examinee F

た手の形と角度で撮影されたものであることから、畳み込みニューラルネットワークによって手の輪郭の情報から個人を区別する特徴を抽出できなかったために起きたと考えられる。よって 50×50 にリサイズした画像では本人確認に用いるのは難しいことがわかる。

6. 結論

評価の結果、前処理を行った場合とそうでない場合のそれぞれにおいて、本人の画像を分類した際の精度も、他者の画像を分類した際の精度も 98.5% を超える高い精度になった。

CNN にて分類の前処理として行われる画像のリサイズの結果、画像サイズがシワが認識できないサイズになってしまったことで、個人の特徴が失われてしまい、分類には手の大きさや輪郭が使用されたと考えられる。手の大きさや輪郭はシワと比較して個人の特徴が出ずらいため、他者の画像を本人の画像として誤認識してしまう場合があったと考えられる。

個人識別に用いるためには、手のシワなどさらに細かい情報を特徴量として抽出できるような画像を用意し、機械学習を行う必要がある。この課題は、リサイズする際の画像サイズを大きくすることによって解決されるかもしれない。また、画像の中心部分を切り抜いたものを使用するなど、元の画像サイズを小さくするような工夫を施すことで

も、シワの区別が行える可能性がある。

参考文献

- [1] 猪熊洗希, 村尾和哉: 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利用統計を見る, 情報処理学会研究報告, Vol.2021-UBI-72, No.48, pp.1-5, (2021).
- [2] 佐藤公則, 大野敬弘, 鹿嶋雅之, 渡邊睦: 手の形状を利用した非接触型セキュリティキー入力システムの開発, 画像電子学会誌, Vol.38, No.5, pp.686-693, (2009).
- [3] 森谷元樹, 斉藤文彦: モルフォロジー解析を用いた非接触手形画像認証システム, 電気学会論文誌C, Vol.124, No.2, pp.473-479, (2004).
- [4] 寺田賢治, 大和宏, 大恵俊一郎: ペンの握り方画像を用いた本人認証, 画像電子学会誌, Vol.31, No.5, pp.857-863, (2002).
- [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, 火の国情報シンポジウム 2018, B4-3, (2018).