

額のシワ画像による個人識別を用いた 非接触計測体温計登録システムの設計と実装

猪熊 洗希^{1,a)} 村尾 和哉^{1,b)}

概要：新型コロナウイルスの流行に伴って、公共施設を利用する際や日々の体調確認を行うために、体温を計測する機会が大幅に増加した。中でも非接触な点からタブレット型やガン・ハンディ型のデバイスを用いた検温システムの導入が進んでいる。一方で、タブレット型は設置スペースの確保が必要になり、被検温者自らタブレットの前に移動しなければならないという点から、集団病室で患者の体温を測る際など、検温システム設置のスペース確保が難しい場合はガン・ハンディ型の検温システムが好ましい。体温を測り、個人と結びつけるガン・ハンディ型の検温システムは筆者らの知る限り、存在しない。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、ガン・ハンディ型の検温デバイスの上に取り付けた一般的なカメラモジュールからシワの画像を取得し、機械学習を適用することで、個人識別を行い、検温デバイスから得られた体温と個人を結びつける手法を提案する。提案手法では額に表出させて取得したシワ画像を 161×477 のサイズに揃え、カラー画像のまま、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の 3 パターンの前処理を行う。その後、各前処理で得られた画像に対して、畳み込みニューラルネットワークを用いて分類器を学習する。実験 1 では 20 代～40 代の被験者 12 人に対して、600 枚のシワ画像を取得し、5 分割交差検証を用いて、シワ画像を用いた個人識別の有効性を評価した。その結果、平均 F 値 0.94 の精度で個人を識別できることを確認した。実験 2 では 20 代の被験者 5 人に対して非接触体温計で検温すると同時にカメラモジュールから 150 枚のシワ画像を取得し、3 パターンの画像の前処理を行い、畳み込みニューラルネットワークを用いて 5 分割交差検証を行った。その結果、被験者関わらず識別精度がどのパターンでの前処理でも平均 F 値 0.93 を超える識別精度が得られた。

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できる [1]。このような生体情報を用いた個人認証では顔、指紋、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、本人の指を読み取り装置に当てることで第三者が本人の同意なしにロックを解

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事例として、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 [2]。

顔を用いた認証の場合、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場合もある。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

¹ 立命館大学大学院情報理工学研究科

^{a)} koki.iguma@iis.ise.ritsumeit.ac.jp

^{b)} murao@cs.ritsumeit.ac.jp

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るが、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。

ところで、新型コロナウイルスの流行に伴って、公共施設を利用する際や日々の体調確認を行うために、体温を計測する機会が大幅に増加した。その中でも非接触な点からタブレット型やガン・ハンディ型のデバイスを用いた検温システムの導入が進んでいる。タブレット型において、シャープ株式会社は顔認証と自動検温システムを組み合わせることによって、医療機関や介護事業所などで医療スタッフや施設スタッフの健康管理を行うシステムを導入している。[3] 一方で、タブレット型は設置スペースの確保が必要になり、被検温者自らタブレットの前に移動しなければならないという点から、集団病室で患者の体温を測る際など、検温システム設置のスペース確保が難しい場合はガン・ハンディ型の検温システムが好ましい。体温を測り、個人と結びつけるガン・ハンディ型の検温システムは筆者らの知る限り、存在しない。

また、2020年千葉県障害者就労支援会社の職員が新型コロナウイルスに感染したと虚偽の報告をしたため、会社が10日間営業中止し、運営に影響が出たとNHKが報道した[4]。このように、コロナウイルス感染や体温を虚偽報告すると、社会生活に影響を及ぼす可能性があるため、検温する際は本人以外の方が検温したり、虚偽の体温を報告できないようにしなければならない。

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、ガン・ハンディ型の検温デバイスの上に取り付けたカメラモジュールからシワの画像を取得し、機械学習を適用することで、個人識別を行い、検温デバイスから得られた体温と個人を結びつける手法を提案する。提案手法は、ユーザは検温が必要な場合に意図的にシワを表出させて個人を識別する。タブレット型検温デバイスで導入されている顔認証よりも、額のシワを識別情報として用いるため、なりすましが難しく、プライバシーに配慮している。

以降、2節で画像を用いた生体認証、畳み込みニューラルネットワークを用いた物体認識、額のシワに関する関連研究と体温と個人認証に関する関連研究を紹介する。3節で額のシワを用いた非接触計測体温計登録システムのための提案手法を説明、4節で提案手法の精度を適合率、再現率とF値を用いて評価し、5節で本研究をまとめる。

2. 関連研究

本節では、画像を用いた生体認証、畳み込みニューラルネットワークを用いた物体認識、額のシワに関する研究、体温と個人認証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 [5] 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。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 [6] 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否かを調査し、唇画像が個人認証に有効性を持つと結論付けた。馬場ら [7] 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。王ら [8] 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。

Park ら [9] 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、尿や便の質と結びつけるシステムを開発した。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 [10] 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。

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人手で観察している。池田らは [11] 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ー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。

戸田ら [12] 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。佐々木ら [13] 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。

中村ら [14] 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。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 [15] は高齢化が進む日本において、罹患率が高い胃癌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、患者の胃生検画像をバ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。松山ら [16] はウェーブレット変換を施した肺の CT 画像を入力とし、肺腺がん、肺扁平上皮がん、転移性肺がん、潜在的肺がん、正常の 5 つの状態に分類を試みた。

林ら [17] は冬季の高速道路における冬用タイヤ規制実施における、作業の省力化と高速化を目的に、畳み込みニューラルネットワークを用いて、走行中の車に装着しているタイヤを、スタッドレスタイヤ、ノーマルタイヤ、不明の 3 ラベルに分類を行う実験を実施し、実際の現場運用でも高い一致率を達成したと結論付けた。

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。

2.3 額のシワに関する研究

Sathik ら [18] は遠隔授業において顔の表情が、生徒の感情や理解度を把握する上で重要であり、顔の中で額のシワが表情を識別する上で有用と考え、額の検出、しわの抽出、感情の認識のステップを踏むことで写真の中の人物が感情を表現しているか否かの分類を試みた。

Yap ら [19] は写真の顔におけるシミやそばかすなどを隠すために塗りつぶしアルゴリズムを使用するが、塗りつぶしの対象が顔全体となり、塗りつぶした後の写真が不自然になる可能性を指摘している。その上で、額のシワを含む顔のシワについて自動シワ検出アルゴリズム、および三種類の塗りつぶしアルゴリズムを用いてシワの領域を塗りつぶし、元の写真と比較して自然であるかどうかを評価した。

このように、額のシワから表情を推定したり、シワを検知して除去する手法が提案されているが、額のシワを用い

て個人識別する研究は筆者の知る限り存在しない。

2.4 体温と個人認証に関する研究

Ukai ら [20] は照明変化に影響を受けないサーモビジョンカメラを用いて、顔の表面温度のうち、外気温に影響のない領域を抽出し、個人認証を行った結果、認証率 90% という結果を得られたと結論付けた。一方で、この手法では顔の温度分布を使用するため、顔の輪郭は鼻の形など、個人を特定できる生体情報が取得できてしまう。本研究ではなりすまし防止とプライバシーに配慮した額のシワを用いて個人識別し、非接触体温計から取得した体温を結び付けるシステムを提案する。

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、ガン・ハンディ型の検温デバイスの上に取り付けた一般的な性能のカメラモジュール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

本研究ではボードコンピュータに用いられるカメラモジュールを用いて、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、顔認証や指紋認証よりも生体情報を盗まれるリスクが少ない。また、額のシワのみを生体情報として取得するので、顔認証よりもプライバシーに配慮している。一方で、個人認証を行う際に前髪を片手で上げ、額のシワを表出させ、カメラで額のシワを撮影し、認証するため、利便性において顔認証や指紋認証に劣る。そのため、前髪を片手で上げ、額を用いた非接触体温計による検温時に個人を認証し、個人と体温を結び付けるシステムに活用することで、偽装が難しく、効率的な体調管理が行えることが期待される。

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。提案手法の流れを図 1 に示す。初めにガン・ハンディタイプの検温器の上に取り付けたカメラモジュールから、検温と同時に額のシワを含む画像を取得する。その後、画像のトリミングで額のシワが表出している箇所を手作業でトリミングし、リサイズで画像の大きさをそろえる。その後、ガンマ補正解除やグレースケール化といった前処理を 3 パターン行い、畳み込みニューラルネットワークを用いて、前処理を行った画像を元に機械学習し、識別器を作成する。作成した識別器を用いて画像の分類を行い、額のシワ画像から個人を識別し、検温器から取得した体温情報と結びつける。

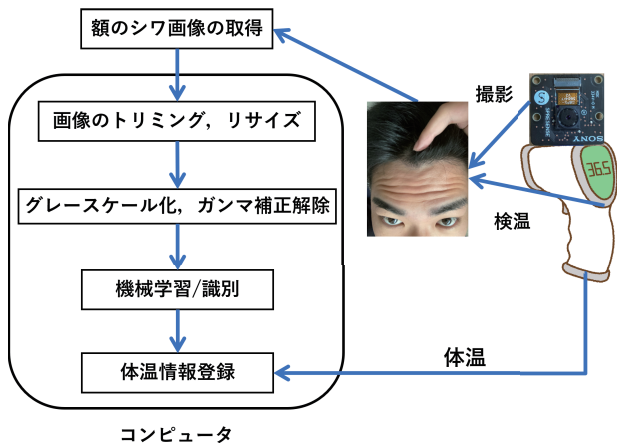


図 1 提案手法の流れ



図 2 額シワ画像取得の様子

3.3 検温と額シワの画像の取得

図 2 に示すように、ユーザ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る。体温計の検温ボタンと体温計内部の基板に取り付けてあるスイッチの間に圧力センサを取り付け、検温と同時に圧力センサをトリガとして、体温計の上に取り付けたカメラモジュールで画像を取得し、SD カードに保存する。圧力センサによるトリガの閾値は経験的に決めたものであるため、今後基板からトリガの情報を取得するシステムを考える。

3.4 画像の前処理

取得した画像に対して図 3 に示すようにシワが表出している箇所をトリミングし、 161×477 [px] のサイズに揃える。トリミングは現状は手作業で行うが、自動化することを考える。トリミングした画像に対して (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 4 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 5 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い、図 6 のような画像を得る。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

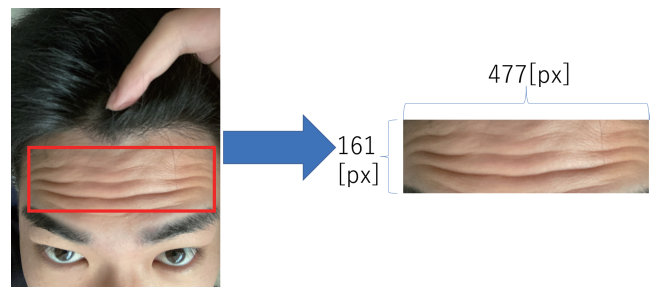


図 3 額シワ画像のトリミングの様子

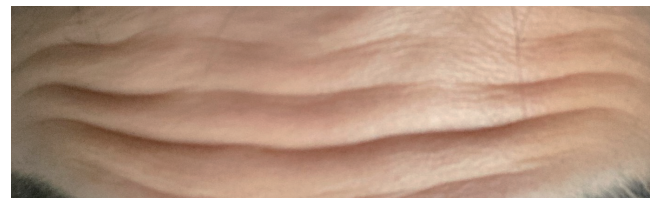


図 4 トリミング処理後のカラー画像

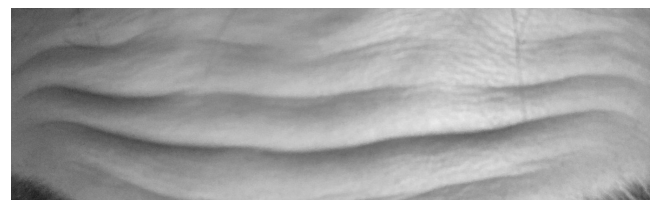


図 5 グレースケール化処理後の画像

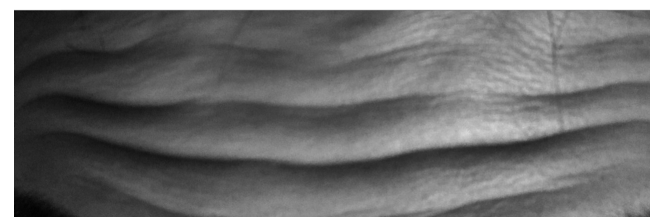


図 6 ガンマ補正解除とグレースケール化処理後の画像

る処理である。この処理により、中間層の輝度が明るく補正される。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。

3.5 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、bn はバッチ正規化層、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

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
bn1	159×475×16	-
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	-

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。

今回使用したニューラルネットワークでは1回目の畳み込みを行った後、バッチ正規化層にて処理を行う。バッチ正規化層は各チャンネルのデータにおいて、データの平均を0、分散を1に調整する処理である。学習途中に発生する勾配消失のリスクを減らすためにバッチ正規化層を導入する。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 ReLu 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。

3.6 実装

プロトタイプシステムを側面と上面から見た様子をそれぞれ図7と図8に示す。体温計には、株式会社ちやいなびから発売されている「非接触型体温計」を使用した。画像を取得するためのボードコンピュータとして、sprisesenseのメインボード、拡張ボード、カメラモジュールを使用した。また、図7での検温ボタンと体温計内部にある基板上のスイッチの間に圧力センサを取り付けた。そして検温ボタンが押されたことを圧力センサを通じてボードコンピュータが検知すると、カメラモジュールを用いて写真を撮影する。図8より、USB Type-C ケーブルを2本メインボードと拡張ボードからPCに接続する。メインボードへ電力供給を

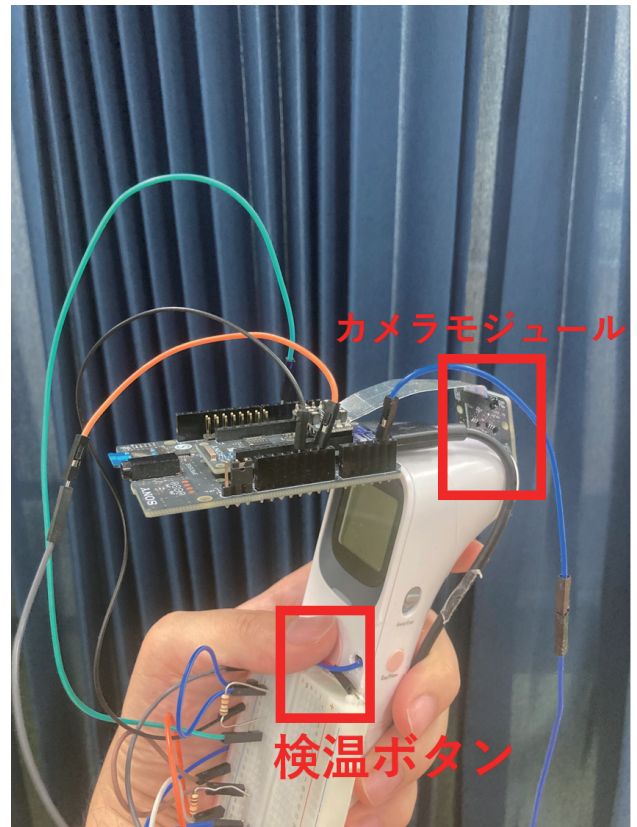


図 7 プロトタイプシステムを側面から見た様子

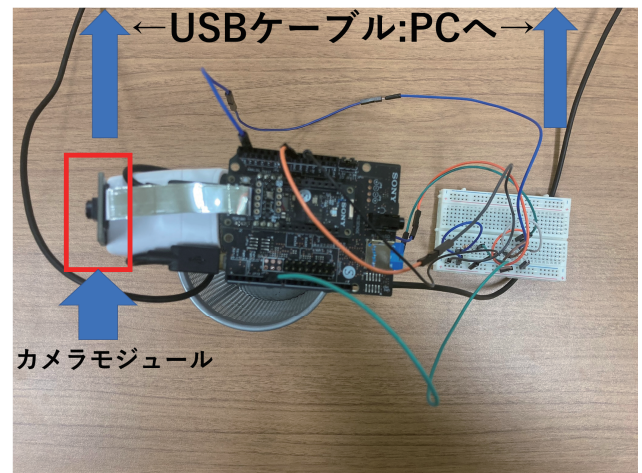


図 8 プロトタイプシステムを上面から見た様子

し、拡張ボードから USB マスストレージクラスを使用することで、PC から SD カードを通じて、撮影した画像を参照できる。

4. 評価実験

額のシワが個人識別を行うのに有効な生体情報かを調べるために、被験者から額のシワ画像を一般的なカメラから取得し、個人識別精度を評価する実験1と、実装したデバイスを用いて取得した額のシワ画像を用いて個人識別精度を評価する実験2を行い、提案手法の有効性を適合率、再

現率, F 値で評価する.

4.1 実験 1

4.1.1 実験環境

被験者 12 人 (20 代~40 代, A~L) 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縮め, 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. 一人あたり 50 枚, 合計で 600 枚の画像を取得した. 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. 撮影時, カメラの位置を上下左右に少しずつしながら, 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た. 交差検証を 5 回繰り返して適合率, 再現率, F 値の平均値を算出する.

4.1.2 実験 1 の結果と考察

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. ガンマ補正解除とグレースケール化処理を組み合わせた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. 3 パターンの前処理のうち, グレースケール化と, ガンマ補正解除とグレースケール化を組み合わせたパターンにおいて, 精度はあまり差がなかったものの, カラー画像のパターンでは平均 F 値 0.87 と他の 2 パターンの前処理よりも平均 F 値が 0.50 以上低下した. そのため, 画像のグレースケール化の前処理は識別精度を上げる一方, ガンマ補正解除は識別精度に影響は無いと考察する.

4.2 実験 2

4.2.1 実験環境

実験 1 で額のシワを取得した被験者の内 A~E に対して, 実装したデバイスを用いて一人当たり 30 枚, 計 150 枚の画像を取得した. 1 回シワを作って一度に 30 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. 撮影時, カメラの位置を正面, 左右の方向から撮影した. その後, PC に画像データを移行し, 前処理を行う. 畳み込みニューラルネットワークを用いて 5 分割交差検証を行い, 適合率, 再現率, F 値の平均を算出する.

4.2.2 結果と考察

実装したデバイスを用いて取得したシワ画像の分類結果表 3 に示す. 実験 1 と比較して, 5 人の被験者全てで, 分類ラベルは実験 1 より少ないものの, 一般的なカメラモジュールでどの前処理においても平均 F 値 0.93 を超える精度を得られた. そのため, カメラモジュールを用いて高

い精度で個人識別を行える可能性があると考えられる. 今後は, 識別人数を増やし, 識別精度への影響を調査する. また, 学習データに使用する画像の枚数について, データ拡張を利用し, できるだけ少ない枚数で済むようにする.

5. まとめ

本研究では検温デバイスの上にカメラモジュールを取り付け, 検温を行うタイミングで生体認証を行う手法を提案した. 提案手法では 3 パターンの前処理を実装し, そのうちガンマ補正解除とグレースケール化処理を組み合わせたパターンにおいて, 額のシワ画像による個人識別の可能性を調査したところ, 平均 F 値 0.94 という高い評価値を得られた. 一方で今回分類したラベルは 12 種類 (12 人) であり, 今後識別する人の数が増えるにつれて識別率が下がる可能性があるため, ネットワーク構造の見直しを行うことを検討している.

またカメラモジュール使用して撮影したシワ画像を分類した結果, それぞれの前処理のパターンで 0.93 を超える識別精度が得られ, 一般的なカメラモジュールでも額のシワを用いて個人を識別できる可能性が示された. 今後は識別人数を増やし, 識別精度への影響を調査することと, 取得したシワ画像にデータ拡張を施すことで, 訓練データに使用するために取得するシワ画像をできるだけ少なくすることを今後の課題とする.

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る. また, 検温と同時に個人を識別するために, 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] パナソニックインフォメーションシステムズ株式会社: 顔認証技術を活用した入退場システムを富士急ハイランドへ提供, <https://is-c.panasonic.co.jp/jp/pressreleases/post-27.html> (Last accessed 2022/1/24).
- [2] 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).
- [3] シャープマーケティングジャパン株式会社: 顔認証+自動検温システム, https://smj.jp.sharp/bs/face_recognition/ (Last accessed 2022/5/19)
- [4] NHK:「コロナに感染」と職員がうそ 会社は刑事告訴も検討, <https://www3.nhk.or.jp/news/html/20200616/k10012472301000.html>
- [5] 佐藤俊雄: 顔による個人認証, 生体医工学, Vol. 44, No. 1, pp. 40-46 (2006).
- [6] 伊藤雅典, 齊藤文彦: 唇の画像内特微量に基づく個人認証システム, 画像電子学学会誌, Vol. 40, No.2, pp. 377-384

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	1.00	0.94	0.97	1.00	1.00	1.00	1.00	0.94	0.97
B	0.92	0.98	0.95	1.00	0.94	0.97	0.94	0.96	0.95
C	0.93	0.78	0.85	0.92	0.68	0.78	1.00	0.86	0.92
D	0.91	1.00	0.95	0.90	0.88	0.89	0.88	0.98	0.92
E	0.92	0.88	0.90	1.00	0.84	0.91	0.93	0.86	0.90
F	0.94	0.98	0.96	1.00	1.00	1.00	1.00	0.98	0.99
G	0.77	0.92	0.84	0.94	0.90	0.92	0.88	0.92	0.90
H	0.84	0.86	0.85	0.79	0.96	0.86	0.89	0.96	0.92
I	0.97	0.68	0.80	0.98	0.96	0.97	0.96	0.98	0.97
J	0.95	0.70	0.80	0.89	1.00	0.94	0.98	1.00	0.99
K	0.64	0.78	0.70	0.82	0.94	0.88	0.91	0.82	0.86
K	0.83	0.98	0.90	0.93	1.00	0.96	0.89	0.98	0.93
平均	0.88	0.87	0.87	0.93	0.92	0.92	0.94	0.94	0.94

表 3 実装したデバイスを用いて取得した額のシワ画像の識別結果

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	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
B	1.00	1.00	1.00	1.00	0.93	0.97	0.93	0.93	0.93
C	0.97	0.97	0.97	0.97	1.00	0.98	0.94	0.97	0.95
D	0.97	0.93	0.95	0.97	0.93	0.95	1.00	0.80	0.89
E	0.94	0.97	0.95	0.88	0.93	0.95	0.80	0.93	0.86
平均	0.97	0.97	0.97	0.96	0.96	0.96	0.93	0.93	0.93

- (2011).
- [7] 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, 火の国情報シンポジウム 2018, B4-3 (2018).
- [8] 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).
- [9] Seung-min Park, Daeyoun D. Won, Brian J. Lee, Diego Escobedo, Andre Esteva, Amin Aalipour, T. Jessie Ge, Jung Ha Kim, Susie Suh, Elliot H. Choi, Alexander X. Lozano, Chengyang Yao, Sunil Bodapati, Friso B. Achterberg, Jeesu Kim¹, Hwan Park, Youngjae Choi, Woo Jin Kim, Jung Ho Yu, Alexander M. Bhatt, Jong Kyun Lee, Ryan Spitler, 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, pp. 624-635 (2020).
- [10] 若林 晃: 非接触型手のひら静脈による個人認証, 生体医学工学, Vol. 44, No. 1, pp. 27-32 (2006).
- [11] 池田宥一郎, 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, 1B1-OS-11a-05 (2018).
- [12] 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).
- [13] 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).
- [14] 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).
- [15] 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誌, Vol. 13, No. 1, pp. 31-36 (2019).
- [16] 松山江里, 李 鎔範, 高橋規之, 蔡 篤儀: ウェーブレット係数を用いた CNN による CT 画像の肺がんの組織型分類, 医用画像情報学会雑誌, Vol. 36, No. 2, pp. 64-71 (2019).
- [17] 林 詳悟, 川西弘一, 橋本和明, 氏家 勲, 全 邦釘: AI を用いた冬用タイヤ自動判別システムの開発, AI・データサイエンス論文集, Vol 1, No. J1, pp. 200-209 (2020).
- [18] M. Mohamed Sathik, G. Sofia: Identification of student comprehension using forehead wrinkles: 2011 International Conference on Computer, Communication and Electrical Technology (ICCCET), pp. 66-70 (2011).
- [19] Moi Hoon Yap, Nazre Batool, Choon-Ching Ng, Mike Rogers, Kevin Walker: A Survey on Facial Wrinkles Detection and inpainting: Datasets, Methods, and Challenges, IEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence, Vol. 5, Issue. 4, pp. 505-519 (2021).
- [20] Daisuke Ukai, Kazuhito Murakami: An identification method using thermo-image, The 19th Korea-Japan Joint Workshop on Frontiers of Computer Vision, pp. 155-158 (2012).