

外部刺激に由来する感情変化は 生体信号を利用した認証に影響を与えるか？

日夏 俊^{1,a)} 中井 綱人¹ 梨本 翔永¹ 大西 健斗¹ 東 拓矢¹

概要：生体信号を利用した認証システムの研究開発が進む一方で、同信号は様々な要因に影響を受けるため、認証の精度に影響を与え得ることが課題である。同要因の一つとしてユーザの感情も含まれ、さらに感情は外部からの刺激により変化し得る。本研究では、生体信号を用いて頑健な認証を行えるシステムの構築を目標として、ユーザの感情と同信号の関係に着目する。特に、外部からの刺激により、意図的に感情を変化させた際の認証精度の変化を調査するため、公開データセットを利用した実験を行った。同データセットは、特定の感情を想起させ得る映像を実験参加者に視聴させ、感情を変化させることを試みながら生体信号を計測したものであり、Russellの感情円環モデルにより2次元平面上で分類される4種類の感情が取り扱われている。同実験では、既存研究に基づいた認証モデルを構築し、異なる感情を想起させ得る映像の視聴時に計測されたデータを使用して、認証精度の変化を調査した。その結果、同認証モデルの訓練およびテストに使用するデータの組合せにより、認証精度に差が生じることが確認でき、感情円環モデルを構成する要素が認証精度に影響する可能性が示唆された。

キーワード：外部刺激、光電容積脈波、生体信号、生体認証、心電図

Do Emotional Changes Induced by External Stimuli Affect the Performance of Authentication Using Physiological Signals?

SHUN HINATSU^{1,a)} TSUNATO NAKAI¹ SHOEI NASHIMOTO¹ KENTO OONISHI¹ TAKUYA HIGASHI¹

Abstract: Several authentication systems utilize time-series physiological signals. These signals can vary due to several factors, including personal emotions, which may also be influenced by external stimuli, thereby affecting system performance. In this study, we focus on the relationship between personal emotions and physiological signals to develop a system that ensures robust authentication. We conducted an experiment using a dataset to investigate how changes in emotions, induced by external stimuli, impact authentication performance. The dataset comprises physiological signals recorded from 30 participants who watched videos designed to evoke four specific emotions, categorized within the two-dimensional space of Russell's circumplex model of affect. In the experiment, we developed authentication models based on previous studies. Subsequently, we trained and tested the authentication model using various combinations of signal data collected under different emotional conditions to evaluate the influence of the videos as external stimuli on authentication performance. The experimental results indicated that the performance depended on the combination of data used for training and testing the authentication models. The results also suggested that the factors in the circumplex model of affect might contribute to the performance.

Keywords: Biometric authentication, electrocardiogram, external stimuli, photoplethysmogram, physiological signal

¹ 三菱電機株式会社
Mitsubishi Electric Corporation

^{a)} Hinatsu.Shun@bc.MitsubishiElectric.co.jp

1. はじめに

日常的に身体から生体信号を時系列データとして計測することは日常生活において一般的となりつつあり、特に心電図 (ECG: Electrocardiogram) 信号および光電容積脈波 (PPG: Photoplethysmogram) 信号は、スマートウォッチをはじめとしたデバイスにより計測が身近となっている [1]。ECG 信号は電極を肌に接触させて心臓の電氣的活動を計測して得られ [2], PPG 信号は光源と光学センサを肌に接触させて、心拍に伴う血管容積の変化を光学的に計測して得られ [3], いずれの信号も健康管理を目的とした心拍数や呼吸数の推定に活用されている。

加えて、ECG 信号および PPG 信号は個人に特有の波形を表すことが知られており、生体認証システムへの利用が検討されている [2], [3]。生体信号は、無意識的かつ継続的に計測可能であるものも多いことから、一種類の信号により特定作業者の健康管理と認証といった複数の機能をシームレスに実現することも検討されている [2], [4]。

一方、生体認証システムは一般に図 1 において実線の矩形で示した要素で構築される [5]。センサで計測されたデータによりユーザを認証するため、破線で示す機械学習モデル (認証モデル) による処理が行われるが、各要素および要素間の処理に対して、なりすましをはじめとする攻撃を行うためのベクトルが存在する [5]。センサで計測される生体信号は様々な要因に影響を受けて波形が変化するため [2], [3], 認証の精度に影響を与え得ることが課題である。同要因の一つとしてユーザの感情も含まれることが知られており、さらに感情は外部からの刺激により変化し得る [6], [7]。そのため、図 1 に示したシステムを構成するセンサへの入力において点線で示す通り、①ユーザへの映像提示等により外部刺激を与え、②ユーザの感情が変化することによって、③ユーザから計測される生体信号が変化させることで、ユーザの認証を妨げる攻撃が行われる可能性がある。したがって、このような攻撃が起こり得ることを想定した、頑健な認証を行えるシステムの開発が必要である。

本研究では、生体信号を用いて頑健な認証を行えるシステムの構築を目標として、ユーザの感情と同信号の関係に着目し、以下の Research questions (RQs) を設定する。

RQ1: 外部刺激に基づく異なる感情において計測された生体信号を用いて認証を行う際、精度は変化するか？

RQ2: RQ1 における精度の変化は、特にどのような条件において発生するか？

まず、RQ1 に対応するため、既存研究をベースとした認証モデルおよび公開データセット [8] を使用した実験を行った。同データセットは、特定の感情を想起させ得る映像を実験参加者に視聴させて、感情を変化させることを試みながら、生体信号を計測したものである。同実験では、各映

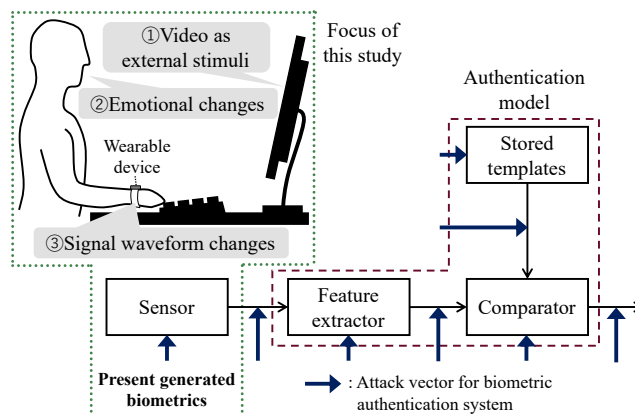


図 1 生体認証システムと攻撃ベクトル、および本研究の関係

Fig. 1 Relationship between a biometric authentication system, attack vectors, and the focus of this study.

像の視聴時に計測されたデータを用いて、既存研究に基づく認証モデルの訓練およびテストを行い、認証精度を算出した。続いて、RQ2 に対応するため、RQ1 における認証精度が下がり得る訓練およびテストデータの組合せを調査して、精度が変化する原因を感情の分類に関する既存研究に基づいて考察するとともに、頑健な認証を行うことができるシステムを検討した。

2. 関連研究

本節では、生体信号に対して起こり得る変化に関する研究について述べるとともに、その要因の一つである感情の分類についても述べ、本研究の方向性を説明する。

2.1 生体信号の変化

生体信号は様々な要因に影響を受けることが知られているため、各要因および信号への影響を調査するとともに、意図的に同信号を変化させる研究も行われている。

生体信号を意図的に変化させる研究として、センサや計測部位に直接的に作用することで信号波形に影響を与える研究が行われている。例えば、Eberz らは、ECG 信号を用いた認証を行うデバイスの電極に対して、波形ジェネレータや音楽プレーヤを用いて電流を流すことで ECG 信号を人工的に生成し、認証を突破できることを示している [9]。Fujii らや Wang らは、PPG 信号を計測する光学センサに対して光源を接触させ、時間経過とともにセンサに提示する光量を変化させることで、PPG 信号の波形を人工的に生成している [10], [11]。Yoshida らは、上腕に装着して物理的に圧迫するデバイスにより、スマートウォッチが計測する PPG 信号の波形を意図的に変化させることが可能であることを示している [12]。以上のように、センサや計測部位に直接的に作用することで、意図に沿った生体信号波形を得ることも可能だが、各研究における検証は各センサの本来の使い方から乖離していることや、デバイスの装着によりユーザに身体的負荷が発生すること等の課題がある。

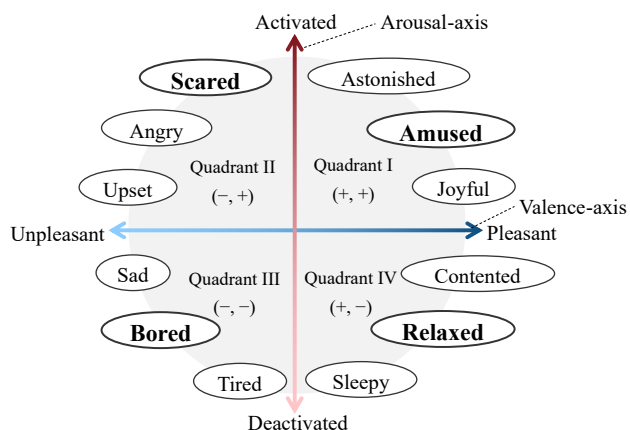


図 2 Russell の感情円環モデル ([16], [17], [18] を基に作成)
Fig. 2 Russell's circumplex model of affect (adapted from [16], [17], [18]).

一方、センサや計測部位に直接的に作用せず、ユーザの感情に影響を与えることで信号波形を変化させ、その影響を調査する研究も存在する。Brás らや Tanasković らは、実験参加者に対して音声シナリオ等によりリラックスや怒りといった感情を想起させながら ECG 信号を計測して、同信号を用いた個人識別や感情推定の精度の変化を調査した [6], [7]。Yadav らは、Russell の感情円環モデル上を考慮して様々な映像を視聴した際に計測された PPG 信号を使用し、同信号を用いた認証精度を評価した [13]。また、時系列データとなる生体信号は取り扱っていないものの、感情に基づく表情の変化が顔認証に与える影響を調査した研究 [14] や、音楽を聞いている時のタイピング能力の変化を調査することで、パスワード入力能力の変化を評価した研究 [15] も存在する。以上のように、生体信号を含む認証システムに関する研究開発において、ユーザの感情変化を考慮することは重要であり、特にユーザの意図に反して感情が変化し得ることも考慮することが望ましい。

2.2 感情の分類と本研究の方向性

計測や評価が難しいユーザの感情は、図 2 に示す Russell の感情円環モデル [16] により、各感情を「快 (Pleasant) - 不快 (Unpleasant)」を表す Valence 軸および「高覚醒 (Activated) - 低覚醒 (Deactivated)」を表す Arousal 軸による 2 次元平面上で表現して議論されることが多い [17], [18], [19]。生体信号を用いた認証システムにおいて、頑健な認証を行うためには、可能な限り幅広い感情を考慮した検証が望ましいと考えられる。しかし、表 1 に示すように、2.1 節で挙げた感情と生体信号を用いた認証と感情に関する先行研究のうち、ECG 信号を対象とした研究 [6], [7] では、同モデルが示す全 4 象限のうち一部に分類されるデータの使用にとどまっている。PPG 信号を対象とした研究 [13] では、各象限におけるデータが使用されているが、認証精度の算出には全データを使用しており、精度変化の調査を目的と

表 1 生体信号および Russell の感情円環モデル上の象限を考慮した既存研究と本研究の比較

Table 1 Comparison of previous studies and our research based on physiological signals and the quadrants of Russell's circumplex model.

研究	信号	計測時の感情の象限				各象限を考慮した評価
		I	II	III	IV	
[6]	ECG	-	○	-	-	-
[7]	ECG	-	○	-	○	-
[13]	PPG	○	○	○	○	-
本研究	ECG, PPG	○	○	○	○	○

して認証モデルに対する各象限を考慮した評価は未実施であり、Valence や Arousal の変化にも考慮していないため、検証が限定的と考えられる。したがって、本研究では、生体信号を用いて頑健な認証を行えるシステムの構築を目標として、表 1 に示すように、Russell の感情円環モデルが示す全 4 象限に分類される感情のもと計測された生体信号を利用し、各感情による認証精度の変化を調査し、その要因を感情円環モデルに基づいて考察する。

3. 実験

本節では、図 1 において点線で示した攻撃を想定し、生体信号を用いて頑健な認証を行えるシステムの構築を目標として、ユーザの感情と同信号の関係に着目して行った実験について説明する。本実験では、複数の感情において計測された生体信号が含まれる公開データセットを利用し、既存研究に基づく認証モデルを構築して、感情および生体信号が変化した場合の認証精度を評価した。

3.1 データセット

本実験では、外部刺激により感情を変化させた際の認証精度の変化を調査するため、公開データセット [8] を使用した。同データセットは、特定の感情を想起させ得る映像を 30 名の実験参加者 (P1, P2, ..., P30, 男女各 15 名, 22 - 37 歳) に視聴させ、感情を変化させることを試みながら、ECG 信号や PPG 信号等を計測したものである (標準化周波数 1 kHz) [20]。同データセットにおいて扱われている感情は、図 2 に示した Russell の感情円環モデルの各象限で太字で示した、Amused (第 I 象限), Scared (第 II 象限), Bored (第 III 象限), Relaxed (第 IV 象限) の 4 種類である。各感情に対応してそれぞれ 2 種類の映像が使用され、各映像を視聴した順番は参加者毎に異なる。また、映像の視聴および各信号の計測と同時に、参加者はジョイスティックを図 2 に従って横方向に動かすことで Valence、縦方向に動かすことで Arousal の値を入力し、その平均および標準偏差は表 2 に示す通りである。ただし、データセット [8] においては、各値は中央値を 5 として閉区間 [0.5, 9.5] の範囲で入力されているが、本論文では図 2 に示した各象限で正負が変化するように、各値から 5 を差し引いて表 2 に記載し

表 2 各感情を想起させ得る映像の視聴時に実験参加者が入力した Valence および Arousal の値

Table 2 Values of valence and arousal reported by experimental participants watching videos designed to evoke emotions.

映像 (象限)	時間 [s]	Valence [a.u.]	Arousal [a.u.]
Amused-1	186	1.4038±1.3660	0.5098±0.7738
Amused-2	173	1.3387±1.2805	0.2620±0.8392
Scared-1	197	-1.6649±1.6436	2.1151±1.4660
Scared-2	144	-0.9816±1.4543	1.5545±1.2793
Bored-1	119	-0.0844±0.8270	-1.0445±1.2334
Bored-2	160	0.2637±0.7528	-0.9057±0.9994
Relaxed-1	145	0.8738±1.3094	-0.8559±1.1357
Relaxed-2	147	0.6350±0.9268	-0.1051±0.6257

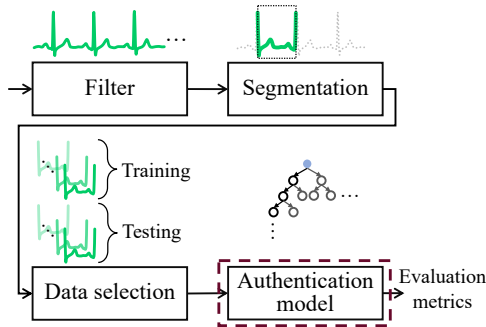


図 3 ECG 信号および古典的な機械学習に基づく認証モデルを用いた場合の実験手順

Fig. 3 Experimental procedure using ECG signals and an authentication model based on classical machine learning.

た。また、以降では断りのない限り、各感情に対応する映像の視聴時に計測された信号をまとめて Amused データ、Scared データ、同じ感情データ、異なる感情データ、などと記す。各映像の視聴時に計測された信号について述べる場合も、Amused-1 データ、Scared-2 データ、等と記す。

本実験では、同データセットに含まれる生体信号のうち、特に計測手法やデバイスが普及している生体信号であり [1], 認証へ活用する研究開発も多く行われていることから [2], [3], ECG 信号および PPG 信号を実験に使用した。各信号に対して、遮断周波数 1 Hz, 40 Hz の 4 次の Butterworth フィルタ [21] を適用し、雑音を除去したうえで、後述する認証モデルへ入力した。

3.2 認証モデル

本実験では、認証モデルとして、古典的な機械学習に基づくモデルと、深層学習に基づくモデルの計 2 件を使用した。いずれのモデルも、形状的特徴が異なる ECG 信号および PPG 信号の両方に対して共通で使用できるように、形状的特徴を問わず適用できる処理を含むものを選定した。

3.2.1 古典的な機械学習に基づく認証モデル

古典的な機械学習に基づく認証モデルとして、Wavelet 変換による特徴量抽出および決定木ベースの分類器である Random forest (RF) によるモデル [22] (Wavelet+RF) を使用した。例として、図 3 に ECG 信号と本認証モデルを

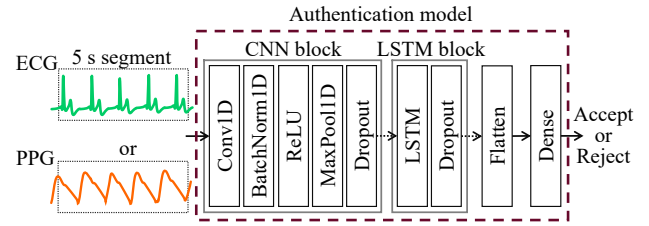


図 4 実験にて使用した深層学習に基づく認証モデル

Fig. 4 Authentication model based on deep learning used in our experiment.

用いた場合の実験手順を示すが、PPG 信号を用いた場合も矩形で示した処理は同様である。図 3 に ECG 信号を用いた例を示した通り、特徴量の抽出対象とする 1 周期分の信号を得るセグメンテーションとして、ECG 信号に対してはライブラリ NeuroKit2 の関数 [23] により極大値を抽出し、隣り合う 2 極大値間の信号を 1 周期分の信号として得た。PPG 信号に対しては、ライブラリ SciPy の関数 [24] により極小値を抽出し、隣り合う 2 極小値間の信号を 1 周期分の信号として得た。ただし、人間の通常の心拍数の値域 (60-100 bpm) [25] を考慮し、1 周期分のデータ点数 N に対して $600 \leq N \leq 1,000$ を満たす信号のみ、Wavelet 変換を適用して得られた係数を特徴量として使用した。1 周期分のデータ点数 N の離散信号 $v[n]$ に対する Wavelet 変換は、式 (1) で表される。ただし、 n は離散時刻、 t は連続時刻、 a は Scale、 b は Translate、 $\varphi(t)$ は Mother wavelet 関数、 $\bar{\varphi}$ は φ の複素共役を表す。

$$W(b, a) = \frac{1}{\sqrt{a}} \sum_{n=1}^N v[n] \overline{\varphi\left(\frac{n-b}{a}\right)}. \quad (1)$$

本認証モデルでは、Mother wavelet として、ECG 信号を用いた認証システムにおいて高精度を示した Discrete Meyer [26] を採用した。また、得られた特徴量に対して、主成分分析 (PCA: Principal component analysis) を適用し、PPG 認証に適切な特徴量の個数を調査した研究 [27] に基づいて、RF に入力する特徴量を 24 個に削減した。

3.2.2 深層学習に基づく認証モデル

深層学習に基づく認証モデルとして、図 4 に示す、畳み込みニューラルネットワーク (CNN: Convolutional neural network) ブロックと長・短期記憶 (LSTM: Long short-term memory) ブロックを備えた深層学習モデル [28] (CNN+LSTM) を使用した。本認証モデルには、各信号を 5 s 毎に分割した信号が入力される。本認証モデルには CNN ブロックは 2 個含まれ、それぞれ 1 次元畳み込み層 (Conv1D: One-dimensional convolutional layer, カーネルサイズ 6, 10), 活性化関数 Rectified Linear Unit (ReLU), 1 次元最大値プーリング層 (MaxPool1D: One-dimensional max pooling layer, カーネルサイズ 4) が含まれる。また、LSTM ブロックは 2 個含まれ、双方向 LSTM (隠れユニット数 32) が使用される [29]。

表 3 各感情を想起させ得る映像の視聴時に計測された ECG 信号による EER

Table 3 EERs using ECG signals while watching videos to evoke each emotion.

認証モデル	訓練データ	テストデータ			
		Amused	Scared	Bored	Relaxed
Wavelet+RF	Amused	0.0013±0.0000	0.0045±0.0061*	0.0013±0.0026	0.0015±0.0016
	Scared	0.0020±0.0028	0.0024±0.0007	0.0021±0.0047	0.0015±0.0011*
	Bored	0.0044±0.0089	0.0107±0.0161*	0.0012±0.0000	0.0018±0.0023
	Relaxed	0.0062±0.0128	0.0092±0.0120**	0.0017±0.0029	0.0016±0.0002
CNN+LSTM	Amused	0.0006±0.0013	0.0025±0.0061	0.0003±0.0009	0.0003±0.0006
	Scared	0.0006±0.0016	0.0005±0.0007	0.0005±0.0023	0.0002±0.0004
	Bored	0.0011±0.0022	0.0030±0.0041*	0.0003±0.0009	0.0003±0.0005
	Relaxed	0.0011±0.0002	0.0039±0.0086	0.0005±0.0020	0.0007±0.0017

表 4 各感情を想起させ得る映像の視聴時に計測された PPG 信号による EER

Table 4 EERs using PPG signals while watching videos to evoke each emotion.

認証モデル	訓練データ	テストデータ			
		Amused	Scared	Bored	Relaxed
Wavelet+RF	Amused	0.0369±0.0053	0.1021±0.0853**	0.0568±0.0387*	0.0592±0.0509
	Scared	0.0708±0.0433**	0.0408±0.0013	0.0943±0.0078**	0.0750±0.0530**
	Bored	0.0776±0.0531	0.1433±0.1152**	0.0392±0.0006	0.0661±0.0543
	Relaxed	0.0627±0.0381*	0.1298±0.1013**	0.0563±0.0435	0.0412±0.0010
CNN+LSTM	Amused	0.0181±0.0124	0.0498±0.0540*	0.0231±0.0177	0.0268±0.0270
	Scared	0.0396±0.0408	0.0225±0.0231	0.0481±0.0598	0.0360±0.0402
	Bored	0.0342±0.0287	0.0704±0.0749**	0.0176±0.0147	0.0324±0.0300
	Relaxed	0.0303±0.0253	0.0609±0.0641*	0.0229±0.0194	0.0207±0.0158

3.2.3 認証モデルの訓練とテスト

各認証モデルの訓練およびテストは、異なる 4 種類の感情データの組合せにより実施した。例えば、訓練には Relaxed データ、テストには Scared データ、のような全組合せでの検証を行った。比較対象として、訓練およびテストにおいて同じ感情データを用いた検証も実施した。表 2 に示した各映像の長さから、異なる感情データを用いる場合の訓練およびテストデータ数の比を約 1:1 とみなし、同じ感情データを用いた検証では各データを 2 分割し、それぞれを訓練とテストに使用する 2-fold 交差検証を行った。

なお、3.2.1、3.2.2 節におけるいずれのモデルも、入力となるテストデータを本人と本人以外の 2 クラスに分類するように構築した。例えば、データセットに含まれる全 30 名の参加者のうち、参加者 P1 を本人のクラス、参加者 P2, P3, ..., P30 を本人以外のクラス、のように、各参加者が本人として 1 回扱われる処理を人数分繰り返した。ただし、2 クラス間のデータ数の不均衡解消のため、Synthetic minority over-sampling technique (SMOTE) [30] を利用し、本人分のデータ数と本人以外の分のデータ数の比が 1:1 となるように、本人分のデータを補完した。

同認証モデルを用いて各感情のもと計測された ECG 信号および PPG 信号の組合せによる認証精度の変化を調査するため、生体認証システムの性能評価に用いられている、等価エラー率 (EER: Equal error rate) [2] を算出した。EER は、各認証モデルにおいて閾値を調整し、他人受入率 (FAR: False acceptance rate) と本人拒否率 (FRR: False rejection rate) の値が等しくなる点から得た。

4. 結果

本節では、3 節で説明した公開データセットおよび認証モデルによる生体認証システムを用いて、各感情において計測された生体信号の組合せにより、認証精度を比較した結果を示す。

4.1 感情毎の認証精度の比較

RQ1 で言及した異なる感情における認証精度の変化を検証するため、各感情データの組合せにより得られた認証精度の比較をそれぞれ表 3、4 に示す。各表において対角線上の着色したセルは、訓練およびテストにおいて同じ感情データを用いた場合を表し、異なる感情データの場合と比較すると EER の値が小さく、認証精度が高い傾向が確認できた。また、訓練およびテストにおいて同じ感情データを用いた場合 (着色したセル) と比較して、異なる感情データを用いた場合のうち、最も EER の値の変化が大きくなった組合せについては太字で記載した。さらに、各訓練データに対して、テストデータを変更した場合の認証精度を比較するため、表 3、4 の行毎に分散分析を適用して等分散性がないことを確認した後、Games-Howell の多重比較検定を行った。その結果、訓練およびテストにおいて同じ感情データを用いた場合 (着色したセル) と比較して、認証精度に有意差を確認できたデータの組合せのセルについて、表 3、4 において $*p < 0.05$, $**p < 0.01$ を付記した。特にテスト時に Scared データを使う場合に EER の値が大きく、認証精度が低くなる傾向が確認できた。

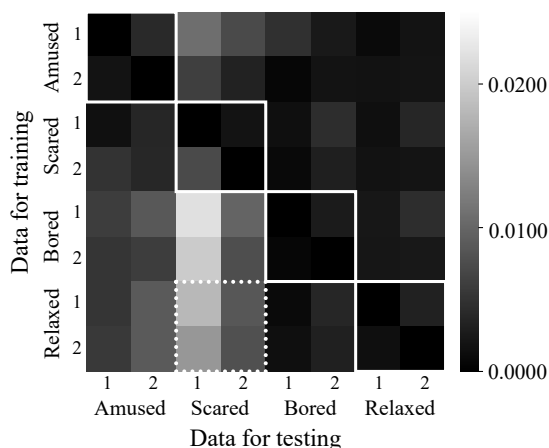


図 5 各映像の視聴時に計測された ECG 信号と Wavelet+RF を用いて得られた EER のヒートマップ

Fig. 5 Heatmap of EERs obtained from ECG signals recorded while watching each video, using Wavelet+RF.

4.2 映像毎の認証精度の比較

RQ2 で言及した認証精度の変化の原因の調査のため、各映像の視聴時に計測されたデータの組合せと認証モデルにより得られた認証精度の例として、ECG 信号と Wavelet+RF を用いて得られた EER をヒートマップ化した例を図 5 に示す。同ヒートマップ上において実線で囲った、同じ感情を想起させる映像の視聴時の信号を用いた場合は、異なる感情の場合よりも EER の値が小さく、認証精度が高い傾向が確認できた。一方、4.1 節における感情毎の比較と同様に、テスト時に Scared データを使う場合に EER の値が大きく、認証精度が低くなる傾向が確認できた。

さらに、ECG 信号および PPG 信号を用いて、Wavelet+RF および CNN+LSTM を用いた場合の EER の比較を表 5 に示す。ただし、表 5 は、全データのうち、図 5 において点線で囲った、Russell の感情円環モデルにおいて互いに点対称に位置する、Relaxed データを訓練、Scared データをテストに使用した例である。以上の選定は、表 3、4 に太字や有意差として示した通り、Scared データをテストに使用した場合の精度変化が顕著だったことに着目して行った。また、図 2 の感情円環モデルでは、感情が Bored であれば Valence と Arousal の両方が負だが、今回使用したデータセットでは、表 2 に示した通り、ユーザが入力した Valence の平均が正となったデータが含まれるため、本比較では除外した。表 5 では、テストに Scared-1 データを用いた方が EER が大きく、認証精度が低くなる傾向が確認できた。

5. 考察と議論

本節では、1 節で設定した RQs に対応して、4 節で示した認証精度の変化を考察するとともに、生体信号を用いた認証の頑健化を含む今後の課題について述べる。さらに、本実験における研究倫理についても議論する。

表 5 各映像の視聴時に計測された ECG 信号および PPG 信号による EER の比較

Table 5 Comparison of EERs using ECG and PPG signals recorded while watching each video.

信号	認証	訓練	テストデータ	
	モデル	データ	Scared-1	Scared-2
ECG	Wavelet	Relaxed-1	0.0116±0.0205	0.0088±0.0199
	+RF	Relaxed-2	0.0124±0.0197	0.0082±0.0158
	CNN	Relaxed-1	0.0128±0.0203	0.0107±0.0175
	+LSTM	Relaxed-2	0.0147±0.0253	0.0065±0.0110
PPG	Wavelet	Relaxed-1	0.1412±0.1196	0.1380±0.1125
	+RF	Relaxed-2	0.1495±0.1231	0.1377±0.1187
	CNN	Relaxed-1	0.1327±0.1157	0.1042±0.0618
	+LSTM	Relaxed-2	0.1417±0.1035	0.0857±0.0748

5.1 認証精度の変化の考察

まず、RQ1: 外部刺激に基づく異なる感情において計測された生体信号を用いて認証を行う際、精度は変化するか？を考察する。表 3、4 に示した通り、入力する生体信号として ECG 信号および PPG 信号、認証モデルとして Wavelet+RF および CNN+LSTM を使用したいずれの場合においても、感情データの組合せによって EER が変化した。特に、多重比較検定による有意差も確認できたことから、異なる感情において計測されたデータを用いたことで、認証精度は変化したと言える。

続いて、RQ2: RQ1 における精度の変化は、特にどのような条件において発生するか？を考察する。異なる感情データの組合せで得られた表 3、4 において EER の値が大きく、認証精度が低くなる傾向が確認できたのは、特に Scared データをテストに使用した場合である。テスト時に Scared データを使う場合に着目して、訓練およびテストにおいて同じ感情のもと計測された信号を用いた場合と比較すると、訓練とテストの両方に Amused データを用いた場合と、訓練に Amused データを用いてテストに Scared データを使用した場合の EER の変化量は、Bored データや Relaxed データの場合と比べて小さかった。この原因の一つとして、図 2 の Russell の感情円環モデルにも示した通り、Scared と Amused はそれぞれ第 II、I 象限に位置する、いずれも高覚醒時の感情として分類されるという共通点が寄与している可能性がある。一方、Bored および Relaxed はそれぞれ第 III、IV 象限に位置する低覚醒時の感情であることから、Arousal 軸で表される高覚醒-低覚醒の違いに起因して信号波形の変化への寄与が比較的大きく、認証精度の差にも影響を与えた可能性がある。

また、RQ2 に関して前段落で述べた感情毎の検証に加えて、映像毎の検証として、表 2 に示した Valence および Arousal の値が異なる各映像の視聴時のデータの組合せで得られた結果についても考察する。図 5 や表 5 に示す通り、Relaxed-1, 2 を訓練、Scared-1, 2 をテストに使用した結果、Arousal の値が大きい、即ち Relaxed との値の乖離が大き

くなる映像 Scared-1 をテストに用いた方が EER の値が大きく、認証精度が低下する傾向が確認できた。ただし、表 2 に示した通り、Scared-1 は Scared-2 と比較すると Valence の平均値が小さいため、Arousal 軸に限らず Valence 軸に着目しても、Relaxed との乖離は大きい。Valence と Arousal を完全に分離して扱うことは難しいが [31]、さらなる評価には可能な限り一方のみを変化させるようにして得られたデータでの検証が望ましいと考えられる。また、表 2 において Scared-1 の Valence は最も小さく、Arousal は最も大きいことも、他のデータと比較して認証精度が低下したことに寄与した可能性がある。

5.2 今後の課題

本実験では、Russell の感情円環モデルで表される 4 象限により分類される 4 種類の感情に着目した。しかし、人間が有する感情は 4 種類に完全に分類されるわけではない。例えば、図 2 の第 II 象限の Scared と Angry のように、同じ象限に位置しながら異なる種類の感情も存在する。従って、今後はより幅広い種類の感情に着目した検証を行うことが望ましく、本研究と同様の訓練およびテストにおけるデータの使い分けや、複数のデータの組合せを訓練またはテストに用いることも検討する。

また、本実験では、異なる感情において計測されたデータの組合せにより、生体信号を用いた認証の精度に変化が生じることを確認した。しかし、今回確認できた変化が現実的に問題となるか否かは、さらなる議論および評価の余地がある。例えば、表 3 の ECG 信号を使用した場合において、認証モデルとして CNN+LSTM を使用し、Bored データにより同認証モデルを訓練した際、EER が 0.0003 (Bored データによりテスト) から 0.0030 (Scared データによりテスト) に変化した。この値は表 4 の PPG 信号を使用した場合のいずれの EER よりも小さい。ただし、3.2.3 節で説明した通り、本実験では実験参加者毎に 2 クラス分類を行う認証モデルを構築したが、参加者によっては ECG 信号において EER が 0.0000 から 0.0439、PPG 信号において EER が 0.0132 から 0.3192 と、比較的大きな変化が生じた場合も確認できており、認証精度に発生し得る個人差の解消や評価も課題である。

さらに、外部刺激によりユーザの感情の変化が生じた際でも、認証精度を保てるような頑健なシステムを設計および実装する必要がある。例えば、脳波を用いた認証システム [32] においても提案されているように、各信号を用いた認証処理を実施する前に、同信号を解析してユーザの感情推定を行うことで、特定の感情に対して構築した適切な認証モデルを選択して精度の高い認証を行うことが一つの例である。ECG 信号および PPG 信号を利用した感情推定に関する研究は数多く行われているため [33], [34]、認証システムとの組合せは実現可能であると考えられる。

5.3 研究倫理

本研究では、実験参加者から計測された生体信号が含まれる公開データセット [8] を使用して、既存研究を基に認証モデルを構築し、生体信号を利用した認証システムの評価実験を行った。実験においては、同システムに対して起こり得る、ユーザの認証を妨げる攻撃を想定した検証を行ったが、その目的は同攻撃の発生も考慮して頑健な認証を行うことができるシステムを開発することである。同実験の結果、特定の条件で認証精度が低下することが確認でき、同攻撃の発生を考慮した頑健な認証システムに関して検討した。また、使用したデータセットは、計測実施者の所属機関における倫理委員会の承認に基づいて行われた実験で得られたものであり、実験参加者の同意および署名のもと計測されたものであることを確認した [35]。

6. おわりに

本研究では、生体信号を用いた認証の研究開発が進んでいることを背景として、ユーザに対する外部刺激により認証を妨げる攻撃を想定し、映像視聴により意図的に感情を変化させた際の認証精度の変化を検討した。特に、特定の感情を想起させ得る映像を実験参加者に視聴させ、感情を変化させることを試みながら計測された ECG 信号および PPG 信号が含まれている公開データセットを用いた実験を行った。同実験では、既存研究に基づいた認証モデルを構築した。さらに、先行研究では考慮されていなかった、Russell の感情円環モデルにより分類される 4 種類の感情による影響を評価するため、異なる感情において計測された ECG 信号および PPG 信号を認証モデルに入力し、各感情による認証精度の変化を調査した。その結果、信号や認証モデルを問わず認証精度は変化し、特にテストデータとして Scared データを用いた場合に、認証精度が低くなることが確認でき、感情円環モデルを構成する要素である Arousal および Valence の影響が示唆された。今後の課題として、本実験よりも幅広い種類の感情に着目した検証や、感情の変化が生じた際でも認証精度を保つことができる頑健なシステムの設計および実装が挙げられる。

参考文献

- [1] Y. Lin, E. Maiorana, B. Li, and P. Campisi. Detection of photoplethysmography manipulation in video forgery. In *Proc. 2023 31st Eur. Signal Process. Conf. (EU-SIPCO)*, pp. 615–619, Helsinki, Finland, Sep. 2023.
- [2] J. R. Pinto, J. S. Cardoso, and A. Lourenço. Evolution, current challenges, and future possibilities in ECG biometrics. *IEEE Access*, Vol. 6, pp. 34746–34776, Jun. 2018.
- [3] L. Li, C. Chen, L. Pan, L. Y. Zhang, Z. Wang, J. Zhang, and Y. Xiang. A survey of PPG's application in authentication. *Comput. Secur.*, Vol. 135, pp. 1–13, Dec. 2023. Art. no. 103488.
- [4] T. Zhao, Y. Wang, J. Liu, J. Cheng, Y. Chen, and J. Yu.

- Robust continuous authentication using cardiac biometrics from wrist-worn wearables. *IEEE Internet Things J.*, Vol. 9, No. 12, pp. 9542–9556, Nov. 2021.
- [5] N. K. Ratha, J. H. Connell, and R. M. Bolle. An analysis of minutiae matching strength. In *Proc. Int. Conf. Audio Video-Based Biom. Person Authent. (AVBPA)*, pp. 223–228, Halmstad, Sweden, Jan. 2001.
 - [6] S. Brás, J. H. T. Ferreira, S. C. Soares, and A. J. Pinho. Biometric and emotion identification: An ECG compression based method. *Front. Psychol.*, Vol. 9, p. 467, Apr. 2018.
 - [7] I. Tanasković, L. B. Lazarević, G. Knežević, N. Milosavljević, O. Dubljević, B. Bjegojević, and N. Miljković. CardioPRINT: Biometric identification based on the individual characteristics derived from the cardiogram. *Expert Syst. Appl.*, Vol. 265, pp. 1–17, Mar. 2025. Art. no. 126018.
 - [8] C. Castellini, F. Schwenker, K. Sharma, E. L. Van Den Broek, and A. Albu-Schaeffer. CASE_Dataset-full. https://springernature.figshare.com/articles/dataset/CASE_Dataset-full/8869157. accessed on Aug. 18, 2025.
 - [9] S. Eberz, N. Paoletti, M. Roeschlin, M. Kwiatkowska, I. Martinovic, and A. Patané. Broken hearted: How to attack ECG biometrics. In *Proc. Netw. Distrib. Syst. Secur. Symp. (NDSS)*, pp. 1–15, Feb. 2017.
 - [10] A. Fujii, K. Murao, and N. Matsuhisa. Pulse wave generation method for PPG by using display. *IEEE Access*, Vol. 11, pp. 31199–31211, Mar. 2023.
 - [11] J. Wang, L. Lu, H. Kong, F. Lin, Z. Ba, and K. Ren. Liquid crystal mimics your heart: A physical spoofing attack against PPG-based systems. *IEEE Trans. Inf. Forensics Secur.*, Aug. 2025. early access, doi: 10.1109/TIFS.2025.3598472.
 - [12] K. Yoshida, R. Sawano, M. Okamoto, K. Murao, S. Tsuchida, and T. Terada. Physical noninvasive attacks on photoplethysmogram by computer controlled blood pressure cuff. *Sensors*, Vol. 23, No. 24, p. 9764, Dec. 2023.
 - [13] U. Yadav, S. N. Abbas, and D. Hatzinakos. Evaluation of PPG biometrics for authentication in different states. In *Proc. Intern. Conf. Biom. (ICB)*, pp. 277–282, Gold Coast, QLD, Australia, Feb. 2018.
 - [14] H. A. Alrubaish and R. Zagrouba. The effects of facial expressions on face biometric system’s reliability. *Information*, Vol. 11, No. 10, p. 485, Oct. 2020.
 - [15] L. Mecke, A. Mahmoud, S. Marat, and F. Alt. Exploring the effect of music on user typing and identification through keystroke dynamics. In *Proc. 2025 Conf. Hum. Factors Comput. Syst. (CHI)*, pp. 1–10, Yokohama, Japan, Apr. 2025.
 - [16] J. A. Russell. A circumplex model of affect. *J. Pers. Soc. Psychol.*, Vol. 39, No. 6, p. 1161, Dec. 1980.
 - [17] D. Sánchez-Reolid, E. García-Pérez, A. L. Borja, A. Fernández-Caballero, and R. Sánchez-Reolid. EEG and fNIRS signal-based emotion identification by means of machine learning algorithms during visual stimuli exposure. *Electronics*, Vol. 13, No. 23, p. 4797, Dec. 2024.
 - [18] C. Krogmeier, B. S. Coventry, and C. Mousas. Affective image sequence viewing in virtual reality theater environment: Frontal alpha asymmetry responses from mobile EEG. *Front. Virtual Real.*, Vol. 3, p. 895487, Jul. 2022.
 - [19] H. S. Choi and W. Zhang. The way to measure and establish an emotional-based assessment of vertical urban complex. *Cities*, Vol. 163, pp. 1–14, Aug. 2025. Art. no. 106015.
 - [20] K. Sharma, C. Castellini, E. L. Van Den Broek, A. Albu-Schaeffer, and F. Schwenker. A dataset of continuous affect annotations and physiological signals for emotion analysis. *Sci. Data*, Vol. 6, No. 1, p. 196, Oct. 2019.
 - [21] Y. Wang, F. Agraftioti, D. Hatzinakos, and K. N. Plataniotis. Analysis of human electrocardiogram for biometric recognition. *EURASIP J. Adv. Signal Process.*, Vol. 2008, pp. 1–11, Sep. 2007. Art. no. 148658.
 - [22] R. Tan and M. Perkowski. Toward improving electrocardiogram (ECG) biometric verification using mobile sensors: A two-stage classifier approach. *Sensors*, Vol. 17, No. 2, p. 410, Feb. 2017.
 - [23] NeuroKit2. Locate P, Q, S and T waves in ECG - NeuroKit2 0.2.11 documentation. https://neuropsychology.github.io/NeuroKit/examples/ecg_delineate/ecg_delineate.html. accessed on Nov. 11, 2024.
 - [24] SciPy. argrelemin — scipy v1.14.0 manual. <https://docs.scipy.org/doc/scipy/reference/generated/scipy.signal.argrelemin.html>. accessed on July 17, 2024.
 - [25] D. H. Spodick, P. Raju, R. L. Bishop, and R. D. Rifkin. Operational definition of normal sinus heart rate. *Am. J. Cardiol.*, Vol. 69, No. 14, pp. 1245–1246, May 1992.
 - [26] M. O. Diab, A. Seif, M. El-Abed, and M. Sabbah. Individual identification using ECG signals. *J. Comput. Commun.*, Vol. 6, No. 01, pp. 74–80, Dec. 2018.
 - [27] A. I. Siam, A. A. Elazm, N. A. El-Bahnasawy, G. M. El Banby, and F. E. Abd El-Samie. PPG-based human identification using mel-frequency cepstral coefficients and neural networks. *Multimed. Tools Appl.*, Vol. 80, pp. 26001–26019, Apr. 2021.
 - [28] D. Y. Hwang, B. Taha, and D. Hatzinakos. PBGAN: Learning PPG representations from GAN for time-stable and unique verification system. *IEEE Trans. Inf. Forensics Secur.*, Vol. 16, pp. 5124–5137, Oct. 2021.
 - [29] L. Li, C. Chen, L. Pan, J. Zhang, and Y. Xiang. GitHub-NasTul/Attacking PPG-based biometric authentication: Paper from AISec. <https://github.com/NasTul/Attacking-PPG-based-Biometric-Authentication>. accessed on Apr. 17, 2025.
 - [30] A. Fernández, S. Garcia, F. Herrera, and N. V. Chawla. SMOTE for learning from imbalanced data: progress and challenges, marking the 15-year anniversary. *J. Artif. Intell. Res.*, Vol. 61, pp. 863–905, Apr. 2018.
 - [31] P. Kuppens, F. Tuerlinckx, J. A. Russell, and L. F. Barrett. The relation between valence and arousal in subjective experience. *Psychol. Bull.*, Vol. 139, No. 4, p. 917, Jul. 2013.
 - [32] M. A. Becerra, C. Duque-Mejia, A. Castro-Ospina, L. Serna-Guarín, C. Mejía, and E. Duque-Grisales. EEG-based biometric identification and emotion recognition: An overview. *Computers*, Vol. 14, No. 8, p. 299, Jul. 2025.
 - [33] A. F. Bulagang, N. G. Weng, J. Mountstephens, and J. Teo. A review of recent approaches for emotion classification using electrocardiography and electrodermography signals. *Inf. Med. Unlocked*, Vol. 20, pp. 1–11, Jun. 2020. Art. no. 100363.
 - [34] M. Egger, M. Ley, and S. Hanke. Emotion recognition from physiological signal analysis: A review. *Elect. Notes Theor. Comput. Sci.*, Vol. 343, pp. 35–55, May 2019.
 - [35] K. Sharma, C. Castellini, F. Stulp, and E. L. Van den Broek. Continuous, real-time emotion annotation: A novel joystick-based analysis framework. *IEEE Trans. Affect. Comput.*, Vol. 11, No. 1, pp. 78–84, Jan. 2017.