

まばたきによって生じる電圧を用いた認証方式の提案

飯島涼^{1,a)} 竹久達也² 大木哲史^{3,4} 森達哉^{1,2,4,b)}

概要: 眼球が持つ電圧により、まぶたを閉じる動作で皮膚の表面に電圧が生じることが確認されている。本研究では、ウェアラブルデバイスによって、まばたき動作時に生じる眼球付近の電圧（眼電位）を用いた認証方式を開発する。まばたき動作を対象にすることで、(1) 高速に、(2) ほかの行動と同時にでき、(3) 幅広い人が利用可能な認証システムを実現することができる。眼電位を測定できるメガネ型ウェアラブルデバイスである JINS MEME を利用して 31 人を対象に眼電位取得実験を行い、得られた電圧によって認証モデルを作成した。その結果、平均 AUC が 95.2 %、平均 EER が 10.3 % となり、高精度に認証を行えるモデルを、従来研究の 1/5 程度のサンプリング周波数で実現した。さらに、提案方式が実用可能であることを示すため、学習済みの認証モデルを搭載した Web インタフェースを作成し、客観評価として、認証処理のリアルタイム性や成功率の検証、主観評価として System Usability Score (SUS) によるユーザビリティ評価を実施した。その結果、動作検知後の処理時間は平均 115 ミリ秒となっており、処理時間を含めて高速に完結する行動認証方式を実現した。ユーザビリティ評価では、平均ユーザビリティスコアが 85.0 であり、SUS の定める基準で A ランク以上のユーザビリティを達成した。A ランクは、SUS の評価基準の中で最高ランクにあたり、提案手法がユーザビリティの確保された認証方式であることを示している。本研究により、「センサに注目する必要のない認証技術」を実現し、運転中・料理中で手が離せない人、体が動かせない人、声が出せない人など、あらゆる人が行動認証を利用できる世界の実現を目指す。

キーワード: 生体電位, 行動認証, 眼電位 (EOG), System Usability Score

EOG-Authentication Method by Eye-Blink Behavior

RYO IJIMA^{1,a)} TATSUYA TAKEHISA² TETSUSHI OHKI^{3,4} TATSUYA MORI^{1,2,4,b)}

Abstract: Eyeballs generate voltage when the eyelid is closed. In this research, we develop an authentication method using the voltage near the eyeball, i.e., ElectroOculoGraphy (EOG), caused during the eye blinking motion. We conducted an EOG acquisition experiment using JINS MEME and created an authentication model based on the obtained voltages. The results showed that the average AUC Score was 95.2% and the average EER was 10.3%. In addition, the motion time was 300 milliseconds. The average processing time after motion detection is about 115 ms. Proposed authentication system is the fastest authentication method among all motion authentication methods. Furthermore, we have developed a real-time authentication web interface that can be used as real applications. The results of usability evaluation by SUS showed that the average usability score of the system was 85.0, which is “A” rank in the criteria defined by SUS. “A” rank is the highest among the SUS evaluation criteria, indicating that the proposed method is usability assured.

Keywords: Bio signal, Behavioral authentication, ElectroOculoGraphy (EOG), System Usability Score

¹ 早稲田大学 / Waseda University

² 国立研究開発法人 情報通信研究機構 / NICT

³ 静岡大学 / Shizuoka University

⁴ 理化学研究所 革新知能統合研究センター / RIKEN AIP

a) ryo@nsl.cs.waseda.ac.jp

b) mori@nsl.cs.waseda.ac.jp

1. はじめに

ヘッドマウントディスプレイ (HMD)、スマートグラス、スマートウォッチなど、ユーザから生体情報を取得するウェアラブルデバイスが普及し始めている。これらのデバ

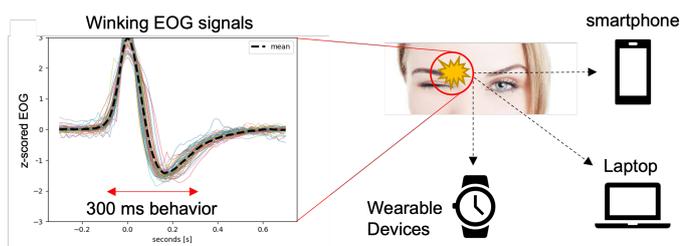


図 1 まばたきによって生じた眼電位を認証に用いる例

イスは、心拍や、筋肉から得られる電圧など、生体電位情報を取得可能なセンサを搭載しており、人体の生体電位から、健康・運動状態の把握を行っている。センサの低価格化が進み、生体情報の解析は、医療分野にとどまらず、市販のデバイスでも行われるようになってきている。

センサの低廉化によって、生体電位の収集は身近なものとなった。しかしながら、生体電位を用いた認証システムのほとんどは、高価な医療機器や機材を用いたものに限定されており [6], [7], 安価な生体電位センサを対象にした研究は限られている。そのため、ウェアラブルデバイス上で個人を認証するシステムは、搭載されていないか、もしくはパスワード入力や PIN 入力など、認証に時間を要する方法が採用されている。ウェアラブルデバイスで利用しやすい、スタンダードな生体電位認証システムの技術開発が必要である。

以上の問題を解決するため、本研究では、まばたき時に生じる眼電位を用いた認証方式を提案する。眼電位は、眼球が電圧をもつことから計測可能な電位変化であり、集中力や視線解析に利用される。認証方式の概要を示す図を、図 1 に示す。図に示すように、まぶたを閉じる動作によって、眼球の位置の変化や皮膚の抵抗の変化が生じ、大きな電圧が発生することが確認されている。

まばたきやウィンク動作を認証に利用するメリットとして、

- **高速:** 300 ms 以内の高速な動作で認証が完結する。
- **単純性:** 言葉を話せない子ども、体が動かせない人、声が出せない人など、誰でも行えるシンプルな動作である。
- **同時性:** センサに注目する必要がなく、他の動作と同時に認証を行うことが可能である。

の 3 つの要素を満たす点があげられる。ウェアラブルデバイスならではの特徴である、「身に着けていればセンサを意識しなくてもデータが取得できる」という特性を活かした認証方式となっている。普段無意識に行われる自然な動作を採用したことで、ユーザに特別な動作を要求しない継続認証が可能となる。さらに、データ取得のためには目付近の皮膚に直接センサを装着させる必要があるため、顔認証や音声認識などほかの認証と比較してプレゼンテーションアタックの脅威が生じにくいことが利点として挙げられる。その他の利点として、本研究では、感染症対策のため

に、マスクを身に着けた状態でデータ取得や認証を実施しており、マスクを身に着けた状態でも、本提案手法により認証が行えることを実験の中で確認している。

本研究の貢献は以下の 3 点に集約される。

(1) 眼電位認証に利用可能な特徴量・前処理の開発 (3 章)

本研究では、時系列情報のみを扱った従来の眼電位認証方式 [1] の問題点について議論した後、音声や無線の解析に用いられる周波数領域を特徴量として、従来の時系列特徴と合わせた特徴量を提案し、認証モデルに入力する特徴として利用する。さらに、片目のみの眼電位を取得していた先行研究 [1] と比較して、右目・左目の 2 つの地点でデータを取得し、従来研究よりも 1/5 のサンプリング周波数で、高速かつ高精度に認証が行えることを示した。提案した特徴の組み合わせが従来の時系列特徴による認証も優位であることを確認するため、時系列特徴のみでモデルを作成した場合と、時系列特徴に加えて周波数領域特徴を追加した場合の比較を行い、新手法が優位であることを示した。

(2) 眼電位を用いた認証モデルの作成・評価 (4 章)

31 人のユーザを対象に眼電位取得実験を行ったあと、本人であるか否かを判断する二値分類モデル (Verification Model) を作成し、生体認証モデルの評価指標になって評価を実施した。評価の観点として、機械学習モデルごとの評価、特徴量の種類ごとの評価、動作ごとの評価の 3 つの観点で評価を実施し、全モデルの平均・分散 ROC カーブの作成、平均 AUC 及び EER によって認証モデルの評価を行った。結果として、平均 AUC=95.2%, 平均 EER=10.3% を達成し、高精度で認証を行えることを明らかにした。

(3) リアルタイム認証システムの開発・評価 (5 章)

リアルタイムで認証が行える Web インタフェースを構築し、ユーザビリティ検証・リアルタイム性検証、モデルの確信度 (本人であると推定する確率) 確認のためのユーザスタディを実施した。ウェアラブルデバイスの認証を扱う研究のほとんどは、ユーザビリティ検証を行っていないか [1], [2], 実際に認証システムを構築せず、リアルタイム認証が実現したと仮定したうえでのユーザビリティアンケートに限定した評価となっている [4]。System Usability Score (以下 SUS) を用いてユーザビリティを算出し、平均ユーザビリティスコア 85.0, SUS の定める基準で A ランク以上のユーザビリティを達成した。A ランクは、SUS の評価基準の中で最高ランクにあたり、提案手法がユーザビリティの確保された認証方式であることを示している。

2. 背景知識

本章では、眼電位に関する基礎知識を説明した後、ウェアラブルデバイス上での認証方式についてまとめる。

2.1 眼電位 (Electro Oculography, EOG)

眼電位 (Electro Oculography, EOG) とは、目の付近で電極を用いることにより、取得できる電圧のことである。

眼球の角膜が正の電位，網膜が負の電位を持つことから，眼球の動き，まぶたの抵抗などの変化に応じて電圧取得を可能にする．無意識のまばたきの場合，電圧の範囲は $10\text{--}200\ \mu\text{V}$ ，周波数は $0.5\text{--}15\ \text{Hz}$ の間に現れることが知られている．実波形例は，図 4 に示している．各まばたきの開始時に，正方向に電位が変化したあと，目を開け始めてから目を完全に開けるまでの間で，負の方向に電位が変化するという波形の推移が生じる．

まばたき時に現れる眼電位は，主に脳波計測時に影響し，脳波に比べて電圧値が大きいことから，ノイズとして扱われる．医療分野における従来研究では，眼電位を脳波から取り除くことに重点が置かれていたが [3], [11]，眼電位計測センサの低価格化，JINS MEME など眼部に身につけるデバイスの普及によって，眼電位を集中力やスポーツの解析に有効活用することが検討され始めている．眼電位は，左右両方の目を取得することにより，視線推定を行うことが可能であり，運転中の視線の解析にも利用される．

2.2 ウェアラブルデバイス上での認証方式

本研究では，眼鏡やゴーグルのように，目の周辺に装着するウェアラブルデバイスの鼻，まぶた付近のどちらかに電極を付加することによって，電圧測定を行うことを想定している．対象となるウェアラブルデバイスとして，スマートグラス，ヘッドマウントディスプレイ (HMD) がある．ウェアラブルデバイスの認証方式をまとめたサーベイ論文として，文献 [9] が挙げられる．同文献では，ウェアラブルデバイス上での認証方式として，ユーザが動作をせずに認証を行う生体信号認証 (Physiological Biometrics) と，ユーザが動作を行い認証を行う行動認証 (Behavioral Biometrics) に分類した議論を行っている．動作をせずに認証が行える生体信号認証では，心電位や呼吸などによって認証を行うため，ユーザの手間は減るものの，認証のための特徴が攻撃者に盗まれた場合などは利用することができなくなってしまうというデメリットがある．一方で，行動認証の場合は，筆跡やジェスチャなど，動作による負担があるものの，利用している動作が利用できなくなった場合に他の動作に変更できるというメリットがある．本研究で提示したまばたきによる認証では，呼吸と同様にユーザが無意識に行っている動作に近い動作を選択しており，かつ日常的な行動と同時に実行できる短い動作を対象として認証モデルを作成することで，上記で説明した生体信号認証と，行動認証の双方の利点を取り入れた認証方式となっている．

3. 手法

本研究では，EOG 信号を用いて認証モデルを作成するために必要な特徴量を実装し，その評価を行う．データ取得，前処理，特徴抽出，モデル作成・評価の順で実施し，



図 2 JINS MEME の形状およびセンサ位置の説明

モデルの評価を行った後，実利用に耐えうるモデルであることを示すために，リアルタイム認証のテストを実施し，客観評価・主観評価の双方を実施する．

3.1 データ取得

3.1.1 利用する機器

データ取得には，JINS MEME Academic Pack [8] を利用する．JINS MEME は，左右の眼電位を一つの機器で取得可能なスマートグラスであり，本研究の目的に沿ったウェアラブルデバイスである．JINS MEME には，眼電位計測用のセンサに加えて，ジャイロセンサ・加速度センサを備えており，身につけている人の姿勢推定を行うことが可能である．JINS MEME のセンサ搭載箇所を示す図を，図 2 に示す．

JINS MEME のサンプリング周波数は $f_s = 100\ \text{Hz}$ に設定して計測を行う．従来研究のサンプリング周波数 $f_s = 512\ \text{Hz}$ [1] と比較すると， $1/5$ 程度の情報量となる．

3.1.2 データ取得の手順

眼電位データ取得のための手順を説明する．本研究では，31 人の参加者 (男性 17 人，女性 14 人) を募集し，各参加者 1 時間ずつ以下の手順で計測を行った．参加者は集中力を要するタスクに取り組むため，報酬は時給 2,000 円相当に設定した．参加者の負担を減らすため，各計測は 60 回分のまばたき計測を 1 セッションとして，それを両目，片目の各動作について 3 回ずつ繰り返す作業を行った．

- (1) 説明 3 分間
- (2) 利き目確認 2 分間
- (3) 両目 reference data 計測 (spontaneous) 3 分間 \times 3 回
- (4) 両目 意図的 (voluntarily) 3 分間 \times 3 回 + 休憩 5 分間
- (5) 右目 意図的 (right) 3 分間 \times 3 回 + 休憩 5 分間
- (6) 左目 意図的 (left) 3 分間 \times 3 回
- (7) アンケート実施

利き手と同じように，我々は，どちらか一方の目を頻繁に利用して視覚情報を処理していることがわかっている．利き目が及ぼす影響も調査するため，本研究では，ユーザスタディ実施前に利き目の確認テストを実施した．利き目の確認は以下のように実施する．

利き目の確認方法

- (1) 立った状態で，両腕を伸ばして両手で三角形を作る．

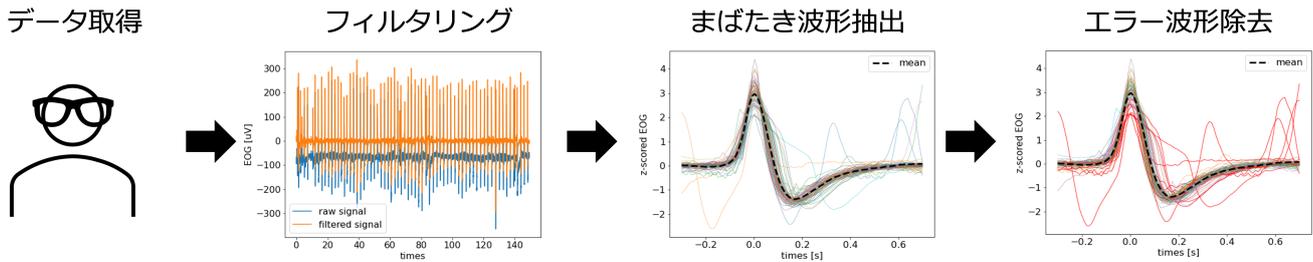


図 3 それぞれの前処理のイメージ図。エラー波形除去では、赤線にてエラーとしてはじかれた波形を表示している。

(2) 目と同じくらいの高さに存在するオブジェクトを、作った三角形のちょうど真ん中に位置するように入れる (実験では壁掛け時計を用いた)。

(3) 右目のみを閉じ、三角形の中心からオブジェクトがずれたら、右目が利き目である。左目でも同様の作業を行い、参加者は、どちらの目を閉じた際によりずれたかを報告する (報告された目が利き目である)。

以上のテストによって認証を行った結果、31人中22人(71%)が右目、9人(29%)が左目が利き目となった。

動作計測時の条件・記録方法

計測時には、部屋のブラインドを閉め、スタンドライトを設置することで、実験環境の明るさは一定となるように調節した。計測中はモニターに表示される黒丸の点が見えるよう座り、注目する状態を保つよう指示した。また、参加者のデータ計測時には、椅子に座ってもらい、画面との距離は一定になるようにした。これは、視線のぶれの個人差、目に入る光量など、まばたき以外の要素が眼電位に影響して結果の精度が上がることを防ぐためである。

動作計測時には、3秒に1度、目安となる音を鳴らし、その音のタイミングを目安にまばたきを行ってもらおうよう指示した。3秒間隔を目安とした理由は、連続するまばたき波形が干渉しないようにするためである。ただし、毎回3秒間隔でまばたきをすることは難しいため、できる範囲で合わせてもらい、まばたき動作をしたタイミングでボタンを押してもらおうことによって、動作地点を記録した(この記録をアーティファクトと呼ぶ)。

3.2 前処理

行った前処理として、バンドパスフィルタによるノイズのフィルタリング、ピーク検知後の波形抽出、波形抽出後のエラー波形検知の3つがある。前処理の概要図を、図3に示す。それぞれについて、以下に説明する。

3.2.1 フィルタリング

ノイズフィルタリングとして、6次のパワースフィルタ(バンドパスフィルタ)を用いて、0.25–45 Hzの範囲に含まれない波形を取り除く処理を行った。0 Hzの波形は、0 Vの地点からのドリフト分(DCオフセット)とみなすことができ、本処理によって、肌の状態や汗などに影響を受

けた0ベースでない波形を、0ドリフト補正を行った波形に変換する役割を果たす。

3.2.2 ピーク検知後のまばたき波形抽出

SciPyのfind_peaks関数を用いて、計測した眼電位波形から、瞬きが生じた地点を取得する。ピークを検知した後、ピークから0.3秒前、0.7秒後を1つの瞬き波形とみなして切り出した後、波形がまばたきに相当するかどうかを、次のエラー波形検知により確認する。

3.2.3 エラー波形検知・除去

波形の概形のみでエラーかどうかを確認するため、波形をすべてz scoringによって正規化する。本正規化波形は、エラー検知のみに利用し、特徴抽出には利用しない点に注意する。エラー波形検知として、切り出した波形の平均波形をテンプレートとして作成した後、そのテンプレートと、検査波形のRoot mean square error (RMSE)を取得し、RMSEが0.5を上回った場合、検査された波形をエラー波形として取り除く。RMSE値は、エラー波形の割合が、全体の5–10%前後となるように決めている。また、RMSEによるエラー波形除去に加え、ユーザに動作計測時にボタンを押してもらおうことによって記録したアーティファクトを確認し、検知した波形の0.5秒前、2秒後の範囲にアーティファクトが存在しなかった場合は、エラーとしてはじくことにする。

3.3 特徴抽出

特徴抽出は、時系列特徴量(time-series)、周波数特徴量(frequency-series)の2つを実装した。以下にその詳細を説明する。

3.3.1 時系列特徴量

時系列特徴量は、先行研究で示されている[1]ものをベースに実装した。実装した特徴量の概要図を図4に示す。具体的には、波形を図の黒線のような概形と見なした後、概形の各地点の幅、高さ、面積、軸と交わるときの角度等を算出する。

また、Auto regressive (AR) モデルの係数を時系列特徴量として用いる。Auto regressive modelは、以下の数式で表される。

$$y_t = c + \sum_{i=1}^p \phi_i y_{t-i} + \epsilon_t \quad (1)$$

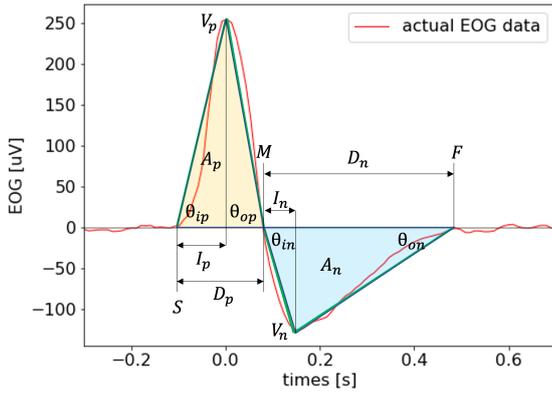


図 4 特徴量のイメージ図。細い赤線が実波形の例、濃い緑線が簡易化した概形であり、その概形から特徴を抽出する。 θ は角度、 A は面積、 V は電圧、 I, D は時間を表す。添字の p, n はそれぞれ、正の電圧 (positive)、負の電圧 (negative) を意味する。添字のついていない特徴は、横軸の位置を表す。

ここで、 c は切片、 ϕ_i は i 次の自己相関係数、 ϵ_t はかく乱項である。先行研究では、20 次元で精度が収束していることから [2], 20 次元の AR モデルの係数を用いることにする。

最後に、時系列生体信号に用いられる基本的な時系列統計量として、[9] を参考にして分散、skewness などを実装した。

3.3.2 周波数特徴量

周波数特徴量として、FFT した波形 $X[f]$ のパワーを取り、サンプリング間隔 Δf で正規化したパワースペクトル密度 (Power Spectrum Density, 以下 PSD) を用いる。PSD は以下の式で表される。

$$PSD [\mu V^2/\sqrt{Hz}] = \frac{|X[F]|^2}{\Delta f} \quad (2)$$

3.3.1 節で示した時系列特徴は、主に波形を概形化したあとの特徴を抽出しており、波形に存在する微妙な揺らぎの特徴を捨てることになる (図 4 参照)。PSD を特徴として導入することにより、時系列特徴量で捨てていた特徴を抽出することが可能となる。本主張を検証するために行った特徴量ごとの検証は 4 章で示す。

さらに、脳波計測に用いられる周波数帯ごとの評価を参考にし [4], δ (0.5–3 Hz), θ (4–7 Hz), α (8–13 Hz), β (14–30 Hz), γ (30 Hz–) のそれぞれの周波数帯の合計をそれぞれ特徴量として用いた。

その他、筋電位の計測、動作推定時に用いられる特徴量 [10] として、平均・分散周波数、平均パワー、合計パワーなど、PSD を用いて得られる周波数領域統計量も実装した。

3.4 認証モデルの訓練

認証用に用いるモデルは、古典的な非線形モデルとして SVM, 決定木を利用したモデルとして Random Forest と XGBoost (以下 XGB), 深層学習モデルとして単純な MLP を用いた評価を実施した。3 章で示した通りにまばたき波

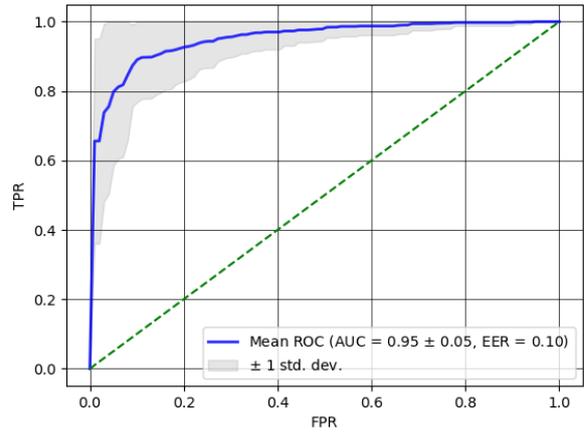


図 5 Random Forest モデルの平均 ROC と標準偏差。

表 1 認証モデルごとの検証結果

Model	AUC	EER	ACC	Precision	Recall	F1
SVM	0.931	0.126	0.882	0.871	0.888	0.877
XGB	0.950	0.105	0.892	0.883	0.890	0.885
RF	0.952	0.103	0.900	0.888	0.895	0.889
MLP	0.923	0.129	0.876	0.866	0.878	0.870

形抽出を行い、本人と他人のデータ割合が等しくなるようにアンダーサンプリングを実施した後、学習データ: テストデータ=8:2 となるように分割した。それぞれのモデルについて、5 段階の交差検証を実施し、さらにグリッドサーチにより、ハイパーパラメータチューニングを実施し、最適なパラメータ条件での評価を行った。

4. 認証モデルの評価

評価指標として、認証モデルごとの評価、特徴量の種類ごとの評価、動作ごとの評価の 3 つの軸で検証を行った。本章で報告する各評価指標は、31 人分の 1 対 1 認証 (Verification) モデルを作成した際の平均を示している。さらに、XGBoost, Random Forest を用いて、特徴量重要度を算出した結果により、新たに実装した特徴量の有効性を示す。

4.1 認証モデルごとの検証結果

眼電位データが個人を認証するのに適しているかを検証するため、両目で計測した意図的なまばたきデータについて、線形モデルである SVM, 決定木を用いる Random Forest, XGBoost, MLP の 4 種類のモデルでの検証結果を示す。表 1 に、全モデルの平均 AUC, EER, Accuracy, Precision, Recall, F1score を示す。また、代表的な例として、Random forest モデルの ROC カーブを作成し、平均を青線、標準偏差を灰色で示した図を図 5 に示す。

認証モデルの精度検証の結果、AUC, EER, Accuracy, R1 score の全ての数値において、Random forest が最も良い精度となった。ついで、XGBoost モデルが良い精度を記録し、決定木のアンサンブルを行うモデルで良い精度を得

表 2 特徴量ごとの検証結果

特徴量の種類	AUC	EER	ACC	Precision	Recall	F1
時系列	0.941	0.113	0.885	0.872	0.893	0.880
周波数	0.943	0.118	0.877	0.866	0.880	0.869
統合 (本研究)	0.952	0.103	0.900	0.888	0.895	0.889

表 3 動作ごとの検証結果

Movement	AUC	EER	ACC	Precision	Recall	F1
両目	0.952	0.103	0.900	0.888	0.895	0.889
利き目	0.948	0.115	0.884	0.865	0.909	0.885
利き目でない	0.936	0.124	0.867	0.855	0.875	0.863

ることができた。4.2 章以降、利用するモデルは random forest に固定して特徴量の種類ごとの精度検証、動作ごとの精度検証を行った結果を示す。

4.2 特徴量の種類ごとの精度検証

3.3 章で示した、特徴量の種類（時系列特徴、周波数特徴）ごとの評価、それらを統合した評価を実施し、先行研究の、時系列特徴のみの結果よりも精度向上が見込めることを示す。表 2 に、特徴量の種類ごとの評価を行った結果を示す。すべての評価指標において、時系列特徴のみの追試結果に比べて、時系列特徴と周波数特徴を組み合わせた本研究の特徴量の評価結果が優れていることが確認できる。

4.3 動作ごとの認証精度検証

本認証手法は、仮に両目のまばたき 1 回が認証動作として利用できなくなった場合でも、片目のみのまばたき（ウィンク動作）、2 回のまばたき動作など、動作にバリエーションをもたせることが可能である。モデルや特徴が攻撃者に模倣され、利用できなくなった場合に行動変更が行えることを示すため、両目のまばたき、片目のウィンクとして利き目の場合（Dominant）、利き目ではない場合（Non-Dominant）の眼電位を取得し、動作時の電圧によってモデルを構築した。利き目の判定方法は、3.1.2 節に示している。両目 1 回、片目 1 回で動作の評価を基礎実験として実施することで、動作を組み合わせた場合の精度検証を今後行いやすくする。表 3 に、各目によるまばたきごとの評価結果を示す。

ウィンク動作の場合、両目には精度が及ばないものの、利き目のウィンクでは AUC=94.8%、利き目でない目でのウィンクでは AUC=93.6% とどちらも 90% 以上のスコアを達成できていることがわかる。片目を含む行動で精度を更に向上させる場合、両目と片目を組み合わせた認証方式にするなど、動作順序や組み合わせを工夫する必要がある。

4.4 特徴量重要度の評価

従来の特徴量に追加した周波数特徴量が、認証の判断材料として寄与しているかを確認するため、Random Forest, XGBoost モデルを用いて特徴量重要度の算出を行う。図 6 の左に Random Forest を利用して算出した特徴量重要度、

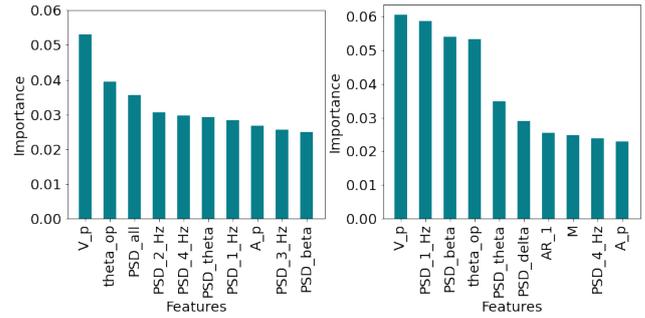


図 6 特徴量重要度 (Top 10) の評価. 左: Random Forest を利用して算出, 右: XGBoost を利用して算出. PSD とついたものが周波数特徴量, その他は時系列特徴量である. (時系列特徴量の記号や添字などは図 4 を参照.)

右に XGBoost を用いて算出した特徴量重要度をそれぞれ上位 10 個分示す。横軸に示す特徴量名の内、PSD とついた項目が本研究で新たに示した周波数特徴量であり、その他の特徴は時系列特徴量である。Random Forest では 10 個中 7 個, XGBoost では 10 個中 5 個が周波数特徴量を含んでいる。上位に位置する特徴量の中で、半数以上が周波数特徴量となり、十分に寄与していることが確認できる。

5. リアルタイム認証モデルの評価

4 章までで実施した評価は、あらかじめデータ取得を行い、後日モデルを作成することによって、評価を行っている。本章では、作成したモデルが実利用可能であることを示すため、リアルタイムでまばたき・ウィンク検知、前処理、特徴抽出、モデルによる判断までが行える Web インタフェースを作成した。リアルタイム認証のために利用するデータは、リアルタイム認証用に新たに行った計測データと、4.4 節までの評価に利用した計測データのうちランダムに 9 人分を結合し、データ計測後の休憩時間を利用してモデル作成を行った後、その場で作成したモデルを Web インタフェース上に搭載し、テストを実施する。ユーザスタディ中には、参加者は認証画面を見ず、認証開始を知らせる場合、認証に成功した場合のみ、音によるフィードバックが行われる。リアルタイム認証の例を、図 7 に示す。

認証に利用するモデルは、確信度を出力する XGBoost を利用し、他人受入率 (FAR) と、本人拒否率 (FRR) が等しくなる点 (EER) のしきい値を採用して、認証成功・失敗の判断を行う。

認証時に測定する客観的な指標として、認証に成功した割合 (Success Rate)、認証の処理速度 (Time)、本人である確信度 (Probability, 0-1 の間で出力) の 3 点を記録する。

さらに、主観評価として、本認証システムのユーザビリティを測定するため、System Usability Score (以下 SUS) [5] を用いて終了後にアンケートを行い、ユーザビリティをスコア化する。作成した Web インタフェースは、ユーザのシステム利用に対して、音によるフィードバックを実装し

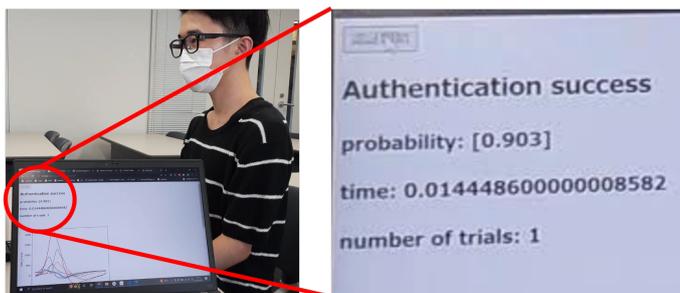


図 7 リアルタイム認証の様子(左)と、画面例(右、左写真の PC 部分を拡大したもの)。認証時の波形や、本人である確率(確信度, probability), 認証に要した時間(time)が記録される PC 上の認証画面は評価者のみが確認し、実験参加者は認証画面を見ない状態で認証を行う。認証開始時・認証成功時にそれぞれ異なる音でフィードバックが行われる。

ており、SUS 利用の基準を満たしていることを確認した。各質問内容は紙面の都合により省くが、詳細の質問は [5] に示されている。奇数番号の質問は肯定的な質問、偶数番号の質問は否定的な質問となっており、それぞれユーザビリティが高いほどスコアが高くなるようにスコア化される。

5.1 リアルタイム認証ユーザビリティのユーザスタディ手順

以下にリアルタイム認証の認証速度やユーザビリティを測定するために実施したユーザスタディの手順を示す。以下に示すとおり、データ取得から認証モデルの作成、SUS によるユーザビリティ評価が 1 回のユーザスタディで完結するように Web インタフェースを設計した。

- (1) 説明 3 分間
- (2) 利き目確認 2 分間
- (3) 両目 reference data 計測 (spontaneous) 3 分間 × 3 回
- (4) 両目 意図的 (voluntarily) 3 分間 × 3 回
- (5) 休憩 5 分間 (この休憩の間にモデル構築を行う)
- (6) 認証開始, 認証成功時の音の確認 + 認証のチュートリアル 3-5 回程度 5 分間
- (7) 認証テスト (本番) 10 回
- (8) SUS アンケート実施

5.2 リアルタイム認証の客観評価

リアルタイム認証の結果を表 4 に示す。認証成功率は、10 回の試行中、認証成功となった回数、平均確信度は、XGBoost モデルから取得できる本人である確率の平均をとったもの、平均処理時間は、まばたきを検知してから、前処理、波形抽出、特徴抽出を実施し、モデルが結果を出力するまでの時間を示している。

認証成功率は平均で 0.73、平均確信度は 0.717 となり、リアルタイム認証においては、認証成功率向上のための工夫が必要である。例えば、本研究では、公平性のために EER となる点のしきい値を認証成功の判断に用いているが、利用用途に応じてしきい値を変更することで、認証成功率を

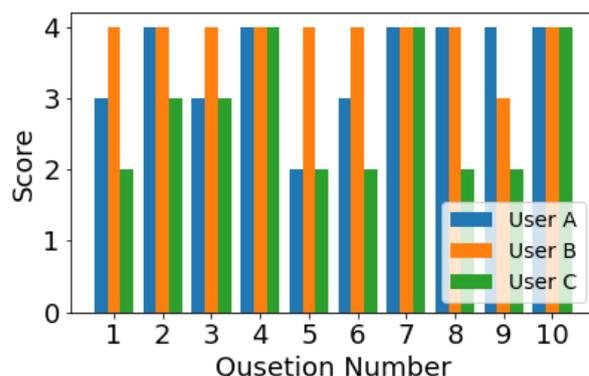


図 8 それぞれの質問に対する回答のスコア。質問内容は [5] に示されている。グラフのように回答結果が 0-4 の整数値に変換され、その合計値 (40 点満点) を 2.5 倍したものが最終的なスコアとなる (100 点満点)。

表 4 リアルタイム認証の各評価値

	User A	User B	User C	全平均
認証成功率	0.7	0.9	0.6	0.73
平均確信度	0.773	0.847	0.530	0.717
平均処理時間 (秒)	0.111	0.194	0.041	0.115
合計 SUS スコア	87.5	97.5	70.0	85.0

上げることが可能である。平均処理時間は、平均で 115 ms となっている。まばたきの動作時間平均が 300 ms であることを考えると、合計で 415 ms で認証を行うことが可能である。

5.3 リアルタイム認証の主観評価 (ユーザビリティ)

SUS による評価結果として、それぞれの質問のスコアを図 8 に、合計の SUS スコアと、ユーザごとの平均値を表 4 の一番下の行に示す。各質問のスコアは、0-4 の整数値で表され、ユーザビリティが高いほど、スコアが高くなるように設計されている。100 点満点で示される合計 SUS の平均値は 85.0 となり、SUS の A ランクのしきい値である 80.4 を上回っている。SUS の基準では、A ランクがユーザビリティ評価の最高ランクであり、ユーザビリティは最高水準であるといえる。以上より、総合的に見て本研究で提示した認証のユーザビリティは高いことがわかる。

個人ごとの結果を見た場合、合計 SUS スコアの値と、認証成功率、認証の確信度などの数値には相関があることが表 4 からわかる。認証方式そのもののユーザビリティに加えて、認証モデルの精度がユーザビリティに影響を与えることがわかる。今後、ある程度他人受入率 (FAR) を増やした上で、認証精度以外の要素を見た際にどの程度ユーザビリティが確保されているのかを調べる必要がある。

6. 議論

6.1 制限事項

本研究のユーザスタディは、研究に利用する環境の影響を受ける可能性を取り除くため、同一の部屋での実験実施

を行い、目の付近の明るさはデスクライトを用いて調整した上で行った。光量の変化など、環境が眼電位に与える影響の調査は今後の課題である。

参加するユーザの健康状態の差については、健康状態に差が生じないものと仮定して研究を行った。ユーザスタディの実施が2-3月であったことから、参加者の内5名は花粉症であることを質問によって確認しているが、花粉症による眼電位の変化は見られていないことがわかっている。その他、睡眠状況や、目の利用状況など、疲労の度合いによる眼電位の変化に関する検証は今後の課題である。

5章で述べたとおり、本研究で行ったリアルタイム認証のユーザビリティ評価は、認証方式そのものの使いやすさ以外に、認証精度に影響を受けていることがわかった。今後評価を行ううえで、認証精度によらずユーザビリティ評価を行うためのユーザスタディ設計を行い、再度評価を行う必要がある。認証成功率の割合を詳細に評価するために、人数・試行回数を増やしたうえで研究を実施する。

6.2 研究倫理

本研究では、ユーザスタディによって得られた生体電位を個人の特定に利用するため、個人情報保護・参加者の健康保護の観点から、人を対象とする研究の倫理申請をおこなう必要がある。人を対象とする研究に関する倫理規程にもとづいて、早稲田大学 倫理委員会に倫理申請を行い、本実験計画の承認を得ている状態である(承認番号 2021-297)。本研究では、センサによって取得できる生体電位のみを対象とするため、人から得られる血液などの試料は使用せず、実験参加者への侵襲・介入は行わずに実施した。

眼電位が個人を識別する情報であることから、本研究の開始前には実験の意義や手順、データの利用用途や匿名化、管理方法、参加者本人に利害関係が生じないことなどを説明したうえで、同意書に署名をいただいた人を対象に研究を実施している。説明の中で、実験中気分が悪くなった場合、不快に感じた場合は、直ちに実験を中止できる旨を伝え、実験参加者の自由意志を十分尊重した上で実施した。さらに、実験開始前に実験参加者の健康状態を確認し、感染症対策に十分配慮した上で研究を実施した。本研究では、感染症対策のために、マスクを身に着けた状態でデータ計測を行っており、マスクを身に着けていても認証が行えることを確認している(図7参照)。

7. おわりに

本研究では、まばたき時に生じる眼電位を用いた認証方式を開発し、モデルの精度評価を実施した。眼電位認証の従来研究では提示されていなかった、周波数特徴量を新たに実装し、平均 AUC=95.2%、平均 EER=10.3%と、従来研究の1/5のサンプリング周波数で高精度な認証モデルを作成可能であることを示した。さらに、リアルタイム認証

を行う Web インタフェースを構築し、客観評価として、処理時間・確信度の評価、主観評価として、SUSによるユーザビリティ評価の双方を実施した。処理時間は平均で115msとなり、動作平均時間300msと合わせて、平均415msで行動認証を行えることを示した。また、ユーザビリティ評価では、SUSの基準で最高ランクであるAランク相当のユーザビリティを達成することができた。まばたき動作は、体を動かさない人、声が出せない人、料理中・運転中などで端末をさわれない人でも行えることから、様々な条件の人が、他の行動と同時にできる行動認証方式として広く普及することが期待される。本研究で開発した技術に基づく、実利用可能な認証システムの開発は今後の課題である。

謝辞

本研究の一部は公益財団法人立石科学技術振興財団の研究助成 BXRC01264501 を受けたものです。

参考文献

- [1] Abo-Zahhad, M., Ahmed, S. M. and Abbas, S. N.: A Novel Biometric Approach for Human Identification and Verification Using Eye Blinking Signal, *IEEE Signal Processing Letters*, Vol. 22, No. 7, pp. 876-880 (2015).
- [2] Abo-Zahhad, M. et al.: A New Multi-Level Approach to EEG Based Human Authentication Using Eye Blinking, Vol. 82, pp. 216-225 (2016).
- [3] Agarwal, M. and Sivakumar, R.: Blink: A Fully Automated Unsupervised Algorithm for Eye-Blink Detection in EEG Signals, *57th Annual Allerton Conference on Communication, Control, and Computing*, pp. 1113-1121 (2019).
- [4] Arias-Cabarcos, P., Habrich, T., Becker, K., Becker, C. and Strufe, T.: Inexpensive Brainwave Authentication: New Techniques and Insights on User Acceptance, *30th USENIX Security Symposium*, pp. 55-72 (2021).
- [5] Brooke, J.: *SUS-A quick and dirty usability scale.* Usability evaluation in industry, CRC Press (1996).
- [6] Chen, Y., Yang, Z., Abbou, R., Lopes, P., Zhao, B. Y. and Zheng, H.: User Authentication via Electrical Muscle Stimulation, *Proceedings of the 2021 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems* (2021).
- [7] Jiang, X. et al.: Enhancing IoT Security via Cancelable HD-sEMG-Based Biometric Authentication Password, Encoded by Gesture, *IEEE Internet of Things Journal*, Vol. 8, No. 22, pp. 16535-16547 (2021).
- [8] JINS: JINS MEME (2022). <https://jins-meme.github.io/apdoc/en/>.
- [9] Liu, S., Shao, W., Li, T., Xu, W. and Song, L.: Recent advances in biometrics-based user authentication for wearable devices: A contemporary survey, *Digital Signal Processing*, Vol. 125, pp. 103-120 (2022).
- [10] Phinyomark, A., Thongpanja, S., Hu, H., Phukpattaranont, P. and Limsakul, C.: The Usefulness of Mean and Median Frequencies in Electromyography Analysis, *Computational Intelligence in Electromyography Analysis*, chapter 8 (2012).
- [11] Shahbakhti, M., Khalili, V. and Kamaee, G.: Removal of blink from EEG by Empirical Mode Decomposition (EMD), *The 5th 2012 Biomedical Engineering International Conference*, pp. 1-5 (2012).