

手首の表面筋電位を用いたスマートウォッチ向けジェスチャ認証方式

渡部晃久[†] 飯島涼[†] 森達哉^{†, ††}

[†]早稲田大学 〒169-8555 東京都新宿区大久保 3-4-1

^{††}国立研究開発法人情報通信研究機構、理研 AIP

E-mail: [†]takihisa@ruri.waseda.jp, ^{††}{ryo,mori}@nsl.cs.waseda.ac.jp

あらまし 本研究では、スマートウォッチ上に搭載可能な表面筋電位(sEMG)センサによるジェスチャ認証システムを提案する。従来は32ch以上の多チャネルを持つ高価な医療機器で行われていたsEMG認証を、安価な1chのみのsEMGセンサで実現できるように設計し、実験参加者19人分、11種類のジェスチャについて、前処理、特徴抽出から機械学習モデルの構築、評価を実施した。モデルごと、ジェスチャごと、ユーザごとの3つの観点で基礎評価を行ったあと、学習データに含まれない未知のユーザによるロバスト性評価を実施した。基礎評価により、平均AUC=95%、EER=11%の高精度なモデルが構築できること、ロバスト性評価によるAUCの低下率は1-2%以内にとどまり、実世界のシナリオで想定される攻撃に対して堅牢であることを示した。1ch-sEMG認証の実現により、パスワードやPIN入力よりも素早く認証入力ができ、かつ認証情報が漏洩した場合に認証動作の変更可能であり、さらにキーボードを持たない他のウェアラブルデバイスと連携した個人認証も期待できることから、早く、安全で、応用範囲の広い個人認証方式を実現することが可能である。

キーワード バイオメトリクス、生体信号、表面筋電位(sEMG)、ジェスチャ認証

sEMG-based Gesture Authentication for Smartwatch

Akihisa WATANABE[†], Ryo IIJIMA[†], and Tatsuya MORI^{†, ††}

[†]Waseda University 3-4-1 Okubo, Shinjuku-ku, Tokyo, 169-8555, Japan

^{††}NICT, RIKEN AIP

E-mail: [†]takihisa@ruri.waseda.jp, ^{††}{ryo,mori}@nsl.cs.waseda.ac.jp

Abstract We propose a gesture-based user recognition system using sEMG signals for smartwatches. We designed the system to realize sEMG authentication with an inexpensive 1-channel sEMG sensor, whereas expensive medical devices with 32 or more channels have been used in the previous researches. We conducted preprocessing, feature extraction, machine learning model construction, and evaluation of 11 types of gestures for 19 experimental participants. We conducted a user study with 19 participants on 11 types of gestures to collect sEMG data, and conducted preprocessing, feature extraction, machine learning model construction, and evaluation. The basic evaluation showed that the models can be constructed with high accuracy (AUC=95%, EER=11%), and that the percentage reduction in AUC by robustness evaluation is within 1-2%, indicating that the models are robust against attacks assumed in a real-world scenario.

Key words Biometrics, Bio-signals, surface Electromyography (sEMG), User recognition by gesture

1. はじめに

心電図、脈波、筋電位など、生体情報が気軽に収集できるようになってきている。低価格化されたセンサは主に、スマートウォッチ、ヘッドマウントディスプレイなどのウェアラブルデバイスに搭載され、スマートフォンアプリと連携して健康・運動状態を解析する。センサの低価格化により、生体情報の解析は、医療分野にとどまらず、市販のデバイスで行える時

代となっている。

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[1], [2], [3], [4]、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入力などが採用されている。しかしながら、ス

マートウォッチでは指が画面上のボタンやターゲットより大きいために入力ミスをすることが多くなる。また、VR機器などスマートウォッチ以外のウェアラブルデバイスにおいても、キーボードを搭載していないため、入力は通常、画面上のソフトウェアキーボードをコントローラで操作するため、操作性が悪く時間がかかる。このため、意図しない入力や不正確な入力が行われ、エラーやユーザビリティの低下につながることが多い。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。生体電位のうち、表面筋電位(sEMG)とは筋肉の動きによって生じる電圧のことである。sEMGにおいても、高価な機器を用いた計測及び認証の提案が多く[1], [2], [3]、実システムの実装にまで至っていないか、実システムとしての検証が十分行われていないのが現状である。スマートウォッチ上で求められるパスワード・PIN入力に代わって、ウェアラブルデバイス上でも計測可能な筋電位認証システムを構築し、腕や手の動きから生じる電圧を用いて個人認証に利用できる仕組みを開発する必要がある。

そこで、本研究では、スマートウォッチに搭載可能なsEMGセンサによるジェスチャ認証を提案する。具体的には、スマートウォッチを身に着けたユーザがジェスチャを行うことで、スマートウォッチ上の筋電位センサが個人の特徴を取り出し、スマートウォッチ、またはスマートウォッチと連携するスマートフォン・他のウェアラブルデバイスの個人認証を行う技術の開発を目的とする。スマートウォッチに実装可能なサイズのセンサを用いて1chのsEMGを利用し、19人を対象に11種類のジェスチャを計測した。計測データをSVM, Random Forest, LightGBMの3種類のモデルで学習したあと、基礎評価として、モデルごと、ジェスチャごと、ユーザごとの3つの観点で評価を行い、ランダムジェスチャ攻撃、ジェスチャ模倣攻撃に対するロバスト性評価を実施した。

sEMGによる1ch信号の認証の利点として、生体情報でありながら、動作により波形が変更できる方式であることが挙げられる。ジェスチャの特徴を模倣によって突破された場合にも、ジェスチャの種類を変更することによって、セキュリティ上の安全性を保つことができる。

本研究の貢献は以下の通りである。

- 1chの表面筋電位を用いて認証システムを構築し、前処理・特徴抽出・モデル構築について実装上の工夫を明らかにした最初の研究である。(3.章)
- 19人を対象に11種類の多様なジェスチャによる認証を検証し、モデルごと、ジェスチャごと、ユーザごとの3つの観点から性能を調査し、AUC=95%, EER=11%の高精度で個人認証を実現できることを明らかにした。(4.1章)
- ロバスト性評価として、学習モデルに含まれない人物のデータを用意し、ジェスチャのランダム提示攻撃・模倣攻撃など、2種類の攻撃を検証した。AUCの低下率は1-2%以内にとどまり、攻撃データが提示された場合にも実用に耐えうるモデルであることを示した。(4.2章)

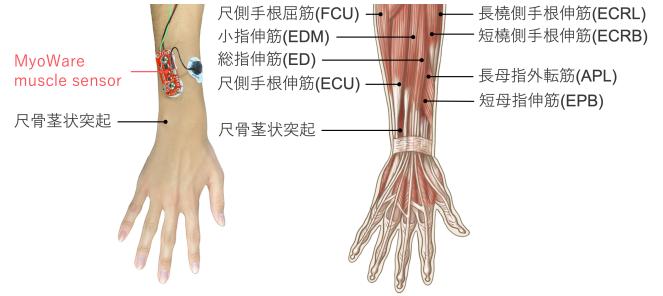


図1 センサ装着の様子と、対応する筋肉の図解

2. 背景知識

本研究を理解するために必要な、表面筋電位、及び表面筋電位を用いた認証技術について記述する。

2.1 表面筋電位 (surface electromyography, sEMG)

表面筋電図 (Surface Electromyography: sEMG) とは、筋肉の電気活動を反映した生体信号である。sEMGの占める周波数帯は20-500Hzである[5]。sEMGは、主にスポーツ工学において運動時の筋肉状態の解析、義手やパワードスーツの操作、リハビリなどに利用されており、センサの低廉化によりその実用性が注目されている。

sEMGの計測に用いるセンサは3つの電極からなり、センシング対象の筋肉の近くの皮膚に双極電極を、筋肉の活動が少ない部位に参照(Reference)電極1つを取り付けることによって筋肉が収縮するときに生じる電位差を計測することができる。sEMGセンサは、前腕に装着する高密度のアレイで設計されることが多い。これらの設計は、指の動きの認識[6]、さらにはジェスチャを利用した個人認証[3]において高い精度を示すことが知られている。これらの研究で使用されているHD-sEMGセンサは、研究レベルでは利用されているものの、腕の表面の大部分に32-256chの多数の電極を必要とするためウェアラブルデバイスには適していない。

その一方で、Advancer Technologies社は、市販で購入可能なsEMGセンサの開発にあたっている。本研究で用いたMyoWare muscle sensorは、2022年12月時点での5000-6000円台で購入可能な安価なsEMGセンサである。基板に直接搭載された電極により1チャネルの筋電位を測定することが可能である。図1に、本研究で用いたsEMGセンサによる計測時の装着の様子を示す。Arduinoなど、マイクロコントローラを介して計測データを取得することが可能である。

また、Myo armbandは、8chのセンサを搭載し、FCUなど前腕上部の筋肉からEMG信号を取得する。Myo armbandなど市販のsEMGセンサが前腕上部の筋肉を対象とする理由は、手首付近に比べて筋繊維が多く、sEMGを計測しやすいためである。本研究では、スマートウォッチのような、現に普及済みのデバイスに適用できるよう、手首でのセンサ装着を行った。手首に装着するまでの手順や工夫については、3.1章で再度言及する。

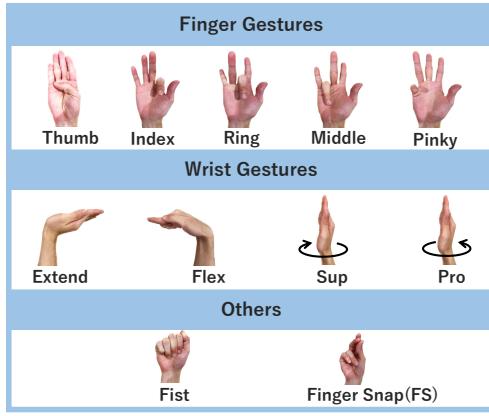


図2 検証したジェスチャのリスト

2.2 表面筋電位を用いた認証技術

sEMG信号は、皮下脂肪の量や皮膚インピーダンス、筋肉の使い方が個人によって異なるためユーザによって異なる特徴を示す[7]。このことから、sEMGが新しいバイオメトリクス・モダリティとして期待されている。sEMG信号を用いたユーザ認証に関する先行研究では、その多くが高価な医療用の機器を使用している。例えば、Twente Medical Systems International BVのSAGA 64+を用いた64チャネルのsEMGユーザ認証[2]、OT BioelettronicaのAdhesive Matrix ELSCH064NM1を用いて取得した256チャネルのsEMGユーザ認証[3]がある。これらの機器は医療用として使用できるほど高い性能を備えており認証においても高い精度を達成することが可能である。しかしながら、同等のセンサをVR機器やスマートウォッチに搭載することはコスト・センサ数の観点から現実的ではない。このように、従来研究では、高価な機器を用いて筋電位認証の精度を上げることのみに焦点をあてた研究が主に行われており、一般の人々が利用することを想定した研究は行われていない。従って、一般の人々が簡単に利用できる安価なsEMGセンサを用いた個人認証の研究が必要である。

3. sEMG認証技術の提案

本研究では、筋肉の動かし方の違いで生じる個人の特徴を抽出し、個人認証を実現することを目指す。具体的には、図1のとおりにユーザの手首付近にセンサの取付・計測を行いデータセットを作成したあと、前処理、特徴抽出、モデル構築を行い、構築したモデルに照合データを入力することで認証を行う。次節から、それぞれの工程について詳細を説明する。

3.1 センサの取付・計測

本研究では、スマートウォッチのような、現に普及済みのデバイスに適用できるよう、手首でのセンサ装着を行った。sEMGを計測するセンサにはMyoWare muscle sensorをマイコンボードArduino Unoと接続し、サンプリング周波数1000Hz、A/D変換の量子化ビット数は10bitで計測した。手首での計測にあたって、筋繊維が少ないことから、センサーの適切な配置が鍵となる。sEMGセンサを(ウェアラブルの意味で)実用的なシナリオで使用するには、一般的に時計のストラップ

の滑りを考慮して解剖学的に最適な位置にセンサーを配置する必要がある。手首に装着したsEMGセンサからハンドジェスチャの認識を行う研究[8][9]を参考に、最もsEMGを得やすい箇所にセンサを取り付けた。図1に、本研究で実際に装着した位置と、その周辺に存在する筋肉の分布を示す。腕のsEMGを用いて個人認証を行う研究では一般にFCUを対象に筋電位を計測するが[10]、本研究ではスマートウォッチを身につける位置に近い筋肉を対象としている。具体的には、装着前にsEMGを取得できない部位である尺骨茎状突起の位置を確認し、双極電極が特定した突起に当たらないように、双極電極が主に尺側手根伸筋(ECU)、総指伸筋(ED)の上に位置するようにセンサを装着をした。ただし、図1に示したように筋肉同士は複雑に重なり合っているため、取得できるsEMG信号は複数の筋肉のsEMG信号が合成されたものである。

センサを装着する手は、時計・スマートウォッチを利き手でない方の手に身につける人が多いことから、予め利き手を調査して、利き手でない方の手にセンサの装着をした。参加者のうち、17人が左手、2人が右手に装着した。

計測するジェスチャは、図2に示す11種類とする。ジェスチャは、[9]で提示されている、特定の指を折りたたみ元に戻すジェスチャ(Finger gesture)5種類、手首の関節を中心に手全体を回転させるジェスチャ(Wrist gesture)4種類に加えて、フィンガースナップや握りこぶしを作る動作のようなsEMGにピークが現れやすい衝撃の生じる動作2種類(Others)を選定した。フィンガースナップ以外のジェスチャは、すべての指関節、手首関節を伸ばした状態で始まり、ジェスチャ後に再び元の状態に戻るまでのsEMGをジェスチャ波形とする。フィンガースナップは、フィンガースナップ前の準備状態(図2参照)から、フィンガースナップを行って再び準備状態に戻るまでのsEMGをジェスチャ波形として扱う。フィンガースナップジェスチャ3回分で生じたsEMGの例を図3のノイズ除去の欄に示す。前後のリラックス状態に比べて、鋭いピークが生じていることがわかる。

実験参加者は、18歳~28歳の大学生・大学院生であり、合計19人での検証を行った。実験の所要時間は約2時間で、時給1500円とした。動作を繰り返すため、データの取得途中であっても休憩が取れるよう説明し、休憩回数・タイミングはユーザの疲労度合いによって選択できるようにした。2時間を超える場合には超えた分の時給を支払い、計測に時間がかかったユーザも平等に謝金が受け取れるようにした。

3.2 前処理

前処理は、ノイズ除去、ジェスチャ区間検知、ジェスチャ波形抽出を主に実施した。図3に前処理の手順を示す。

ノイズ除去カットオフ周波数10Hzの8次バターワースハイパスフィルタを用いてノイズ除去を行った。ハイパスフィルタを用いた理由は、2.1節で言及したように、筋電位が20~500Hzの範囲にあり、ハイパスフィルタをかけるのがデファクトとなっているためである[8]。さらに波形から線形回帰線の値を引いてトレンド除去を行った。トレンド除去とは、データを線形回帰線で近似したあと、各データから近似した線の値を

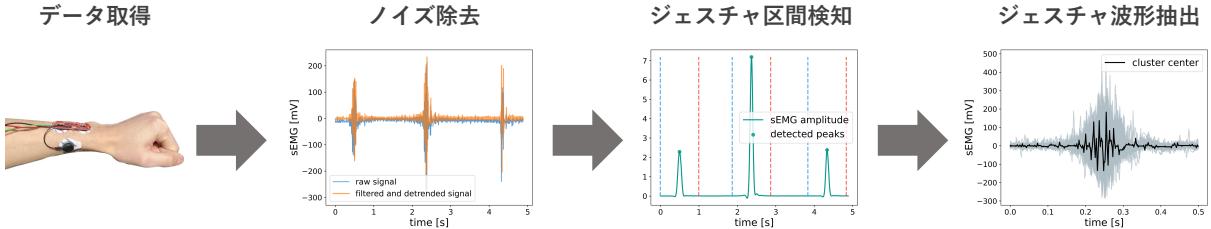


図3 データ取得と前処理の流れ.

表1 抽出した特徴量のリスト

グループ	特徴量名	パラメータ
一般特徴量	歪度 (Skewness)	-
	ゼロ交差 (Zero crossing)	-
	波形長 (Waveform length)	-
	平均絶対値 (Mean absolute value)	-
	平均振幅変化 (Average amplitude change)	-
	平均絶対値 (Difference absolute mean value)	-
	差分平均絶対値 (Mean absolute value slope)	2
	絶対標準偏差 (Difference absolute standard deviation value)	-
sEMG-specific	積分筋電位 (Integrated EMG)	-
	Log detector	-
	勾配符号変化数 (Slope sign change)	0.00016
	平均筋電パルス (Myopulse percentage rate)	0.05
	Willison amplitude	0.005

引く操作を指す。トレンド除去により、0 Hz周辺のドリフト成分を取り除くことができる。トレンドの除去には neurokit2 の signal_detrend 関数を用いた。

ジェスチャ区間検知 neurokit2 の emg_amplitude 関数を使用して筋電位の振幅を取得し、さらに、scipy.signal.find_peaks 関数を使用してピークを検出した。ピーク検出のパラメータは、波形全体の標準偏差以上の高さを持ち、隣接するピーク点と 0.5 秒以上の間隔を持つように設定した。

ジェスチャ波形抽出 最後に、ピーク点をジェスチャが行われた時点として、その時点を中心とする前後 0.25 秒の範囲をジェスチャ波形と定義し、波形切り出しを実施した。実験中のミスジェスチャは実験実施者によりラベルが手動で付与されており、このフェーズで取り除かれる。

3.3 特徴抽出

抽出した特徴量のリストを表1に示す。特徴量は、歪度や絶対平均値など一般的な統計量と考えられるもの(一般特徴量)を 8 種類、積分筋電位や平均筋電パルスなどの sEMG に固有のもの [11], [12] (sEMG-specific) を 5 種類実装した。筋電位固有のものについては、既存のライブラリが存在しないため、自前実装により対応した。

3.4 モデル構築

モデルは、機械学習モデルとして簡易的な SVM、決定木モデルとして Random Forest、決定木モデルを更に改善したモデルとして LightGBM の 3 つを利用した。認証モデルは、本人か否かを判定する 1:1 の Verification を想定して実装した。こ

表2 パラメータの探索範囲と探索手法

モデル	パラメータ	探索手法
SVM	C : {0.01, 0.1, 1, 10, 100}	GridSearch
	gamma : {0.01, 0.1, 1, 10, 100}	
	Kernel : RBF	
Random Forest	min_samples_split : range(8, 17)	GridSearch
	criterion : gini, entropy	
LightGBM	objective: binary	LightGBTuner
	boosting_type : gbdt	
	metric: binary_logloss	

の場合、他人のデータ数が極端に多くなるため、本人と他人のラベル数が 1:1 の割合となるようにアンダーサンプリングを実施し、データの偏りが無いように構成している。モデルのパラメータ決定のために、すべてのモデルについてパラメータ探索を実施している。パラメータの探索範囲は表2のとおりに設定した。

4. 性能評価

4.1 基礎評価実験

基礎評価実験では、(1) モデルごとの精度、(2) ジェスチャごとの精度、(3) ユーザごとの精度の 3 つの観点から、認証精度の評価を行った。(1) で最も精度が良いモデルを選定し、(2), (3) では(1) で選定したモデルを利用して評価を実施することで、モデル選別の妥当性を保証する。他人受入率 (FAR), 本人拒否率 (FRR) などのトレードオフを考慮した精度評価とするため、本研究では、AUC, EER を主な精度評価の基準として報告する。AUC は ROC curve を積分することによって得られる数値で、1 に近いほどよい精度であることを示す。EER は、FAR=FRR となる点でのエラー率であり、0 に近いほどエラーの少ないモデルであることを表している。

モデルごとの評価結果

モデルごとの精度評価結果を平均 ROC カーブで示したものを見図4に示す。また、凡例に平均 AUC を示している。AUC スコアの観点では、SVM, LightGBM のモデルについて AUC=0.95, ついで Random Forest のモデルについて AUC=0.94 と高い精度での認証を実現している。モデルごとの EER も、SVM:0.111, Random Forest・LightGBM:0.121 と、エラーを低く抑えることができているといえる。ROC カーブは、左上に位置するほどトレードオフを考慮した精度の良いモデルであるとされる。すべてのモデルについて同等の ROC カーブが得ら

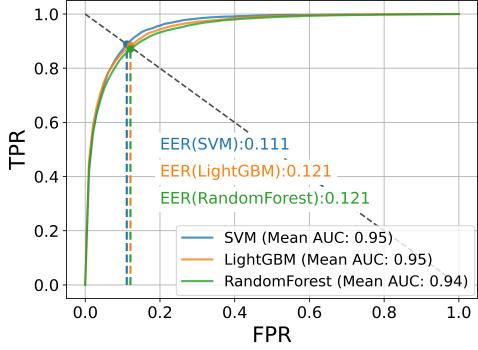


図4 モデルごとの評価結果の平均 ROC カーブ。平均 ROC カーブは、ユーザごとに ROC の平均をとったあと、ジェスチャごとに平均を取りアベレージ法を利用している [13]。凡例に AUC の平均値を表示し、EER は ROC カーブの色に合わせて表示している。

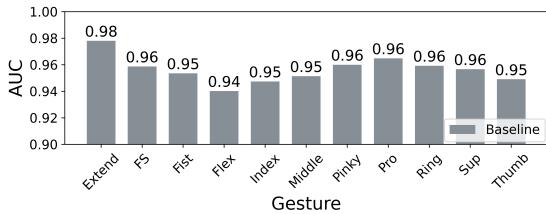


図5 ジェスチャごとの評価結果。

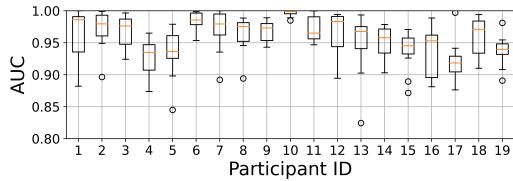


図6 ユーザごとのモデル精度 (AUC, SVM の場合)。ジェスチャごとに生成されたモデルの結果を箱ひげ図によって示している。

れており、最も左に位置する SVM が一番良い認証モデルとなることがわかる。以上の結果を統合して、以下に続くジェスチャごと、ユーザごとの評価は最も精度の良かった SVM の結果を掲載する。

ジェスチャごとの評価結果

ジェスチャごとの基礎評価結果を図5に示す。すべてのジェスチャ認証の AUC が 0.94–0.98 の範囲に収まっており、ジェスチャの種類による差は小さく、高い精度を達成できていることがわかる。より良い精度での認証を実現する場合には、AUC=0.98 の Extend, AUC=0.96 の Finger Snap や Pro などのジェスチャを用いるのが好ましい。

ユーザごとの評価結果

ユーザごとの評価結果を図6に示す。AUC はジェスチャの個数分だけ算出できるため、11 個のジェスチャ結果の統計値を算出したあと、箱ひげ図を作って結果を示している。すべての参加者について、AUC の中央値が 0.9 を上回っており、ユーザごとに大きな精度差が生じることなく、平等に認証モデルを利用することがわかる。ユーザ 2, 5, 7, 8, 15, 19 は、AUC=0.9 以下の 1–2 個程度外れ値が存在していることから、低い外れ

値に該当するジェスチャは使用しない・認証ジェスチャの変更を促すなどの使用上の工夫をすることで、安全な個人認証を実現できる。どのユーザの観点で見ても、AUC の低い方の外れ値が 3 個以上あるユーザはいないため、“特定のユーザはどのジェスチャも利用できなかった”という事態は生じないと考えられる。

4.2 ロバスト性評価実験

ロバスト性評価実験では、学習データに含まれない人物をテストデータに含めた評価を行う。具体的には、ある利用者 X の個人認証モデルに対して、学習データに含まれない人物 A が認証を試みた場合に、適切に本人でないと判断できるかを検証する。今回は、攻撃者 A が(1)登録ジェスチャを知らずに認証突破を試みた場合のモデル精度(ランダムジェスチャ攻撃)、(2)登録ジェスチャを知っており、認証突破を試みた場合(ジェスチャ模倣攻撃)のロバスト性を評価し、想定しないデータに対しても頑健なモデルであるかを確認する。

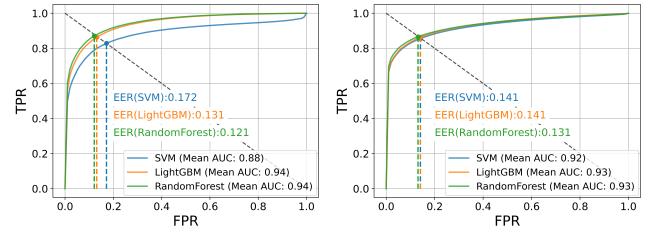


図7 ロバスト性評価の ROC カーブ出力。左: ランダムジェスチャ攻撃、右: 模倣攻撃の場合の ROC カーブの結果を示している。

ランダムジェスチャ攻撃の結果を図7 左に、ジェスチャ模倣攻撃を想定した結果を図7 右に示す。ロバスト性は、図4に示した平均 AUC からどの程度 AUC が低下しているか、ROC カーブがどの程度右下方向に下がったかを見て確認する。

図7 左のランダムジェスチャ攻撃の結果を見ると、LightGBM, Random Forest は攻撃データ付加後もより良い AUC を維持できており、LightGBM は 0.01 のみの低下、Random Forest は元の AUC を維持しているが、SVM は 0.07 低下しており、攻撃への耐性がやや少ない。これは、SVM が、Random Forest や LightGBM に比べて単純なモデル構造であることが理由として推測できる。その一方で、図7 右に示したジェスチャ模倣攻撃の結果では、どのモデルも AUC の低下が 0.03 以内に収まっており、模倣攻撃に耐性のあるモデルであることがわかる。EER の結果を見ても、ランダムジェスチャ攻撃の場合のみ SVM の EER が 15% を上回っており、その他の場合には基礎評価の EER と同等のエラー率に抑えることができている。

これらの評価結果から、検証したすべてのモデルで、他人の模倣を受け入れてしまう可能性は低いが、SVM に限り、ややロバスト性が低く、異なるジェスチャがたまたま認証されてしまうリスクが生じる可能性があることが示唆される。異なるジェスチャが提示されても頑健なモデルとする場合には、Random Forest や LightGBM など、決定木モデルを採用するのが好ましいと考えられる。図4と、図7 それぞれの ROC カーブを比較した場合でも、形状に大きな差は見られないことか

ら、Random Forest, LightGBM は未知のデータに対しても頑健な認証モデルとして利用可能であることがわかる。

5. 議論

5.1 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。

筋電位が個人を識別しうる情報であることから、実験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、管理方法などを説明したうえで、同意書に署名をいただけ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。

5.2 制限事項

本研究では、1ch-sEMG センサをスマートウォッチに搭載した想定で認証技術開発を行った。現状では、スマートウォッチには sEMG センサは搭載されておらず、本研究の認証は PoC である。しかしながら、Apple 社の特許[14]をはじめとして、スマートウォッチ上に sEMG センサを搭載するためのデザインが登録されていることから、sEMG センサをスマートウォッチに搭載し、筋肉の解析や個人認証を行うことは現実的であると考えられる。実際にスマートウォッチ上にセンサを搭載する場合に生じる技術的な課題の解決は今後の課題である。

本研究で実装した 1ch-sEMG 個人認証は、他のウェアラブルデバイスと連携する、腕以外の場所でも認証を行うなど、今回注目したスマートウォッチや手首などの観点以外にも広く適用可能であると考えている。例えば、興味深い事例として、発声時の首の EMG を使って個人認証する先行研究[15]が存在する。キーボードを持たない他のウェアラブルデバイスと連携して個人認証をよりユーザブルにする、腕以外の場所にセンサを設置することで、腕が動かせない人も利用を可能にするなどの利点があり、今後検証する価値があると考えている。

また、今回の実験ではリアルタイム認証システムを構築した処理速度評価、ユーザビリティ評価を実施していない。今後は、リアルタイム認証システムを開発し、System Usability Scale (SUS)、NASA Task Load Index (TLX) など、デファクトとなるユーザビリティ評価指標を用いてユーザビリティを評価するのが好ましいと考えられる。さらに、実利用の観点からは、どのジェスチャを実際の認証に用いるのが良いかという議論を、ユーザの観点からおこなう必要があると考える。Extend, Pro など精度が高いジェスチャを用いることが、認証精度向上、及び精度に影響されやすいユーザビリティの向上につながると結論づけているが、実際にユーザの腕周辺の筋肉の負担にな

らない動作を選択するなど、実利用時に生じる負担や疲労度合いについての検証も必要となると考えられる。

6. おわりに

本研究では、スマートウォッチ上に搭載可能な、1ch-sEMG 認証システムを開発した。基礎評価 3種類、ロバスト性評価 2種類の広範な精度評価を実施した。その結果、AUC=95%, EER=11% の高精度なモデルを実現し、かつ未知の人物による認証ジェスチャ提示にロバストな認証モデルであることを示した。今後、リアルタイム認証システムを作成しユーザビリティ評価を行うこと、深層学習モデルによる精度向上の検証を行うことが課題となる。本研究をきっかけに、生体電位による個人認証の活用が促進されることを期待する。

謝辞 本研究は JSPS 科研費 22K17890, 22K19782, 立石科学技術財団 研究 BXRC01264501 の助成を受けたものです。

文献

- [1] Y. Chen, et al., "User authentication via electrical muscle stimulation," Proceedings of the 2021 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems, pp.1–15, 2021.
- [2] X. Jiang, et al., "Neuromuscular password-based user authentication," IEEE Transactions on Industrial Informatics, vol.17, no.4, pp.2641–2652, 2021.
- [3] X. Jiang, 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.
- [4] Q. Gui, M.V. Ruiz-Blondet, S. Laszlo, and Z. Jin, "A survey on brain biometrics," ACM Comput. Surv., vol.51, no.6, pp.1–38, Feb. 2019.
- [5] M. Zheng, M.S. Crouch, and M.S. Eggleston, "Surface electromyography as a natural human – machine interface: A review," IEEE Sensors Journal, vol.22, no.10, pp.9198–9214, 2022.
- [6] C. Amma, T. Krings, J. Böer, and T. Schultz, "Advancing muscle-computer interfaces with high-density electromyography," Proceedings of the 33rd Annual ACM Conference on Human Factors in Computing Systems, p.929 – 938, 2015.
- [7] T. Matsubara and J. Morimoto, "Bilinear modeling of EMG signals to extract user-independent features for multiuser myoelectric interface," IEEE Transactions on Biomedical Engineering, vol.60, no.8, pp.2205–2213, 2013.
- [8] F.S. Botros, et al., "Electromyography-based gesture recognition: Is it time to change focus from the forearm to the wrist?," IEEE Transactions on Industrial Informatics, vol.18, no.1, pp.174–184, 2022.
- [9] McIntosh, et al., "Empress: Practical hand gesture classification with wrist-mounted EMG and pressure sensing," Proceedings of the 2016 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems, p.2332 – 2342, 2016.
- [10] A. Pradhan, J. He, and N. Jiang, "Performance optimization of surface electromyography based biometric sensing system for both verification and identification," IEEE Sensors Journal, vol.21, no.19, pp.21718–21729, 2021.
- [11] A. Phinyomark, P. Phukpattaranont, and C. Limsakul, "Feature reduction and selection for EMG signal classification," Expert Systems with Applications, vol.39, no.8, pp.7420–7431, 2012.
- [12] A. Phinyomark, et al., "EMG feature evaluation for improving myoelectric pattern recognition robustness," Expert Systems with Applications, vol.40, no.12, pp.4832–4840, 2013.
- [13] 白石順二, "Metz's roc software users group news : 平均のroc曲線の求め方 : アベレージ法とプール法," 画 vol.25, no.2, pp.54–55, 2002.
- [14] J. Lor, et al., "United states patent No. US 11,045,117 b2," 2021.
- [15] M.U. Khan, et al., "Biometric authentication based on emg signals of speech," 2020 International Conference on Electrical, Communication, and Computer Engineering (ICECCE), pp.1–5, 2020.