

表面筋電位を用いた認証システム実装のための筋電波形の特徴量の選出

平田 木乃美^{a)}・横山 美波^{b)}・山場 久昭^{c)}・油田 健太郎^{d)}・岡崎 直宣^{e)}

Selection of Features for User Authentication System Using Surface Electromyogram Signals

Konomi HIRATA, Minami YOKOYAMA, Hisaaki YAMABA, Kentaro ABURADA, Naonobu OKAZAKI

Abstract

At the present time, mobile devices such as tablet-type PCs and smart phones have widely penetrated into our daily lives. Therefore, an authentication method that prevents shoulder surfing is needed. We are investigating a new user authentication method for mobile devices that uses surface electromyogram (s-EMG) signals, not screen touching. The s-EMG signals, which are generated by the electrical activity of muscle fibers during contraction, are detected over the skin surface. Muscle movement can be differentiated by analyzing the s-EMG. We carried out a series of experiments to investigate the prospect of an authentication method using s-EMGs in the past. We also proposed the authentication method using the combination of gesture as password. The method compares the myoelectric waveforms generated and to judge whether both are the same by Support Vector Machine(SVM). The judge needs more suitable extraction of features of myoelectric waveforms. In this paper, we investigate the selection of the most appropriate features for user authentication system using surface electromyogram signals.

Keywords: mobile device, user authentication, shoulder surfing, electromyogram

1. はじめに

モバイル端末の既存の認証方式は覗き見耐性が十分であるとは言いがたいのが現状である。そのため、スマートフォンやタブレットのようなモバイル端末の普及に伴い、覗き見によって認証に必要な情報が第三者に取得されてしまい、容易に認証を突破されてしまうという問題が起きてきている。

この問題を解決する技術として、指紋などの生体情報を用いた生体認証が注目されている。生体認証技術とは、人間の身体的特徴(生体器官)や行動的特徴(癖)を用いて本人認証を行う技術であり、バイオメトリクス認証とも言われる。具体的には指紋、掌形、虹彩などが認証に用いられている。

筆者の研究室では、生体情報の1つである表面筋電位を用いた認証手法の検討を行い、それが有望であることを確認している¹⁾²⁾。具体的には、手首から先や指を様々な曲げたり伸ばしたりした形(以下、ジェスチャーと呼ぶ)を取った時の上腕部の筋電位を計測し、その波形を認証情報として用いる。このとき、同一の被験者の同一のジェスチャーの筋電図を複数回測定しても毎回類似した筋電波形が得られること、同じ

ジェスチャーであっても異なる被験者から取得される筋電波形は互いに類似しないことを確認している。

先行研究³⁾⁴⁾⁵⁾ではそのジェスチャーの組み合わせをパスワードとして用いる方法を提案している。このとき、測定した筋電波形同士を比較し、その筋電波形が同一のものであるか否かの判定を機械である計算機で行わなければならないが、その判定はサポートベクタマシン(SVM)で行っている¹⁰⁾¹¹⁾¹²⁾。ただし、より適した筋電波形の特徴量の抽出が課題に挙げられている⁶⁾。

そこで本研究では、SVMを用いた個人識別手法に用いる最適な特徴量の検討を行った。

2. モバイル端末の個人認証の課題と対策

この節では、モバイル端末の個人認証で覗き見攻撃や録画攻撃が脅威になっている事とその対策として生体認証が有望視されていることを説明する。

正規ユーザの認証行為を覗き見することにより暗証番号やパスワードといった秘密情報を不正に取得する行為を覗き見攻撃と呼ぶ。モバイル端末の個人認証として現在広く用いられているPIN認証やパターン認証等は第三者に覗き見られた場合パスワードなどの認証情報を盗まれやすい。その結果、容易にロックを解除されてしまう。

また、ビデオカメラを用いて秘密情報を録画により取得し、それらの情報を計算機で解析する攻撃を録画攻撃と呼び、近年、大きな脅威になりつつある。録画攻撃への最も基本的な対策としては、他人に覗き見られることのない環境で認証動

^{a)}工学専攻機械・情報系コース大学院生

^{b)}情報システム工学科学部生

^{c)}情報システム工学科助教

^{d)}情報システム工学科准教授

^{e)}情報システム工学科教授

作を行うという事が挙げられる。しかし、我々の生活環境にはいたる所に監視カメラが設けられており、意図的でなくとも認証動作を録画されてしまい、個人情報漏洩される可能性が否めなくなっている。覗き見を困難にさせること、覗き見された場合にも安全性の確保ができるようにする対策が必要であるが容易ではない⁷⁾。

これらの攻撃への対策として、生体認証情報を用いる事が有望視されている⁸⁾。生体認証とは、指紋や虹彩、掌形、筋電位といった人間の生体の特徴をパスワードとして用いる認証方法である。生体情報は個人に特有のものであり、偽ることが困難であるため個人認証の手法として有効である。

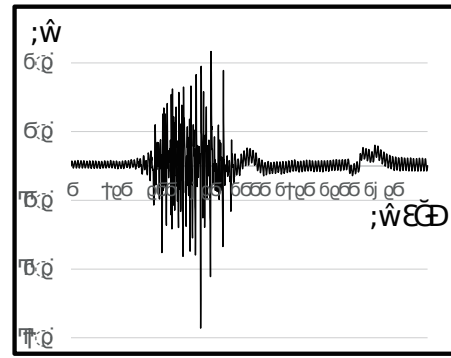


図 1. 筋電図

3. 筋電位を用いた個人認証手法

本研究では、生体情報の一つである筋電位を用いた認証手法を扱う。

3.1 筋電位

筋電位とは脳から送られた信号が筋繊維に伝達された際に生じるものであり、神経細胞が細胞内外の電位を変化させる事で測定することが可能であり、観測された電位の変化は図1のような筋電位として記録できる。皮膚表面で計測した筋電位のことを表面筋電位：s-EMG (surface electromyogram) という⁹⁾。

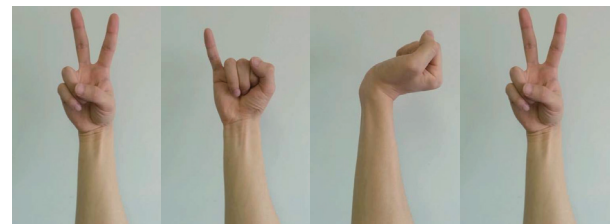


図 2. 登録をしたパスワード (ジェスチャー列)

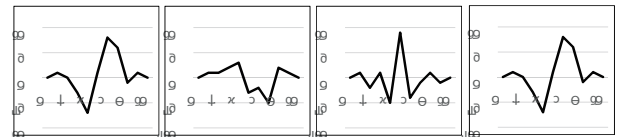


図 3. 対応する筋電図

3.2 筋電位を用いた個人認証手法の概要

⁶⁾では、手首から先を動かした時に観測される表面筋電位を筋電計で測定し、得られた波形を用いて個人認証を行う手法が提案されている。この手法は、筋電計で計測された表面筋電位の波形はジェスチャー毎に異なり、また、同一のジェスチャーであっても波形には個人差があるという特徴を利用したものである。攻撃者から認証動作を見られ、その攻撃者が全く同じジェスチャーを再現したとしても、筋電位の波形には個人差があるため、認証が成功できないと期待される。

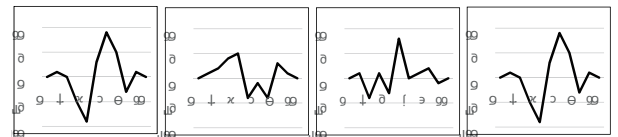


図 4. 所有者が入力した認証動作を測定した波形

この手法では、図2のような一連のジェスチャーを認証情報(パスワード)として用いる。まず、そのジェスチャー毎に得られる波形(図3)をモバイル端末に登録しておく。ジェスチャーを登録した所有者が認証操作を行う時に、図2のジェスチャーを行うと、図4に示すような、登録されている一連のジェスチャーの筋電位の波形と似た波形が測定される。これらが類似している事によって、認証は成功する。しかし、第三者が同じジェスチャーで認証動作を行った場合は、筋電計で測定して得られた波形には個人差があるので、図5のような異なる波形が測定され、認証が成功できないことが期待できるわけである。

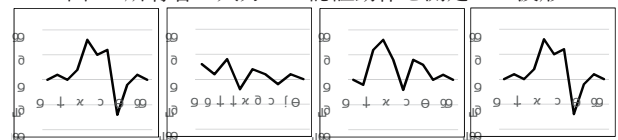


図 5. 攻撃者が入力した認証動作を測定した波形

⁶⁾では、4つのジェスチャーの組み合わせを4桁のパスワードとして用いた。パスワードには、本人拒否率の最も低い上位4つのジェスチャーを使用し、

4つのジェスチャー全てが「十分似ている」と判定されたときに、本人と判定され、認証は成功する。

3.3 サポートベクタマシンを用いた筋電波形の比較

ジェスチャーの波形が「十分似ている」か否かの判定にSVMを導入した¹⁰⁾¹¹⁾¹²⁾。⁶⁾では、登録するジェスチャーそれぞ

れに対してSVMで訓練した判別器を用意した。SVMに学習させる特徴量は次のものを用いた。

1. まず、筋電波形を時間方向に10分割する。これは、特徴量をSVMに学ばせるには元のデータでは大きく、特徴が出にくいからである。
2. その分割した各部分それぞれについての、総和、平均、標準偏差、平方和、歪度、尖度、5数要約(最小値、下側ヒンジ、中央値、上側ヒンジ、最大値)の計11個(総計110個)を用いた。

結果としては全体的によい性能の判別器が得られたが、特徴量の改善でよりよい識別結果が得られるのではないかと考えられた。

そこで、本研究では、筋電波形のより良い特徴量の選択を試みた。分割数と特徴量を減らしても良い識別結果が得られれば、データ処理量が減り、本認証方法がより実用的なものに近づくことが期待できる。具体的には次の2点に着目した。

- 6) では、総和、平方和、下側ヒンジ、中央値、上側ヒンジの5つは被験者ごとの値の差が小さかったため、識別率に対する貢献度が低いと考えられていた。そこで貢献度の低い特徴量を除くことで、より良い識別結果が得られるのではないかと考え、平均、標準偏差、歪度、尖度、最小値、最大値の6つに特徴量を絞ることとした。
- 13) の記述から、歪度や尖度などは、分割数を減らすことで抽出される特徴量の差が出やすいのではないかと考えられたので、本研究では分割数5にすることとした。

これらを踏まえて、以下の3つの組み合わせと6) で用いられた特徴量とを比較した。

- 筋電波形の分割数：10
特徴量：平均、標準偏差、歪度、尖度、最小値、最大値の計6種
データ数総計：60個
- 筋電波形の分割数：5
特徴量：平均、標準偏差、歪度、尖度、最小値、最大値の計6種
データ数総計：30個
- 筋電波形の分割数：5
特徴量：総和、平均、標準偏差、平方和、歪度、尖度、5数要約（最小値、下側ヒンジ、中央値、上側ヒンジ、最大値）の計11種
データ数総計：55個

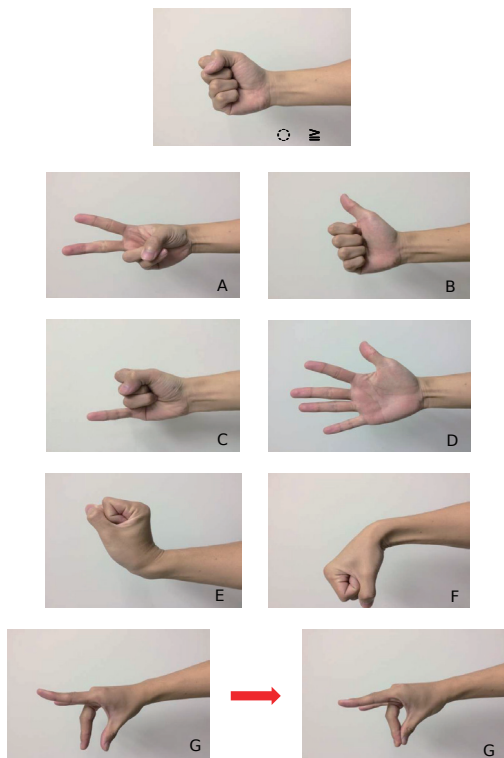


図 6. 実験で用いたジェスチャー 9 種類

4. サポートベクタマシンに学ばせる特徴量による識別結果の比較

4.1 実験の目的

実験では、ジェスチャーの識別が可能か SVM を用いて以下の2つの指標に対して、6)

の特徴量（10分割で特徴量が11種）の時より良い結果が得られるか、比較を行った。

- 個々のジェスチャーの本人拒否率（同一人物が同じジェスチャーを行ったときに得られる各筋電位が、似ていない波形と識別されてしまう割合）
- 4桁のパスワードに対する他人受入率（登録されている4つのジェスチャー列に対して、他の人物が同じジェスチャー列を行ったとき得られる各筋電位が、全て同じ波形と識別されてしまう割合）

4.2 実験の条件

今回は以下のような条件で実験を行った。

- 筋電位の測定機器：S&M社の筋電計 m-BioLog
- 使用したジェスチャー：図6の9種類
- 被験者：宮崎大学の20代の工学部生6名
- 測定手順：右手で図6の動作を10回ずつ繰り返してもらい、それを1セットとして、計3セット回行（被験者1名あたり30データ×9ジェスチャー（総計270データ））。
- SVMの訓練データの選択：270データ（30データ×9ジェスチャー）から、各ジェスチャーにつき、20データずつ、計180データ（20データ×9ジェスチャー）を訓練用データとして選んだ。その選び方は6)に従った。
- 本人拒否率の算出：残りのデータをテストデータとして用いて、似ていない波形とされたものを数え上げる
- パスワードの生成：基本的にはランダムにジェスチャーを選択した多くのパスワードを生成して実験を行うべきだが、今回は各被験者ごとに本人拒否率の最も低かったジェスチャーの上位4つをパスワードとして選択した。
- 他人受入率の算出：6)と同じく、各被験者*i*の4桁のパスワードに対し、被験者*i*以外の5名それぞれについて*i*のパスワードと同じジェスチャー30データの組み合わせ（ $30^4 = 810,000$ 通り）のパスワード入力のデータを作成し、認証が成功するか否かを調べた。（ $810,000 \times 5 \text{名} = 4,050,000$ データ）。

4.3 結果

初めに求めた、被験者6名の各ジェスチャーごと本人拒否率は、今回は分量の都合上省略し、表1、2には、各被験者に対する、本人拒否率の低かった上位4つのジェスチャーの本人拒否率だけを示す。全体的に特徴量が11種の場合は識別率がよいという結果になっている。つまり、分割数によらず、特徴量を減らすと本人拒否率が大きくなっていくのが分かる。また、分割数の点でみると、同じ特徴量11種同士では、5分割

表 1. (左)10 分割特徴量 11 種 (右)10 分割特徴量 6 種

被験者	ジェスチャー	本人拒否率	被験者	ジェスチャー	本人拒否率
1	B	0%	1	B	0%
	D	0%		E	90%
	H	0%		G	30%
	J	0%		I	60%
2	B	0%	2	D	20%
	D	0%		E	40%
	E	0%		I	40%
	F	10%		J	10%
3	C	0%	3	B	20%
	D	0%		C	20%
	I	0%		I	10%
	J	0%		J	0%
4	C	0%	4	B	40%
	D	0%		C	40%
	G	0%		D	20%
	I	0%		I	80%
5	B	0%	5	D	30%
	F	0%		E	20%
	G	0%		G	0%
	J	0%		I	20%
6	B	0%	6	D	40%
	C	0%		E	40%
	F	0%		G	60%
	J	0%		I	50%

表 3. (左)10 分割特徴量 11 種 (右)10 分割特徴量 6 種

被験者	他人受入率	被験者	他人受入率
1	0%	1	0%
2	0%	2	0.0001%
3	0%	3	0%
4	0%	4	0%
5	0%	5	0%
6	0%	6	0%

表 4. (左)5 分割特徴量 11 種 (右)5 分割特徴量 6 種

被験者	他人受入率	被験者	他人受入率
1	0.0019%	1	0%
2	0%	2	0%
3	0%	3	0%
4	0%	4	0%
5	0%	5	0%
6	0%	6	0%

表 2. (左)5 分割特徴量 11 種 (右)5 分割特徴量 6 種

被験者	ジェスチャー	本人拒否率	被験者	ジェスチャー	本人拒否率
1	B	0%	1	B	0%
	G	20%		F	20%
	H	20%		H	10%
	I	0%		I	20%
2	B	0%	2	B	0%
	G	10%		G	10%
	I	0%		I	40%
	J	20%		J	20%
3	C	0%	3	C	0%
	D	0%		D	0%
	I	0%		I	0%
	J	0%		J	0%
4	C	0%	4	C	0%
	D	0%		D	0%
	G	10%		G	0%
	I	0%		I	0%
5	B	0%	5	C	0%
	C	0%		G	10%
	I	0%		I	0%
	J	0%		J	0%
6	C	0%	6	C	0%
	D	0%		D	0%
	E	0%		E	0%
	F	0%		F	0%

より 10 分割の方が良い結果である。つまり、分割数は増やした方が性能のよい特徴量が得られやすいということが分かった。4桁のパスワードでの他人受け入れ率の結果を、表3と表4に表す。全体的にほぼ0%である。つまり、筋電波形の分割数や特徴量を減らしても、他人に認証成功されることはほぼないということが分かった。ただし、10分割の特徴量6種の場合と5分割の特徴量11の場合ではごくまれに他人に認証を成功されてしまうことがあった。

5. まとめ

本研究では、表面筋電位による認証システムの特徴量の变化による識別率を実験した。測定した筋電波形から特徴量を抽出し、SVMに機械学習させ、識別を行った。

結果的には既存研究の10分割で11種類の特徴量を用いたものが一番識別率がよかった。しかし、分割数や特徴量によって確かに識別率に大きく変化が出ることが分かった。

今後の課題としては、分割数や特徴量を増やすことが挙げられる。また、より実用的なものに近づけるためには、データ処理の観点からみると、より少ない分割数と特徴量で識別できるようにしなければならない。よって、分割数に合わせた新たな特徴量の追加も今後の課題として挙げられる。

参考文献

- 1) Yamaba, H., Nagatomo, S., Aburada, K., Kubota, S., et al. : An Authentication Method for Mobile Devices that is Independent of Tap-Operation on a Touchscreen, Journal of Robotics, Networking and Artificial Life. No.2, Vol.1, pp.60-63(2015).
- 2) 山場久昭, 長友想, 油田健太郎, et al. : 表面筋電位を用いた個人認証手法の実現に向けた基礎研究, 情報処理学会研究報告. Vol.2015-CSEC-69 No.32, pp.1-6(2015).
- 3) 黒木聡舜, 山場久昭, 久保田真一郎, et al. : 表面筋電位を用いた個人認証システムの実現に向けた検討, 情報処理学会研究報告, Vol.2015-SPT-15, No.5, pp.1-6, 2015.
- 4) Hisaaki Yamaba, Tokiyoshi Kurogi, Shinichiro Kubota, et al. : An attempt to use a gesture control armband for a user authentication system using surface electromyograms, Artificial Life and Robotics, Vol. 21, No. 1, pp.342-345, 2016.

- 5) Hisaaki Yamaba, Tokitoshi Kurogi, Shinichiro Kubota, et al. : Evaluation of feature values of surface electromyograms for user authentication on mobile devices, *Artificial Life and Robotics*, Vol. 22, No. 1, pp.108-112, 2017.
- 6) 黒木聡舜 : 表面筋電位を用いた認証システム実現のための個人識別手法の提案, 宮崎大学院修士論文 (2017) .
- 7) 和斉薫 : モバイル端末向け個人認証方式における柔軟な安全性強度の実現手法に関する研究, 宮崎大学大学院修士論文 (2015).
- 8) 生体認証とは | 認証の種類・導入メリット・安全性・問題点を徹底解説 [https://boxil.jp/mag/a3073/\(2018/03\)](https://boxil.jp/mag/a3073/(2018/03))
- 9) 新・筋電センサ MiniBioMuse-iii [http://nagasm.org/ASL/SIGMUS0108/\(2018/03\)](http://nagasm.org/ASL/SIGMUS0108/(2018/03))
- 10) Hisaaki Yamaba, Tokitoshi Kurogi, Kentaro Aburada, et al. : On applying support vector machines to a user authentication method using surface electromyogram signals, *Proceedings of 22th International Symposium on Artificial Life and Robotics*, pp1-7, 2017.
- 11) 黒木聡舜, 山場久昭, 油田健太郎, et al. : 表面筋電位を用いた個人認証システム実現の相互相関係数を用いた個人識別手法の検討, *情報処理学会研究報告*, Vol.2017-SPT-24, No.12, pp.1-6, 2017.
- 12) Tokitoshi Kurogi, Hisaaki Yamaba, Kentaro Aburada, et al. : A study on user identification method using cross-correlation and SVM to realize an authentication system by s-EMG, *Proceedings of 23th International Symposium on Artificial Life and Robotics*, pp.462-467, 2018.
- 13) 統計 web <https://bellcurve.jp/statistics/course/17950.html>(2018/03)