



表面筋電位による個人認証システムへの深層学習適用の試み

メタデータ	言語: jpn 出版者: 宮崎大学工学部 公開日: 2021-11-04 キーワード (Ja): キーワード (En): 作成者: 山場, 久昭, 白石, 堅哉, 油田, 健太郎, 岡崎, 直宣, Shiraishi, Kenya メールアドレス: 所属:
URL	http://hdl.handle.net/10458/00010288

表面筋電位による個人認証システムへの深層学習適用の試み

山場 久昭^{a)}・白石 堅哉^{b)}・油田 健太郎^{c)}・岡崎 直宣^{d)}

On an Attempt at Application of Deep Learning to a User Authentication Method Using s-EMG

Hisaaki YAMABA, Kenya SHIRAISHI, Kentaro ABURADA, Naonobu OKAZAKI

Abstract

In our present era, mobile devices such as tablet-type personal computers (PCs) and smartphones have penetrated deeply into our daily lives. We report on a new user authentication method for mobile devices that uses surface electromyogram (s-EMG) signals rather than screen-touch operations. These s-EMG signals, which are generated by the electrical activity of muscle fibers during contraction, can be used to identify who generated the signals and which gestures were made. Our method uses a technique called “pass-gesture,” which refers to a series of hand gestures, to achieve s-EMG-based authentication. In this paper, deep learning is introduced to facilitate the identification of gestures from s-EMG signals. Pictures of s-EMG signals were directly used to differentiate gestures in experiments and the performance was evaluated. The results showed that the performance using deep learning was not better than the one using support vector machines that was used in our previous works. However, we expect the results to be used as one of the benchmark indices for the future improvement.

Keywords: Mobile device, user authentication, shoulder surfing, s-EMG, deep learning

1. はじめに

一般にユーザ認証に用いられるパスワードやPINを用いた認証は、覗き見耐性が十分であるとは言えない。通常、モバイル端末を利用する際には、他人に利用されないことがないように認証を行い正規ユーザであることを示さなければならない。キーボードのないモバイル端末では、タッチパネルにログイン操作をしなければならず、これは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る場合がある。現代ではスマートフォンやタブレット等のモバイル端末が普及し、私達の生活に深く影響を与えている。そのため、たくさんの個人情報を保存しており、安全性の高い個人認証が必要になっている。

覗き見に対する耐性を与える技術として生体情報を用いた生体認証が注目されている。生体認証とは、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、覗き見によりそれらの情報を得ることは困難であることから、強固なセキュリティを期待されている。具体的には指紋や虹彩などが認証に用いられる。

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っている。具体的には、手首から先や指を様々に曲げたり伸ばしたりした形（以下、ジェスチャ

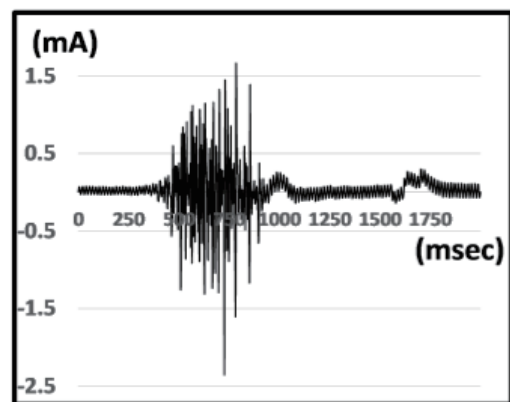


図 1. 筋電図

と呼ぶ)を取った時の筋電位を計測し、その波形を認証情報として用いる。

表面筋電位を用いた個人認証を実現するためには、ジェスチャごとの特徴量を抽出する必要がある。筆者の研究室の以前の研究²⁾では、機械学習の手法の一つであるサポートベクタマシン (Support Vector Machine、以下 SVM) で判別器を構築していた。しかし、その性能は十分とは言えなかった。

近年では機械学習をより発展させた深層学習という技術が注目されている。そこで本研究では、深層学習による判別器の作成という、以前の研究とは別のアプローチを試みる。

^{a)}情報システム工学科助教

^{b)}情報システム工学科学部生

^{c)}情報システム工学科准教授

^{d)}情報システム工学科教授

2. 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になる。観測された電位の変化は図3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 (surface electromyography、以下 s-EMG) という³⁾。

筋電位は、例えば、障がい者を支援するヒューマンインターフェイスの開発等に活用されている。例えば Tamura 等は、顔の皮膚表面から得られた筋電位を表面筋電計を用いて測定・解析して表情筋の動作を推定し、その動作を入力として用いることで車椅子を制御する、ハンズフリー車椅子の開発を行っている⁴⁾。

3. 関連技術

3.1 機械学習及び SVM

機械学習とは AI 技術の一つで、教師あり学習、教師なし学習、強化学習の3つに分けられる。SVM は教師あり学習を用いるパターン認識モデルの1つであり、分類に適用が可能である。SVM はデータの特徴の次元が膨大になっても識別の精度が高く、最適化すべきパラメータが少なく算出が容易であるという利点がある。

3.2 深層学習

近年、深層学習は「音声認識」や「画像認識」、「自然言語処理」などの幅広い分野で用いられている。深層学習 (Deep Learning) とは、人間が自然に行うタスクをコンピュータに学習させる機械学習の手法のひとつで、様々な分野への実用化が進んでいる。例えば自動運転車においては、停止標識を認識したり、電柱と人間を区別したりする技術に深層学習が用いられている。

深層学習の仕組みは、多層のニューラルネットワークを用い、コンピューターが大量のデータを学習し、分類や予測などのタスクを遂行することである。ニューラルネットワークを多層にして用いることで、データに含まれる特徴を段階的により深く学習することが可能になる。具体的には、多層構造のニューラルネットワークに大量の画像、テキスト、音声データなどを入力した場合、ニューラルネットワークの層ごとに、この層は色、この層は形状を考えるとといったように、層ごとに分解して考えることができる。これにより何が重要かを深層学習が自動的に学習できるようになり、人間が考えた特徴を用いなくとも、高い認識制度を出すことができるようになる。この構造と学習の手法がディープラーニング特有であり、これによりディープラーニングのモデルは極めて高い精度を誇る。⁷⁾

深層学習の特徴は、他の機械学習が特徴量を「人間が手動で与える」のに対して、「機械が自動で学習する」という点である。つまり機械学習ではデータのどこを特徴とするかを指定していたのに対し、深層学習では、AI にどこに注目するかを指定する必要がなくなる。これにより、人間が関与することなく、機械が自動で区別するための目の付けどころを決定するため、時には人間の認識精度を超えることもある。

4. 提案手法

4.1 筋電位を用いた個人認証手法

筆者の研究室の以前の研究²⁾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を提案している。この手法は、筋電位計で計測された s-EMG の波形がジェスチャ毎に異なり、また同一のジェスチャ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、認証が突破されないことが期待できる。

4.2 提案手法の認証プロセス

以前の研究²⁾で提案された認証プロセスを以下に示す。

1. ユーザは、パスワードとして登録するジェスチャを選択する。(図 2 (a))
2. 選択した各ジェスチャの s-EMG を測定し、特徴量を抽出後、デバイスに登録する。(図 2 (b))
3. ユーザは、デバイスのロックを解除時に、ジェスチャを行い、s-EMG を測定する。
4. 測定された信号が、デバイスに送信される。
5. デバイスは信号を分析し、特徴量を抽出する。
6. 5. で得られた値と 2. で登録されている値を比較する。
7. 値が一致する場合、ユーザ認証が成功する。(図 2 (c))
8. 一方、第三者による不正な認証は値が一致しないため、失敗する。(図 2 (d))

5. 深層学習によるジェスチャ識別の試行実験

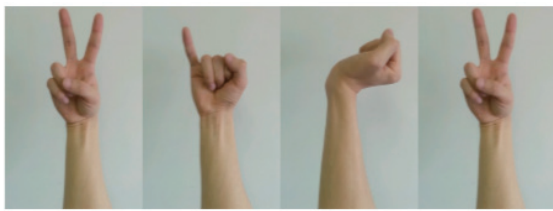
5.1 実験目的

深層学習用に提供されているライブラリ群を用いて、筋電位の波形のグラフ画像を用いたジェスチャの識別実験を試みた。特に適切な条件の検討までは行わず、とにかくジェスチャの判定が行われることの確認を行なった。また参考までに、SVM を用いた場合の識別性能との比較を行い、特に調整を行わない段階での本手法 (深層学習の利用) の性能の確認を行なった。

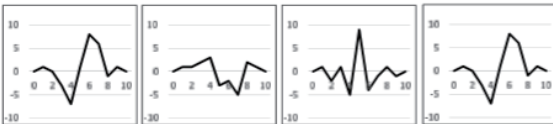
5.2 使用したジェスチャと測定方法

s-EMG の測定には S&M 社の筋電位計 DL-2000 と DL-141 を用いた。測定するジェスチャは、手を軽く開いた状態を初期状態とし、手話でのコミュニケーションで用いられる指文字を参考に、図 3 で示す 4 タイプを選択した。

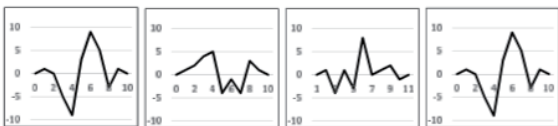
ジェスチャの測定時は、左前腕を椅子のひじ掛けに置き、手のひら側の前腕に電極を設置した (図 4)。ジェスチャの測定は手を開いた状態を初期状態とし、それぞれのジェスチャを行い筋電位を測定した。各指文字について 10 回ジェスチャを行い、筋電位を測定した。この測定を 1 日につき 1 回ずつ、何日かずつ間を開けて 25 日間行い、各指文字 250 回分のデータを得た。今回は 1 名のデータを測定した。



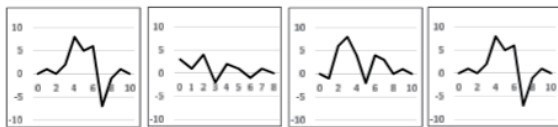
(a) 選択したパスワードのジェスチャ



(b) 対応する筋電図



(c) 所有者が入力した筋電図



(d) 第三者が入力した筋電図

図 2. パスワードとして使用するジェスチャ

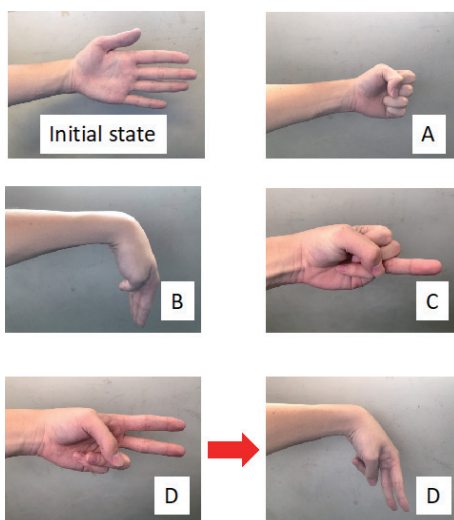


図 3. 実験で使ったジェスチャ

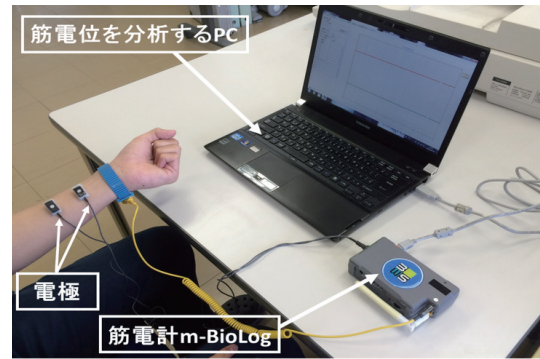


図 4. 測定環境

5.3 判別器の構成

本研究では、測定した s-EMG のジェスチャ画像を用いて判別器を作成する。判別器の作成には、python による深層学習の実装を行う。現在 python の深層学習には様々なライブラリやフレームワークがあり、それらを用いることで比較的容易に深層学習モデルを構築することができる。⁸⁾ 本研究では、python による深層学習の実装に Keras を用いた。Keras は、Python で書かれた深層学習のライブラリで、TensorFlow や Theano といった他のディープラーニングのライブラリ上部で動くような作りになっている。人間にとって分かりやすい設計のため、比較的容易に実装を行うことができる。Keras を利用することで、深層学習の背後にある数学的な部分を新規にゼロから開発、実装しなくとも、各層で利用するアルゴリズムと、パラメータを指定するという比較的短いコードで表現することが可能になる。そのため、試行錯誤しながら実装する場合には向いていると思いこれを用いた。

keras での判別器は、最適化アルゴリズムに RMSprop を利用した。CNN は畳み込みフィルタ数を 64、畳み込みフィルタの縦横 pixel 数を 3 とした。最適化計算のループ回数は 100 回で行った。

5.4 実験方法

Keras を用いた深層学習のプログラムを用いて、3 種類の実験を行った。

実験 1 では、2 種類のジェスチャのデータで学習させ、この 2 種類のジェスチャの波形画像をテストデータとして与えてどちらのジェスチャであるかを判定させた。

実験 2 では、一つのジェスチャを正例、残りを負例として学習させ、4 種類すべてのジェスチャの波形画像をテストデータとして与えて正負を判定させた。

実験 3 では、4 種類のジェスチャのデータで学習させ、4 種類すべてのジェスチャの波形画像をテストデータとして与えてどのジェスチャであるのかを判定させた。

今回は 2 つのセンサを用いた。1 つのセンサにつき、深層学習の訓練データには、250 データの内、各ジェスチャにつき 200 データずつ、推論用のデータは、各ジェスチャにつき 50 データずつを用いた。より信頼できる実験結果を得ることを考えて、5 分割交差検証を行った。

表 1. 2分類の実験結果

学習用	テスト用	センサ 1[%]	センサ 2[%]
A and B	A	53.4	75.2
A and B	B	67.2	57.2
A and C	A	62.8	64.8
A and C	C	58.8	65.2
A and D	A	60.0	71.6
A and D	D	62.0	68.4
B and C	B	59.6	67.6
B and C	C	44.4	43.2
B and D	B	59.2	60.8
B and D	D	66.4	67.6
C and D	C	48.8	52.0
C and D	D	34.4	40.0
	平均	56.42	61.13

表 2. 正負分類の実験結果

正例	テスト用	センサ 1[%]	センサ 2[%]
A	正例	24.0	41.2
A	負例	86.5	82.0
B	正例	34.4	35.2
B	負例	84.1	83.4
C	正例	40.8	48.0
C	負例	84.1	85.9
D	正例	42.4	40.8
D	負例	85.2	94.5

表 3. 4分類センサ 1の実験結果

テスト用	A[%]	B[%]	C[%]	D[%]
A	38.8	25.2	14.8	21.2
B	22.4	42.0	21.6	14.0
C	18.8	16.8	43.6	20.4
D	21.6	13.6	16.8	48.0
			平均正解率	43.1

表 4. 4分類センサ Bの実験結果

テスト用	A[%]	B[%]	C[%]	D[%]
A	39.2	21.2	16.8	22.8
B	17.6	44.4	23.6	14.4
C	16.8	16.8	56.8	9.6
D	21.2	20.4	11.2	47.2
			平均正解率	46.9

表 5. SVM での実験結果

実験の種類	結果 [%]
2分類のセンサ 1の平均	69.43
2分類のセンサ 2の平均	67.76
4分類のセンサ 1の平均	53
4分類のセンサ 2の平均	58

5.5 実験結果

実験結果を表 1～表 4 に示す。筋電位を取得するセンサの位置によってもやや違いはあるが、まだ高い性能は出せていない。SVM で判定した場合の結果の一部を表 5 に示すが、これと比べても、平均して 10 ポイントほど劣っている段階である。

性能がまだ高くない理由としては、まず、学習のためのデータ数が少なすぎる事が考えられる。この点については、データ拡張 (Data Augmentation) 等の導入を検討する必要がある。また、グラフの描画方法についても検討の必要がある。具体的には、ジェスチャによって波形の振幅に差があり、グラフの Y 軸の最大値と最小値をジェスチャによらず固定してしまうと、振幅の小さいジェスチャ同士で違いがわかりにくくなってしまう。かといって、それぞれの波形での最大値・最小値に合わせると、振幅の違いという特徴が失われてしまう。このようなグラフの図としての取り扱いについて、検討を進める必要がある。

6. まとめ

本研究では、筋電位を用いた個人認証を、深層学習を用いて行うことで、以前までの SVM を用いた場合とどのような違いがあるか、またどんな改善点が必要かをまとめた。実装した手法で実験を行った結果、以前の研究で使われていた SVM と比較し高い精度を発揮できなかった。その理由の一つとして、ジェスチャ画像を判別器が学習しづらかったことがあげられる。

今後の課題として、ジェスチャ画像をセンサ A とセンサ B で分けず、2つの筋電位の波形を合わせることも考えられる。また本研究では、一人分のデータのみをとったが、若い人や年配の人を含む多様な人からの sEMG データを取得し調査を行うことで、再現性の観点から優れたジェスチャを探求することが必要であると考えられる。

参考文献

- 山場久昭, 長友想, 油田健太郎, 久保田真一郎, 片山徹郎, 朴美娘, 岡崎直宣: 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.
- 長友 勇樹: 表面筋電位を用いた個人認証のための指文字ベースジェスチャの評価, 宮崎大学論文, 2020.
- 新・筋電センサ MiniBioMuse-iii,
<http://nagasm.org/ASL/SIGMUS0108/>
- H. Tamura, et al: A Study of the s-EMG Pattern

- Recognition Using Neural Network, International Journal of Innovative Computing, Information and Control, pp.4877-4884, 2009.
- 5) 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.
 - 6) H. Yamaba, S. Usuzaki, S. Takatsuka, et al.: Evaluation of Manual Alphabets Based Gestures for a User Authentication Method Using s-EMG. Advances in Intelligent Systems and Computing, doi: 10.1007/978-3-030-29029-0_56, 2019.
 - 7) ディープラーニングこれだけは知っておきたい3つのこと, <https://jp.mathworks.com/discovery/deep-learning.html>
 - 8) 機械学習ライブラリ・ディープラーニングフレームワークおすすめ15選: 特徴・便利な点・利用方法など, <https://www.bigdata-navi.com/aidrops/32/>