

Myo を用いた腕の表面筋電位解析

岩本万由子[†] 大井川仁美[†] 石川由羽[†] 高田雅美[†] 城和貴[†]

概要: 本稿では, Myo を用いたじゃんけんアプリケーションの開発を行う. 生体情報の1つである腕の表面筋電位を Myo を用いて計測し, 手指の状態を判定する. グー, チョキ, パーそれぞれの腕の表面筋電位に LVQ を用いてクラスタリングを行いじゃんけんで出された手の判別を行う. その結果, 被験者が1人で, クラスタ数3個の場合, 正しく手指の状態を判別することができた割合は, グー, チョキ, パーそれぞれ 100%となった. また, ウェーブレット変換と特異値分解を行い, じゃんけんの手を出す速さを考慮することで, 複数人のユーザーに対応可能なアプリケーションの開発を行う.

キーワード: 表面筋電位, LVQ, ウェーブレット変換, 特異値分解

Arm EMG Analysis Using Myo

MAYUKO IWAMOTO[†] HITOMI OIGAWA[†]
YU ISHIKAWA[†] MASAMI TAKATA[†] KAZUKI JOE[†]

1. はじめに

手指の動きは, 生活の質を保つために極めて重要であり, 衣食住どれにおいても, 必要である. たとえば, 服を着脱するとき, お箸やスプーンを持つとき, 住環境を整えるための掃除や片づけをするときに用いられる. 手指の動きを調べ, 手指の動きやすさ, 動きにくさを明確にすることで, さらに生活の質をあげるための改善点を見出すことが可能になる. 手指の動きを取得するウェアラブルデバイスには Longbar 社製の Ring ZERO[1]や 16Lab 社製の OZON[2]などがある. このようなデバイスは, 指輪型のデバイスで手指の動きを Bluetooth を用いて取得する. 指に装着するウェアラブルデバイスは, 手指の動きを取得する際, 動きを取得したい指全てに装着する必要がある. これは, ユーザーが動作を行うときに手指を動かしにくくなり, 適切な動作情報を取得できないことや, 装着ずれによるノイズの混入といった問題が起きる. そのため, 手指にデバイスを装着することなく手指の動きを取得することが求められる. 手指の動きは, 腕の筋肉の影響を受けるものが多く, 腕の筋肉の様子を調べることで, 間接的に手指の動きを知ることが可能である. 腕の筋肉の様子を調べるために, 腕の表面筋電位を用いる. 表面筋電位は, 容積伝導により伝わる活動電位を皮膚上から導出し, 筋線維全体の活動を評価するものであるため, 十分に腕の筋肉の様子を取得することができる[3]. 快適な日常生活を行う上で, 手指を思い通りの手形状にすることができるかが重要であるため, 手形状の識別を行う. したがって, 本稿では腕の筋肉の様子を計測し, 手形状を判定するためのアプリケーション開発を行う.

開発するアプリケーションでは, 手形状を判定するため, じゃんけんを使用する. じゃんけんは世界じゃんけん協会が主催する世界じゃんけん大会が行われるほどメジャーであり, 老若男女親しみがある. また, じゃんけんでのグーやパーの手形状については動作が大きく, チョキの手形状は動作が細かい. そのため, じゃんけんの手形状を対象とすることで, 大きな動作や, 細かな動作など複数の種類の動作を解析することができる.

腕の表面筋電位を用いた手形状の判別に関する既存研究[4]として, 拳の開閉, 手首と肘の屈折伸展の6動作を判別するものがある. この研究では, チョキの手形状のような指の細かな動作については対象とされておらず, 手指の大きな動作のみを対象としている. また, 表面筋電位の計測方法についても, 電極装置を上肢に7個も貼り付ける必要がある. 指の細かな動作を含めた既存研究[5]もあるが, この研究では, 腕の表面筋電位の他に手関節の角度を計測している. したがって, 開発するアプリケーションでは, 腕の表面筋電位を取得するアームバンド型のウェアラブルデバイスである Myo[6]を用いることで, 手形状の判定を行う. Myo はアームバンド型であるため, 装着脱も容易であり, ユーザーの身体的負担も少ない.

以下本稿では, 2章で開発するじゃんけんアプリケーションの処理手順と筋電位の解析手法について説明する. アプリケーションにリアルタイム性を持たせるための予備実験を3章で行い, 実験の方法と結果, 考察を4章で述べる. 5章でアプリケーションに複数人のデータを用いる際の手法について説明し, 6章でまとめを述べる.

[†] 奈良女子大学
Nara Women's University



図 1 Myo



図 2 : Myo 装着の様子

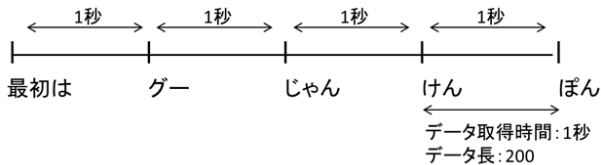


図 3:データ取得時間

2. じゃんけんアプリケーション

2.1 概要

開発するアプリケーションでは、腕の表面筋電位を用いじゃんけんを行い、必ずユーザーに勝つことを目的とする。処理手順は以下の通りである。

- 手順 1 Myo を用いた筋電位データの取得
- 手順 2 周波数解析を用いた特徴抽出
- 手順 3 じゃんけんにより出された手形状の識別
- 手順 4 ユーザーに勝つ手形状の出力

手順 1 では、じゃんけんの手形状を識別するためのデータを取得する。データ取得には Myo を用いる。Myo は Thalmic Labs 社によって開発された Bluetooth を用いたワイヤレスなアームバンド型のジェスチャーコントローラである。8 チャンネルの筋電センサと、3 軸加速度センサ、3 軸磁力センサ、3 軸ジャイロスコープセンサを含む高感度 9 軸 IMU (Inertial Measurement Unit) を搭載している。図 1 に Myo と Myo の各電極に対するチャンネル番号を示す。LED ライトが点灯する電極がチャンネル 4 であり、そこから左にチャンネル番号が小さくなり、右にチャンネル番号が大きくなる。サンプリング周波数は 200Hz である。取得する筋電位データは筋電位の活動量を表すため単位はなく -127 から 127 の間に収まるように変換される。Myo の装着位置は右前腕の手肘とする。Myo 装着の様子を図 2 に示す。

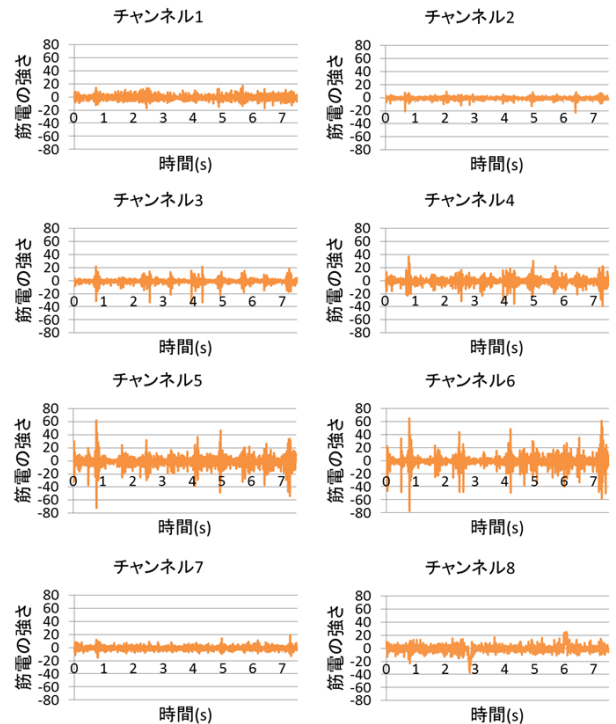


図 4 : 手を縦に振った際の各チャンネルの筋電図

図 2 のようにチャンネル 4 が手のひら側の中指の延長線になるように装着する。じゃんけんの掛け声と各チャンネルの取得データ長を図 3 に示す。取得時間および取得データ長に関しては、4 章の予備実験により決定する。じゃんけんを行う際、上肢を上下に振る動作を行う可能性があるが、この動作はじゃんけんの手形状の判別には関係ない動作であり、ノイズになりうる。上肢を 7 秒間上下に振る際の各チャンネルの筋電位を図 4 に示す。図 4 より、腕を上下に振る際、特にチャンネル 5、6 の筋電位が大きく動くことがわかる。したがって、手順 1 では、じゃんけんの手形状を判別する際、ノイズを多く含むと考えられる筋電位を取得するチャンネル 5、6 は除く。

手順 2 では、高速フーリエ変換[7]を用いた周波数解析を行う。筋電位に高速フーリエ変換を適用することによって、筋電位のスペクトル値を取得する。さらに、得られたスペクトル値を用いてチャンネル間の関係性を取得することで特徴量を得る。なお、手順 2 の特徴抽出に関しては、3.2 節で詳細を説明する。

手順 3 では、求めた特徴量から、各手形状のクラスターを LVQ (Learning vector quantization) [8]を用いて生成し、じゃんけんに出された手形状が属するクラスターを識別する。識別に用いるデータはグー、チョキ、パーを教師とするため、手形状の識別には教師あり機械学習の LVQ を用いる。LVQ は入力する要素をベクトルとして扱い、特徴空間を各クラスターにパターン分類するための最適な境界線を引く方法である。教師データに LVQ を適用し、各クラスターの適切な代表ベクトル位置を学習させる。アプリケーションで使

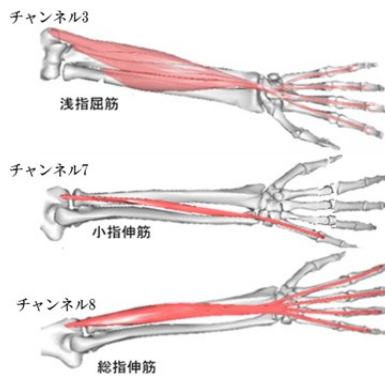


図 5 : 各チャンネルに対応する筋肉

用する LVQ の学習率は 0.6, 学習率の減衰率は 0.8 とする。学習済みの LVQ を用いてテストデータを識別した結果を、テストデータの手形状とする。

手順 4 では、じゃんけんのルールに則り判別された手形状がユーザに勝つように出力を行う。

2.2 特徴抽出

本稿では以下の手順で求められる 3 次元の特徴量を用いる。

- 手順 2-(1) 各チャンネルのスペクトル総和の計算
- 手順 2-(2) 各チャンネルの順位付け
- 手順 2-(3) チャンネル 3, 7, 8 の順位取得

手順 2-(1)では、チャンネルごとのスペクトルの総和を求める。スペクトルは各周波数の波の強さを表す。スペクトルの総和を求めることで、波の強さのみに着目することができる。これにより、各チャンネルが取得する筋電位を発生させる筋肉の活動量がわかる。じゃんけんの都度、各チャンネルのスペクトルの総和は変化するが、各チャンネル同士のスペクトルの総和の関係性はほとんど変化しない。そのため、手順 2-(2)ではスペクトルの総和を降順に順位付けを行う。

手順 2-(3)では、スペクトルの総和に順位付けを行ったチャンネルのうち、チャンネル 3, 7, 8 に関する順位を 3 次元の特徴量とする。用いる特徴量は、手順 2-(2)で得られる結果から特にじゃんけんの手形状ごとの特徴があると推測されるチャンネルであること、計算速度を可能な限り速くするため最小の次元数になることを考慮する必要がある。特徴ベクトルとして用いるチャンネルがじゃんけんの手形状ごとの特徴を表しているかを判断するために、各チャンネルが接する腕の位置から、取得される筋電位を発生させる筋肉を推定する。チャンネル 3, 7, 8 に対応する筋肉を図 5 に示す。チャンネル 3 が主に取得する筋電位は、浅指屈筋[9]が発生させるものであると推測される。この筋肉は、起始が尺骨から起こる尺骨頭と橈骨から起こる橈骨頭の 2 つに分かれている。浅指屈筋は、手関節の掌屈に関する筋

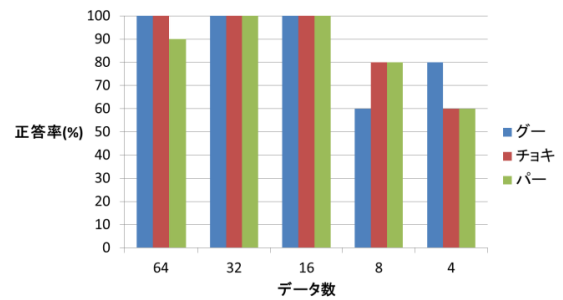


図 6 : 各取得データ長に対する正答率

肉である。第 2-5 指の中節骨に付着しているためグーの手形状で手を握った際に筋電位が取得される。チャンネル 7 が主に取得する筋電位は、総指伸筋[9]が発生させているものであると推測する。この筋肉は、第 2-5 指の伸展に関する筋肉である。特にチョキやパーで指を伸ばす動きをするときに筋電位が取得される。チャンネル 8 が主に取得する筋電位は、小指伸筋[9]が発生させたものであると推測する。特にパーの手形状に小指を伸ばす際に筋電位が取得される。よって、手形状の判別にはチャンネル 3, 7, 8 を用いる。

3. 予備実験

開発するアプリケーションでは、Myo からデータ取得を行う。この際、開発するアプリケーションにリアルタイム性をもたせるため、データ量を最小限に抑えるべきである。そこで、本章では、データ長を変更してクラスタリングを行うことによって、適切なデータ長を決定する。

3.1 予備実験方法

予備実験における被験者は 20 代女性 1 人である。データ取得開始を図 3 の「じゃんけん」の掛け声の直後とする。周波数解析で用いる高速フーリエ変換ではデータ長が 2 のべき乗である必要がある。そのため、解析に適用するデータ長も 2 のべき乗にしなければならない。じゃんけんの手形状が出来上がるには、最大 0.5 秒かかり、データ長が最大 100 であると推測する。解析に適用するデータ長は 2 のべき乗である 4, 8, 16, 32, 64 を対象に比較実験を行う。クラスタリングに用いるデータ長は、グー、チョキ、パーのそれぞれ 10 回、合計 30 回である。

3.2 予備実験結果と考察

実験結果を図 6 に示す。正答率は各データ長に対する各手形状が正しくクラスタリングできている数の割合とする。取得データ長が 32, 16 の場合、正答率がそれぞれ 100% となっている。取得データ長が 64 の場合、パーのみ 90% となるが、グーとチョキは 100% となっている。取得データ長が 8、4 の場合、正答率が低くなっている。

取得データ長が 64, 32, 16 の場合、正答率が高い。これは、データ取得時間内にじゃんけんの手を特徴づける情報すべてが含まれていると考えられる。一方、取得データ

表 1：識別実験の結果

グーの 正答率(%)	チョキの 正答率(%)	パーの 正答率(%)
100	100	100

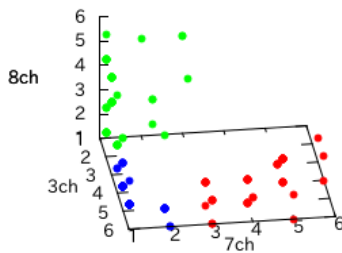


図 7：各クラスタの特徴ベクトル分布

長が 8, 4 の場合、正答率が低い。この原因として、解析に適用するデータ内にじゃんけんの手形状を特徴づける筋電位情報が一部欠落していると考えられる。ゆえに、取得データ長は 16 以上が適している。取得データ長が 32 および 16 の場合、正答率が 100% である。一方、64 の場合、パーのみ 90% と下がっている。これは、取得するデータ長が長すぎるため、じゃんけんの手を出した後、腕が微動するなどのじゃんけんの手形状を作る以外の動作によって生じる筋電位がノイズとなり、正確な特徴量を取得できていない可能性がある。じゃんけんアプリケーションではリアルタイム処理が必要であるため、取得データ長は出された手を判別できる最小のデータ長にするべきである。そのため、本稿で開発するアプリケーションでは、取得データ長を 16 とし、取得データ時間は約 0.08 秒間とする。

4. 実験

開発したじゃんけんアプリケーションの完成度を確認するための実験を行う。

4.1 実験方法

本実験における被験者は、4 章の予備実験と同じ 20 代女性 1 人である。LVQ に学習させる教師データは、グー、チョキ、パーそれぞれ 10 回、合計 30 回である。正答率を求めするために、テストデータとして、被験者は、グー、チョキ、パーそれぞれ 10 回で合計 30 回じゃんけんを行う。被験者が出す手は、ランダムである。LVQ のクラスタ数は 3 とする。

4.2 実験結果

実験結果を表 1 に示す。正答率は各テストデータ数に対する各手形状が正しくクラスタリングできている数の割合とする。グー、チョキ、パーどれにおいても正しく識別することができている。次に図 7 に各クラスタの特徴ベクトルの分布を示す。手形状の識別に用いた特徴量が 3 次元であるため、3 次元の特徴空間に各特徴量を表す。特徴空間は x 軸がチャンネル 3、y 軸がチャンネル 7、z 軸がチャンネル 8 とする。各軸は 1-6 の順位で表されている。グーの

特徴ベクトルを赤色、チョキの特徴ベクトルを緑色、パーの特徴ベクトルを青色とする。グーとチョキについては少し大きなクラスタになり、特徴ベクトルにばらつきがあることがわかる。一方、パーについては、グーとチョキに比べると特徴ベクトルのばらつきが小さいことがわかる。

4.3 考察

実験に使用した特徴ベクトルのばらつきについて考察する。グーの特徴量のばらつきの大きさは、じゃんけんの掛け声が「最初はグー、じゃんけん、ぽん」であるため、じゃんけんで出す手の形を作る際「最初はグー」から手を握り直す強さ、動作の大きさによるものであると考えられる。チョキの特徴量のばらつきの大きさは、グーの状態からどれぐらい手を広げてからチョキの形を作るかによるものであると考えられる。パーの特徴量のばらつきの小ささは、じゃんけんでパーを出す際、グーの手から指を開く動作しか行わず他の手を出す動きより、比較的手の動きが単純であることが要因であると考えられる。各じゃんけんの手の手正答率が 100% になることについて考察する。本実験では、被験者が 1 人であるためクラスタリングに用いる各じゃんけんの手の特徴を抽出することが比較的容易であることが考えられる。Myo から取得される時系列データに関しては、被験者 1 人を対象としているため、データを取得するタイミングが適切であり、じゃんけんの手を出すタイミングと合致しており、取得したデータに各じゃんけんの手の特徴が含まれているものと考えられる。また、じゃんけんの手手の識別に用いる特徴ベクトルに関して、同一人物の特徴を LVQ の学習と識別で用いているため、各じゃんけんの手の特徴を適切に抽出できていることがわかる。じゃんけんの手手の識別に用いた LVQ のクラスタ数に関しては、クラスタ数が 3 で適切にクラスタリングが行われている。ゆえに、本稿で開発したじゃんけんアプリケーションは、1 人を対象とする場合、有効である。

5. 対象を複数人にした場合の解析手法

5.1 開発するじゃんけんアプリケーションの改良点

2.1 節で述べた処理手順を 3 人の被験者に適用させ、特徴ベクトルの分布を図 8 に示す。赤が被験者 1、緑が被験者 2、青が被験者 3 である。どのじゃんけんの手形状でもクラスタが形成されていない。これは、時間情報を持たない処理手順を行っており、じゃんけんの手を出す速さの差を無視しているためである。「じゃんけん、ぽん」の掛け声の間、「じゃんけん」を言い終わる頃にはすでに出す手が出来上がっている人や、「ぽん」を言い終わると同時に手が出来上がる人がいる。開発したアプリケーションでは、「じゃんけん、ぽん」の間の極めて短い時系列データを用い、筋電の時間経過を無視した周波数解析を行っている。そのため、この 2 人が同じ手を出した場合、後者の筋電位から抽出される特徴量では正確にクラスタリングをすることが

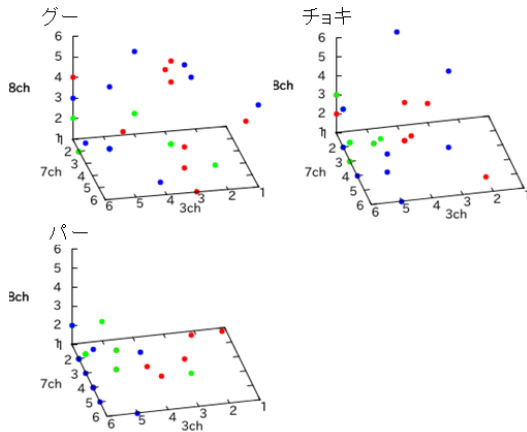


図 8：複数人に適用したクラスタリング結果

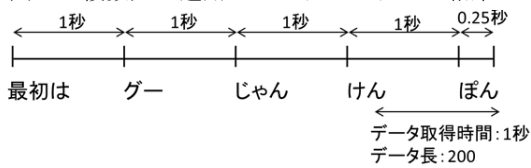


図 9：複数人に適用する際のデータ取得時間

できないことが予想される。よって、開発するじゃんけんアプリケーションに複数人のデータを適用する際、じゃんけんの手を出す速さの差に留意する必要があり、筋電位の時間推移を考慮した解析手法が必要となる。

5.2 解析手順

開発するアプリケーションを複数人の被験者に適用する際、2.1 節で述べた処理手順を以下に示す処理手順に改良する。

- 手順 1a Myo を用いた腕の表面筋電位データの取得
- 手順 2a 特異値分解による特徴抽出
- 手順 3 じゃんけんにより出された手形状を識別
- 手順 4 ユーザに勝つよう出力

手順 1a では、Myo の装着位置、データ取得時の手形状は 2.1 節と同じである。チャンネル 5, 6 が主に取得する筋電位は腕を縦に振る動作によるものであるが、複数人を対象とする場合、より多くの筋電位情報が必要であると推測される。そのため、チャンネル 5, 6 が取得する腕を縦に振る動作以外の筋電位情報にも注目し、チャンネル 5, 6 は除去しない。より詳細な筋電位の推移を得るため、じゃんけんを行う際の掛け声、データ取得時間は図 9 に示すように改良を行う。

手順 2a では時間情報を保持する特徴抽出を行う。詳細については 5.3 節で述べる。

手順 3, 4 においては 2.1 節と同様に行う。ただし、識別に用いるベクトルについては、手順 2a で求める各時刻の類似度を適用する。

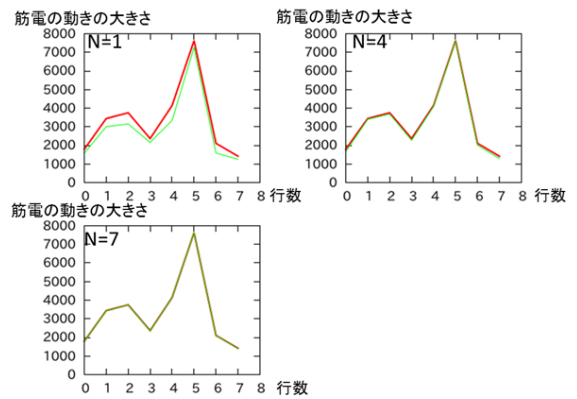


図 10：行列 A^t を表す行列 U の成分数

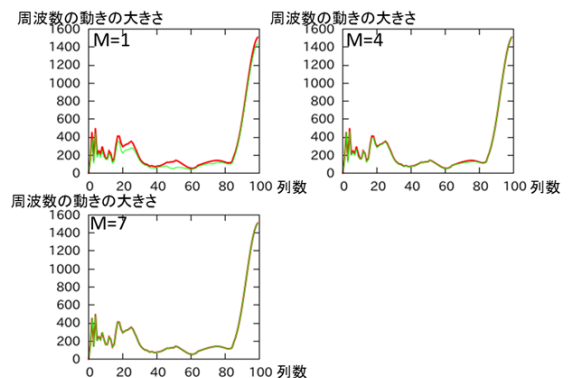


図 11：行列 A を表す V^* 行列の成分数

5.3 時間情報を加味する特徴抽出

手順 2a では、より正確な筋電の時間推移得るため、電気信号である筋電位に二乗平均平方根を求め、時間情報を保持するウェーブレット変換を行う。用いるウェーブレット変換は連続ウェーブレット変換を行う。マザーウェーブレットは Morlet ウェーブレットである。境界付近のデータは信頼性が低くなる。そのため解析を行う際には時系列の端部分は除去する。窓関数の時間方向の幅である σ の値は 4 とし、ウェーブレット変換を行う周波数の範囲は 0-100Hz とする。また、既述の通り、時系列の端部分は除去するため、時系列のデータ長は 198 とする。ウェーブレット変換後、特異値分解を行うことで、より特異な筋電の動きの方向を表す値を抽出する。特異値分解により、行列 A を左特異ベクトルの含むユニタリ行列 U 、特異値の含む対角行列 Σ 、右特異ベクトルの含むユニタリ行列 V^* に分解する。行列 U は、筋電の動きを示し、行列 V^* は、周波数の動きを示す。本稿で用いる行列 A は行成分を筋電位のチャンネルとし、列成分をウェーブレット変換で得られる各周波数の波数とし、各時刻の行列 A を生成する。各々の行列の各々のベクトルで表すと次式のように変形することができる。 a_i, a'_i, u_j はそれぞれ行列 A, A^t, U の列ベクトルとし、 v_j は V^* の行ベクトルとする。 J, K は行列 U, V^* の行数である 8, 100 とする。

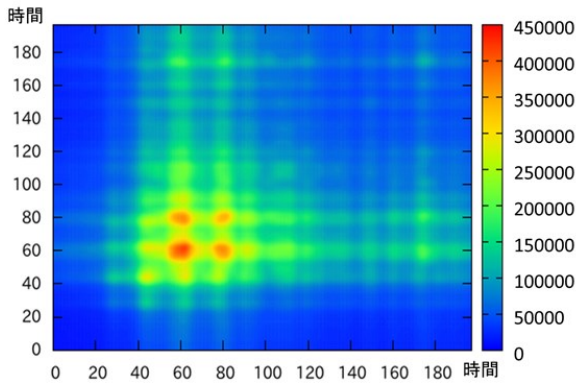


図 12：類似度

$$U: \sum_{i=1}^J \|a_i\|^2 = \sum_{j=1}^N \lambda_j^2 \|u_j\|^2 \quad (1)$$

$$V: \sum_{i=1}^K \|a_i\|^2 = \sum_{j=1}^M \lambda_j^2 \|v_j\|^2 \quad (2)$$

式 (1), (2) において行列 U, V^* が行列 A, A^t を表せる最少の時限数 N, M を求めることにより, 行列 A を表す最少の行列 U, V^* の成分数がわかり, 次元削減することができる. 時刻 0.01 において N, M を各々 1 から 8 の範囲で徐々に増やした結果を図 10, 11 に示す. 図 10, 11 は N, M を 1, 4, 7 と増やした時の計算結果と行列 A, A^t によって表現される筋電の動きを比較したものである. 赤線が行列 A, A^t , 緑線が各成分数で表される行列 U, V^* である. 横軸は, 行列 U, V^* の行数, 列数で縦軸は筋電または周波数の動きの強さである. 第 1 成分のみを用いたとき, 筋電の動きを十分に行列 A, A^t によって表現できていることがわかる. 以下本稿では用いる成分数 N, M を 1 とする. 時刻間における筋電の動きの方向を類似度によって表す. 内積 K を式 (3) によって計算し, さらに特異値を掛け合わせたものを時刻 t_i と時刻 t_j の類似度 $s(t_i, t_j)$ とする. 内積 K と類似度 $s(t_i, t_j)$ を次式に表す. 時刻 t_i の第 1 主成分に対応する左特異ベクトルを $e_{l_{e_1}}(t_i)$ とし, L は用いる成分数の 1 とする. λ_{t_i} は時刻 t_i の特異値とする.

$$K_{t_i, t_j} = \sum_{i=1}^L |e_{l_{e_1}}(t_i) \cdot e_{l_{e_2}}(t_j)| \quad (3)$$

$$s(t_i, t_j) = \lambda_{t_i} \lambda_{t_j} K_{t_i, t_j} \quad (4)$$

時刻 t_i と時刻 t_j での筋電の動きが強く, 似ているほど類似度の取る値は大きくなる. 行列 U の第 1 列ベクトルは第 1 成分に対応する. グーの手形状を出した時の類似度を図 12 示す. 縦軸横軸ともに時間を表し, 筋電の動きが強く, 似

ているほど, 赤色になる. 手順 1a, 2a を行い, 筋電の動きの方向を明らかにすることで, じゃんけんを行う際の筋電の変化を時系列と共に見出すことができる.

6. まとめ

本稿では, 腕の表面筋電位を取得する Myo を用いたじゃんけんアプリケーションの開発を行った. このアプリケーションでは Myo から取得した筋電位に周波数解析を行い, 特徴抽出を行う. アプリケーションで用いる筋電位のデータ長は, リアルタイム処理が必要であるため, 最小範囲の時系列とする. 周波数解析には高速フーリエ変換を用いる. 特徴抽出では, 各チャンネルのスペクトル値を相対的にとらえ, じゃんけんを行う度に变化するスペクトル値に対応する. 手形状の判別には, 教師あり学習かつ入力データをパターン分類する LVQ を用いる.

開発したじゃんけんアプリケーションを用いたじゃんけんの手形状の識別実験では, 被験者が 1 人の場合, グー, チョキ, パー全てにおいて正答率が 100% となり正しくクラスタリングすることができている. 本稿で開発したじゃんけんアプリケーションは被験者が 1 人の場合, 有効性のあるものである.

また, 開発するアプリケーションで複数人の被験者を対象とするために, じゃんけんの手を出す速さの差に注目した特徴抽出の改良を行う. 解析に用いる筋電位データの時間的変化をより詳細に把握するために用いる筋電位データは, じゃんけんに関する筋電位の変化があった部分のすべてを対象とし, 平均二乗平方根を行う. 周波数解析においては時間情報を保持するウェーブレット変換を行い, 特徴抽出においては特異値分解を行い次元圧縮を行う. さらに類似度を求めることで, 筋電の動きの方向と周波数の動きの方向について注目し解析を行う.

参考文献

[1] “RingZERO”. : <http://logbar.jp/ring/ja/zerowhite> (参照: 2016/8/16)
 [2] “16Lab”. : <https://www.facebook.com/16Lab-Inc-1483336128613245/> (参照: 2016/8/16)
 [3] バイオメカニズム学会, 木塚朝博, 増田正, 木竜徹, 佐渡山 亜兵. 表面筋電図. 東京電機大学出版局, 2016
 [4] 棒谷英法, 大須賀美恵子. 表面筋電信号に基いた腕・手の動作識別: 独立成分分析とサポートベクターマシンを用いて. 人間工学 = The Japanese journal of ergonomics, 2013, vol.49, no.1, p.1-9
 [5] 北佳保里, 加藤龍, 横井浩史. 習熟度を考慮した自己組織的動作識別法の構築. 日本ロボット学会誌, 2010-09-15, vol. 28, no.7, p.783-791
 [6] “Thalnic Labs”. : <https://www.myo.com/> (参照: 2016/08/16)
 [7] Cooley J.W, Tukey J.W. An algorithm for the machine calculation of complex Fourier series. Math. Comp. 19 (1965) 297-301.
 [8] Kohonen .T, Barna .G, Chrisley .R. Statistical pattern recognition with neural networks : benchmarking stuClies. Proc, ICNN, vol.1, pp62・68, 1988.
 [9] Kapandgi A.I, Anatomia funzionale, Monduzzi, 2011-1-1