

## ノート

## 筋電と加速度センサを用いた手腕の動作識別の検討

志水 匠<sup>\*1)</sup> 福司 達郎<sup>\*2)</sup>

## Hand motion recognition using EMG and acceleration sensors

Takumi Shimizu<sup>\*1)</sup>, Tatsuro Fukushi<sup>\*2)</sup>

キーワード: 筋電, 動作識別, 機械学習

Keywords: EMG, Motion recognition, Machine learning

## 1. はじめに

スマートフォンやウェアラブル機器の普及に伴い、ヒューマンマシンインターフェイス (以下, HMI) として慣性センサ (加速度, ジャイロ) を用いた動作識別の研究や実用化が進んでいる。また、生体信号を用いた HMI は直感的な操作が可能であるため以前から研究開発が進められている。しかし実用化に至っているものは数少ない。

これは生体信号の個人差, 非正常性, 低再現性等が信号解析を難しくしており<sup>(1)</sup>, システムが複雑になるからだと考えられる。また生体信号のみで多くの動作を識別しようとするとよりシステムは複雑化する。このようなことから生体信号応用の実用化を促進するためには複雑なシステムを独自に構築することなく生体信号を扱えるようにする必要がありと考えられる。そこで本研究では, 生体信号と慣性センサを組み合わせ, センサデータのみを出力するのではなく HMI に必要なデータを出力するセンサモジュールの開発を目標としている。今回は, 筋電と加速度センサを組み合わせることで手腕の動作識別の検討を行った。

## 2. センサおよびマイコンボードの試作

**2.1 筋電アンプの設計・試作** 表面筋電位 (以下, sEMG) を測定するためには体表面に現れる数百  $\mu\text{V}$  から数 mV の微弱信号を増幅するための筋電アンプが必要である。一般的な筋電アンプは PC との接続を前提としておりマイクログントローラ (以下, マイコン) と直接接続できる製品が少ないため, まず筋電アンプの設計・試作を行った。仕様を表 1 に示す。なお, 電極は湿式ディスプレイ電極 F ビロード (日本光電製) を使用した。

**2.2 加速度センサ** 加速度センサは“MPU-9250 9 軸センサモジュール<sup>(2)</sup>”を使用した。加速度センサとマイコンとの通信は SPI 通信を用いた。

**2.3 マイコンボードの設計・試作** 今回はデータ処理や動作識別を PC 上で行うためセンサ出力を PC へ送信する必要がある。そこでセンサ出力を取得し PC へ送信するためにマイコンボードの設計・試作を行った。またマイコン-PC 間の通信を行うマイコン用および PC 用ソフトウェアも作成した。マイコンボードの仕様を表 2 に示す。また試作したシステム全体を図 1 に示す。

表 1. 筋電アンプの仕様

電源電圧	3.3 V
ゲイン	約 800 倍
カットオフ周波数	ハイパスフィルタ : 7 Hz ローパスフィルタ : 100 Hz

表 2. マイコンボードの仕様

電源電圧	3.3 V
AD 変換器	サンプリング周波数 : 1 kHz チャンネル数 : 6 分解能 : 14 bit
マイコン	PSOC5LP CY8C5688LTI

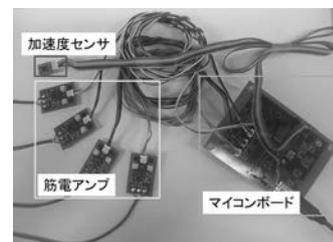


図 1. システム全体

## 3. 動作識別器の構築

**3.1 特徴量抽出** 動作識別を行うためには測定データに前処理を施し特徴量とする必要がある。sEMG に関しては一般的な特徴量である積分筋電位<sup>(3)</sup>を用いた。今回, 積分筋電位は sEMG を絶対値処理し, 50 点の移動平均を行うことで取得した。加速度に関しては測定データの 10 ミリ秒前のデータとの差分をとり, その値を絶対値処理し, 40 点の移

事業名 平成 26 年度 基盤研究

\*1) 経営情報室

\*2) 元 電気電子技術グループ

表 3. 動作識別評価結果

被験者	センサ	手首曲げ (上)	手首曲げ (下)	手首曲げ (左)	手首曲げ (右)	手の開閉 (握)	手の開閉 (開)
A	sEMG	100 %	90 %	100 %	100 %	90 %	70 %
	sEMG + 加速度	100 %	90 %	100 %	100 %	90 %	90 %
B	sEMG	100 %	100 %	90 %	100 %	100 %	40 %
	sEMG + 加速度	100 %	100 %	90 %	100 %	100 %	100 %

動平均を行うことで取得し、特徴量とした。特徴量抽出には MATLAB<sup>(4)</sup>を使用した。

**3.2 動作識別器** 動作識別器には汎用性が高いサポートベクタマシン (以下, SVM) を用いた。カーネルは 3 次の多項式カーネル, 多クラスへの拡張は one-versus-rest method を用いた。動作識別器は統計解析ソフトウェア “R”<sup>(5)</sup> の “kern lab” ライブラリ<sup>(6)</sup> を用いて構成した。

#### 4. 動作識別器の評価

**4.1 測定方法** 測定箇所を図 3 に示す。筋電センサは 4 チャンネル, 加速度センサは 1 チャンネルの構成とした。加速度センサは筋電センサ ch1 の直上に装着した。動作識別を行うにあたり動作の開始を判定する必要がある。今回は以下の方法で動作の開始を判定した。

- (1) 定常状態から手の開閉および手首の曲げ (左右) の動作を数回測定
- (2) 測定した sEMG から特徴量を抽出
- (3) 特徴量の最大値の 35% の値を閾値として, 閾値を超えたときを動作の開始と判定

閾値は個人差によるばらつきやノイズ等の観点から経験的に最大値の 35% に決定した。

また動作識別器を学習させるための教師データとして動作開始の前後 125 ミリ秒分のデータを使用し, 動作識別器への入力データは動作開始点から 10 ミリ秒後のデータを使用した。動作開始点, 教師データ, 動作識別器への入力データの関係を図 4 に示す。

**4.2 評価方法** 識別する動作は手首曲げ (上下左右) と手の開閉 (握開) の 6 動作とした。測定の際は各動作間に 1 秒間程度の定常状態を含め, 上記 6 動作を 1 セットとして計 10 セット測定した。測定したデータから特徴量抽出を行い, 10 セットの内 9 セットを教師データ, 残りの 1 セットを動作識別用データとして使用した。教師データと動作識別用データの組み合わせは 10 通りあるので, 学習と識別とを 10 回繰り返し識別率を算出した。

**4.3 評価結果** 評価は被験者 2 名 (健康者, 成人男性) に対して行った。sEMG 単体と, 加速度と組み合わせた場合の評価結果を表 3 に示す。加速度の微小変化を特徴量として sEMG と組み合わせることで sEMG 単体よりも識別率を向上させることができた。

#### 5. まとめ

湿式電極用の筋電アンプ, 加速度センサとそれらを統合

するマイコンボードを試作し, PC 上へ測定データを送信するシステムを開発した。また SVM を用いた動作識別において, sEMG と加速度を組み合わせることで sEMG 単体と比較して識別率を向上させることができた。今後, PC 上での処理をマイコン上に実装することで HMI に必要なデータを出力するセンサモジュールの開発を目指す。



図 3. センサ装着位置  
(左), (中央) 筋電センサ (右) 加速度センサ

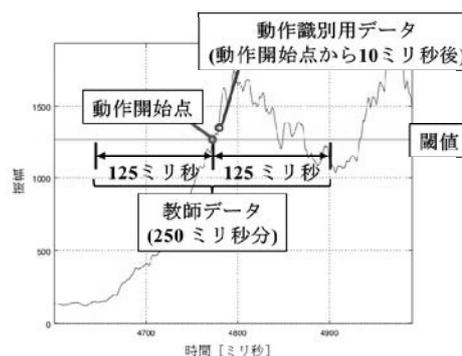


図 4. 測定データと各データの関係

(平成 28 年 7 月 4 日受付, 平成 28 年 7 月 27 日再受付)

#### 文 献

- (1) 辻 敏夫, 福田 修, ト 楠 : 「生体信号解析の新展開」, 日本 AEM 学会誌, Vol.13, No.3, pp.201-207 (2005)
- (2) 株式会社ストロベリーリナックス 通販ページ <https://strawberry-linux.com/catalog/items?code=12250> 2015.2.17 閲覧
- (3) Dr. Roberto Merletti, Politecnico di Torino, Italy : “Standards for Reporting EMG Data”, Journal of Electromyography and Kinesiology, 9 III-IV (1999)
- (4) MathWorks MATLAB ホームページ <http://jp.mathworks.com/products/matlab/> 2016.6.17 閲覧
- (5) The R Foundation ホームページ <https://www.r-project.org/> 2015.6.17 閲覧
- (6) kernlab Reference manual <https://cran.r-project.org/web/packages/kernlab/kernlab.pdf> 2015.6.17 閲覧