

表面筋電信号を用いた実時間指運動認識インタフェースとその応用

石川 圭 佑[†] 戸田 真 志[†] 櫻 沢 繁[†]
秋 田 純 一^{††} 近 藤 一 晃^{†††} 中 村 裕 一^{†††}

本論文では、ユビキタスコンピューティング社会における「ウェアラブル型インタフェース」として、表面筋電位を利用した入力インタフェースの提案・考察を行う。識別器にサポートベクターマシンを利用し、前腕部から計測した表面筋電位信号の各指の信号パターンを基に分離を行う。高い識別結果が得られ、動作毎に力や速度の大きく異なる各指動作においてサポートベクターマシンの有効性を示した。

また、このインタフェースの入力を音として出力する筋電楽器のプロトタイプを作成し、リアルタイムにおける精度、操作性の検証を行った。識別精度について各動作においても安定しており、立った状態などでも認識精度に影響はなく場所を問わずに使えることを示した。

Real-Time Motion Classification Interface Using Surface Electromyogram Signals and Its Application

KEISUKE ISHIKAWA,[†] MASASHI TODA,[†]
SHIGERU SAKURAZAWA,[†] JUNICHI AKITA,^{††}
KAZUAKI KONDO^{†††} and YUICHI NAKAMURA^{†††}

In the ubiquitous society, we propose the input device using surface EMG. Using Support Vector Machines, we perform to separate the finger motion based on the pattern of surface EMG signals measured from the forearm. We shows the efficacy of the proposed method. Results shows high classification performance in all motions, and we shows the efficacy of Support Vector Machines in each finger motion strength and speed differ for each motion. In addition, we prepared the prototype of EMG instrument that the interface outputs a sound, and we shows the recognition accuracy and operability in real-time.

1. はじめに

近年、ウェアラブルコンピュータの入力装置として、表面筋電位の利用が期待されている。筋肉は脳から発信される筋電信号によって収縮が引き起こされ、その信号を皮膚表面で計測したものが表面筋電位である。筋電信号には人の動作を引き起こす内部的な情報が含まれており、それらの情報から人の動作を推定することが可能であると考えられる。

特に、人の運動の中で手指は微細かつ複雑な動きをし、従来の多くのインタフェース機器や手話など

のジェスチャに使われ、入力機構にとって最適だと考えられる。手指動作認識の従来手法として、データグローブや加速度センサの指先に装着型と動画像処理やモーションキャプチャの非装着型がある。前者では、メリットに指先情報計測の確実性や計測レートの高速性があげられ、認識技術やウェアラブル機器のインタフェース [1] としても多く提案されている。しかし動作を行う手自体にデバイスを装着する必要があり、動作の障害になる問題がある。後者では、メリットに複数の指先の同時計測が容易であることがあり、カメラを利用した指先動作認識技術 [2] は多く提案されている。しかし、カメラの特性上オクルージョンが発生し指先を検知できない場合や利用場所が限定される問題がある。これらより従来の動作認識手法はユビキタス環境において、即時性・携帯性の観点から不十分であると考えられる。

また、手指の動作を支配する筋肉の多くは前腕部に

[†] 公立はこだて未来大学
Future University Hakodate

^{††} 金沢大学
Kanazawa University

^{†††} 京都大学
Kyoto University

あるので、前腕部から表面筋電位を計測することで、手指の動きの認識を可能とする。表面筋電位を用いる利点には、力の推定が可能、動作部位を司る筋肉が残存すれば利用可能、遅れのない入力信号、場所を問わないことがあげられ、従来手法の問題点を解決することが出来ると考えられる。

本研究では場所や環境に依存しない自然なインタフェースを目指し、表面筋電位を利用した手指運動認識技術を応用した入力システムの提案を行う。以下、2章で関連研究を述べ、3章で実装について述べる。4章で評価と考察について説明し、最後に5章で本研究のまとめを行う。

2. 関連研究

表面筋電位から動作を推定する場合、主にパターン認識手法が用いられてきた。パターン認識を用いることで、電極数よりも多くの動作数の識別が可能となり、電極を貼る負担を軽減できる。また筋電位には人ごとに個人差あり、個人内でも動作毎に変動するため、訓練の負担を軽減させることができる。

表面筋電位からの動作認識に対して、様々なパターン認識手法の適応がある。従来、多くの場合では筋電信号と動作パターン間の非線形性を学習するニューラルネットワークを用いたものが提案されてきた。筋電信号の時系列特性を利用するために、動的確率モデルの隠れマルコフモデルを導入したもの [3]、人腕の生理学的データに基づいて腕のモデルを学習して関節トルクを推定するもの [4] がある。さらに人は動作を行ううちに習熟することを考慮した手法 [7] も提案されている。

一方、比較的新しいパターン認識手法にサポートベクタマシン (SVM) があり、音声信号処理、画像処理、バイオインフォマティクス分野で高い評価を受けている。筋電位に用いた動作識別に利用する試みでは、吉川ら [5] は手首の基本動作をサポートベクタマシンを用いて、他のパターン認識手法との識別性能の比較を試みており、高い識別性能を示している。サポートベクタマシンは大局的最適解が保障されていることや未観測パターンの識別能力の高さから、動作毎に異なる筋電パターンに対して高い識別能力があると期待できる。そこで、本システムではサポートベクタマシンを用いて、筋電位からの動作認識を行う。

3. システムの実装

本システムでは図1に表すように信号計測部、信号処理部、信号識別部に分かれる。まず前腕より筋電信

号(以降EMG)を計測し、全波整流を行う。動作クラスを付与した学習データから、サポートベクタマシンで識別関数を求め、識別関数をもとに特徴ベクトルを識別し、動作クラスを求める。

3.1 信号計測部

信号計測部では、専用のハードウェアを用いて表面筋電位を計測する。ここでは筋電計測ハードウェアの説明をする。

表面筋電位は皿電極を用いて皮膚表面より計測することができ、針電極のように侵襲性がなく気軽に計測することができる。本システムでは銀板にオペアンプを直付けした自作したアクティブ皿電極を用い、前腕の手指屈曲動作を行う筋肉に設置し双極誘導方式で信号を計測する。筋電位は10Hzのハイパスフィルタをかけ、5000倍に増幅して計測し、サンプリング周波数2k[Hz]、量子化ビット数14[bit]でサンプリングする。

3.2 信号処理部

計測した筋電データは図2に示すように、様々な周期の神経インパルスが重なった波形をしており、そのまま識別することは難しいといえる。そこで何らかの前処理を行ってから識別するのが一般的となっている。従来研究では、特徴量に振幅情報や周波数情報を使うものが主となっているが、本システムではリアルタイムな処理をシンプルに行うために振幅情報のみを利用する。特徴ベクトルでは動作識別に用いる特徴量をフレーム単位で抽出する。特徴抽出に必要なサンプル数を確保した動作識別を実現するため、フレーム長64[ms](128サンプル)、フレーム周期64[ms](128サン

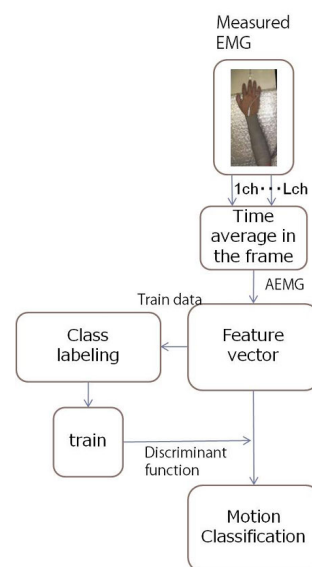


図1 提案手法のシステム流れ図

Fig. 1 System flow diagram of propose method.

プル) でフレームをシフトしながら、フレームで切り出した EMG 信号により特徴抽出を行う。

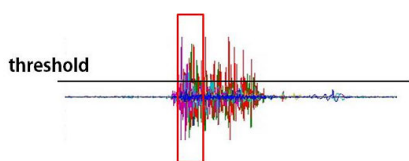


図 2 特徴抽出フレームと識別範囲

Fig. 2 Feature extraction frame and classification frame.

各フレームでは、フレーム内平均 EMG(Average EMG:AEMG) の特徴量を抽出し、特徴ベクトルを構成する。

$$AEMG_l(p) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} EMG_l(n) \quad (1)$$

特徴量は上記の式で求められる。EMG 信号のフレーム内時間平均であり、EMG 信号の振幅の大きさを表す。第 p 番フレーム内で、 n 点目の EMG 信号サンプルを $EMG_l(n)$ とする。ここで、 N は 1 フレーム内のサンプル数、 L は電極数を表す。

また、サポートベクタマシンに用いる学習・識別ベクトルには動作初めの 1 フレームのみを用いる。全チャンネルの AEMG 特徴の和が閾値を超えた初めの 1 フレームを特徴ベクトルとし、一度閾値を超えた場合、その後、閾値を下回るまで各フレームは識別されることはない。

3.3 信号識別部

$$f(x) = \text{sign} \left(\sum_{i=1}^D \lambda_i y_i K(x_i, x) + b \right) \quad (2)$$

$$K(x_i, x) = \exp(-\gamma \|x_i - x\|^2) \quad (3)$$

サポートベクタマシン (SVM) は、空間を超平面で分けることで 2 クラスのパターン識別器を構成する手法である。 y_i は i 番目の学習サンプル x_i に対応するクラスラベル、 λ_i はラグランジュの未定乗数、 b はバイアス項である。 $K(x_i, x)$ はカーネル関数であり、Radial basis function カーネルを用いる。 γ はカーネルパラメータである。カーネル関数を用いることにより非線形曲面を超平面に写像し、線形分離可能にする。

また、識別関数を求めるために、マージン最大化基準によって凸 2 次計画問題を最大にする λ を求める。求めた λ_i のうち非 0 のものはサポートベクタと呼ばれ、識別関数は少数のサポートベクタで構成されるため少

ない計算量で求めることができる。

SVM の学習・識別アルゴリズムは、SVM ライブラリである LIBSVM[8] を用いて実装した。

4. 操作実験

構築したシステムの認識精度をの検証する実験を行った。被験者は 1 名で、健常な男子大学生 (23 歳) とした。被験者には事前に十分な練習を行ってもらった。

4.1 実験条件

電極貼り付け位置 使用する電極数は 5ch で、手指屈曲動作をする筋肉が多くある右腕前腕部 (橈側手根屈筋、尺側手根屈筋、浅指屈筋、深指屈筋、長母指屈筋) に装着した。

実験環境 本実験において、各指を単独で動かす場合に想定される「空中屈曲運動」「タッピング運動」「等尺性運動」の 3 種類の各指動作で実験を行う。被験者は机に向かって椅座位をとり課題を行った。「空中屈曲運動」では、腕全体を宙に浮かせた状態で各指を動かす動作を対象とする。「タッピング運動」では、腕を机の上に置きキーボードを叩くようにタッピングを行った。「等尺性運動」では、机に手を置き、机に向かって指を押し動作を行った。

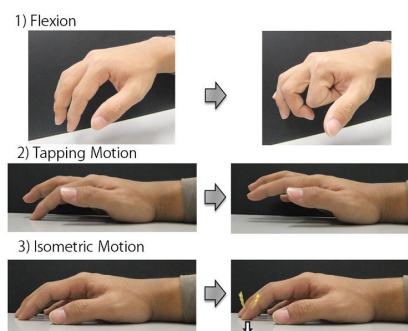


図 3 識別対象の手指の 3 運動

Fig. 3 3 kinds of finger motion classified by our method.

被験者には、10 動作を 1 セットとして各指につき 11 セットの計 55 セットの運動を行わせた。そのうち 1 セットを学習に用い、残りの 10 セットを識別対象とし手法の検証を行った。これを各運動毎に 3 種類の実験を行った。

4.2 実験結果

各種の動作を学習させて 10 試行分 100 動作を識別させた結果を表 1 に示す。通常屈曲動作では、トータルで 90% 以上の結果が得られた。タッピング動作については、人差し指が 80%、小指が 86% でその他の指が 90% 以上の結果が得られた。また、等尺性収縮で

表 1 SVM による指組合せパターン識別結果

	finger name				
	thumb	index	center	ring	little
nomal flexion	91	92	98	94	91
tapping motion	97	80	95	98	86
isometric motion	90	100	98	87	90

は、薬指が 87%，その他の指が 90%以上の結果が得られた。

通常屈曲動作において高い認識率が得られているが、タッピング動作についてはある指に関して誤識別の数が多いことが見られた。これは屈曲動作に比べタッピング動作は動きが微細になり、十分な分離平面が得られなかったためである。等尺性収縮については、動作が動きとして表れないために各動作毎で微妙に使用する筋肉が異なってしまい、誤識別をしたと考えられる。

5. システムの応用

実験にてリアルタイムで表面筋電位から指の動作を識別可能であることを示した。そこで、各指の識別結果を入力として音を出力する筋電楽器のプロトタイプを作成し、意図する動作とアウトプットの使用感やインタフェースとしての操作感の検証を行った。プロトタイプでは、音源にピアノを用いて筋電ピアノを作成した。親指に「ド」、人差し指に「レ」、中指に「ミ」、薬指に「ファ」、小指に「ソ」を割り当てて、各指を動作させるとそれに応じた音が発生する。このプロトタイプを被験者に使用してもらい使用感や操作感について確認した。

今回入力に使う動作は一番安定した識別を行えた通常屈曲動作とした。識別精度においては、各指ともに大変安定しており、実際の指の運動に合わせて音源が発生していた。学習データの計測においては椅子に座った状態で比較的安定させて計測したが、立った状態や手を横に置いた自然な状態においても識別精度に影響は見られなかった。また、被験者が可能な限りの速度で連続に屈曲させた場合において、意図した入力と出力にずれが生じることはなかったため、サンプリング周波数についても十分であると言える。

6. 終わりに

本論文では、ユビキタスコンピューティング社会における「ウェアラブル型インターフェース」として、表面筋電位を利用した入力インタフェースの提案・考察を行った。識別器にサポートベクタマシンを利用し、

前腕部から計測した表面筋電位信号の各指の信号パターンを基に分離を行った。高い識別結果が得られ、動作毎に力や速度の大きく異なる各指動作においてサポートベクタマシンが有効であることを示した。

また、このインタフェースの入力を音として出力する筋電楽器のプロトタイプを作成し、リアルタイムにおける精度、操作性の検証を行った。識別精度について各動作においても安定しており、立った状態などでも認識精度に影響はなく場所を問わずに使えることを示した。

今後は、前述したように各指動作の認識精度を向上させるとともに、認識動作のパターン数を増やす予定である。人の手指運動では単独の指ではなく、複数の指を同時に使う場合も多くあり、インタフェースとしての機能性を向上するために必要であると考えられる。

謝辞 本研究は文部科学省科学研究費補助金基盤研究 A(19200008) の支援を受けて行われた。

参 考 文 献

- 1) 福本 雅朗, 平岩 明, 曾根原 登: ウェアラブルコンピュータ用キーボード FingeRing, 電子情報通信学会論文誌. A, 基礎・境界 J79-A(2), 460-470, 1996-02-25.
- 2) 山本 健吉, 池田 聡史, 辻 徳生, 石井 抱: 高速ビジョンを用いた実時間指先タッピングインタフェース, 電子情報通信学会論文誌. D, 情報・システム J90-D(2), 544-555, 2007-02-01.
- 3) 辻 敏夫, 伊藤 宏司, 長町 三生: 義手制御を目的とした多チャンネル EMG 動作識別法, 電子情報通信学会論文誌 D, Vol.J70-D, no.1, pp.207-215, 1987-1.
- 4) 片山 敦史, 辛 徳, 小池 康晴: 筋電信号を用いた指関節角度推定, 電子情報通信学会技術研究報告, MVE106(611), pp.7-12, 2007-3.
- 5) 吉川 雅博, 三河 正彦, 田中 和世: 筋電位を利用したサポートベクタマシンによる手のリアルタイム動作識別, 電気情報通信学会論文誌 D, Vol.J92-D, No.1, pp.93-103, 2009-1.
- 6) Chih-Chung Chang, Chih-Jen Lin, LIBSVM - A Library for Support Vector Machines, <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>
- 7) 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, Vol.28, No.7, pp.783-791, 2010-09