

表面筋電位からの関節角速度推定及び筋電入力 インタフェースへの応用

Estimation of Joint Angular Velocities from Surface Electromyograms and Its Application to an Input Interface

2157011



研究代表者 筑波大学 計算科学研究センター 研究員 堀江和正
(助成受領時：筑波大学大学院 博士後期課程)

共同研究者 筑波大学大学院 システム情報工学研究科 教授 森田昌彦

[研究の目的]

表面筋電位は、筋の収縮に合わせて発生する皮膚表面の電位変化であり、人の動作やその意図に関する情報を含んでいる。表面筋電位やこれを含む生体信号（筋電信号）から手の状態を認識し、操作入力として利用することで、利用者の操作意図をよく反映させた入力インタフェースが開発できると考えられる。

これまでに、筋電信号からの動作種類の認識や、静止状態における関節角度の推定といった手法が提案されている。しかしながら、これらの手法はそれぞれ、動作の詳細を把握できない、動作中には推定精度が低下するといった問題があることから、実用的な筋電入力インタフェースへの応用は困難だった。

[研究の目的と意義]

本研究は、動作意図に関する新しい情報として、関節の角速度を筋電信号から推定する手法を開発することを目的とする。関節の角速度情報は、ロボットアーム等の制御において重要な役割を果たしている。また、動作中の関節角度推定や、より詳細な動作種類認識につながる可能性がある。本研究は、筋電認識手法並びに、

筋電入力インタフェースの適用範囲の拡大に結びつく、意義ある研究であると思われる。

[課題と解決方策]

これまで、筋電信号からの関節角速度の推定が困難であった大きな理由として、筋電位と関節角速度の対応関係が挙げられる。筋電位と角速度の関係は、筋電位→関節に働くトルク→関節角加速度→関節角速度のように分解できる。このうち、トルク→角加速度間、角加速度→角速度間の関係は一对多対応になっており、筋電信号から角速度が一意に定まらなかった。

そこで本研究では、慣性モーメントや重力によるモーメントが大きく変化しないよう動作や姿勢に関する制限を設けることで、トルク→角加速度間の関係を、筋電信号の振幅とその過去平均値を特徴量とすることで角加速度→角速度間の関係を写像関係に落とし込んだ。

関節角速度推定が困難であるもう一つの理由として、筋電信号と関節角速度の複雑かつ非線形な関係が挙げられる。一般的な関数近似器ではこれらの関係を実用的な量の学習サンプルからモデル化することが難しかった。

本研究では、選択的不感化ニューラルネット(SDNN)と呼ばれる関数近似器に着目した。

SDNN は高い表現、汎化性能を有することが従来研究で示されており、本課題を比較的少ない学習サンプルから精度よくモデル化可能である。本研究では、SDNN を利用し、筋電信号からの関節角速度推定手法を開発、提案する。

[提案手法]

提案手法は、筋電信号計測部、信号処理部と関数近似部の3つから成り立つ(図1)。本報告では、手首角速度を推定する場合を例に説明する。

筋電信号計測部では、手や手首の運動に関わる筋電信号をサンプリング周波数1 kHzで計測する、筋電センサは肘周り、手首周りと上腕内側に計10箇所配置した(図2、センサ1つは電極2個からなる)。本手法ではセンサを多めに設置する代わりに、電極の位置決めや取り付けを厳格に行わなかった。一般の利用者であっても比較的容易にセンサの配置ができるだろう。

筋電信号は、激しく振動しており関節角速度の推定に適していない。この筋電信号をより推定に適した特徴量に変換するのが信号処理部である。本研究では、特徴量に筋張力との関連が高い積分筋電位(IEMG)信号とその過去300ms平均値である平均積分筋電位(AIEMG)信号を使用した。この平均積分筋電位が筋電信号と関節角速度の写像関係化に貢献している。その効果と有効である理由については後述する。

関数近似部では、IEMG、AIEMGと関節角速度の関係をサンプルの学習を通じてモデル化し、前者から後者を推定する。モデル化、推定にはSDNNを本課題向けに一部構成を変更して使用した(図3)。具体的には、SDNNに含まれる複数の入力信号を統合操作において、異なるチャンネルのIEMGとAIEMG信号、AIEMG信号同士の組み合わせの信号統合を省略し、計算時間と推定精度の両立を図っている。

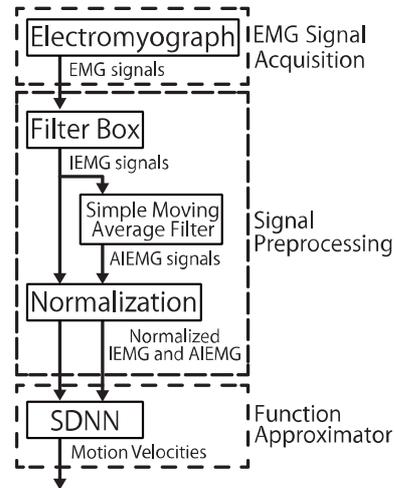


図1 提案手法の構成



(a) 親指側



(b) 小指側

図2 筋電センサの取り付け位置

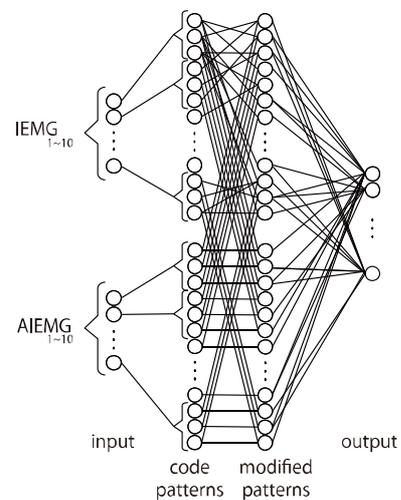


図3 提案手法で用いたSDNN

[評価実験]

提案手法の評価のために、実際に筋電位から手首のピッチ軸（屈曲伸展方向）、ロール軸（回内回外方向）の角速度の推定を行った。

角速度の計測には3軸ジャイロセンサを用い、図4のように動作する手の甲に取り付けた。このジャイロセンサの出力を被験者ごとに最大値で割り正規化したものを本手法が出力すべき角速度として定義した。

20代の右利きの男性8名を被験者とし、屈曲伸展、回内回外動作時の関節角速度と筋電信号を計測した。各被験者には机に肘を付けた姿勢かつ、手の形を変えないようにこれら2つの動作を10秒間、速さや大きさのパターンを変えながら行ってもらった。この10秒分のサンプルを1セットとし、各動作9セット、計18セットのサンプルを取得した。



図4 ジャイロセンサの取り付け例

計測した18セットのサンプルのうち、6セットを学習、残り12セットをテスト用とし、3分割交差検定を行った。学習は各サンプル300回を上限とし、学習誤差が十分小さくなるまで繰り返した。テストサンプルに対する出力をdeg/sに変換し、実際に計測された角速度との平均二乗誤差平方根（RMSE）を基準に評価した。

実験の結果、被験者8名のRMSEの平均は、ピッチ軸周り74.6 deg/s、ロール軸周り93.3 deg/sであった。それぞれの最大角速度が約1440 deg/s、1920 deg/sであることを考えると、全体としてまずまずの精度であるといえる。平均的な精度で推定できた被験者の関節角速度推定の例を図5に示す。

関数近似器をSDNNの代わりにカルマンフィルタやサポートベクター回帰に変更した場合と、提案手法の精度の比較を行った。カルマンフィルタの推定誤差はピッチ軸周り97.7 deg/s、ロール軸周り232.8 deg/s、サポートベクターマシンの推定誤差がピッチ軸周り89.6 deg/s、ロール軸周り141.3 deg/sであった。ピッチ軸周りの角速度については、他の手法でもある程度の精度で推定が可能だったが、ロール軸周りの角速度については誤差が大きく、実用的な精度での推定はできなかった。また、ピッチ軸周りについても、速い動作のピークにおいては推定精度が下がる傾向があった。これ

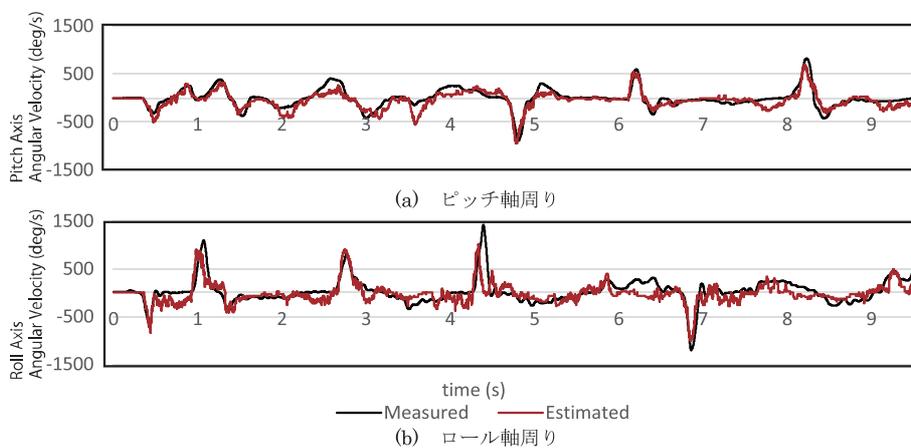


図5 関節角速度推定例

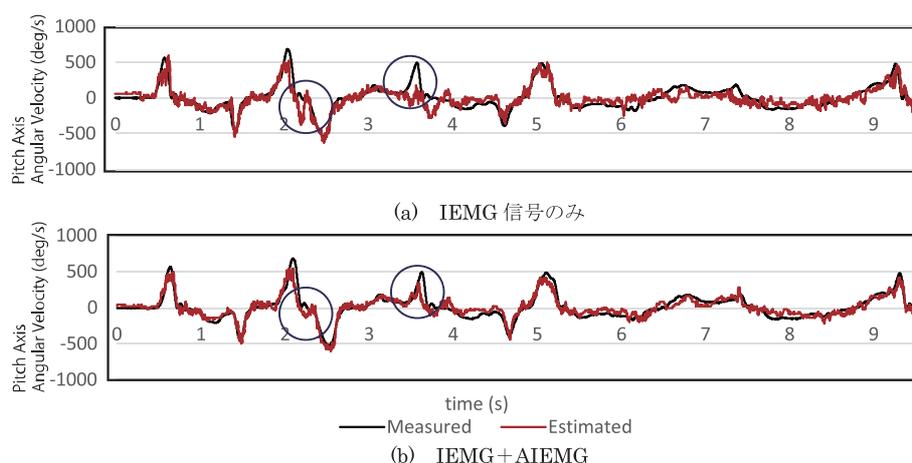


図6 AIEMG 特徴量の有無が推定精度に与える影響

らの動作は、筋電信号と関節角速度の関係の非線形性が特に高い。関数近似器の非線形課題に対する適性の違いが、精度の差として現れたと考えられる。

[動作中関節状態認識における AIEMG の効果]

先述のように、関節角加速度と動作中の関節の角速度は、1対多対応になっており、IEMG から角速度を一意に定めることはできない。

実際に、IEMG のみを特徴量として上記と同様の実験を行った場合、推定誤差はピッチ軸周りで 93.3 deg/s、ロール軸周りが 159.6 deg/s と提案手法と比べて有意に誤差が大きかった ($P < 0.01$: Holm 法)。IEMG 信号のみ用いた場合、推定結果全体に細かいノイズがのる上、動作の見逃しや誤検出が多く見られた (図 6a)。これらは、IEMG からなる特徴量空間において、角速度の大きく異なるサンプルが近い位置に配置されているためと考えられる。AIEMG を特徴量として加えることで、見逃しや誤選出を減らすことができる (図 6b) ことから、AIEMG は角速度の異なる筋電パターンを分離に有効と考えられる。

[今後の研究の方向, 課題]

今後の課題としては、まず提案手法の改善が挙げられる。誤差をより小さくできれば、推定角速度を積分し、角度として利用するなど応用範囲が広がると考えられる。

また、実際にインタフェースや筋電義手に適用し、ユーザビリティテストを通じた有効性の検討を行う必要がある。

本研究で行った、動作や姿勢の制限+特徴量追加による動作状態の異なる筋電サンプルの分離や SDNN によるモデル化といったアプローチは、関節の角速度の推定以外の筋電認識においても役立つと考えられる。特に、動作中関節の角度推定等に適用し、その効果について検討したい。

[成果の発表, 論文等]

- 1) 堀江和正, 末光厚夫, 森田昌彦, 「選択的不感化ニューラルネットによる表面筋電位からの手首関節角速度推定」, 電子情報通信学会論文誌, Vol. J99-D, No. 6, pp. 617-629, 2016.
- 2) Kazumasa Horie, Atsuo Suemitsu, Tomohiro Tanno, and Masahiko Morita, "Direct Estimation of Wrist Joint Angular Velocities from Surface EMGs by Using an SDNN Function Approximator," ICONIP 2016 The 23rd International Conference on Neural Information Processing, 2016.