

筋電信号に基づく上肢リハビリテーションシステムに関する研究

○新木 郁(香川大学), 郭 書祥(香川大学), 劉 毅(香川大学), 楊 子逸(香川大学)

A sEMG-based upper Limb Rehabilitation System

○Iku Araki (Kagawa University), Shuxiang Guo(Kagawa University),
Yi Liu (Kagawa University), Ziyi Yang (Kagawa University)

Abstract : There are two types of prediction methods in isometric joint forces model-based and model-free methods. The purpose of this paper is to predict the interaction forces between humans and the contact environment using the sEMG signal and to compare the two prediction methods. In this study, we focus on isometric elbow extension movements and use a hill musculoskeletal model in the model-based approach in recording electromyographic signals. In the model-free approach, a neural network was selected. Experimental results showed the model-free approach gave better prediction results with a root-mean-square error of less than 2.20 N.

1. はじめに

近年、高齢者の増加に加え医療費の削減、医師や看護師不足また、病床数の減少などといった社会背景により従来の医療が変わりつつある。平成29年の統計(厚生労働省)によると年間約11万人が脳血管疾患で死亡しており、日本における死因第4位となっている。高齢化の影響もあり、脳卒中患者数は約111.5万人にまで達している。[1] 高齢化や脳卒中患者の増加と共に、さらなる医療資源の不足が見込まれるため、家庭などにおいて、医者を必要としないリハビリを行うことができる、リハビリテーションシステムが必要となってくる。中でも人間が生活をしていく上で、上肢は最も使用頻度の高い部位であるため、患者が独自で行うことのできる上肢に対するリハビリテーションシステムの構築は非常に重要であると言える。

2. 研究目的とアプローチ

本研究では、外骨格型上肢リハビリ装置を用いて片側麻痺患者に対するリハビリテーションシステムの構築を目指す。そのため今回は肘関節伸展のモデルベース法とモデルフリー法(以下 NN 法)の等尺性相互作用力予測の比較に焦点を当てた。個々の筋力を予測するために上腕二頭筋と上腕三頭筋の2つのチャンネルからの sEMG 信号を収集し、ノイズ信号を除去した後、フィルタリングした信号データを入力データとして正規化した。モデルベース法のアプローチでは人体パラメータを計算した後の総関節力を計算するためにヒル型筋骨格系モデル[2]を採用した。NN 法は、神経筋信号と筋骨格運動学との関係を学習処理で求める逆手法の一種である。[3] NN 法におけるアプローチでは sEMG 信号と力信号の関係をマッピングする予測関数として Back Propagation Neural Network (BPNN)を使用した。

3. sEMG 信号の取得と処理

本研究では、上腕二頭筋と上腕三頭筋を肘関節伸展力測定のために選択した。生の sEMG 信号は、EMG 信号キャプチャ装置(を用いて収集した。生の sEMG 信号のサンプルレートを 1000Hz に設定

し、コモンモード除去率は 104dB とした。生の sEMG 電極は、Ag/AgCl バイポーラ表面電極を使用した。電極位置は、上腕二頭筋と上腕三頭筋のそれぞれ腹側の筋繊維と平行に配置した。基準電極位置は、尺骨の前面である手首の関節骨上とした。sEMG 信号は不安定な生体信号の一種であるため、生の sEMG 信号を前処理してノイズ信号を除去する必要がある。sEMG 信号の処理手順を Fig.1 に示す。

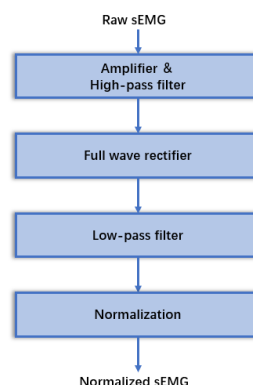


Fig.1 sEMG 信号処理手順

また、sEMG 信号の取得と処理から2種類の手法の比較方法までをフレームワークにしたものを Fig.2 に示す。

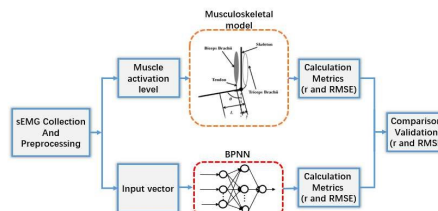


Fig.2 本実験におけるフレームワーク

4. 実験と結果

4.1 実験セットアップ

実験には健康な男性ボランティア5名が参加した。実験のセットアップは以下の Fig.3 のように行った。性能評価のための目標の力データを得るために、6軸力センサーを実装し、相互作用力

を収集した。モデルパラメータの精度を保つために、被験者の腕は肘関節内で 90 度を保つようにした。実験では、画像内に示した Y 軸に沿って力覚センサの底部に力を加えるように被験者に指示した。力の最大点に達したとき、彼らは腕をリラックスさせるが、同じ位置に前腕を維持するようにした。この時 sEMG 信号と力データは同時に記録された。各被験者は、この作業を 10 回実行した。その際、被験者の筋肉疲労を避けるために 3 分間のインターバルをおいた。最初の 5 回の試行は筋骨格系モデルのパラメータ校正と BPNN モデルのトレーニングに利用し、残りの試行はパフォーマンス評価に使用した。

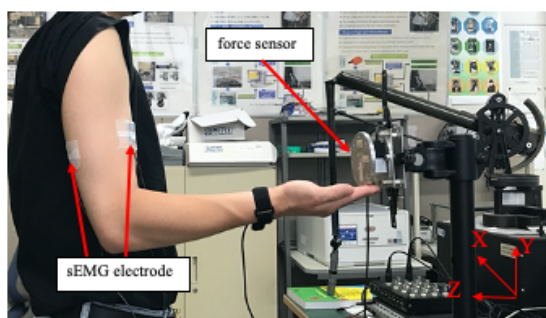


Fig.3 実験セットアップ

4.2 実験結果

モデルベース法と NN 法の比較結果を Fig.4~6 に示す Fig.4~6 より、モデルベース法よりも NN 法の方が予測性能が高いことがわかる。モデルベース法と NN 法の R^2 は 0.93 と 0.96 であり、NN 法の方が目標力データとの相関関係が高いことを示している。また、モデルベース法と NN 法の平均二乗偏差はそれぞれ 2.4N と 1.5N であった。これら 2 つの手法と比較した結果、モデルベース法は数学的には解釈しやすいが、被験者ごとにパラメータを計算したり、人体のパラメータを測定したりと膨大な作業が必要になるというデメリットがある。一方、NN 法はこれらの問題が生じず、実施や検証が容易である。しかし、現段階での NN 法は、解釈が不十分な一種のブラックボックス問題を抱えているという懸念点もある。

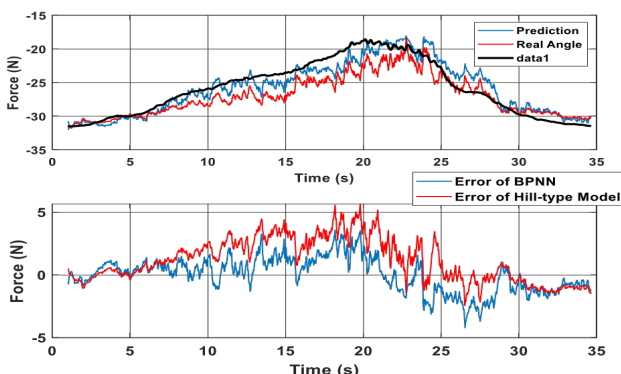


Fig.4 モデルベース法と NN 法の比較結果

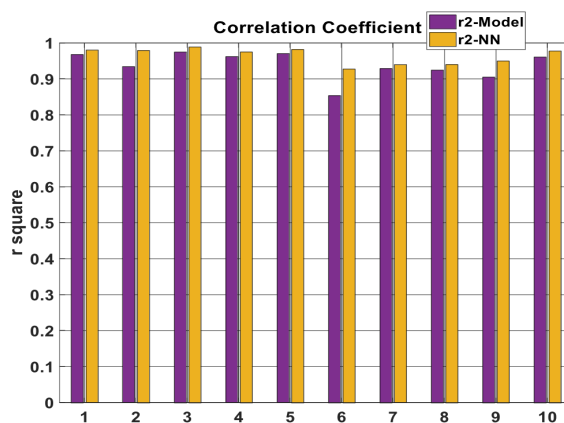


Fig.5 相関係数による比較結果

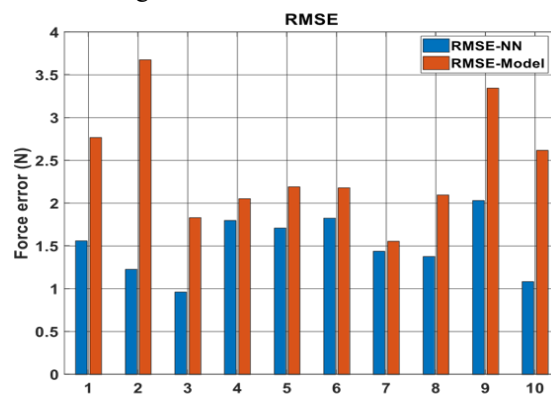


Fig.6 平均二乗偏差での比較結果

5. 結論

本研究では、等尺性肘関節伸展運動の相互作用力に着目し、筋骨格系モデルとニューラルネットワークの 2 つを用いて相互作用力を推定した。実験の結果、相互作用力予測の RMSE 誤差は 2.1N 以下であった。この結果から、NN 法は複雑なモデルパラメータの計算を必要とせず、人間環境相互作用力の推定において、より効率的で精度の高い手法であることが示された。

参考文献

- [1] 平成 29 年 (2017 年) 度患者調査(厚生労働省)
- [2] Ziyi Yang, Shuxiang Guo, Yi Liu, Hideyuki Hirata, Takashi Tamiya, "An intention-based Online Bilateral Training System for Upper Limb Motor Rehabilitation", *Microsystem Technologies*, <https://doi.org/10.1007/s00542-020-04939-x>, 2020
- [3] L. Bi, A. Genetu, and C. Guan, "A review on EMG-based motor intention prediction of continuous human upper limb motion for human-robot collaboration", *Biomed. Signal Process. Control*, vol. 51, pp. 113-127, 2019.
- [4] Yi Liu, Shuxiang Guo, Hideyuki Hirata, Hidenori Ishihara, Takashi Tamiya, "Development of a powered variable-stiffness exoskeleton device for elbow rehabilitation", *Biomedical Microdevices*, Vol.20, No.3, DOI: 10.1007/s10544-018-0312-6, 2018