

EMG 信号を用いた上肢肘関節角度の連続予測に関する研究

○楊 子逸 (香川大学), 郭 書祥 (香川大学), 劉 毅 (香川大学)

EMG-based Continuous Prediction of the Upper Limb Elbow Joint Angle Using GRNN

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

Abstract: In this paper, we proposed an elbow joint angle prediction model using the EMG signals which represents the human motor intention. After the signal acquisition and pre-processing, features of EMG signals were extracted as the input set of three General Regression Neural Networks (GRNN) to predict the elbow angle in raising step, holding step and falling step, respectively. The experimental results indicated the proposed method can predict the elbow angle in the sagittal plane with the average error rate less than 10%.

1. はじめに

脳卒中は、脳の血管を破壊して脳の一部の機能を喪失させる可能性があるため、身体障害者の一般的な理由であるが、障害のリハビリテーション訓練は常に長い回復サイクルを要し、医療資源の不足を引き起こす。この問題を解決するために、セラピストに代わりロボットを使用して、同等の効率のリハビリテーション訓練を達成するという概念が提唱されている[1]。

筋電図 (sEMG) 信号は、筋細胞から生成される生体電気信号として取得され、特にリハビリテーショントレーニングでの幅広い用途がある。最も重要なのは、最もアクティブな部分である上肢の動きの運動学を推定するために使用されることである。現在、多くの種類の sEMG ベースのリハビリテーションロボットが発表されており、脳卒中後の片麻痺で失われた腕の機能に対する回復効果が検証されている[2]。

2. 研究目的

一般に、リハビリテーションシステムは、動力駆動のアクチュエータによって身体障害者を支援できる。コラボレーションタスクでは、患者は運動ができないため、患者の意図を理解する必要がある。現在、最先端の研究では、バイオシグナルにより人間の意図の予測をする。生体信号は、sEMG 信号、EEG 信号など、患者自身によって生成される。ただし、2 種類の問題がある。まず、これらの角度予測方法のいくつかは、不確実なパラメータを含む近似モデルに基づいており、予測の精度に影響を与える可能性がある。第二に、これらの方法のいくつかは、不連続予測で、大きな誤差があり操作が難しい、これに関して、角度を予測するために、より直接的でより正確な角度予測方法を提案する必要がある[3]。

本論文では、sEMG 信号を連続的な上肢肘関節角度予測法の予測信号として選択した。さらに、肘関節動作中の予測精度を改善した。

3. 研究のアプローチ

研究目的を実現するために、次の 3 つのアプローチを意図している。1) sEMG 信号測定構成をセットアップするための筋肉運動学モデルを分析する。2) 予測精度を向上させるために、セグメンテーションキネマティクスモデルを構築する。3) リハビリテーション訓練評価のためのニューラルネットワークベースの予測方法を実現する。

4. sEMG の測定と処理

通常、生の sEMG 信号処理には 2 つのステップがある。1 つ目は、環境とデバイスに起因するノイズを除去することである。2 つ目は、ターゲットが有用な情報を取得するための特徴抽出である。最初に、信号を記録するプログラムの前に、電源周波数ノイズや低周波ノイズなどのノイズをバターワースフィルターで除去する必要がある。生の sEMG 信号とバターワースフィルターによってフィルター処理された信号を Fig.1 に示している。2 番目の部分では、信号の特徴を抽出する必要がある。二乗平均平方根 (RMS) は、人間の運動期間の筋肉の活性化状態を反映できることが証明されている。一般に、RMS は次の式に従って定義される。

$$RMS = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n x_i^2}{n}} \quad (1)$$

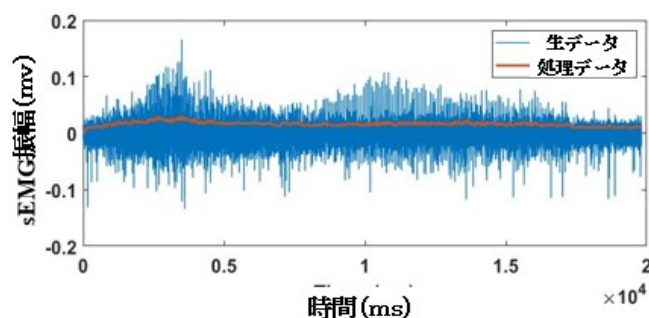


Fig. 1 生データと処理データ

ここで、 n はサンプルポイントの総数、 x_i は i 番目の要素の電圧の値である。EMG の RMS 値を取得した後、滑らかな RMS 信号を取得するために、ローパスバタワースフィルターを設定する必要がある。

5. 一般回帰ニューラルネットワークベースのエンジェル予測モデル

一般回帰ニューラルネットワーク (GRNN) は、放射基底関数ニューラルネットワーク (RBF) のバリエーションである。RBF と比較して、GRNN は曲線近似、特に非線形関係の近似において優れたパフォーマンスを発揮する。GRNN は、入力と目的のターゲットの間の数値関数をマップできる。

RMS と角度の関係から直接角度予測することはできない。この関係は 1 対 1 のマッピングではないためである。Fig.2 に示すように、モーションデータ全体を三つの期間のステップ、持ち上げる期間、手持ち期間、および落下している期間にそれぞれ分離することにより、この問題を解決できる。各期間で、MATLAB で GRNN を設定し、データによってニューラルネットワークをトレーニングした。GRNN をトレーニングするには、すべてのデータを標準データの正規化で処理する必要がある。正規化プロセスとして、GRNN テスト期間では、すべてのデータは元の状態である。その後、実際の角度と予測角度にマッピングする必要がある。

6. 実験方法と結果

上肢肘屈曲および伸展運動実験の連続的な等速運動は、すべての実験者に障害の問題および筋肉疲労がなかったという条件で実施された。前腕の屈曲運動は、0 度から 90 度までの範囲で、3 秒間で前腕が 90 度に達して、約 3 秒間保持するように求められた。最後に、90 度から 0 度までの動作が約 3 秒間行われた。前述のように、予測モデルの最高のパフォーマンスを得るために、GRNN を設定するのに最も円滑なデータが選択された。角度予測モデルの性能を評価する際には、その他のデータがこの訓練された GRNN に入れられた。

Fig.3 に示すように、GRNN に基づく角度予測モデルの予測性能は良好である。予測結果はそれぞれ、実際の角度によく適合している。

三つの角度予測モデルの誤差は 10% 以下であった。その他の重要な結果は、すべての誤差が持ち上げる期間と落下している期間に集中されている。この現象の理由は、腕が動くときに、等速運動ではないためであ

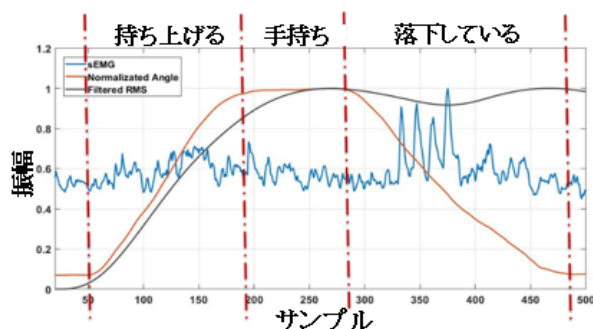


Fig.2 三段階予測モデル

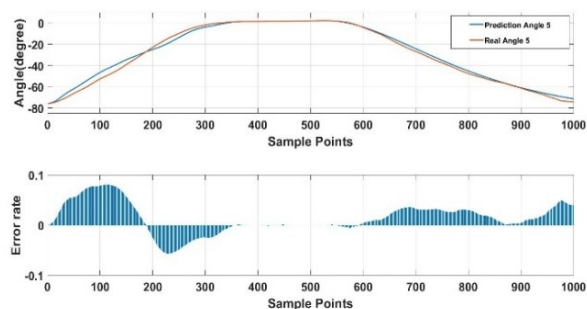


Fig.3 提案方法の実験結果

る。もう一つの重要な理由は、逆正規化プロセスのマッピングである。本研究では、この線形反正規化マッピングに最大値と最小値が使用された。上昇期間と下降期間の最大値と最小値は、保持期間よりもはるかに大きくなる。したがって、このプロセスでは誤差が大きくなると考えられる。

7. 結論

本論文では、訓練効果とシステム性能の評価を改善する能力を持つ GRNN に基づくリハビリテーション回復システムを開発するため、新しい肘関節角予測法を提案した。センサーを用いた角度予測法と比較して、筋肉から生成された sEMG 信号は、肘の角度を予測し、回復を評価するために提案された方法に適用された。また、GRNN を用いて sEMG 信号と肘関節角度のフィッティングの精度と予測速度を改善した。

将来的には、この角度予測法はリアルタイムでのオンライン予測に向けて開発され得る。各期間の状態変化の迅速性と安定性は研究するのが難しいポイントである。さらに、まだ運動機能が不完全な脳卒中後の患者に、これらの実験への参加を求め、本研究より詳細で有効なデータを取得することが期待されている。

参考文献

- [1] S. Guo, Z. Yang and Y. Liu "EMG-based Continuous Prediction of the Upper Limb Elbow Joint Angle Using GRNN," In Proceedings of 2019 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation, pp.2168-2173, 2019.
- [2] Y. Liu, S. Guo, etc. "Development of a powered variable-stiffness exoskeleton device for elbow rehabilitation" Biomedical Microdevices," Vol.20, No.3, pp. 63-76. 2018.
- [3] M. Pang, S. Guo, etc. "Electromyography-Based Quantitative Representation Method for Upper-Limb Elbow Joint Angle in Sagittal Plane," J Med Biol Eng, Vol. 35, No.2, pp. 165-177, 2015.