

# 多自由度筋電義手のリアルタイム速度制御に関する研究

東京大学工学部機械工学科 ○橋本直樹, 東京大学工学系研究科機械工学専攻 ©杉田直彦教授

## 要旨

筋電義手は近年特に注目されている支援機器である。本研究では義手の複数動作の速度制御のため、ニューラルネットワークによる動作判別のパターン認識および速度予測の複合モデルを作成し、その評価と3Dモデルによるリアルタイム動作シミュレーションを行った。評価の結果、作成したモデルがその他の手法と比較して高い精度であるという結論を得た。また作成したモデルを導入して、ロボットアームの3Dモデルの動作を可能にした。

## 1. 序論

近年特に注目されている義手として筋電義手が挙げられる。星川らは、「特に筋肉が収縮する際に生じる電気信号を制御信号として制御することで筋電義手は、直感的操作運動を代替でき、患者のQOL(Quality of Life)を向上させる装置として期待が高まっている」と述べている[1]。さらに近年、パターン認識により筋電を用いた複数動作の分類や、線形回帰モデルを用いた多自由度の同時制御に関する研究[2]が行われている。しかし、義手のほとんどは個々の指の速度制御を行うことができず、これは義手の使用感を低下させる。そこで、本研究では多自由度筋電義手の速度制御可能なアルゴリズムを提案する。これにより、上肢欠損者の積極的な義手の使用を促進し、生活向上に寄与することが本研究の目的である。

## 2. 速度予測の機械学習モデルの提案

パターン認識による動作分類および運動の速度予測回帰モデルの複合モデルによる義手の速度制御を目指す手法(Fig. 1)を提案する。この提案手法のアルゴリズムでは以下のような手順で処理を行う。

- 1) センサーからのデータに対して特徴量抽出を行う。
- 2) 特徴量に基づき、手の動作を「動作1」から「動作n」に分類する。
- 3) 分類した動作ごとに運動の速度予測回帰モデルを用意して、それぞれの運動の速度を予測する。
- 4) 予測した動作および速度をROS(Robot Operating system)に送信する。
- 5) ROSによる義手のハードウェア制御を行う。

本研究では1)~4)の実装と3Dモデルによるシミュレーションを行った。この時、ParkらのROSによる3Dロボットアーム制御システム[3]を用いた。

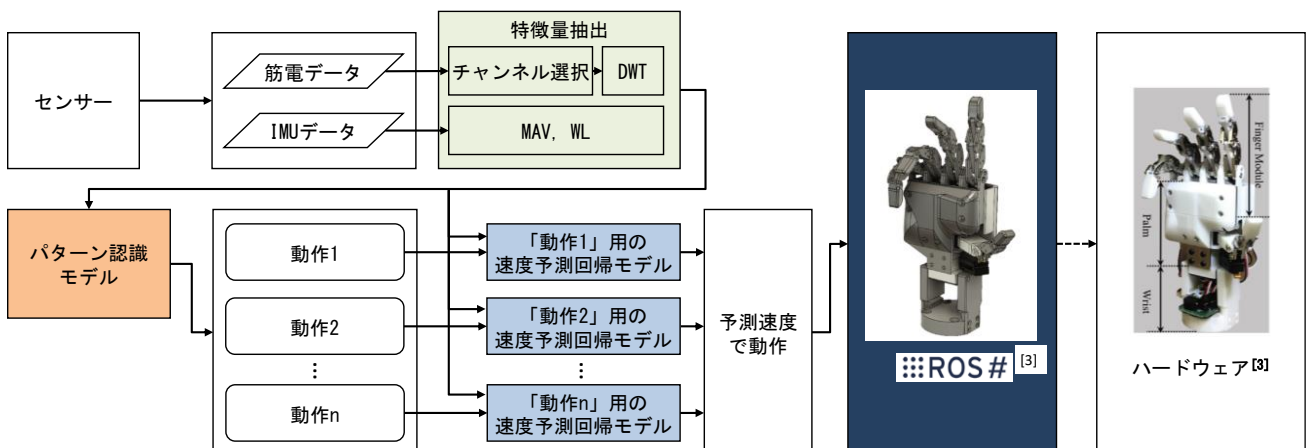
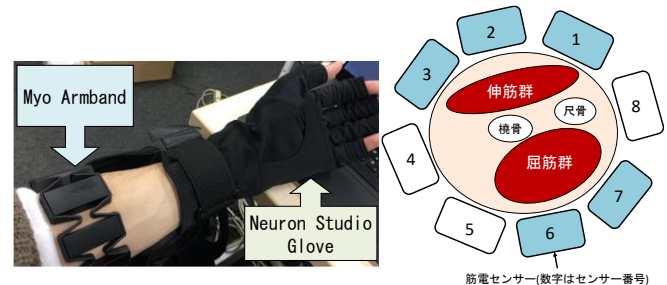


Fig. 1 Framework of proposal method

## 2.1 計測手法

筋電および運動の計測は Myo Armband(NORTH Co Ltd, USA)と Neuron Studio Glove(NOITOM Ltd.)を用いて、健常者に対して行った。計測の様子を Fig. 2 に示す。Myo Armbandからは8チャンネルの筋電データと前腕の姿勢に関する慣性計測装置(IMU)のデータが得られる。また、Neuron Studio Glove は各指および手首の関節角度データをストリーミングする。

本研究で計測した動作は、「第二指から第五指の屈伸運動」・「第二指の屈伸運動」である。それぞれの屈伸運動を異なる速度で繰り返し行い、データを計測した。



(a) Equipments

(b) Sensor placement

Fig. 2 Measurement system for myoelectric data and motion data

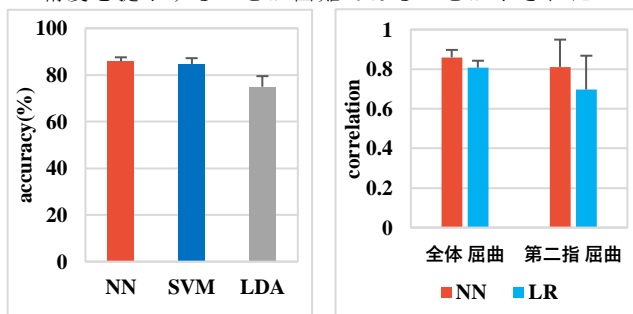
## 2.2 特徴量抽出

Myo Armbandの筋電センサーと慣性計測装置(IMU)から得られるデータをそれぞれ処理した。本研究では150msのデータを1つのサンプルとした。筋電データはFig. 2(b)の色付きのセンサーのデータを使用し、時間周波数解析に用いられる離散 wavelet 変換(DWT)により変換した。また、IMUデータからは Mean Absolute Value(MAV)および Waveform Length(WL)を特徴量として

得た。以下のパターン認識および回帰モデルにおいてはこれらの特徴量を用いた。また、関節角度のデータは速度予測の回帰モデルの学習に用いるために処理を行う。

### 2.3 動作判別のパターン認識

パターン認識では、後述のシミュレーションで用いるために「全体(第二指から第五指)の屈曲」「全体の伸展」「第二指の屈曲」を判別した。この際、サポートベクターマシン(SVM)および線形判別分析(LDA)によるパターン認識を行い、正答率(accuracy)をニューラルネットワーク(NN)による手法と比較した。比較により、NNによるパターン認識の精度がもっとも高いという結果を得た(Fig. 3(a))。しかし、動作中のデータのみを用いて予測を行ったため、定常状態のデータを用いる従来手法ほどの精度を提示することが困難であることが示された。



(a) パターン認識モデル (b) 速度予測回帰モデル  
Fig. 3 Performance of machine learning models

### 2.4 速度予測の回帰 NN

「全体の屈曲」「第二指の屈曲」の運動速度の予測を NN の回帰モデルにより行った。精度評価指標に実測値と予測値の相関係数を用いて、線形回帰(LR)との比較を行った。その結果 NN による回帰の優位性が示された(Fig. 3(b))。また、Fig. 4 に実測値と予測値の相関のプロットを示す。これにより、NN と比較して LR の予測値は偏りが大きく外れ値が多いという結果が見られる。これは低速および高速の屈曲速度予測について顕著である。このことから、NN が LR に対して予測対象の速度によらず安定した予測が可能であることが示唆された。

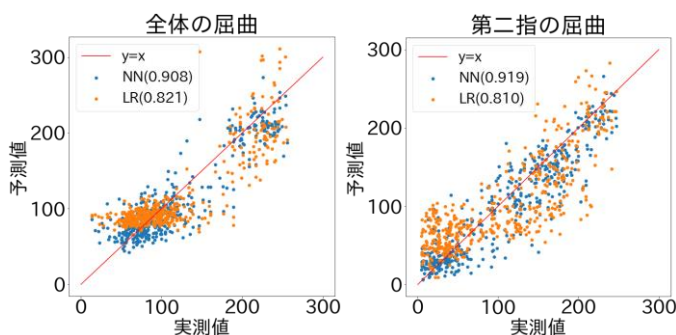


Fig. 4 Correlation between measured values and predicted values of regression models  
(The figures in parentheses refer to correlation.)

## 3 3D モデルによるシミュレーション

前述の機械学習モデルを組み合わせ義手の制御を行うために、Fig. 1 のシステムを構築してリアルタイムな 3D モデル義手の制御システムを構築した。Myo Armband からのデータに基づいて、NN のパターン認識による 3 つの動作判別と速度予測の回帰 NN による屈曲の動作の速度制御をした。その結果、シミュレーション画面上での動作を可能にした(Fig. 5)。

## 4 結論

パターン認識・速度予測の回帰モデルの両者について、NN によるモデルの精度が高いことが結論付けられた。また、非線形的手法による予測が線形的手法に対して優位であることが示唆された。

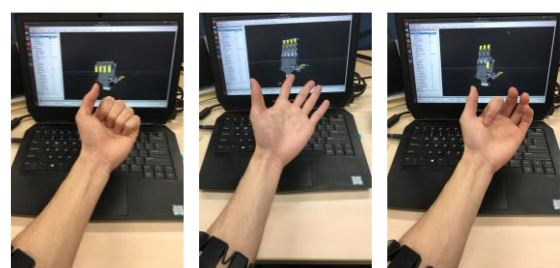
特に速度予測の回帰モデルについて、Arafa らによる速度予測モデル[4]では 1 つのサンプルにつき 250ms の長さの筋電データに基づいて予測を行い、実測値と予測値の相関係数はおよそ 0.86~0.92 という結果を得ている。これと比較して本研究では 150ms のデータに基づいた予測で平均 0.80 以上の相関係数を記録しており、さらに最大で 0.919 となっているためデータ長に対して高精度での予測が可能であるといえる。

また本研究では、速度制御の回帰モデルとパターン認識を統合したシミュレーションシステムを構築した。これにより高速の屈曲運動の予測をリアルタイムで行うことができ、ユーザビリティの向上に寄与した。

以上の結果から、義手に求められる高機能の 1 つである速度制御に関して、本研究の手法が非常に高い精度での制御を可能にすることが示された。さらに、複合モデルとリアルタイムシミュレーションの提案により、複数動作と速度制御を同時に行うことができ、義手への実装を踏まえた実用的なテストを行うことを可能とした。さらに分類する動作を増やし、予測精度を向上させることで、使用者が直観的に操作しやすい速度制御可能な義手を開発することができると結論付ける。また義手への実装においては、安全面や使用感向上のために現在よりロボパスト性の高い手法の提案が期待される。

## 参考文献

- [1] 星川英, 迫田辰太郎, 山野井佑介, 加藤龍, 森下壮一郎, 中村達弘, ... & 横井浩史. (2015). 基本把持機能を有する簡易型筋電義手の開発と評価. 知能と情報, 27(6), 885-897.
- [2] Hahne, J. M., Schweisfurth, M. A., Koppe, M., & Farina, D., "Simultaneous control of multiple functions of bionic hand prostheses: Performance and robustness in end users", *Science Robotics*, (2018), 3(19).
- [3] Park, H., & Kim, D. "An Open-source Anthropomorphic Robot Hand System: HRI Hand. *HardwareX*", (2020), e00100.
- [4] Arafa, M. A., Awad, M. I., & Tolbah, F. A. (2017, March). Proportional myoelectric prosthetic hand control using multi-regression model estimator with pattern classifier selector. In 2017 IEEE Workshop on Advanced Robotics and its Social Impacts (ARSO) (pp. 1-5). IEEE.



(a) 「全体の屈曲」 (b) 「全体の伸展」 (c) 「第二指の屈曲」

Fig. 5 3D simulation of a robotic arm