

機械学習を用いた前腕部表面筋電位からの日常生活指動作の判別と

上肢機能回復訓練機器制御入力への応用

Identification of finger activities of daily living by using machine learning and its application to control input of exercise devices for upper-limb function recovery

電気電子情報通信工学専攻 諸麥研究室 向後あいな

Aina KOGO

1. 序論

近年、日本では生活習慣病の患者数は増加している。中でも、生活習慣病の低年齢化や高齢化の進行などにより脳卒中の患者数も増加傾向にある。[1]脳卒中発症後、手足の麻痺などの後遺症を生ずるケースが多く、再び自立した生活を行えるように機能回復訓練が必要となる。脳卒中の上肢機能回復訓練において手指の機能回復は重要性が高いとされているが、現在的手指機能回復手法は十分でなく、より効果的な方法が求められている。また、理学療法士や作業療法士の数は脳卒中の患者数に対し不足しており、多くの患者は十分な訓練を受けることができず、失った機能を十分に回復するに至っていないのが現状である。そのため、手指の機能回復を目的としたリハビリ機器の開発が必要となっている。

現在、実用化されている手指の機能回復を目的とした多くの機器は、機能回復訓練において効果的とされる本人の運動意図に沿った訓練や指の巧緻性回復に必要な多自由度の指運動ができない。

本研究では、提案する電動グローブシステムが可能としている5指の分離運動野複雑な指姿勢を伴う運動を活用した、片麻痺患者の効果的な日常生活動作獲得を可能とする上肢機能回復訓練システムの実現することを目的とする。

2. パワードグローブシステム

本装置は次の3つの要素で構成されている。第1に利用者が着用する装具部、第2に装具を制御するコントローラ、第3に利用者の運動意図を読み取るセンサである。センサで利用者の筋活動を検出し、検出された筋電位信号をシングルボードコンピュータ Raspberry Pi で処理する。それに基づいて制御部のマイクロコンピュータと PC が通信を行い、駆動部の10個の DC モータを制

御する。DC モータの回転は直動機構で直線運動に変換され、これにより駆動部から装具部に巡らされた駆動力伝達用の糸（駆動糸）の張力がそれぞれ制御され、独立で駆動することで利用者の運動努力に基づいた指運動を実現している。本装置のシステム構成を図1に示す。

2.1 センサ

本装置では表面筋電位により利用者の運動意図を抽出する。安定した筋電位信号を取得するため図2に示す信号増幅回路を作成した。また、電極は湿式電極を採用し、双極誘導方法で筋電位を測定する。

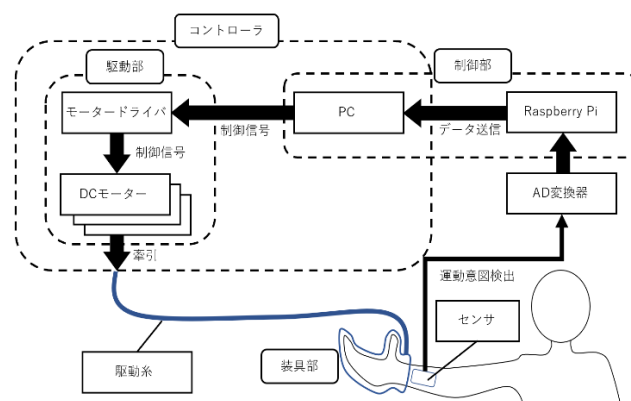


図1. パワードグローブシステムの構成図

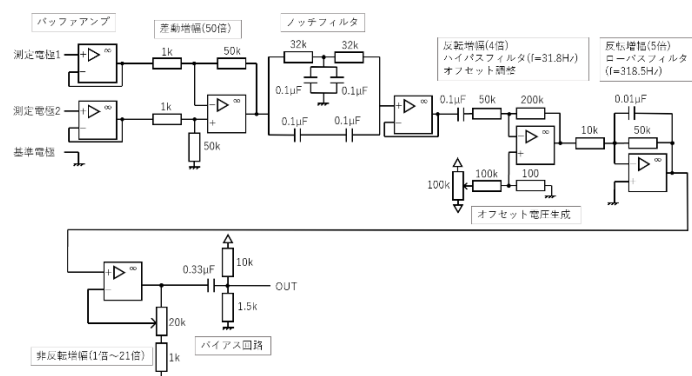


図2. 信号増幅回路

2.2 コントローラ

コントローラは制御用 PC1 台と AD 変換用回路及び駆動糸牽引ユニット 10 台から構成される。

コントローラではまず、AD 変換用回路のマイクロコンピュータがセンサからの出力を PC に送信する。次に PC が入力信号に応じてモータドライバに制御指令を送ることで DC モータの制御を行い、各駆動糸を牽引している。駆動糸牽引ユニットの写真を図 3 に示す。また、10 台連結した駆動部を図 4 に示す。

3. 実現する指姿勢

人が最低限の日常生活動作(ADL:Activities of Daily Living)を行うのに必要な手の基本機能は、握力把握、精密把握、側面把握、鉤握り、三面把持、指差し、ジェスチャーとされている。ADL のうち握力把握と精密把握、側面把握で 85[%]を占めている。[2]本装置では、握力把握、精密把握、側面把握、開掌、指差しの日常生活動作の再現が可能である。そして、機能回復訓練として関節可動域の維持と拡大を目指しながら、日常生活動作の実現するために必要な指姿勢を以下の 5 つと完全に力を抜いた状態であるニュートラルポジションの 6 つを選定した。

4. 指姿勢の識別

計測した筋電位信号から 6 姿勢を識別する手法について述べる。

4.1 周波数解析に基づく特徴量抽出

前腕から測定された筋電位信号は A/D 変換器で A/D 変換され、Raspberry Pi に取り込まれ時系列のデータが生成される。このデータを、窓関数をかけて高速フーリエ変換(FFT: Fast Fourier Transform)を行う。使用する窓関数はハミング窓であり、オーバーラップ率は 50[%]とし 8 回の平均値を用いている。各チャンネルの 64 個 FFT データを用い、3 チャンネル分を繋げて 1 つの特徴量とした。したがって、特徴ベクトルは 192 次元(3 チャンネル×64 周波数成分)である。そして、振幅を標準化したものがニューラルネットワークの学習に用いる特徴ベクトルとなる。

4.2 ニューラルネットワーク

指姿勢識別に用いた識別器は多層パーセプトロン(MLP: Multi-Layer-Perceptron)を用いた。

多層パーセプトロンでは、学習データである特徴ベクトルと教師信号を用意し、MLP の出力が教示信号と一致するようにパーセプトロンのパラメータを機械学習によって獲得する。機械学習では、誤差逆伝播法により与えられた教師信号とネットワークの出力の誤差が小さくなるように各ユニットの結合荷重を調整する。

ネットワーク構成は、入力層のニューロン数は 192 個、中間層は 2 層でニューロン数は 850 個、出力層のニューロン数は 6 個とし、中間層のニューロン数は試行錯誤的に決定した。

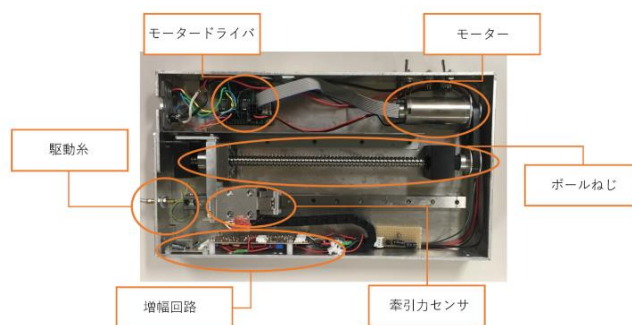


図 3. 駆動部の構成



図 4. 駆動糸牽引ユニット



図 5. 推定する指姿勢

5. 評価試験

5.1 評価試験による電極の貼り付け位置の検証

多くの電極を付けることは前腕部の負担を増やす可能性があるため、少ない電極数で指姿勢の識別を行う方がよい。本装置では3CHで指姿勢の識別を行う。

3つの電極位置の選定は推定する指姿勢から必要な筋肉の組み合わせをつくる。表1にその組み合わせを、実際に電極を貼った位置の写真を図6に示す。

実験では6名の被験者(いずれも健常者)に対し図7に示す実行順序に従い筋電位信号の測定を行った。なお、各姿勢実行時に2回分のデータを取得し、この一連の動作を10回実施した。また、被験者にはしっかり運動努力を感じられる程度の力で姿勢を行うよう指示した。評価方法は10分割交差検証法とし、精度の平均を評価とした。

6名の被験者が6種類の指姿勢を行った時のパターン1と2の識別率の平均を図8に示す。エラーバーは標準偏差を示す。パターン2の方がすべての指姿勢において識別率が高くなった。また、パターン2の識別率の平均値は86.1%でパターン1より9.2ポイント高くなった。

5.2 6種類の指姿勢識別の評価試験

5.1のパターン2の電極位置として6種類の指姿勢識別を行う。実験では10名の被験者(いずれも健常者)に対し5.1と同様の方法と条件、評価方法を用いて評価する。

10名の被験者が6種類の指姿勢を行った際の識別率の平均を図9に示す。エラーバーは標準偏差を示している。拇指と示指の伸展を除いて識別率の平均は80%を超える結果となった。しかし、拇指と示指の伸展においては最も識別率が低く、被験者によりばらつきのある結果となった。これは拇指と示指の伸展が拇指伸展と示指伸展の混合姿勢であり、示指伸筋と長母指伸筋が近い位置にあることから特徴が他姿勢に比べ出にくかったと考えられる。

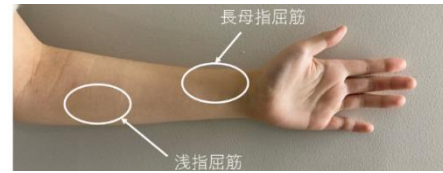
5.3 5種類の指姿勢識別の評価試験

5.2の結果より、すべての指姿勢が安定して識別されることを優先するため識別する指姿勢の数の削減を検討する。5種類の指姿勢の組み合わせは表2に示す。

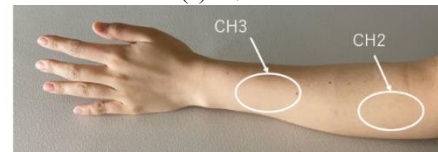
実験では5名の被験者(いずれも健常者)に対し、5.1と同様の方法と条件、評価方法を用いて評価をする。

表1. 電極位置

チャンネル	パターン1	パターン2
CH1	長母指屈筋	浅指屈筋
CH2	総指伸筋	総指伸筋
CH3	長拇指伸筋	長母指伸筋



(a). 掌側



(b). 背側

図6.電極の貼り付け位置

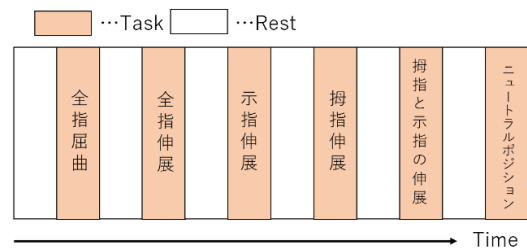


図7. 指姿勢の実行順序

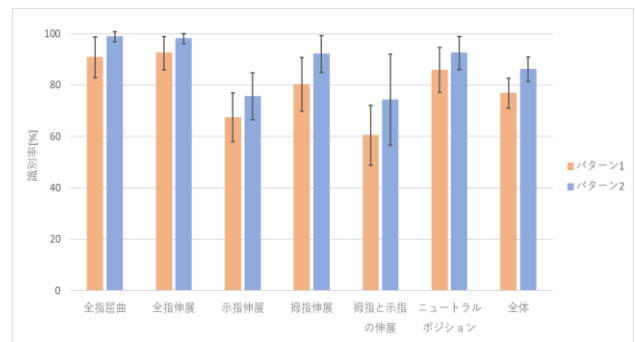


図8. パターン1,2における識別率の平均

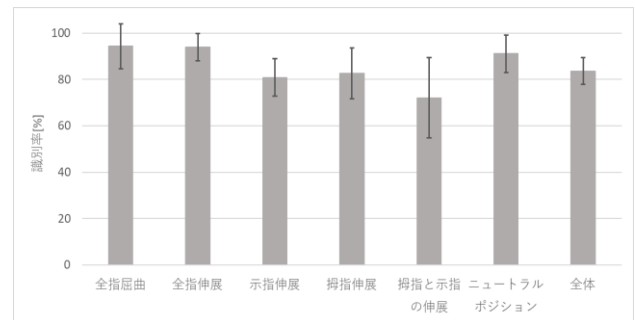


図9. 6種類の指姿勢の識別率の平均

表 2.5 種類の指姿勢の組み合わせ

パターン1	パターン2	パターン3
・全指屈曲	・全指屈曲	・全指屈曲
・全指伸展	・全指伸展	・全指伸展
・拇指伸展	・示指伸展	・示指伸展
・拇指と示指の伸展	・拇指と示指の伸展	・拇指伸展
・ニュートラル ポジション	・ニュートラル ポジション	・ニュートラル ポジション

5名の被験者が6種類と5種類の指姿勢を行った際の識別率の平均を図10に示す。エラーバーは標準偏差を示す。クラス数の削減により識別率が向上した。また、示指伸展と拇指伸展においてパターン3の方が識別率が高く、ともに9割近い識別率となった。よって誤推定を少なくするため5種類の識別を行うこととし、パターン3を採用することに決定した。

5.4 5種類の指姿勢識別の評価試験

実験では3名の被験者(いずれも健常者)に対し、5.1と同様の方法で筋電位信号を取得した。装置の対象者が片麻痺患者であることを考慮し、被験者には運動努力がわずかに感じられる程度の力で姿勢を行うよう指示した。評価方法は得られた学習モデルからリアルタイムで指姿勢を順番に各指姿勢を10回行った時の正解数を評価とした。各被験者の結果を表3に示す。

全ての指姿勢に対し識別率は平均8回以上となったが、全指伸展と拇指伸展の指姿勢の識別率は他に比べて低かった。これは全指伸展と拇指伸展で特徴的な筋電位が出る筋肉が総指伸筋と長拇指伸筋の2つであることから誤推定が起こったと考えられる。

5.5 グローブシステムの動作検証

パワードグローブを装着してリアルタイムの識別かつ機能回復訓練を行う。実験では1名の被験者(健常者)に対し、5.4と同様の方法と条件、評価方法を用いて評価をする。被験者の結果を表4に示す。

グローブを装着した時の全体の平均識別回数は8.6回となり素手条件とグローブありの条件で識別率に大きな差はなかった。全指屈曲は2回の誤推定のうち1回、示指伸展は4回の誤推定のうち2回がエラー判定(どの指姿勢にも当てはまらない)となった。これはグローブを装着したため素手でいう指姿勢をうまく再現することができなかったからだと考えられる。

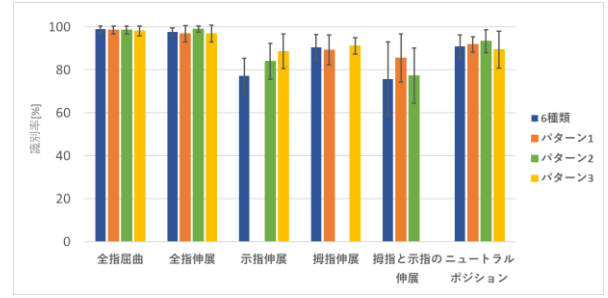


図 10. 指姿勢の識別率の平均

表 3. 各被験者の識別回数

	全指屈曲	全指伸展	示指伸展	拇指伸展	ニュートラル ポジション	全体
A	10	7	10	7	10	8.8
B	10	10	9	8	10	9.4
C	9	7	8	10	8	8.4

表 4. 識別回数

	全指屈曲	全指伸展	示指伸展	拇指伸展	ニュートラル ポジション	全体の平均 識別回数
グローブ	8	10	6	9	10	8.6
素手	9	7	8	10	8	8.4

6. 結言

本研究は脳卒中片麻痺患者の機能回復訓練の支援を目的として、利用者の運動意図に基づく他動運動、5指複雑な指姿勢を伴う運動を電動式グローブで提供する上肢機能回復訓練システムの実現に取り組んだ。前腕の3CHの筋電位計測から機械学習を用いて運動意図を識別し4動作の訓練が可能なパワードグローブシステムを実現した。本研究で得られた結論は以下の通りである。

- ・前腕から測定された3CHの筋電位信号を入力とし、機械学習を用いて複数の日常生活動作の指姿勢を識別可能であることを示した。
- ・浅指屈筋、総指伸筋、長母指伸筋の3CHの筋電位測定による5種の指姿勢識別において、全指屈曲が98.1%、全指伸展が96.82%、示指伸展が88.6%、拇指伸展が91.2%、ニュートラルポジションが89.4%、平均が92.8%という識別率が得られた。

謝辞

本研究の実施にあたり東京女子医科大学の和田太准教授に貴重な助言を頂いた。心より感謝の意を表す。

参考文献

- [1]厚生労働省「平成29年(2017)患者調査の概況」
<https://www.mhlw.go.jp/toukei/saikin/hw/kanja/17/index.html>
- [2] C.Capriani: Objectives, criteria and methods for the design of the SmartHand transradial prosthesis, Robotica 2010, vol. 28, pp. 919-927, 2010.