

独立成分分析を用いた多指筋電義手制御システム

A Control System of Multi-Fingered Myoelectric Hand using Independent Component Analysis

末松 悟†
Satoru Suematsu横井 博一†
Hirokazu Yokoi

1. まえがき

病気や事故によって手を失った場合の機能代替物として筋電義手がある。しかしながら現在普及している筋電義手は自由度が低く、また使用する際に長期の訓練が必要になる。そこでニューラルネットワーク (Neural Network: NN) に筋電位と指関節角度または手の動作パターンの関係を学習させることにより、訓練なしに自由度の高い動作が可能な筋電義手の研究が盛んになった^{[1]-[4]}。しかし、人間の手のように望む通りに動かせる義手はまだ実現できていない。その原因として、筋電位の複雑さや NN の学習能力の低さが考えられる。同じ動作であっても、寄与する筋群の各収縮速度のバランスが微妙に変化し、筋電位が時間的・空間的に複雑な変化をする。そのため、周波数解析を行った場合、スペクトルパターンが一定せず、動作に関連した情報が十分に抽出できない。一方、一般的に用いられる階層型 NN は、時系列信号に対する処理能力および学習能力が低く、学習した動作の正確な再現はできない。

そこで本論文では、筋電位からの情報抽出に、時空間的に混在した成分の分離に有用な独立成分分析を用いる。さらに、NN として、時系列信号処理能力の高いボルテラニューロンを基本素子としたリカレント構造のボルテラ NN^[5]を用いる。前者の有効性を検討するために、動作情報抽出に周波数解析を用いた場合と独立成分分析を用いた場合について計算機実験により比較する。

2. 提案システム

2.1 システム全体の概要

提案する多指筋電義手制御システムは、図 1 に示すように信号解析部、動作生成部、制御部から成る。信号解析部で動作情報を抽出し、抽出した動作情報を基に動作生成部でユーザの望む動作、すなわち各指関節角度の時間波形を NN により生成する。生成した指関節角度が目標値となり制御部から義手本体に制御信号が出力される。

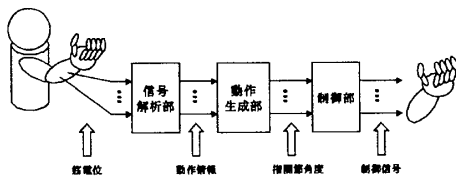


図 1. 多指筋電義手制御システムの概略

2.2 信号解析部

独立成分分析は、原信号が独立であるという条件の下に、複数の信号が混在した観測信号から原信号を推定する手法である。筋電位の動作情報抽出は、時間的・空間的に混在した原信号を推定する Blind Source Deconvolution 問題とし

て扱う必要がある。このとき、原信号の推定値 $y_i(t)$ は観測信号 $x_j(t)$ を用いて次式で表される。

$$y_i(t) = \sum_{j=1}^m \sum_{\tau=0}^L w_{i,j}(\tau) x_j(t-\tau) \quad (1)$$

ここで、 m は観測信号数、 L はデータ長、 $w_{i,j}(\tau)$ は復元行列である。復元行列は Extended Infomax 法によって決定した確率密度関数から求める。独立成分分析は通常 1 つの筋から計測した複数の信号に対して適用されるが、本論文では複数の筋から計測した筋電位に対して適用し、それらに含まれる独立成分を動作情報として用いる。

2.3 動作生成部

動作生成部では各指ごとに NN を設け、個々の指の動作をそれらに学習させる。学習後、学習した動作を再現する。各 NN の出力はそれ自身だけでなく他の NN の最終層にもフィードバックし、各指動作間の相関関係をも学習させ、より正確に動作を再現できるようにしている。さらに、各 NN の基本素子には 2 次ボルテラニューロンを用いた。これは 2 次ボルテラフィルタを内蔵しており、現在と過去の入力系列だけでなく、それらの相関をも出力決定に使っているため、時系列信号の処理能力と学習能力が高い。図 2 に動作生成部の構成を示す。ただし、フィードバックは親指の出力の場合のみ示してある。

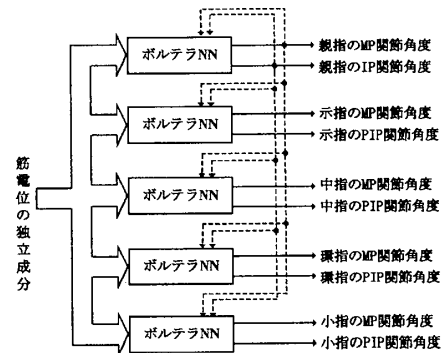


図 2. ボルテラ NN で構成した動作生成部

3. 筋電位と指関節角度の計測

25 歳の健康な男性 1 名を被験者として、こぶし握り、直径 6.5cm の円柱握り、紙のつまみの 3 種類の動作それぞれについて、筋電位および指関節角度を計測した。筋電位には脳波計 (EEG-9100 : (株)日本光電製) を使い、サンプリング周波数は 1kHz とした。計測部位は浅指屈筋、指伸筋、長掌筋、長母指屈筋、腕橈骨筋、橈側手根屈筋の 6 箇所である。指関節角度にはデータグローブ (Super Glove : (株)日商エレクトロニクス製) を使い、サンプリング時間は

† 九州工業大学大学院生命体工学研究科

13.75msとした。計測部位は各指のMP関節とPIPまたはIP関節である。すなわち、5指10関節の動作データを取得した。

4. 筋電位からの動作情報抽出

信号解析部において、計測した筋電位から動作情報を抽出するため、独立成分分析を適用した。その結果、同じ種類の動作であれば、その動作の特徴的な成分が独立成分として抽出されることが確認できた。図3にこぶし握り動作時の筋電位の独立成分を示す。

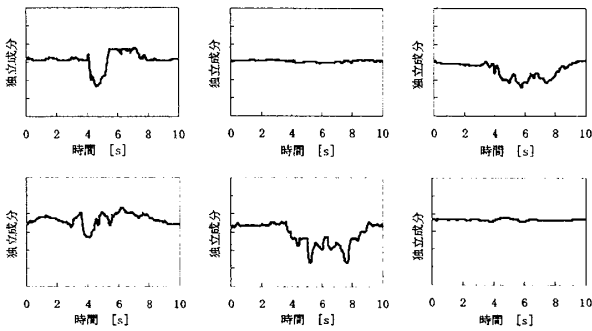


図3 こぶし握り動作時の筋電位の独立成分

5. 動作の学習と生成の計算機実験

動作生成部で行われる動作の学習と生成に関して計算機実験を行った。すなわち、3種類の動作の計測データを教師波形とし、筋電位を周波数解析して得られたスペクトルパターンあるいは独立成分を入力として動作生成部に学習させた。このときの動作波形は10秒間の200サンプルのデータで、学習サイクル数は3000とした。ただし、独立成分を用いる場合、抽出される成分の振幅に不定性があるため、正規化を行った。すべてのボルテラNNの各層の素子数は、入力層を6、中間層を50、出力層を2とし、2次ボルテラフィルタの次数を20とした。

図4に学習後に再現された動作波形を示す。この動作波形の教師波形に対する平均誤差を表1に示す。独立成分を用いた場合はスペクトルパターンに比べ、平均誤差がそれぞれ50.2%、25.3%、41.9%改善された。

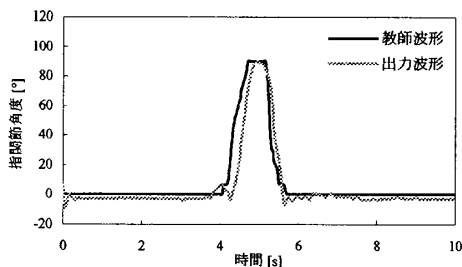


図4 学習後に再現された動作波形 (こぶし握り、独立成分、示指MP関節)

表1 学習後の動作再現時における平均誤差 [°]

| 動作の種類 | こぶし握り | 円柱握り | つまみ |
|-----------|-------|------|------|
| 入力 | | | |
| スペクトルパターン | 10.1 | 21.7 | 10.2 |
| 独立成分 | 5.03 | 16.2 | 5.93 |

次に、こぶし握りの場合について、学習時に用いていない筋電位に対する結果が図5である。動作の種類は変わらないが、新しい動作波形が生成されている。この動作波形の望ましい動作波形に対する平均誤差を表2に示す。独立成分を用いた場合はスペクトルパターンに比べ、平均誤差が69.7%改善された。周波数解析が各部位ごとに筋電位を解析するのに対して、独立成分分析は複数の部位の筋電位から独立成分を抽出するため、手の動作情報をより明確に抽出できると考えられる。

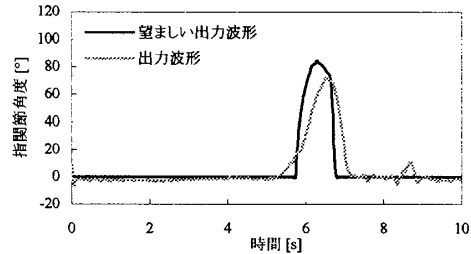


図5 学習後に生成された新しい動作波形 (こぶし握り、独立成分、示指MP関節)

表2 学習後の新しい動作生成時における平均誤差 [°]

| 入力 | スペクトルパターン | 独立成分 |
|------|-----------|------|
| 平均誤差 | 39.3 | 11.9 |

6. まとめ

本論文では、人間の手のように望むとおりに動かすことができる筋電義手をNNで実現することを目指して、複雑な筋電位の変化から動作情報を抽出するために独立成分分析を適用した。NNとしてリカレント構造のボルテラNNを用いて、独立成分分析の有効性を計算機実験により検討した。3種類の動作について学習と生成の計算機実験を行った結果、周波数解析を適用する場合に比べ、平均誤差がそれぞれ50.2%、25.3%、41.9%改善された。また、こぶし握りの場合について、学習時に用いていない筋電位に対する動作生成を行った結果、新しい動作波形の平均誤差は周波数解析に比べ、69.7%改善された。今後は、独立成分分析によって抽出された成分と動作波形の間の相関について検討を行う必要がある。

参考文献

[1] Hiraiwa A, Uchida N, Shimohara K: "EMG/EEG pattern recognition by neural network," Proceedings of the Eleventh European Meeting on Cybernetics and Systems Research, pp.1383-1390, 1992

[2] 福田修, 卜楠, 辻敏夫: "生EMG信号による電動義手の制御," 計測自動制御学会論文集, Vol.40, No.11, pp.1124-1131, 2004

[3] Folgheraiter M, Gini G: "Human-like reflex control for an artificial hand," BioSystems, Vol.76, pp.65-74, 2004

[4] Sebelius FCP, Rosén BN, Lundborg GN: "Refined myoelectric control in below-elbow amputees using artificial neural networks and a data glove" Journal of Hand Surgery, Vol30, No.4, pp.780-789, 2005

[5] Suematsu S, Yokoi H: "A motion generating system for multi-fingered myoelectric hand," International Congress Series, Vol.1291, pp.257-260, 2006