筋電位を用いた手指動作ロボット

正員 内田 雅文 (和歌山大)

正員 井出 英人 (青山学院大)

正員 横山 修一 (工学院大)

Robot of Hand and Finger Motion using EMG

Masafumi Uchida, Member (Wakayama University), Hideto Ide, Member (Aoyama Gakuin University),
Syuichi Yokoyama, Member (Kogakuin University)

Concerning a measurement of finger motion with a view to controlling of a robot hand and an artificial arm, we studied how to distinguish a finger motion by EMG with a continuous motion. A distinction system is a neural network. However, a process in front of input to neural network, so-called a pre-process, is important before everything in the extraction of a characteristic of EMG with each finger motion.

In this study, as a result of the application of a principal component analysis by way of pre-process, we could find a characteristic in computed eigen vector. As a result of experiment of distinction between each fingers concerning a continuous motion of finger, we could confirm an effectiveness of a proposed system.

キーワード：EMG，ロボットハンド，動力義手，指動作，主成分分析

1. ま え が き

人の腕の動作を解析する方法には、腕にセンサなどを装着して直接計測する方法と、腕動作に伴い発生する諸量から間接的に計測する方法がある。前者は細かい動作が計測できるので、主に産業用ロボットに応用される。一方、後者の一例としては、筋肉より発生する皮膚表面筋電位 (surface electromyogram; EMG) を計測する方法がある。上腕または前腕の随意運動では、腕切断者の断端部の残余筋にも健常者と同じ活動電位が生じることから、この方法は主に医療分野、特に動力義手の分野において研究が進んでいる。

EMGによってロボットシステム、義手を制御するという発想は、Wienerによって1948年に発表された。Boston Arm, Utah Arm, Wime Handといった著名な義手が開発されたが、義手装着者をEMG識別装置に適合したEMGパターンの発生訓練が必要とするといった問題があった。近年、ニューラルネットワークの適用や、データグローブシステムなどが開発され、ロボットシステムの制御に関する性能の向上が図られてきた^{(1)~(3)}。しかし、体動に伴うノイズや、皮膚表面電極など、各種センサの装着位置のずれといった不確定要素に関する多くの課題が残されている。

本研究では、ロボットアームの制御を目的とした腕動作に関して、区間データニューラルネットワーク⁽⁴⁾⁽⁵⁾の適用

といった観点から検討し、単一動作に伴うEMGから腕動作の識別を行った⁽⁶⁾。ただし通常の動作、すなわちさまざまな動作が連続的に繰り返される状況（以下、連続動作と呼ぶ）において、計測データは各動作に伴うEMGの連なりとなる。この一連のEMGを単一動作ごとに区切り、単一動作に伴うEMGとして切り出すことは困難である。

本論文では、ロボットハンド、動力義手の制御を目的とした手指動作の計測に関して、連続動作に伴うEMGからの指動作の識別方法を検討した。識別システムとしてはニューラルネットワークを適用するが、各指動作に伴うEMGの特徴抽出は、主にニューラルネットワーク入力以前の前処理が重要である。識別システムの性能は、前処理において各動作に固有の成分がどれだけ抽出できるかで決まるものと仮定し、前処理として主成分分析を適用した。この前処理にニューラルネットワークを組み合わせることによって、指動作の識別システムを構成した。本論文では、特に前処理によって算出される固有ベクトルに注目し、ニューラルネットワークへの入力データとした。この識別システムを用いて指の連続動作の識別実験を行い、有効性を確認したので報告する。

前腕8箇所より計測するEMGからは、8個の主成分の固有ベクトル（各ベクトルは8次元で表現される）が算出できる。その結果、常に8次元のベクトルが8個、すなわちデータ数64個の入力データを算出することになる。本実験では、128単位時間（以下、ポイントと呼ぶ）の時間

窓をかけ、得られるデータ数 1,024 (8 次元×128 ポイント) 個の計測データから 64 個の入力データ (固有ベクトル) を算出した。本実験では EMG のサンプリング周波数は 512 Hz とした。この場合、128 単位時間とは、0.25 秒足らずに相当し、0.25 秒間に計測されるデータから指動作が識別できることになる。

2. ニューラルネットワークを用いた腕動作認識の概要

ロボットアーム、ロボットハンド、義手の制御信号に EMG を利用するシステムの基本構成は、図 1 に示す三つのプロセスからなっている。筋電計で計測された EMG は、諸々の解析を施し、腕の動作を識別してからロボットへの制御信号を算出する。

文献(6)を例にニューラルネットワークを用いた腕動作認識の流れを概観する。文献(6)では図 2 のような前腕 2 地点より計測される EMG (前腕屈側を ch1, 伸側を ch2 とする) から、表 1 に示す腕動作 6 パターンを識別し、ロボットアームを制御することを目的としている。

EMG は筋電計を介して 1/3 オクターブ実時間分析器へ転送し、雑音除去と増幅を行う。EMG のレベルが実効値 0.01 V を超えてから 1 秒間の帯域幅 22.4 Hz~22.4 kHz にある EMG 信号に対して 1/3 オクターブ分析を施し、1 秒間のパワー平均値を求める。

腕動作 6 パターンの間には、14~28 周波数バンド成分 (中心周波数 25~630 Hz) において特徴的な差異が見いだ

図 1 EMG を用いたロボット制御システム構成
Fig. 1. Construction of robot control system using EMG.

図 2 EMG の計測位置
Fig. 2. Measurement position of EMG

表 1 腕動作 6 パターン
Table 1. Motion patterns of arm.

(1) CLOSING HAND
(2) OPENNING HAND
(3) BENDING WRIST TO BENDING SIDE
(4) BENDING WRIST TO STRETCHING SIDE
(5) TURNING WRIST TO INSIDE
(6) TURNING WRIST TO OUTSIDE

された。ch1, ch2 それぞれの EMG から 14~28 の 15 の周波数バンド成分だけを抽出、正規化してニューラルネットワークへの入力データとした。ニューラルネットワークは、入力層 30, 中間層 20, 出力層 6 の 3 層バックプロパゲーション型である。

腕動作の識別実験では、8 割を超える認識率を得たほか、区間データニューラルネットワークの効果を検証した。このシステムはロボットアームの制御を想定したものである。扱った腕動作は主に手首が起点となる 6 パターンで、動きとしては非常に自由度が制限されていた。各動作に伴う EMG の周波数バンド成分には比較的明りょうに相違が現れた。結果として前腕 2 地点、2 チャンネル分の EMG だけでも、良好な識別性能を得ることができた。

3. 主成分分析による EMG の特徴抽出

本論文では、ロボットハンドの制御を想定し、識別すべき動作パターンは指の動きとする。単発、単一動作ではなく、連続的に繰り出される指動作のなかからの動作識別を試みる。

〈3・1〉 指動作に伴う EMG の特徴 指を動かす主要な筋肉は前腕に集中している。電極装着位置を図 3 に示す。前腕屈側に ch1, 伸側に ch5, ch1 と ch5 の中間地点、小指側に ch3, 親指側に ch7 の電極を装着する。加えて ch1 と ch3, ch3 と ch5, ch5 と ch7, ch7 と ch1 それぞれの中間地点に ch2, ch4, ch6, ch8 を装着する。以上、前腕で計測される EMG を 8 チャンネルで同時計測する。装着する電極数は最小限に抑えたい。本論文では 8 チャンネルの EMG を計測しているが、解析の結果として不要と判断できる電極は、随時、削減していきたい。

「指を曲げた後、力を抜く」なる動作を各指が行うタスクとする。「力を抜く」なる行為を加えた理由は、指を曲げる動作以外の EMG の混入を避けるためである。図 4

図 3 EMG の計測位置 (左手)
Fig. 3. Measurement position of EMG (left hand).

図 4 指動作に伴う EMG の一例
Fig. 4. An example of EMG following motion of finger.

は、親指→人差指→中指→薬指→小指→親指の順にタスクを実行したとき計測される EMG の一例である。計測は 2 秒間、サンプリング周波数は 512 Hz である。短時間のうちにタスクが順次、実行されたことにより、この一連の動きは連続動作となった。このタスクのなかでは、指から完全に力を抜く状況を制御することが難しい。また、一定の時間間隔でタスクを実行することも困難である。したがって、各指のタスクに伴い計測される EMG は、その前に実行されたタスクの影響を少なからず被っている。その結果、連続動作に伴う EMG から単一タスクに伴う EMG を切り出すことが困難になっている。

〈3・2〉 主成分分析による EMG の特徴抽出 以上、連続動作に伴う EMG の特徴を考慮し、指動作に固有な成分を見極めることを目的として、EMG に主成分分析を施す。各指の動作に主要に働く筋肉があることを仮定するならば、EMG に主要な成分として現れる可能性がある。本実験では、8 ch 分のデータ、すなわち 8 次元ベクトルの時系列データを計測する。仮に 1 回のタスクをサンプリング周波数 512 Hz で t 秒間計測したとする。このとき各時刻に計測される 8 個のデータ (8 ch 分のデータ) が、時系列データとして $512t$ 組得られることになる。得られた $8 \times 512t$ 個のデータは、各 ch を軸として構成された 8 次元空間内の $512t$ 個の点として表現される。主成分分析を施すことによって、それまで各 ch で構成されていた直交座標系は、データの散らばり具合 (不偏共分散行列) に基

図 5 親指動作に伴う EMG の主成分分析結果 (固有ベクトル)
Fig. 5. Result (eigen vector) of principal component analysis of EMG following motion of the thumb.

づく新たな直交座標系に置き換わることになる。ただし、新たに構成された直交座標系の各単位ベクトルは、不偏共分散行列の 8 個の固有値に対応する 8 次元の固有ベクトルに相当し、各 ch で構成されていた直交座標系で表す。以上の処理によって計測データ $8 \times 512t$ 個は、8 個の 8 次元固有ベクトル、すなわち 64 個に集約されることになる。

図 5 は、6 回のタスクそれぞれについて 8 個の固有ベクトルを算出し、各固有ベクトル (第 I ~ VIII 主成分) およびベクトルの各成分 (ch1 ~ 8) ごとに、各タスクを比較表現したものである。

図中矢印が指すバーは、第 4 回目のタスク試行における第 2 主成分 (II) の固有ベクトルを構成する ch6 のレベルを示している。6 回のタスク試行において、常に一定のレベル値 (± 0.1) を示した各主成分のチャンネルに注目する。特定の主成分の固有ベクトルの要素である特定のチャンネルにおいて、6 回の試行の間、常に一定レベル値を保持する箇所が十数点、見いだされる。人差指 (INDEX と記す)、中指 (MIDDLE と記す)、薬指 (RING と記す)、小指 (LITTLE と記す) においても同様な特徴が見いだされており、指動作認識の指標になる可能性がある。表 2 にこの特徴が特に顕著に現れたチャンネルを示す。ただし、図 5、表 2 は、タスクごとに切り出した単一タスクに伴う

表 2 指動作に伴う EMG における固有ベクトルの特徴

Table 2. Characteristic of eigen vector in EMG following motion of finger.

Principal component	THUMB ch 1~8	INDEX ch 1~8	MIDDLE ch 1~8	RING ch 1~8	LITTLE ch 1~8
I	2345_8	4567_	12345_7	1_345678	12345678
II	345_	45_	234_	2345678	34_78
III	3_		3_	1_	7_
IV				1_	
V			6_	1_7_	6_
VI	6_		6_	1_7_	1_6_
VII	678_	1_	1_6_8	12_6_	12_6_
VIII	678_	1_6_	1_56_8	12_6_8	12_6_

EMG に対して主成分分析を施した結果である。この特徴は、前述の腕動作 6 パターンに伴う EMG についても確認している。他の部位の動作に伴う EMG の特徴抽出にも利用できる可能性がある。

〈3・3〉 連続動作に伴う EMG の特徴抽出 連続動作に伴う EMG を考える。計測データからは、単一タスクに伴う EMG を切り出すことのできない状況である。本研究では、連続動作に伴う EMG に時間窓をかけ、任意の時間区間における EMG に主成分分析を施す方法を提案する。図 6 は、親指が連続的にタスクを 6 回実行したときの EMG に時間窓をかけながら主成分分析を施した結果である。計測時間 2 秒、1,024 ポイントの時系列データに対して時間窓サイズは、500, 300, 100 ポイントとし、時間窓を 1 ポイントずつシフトさせながら主成分分析を施している。横軸は時間を表し、左から順に時間窓サイズ 500, 300, 100 ポイント、それぞれにおける固有ベクトルの時変動を表している。縦軸は第 1 主成分 (I) ~ 第 8 主成分 (VIII) の固有ベクトルを表し、各固有ベクトルの ch 1~8 のレベル値は、黒色 (-1.0 を表す) ~ 白色 (1.0 を表す) までの色調で表現している。

500 ポイントの時間窓の場合、時間窓をシフトさせることによって、1,024 ポイントの時系列データから 525 本のデータ列が切り出される (300 ポイントでは 725 本、100 ポイントでは 925 本となる)。このデータ列 525 本は、図 5 (単一タスクの分析結果) で言うところのタスク試行 6 回に相当するものと仮定すると、単一タスク時と同様な特徴を見いだすことができる。すなわち、525 本それぞれについて主成分分析を施すと、特定の主成分の固有ベクトルを構成する特定のチャンネルにおいて、常に一定のレベル値を保持することが、横方向の単色調の帯として確認できるのである。I ~ VIII の固有ベクトルを表す縦方向の帯は、525 本のなかではほぼ安定した色調パターンを保っている。ただし、同じ親指動作に伴う EMG であっても時間窓サイズを小さくすると、横方向の単色調の帯は短くなる。縦方向の帯には、さまざまな色調パターンが確認でき、さまざまな固有ベクトルが生じていることを示している。したがって、表 2 のように特徴を抽出し、識別システムを構築し

図 6 親指の連続動作に伴う EMG の主成分分析 (固有ベクトル)

Fig. 6. Result (eigen vector) of principal component analysis of EMG following motion of the thumb.

ていくことは困難である。本研究では、この識別システム構築にニューラルネットワークの学習を適用する。

4. ニューラルネットワークによる指動作認識の結果

構築した指動作識別システムの構成を図 7 に示す。適用するニューラルネットワークは、入力層 64, 中間層 100, 出力層 3 のバックプロパゲーション型である。ただしニューラルネットワークの出力を 2 値化して 5 本の指を表現するために、出力層のユニットは三つとしている。また、学習データには各指それぞれ 8 秒間、毎秒 3 回のペースで連続的にタスクを試行したときにサンプリング周波数 512 Hz で計測された EMG より生成する。計測された EMG に時間窓をシフトさせながらかけ、切り出された EMG それぞれに主成分分析を施す。I ~ VIII の固有ベクトルを算出し、学習データとする。学習打ち切り条件としては誤差の二乗和を 10^{-4} 以下とした。

本論文では、非学習データとして図 4 の EMG を利用し、ニューラルネットワークによる指動作の認識結果を以下に示す。図 8 は、図 4 の EMG に時間窓サイズ 128 ポイントとして固有ベクトルを算出した結果である。図 9 は、図 8 の固有ベクトルを入力データとし、ニューラルネットワークにより指動作を識別した結果である。薬指は識別しているが、中指と親指、人差指と小指を識別することはできなかった。ただし、中指と人差指の認識はできている。この原因としてはニューラルネットワークにおける過学習が考えられる。図 10 は、このニューラルネットワークが学習に用いた学習データを、第 1 主成分の ch 1 の要素と ch 2 の要素についてプロットしたものである。横軸を ch 1 の要素、縦軸を ch 2 の要素とし、親指から小指までそれぞれ、色調パターンの異なる点でプロットしている。

図 7 主成分分析を利用した指動作識別システムの構成

Fig.7. Construction of recognition system of finger motion using principal component analysis.

図 8 図 4 の EMG の固有ベクトルの時変動
Fig. 8. Dynamics of eigen vector of EMG shown in Fig. 4.

図 9 指動作識別の結果
Fig. 9. Result of recognition of finger motion.

ここでは特に、最も濃い色調パターンでプロットされた点（中指の学習データを示す）と最も薄い色調パターンで示した点（小指の学習データを示す）を比較する。両学習データともデータ数は同数であるにもかかわらず、第 1 主成分の ch1 と ch2 の要素からなる空間において中指の学習データは小指の学習データよりも広い領域を占めている。すなわち、小指の学習データは、中指に比べて特定の狭い領域に密集している。その結果、特定の学習データのみを集中的に学習してしまい、汎化性が失われたと考えられる。ただし、この傾向は第 1 主成分の ch1 と ch2 の要素

図 10 学習データの一例
Fig. 10. An example of learning data, I-ch1 vs. I-ch2.

に限った二次元の空間に関する解析結果である。本来ならば、入力データとしての 64 次元空間において検討する必要がある。この過学習への対策としては、学習データの分散の度を考慮することにより改善できる可能性がある。

5. む す び

本研究は、ロボットハンド、動力義手の制御を目的とした手指動作の計測に関して、連続動作に伴う EMG から指動作を識別する方法を検討したものである。特に本報告では、前処理において各動作に固有な成分をどこまで抽出できるかに着目した。各指動作に関与する筋肉それぞれに起因する成分が主成分として現れることを仮定し、EMG に主成分分析を施した。主成分分析において算出される固有ベクトルに注目し、主成分分析とニューラルネットワークからなる識別システムを構成した。固有ベクトルをニューラルネットワークへの入力としたことによって、サンプリング周波数 512 Hz で前腕 8 箇所より計測される EMG のデータは、常に 64 個の入力データとして固定した。本論文では、固有ベクトルを算出するために、128 ポイントの計測データ（データ数 8 ch×128 ポイント=1,024 個）を利用した。すなわち、1,024 個のデータが 64 個に削減されたことになる。また、128 ポイントは 0.25 秒足らずに相当する時間である。指動作は、0.25 秒ほどの間に計測される EMG データから識別できることになる。固有ベクトルは、理論上 8 ポイントのデータさえあれば算出でき、予備実験では、本論文での 128 ポイントがより短縮できる可能性を示す結果を得ている。

128 ポイントを時間窓として、連続動作に伴う EMG からの指動作識別を試みた。過学習の影響など、まだ改善の

余地はあるものの、ニューラルネットワークを用いた指の連続動作識別に一つの可能性を示すことができたものと考ええる。

指動作に伴う EMG の固有ベクトルに現れる特徴は、別の機会に計測した腕動作（第 2 章で扱った動作）に伴う EMG についても同様に現れることを確認している。したがって、固有ベクトルを入力データとしたニューラルネットワークは、他の部位の動作に伴う EMG の識別システムとしても利用できる可能性がある。

（平成 9 年 5 月 8 日受付，同 9 年 7 月 22 日再受付）

文 献

- (1) 平岩・内田・下原：「筋電操作ハンドの制御のための皮膚表面電位のニューラルネットワークによる認識」，第 7 回ヒューマンインターフェイスシンポジウム論文集，pp. 433～438（平 3）
- (2) 辻・森・伊藤：「統計的構造を組み込んだニューラルネットワークによる EMG 動作識別法」，信学論 C，J75-112-C，465～473（平 4-8）
- (3) 内田・石川・井出：「手形状の認識と手話への応用」，電学論 C，114，995～1000（平 6-10）
- (4) 石淵・大前・藤岡・田中：「区間値データ識別のためのニューラルネットワーク」，信学論 D-II，J74-D-II，1012～1019（平 3-8）
- (5) 石淵・岡田・田中：「ファジィ入出力データを用いたニューラルネットワークの学習」，ロボット学誌，4，No. 5，892～905（平 4）
- (6) 内田・井出・横出：「筋電によるロボットアームの制御」，電学論 C，115 445～451（平 7-3）

内 田 雅 文

（正員） 1964 年 9 月 6 日生。1990 年工学院大学大学院工学研究科修士課程修了（電気工学専攻）。移動ロボット，ニューラルネットワークなどの研究に従事。青山学院大学理工学部電気電子工学科助手を経て，現在，和歌山大学教育学部助教授。工学博士。1993 年電気学会優秀論文発表賞受賞。IEEE，日本ロボット学会会員。

井 出 英 人

（正員） 1970 年工学院大学大学院工学研究科修士課程修了（電気工学専攻）。1985 年 UCLA 応用科学科客員研究員。1986 年同脳研究所客員教授。青山学院大学理工学部講師，助教授を経て，現在，同教授，理工学部長。工学博士。感覚の計測感覚代行の研究に従事。日本ロボット学会，電子情報通信学会，計測自動制御学会会員。

横 山 修 一

（正員） 1970 年工学院大学大学院工学研究科修士課程修了（電気工学専攻）。工学院大学講師，助教授を経て，現在，同教授。工学博士。保護継電器の双対理論を応用，クレーンの振れ止め制御，ロボットの障害物回避， H_∞ 制御による温度制御などの研究に従事。IEEE，日本ロボット学会，計測自動制御学会会員。