

## 電極間クロストーク情報に基づく多チャンネルEMG動作識別法

大賀 誠\*・ト 楠\*\*  
杉山 利明\*\*\*・辻 敏夫\*\*\*

Motion Discrimination from Multi-channel EMG Signals Using Crosstalk Information between Electrodes

Makoto OHGA\*, Nan BU\*\*,  
Toshiaki SUGIYAMA\*\*\* and Toshio TSUJI\*\*\*

This paper proposes a novel motion discrimination method for human interface equipments. Using crosstalk electromyography (EMG), which is defined as difference between EMG signals acquired from two different muscles, motions can be discriminated with fewer electrodes than the standard bipolar electrode configuration. In this method, even a single channel of the crosstalk EMG signal acquired from a pair of muscles can provide information from multiple muscles. In order to achieve accurate discrimination, frequency features of the crosstalk EMG signals extracted by a set of filter bank and stochastic characteristics of the features are effectively utilized using a probabilistic neural network (PNN). Experimental results show that eight motions of the forearm can be discriminated with the proposed method using the crosstalk EMG acquired from three electrodes. Comparing with a traditional method, which is based on bipolar electrode configurations, it is found that the proposed method can achieve considerably higher discrimination ability using only half of electrodes.

**Key Words:** human-machine interface, crosstalk EMG, filter bank, neural networks

### 1. はじめに

表面筋電位信号(以下EMGと略記)は、比較的容易に計測可能な生体信号としてさまざまな分野で使用されている。たとえば運動解析や人間工学の分野では、その発生の有無や振幅の大きさによって、筋の活動状態を調べる指標として活用される。またEMGは筋を収縮することである程度制御可能なことから、ユーザの意思を示すためのインタフェースとしても使用可能で、N. Wienerによるサイバネティクス<sup>1)</sup>の提唱以来、さまざまな試みが行なわれてきた。

EMGを使用したユーザインタフェースの代表例である筋電義手制御においては、最近ではニューラルネットワークによる動作識別法の研究が盛んに試みられている。Kellyらは、2種類のニューラルネットワークHopfield NetworkとMultilayer Perceptronを用いてEMGからの動作識別の検討を行なった<sup>2)</sup>。また平岩らは、EMGのスペクトル信号からバックプロバゲーション型ニューラルネットワークを用いて定常的な指動作、連続的な指曲げ、またその関節角度の識別法を提案した<sup>3)</sup>。これらの研究はいずれも通常のニューラルネットワークをEMG識別に利用したにすぎない。これに対し、辻らは、統計構造を導入した新しいニューラルネットワークを提案し、EMGの特性を考慮することにより識別精度を大幅に向上できることを示した<sup>4),5)</sup>。

またEMGによるインタフェースは、筋電義手制御のみならず、さまざまな機器のインタフェースとしての試みも多い。たとえばコンピュータインタフェースとしてのポインティングデバイス<sup>6)</sup>や発声支援システム<sup>7)</sup>への応用は、障害者のコミュニケーションの向上を実現し、また食事支援用マニピュレータ<sup>8),9)</sup>やテレビ、家電などを制御する環境制御装置<sup>10)</sup>は、障害者のQOL向上を支援する。

実際にこのようなEMGを使用したインタフェース機器を想定すると、使用者の負担や増幅回路の規模などの面から、入力するEMGの電極数はできるだけ少ない方が望ましい。現

\* 広島県立総合技術研究所西部工業技術センター生産技術アカデミー 東広島市鏡山 3-13-26

\*\* 独立行政法人産業技術総合研究所 実環境計測・診断研究ラボ 鳥栖市宿町 807-1

\*\*\* 広島大学大学院工学研究科 東広島市鏡山 1-4-1

\* Hiroshima Prefectural Technology Research Institute West Region Industrial Research Center Academy for Manufacturing Technology, 3-13-26 Kagamiyama, Higashi-hiroshima

\*\* National Institute of Advanced Industrial Science and Technology, On-Site Sensing and Diagnosis Research Laboratory, 807-1 Syukumachi, Tosu

\*\*\* Graduate School of Eng., Hiroshima University, 1-4-1 Kagamiyama, Higashi-hiroshima

(Received October 13, 2006)

(Revised March 8, 2007)

在, EMG 計測には電源ハムノイズに代表される同相の交流成分ノイズを除去することを目的に, 差動計測が一般的に用いられるが<sup>11)</sup>, 差動計測では 1 つの EMG に対して測定用の電極を 2 個配置する必要があり, 信号の数が増加すると配置する電極数も 2 倍の割合で増加するという問題がある. しかしその反面, 制御対象としては, より多くの事象をコントロールしたいという欲求があるため, 装着する電極数が増加する問題はインタフェース機器の制御効率を向上させるためにも, 解決が急がれる課題である.

そこで本論文では, 少ない EMG 電極数で, 多くの前腕動作を高い識別率で識別するための手法を提案する. まずは EMG からできるだけ多くの情報を得ることを目的に, 複数筋からの情報を同時に計測するための工夫を導入する. それは複数の筋をまたがって計測する EMG (クロストーク EMG と呼ぶ) の採用である. さらにクロストーク EMG の周波数情報を積極的に利用する目的で, 動作ごとに変化する EMG の周波数成分の違いを取り出すフィルタバンクを導入し, 限られた EMG 信号からさらに多くの情報を抽出する. 最後にフィルタバンク出力から, 動作の違いによって得られる出力パターンの違いを, 統計構造を組み込んだニューラルネットワークにて動作識別を行なう. なお, どの筋に配置した電極を組み合わせさせてクロストーク EMG を作成するかの指標としては, 電極間の偏相関係数を用いて識別率の高い電極組み合わせを決定する手法を提案する. この手法によって, 試行錯誤的に進めることが多い電極装着位置決定のプロセスを効率よく行なうことが可能となる. 実験においては, 提案手法で電極位置を決定したクロストーク EMG を使用した前腕 8 動作識別の結果を示し, 従来の差動入力より少ない EMG 電極数で, 8 つの前腕動作識別を高い識別率で実現可能なことを明らかにする.

## 2. クロストーク EMG と動作識別法

### 2.1 EMG のクロストーク

通常の EMG を用いた動作解析や運動解析では, Fig. 1 (a) に示すような差動計測方式が採用される. 図中の Muscle A, B に示す楕円は筋を, 楕円上の円は電極を示す. そして電極と配線で接続された Amplifier 1, 2 は EMG のアンプを表す. アンプを差動計測で使用する際は, 2 つの電極を図のように同一筋上に配置することで EMG が計測される.

一般的に EMG を計測する際に差動計測が使用される理由は, 同位相の交流雑音の影響を相殺することが目的である. 同相分弁別比 (Common mode rejection ratio: CMRR) の優れた差動増幅器を使用することで交流ノイズに強いシステムを構築することが可能となる. しかし増幅器の 2 つの差動入力端子において, 同相の交流雑音の大きさが同じでなければ雑音を打ち消すことはできず, 電極の接触条件, 電極配線の条件などを厳密に合わせる必要がある. また差動計測では, 1 チャンネルの信号入力においてグランド電極以外に必ず 2 つ

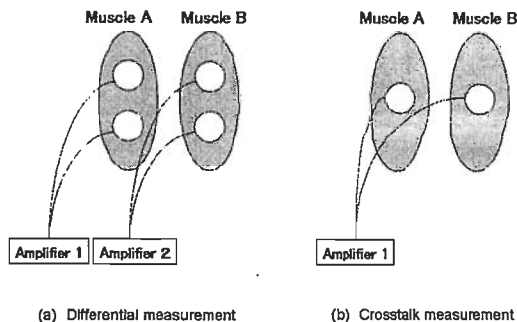


Fig. 1 EMG measurement techniques

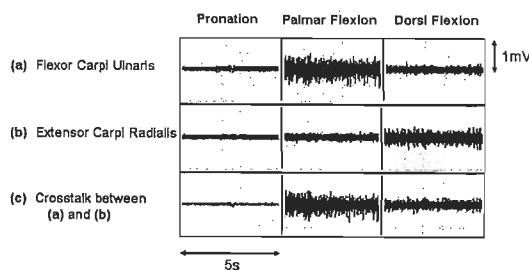


Fig. 2 An example of the crosstalk EMG measurements

の電極を使用しなければならない. このことは EMG をユーザインタフェースに使用する場合などでは, 電極の装着や皮膚への負荷などユーザの負担が懸念される.

これに対し本論文では, Fig. 1 (b) に示すような複数の筋にわたって電極を配置し, さまざまな筋から発生する EMG のクロストークを利用する. Fig. 2 にクロストーク EMG による情報獲得の一例を示す. これらの波形は 3 種類 (回内, 掌屈, 背屈) の前腕動作時の EMG を計測しており, (a) は尺側手根屈筋, (b) は橈側手根伸筋の EMG をシングルエンド電極にて計測した波形, また (c) は (a)(b) 間のクロストーク EMG である. この結果, (c) においてはそれぞれの動作における EMG の振幅が明確に分離可能であるが, (a) においては回内と背屈, (b) においては回内と掌屈における EMG の振幅が酷似しており, 明確に分離することは困難である. このように単独の筋からの EMG では識別が困難であった複数の動作が, 多くの筋からの情報を含むクロストーク EMG を採用することで識別可能となることから, クロストーク EMG を積極的に利用することで, さらなる識別率の向上が期待できる.

ここで, クロストーク EMG を利用する場合, どの電極同士を組み合わせるかが重要な問題となる. 特にクロストーク EMG では組み合わせの違いにより, その信号に影響する筋や動作が異なることが予想され, 動作識別への影響が懸念されるからである. そこでどの 2 つのシングルエンド電極を組み合わせるかを決定する指標として, 信号間の偏相関係数を用いる方法を提案する. クロストーク EMG は 2 つの選択されたシングルエンド電極の信号の差であるため, 双方の信号

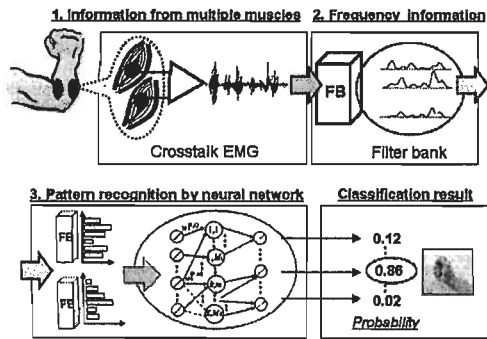


Fig. 3 An overview of the proposal method

が類似していれば2つの信号がもつ情報が相殺されてしまう。逆に双方の信号の違いが大きければ2つの信号がもつ情報があるままクロストーク EMG にも反映される可能性が高い。しかし両信号間の相関を計算することで類似の評価を行なうと、たとえばこれらの信号が他の信号の影響を受けることで見かけの相関を示す可能性がある。そこで他の信号からの影響を排除した相関である偏相関係数を用いて、2つの信号間の類似性を数値化することで、動作識別への貢献度を評価する指標としての検討を行なう。

## 2.2 クロストーク EMG 動作識別法

限られた EMG 電極を用いて、より多くの動作識別の実現を目指す場合、EMG から可能な限り多くの情報を獲得する必要がある。そこで Fig. 3 に示す手法で獲得情報の増加を目指す。その手法とは複数筋からの EMG を含むクロストーク EMG の利用、EMG の周波数情報を活用するためのフィルタバンクの導入、そしてフィルタバンク出力のパターン化とニューラルネットワークによるパターン識別である。

人間のさまざまな動作は、単独の筋で実現されている場合は少なく、多くの筋群が関係していることが多い。前腕動作の例を示すと、背屈においては尺側手根伸筋や橈側手根伸筋などの筋が関係しており、また掌屈においては尺側手根屈筋や橈側手根屈筋などの筋が活動している<sup>12)</sup>。そこでクロストーク EMG を利用して、複数筋からの情報を同時に計測することで、より多くの情報獲得を目指す。

EMG は概ね 5 Hz から 2 kHz 程度の周波数成分を含むが、各動作により主として関与する筋が変化することから、動作の違いによって異なる周波数スペクトルを示す。これらの周波数スペクトルの違いを抽出してより多くの情報を獲得するために、複数のバンドパスフィルタ（以下 BPF と略記）を用いて信号抽出を行なう。この BPF のセットをフィルタバンクと呼ぶ。複数筋の EMG が重なりあっているクロストーク EMG を入力としたフィルタバンク出力は、動作の違いによって出力ごとの振幅の大きさが変化するため、その出現パターンの違いを調べることで人間の動作の違いを識別することができる。

Fig. 4 は各動作におけるフィルタバンク出力の出現パターンの違いを棒グラフで模式的に描いたものである。図のよう

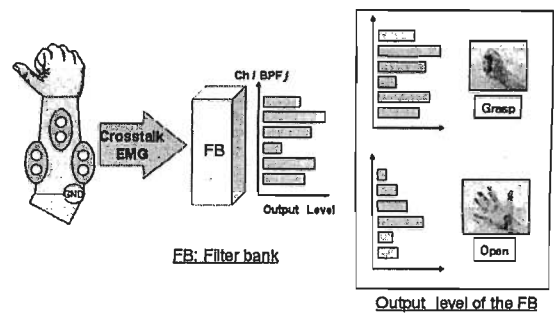


Fig. 4 Schematic description of output pattern of the filter bank

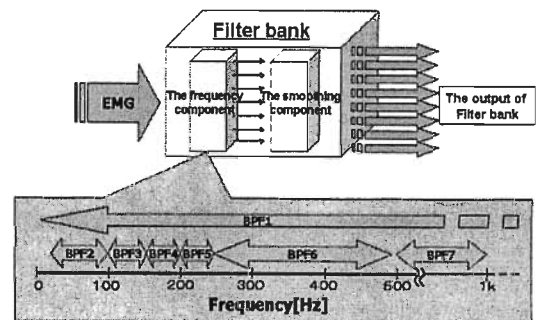


Fig. 5 The composition of the filter bank

に出現パターンは動作ごとにことになっており、これらをニューラルネットワークでパターン識別することにより、動作識別が可能となる。

## 3. 実験

### 3.1 フィルタバンクとニューラルネットワーク

フィルタバンクの構成図を Fig. 5 に示す。フィルタバンクは周波数情報を BPF で取り出す周波数成分抽出部と、抽出した成分を整流平滑化する信号平滑部で構成される。使用したフィルタバンクの周波数成分抽出部は 7 種類の BPF をもち、それぞれの仕様はつぎのとおりである。

- BPF1:全帯域通過
- BPF2:4 次バターース 10~100 Hz
- BPF3:4 次バターース 100~150 Hz
- BPF4:4 次バターース 150~200 Hz
- BPF5:4 次バターース 200~250 Hz
- BPF6:4 次バターース 250~500 Hz
- BPF7:4 次バターース 500~1kHz

これらのフィルタは、IIR デジタルフィルタで構成する。各 BPF の出力は信号平滑部に入力され、全波整流処理の後、カットオフ周波数 1 Hz、2 次バターースローパスフィルタにて平滑化された信号がフィルタバンクの出力となる。

動作識別には辻らが提案したニューラルネットワーク、Log-Linearized Gaussian Mixture Network（以下 LLGMN と略記）を用いた<sup>13)</sup>。このネットワークは、統計モデルの 1 つである混合正規分布モデルを内包した構造を有しており、使

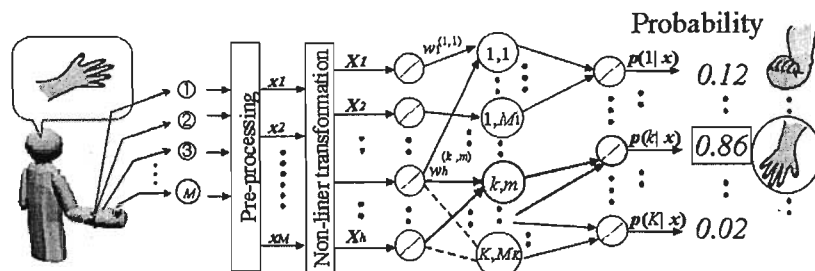


Fig. 6 The structure of LLGMN

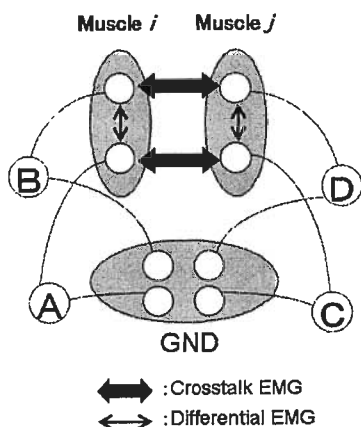


Fig. 7 Experimental setup for EMG measurements

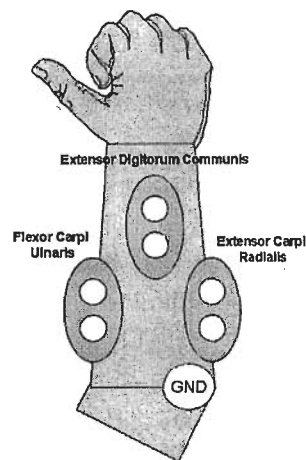


Fig. 8 Location of electrodes in a forearm

用者の EMG の統計的特性を学習により獲得することができる。ネットワークの構造を Fig. 6 に示す。ネットワークの詳細については文献 13) を参照されたい。

### 3.2 計測

EMG 計測は、差動計測の片方の電極をグランド位置で使用するシングルエンド計測を採用した。その電極配置の一例を Fig. 7 に示す。なお図中の A,B,C,D は EMG のアンプを示している。この手法を用いることで、グランド位置は 1 つの電極で置き換えることが可能なため、差動計測と比較して使用する電極数を大幅に少なくすることができる。実験においては、すべての EMG 計測をシングルエンド計測で行ない、同一筋上の電極同士の差から得られる信号を差動 EMG、異なる筋間の電極同士の差から得られる信号をクロストーク EMG と定義した。

前腕に配置したシングルエンド電極から計測した EMG を用いて、手の 8 動作を識別する。その動作とは、1) 握り、2) 開き、3) 回内、4) 回外、5) 掌屈、6) 背屈、7) 橈屈、8) 尺屈の 8 種類である。シングルエンド電極は 1) 尺側手根屈筋、2) 橈側手根伸筋、3) 総指伸筋の 3 種類の筋の上にそれぞれ 2 個ずつ配置した。この 3 種類の筋を選んだ理由は、前述の 8 動作を実現する上で比較的多く使用されているためである<sup>12)</sup>。また同一筋上からの EMG である差動 EMG を計測するため、それぞれの筋に 2 個ずつ電極を配置した。そしてグランド電極はまとめて右肘関節付近の筋が存在しない位置に装着した。

電極配置の状況を Fig. 8 に示す。

Fig. 9 に実験システムの構成を示す。EMG 計測は、ADInstruments 社製 PowerLab システムを用い、装置標準の皿電極を使用して、2kHz のサンプリング周波数で計測した。計測時に電源ハム除去フィルタ 60 Hz、ハイパスフィルタ 10 Hz、ローパスフィルタ 1 kHz で処理することで、交流雑音やアーチフェクトなど不要な信号を取り除いた。フィルタバンクおよび LLGMN は Linux をインストールしたパーソナルコンピュータ上で、GNU の C コンパイラである gcc を用いて構成した。

被験者は 20 歳から 40 歳の健常者 11 名で、計測器前の椅子に安静に座った状態で右腕に電極を装着して計測を実施した。EMG 計測は前腕 1 動作につき 5 秒間行ない、それを 8 動作分、実施する。この 8 動作のデータを 1 セットと定義すると、各被験者は LLGMN 教師信号用に 1 セットと識別用に 15 セットを計測した。LLGMN を用いた動作識別の計算には、計測開始後 1 秒から 4 秒までを使用した。

### 3.3 電極配置の決定

#### 3.3.1 方法

3 個の筋に配置した 6 個のシングルエンド電極について、すべての組み合わせに対して偏相関係数を計算した。計算には平滑化処理後の信号を用い、各被験者ごとに識別用に計測したデータから 10 セットを選択して行なった。なお、フィ

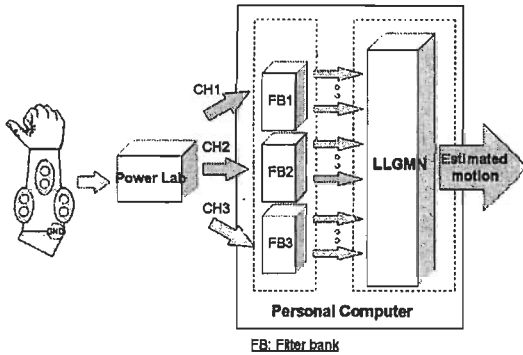


Fig. 9 The experimental apparatus

ルタ処理の影響を排除するために計測開始後 1 秒間のデータは計算から除外した。

3.3.2 結果

電極の組み合わせは Fig. 10 に示す A,B,C,D の 4 つのグループに分類することができる。各グループ間の偏相関係数の被験者平均と標準偏差を Fig. 11 に示す。図中、A のグループは通常、よく用いられる差動 EMG、グループ B,C,D はクロストーク EMG に対応し、それぞれの筋間に配置された信号間の偏相関係数を示している。クロストーク EMG のグループ内に、それぞれ 4 つの電極組み合わせが存在するのは、関係する 4 個のシングルエンド電極で実現可能なすべてのクロストーク EMG に対して計算を実施しているためである。

3.3.3 考察

計算結果からクロストーク EMG は、差動 EMG と比較して偏相関係数が低いことがわかる。同一筋に配置される電極からの信号は非常に高い類似性を持っており、その差である差動 EMG がもつ情報は電極を配置した筋からのみの情報である。それに対して複数の筋に配置された電極からの信号は類似性が低く、その差であるクロストーク EMG がもつ情報は、電極を配置したそれぞれの筋からの情報を含む。またそれぞれのグループ内に含まれる 4 つのクロストーク EMG の中でも、偏相関係数の値に違いが見られる。これは対象としている筋相互間の機能的な類似性を表わしており、偏相関係数が低い電極同士を組み合わせ得られる信号は、相互に独立して働く筋の EMG から影響を受けている可能性が高く、より多くの情報を含んでいると考えられる。

3.4 前腕動作識別

3.4.1 方法

シングルエンド電極からの入力を組み合わせた差動 EMG およびクロストーク EMG を用いた動作識別実験を行なう。今回の識別実験で採用した入力信号は以下の 3 通りである。

- (1) シングルエンド電極 4 個を用い、2 つの筋に対応した差動 EMG (2 種類)。
- (2) シングルエンド電極 6 個を用い、3 つの筋に対応した差動 EMG (3 種類)。
- (3) シングルエンド電極 3 個を用い、3 つの筋間のクロ

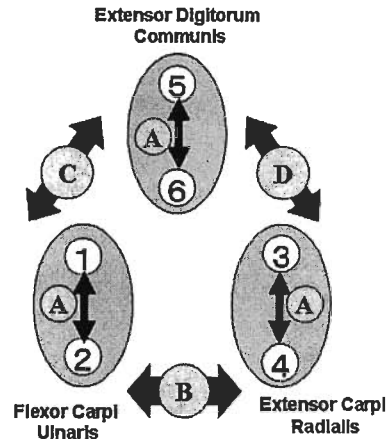


Fig. 10 Electrode combinations in crosstalk EMG and differential EMG

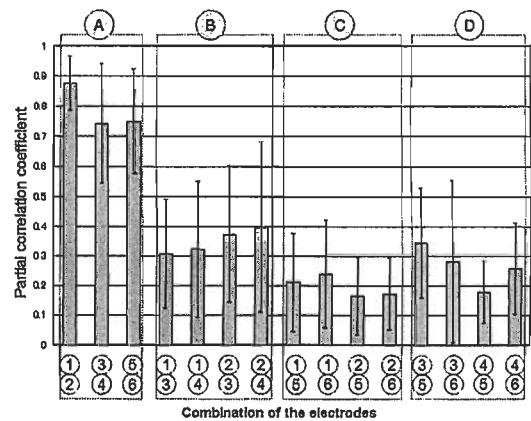


Fig. 11 Partial correlation coefficients for the electrode combination

ストーク EMG (3 種類)。

なお、(3) においては各筋にそれぞれ電極が 1 個配置されるという条件の下、電極間偏相関係数の平均値が最低となる組合せを選択した。また (1) においては、今回着目した筋のうち、尺側手根屈筋と橈側手根伸筋に配置した 4 個の電極を使用した。以上、用いた信号の詳細を Table 1 にまとめる。それぞれの信号はフィルタバンクに入力し、各帯域の特徴を抽出した後、LLGMN を用いて動作識別を実施した。LLGMN の学習用の教師信号には、実験時に学習用として計測した 1 セットのデータを使用し、その中から 8 動作それぞれに対応する 30 組のデータを使用した。学習が終了した後、識別用データ 15 セットから 10 セットを選択して動作識別を実施し、その正解数の合計を総動作識別回数で割って、百分率で示したものを識別率と定義した。

3.4.2 結果

Fig. 12 (a) は BPF 数、信号入力方式に対する識別率で、代表的な 1 名の被験者の平均値を、Fig. 12 (b) はその標準偏差を示す。また Fig. 13 は識別率が最高と最低の被験者を除く被験者平均を示す。以上の結果、シングルエンド電極数が

Table 1 The input signals used for the experiment

	Number of the electrodes	Number of the signals	Type of the EMG	Partial correlation coefficients	Note
(1)	4	2	Differential	High	Differential FCU and ECR
(2)	6	3	Differential	High	Differential EDC, FCU and ECR
(3)	3	3	Crosstalk	Low	

EDC: Extensor Digitorum Communis  
 FCU: Flexor Carpi Ulnaris  
 ECR: Extensor Carpi Radialis

3個で最も少ないクロストーク EMG を用いた場合が、電極を4個または6個用いた差動 EMG の場合と比較して、より高い識別率を得ることができた。その識別率はフィルタ数7個の場合、被験者によっては90%以上であり、被験者平均でも90%に近い値となっている。

### 3.4.3 考察

まず差動同士を比較すると、(1)では(2)で使用した3種類の差動 EMG から1つを取り除き、2種類の差動 EMG を用いて識別を実施している。よって(1)においては、(2)に比べて確実に情報量が減少しており、そのため識別率が低下したと考えられる。つぎに(2)の電極数6個の差動と(3)の電極数3個のクロストークを比べると、(3)のクロストークの電極数は(2)の差動のときの2分の1で圧倒的に少ないが、識別率は(3)の方が高く、被験者平均で10%程度高い傾向を示している。このとき、両者の偏相関係数を Fig. 11 より比較すると、(2)の値は(3)に比べて高い傾向がある。つまりクロストーク EMG では信号間の類似性が低く、それぞれの電極がもつ情報がクロストーク EMG に反映され、動作識別に有効に作用したと考えられる。

Fig. 13(a) にクロストーク EMG による動作識別率と差動入力 EMG による動作識別率の有意差を検証した結果を示す。それぞれの EMG 入力方法(1),(2),(3)における識別率に対して、分散分析の後に Scheffe 検定にて多重比較を行なった結果、有意差を確認することができた ( $p < 0.05$ )。

Fig. 14 に代表的な被験者 A における偏相関係数と識別率の関係を示す。偏相関係数は実験で使用した6個のシングルエンド電極から3個を選択して、その3個の電極で実現可能な3種類のクロストーク EMG の平均とした。そして識別率はフィルタ数が7個の場合を用い、選択可能なすべての電極組合せについて計算を行なった。その結果、偏相関係数と識別率の間には強い負の相関係数  $-0.74$  が認められた。また、偏相関係数が低い組合せは各電極がそれぞれ異なった筋に配置された場合 (Fig. 14 ○印参照) である。この結果、筋と電極の位置関係が十分に把握できないような場合でも、電極間の偏相関係数を計算することで異なった筋上の電極を選択可能となり、より高い識別結果が得られる電極を選択可能となる。

さらに EMG の周波数情報活用については、BPF の数が多いほどより高い識別率が得られている。これは BPF 数が増加するに従い、LLGMN への入力ベクトルの次数が増加したことにより、明確なパターン識別が可能になったためと考

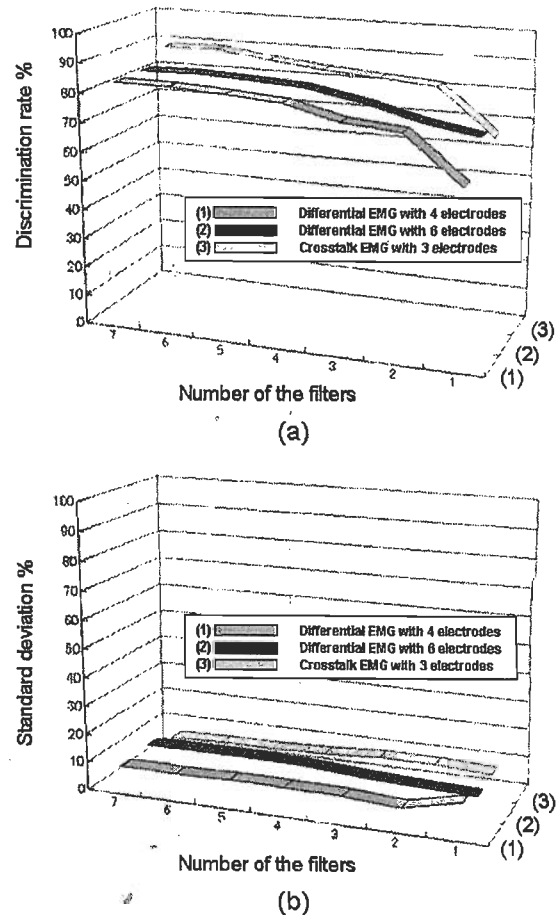
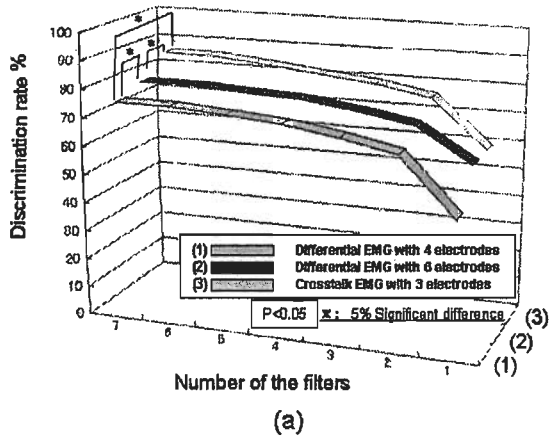


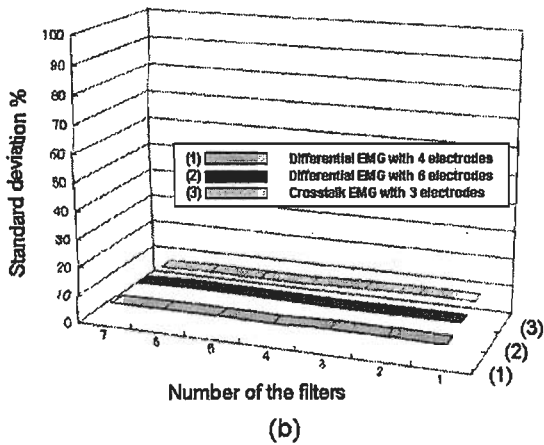
Fig. 12 The discrimination rates of Subject A

えられる。また、識別率は BPF の数が3個までは急激に向上する傾向が見られる。これはこの時点までにフィルタバンクで使用される BPF が、EMG の周波数成分の中でも比較的ダイナミックレンジの大きい帯域を占めているため、動作の違いによるフィルタバンク出力の影響が大きかったためである。

以上より、本論文で提案する電極選択手法で決定したクロストーク EMG を使用して前腕8動作の動作識別を行なった結果、一般的な差動入力方式より少ない電極数で、多くの前腕動作を高い識別率で識別可能なことが明らかとなった。



(a)



(b)

Fig. 13 The discrimination rates of all the subjects

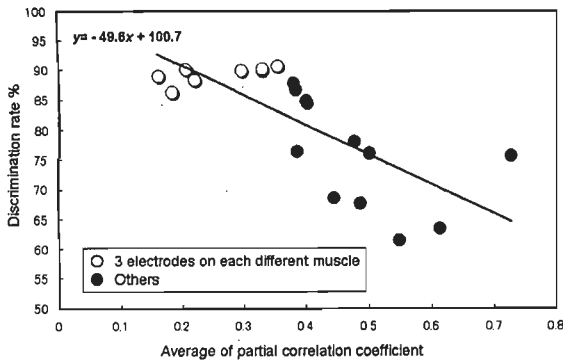


Fig. 14 Relationship between the discrimination rates and the partial correlation coefficients of Subject A

#### 4. む す び

本論文では、複数筋からの EMG を含むクロストーク EMG を導入し、その周波数情報を活用するためにフィルタバンクで信号処理を行ない、そのフィルタバンク出力の動作ごとに現れるパターンの違いをニューラルネットワークで識別することで、限られた少数の EMG 電極から高い動作識別率を実現するための手法を提案した。また電極間偏相関係数を考慮することで、より識別率の高い電極位置を決定することが可

能であることを明らかにした。

実験の結果、3 個のシングルエンド電極から得たクロストーク EMG を使用し、7 個の BPF を有するフィルタバンクの出力信号を用いた前腕 8 動作の識別率は約 90% であり、6 個の電極を使用した 3 通りの差動 EMG での識別結果と比較すると、10% 程度の識別率向上を実現した。これにより、電極位置の選択や EMG 入力方法、信号処理法を工夫することで、多くの前腕動作をより高い識別率で識別可能であることを示した。

さらなる情報獲得の手段としては、周波数情報の活用において、周波数スペクトルの時間変化を考慮する方法がある。今後はこれらの情報を活用するため、時間的情報を含むニューラルネットワーク<sup>14)</sup>の導入などを検討し、より使いやすい EMG を用いたユーザインタフェース手法の確立を目指していきたいと考えている。

#### 参 考 文 献

- 1) N. Wiener: CYBERNETICS or Control and Communication in the Animal and the Machine, MIT Press (1948)
- 2) M.F. Kelly, P.A. Parker and R.N. Scott: The Application of Neural Network to Myoelectric Signal Analysis: A preliminary study, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 37-3, 221/230 (1990)
- 3) 平岩, 内田, 下原, 曾根原: 筋電操作ハンドの制御のための皮膚表面筋電信号のニューラルネットによる認識, 計測自動制御学会論文集, 30-2, 216/224 (1994)
- 4) 辻, 森, 伊藤: 統計構造を組み込んだニューラルネットによる EMG 動作識別法, 電気学会論文誌 C, 112-C-8, 465/473 (1992)
- 5) 辻, 市延, 伊藤, 長町: エントロピーを用いた誤差逆伝播型ニューラルネットによる EMG からの前腕動作の識別, 計測自動制御学会論文集, 29-10, 1213/1220 (1993)
- 6) 辻, 福田, 村上, 金子: ニューラルネットを利用した EMG 制御型ポインティングデバイス, 計測自動制御学会論文集, 37-5, 425/431 (2001)
- 7) 福田, 藤田, 辻: EMG 信号を利用した代用発声システム, 電子情報通信学会論文誌, J88-D-II-1, 105/112 (2005)
- 8) 福田, 辻村, 辻, 大塚: EMG 信号を利用した食事支援マニピュレータの制御, 医科機学会, 74-5, 229/237 (2004)
- 9) 石井純夫: 四肢障害者のための食事支援ロボット, 日本機械学会誌, 105-1002, 346/347 (2002)
- 10) 下森, 辻, 福田, 内田, 三戸田: バリアフリーインタフェース BIO-REMOTE の開発, 計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演会, 415/416 (2002)
- 11) 加藤, 大久保: 初学者のための生体機能の測り方, 日本出版サービス (1999)
- 12) A.O. Perotto: 筋電図のための解剖ガイド, 西村書店 (1997)
- 13) 辻, 市延, 金子: 混合分布モデルと対数線形モデルに基づくフィードフォワード型ニューラルネット, 電子情報通信学会論文誌 D-II, J77-D-II-10, 2093/2100 (1994)
- 14) T. Tsuji, N. Bu, M. Kaneko and O. Fukuda: A Recurrent Log-linearized Gaussian Mixture Network, IEEE Transactions on Neural Networks, 14-2, 304/316 (2003)

## [著者紹介]

## 大賀 誠 (正会員)



1986年神奈川県立神奈川大学工学部電気工学科卒業。89年広島県立東部工業技術センター入所、2007年より広島県立総合技術研究所西部工業技術センター生産技術アカデミーに勤務、現在に至る。生体信号解析、生体信号を利用したシステム開発などの研究に従事。バイオメカニズム学会、電子情報通信学会などの会員。

## ト 楠



2005年広島大学大学院工学研究科博士課程後期修了。同年広島大学 COE 特別研究員を経て、2005年より独立行政法人産業技術総合研究所研究員、現在に至る。博士(工学)。生体信号計測・解析、ニューラルネット、パターン識別などの研究に従事。IEEE 会員。

## 杉山 利明



2005年広島大学工学部第二類卒業。2007年広島大学大学院工学研究科博士課程前期修了。同年キャノン(株)に入社。在学中は、EMG信号を用いたヒューマンインタフェースの研究に従事。

## 辻 敏夫 (正会員)



1959年12月25日生。1985年広島大学大学院工学研究科博士課程前期修了。同年広島大学工学部助手。94年同助教授を経て、2002年より同大学大学院工学研究科教授、現在に至る。工学博士。人間とロボットの運動制御、生体信号解析、ヒューマン・マシンシステムなどに関する研究に従事。本会学術奨励賞(1986)、論文賞(2002)、バイオメカニズム学会論文賞(1990)、日本義肢装具学会論文賞(2000)、日本医科器械学会論文賞(2003、2005)、IEEE 2003 King-Sun Fu Memorial Best Transactions Paper Award(2004)、日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス部門学術業績賞(2004)などを受賞。