

肩姿勢変動を考慮した筋電義手のための動作識別法の検討

Motion Discrimination for Myoelectric Hand Considering Shoulder Posture Change

○ 関弘和 (千葉工大)

Hirokazu SEKI, Chiba Institute of Technology

**Abstract:** Electromyogram (EMG) pattern recognition is essential for myoelectric hand control. In past studies, EMG signals were measured at fixed arm posture; however, EMG signals change according to the posture angle of elbow and shoulder. This study describes a high precision motion discrimination system considering the shoulder angle change. EMG signal characteristics with the shoulder angle change are analyzed by Parametric Eigenspace and a motion discrimination system with posture angle sensing and linear interpolation is proposed. Some experiments are performed to verify the effectiveness of the proposed motion discrimination method.

**Key Words:** EMG signal, myoelectric hand, motion discrimination, Parametric Eigenspace, Mahalanobis distance

1. はじめに

交通事故や災害などによって腕を失った人の日常生活動作 (ADL) を行い易くするため、失われた腕と同等の機能をもち自分の動かしたいタイミングに意思通りに動く義手として、筋電図を制御信号として用いる筋電義手が注目されており、これまで数多くの研究・開発が行われている。

筋電図とは、筋線維が運動指令を受けたときに発生する筋電位を記録・表示したものであり、運動指令情報を含んでいる。筋電位信号から切断者の運動意思を推定し制御するには、高精度のパターン解析処理が必要になる。また、個人差や環境に左右されないロバストな信号処理を実現するには高い認識能力が必要になり、これまで多くの研究がなされてきた。例えば、周波数情報の誤差逆伝播法によるニューラルネット<sup>(1)</sup>、統計構造に基づくニューラルネット<sup>(2)</sup>、筋電信号の平均値と標準偏差を用いた適応型ファジィ推論<sup>(3)</sup>、隠れマルコフモデル<sup>(4)</sup>などにより動作識別が行われてきた。

実用的な筋電義手を実現するために必要な技術要素の一つとして、前腕部動作識別の精度向上が挙げられる。特に実際の使用場面で想定される様々な外乱要素、例えば筋疲労、肘や肩の姿勢変動、荷重負荷等は筋電位を変化させる要因になるため、これらに対しても高認識率を發揮するようなロバスト性が重要な課題となる。先に述べた従来研究の多くは、無負荷、一定姿勢等の限られた条件下で検証されており、上記の外乱要素はほとんど考慮されていない。本研究では、これらの外乱要素の一つとして、主に肩の姿勢変動による筋電位の変化に注目する。従来の研究で、肩や肘の姿勢変動により、肩から前腕にかけての筋電位信号は変化することが指摘されており、このことを考慮した上で筋電義手用の動作識別システムを開発すべきである。そこで本研究では、肩の姿勢変動に対しロバストな動作識別を実現することを目的とする。

2. 筋電位測定と特徴量抽出

2-1 筋電位の測定

表面筋電図法を用いて測定する様子を Fig.1 に示す。測定位置は右前腕部周りの 90 度間隔とする。これは手のひらや手首の動作が、主に手首から肘の間にある総指伸筋、浅指屈筋、橈側手根屈筋、尺側手根屈筋、腕橈骨筋などを使用するためであり、また 90 度間隔であれば、使用者は肘からの距離さえ覚えていれば毎回同じ箇所測定できるためでもある。



Fig. 1 Measurement position.

2-2 特徴量の抽出

抽出する特徴量としては全波整流や積分法などいくつか考えられるが、本研究では実効値を用いる。実効値とは一定時間内の筋電位信号を二乗した範囲内の平均の平方根であり、筋肉の放電量及び放電のタイミングから何処の筋肉がどの時点でどのくらい活動していたのかわかる。実効値の値は小さいため 100 倍に増幅して算出する。本研究では 70ms 毎に 1 個の実効値を算出する。これは、筋電位が発生してから筋肉に力が発生するまでに約 100ms の遅延が存在し、この時間内に動作識別等の処理を終わらせることで筋電義手の操作者に時間遅れを感じさせないためであり、識別処理の計算時間を考慮して差し引き、70ms とする。式(1)に実効値の算出式を示す。

$$RMS(t) = \sqrt{\frac{1}{2T} \int_{-T}^{+T} e^2(t + \tau) d\tau} \tag{1}$$

3. 姿勢変動による分布特性解析

腕の姿勢として肩と肘の角度変動が考えられるが、今回は肩の姿勢角度に注目し、範囲については日常生活での動作を考慮し、Fig.2 のように鉛直下方向から前方向 90 度までとする。この 3 姿勢それぞれで 6 動作 (握る、開く、掌屈、背屈、回内、回外) の筋電位を測定し、1 動作につき 28 個ずつの特徴量抽出を行い、姿勢変動による特性変化を解析する。



(a) 0 degree (b) 45 degrees (c) 90 degrees

Fig. 2 Shoulder posture change.

今回、被験者は男性健常者2名(いずれも22歳、それぞれA、Bと呼ぶこととする)として実験を行う。なお実験を始める前に、全被験者に研究の主旨を説明し、協力の了承を得た上で実験を行った。ここで、4つの電極からの測定のため特徴量は4次元データとなるが、主成分分析を適用し、分布の散らばりを明確にした3次元情報に低次元化し可視化することで解析を行う。このように分布の散らばりの大きい軸(主成分)に基づき低次元空間で表現する方法は固有空間表現と呼ばれ、画像データ解析をはじめ多くの分野で有用されている。

被験者A、Bの特徴量について、3次元固有空間で表現した分布をそれぞれFig.3、Fig.4に示す。なお、以降に示す3次元空間図は、分布が視覚的に理解できるような視点から見た図として表示している。

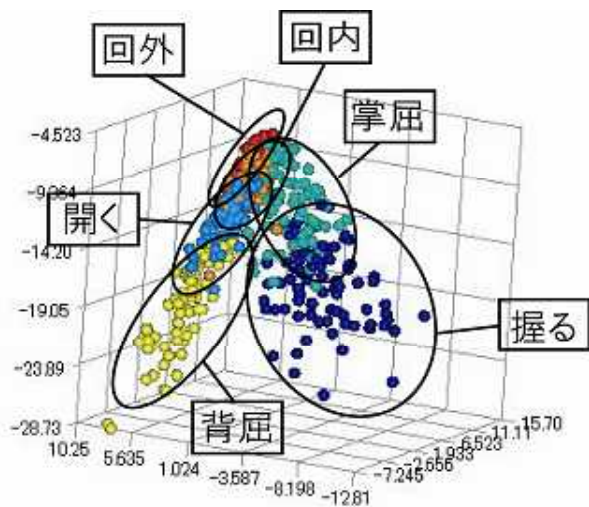


Fig. 3 3-dimensional eigenspace (subject A).

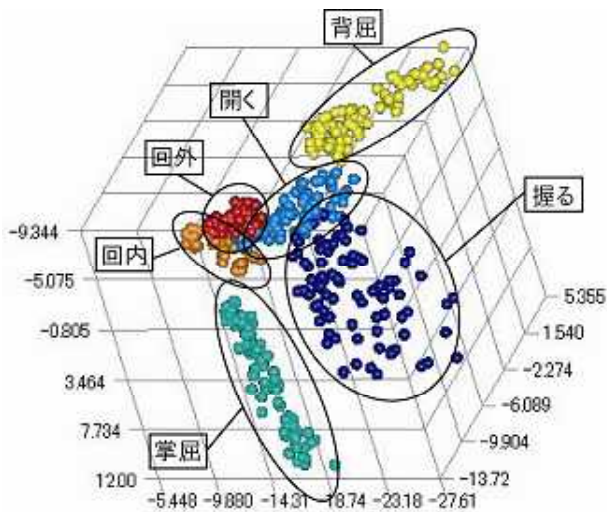


Fig. 4 3-dimensional eigenspace (subject B).

姿勢変動によって異動作間で分布が重なってしまった部分が多く見受けられる。したがって、様々な姿勢角度に対し、0度の測定データのみを用いた識別、あるいは0度・45度・90度の全てのデータを用いた識別、いずれの場合も誤認識が起こる可能性が高いと推測できる。

一方、各動作内で姿勢変動によってどのように分布しているかを解析するため、動作ごとに拡大して固有空間を表

示す。被験者A、Bそれぞれについて、6動作ごとの固有空間分布をFig.5、Fig.6に示す。

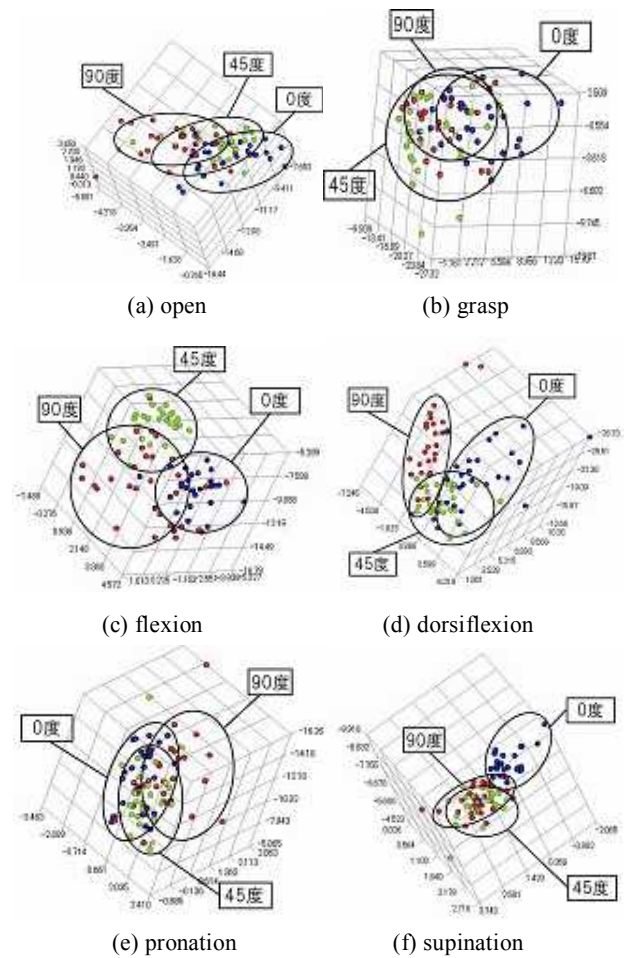
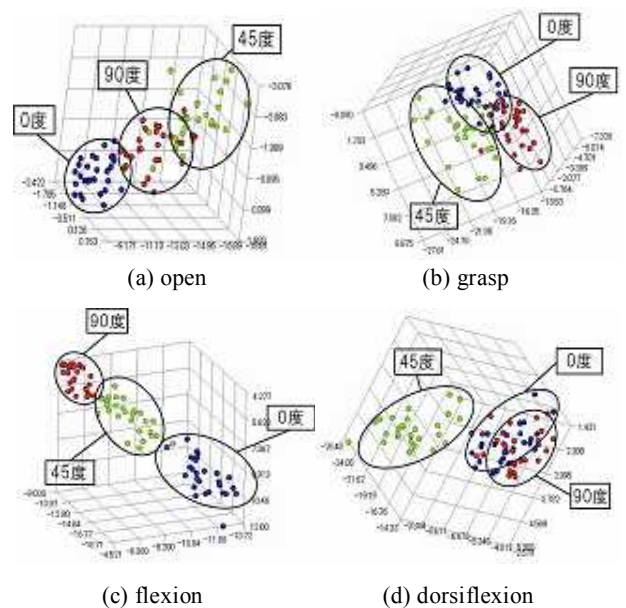


Fig. 5 3-dimensional eigenspace (subject A).



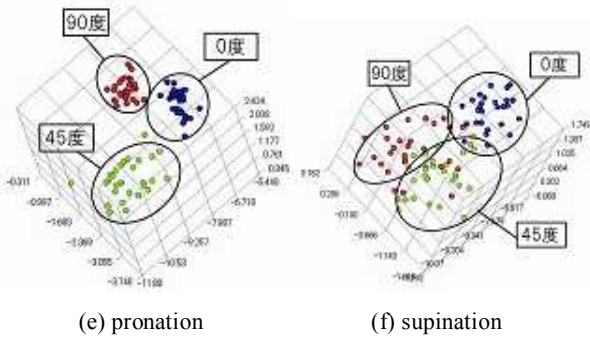


Fig. 6 3-dimensional eigenspace (subject B).

各動作内の分布について、様々な特性が個人ごとに見られる。ほぼ線形的に変化しているもの、線形的ではないが推移変化が見られるもの、特に分布変化が見られないものが存在していることがわかる。以下に2名の被験者の特徴量分布について考察できることをまとめる。

- ・ 被験者 A の「開く」、「回外」、被験者 B の「掌屈」は、ほぼ線形的に推移変化している。
- ・ 被験者 A の「掌屈」、「背屈」、被験者 B の「握る」、「回内」、「回外」は、線形的ではないが肩角度に従って推移変化している。
- ・ 被験者 B の「開く」、「背屈」は、45 度のときに特に推移が大きい例である。筋電位データを解析したところ、「開く」、「背屈」の動作時に使用される指伸筋等を測定する CH4 が 45 度時に大きくなっていった。一方、90 度時には前腕部よりも上腕部での負荷が増えたため、45 度時に特徴的な分布となったのではないかと推測する。これら姿勢維持のための筋肉の使い方など個人差もあると考えられる。
- ・ 被験者 A の「握る」、「回内」は肩角度によってあまり分布は変化していない。

ここで、あるパラメータにより固有空間上の座標が軌跡を描く様子をパラメトリック固有空間表現といい、動画像処理などにも応用されている<sup>(5)</sup>。本研究では、肩角度をパラメータとした筋電位信号特徴量のパラメトリック固有空間表現により特性の可視化解析をすることができた。

#### 4. 姿勢変動を考慮した動作認識法

前章の解析に基づくと、様々な姿勢角度での動作識別は、その角度が未知のまま識別を行うことは難しい。そのため、姿勢角度をセンサでリアルタイムに測定し識別に用いることが考えられる。姿勢角度を計測するセンサは現在では小型で高精度のものが多く市販されており、例えば義手本体や腕に貼り付けることは大きな問題にはならない。センサで姿勢角度が計測できたとして、例えば5度や10度刻みで多数の筋電位信号を測定し学習データを用意することも考えられるが、測定データが膨大となり、筋電義手使用者にも負担が多くなり、非現実的である。

そこで本論文では、より少ない測定データで様々な姿勢角度に対応した動作識別を行うため、前章でのパラメトリック固有空間表現による特性解析を踏まえ、45度以下の場合のデータは0度と45度の学習データの間に分布、45度以上の場合のデータは45度と90度の学習データの間に分布すると仮定し、0度・45度・90度の3種のみの学習データから線形補間により他の角度時の仮想学習データを作成し識別を行う手法を提案する。なお今回は動作識別法として、簡易な判別法であるマハラノビス距離を用いることと

し、このために必要な学習データを仮想的に作成することを検討する。

計測された姿勢角度 $\theta$ に対する仮想データを $\mathbf{x}_v^\theta = (\mathbf{x}_{v1}^\theta, \mathbf{x}_{v2}^\theta, \dots, \mathbf{x}_{vn}^\theta)$ とする。各データは4CHの筋電信号の実効値から成る4次元ベクトルである。 $n$ は1姿勢、1動作に対し用意する学習データ数であり、今回は28個としている。ここで、0度・45度・90度の実測学習データ $\mathbf{x}^0, \mathbf{x}^{45}, \mathbf{x}^{90}$ (これらも同様に $n$ 個ずつのデータから成る)を用いて仮想データ $\mathbf{x}_v^\theta$ を作成することを考える。

作成手順を以下に述べる。まず0度・45度・90度の実測学習データ $\mathbf{x}^0, \mathbf{x}^{45}, \mathbf{x}^{90}$ に対しそれぞれの平均値 $\mathbf{x}_{ave}^0, \mathbf{x}_{ave}^{45}, \mathbf{x}_{ave}^{90}$ を求めておく。これらに線形補間を適用し、姿勢角度 $\theta$ に対応する平均値 $\mathbf{x}_{ave}^\theta$ を求める。このとき、 $\theta$ が45度以下の場合には0度と45度、 $\theta$ が45度以上の場合には45度と90度の平均値データにより線形補間を行う。次に、0度・45度・90度の中で $\theta$ に最も近い角度の実測学習データに注目し、これらのデータを仮想データの平均値 $\mathbf{x}_{ave}^\theta$ までシフトすることで仮想データを作成する。数式で表現すると以下ようになる。なお、式中で $i=1, 2, \dots, n$ である。

$$\mathbf{x}_{vi}^\theta = \mathbf{x}_i^0 \quad (\theta = 0) \quad (2)$$

$$\mathbf{x}_{vi}^\theta = \mathbf{x}_i^0 + \frac{\theta}{45}(\mathbf{x}_{ave}^{45} - \mathbf{x}_{ave}^0) \quad (0 < \theta \leq 22.5) \quad (3)$$

$$\mathbf{x}_{vi}^\theta = \mathbf{x}_i^{45} - \frac{45 - \theta}{45}(\mathbf{x}_{ave}^{45} - \mathbf{x}_{ave}^0) \quad (22.5 < \theta < 45) \quad (4)$$

$$\mathbf{x}_{vi}^\theta = \mathbf{x}_i^{45} \quad (\theta = 45) \quad (5)$$

$$\mathbf{x}_{vi}^\theta = \mathbf{x}_i^{45} + \frac{\theta - 45}{45}(\mathbf{x}_{ave}^{90} - \mathbf{x}_{ave}^{45}) \quad (45 < \theta \leq 67.5) \quad (6)$$

$$\mathbf{x}_{vi}^\theta = \mathbf{x}_i^{90} - \frac{90 - \theta}{45}(\mathbf{x}_{ave}^{90} - \mathbf{x}_{ave}^{45}) \quad (67.5 < \theta < 90) \quad (7)$$

$$\mathbf{x}_{vi}^\theta = \mathbf{x}_i^{90} \quad (\theta = 90) \quad (8)$$

この手法では、線形的に分布している場合のみならず、線形的ではない分布の場合にも有効であると考えられる。提案手法のイメージ図をFig.7に示す。

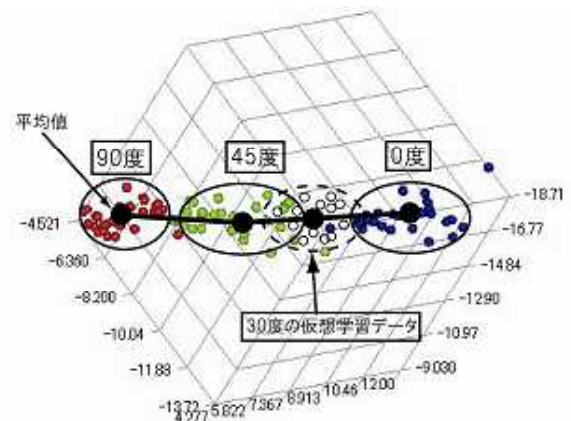


Fig. 7 Proposed motion discrimination.

学習データ作成後に動作識別を行う。動作識別には1章で述べたような様々な手法が考えられるが、今回は前述のとおりマハラノビス距離を用いる。6動作の仮想学習データそれぞれへのマハラノビス距離を求め、最小となる動作を識別結果とする。

## 5. 実験による検証

提案手法の有効性を示すための実験検証を行う。被験者は3章で対象とした2名(A, B)である。肩角度検出には、(株)ゼットエムピー製の6軸モーションセンサ「e-nuvo IMU-Z Lite」を使用した。また今回は基礎的検証のため、両被験者とも肩角度のセンサ計測値が30度と75度となった時点を代表例とし測定、識別を行った。30度のときは45度データ、75度のときは90度データを用いてそれぞれ仮想データが作成されることとなる。0度・45度・90度のデータはあらかじめ測定しておくが、今回は前述のとおりそれぞれ28個ずつデータを用意した。

提案手法の比較対象として、① 0度の学習データのみで識別を行う方法、② 0度・45度・90度の学習データで識別を行う方法、での検証も行う。①、②はいずれもセンサ情報を用いない方法である。③を提案手法とする。識別を行う試行回数は、各動作28回ずつ、計168回である。全動作で総合した識別率の結果をFig.8に示す。

30度の実験において、提案手法を用いた場合、被験者A, Bでそれぞれ58.9%, 100%の識別率となり、手法①②と比較し20%程度、あるいはそれ以上の向上が見られた。75度の実験では、提案手法を用いた場合、被験者Aの識別率は51.2%で、手法①、②より30%程度向上した。被験者Bは84.5%で、手法①より20%程度向上したが、手法②よりは13%ほど低い結果となった。これは特に回内の認識率が低かったためであり、Fig.4からもわかるように回内と回外の分布は姿勢変動によりほぼ重なってしまい誤認識が多く発生したためと考えられる。これらの実験結果から、提案手法により識別率が向上する可能性が示されたと言える。

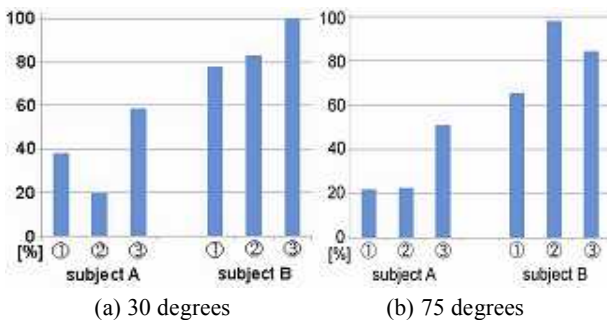


Fig. 8 Discrimination rate (6 motions).

また、両被験者において現時点で不慣れと考えられる「回内」、 「回外」を除いた4動作での識別実験も行った。結果をFig.9に示す。

30度の実験において、提案手法を用いた場合、被験者A, Bでそれぞれ72.3%, 100%の識別率となり、手法①、②と比較し10%以上の向上が見られた。75度の実験では、提案手法を用いた場合、被験者Aの識別率は79.5%で、手法①、②より30%以上向上した。被験者Bは98.2%で、手法①より15%程度向上したが、手法②でも100%の識別率が得られた。本実験結果からも、提案手法により動作識別率が向上する可能性が示されたと言える。

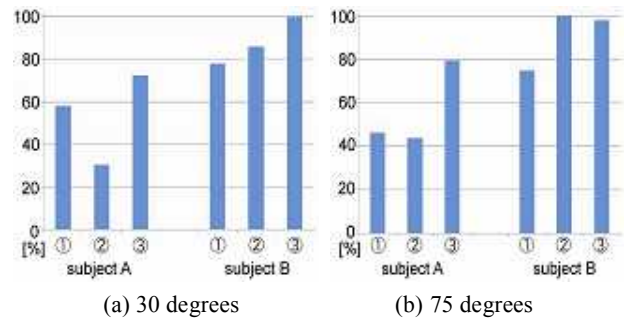


Fig. 9 Discrimination rate (4 motions).

## 6. おわりに

本稿では、肩の姿勢変動時の筋電位信号変化をパラメトリック固有空間表現により可視化解析するとともに、姿勢センサ情報と線形補間に基づく仮想学習データによる前腕部動作の識別手法を提案し、実験検証によりその有効性を示した。今後は、他の肩姿勢範囲や肘の姿勢変動の考慮、トレーニングによる習熟度向上の考慮、被験者ごとの最適測定位置の考慮、実際の切断者による検証などを行う必要がある。

## 参考文献

- (1) 平岩明, 内田典佳, 曾根原登, 下原勝憲, 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, vol. 30, no. 2, pp. 216-224, 1994.
- (2) 辻敏夫, 森大一郎, 伊藤宏司, 統計的構造を組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, vol. 112, no. 8, pp. 465-473, 1992.
- (3) 木曾淳, 関弘和, 適応型ファジィ推論を用いた筋電位信号に基づく前腕部動作識別, 電気学会論文誌D, vol. 130, no. 11, pp. 1272-1278, 2010.
- (4) A. D. C. Chan, and K. B. Englehart, Continuous myoelectric control for powered prostheses using hidden markov models, IEEE Trans. on Biomedical Engineering, vol. 52, no. 1, pp. 121-124, 2005.
- (5) H. Murase and S. K. Nayar, Illumination planning for object recognition using parametric eigenspace, IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 16, no. 12, pp. 1219-1227, 1994.