410 筋電信号による腕の動作識別と関節角度推定

Motion Discrimination and Joint Angle Estimation of an Arm using EMG Signals

○ 北村 徹 (同志社大院) 正 辻内 伸好 (同志社大)
 正 小泉 孝之 (同志社大)

Toru KITAMURA, Graduate School, Doshisha University, Tataramiyakodani, Kyotanabe, Kyoto
 Nobutaka TSUJIIUCHI, Doshisha University, Tataramiyakodani, Kyotanabe, Kyoto
 Takayuki KOIZUMI, Doshisha University

The position tracking and control method using the bioelectrical signals attracts attentions as expectable technology. The purpose of this research is to construct a practical master slave system, which uses electricmyogram (EMG) signals. Signal processings of EMG signals are performed using a linear multiple regression model, which can learn parameters in a short time. Using this model, joint angles are predicted, and the motion pattern discrimination is conducted. Several experiments were conducted to verify the validity of this technique. First, the motion pattern discrimination from EMG signals was conducted. Discriminated motions were flexion, and abduction at a shoulder joint, and flexion, extension, pronation, and supination at an elbow joint. Second, the experiment using a robot arm was conducted. In this experiment, an arm joint angle was predicted from EMG signals. From these experiments, the usefulness of processing EMG signals with a linear multiple regression model was proved.

Keywords: EMG, Linear Multiple Regression Model, Pattern Recognition, Human Interface

A1. 緒言

近年, ロボットのマスタ・スレーブ制御のためのインタフェースとして生体信号の一つである表面筋電信号が注目されている。そのため筋電信号から人腕の運動を推定する研究が数多く行われているが, その多くは関節トルクの推定を行っている。しかし一般に人腕とロボットのダイナミクスは異なるためトルクの推定だけではロボットを制御できない。また, これらの研究ではニューラルネットワークを用いて推定を行っているので多大な時間を必要とする。そこで本研究では, 短時間で最適解が求まる重回帰モデルを用いて筋電信号から肘の関節角度の推定を行う手法を提案する。また誤動作を防止するため筋電信号から動作識別を行う手法を提案する。さらにマニピュレータを用いた実験により提案手法の有効性を検証する。

A2. 理論

関節角度は過去の関節角度と d チャンネルで計測された筋電信号の整流・平滑化した信号の線形和として表現できると仮定し, 以下のような重回帰モデルを考える。

$$\theta_{ref}(T) = \sum_{l=1}^d A_l emg_l + B \theta_{ref}(T-1) + C$$

ここで, $\theta_{ref}(T)$, $\theta_{ref}(T-1)$ はそれぞれ現在と 1 サンプル前の関節角度, emg_l はチャンネル数 l ($l = 1, 2, \dots, d$) で計測した筋電信号を整流・平滑化した信号である。また, A , B , C は偏回帰係数であり, 最小二乗法によって推定する。

また, 動作 i に対応する動作信号 y_i と筋電信号には線形関係があると仮定し, 以下のような重回帰モデルを考える。

$$y_i = a_{i0} + a_{i1} emg_1 + a_{i2} emg_2 + \dots + a_{id} emg_d$$

ここで a は偏回帰係数であり最小二乗法によって推定する。ある動作が行われた時, 動作信号が最大となる動作を識別結果とする。

A3. 実験

動作識別実験と関節角度推定実験を行い, 提案手法の有効性を検証する。

動作識別実験では, 肩関節の屈曲, 外転動作の識別, 及び肘関節の屈曲, 伸展, 回内, 回外動作の識別を行う。その結果, 全被験者において 90[%]以上の識別率であった。

関節角度推定実験では, 推定した関節角度と目標角度をディスプレイ上に表示し, 推定角度が目標値に追従するように被験者が運動を行い, 関節角度の推定精度を検証する。静的な目標値に対する精度は両関節とも平均追従誤差は 5[deg]以下となり, 追従精度が高いことがわかる。動的な目標値に対しては 25[deg]以下であったが, 推定軌道は目標軌道に対して波形の傾向が良く一致していた。その誤差の原因はディスプレイの表示に時間遅れと考えられる。

最後に動作識別と関節角度推定を組み合わせることにより, 屈曲伸展動作以外の動作の推定関節角度への影響を除去する。その結果より提案手法の有効性を実証した。

A4. 結言

本研究では, 筋電信号を用いたロボットマニピュレーションシステムの構築を目的とし, 筋電信号から動作識別と関節角度推定を行う手法を提案した。提案手法の有効性を検証するため, 肩関節及び肘関節の動作識別実験を行った。さらに関節角度を推定し, マニピュレータの制御実験を行った。その結果, 以下の結論を得た。

1. 提案手法によって人腕における動作識別が可能である。
2. 提案手法によって関節角度を高精度に推定することができた。
3. 構築した筋電制御型マニピュレーションシステムは個人差に適応でき, 直感的な操作が可能である。

1. 緒言

現在、ロボットのマスタ・スレーブ制御のためのインタフェースとして、ジョイスティックやマスタアーム、ゴニオメータなどが用いられている。しかし、ジョイスティックによる操作は直感的でないためオペレータに訓練が必要である。またマスタアームやゴニオメータは手や腕などに装着する必要がある、オペレータの運動を拘束するといった問題点がある。近年、これらの問題を解決するインタフェースとして生体信号の一つである表面筋電信号が注目されている¹⁾。表面筋電信号とは筋肉が収縮する際に生じる活動電位を皮膚表面で計測した電気信号であり、運動の意志や力の大きさなどの情報を含んでいる。このため筋電信号から人腕の運動を推定する研究が数多く行われているが、その多くは筋電信号から関節トルクの推定を行うものである²⁻⁶⁾。人腕とロボットのダイナミクスが同じであれば推定したトルクを使用することでロボットを制御できるが、一般に人腕とロボットのダイナミクスは異なる。そのため関節トルクではなく関節角度を推定する研究も行われている^{7,8)}。これらの研究ではニューラルネットワークを用いて筋電信号から関節角度を推定しているが、ニューラルネットワークの学習には多大な時間を必要とし、学習が収束しない場合や局所解になってしまう場合もある。

また、筋電信号から関節角度を推定する場合、一つの筋肉が複数の動作に関与するために同じ電極から計測される筋電信号がある単一の動作に対応しているとは限らない。そのため筋電信号から単純に関節角度を推定するだけでは誤動作が生じる可能性がある。これを防止するために筋電信号から動作識別を行う必要があると考えられる。筋電信号からの動作識別は筋電義手の多機能化に関する研究において数多く行われている⁹⁻¹²⁾。動作識別にはニューラルネットワークが多く用いられているが、前述のような問題点があるため、実用的であるとは言いがたい。一方、独立成分分析によって回帰係数を決定した重回帰モデルを用いて動作識別を行う研究¹³⁾があるが、多くの筋電信号を計測する必要があった。

本研究では短時間で最適解が求まる重回帰モデルを用いて、表面筋電信号から関節角度の推定と動作識別を行う手法を提案する。関節角度の推定にはモデルの入力として筋電信号だけではなくマニピュレータの現在の角度も利用することで推定角度の精度向上を図る。また、動作識別のために用いる重回帰モデルの回帰係数は独立成分分析によって推定するのではなく、動作に対応した教師信号を与えて、最小二乗法により推定する。この動作識別手法の有効性を検証するため動作識別シミュレーションを行う。さらに、動作識別と関節角度の推定手法を組み合わせ、所望の動作を行った時のみマニピュレータを制御し、その他の動作を行った際には現状の姿勢を維持する切り換え制御法を提案する。そして、提案手法を適用した筋電制御型マニピュレーションシステムを構築し、実験によりその有効性の検証を行う。

2. 信号処理システム

筋電信号からマニピュレータの制御入力を生成するための信号処理方法について述べる。まず前処理として、計測された筋電信号をA/D変換し、全波整流した後、ローパスフィルタによって平滑化を行う。この処理を施した筋電信号から関節角度の推定を行う。しかし一つの筋肉が複数の運動に関与するため、同じ電極から計測される筋電信号がある単一の動作に対応しているとは限らない。そのため単純に関節角度の推定を行うだけでは他動作の影響を受け、誤動作が生じる可能性がある。これを防止するためには筋電信号から関節角度の推定だけではなく、動作識別も行う必要がある。そこで関節角度の推定と動作識別を組み合わ

せて、図1に示すような信号処理システムを構築する。

Fig.1 Signal Processing

このシステムでは筋電信号から動作識別を行うことで、対応した動作を行った時のみ推定した関節角度をマニピュレータへ入力し、対応していない動作を行った際には現状の関節角度を保つような切り替え制御を行う。本研究では、矢状平面上における屈曲伸展動作を行った時のみ推定角度をマニピュレータの指令角度とし、その他の動作を行った際には現在の関節角度を維持する。以下、3章で関節角度の推定方法、4章で動作識別の方法について説明する。

3. 関節角度推定

3.1 関節角度推定モデル

関節角度は過去の関節角度と整流、平滑化された筋電信号の線形和として表現できると仮定し、以下のような重回帰モデルを考える。

$$\theta_{ref}(T) = \sum_{l=1}^d A_l emg_l + B \theta_{ref}(T-1) + C \quad (3.1)$$

ここで、 $\theta_{ref}(T)$ 、 $\theta_{ref}(T-1)$ はそれぞれ現在と1サンプル前の関節角度、 emg_l はチャンネル数 l ($l=1,2,\dots,d$)で計測した筋電信号を整流・平滑化した信号である。また、 A 、 B 、 C は偏回帰係数であり、最小二乗法によって推定する。

3.2 学習方法

モデルの回帰係数を学習する際に、教師信号として実際の関節角度を与える必要がある。ポテンショメータなどの位置計測装置を用いて関節角度を計測する方法も考えられるが、本研究では実際の関節角度を計測せずに教師信号を与える方法を用いる。

まず、次式に示すチャープ信号を指令値としてマニピュレータを制御する。

$$\theta_i(t) = -A \cos \left[2\pi \left\{ (f_2 - f_1) \frac{t}{\Delta t} + f_1 \right\} t \right] + A \quad (3.2)$$

この指令値は振幅が A で、周波数が f_1 から f_2 まで時間 Δt で変化する。被験者はマニピュレータの運動を見ながら同様の運動を行う。この時のマニピュレータへの指令値を教師信号とし、筋電信号とマニピュレータの関節に取り付けられたエンコーダの値を説明変数の学習用サンプルデータとして使用する。学習の様子を示した図を図2に示す。

Fig.2 Data Collection for Training the Model

4. 動作識別

動作識別を行うために重回帰モデルを用いて、筋電信号から対応した動作を行った時のみ正になる信号（以下、動作信号と呼ぶ）を生成する。動作ごとにモデルを作成し、出力値である動作信号によって動作の識別を行う。ある動作が行われた時、動作信号が最大となる動作を識別結果とする。本研究では図3に示す肩関節における外転動作、屈曲動作及び肘関節における屈曲動作、伸展動作、回内動作、回外動作に対応する動作信号を生成する。モデルの偏回帰係数を学習するためには、教師信号が必要である。本研究では筋電信号から動作に対応した教師信号をリアルタイムで生成し偏回帰係数を推定する手法を提案する。

Fig.3 Motions of Shoulder and Elbow

4.1 動作推定モデル

動作 i に対応する動作信号 y_i と d チャンネルで計測された表面筋電信号を整流・平滑化した信号 $emg_1, emg_2, \dots, emg_d$ には線形関係があると仮定し、次式のような重回帰モデルが成立する。

$$y_i = a_{i0} + a_{i1}emg_1 + a_{i2}emg_2 + \dots + a_{id}emg_d \quad (4.1)$$

ここで a は偏回帰係数であり最小二乗法によって推定する。

4.2 教師信号生成

回帰係数ベクトルを推定するためには目的変数ベクトルの教師信号を与える必要がある。教師信号は計測された筋電信号から以下に記す方法で生成する。

まず、 m 種類の動作を一度ずつ行い、その時計測された d チャンネルの筋電信号を整流・平滑化した信号を算出する。それらの信号を次式のように総和する。

$$S = \sum_{i=1}^d emg_i \quad (4.2)$$

動作を行う度に筋電波形にはピークが生じるため、 S には m 個のピークが生じる。生じたピークの中で k 番目のピークは k 番目に行った動作（以下、動作 k と呼ぶ）に対応している。動作 k に対応した教師信号を以下のように求める。

$$y_k = \begin{cases} S & (i = k) \\ -S & (i \neq k) \end{cases} \quad (4.3)$$

i はピークの数 ($i = 1, \dots, k, \dots, m$) を表す。また、動作を行っていない時は 0 とした。これにより、対応する動作を行った時に教師信号は正の値になり、それ以外の動作を行った時は負の値になる。 $d = 4$, $m = 4$ の場合におけるこの手法の適用例を図4に示す。

ここで、説明変数ベクトルと目的変数ベクトルがリアルタイムで同時に計測されるため、回帰係数ベクトルもリアルタイムで推定できる。

Fig.4 The Generation Method of the Teaching Signals

5. 実験

実験では提案手法を用いて肩関節と肘関節における動作識別と関節角度推定を行う。さらに、動作識別と関節角度推定を組み合わせた切り替え制御法を用いてマニピュレータを制御する。そして実験結果より、提案手法の有効性を検証する。

5.1 実験装置

実験システムの全体図を図5に示す。マニピュレータには5DOF シリアルリンクマニピュレータ（ロボス製）を使用する。このマニピュレータは人間の左上肢を模倣したものである。その構成は、ヨー方向に1DOF、ロール方向に1DOF、ピッチ方向に3DOFである。マニピュレータの各関節は、ACサーボモータ（松下電器産業製）によって駆動される。また、関節角度の検出には2500[pulse/r]の分解能を持つエンコーダを用いる。本研究ではこのマニピュレータの肩関節と肘関節に対応する軸のみを制御する。ホストコンピュータには、PC/AT 互換機（Pentium III 700[MHz], OS: Windows 2000）を使用する。また、DSP 及び A/D・D/A 変換部には、dSPACE 社製のシングルボードシステム DS1103（Power PC 400[MHz]）を用いる。

筋電計測には、ハラダ・ハイパープレジジョン製表面筋電位測定器（電極分離型 EMG-025）を用いる。この測定器により筋電信号は500倍（54[dB]）に増幅される。また、電極にはMEDICOTEST社のディスプレイザブル電極（Blue Sensor P-00-S）を使用する。筋電信号は双極誘導法によって計測する。増幅された筋電信号はA/D変換（サンプリング周波数1000[Hz]、分解能16[bit]）を行い、DSPに入力する。電極は図6のように肩部に2チャンネル、上腕に2チャンネル、前腕部に2チャンネルの合計6チャンネルを配置する。また専門知識のない人が使用することを想定し、電極の配置位置は厳密に決めなかった。アース電極は筋肉のない肘に配置することによりクロストークを防止する。

被験者は22～24歳の健康な成人男性5人である。ただし5人のうち2人（A, B）は本システムの制御実験の経験を有している。残りの3人（C, D, E）は本システムの制御経験が全く無く、今回が初めての実験であった。

Fig.5 Experimental Setup

Fig.6 Location of Setting Electrodes

5.2 制御器

本研究では、マニピュレータの制御器として次式に示す PD 制御器を用いる。

$$u_i = K_{P_i}(\theta_{di} - \theta_i) + K_{D_i}(\dot{\theta}_{di} - \dot{\theta}_i) \quad (5.1)$$

($i=1,2,3,4,5$)

ここで、 u は制御入力、 θ_d は目標角度、 θ は現在の角度、 K_P は比例ゲイン、 K_D は微分ゲインであり、 i は各関節の軸番号である。

5.3 実験方法

動作識別実験と関節角度推定実験を行い、そして動作識別と関節角度推定を組み合わせた切り替え制御法の有効性の検証実験を行う。

動作識別実験では、3, 4ch の筋電信号を用いて肩関節の屈曲動作と外転動作の識別を行い、1, 2, 5, 6ch の筋電信号を用いて肘関節の屈曲動作、伸展動作、回内動作、回外動作の識別を行う。動作識別モデルの学習は、一度の試行で得られた筋電信号のみを利用して行うことで、提案手法の実用性とリアルタイムシステムへの適用可能性の検証を行う。

関節角度推定実験では、推定した関節角度と目標角度をディスプレイ上に表示し、推定角度が目標角度に追従するように被験者が運動をする。目標値が一定の場合と動的に変化する場合において実験を行う。また肩と肘の両関節を用いて任意の目標値に到達させる実験を行い、関節角度の推定精度を検証する。

動作識別と関節角度推定を組み合わせた切り替え制御法の有効性の検証実験では、矢状平面上における屈曲伸展動作を行ったときのみ推定角度をマニピュレータの指令角度とし、その他の動作を行った際は現在の関節角度を維持するといった切り替え制御を行う。これにより肩の外転動作及び肘の回内回外動作の推定関節角度への影響を除去する。その結果より提案手法の有効性を検証する。

5.4 動作識別実験の結果及び考察

肩関節における屈曲、外転動作を行った時の筋電信号を図 7 に示す。この図において約 1.2 秒～4 秒において屈曲動作、約 4.5 秒～7 秒において外転動作を行った。この筋電信号から推定された各動作の動作信号を図 8 に示す。図 8 において上段の図は屈曲動作、下段の図は外転動作の動作信号を示している。屈曲に対応した動作信号は屈曲動作を行った際に正の値となり、外転動作を行った際には負の値となっていることがわかる。一方、外転に対応した動作信号は外転動作を行った際に正の値となり、屈曲動作を行った際には負の値となっていることがわかる。よって、最も大きい動作信号を出力するモデルに対応した動作を行ったと識別することが可能である。全被験者が各動作を 20 回ずつ行い、識別精度を検証した結果、全被験者が屈曲、外転の両動作において 100[%]の識別率が得られた。

次に肘関節における屈曲、回内、回外、伸展動作を行った時の筋電信号を図 9 に示す。この図において約 1 秒～2

秒において屈曲動作、約 3.5 秒～4.5 秒において回内動作、約 5.5 秒～7 秒において回外動作、約 8 秒～9 秒において伸展動作を行った。この筋電信号から推定された各動作の動作信号を図 10 に示す。図 10 において、上段から順に、屈曲、回内、回外、伸展の動作信号を示している。屈曲に対応した動作信号は屈曲動作を行った際に正の値となり、その他の動作を行った際には負の値となっていることがわかる。同様に回内、回外、伸展動作に対応する動作信号も対応する動作を行った際のみ正の値をとり、対応しない動作を行った際には負の値となっていることがわかる。よって肘関節においても動作識別が可能であることがわかる。さらに全被験者が各動作を 20 回ずつ行い、提案手法の識別精度を検証した。その結果、全被験者において 90[%]以上の識別率が得られた。

以上の結果から、提案手法によって肩関節の屈曲動作、外転動作と肘の屈曲動作、伸展動作、回内動作、回外動作に対応する動作信号を生成することができ、動作識別が可能であることを示した。

Fig.7 EMG Signals of Shoulder

Fig.8 Motion Signals of Shoulder

Fig.9 EMG Signals of Elbow

Fig.10 Motion Signals of Elbow

5.5 関節角度推定実験の結果及び考察

肩と肘の両関節においてディスプレイ上に表示された静的な目標値を追従しその精度を検証する。目標値は 30, 60, 90[deg]とした。実験はそれぞれ 10 秒間行い、始めの 5 秒間で目標値に到達しその後は目標値で維持するように被験者に指示した。被験者 A における追従実験の結果を図 11, 図 12 に示す。図 11 は肩関節、図 12 は肘関節における結果を示している。これらの図から精度良く目標値に追従できていることがわかる。また、定常状態における精度を検証するため、実験開始後 5 秒から 10 秒における目標値と推定角度の差を平均追従誤差で評価した。全被験者における平均追従誤差を図 13, 図 14 に示す。図 13 は肩関節、図 14 は肘関節における結果を示している。これらの図から両関節とも平均追従誤差は 5[deg]以下となっており、追従精度が高いことがわかる。

Fig.11 Shoulder Trajectory of Tracking the Static Target

Fig.12 Elbow Trajectory of Tracking the Static Target

Fig.13 Tracking Error of Shoulder to the Static Target

Fig.14 Tracking Error of Elbow to the Static Target

動的な目標値をディスプレイに表示し追従精度の検証を行った。目標値は振幅が 45[deg]で周波数が 0.1~0.2[Hz]に変化するチャープ信号である。被験者 A における追従実験の結果を図 15, 図 16 に示す。図 15 は肩関節, 図 16 は肘関節における結果を示している。これらの図から推定軌道は目標軌道に対して波形の傾向が良く一致していることがわかる。全被験者における平均追従誤差を図 17 に示す。この図から平均追従誤差は 25[deg]以下であり, 上記の目標値を固定した場合よりも, 追従誤差が大きくなっていることがわかる。その誤差の原因はディスプレイの表示に時間遅れがあるため追従を行うのが困難であったものと考えられる。次に両関節の運動によって静止している物体への追従実験を行った。目標物体は 3 つ設置し, 表 1 に示した位置で静止しているものとする。肩関節と肘関節の両方の関節角度を推定し (Target1~3), マニピュレータの手先を目標物体の位置に到達するように制御した。図 18 に実験の様子と, マニピュレータの先端部の軌道を示す。この図からマニピュレータの手先位置は滑らかに目標値に到達できていることがわかる。また追従誤差の平均値は 30[mm]以下であった。これらの結果から, 提案手法による関節角度推定を用いることでマニピュレータを高精度で制御できることを示した。

Fig.15 Shoulder Trajectory of Tracking the Dynamic Target

Fig.16 Elbow Trajectory of Tracking the Dynamic Target

Fig.17 Tracking Error to Dynamic Target

Table 1 Positions of Targets

	Position (y[m], z[m])
Target1	(0.164, 0.463)
Target2	(-0.002, 0.460)
Target3	(-0.216, 0.458)

Fig.18 Picture and Trajectory of Tracking the Static Target

5.6 切り替え制御実験の結果及び考察

この実験では, 肩の屈曲, 外転動作, 肘の屈曲, 回内, 回外, 伸展動作を行う。図 19 には肩関節において屈曲動作と外転動作を行った時の推定関節角度を示す。この図において赤の破線は動作識別を行わなかった場合の推定角度であり, 屈曲動作 (約 0.5 秒~5 秒) と外転動作 (約 5 秒~8 秒) の両方の動作において推定角度が変化していることがわかる。一方, 青線は動作識別を行った場合の推定角度であり, 屈曲動作を行った際にはマニピュレータの関節角度が変化し屈曲動作を行っているが, 外転動作には反応していないことがわかる。この結果から, 提案手法による肩関節における動作識別が有効であることが示された。また同様に図 20 に肘関節において屈曲動作 (約 1 秒~4 秒), 回内動作 (約 4 秒~6 秒), 回外動作 (約 6 秒~7.5 秒), 伸展動作 (約 7.5 秒~10 秒) を行った時の肘関節角度の推定値を示す。この図において動作識別を行うことによって回内回外動作の影響を低減できていることがわかる。屈曲動作から回内動作の間や回外動作から伸展動作の間において, 識別結果が不安定になり推定角度に影響を与えているが 2[deg]程度であった。上で述べた静的な目標角度追従実験における平均誤差が 5[deg]以下の精度であったため, 回内回外動作による影響は除去できたとと言える。この結果から, 提案手法による動作識別が有効であることが示された。

Fig.19 Predicted Angle of Shoulder

Fig.20 Predicted Angle of Elbow

6. 結言

本研究では、筋電信号を用いたロボットマニピュレーションシステムの構築を目的とし、筋電信号から動作識別と関節角度の推定を行う手法を提案した。複数の被験者において提案手法の検証実験を行った結果、以下の結論を得た。

1. 提案手法によって肩関節の屈曲動作と外転動作、肘関節の屈曲伸張動作、回内回外動作の動作識別が可能である。
2. 提案手法によって肩関節と肘関節の屈曲伸張動作時における関節角度を高精度に推定することが可能である。
3. 動作識別と関節角度の推定を組み合わせた切り替え制御法によって、マニピュレータに所望の動作のみを行わせることが可能である。
4. 構築した筋電制御型マニピュレーションシステムは複数の被験者における個人差に短時間で適応することが可能である。

謝辞

なお本研究は、文部科学省の事業の一つである、関西文化学術研究都市 地域 知的クラスター創成事業「高度マニマシインターフェイス技術群のネオカデンへの応用に関する研究」における研究の一環として行った。

参考文献

- 1) O. A. Alsayegh, D. P. Brzakovic, Guidance of Video Data Acquisition by Myoelectric Signals for Smart Human-Robot Interfaces, Proceedings of the 1998 IEEE International Conference on Robotics & Automation, 3179-3185(1998).
- 2) 小池康晴, 川人光男, 神経回路モデルを用いた表面筋電信号からの人腕の軌道生成, 電子情報通信学会論文誌 D-II, J77-D-II, No.1, 198-203(1994).
- 3) Kurt Manala, Roger V. Gonzalezb, David G. Lloydc, Thomas S. Buchanana, A real-time EMG-driven virtual arm, Computers in Biology and Medicine 32, 25-36(2002).
- 4) Edward A. Clancy, Stephane Bouchad, Denis Ran-court, Estimation and Application of EMG Amplitude During Dynamic Contractions, IEEE Engineering In Medicine And Biology, 20(6), 47-54(2001).
- 5) Jason J. Kutch, Thomas S. Buchanan, Human elbow joint torque is linearly encoded in electromyographic signals from multiple muscles, Neuroscience Letters 311, 97-100(2001).
- 6) Christian Fleischer, Konstantin Kondak, Christian Reinicke, Gunter Hommel, Online Calibration of the EMG to Force Relationship, Proceedings of 2004 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Ro-bots and Systems, 1305-1310(2004).
- 7) Srikanth Suryanarayanan, Narender P. Reddy, EMG-Based Interface for Position Tracking and Control in VR Environments and Teleoperation, Presence, Vol. 6, 282-291(1997).
- 8) Arthur T. C. Au, Robert F. Kirsch, EMG-Based Prediction of Shoulder and Elbow Kinematics in Able-Bodied and Spinal Cord Injured Individuals, IEEE Trans Rehabilitation Engineering, 8(4), 471-480(2000).
- 9) 西川大亮, 兪文偉, 横井浩史, 嘉数侑昇, 筋電義手制御のためのオンライン学習法, 電子通信情報論文誌 D-II, J82-D-II, No.9, 1510-1519(1999).
- 10) 辻敏夫, 重吉宏樹, 福田修, 金子真, EMG 信号に基づく前腕動力義手のバイオミメティック制御, 日本機械学会誌論文集 (C 編), 66 巻, 648 号, 2764-2771(2000).
- 11) KristinA.Farry, IanD.Walker, Richard, Myoelectric Teleoperation of a Complex Robotic Hand, IEEE Trans Robotics and Automation, 12(5), 775-788(1996).
- 12) 内田雅文, 井出英人, 横山修一, 筋電位を用いた手指動作ロボット, 電気学会論文集, Vol.118-A, No.3, 204-209(1998).
- 13) 藤原義久, 前川聡, 独立成分分析による筋電データからの各指運動の分離, 信学技報, MBE99-7, 41-46(1999).