筋電信号による動作推定に基づくロボットハンドの
マニピュレーション*北村 徹^{*1}, 辻内伸好^{*2}, 小泉孝之^{*2}Manipulation of Robot Hand Based on Motion Estimation
Using EMG SignalsToru KITAMURA^{*3}, Nobutaka TSUJIUCHI and Takayuki KOIZUMI^{*3} Department of Mechanical Engineering, Graduate School of Engineering, Doshisha University,
1-3 Tatara-Miyakodani, Kyotanabe-shi, Kyoto, 610-0321 Japan

The purpose of this research is the construction of an intelligence artificial arm control system which uses EMG signals. Signal processings of EMG signals are performed using multiple regression equation and Mahalanobis' distance, which can learn parameters in a short time. The motion pattern discrimination is conducted with both technique and joint angles are predicted with multiple regression equation. A multiple regression model provides a less adequate accuracy than an artificial neural network generally used, but accuracy is improved by selection of suitable inputs and generation of teacher signals. Joint angles were predicted from joint angles data of the past and the signals that extracted characteristics of each motion. The experiments were conducted to verify the validity of this technique. Discriminated motions were grip, open and chuck at a hand. Predicted joint angles were multi-finger angles corresponding to these three motions. First, we verified these motions are discriminable from EMG signals, and the motion pattern discrimination was conducted. Consequently, these motions were discriminated. Second, the experiment using a robot hand was conducted. A robot hand was controlled intuitively and accurately in all five subjects. From these experiments, the usefulness of processing EMG signals with proposed methods were proved.

Key Words: EMG, Bio-Mimetics, Human Interface, Prosthesis, Pattern Recognition, Joint Angle

1. 結 言

安全衛生管理や労働災害防止対策が重要視されている現代社会においても、疾病や労働災害・交通事故などにより手足の切断を余儀なくされる場合がある。現在、日本において上肢切断者は十万人近く存在し、そのほとんどが日常生活で何らかの義手を使用している。そこで近年、随意に操作が可能であり、外観の装飾性にも優れている筋電制御型電動義手が注目されている。

筋電信号とは筋肉が収縮する際に生じる活動電位を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。筋電信号は切断者の残存筋からでも発生させることができるため、義手の制御信号として利用することは非常に有効である。人間の内部情報を有している生体信号をインタフェースとして利用することで、より高度なマン・マシンインタフェースシステムを実現できる可能性があり、義手において

も適用可能である⁽¹⁾⁽³⁾。

現在市販されている筋電義手は、指先の開閉動作や手首の回転動作などしか行えず、人の手を再現しているとは言い難い。また、開閉角度の調整により把持力を調整するものがほとんどであり、所望の把持力を得ることは困難である。そのため、使用者は義手をセルフケアに利用することは少ない。

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⁽⁴⁾⁽¹¹⁾。これらの研究の多くでは、動作識別にニューラルネットワークが用いられているが、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となる場合もある。また、関節角度を時系列で推定した研究^{(12),(13)}もある。しかしこれらの研究においてもニューラルネットワークが用いられており、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。

本研究では前腕部より表面筋電信号を計測し、特徴的な手指の動作の識別および関節角度の推定を行う手法を提案する。今回、識別する動作は手指の握り、開き、摘みの三動作とする。動作識別には重回帰式およびマハラノビス距離を用いて、短時間での学習を可能

* 原稿受付 2007 年 2 月 26 日。

^{*1} 学生員、同志社大学大学院工学研究科 (〒610-0313 京田辺市多々羅都谷 1-3)。^{*2} 正員、同志社大学工学部。^{*3} 正員、フェロー、同志社大学工学部。

E-mail: ntsujiuc@mail.doshisha.ac.jp

とする。ニューラルネットワークを用いた動作識別では、学習に時間がかかるため、学習のための動作を行なった直後に動作識別の訓練をすることが困難である。しかし、提案手法であれば、学習のための動作を行なっている間に学習が完了するため、その直後に動作識別の訓練を行うことが可能である。また、誤作動の防止装置として両者を併用する。手指の関節角度は、動作の特徴を抽出した信号から重回帰式を用いて推定する。これらの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

筋電信号からロボットハンド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。まず筋電信号の前処理として、計測した筋電信号をA/D変換し、全波整流した後、ローパスフィルタにより平滑化を行う。この処理を施した筋電信号から手指の動作推定を行う。

しかし、前腕部の筋電信号から手指一本ごとの関節角度を推定することは困難である。そこで、推定する手指の動作を限定し、その動作における手指の関節角度を推定する。したがって、動作識別を行うが必要である。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 System

重回帰式を用いる手法およびマハラノビス距離を用いる手法で二つの動作識別モデルを生成し、その識別結果を用いて誤作動を防止する。このシステムでは筋電信号から動作識別を行い、二つの識別結果が同じ時のみ、推定した関節角度をロボットハンドへ入力する。二つの識別結果が異なる際は、識別結果を保留とし、現状の関節角度を保持するように切り替え制御を行う。

本研究の具体的な応用例として筋電義手制御が考えられる。本研究で用いるロボットハンドの各関節角度が3[deg]動いた場合、指先位置の移動距離は約1[cm]である。この範囲内であると、上記応用例において十分な使用範囲内であると考えており、またこれ为目标精度とする。

3. 動作識別

本研究では、図2に示す手指の(1) 握り、(2) 開き、(3) 摘みの三動作に限定して、手指の動作を推定する。手指の握り動作は円柱状のものや球状の物体を把持するのに適し、また摘み動作は小さい物体を把持するのに適していると考えられる。義手において握り動作だけでなく摘み動作を行うことが可能であるならば大きな利点となる。

第3・1節で重回帰式を用いて動作を識別する手法、第3・2節でマハラノビス距離を用いて動作を識別する手法を提案する。

Fig. 2 Motions of Hand

3・1 重回帰モデル 重回帰式を用いて、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。識別したい動作ごとに重回帰式によるモデルを作成し、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。モデルの偏帰係数を学習するためには、教師信号が必要である。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帰係数を推定する手法を提案する。

3・1・1 重回帰式 動作*i*に対応する動作信号 ms_i とDチャンネルで計測した表面筋電信号の振幅を整流・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すると、各動作について次式のような重回帰モデルが成立する。

$$ms_i = a_{i0} + a_{i1}emg_1 + a_{i2}emg_2 + \dots + a_{iD}emg_D \quad (1)$$

ここで a は偏帰係数であり最小二乗法によって推定する。

3・1・2 教師信号生成法 偏帰係数ベクトルを推定するためには目的変数ベクトルである教師信号を与える必要がある。教師信号として、対応する動作中は1、それ以外は0を与えるといった方法が従来多く用いられているが、本研究では教師信号を計測し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の振幅を整流・平滑化し, 総和 S を算出する.

$$S = \sum_{i=1}^D emg_i \quad (2)$$

動作を行う度に筋電信号の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.

$$y_{t_K} = \begin{cases} S & (i = K) \\ -S & (i \neq K) \end{cases} \quad (3)$$

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. また, 動作を行わない時は 0 に近い値, 対応する動作を行なっている時は 0 より大きい値となり, この値は対応する動作における筋の収縮の強さが大きいほど大きくなるため, 動作信号の大きさを調節することが可能となる. $D=4$, $M=3$ の場合における本手法の適用例を図 3 に示す.

ここで, 説明変数ベクトルと目的変数ベクトルをリアルタイムで計測できることから, 回帰係数ベクトルをリアルタイムで推定することが可能である.

上肢切断者の場合, 実際には動作を行なうことができない. しかし, 残存筋のコントローラビリティのある切断者であれば, 残存筋を識別の対象とする動作を行なったときのように収縮させ, 筋電信号を発生させることができ, 教師信号を生成することが可能である. 本研究室で, 上肢切断者の残存筋から筋電信号を計測し, 自分の意思で残存筋の収縮が可能であることを確認している. また, 動作の識別も可能であった.

Fig. 3 The Generation Method of the Teaching Signals

3.2 マハラノビス距離モデル 筋電信号からマハラノビス距離を用いて手指の動作を識別する手法を提案する. 識別したい動作ごとに各筋電信号の統計量を算出し, ある動作を行った時, 学習した各動作に対応するマハラノビス距離が最小となる動作を識別結果とする.

3.2.1 マハラノビス距離モデル D チャンネルで計測した表面筋電信号の振幅を整流・平滑化した信号 $emg_1, emg_2, \dots, emg_D$ から各動作に対するマハラノビス距離を算出する. 各動作に対応するマハラノビス距離 md_i は次式のように表すことができる.

$$md_i^2 = (EMG - \overline{EMG}_i) R_i^{-1} (EMG - \overline{EMG}_i)^T \quad (4)$$

ここで $EMG = (emg_1 \ emg_2 \ \dots \ emg_D)$, i は動作の種類, $\overline{EMG}_i$ は動作 i に対応する学習時の筋電信号の振幅の平均, R_i^{-1} は動作 i に対応する学習時の筋電信号の振幅の分散共分散行列である. 学習は筋電信号の振幅の平均および分散共分散行列の算出のみであるため, リアルタイムで実行可能である.

4. 関節角度推定

4.1 関節角度推定モデル 関節角度は過去の関節角度と動作信号の振幅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.

$$\theta_{ref}(T) = \sum_{i=1}^M \alpha_i ms_i + \beta \theta_{enc}(T-1) + \gamma \quad (5)$$

ここで, $\theta_{ref}(T)$ は関節角度の指令値, $\theta_{enc}(T-1)$ は 1 サンプル前のロボットハンドの関節角度, ms_i は各動作の特徴を抽出した動作信号 (識別する動作数 M) の振幅を整流した信号である. また, α , β , γ は偏回帰係数であり, 最小二乗法によって推定する.

これにより, 動作信号の大きさとロボットハンドの関節角度を対応させることができ, 筋を強く収縮させるほどロボットハンドが締まるため, 把持力を調節することが可能である.

4.2 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ロボットハンドを制御する。

$$\theta_i(t) = -A \cos \left[2\pi \left\{ (f_2 - f_1) \frac{t}{\Delta t} + f_1 \right\} t \right] + A \quad (6)$$

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。被験者はロボットハンドの運動を見ながら同様の運動を行う。この時のロボットハンドへの指令値を教師信号とし、動作信号とロボットハンド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4に示す。

ここで、説明変数ベクトルである動作信号とロボットハンドの関節角度をリアルタイムで計測できることから、回帰係数ベクトルをリアルタイムで推定することが可能である。

上肢切断者については、実際には動作を行なうことができない。しかし、残存筋のコントラビリティのある上肢切断者であれば、動作信号の大きさを調節でき、学習を行なうことが可能である。

Fig. 4 Data Collection for Training the Model

5. 実験

5・1 実験装置および条件 実験システムの全体図を図5に示す。ロボットハンドには Gifu Hand III を用いる。なお、本研究では母指を含む三指 (Thumb, Finger1, Finger2) のみを使用する。また、指を伸ばした状態を初期位置とし関節角度を図6に示すように定義する。また、各動作の関節角度の最終値を表1に示す。

ホストコンピュータには、DELL 社製の PC/AT 互換機 (Pentium IV, 2.8[GHz], 1[GB], OS: Windows XP) を使用し、制御系 CAD ソフト MATLAB/Simulink を用いて制御系を設計する。また、DSP および A/D・D/A 変換部には、dSPACE 社製のモジュラ型ハードウェア

DS1005 (PowerPC 800[MHz]) および入出力ボード DS2002, DS2103, DS3002 を用いる。

筋電信号の計測には、ハラダハイパープレジジョン社製の表面筋電位測定器 (電極分離型 EMG-025) を用いる。また、筋電信号は双極誘導法によって計測し、電極には Ambu 社製のディスポーザブル電極 (Blue Sensor P-00-S) を使用する。増幅した筋電信号は 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。電極は前腕部に 4ch 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 20 代の健康な成人男性 5 名、利き腕を対象とした。

5・2 制御器 本研究では、ロボットハンドの制御器として次式に示す PD 制御器を用いる。

$$u_i = K_{p_i}(\theta_{d_i} - \theta_i) + K_{D_i}(\dot{\theta}_{d_i} - \dot{\theta}_i) \quad (7)$$

($i = 1, 2$)

ここで、 u は制御入力、 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。

Fig. 5 Component of the Experimental System

Fig. 6 Multi-Fingered Hand and Coordinate System

Table 1 Joint Angles Corresponding to Each Motion

		Motion		
		Grip	Open	Chuck
Thumb	θ_1 [deg]	40	0	40
	$\theta_{2,3}$ [deg]	40	0	30
Finger1, 2	θ_1 [deg]	60	0	75
	$\theta_{2,3}$ [deg]	60	0	30

5.3 実験方法 動作識別実験およびロボットハンド操作実験を行う。動作識別実験では三動作の識別を行い、識別精度を検証する。ロボットハンド操作実験では、静的および動的な目標角度とロボットハンドの関節角度をモニタ上に表示し、ロボットハンドの関節角度が目標値に追従するように被験者が運動を行い、関節角度の追従精度を検証する。いずれの実験も識別及びロボットハンドの操作は学習を行った同一の被験者が行う。また、学習は実際に被験者が動作を行なうことにより行なう。上肢切断者の場合、実際に動作を行なうことができない。しかし、残存筋のコントラビリティのある切断者であれば、残存筋を識別の対象とする動作を行なったときのように収縮させ、筋電信号を発生させることが可能である。これらの実験により、提案手法の有効性とリアルタイムシステムへの適用可能性を検証する。

また被験者が本システムへ慣れるため、予め30-120分程度の練習後にこれらの実験を行った。

5.4 実験結果および考察

5.4.1 動作識別実験 学習後、被験者に握り動作、開き動作、摘み動作を行うように指示した。実験により得られた整流・平滑化した筋電信号の振幅を図7に、動作信号を図8に、マハラノビス汎距離を図9に示す。この一例では、約0.7-1.4[sec]に握り動作、約2.1-3[sec]に開き動作、約3.7-4.5[sec]に摘み動作を行っている。図8において ms_1 が握り動作に対応し、 ms_2 が開き動作、 ms_3 が摘み動作に対応している。対応する動作を行った時に動作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っていることが分かる。そこで最大値選択を行い、動作を識別した結果を図10に、識別率を表2に示す。図10において縦軸が動作の種類を表し、1が握り動作、2が開き動作、3が摘み動作である。また、図9において md_1 が握り動作に対応し、 md_2 が開き動作、 md_3 が摘み動作に対応している。対応する動作を行った時はマハラノビス距離は小さく、それ以外の動作を行った時は大きくなっていることが分かる。そこで最小値選択を行い、動作を

識別した結果を図11に、識別率を表3に示す。全被験者において、両提案手法とも90[%]以上の識別率が得られた。

以上のことから、前腕部より計測した表面筋電信号から手指の握り、開き、摘みの三動作の識別が可能であることを実証した。

また、本実験環境下において、提案した動作識別モデルを用いることにより、リアルタイムで動作の学習および識別の演算処理が可能であることを確認した。

Fig. 7 EMG Signals

Fig. 8 Motion Signals

Fig. 9 Mahalanobis Distances

Fig. 10 Discrimination Result (Multiple Regression Model)

Fig. 11 Discrimination Result (Mahalanobis' Distance Model)

Table 2 Discrimination Rate [%] (Multiple Regression Model)

Motion	Subject				
	A	B	C	D	E
Grip	100	100	96.7	100	100
Open	100	100	96.7	96.7	93.3
Chuck	100	100	96.7	96.7	100

Table 3 Discrimination Rate [%] (Mahalanobis' Distance Model)

Motion	Subject				
	A	B	C	D	E
Grip	100	100	100	96.7	100
Open	100	100	100	100	96.7
Chuck	100	100	100	93.3	93.3

5・4・2 ロボットハンド操作実験 モニタ上に表示

された静的な目標値を追従しその精度を検証する。Thumb, Joint1 の関節角度を代表とし実験を行い、目標値は 15[deg]および 30[deg]と設定した。それぞれの実験結果の一例を図 12 に示す。また、目標値に到達してからの追従精度を検証するため、目標角度 $\theta_{ref}(T)$ とロボットハンドの関節角度 $\theta_{enc}(T)$ の差を平均追従誤差 E で評価した。

$$E = \sum_{T=Ns}^{Ne} |\theta_{ref}(T) - \theta_{enc}(T)| / (Ne - Ns + 1) \quad (8)$$

ここで、 Ns , Ne はそれぞれ誤差評価開始時のサンプル番号および誤差評価終了時のサンプル番号である。静的な目標値に対しては実験開始後 5-10[sec]の間で評価した。全被験者における平均追従誤差を図 13 に示す。握り動作および摘み動作において、明白な操作性の違いは見られなかった。また、平均追従誤差は 1[deg]以内に収まり、精度良くロボットハンドを操作することができたとと言える。また、式 (5) の仮定が成立することが証明された。

次に動的な目標値（振幅 20[deg]、周波数が 0.1 [Hz] から 0.2[Hz]まで時間 20[sec]で変化するチャープ信号）に対しても同様の実験を行った。実験結果の一例を図 14 に、全被験者における平均追従誤差を図 15 に示す。平均追従誤差は 5[deg]以内に収まった。静的な目標値の場合に比べ追従誤差が増大しているが、目標値とロボットハンドの関節角度の軌道の傾向は一致している。

追従誤差が増大した原因としてはモニタの表示遅れが考えられる。

以上のことから、手指の関節角度を推定し、ロボットハンドを直感的に操作することが可能であることが明らかとなった。

また、本実験環境下において、提案した関節角度推定モデルを用いることにより、リアルタイムで手指の関節角度の学習およびロボットハンドへの制御入力の演算処理が可能であることを確認した。これは、マニピュレーションシステムが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ことを示している。

Fig. 12 Trajectory of Tracking the Static Target

Fig. 13 Tracking Error to the Static Target

Fig. 14 Trajectory of Tracking the Dynamic Target

Fig. 15 Tracking Error to the Dynamic Target

6. 結 言

本研究では、筋電信号を用いた知的な義手制御システムの構築を目的とし、手指の動作識別および関節角度を推定する手法を提案した。検証実験を行った結果、以下の結論を得た。

1. 実時間で学習および移動することができる筋電制御型マニピュレーションシステムを構築した。
2. 提案手法によって手指の握り、開き、摘み動作の識別が可能である。
3. 提案手法によって手指の関節角度を推定することが可能である。
4. 提案手法によってロボットハンドを直感的に操作することが可能である。
5. 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

本研究は、文部科学省学術フロンティア推進事業「医学研究の新展開」の支援を受けた。ここに記して謝意を表する。

文 献

- (1) Alsayegh, O. A. and Brzakovic, D.P., Guidance of Video Data Acquisition by Myoelectric Signals for Smart Human-Robot Interfaces, *Proceedings of the 1998 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Vol.1998, No.4 (1998) pp.3179-3185.
- (2) Muzumdar, A. ed., *Powered Upper Limb Prostheses*, (2004), pp.1-208, Springer.
- (3) Kutz, M. ed., *Standard Handbook of Biomedical Engineering and Design*, (2003), pp.32.1-32.61, McGraw-Hill.
- (4) Nishikawa, D., Wenwei, Y., Yokoi, H. and Kakazu, Y., On-Line Learning Method for EMG Prosthetic Hand Controlling, *Transactions of the Institute of Electronics, Information and Communication Engineers, D-2, Information and Systems 2*, Vol.82, No.9 (1999), pp.1510-1519.
- (5) Tsuji, T., Shigeyoshi, H., Fukuda, O. and Kaneko, M., Bio-mimetic Control of An Externally Powered Prosthetic Forearm Based on EMG Signals, *Transactions of the Japan Society of Mechanical Engineers, Series C*, Vol.66, No.648 (2000), pp.2764-2771.
- (6) Englehart, K., Hudgins, B. and Parker, P.A., A Wavelet Based Continuous Classification Scheme for Multifunction Myoelectric Control, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol.48, No.3 (2001), pp.302-311.
- (7) Englehart, K. and Hudgins, B., A Robust, Real Time Control Scheme for Multifunction Myoelectric Control, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol.50, No.7 (2003), pp.848-854.
- (8) Hudgins, B., Parker P. and Scott, R. N., A New Strategy for Multifunction Myoelectric Control, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol.40, No.1 (1993), pp.82-94.
- (9) Chu, J. U., Moon, I. and Mun, M.S., A Real-Time EMG Pattern Recognition System Based on Linear-Nonlinear Feature Projection for a Multifunction Myoelectric Hand, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol.53, No.11 (2006), pp.2232-2239.
- (10) Farry, K. A., Walker, I. D. and Baraniuk, R.G., Myoelectric Teleoperation of a Complex Robotic Hand, *IEEE Transactions Robotics and Automation*, Vol.12, No.5 (1996), pp.775-788.
- (11) Uchida, M., Ide, H. and Yokoyama, S., Robot of Hand and Finger Motion using EMG, *National Convention Record I.E.E. Japan*, Vol.118-A, No.3 (1998), pp.204-209.
- (12) Hiraiwa, A., Uchida, N., Shimohara, K. and Sonehara, N., EMG Recognition with a Neural Network Model for Cyber Finger Control, *Transactions of the Society of Instrument and Control Engineers*, Vol.30, No.2 (1994), pp.216-224.
- (13) Morita, S., Shibata, K., Zheng, X. Z. and Ito, K., Human-EMG Prosthetic Hand Interface Using Neural Network, *IEICE Technical Report*, Vol.99, No.688 (2000), pp.37-42.