

### 筋電信号による前腕部 7 動作識別手法の提案

#### 7-Motion Discrimination Technique for Forearms Using Real-Time EMG Signals

正 辻内 伸好 (同志社大) 正 小泉 孝之 (同志社大) 学 ○水野 陽章 (同志社大院)  
Nobutaka TSUJUCHI, Doshisha University, 1-3, Tataramiyakodani, Kyotanabe-shi, Kyoto  
Takayuki KOIZUMI, Doshisha University  
Haruaki MIZUNO, Doshisha University

**Abstract:** The objective of this study is to develop a method of discriminating real-time motion from electromyogram (EMG) signals. We previously proposed a motion discrimination method. That could discriminate five motions at a rate of above 90 percent from four channel EMG signals in real time (the discrimination processing time was less than 300 ms). This method prevented elbow motions from interfering with hand motion discrimination, but it could only discriminate five motions, as opposed to a method using neural networks that can discriminate more than six. Here, we propose a real-time 7-motion discrimination method using a hyper-sphere model. The seven motions are hand opening, closing, chucking, wrist extension, flexion, ulnar flexion, and radial flexion. Experimental results showed that the discrimination accuracy of this method was above 90 percent. Moreover, elbow motions didn't interfere with the hand motion discrimination. The discrimination processing time was less than 300 ms.

**Key Words:** EMG, Real-Time, Motion Discrimination, Prosthetic Hand

#### 1. 緒言

現在、日本における上肢切断者は、十万人近くいる。その切断原因としては、安全管理が重要視される現代においても、労働災害や交通事故などの外傷による後天的なものが多い。このような切断者の多くは、日常生活で何らかの義手を使用している。その中で、筋電義手は、見栄えが良く、筋電信号を制御入力とするため、動作時の姿勢に制限が少なく手の開閉動作などを行えるため、大変注目されている。しかし、現在市販されている筋電義手は、個人差の大きい筋電信号を制御入力とするため、使用者に合わせて調整する必要がある。また、操作方法は、手首の伸筋、屈筋がゆっくり収縮した際に手先の開閉動作を行い、手首の伸筋、屈筋がすばやく収縮した際に手首の回外、回内動作を行う方式であり、行いたい動作と実際に行う動作が異なるため操作が難しい。そこで、筋電義手の調整を不要とし、直感的な操作を可能とするために、筋電信号を学習し、動作識別を行えるシステムを構築することが考えられる<sup>2,3,4,5)</sup>。

動作識別には、ニューラルネットワークが多くの研究で用いられているが、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がある<sup>6,7)</sup>。また、動作識別を行える筋電義手の多くは、肘動作を識別する動作のどれかであると誤認してしまう。これらに対して、先行研究では超球モデルを用いて、肘動作の誤認なく、使用者が遅れを感じないとされる300ms以下のリアルタイムで識別が可能な識別処理法を提案した<sup>8,9)</sup>。しかし、6動作以上の識別が可能なニューラルネットによる手法に比べ、識別可能動作数が少なく、実用性に欠けていた<sup>10,11,12)</sup>。

そこで、本研究では超球モデルを用いて、前腕部の7動作を識別可能な手法を提案し、実験より、超球モデルを用いた7動作の識別手法が、リアルタイムで高精度の識別を行えることを確認する。実験では、被験者を経験者2人と未経験者3人の計5人とし、前腕部4ヶ所に設置した表面電極から筋電を測定し、超球モデルを用いた識別器により、手の開き、握り、摘み、手首の伸展、屈曲、尺屈、橈屈の7動作の識別を行い、識別精度と識別時間を計測した。さらに、被験者の経験量の違いによる識別時間への影響を調べるため、超球モデルによる遅れをそれぞれ求め、比較し

た。また、肘動作誤認の有無も同時に確認した。

#### 2. 理論

図1に構築するシステムを示す。システムは、前処理、特徴抽出、識別器から成る。前腕部から計測し、整流及び平滑化した筋電信号から特徴を抽出する。その特徴から超球モデルを用いて、動作識別を行う。ここで、識別する動作は、手の開き、握り、摘み、手首の伸展、屈曲、尺屈、橈屈動作とする。

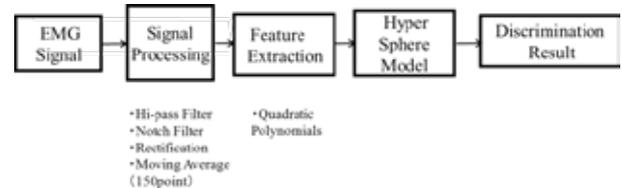


Fig. 1 Motion Discrimination System

#### 2.1. 前処理

前腕部4箇所から筋電信号を取得し、前処理部でハイパスフィルタ及びノッチフィルタ処理、整流化、移動平均による平滑化を行う。図2に位相遅れが0のローパスフィルタ、100点、150点、300点の移動平均によりそれぞれ平滑化した筋電信号の総和を示す。図2より、位相遅れが0のローパスフィルタよりも、100点の移動平均は約50ms、150点の移動平均では約75ms、300点の移動平均では約150msの遅れが生じているという傾向が見られた。また、ハイパスフィルタとノッチフィルタによる遅れは約20msであったことから、平滑化による遅れの影響が大きいと考えられる。

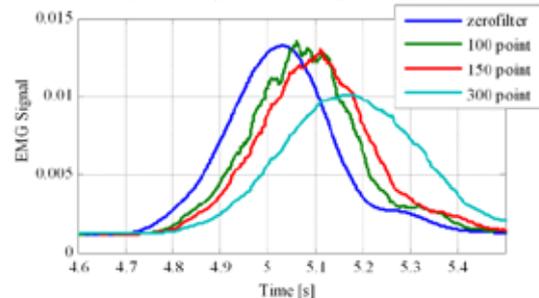


Fig. 2 Filtering Delay

## 2.2. 特徴抽出

筋電信号から識別する動作*i*の特徴量 $f_{q_i}$ を次式に示す二次多項式により表す.

$$f_{q_i} = \sum_{l \leq m=1}^L a_{ilm} \text{emg}_l \text{emg}_m + \sum_{l=1}^L b_{il} \text{emg}_l + c_i \quad (2.1)$$

ここで、 $a, b, c$  は係数であり、学習により求めるパラメータである. この係数は、以下に示す教師信号を用いて最小二乗法により推定する.

$$ts_k = \begin{cases} S - e & (i = k) \\ d(S - e) & (i \neq k) \end{cases} \quad (2.2)$$

$i$  はピークの数を表す.  $d$  は0より大きく1より小さい値をとる係数である.  $e$  は閾値であり、筋電信号の総和 $S$ が閾値 $e$ 以上の間は動作が行われているとする. また、総和 $S$ が閾値 $e$ 以下の時は動作を行っていないとし、教師信号 $ts_n$ 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最も大きい値となる. なお、入力である筋電信号と教師信号をリアルタイムで計測することが可能であるため、係数の推定に時間はかからない.

## 2.3. 識別器

### 2.3.1. 超球モデル

図3に特徴空間上における動作の軌跡と超球モデルにより作成した決定領域を示す. 動作の立ち上がりに着目することで、複雑な特徴軌跡を描いた場合においても決定領域内に素早く入るため、識別処理時間の短縮につながる. また、超球モデルは超球の決定領域を複数組み合わせることで、複雑な決定領域を生成することが可能である. 動作  $i$  に対応する動作信号  $msh_i$  は,

$$msh_i = \left\| \text{feature} - \mathbf{s} \right\| \text{sign} \left\{ \sum_{j=1}^J f(r_{ij} - \|\text{feature} - \mathbf{c}_{ij}\|) \right\} \quad (2.3)$$

である. ここで、係数ベクトル  $\mathbf{c}$  は超球の中心ベクトル、 $r$  は超球の半径、 $\mathbf{s}$  は1番目の超球の中心ベクトル、 $J$  は超球の数である. 識別する動作における超球モデルを作成し、作成した動作信号のうち、正かつ最大の値となる動作信号に対応する動作を識別結果とする.

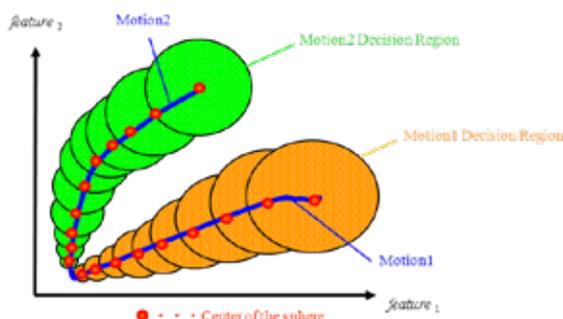


Fig. 3 Decision Regions

## 3. 実験

### 3.1. 実験条件

実験システムの全体図を図4に示す. 被験者の前腕部に設置した表面電極から測定した筋電信号を、DSPを介してホストコンピュータに取り込み、ホストコンピュータ内部に設計したシステムにより、ディスプレイに表示した3Dハンドモデルの操作を行った.

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)を用いた. また、筋電信号は双極誘導法によって計測し、電極にはAmbu社製のディスプレイ電極(Blue Sensor P-00-S)を使用した. 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に入力した. 電極の配置位置は、前腕部の伸筋、屈筋、斜骨筋、伸筋と屈筋の間の計4chを配置するが、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い. 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. DSPおよびA/D変換部には、dSPACE社製のモジュール型ハードウェアDS1005(PowerPC 800[MHz])および入出力ボードDS2002, DS2103, DS3002を用いた. ホストコンピュータに、DELL社製のPC/AT互換機(PentiumIV, 2.8[GHz], 1[GB], OS: Windows XP)を使用し、制御系CADソフトMATLAB/Simulinkを用いてシステムを設計した. 3DハンドモデルはdSPACE社製ソフトウェアMotionDeskによって構築した.

入力した筋電信号は、10次のIIRフィルタで構成した20[Hz]のハイパスフィルタと、10次のIIRフィルタで構成した60[Hz]のノッチフィルタに通した後、整流化した. その後、150[ms]の移動平均で平滑化した. 従来の手法では300[ms]の移動平均で平滑化していたが、超球モデルでは複雑な決定領域を生成でき、平滑化に用いる移動平均の点数を少なくしても高い識別率が得られると考えたためである. そして、識別器により出力された動作識別結果から3Dハンドモデルを操作する. 筋電信号の総和に閾値を設置し、筋電信号の振幅の総和が閾値を超えている限り動作が行われ継続されているものとし、また、筋電信号の振幅の総和が閾値以下の際は、何の動作も行っていないものとした.

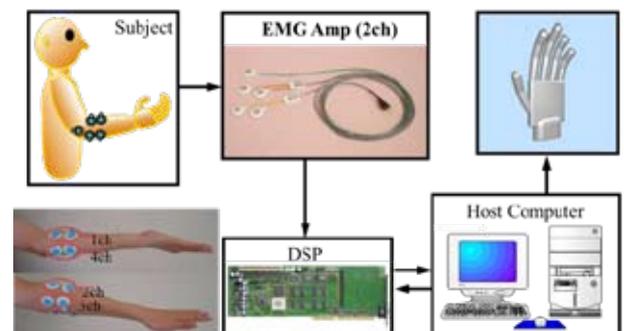


Fig. 4 Experimental System

### 3.2. 実験方法

被験者は、健康な成人5名(A, B, C, D, E)とし、うち被験者A, Bは実験の経験者であり、被験者C, D, Eは、今回初めて実験に参加した. 未経験者は本システムに慣れるため、1時間から2時間の練習後に実験を行った.

特徴抽出に用いる二次多項式の学習を行うために、被験者に手の開き、握り、摘み、手首の伸展、屈曲、尺屈、橈屈動作を各5回ずつ行うよう指示した. 特徴抽出の教師信号の係数 $d$ は0.2とし、閾値 $e$ は0.075とした. さらに、二次多項式の学習後、超球モデルの学習を行うため、被験者に前腕部の動作を各1回ずつ行うよう指示した. 超球モデルの動作信号の閾値は0.2とし、動作継続のための筋電信号の総和の閾値は0.004とした. 図5, 6, 7, 8に、手の開き、握り、摘み、手首の伸展、屈曲、尺屈、橈屈動作の順に動

作を行った際の筋電信号の総和，二次多項式による特徴抽出，超球モデルによる動作信号，超球モデルによる動作識別結果の一例をそれぞれ示す。

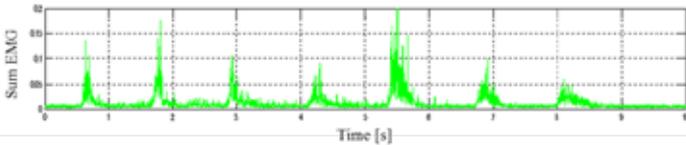


Fig. 5 Sum EMG Signals

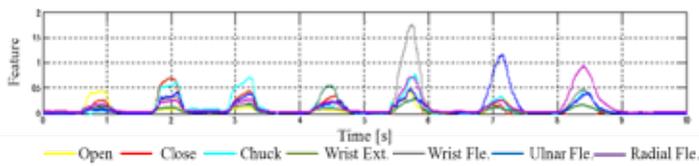


Fig. 6 Features

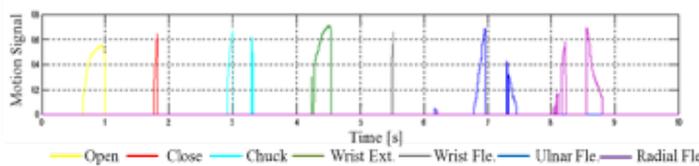


Fig. 7 Motion Signals

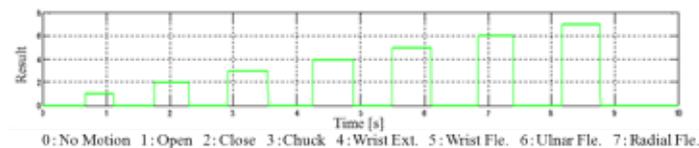


Fig. 8 Discrimination Result

### 3.2.1. 識別精度，識別処理時間の検証実験

識別精度と識別処理時間を検証するために，手の開き，握り，摘み，手首の伸展，屈曲，尺屈，橈屈動作の順に動作を行うことを1セットとし，被験者にこれを30セット行うよう指示した。そのうち成功した回数により識別精度を求めた。動作中に少しでも異なる動作を識別した場合，及び，何の動作も識別しなかった場合は，識別を失敗とした。

また，図9に識別処理時間の決定法を示す。(平常時における筋電信号の総和の標準偏差の3倍+平均値)を筋活動開始とし，各動作の識別結果を得るまでの識別処理時間を計測した<sup>13,14)</sup>。

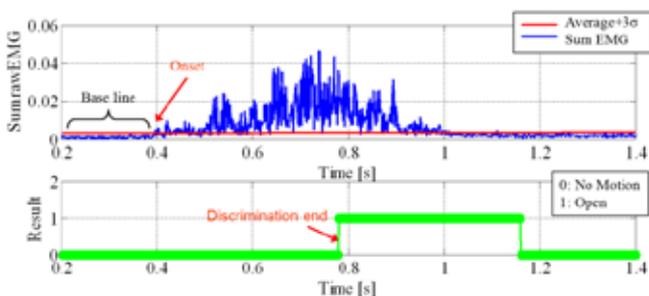


Fig. 9 EMG Onset

## 4. 結果および考察

### 4.1. 超球の数についての考察

超球モデルは超球を複数設置することで，複雑な決定領域を生成する。そのため超球の数が変わると，識別率や識別処理時間も変化すると考えられる。図10に超球の数と識別率の関係を示す。図11に超球の数と識別処理時間の関係を示す。図10より，超球の数を増加させると識別率も高くなり，超球の数が45個付近ですべての被験者で90%以上の識別精度が得られた。しかし，さらに超球を増やすと被験者によっては識別精度の低下がみられた。これは，疲労や加える力の大きさにより変化する筋電信号に対して，決定領域の自由度が小さすぎるためと考えられる。また，図11より識別処理時間は超球の数に影響されず，各被験者でほぼ一定であった。そこで，超球の数を45として超球モデルの実用性の検証を行った。

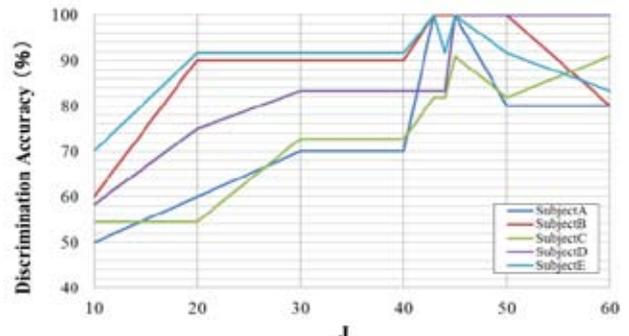


Fig. 10 Discrimination Accuracy vs. Number of Hyper Spheres

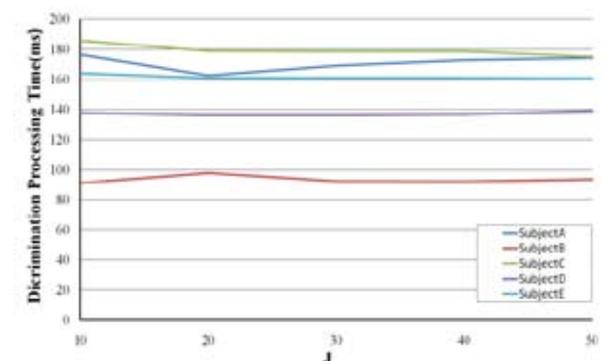


Fig. 11 Discrimination Processing Time vs. Number of Hyper Spheres

### 4.2. 超球モデルの7動作識別精度

表1に超球モデルにより得られた動作識別結果を示す。識別率は，全被験者，各動作で90%以上となった。また，筋電信号の総和が閾値を越えた際に，正かつ最大の動作信号に対応する動作を動作結果とすることにより，肘動作を誤認することは全くなかった。

Table 1. Discrimination Accuracy [%]

Subject	A	B	C	D	E
Open	100	100	100	100	100
Close	100	100	100	100	100
Chuck	100	100	100	100	100
Wrist Ext.	100	100	100	100	100
Wrist Fle.	100	100	100	100	100
Ulnar Fle.	100	100	100	100	100
Radial Fle.	100	100	90.9	100	90.9

### 4.3. 識別処理時間

表2に超球モデルにより得られた識別処理時間を示す。識別処理時間は全被験者、各動作で300ms以下となりリアルタイムでの識別が可能であった。また、特徴軌跡が超球に入るまでの時間は、経験者と未経験者による違いは認められなかった。このことから、超球モデルは被験者の経験量の差による識別時間への影響はなく、初心者でも短時間で識別を行うことができると考えられる。

Table 2. Discrimination Processing Time [ms]

Subject	A	B	C	D	E	Average
Open	175.4	79.2	292.3	205.1	148.8	180.2
Close	186.0	83.3	189.3	173.8	104.3	147.4
Chuck	203.5	87.5	201.9	102.4	117.1	142.5
Wrist Ext.	179.0	104.6	162.8	125.4	136.3	141.6
Wrist Fle.	166.8	112.9	225.9	131.9	189.2	165.3
Ulnar Fle.	176.4	80.6	155.5	122.5	137.0	134.4
Radial Fle.	184.4	104.6	131.3	112.8	294.1	165.4
Average	181.6	93.2	194.1	139.1	161.0	153.8

### 5. 結言

- (1) 超球モデルを用いたリアルタイム7動作識別手法を提案した。
- (2) 超球モデルは手の開き、握り、摘み、手首の伸展、屈曲、尺屈、橈屈動作を90%以上の精度で識別可能である。
- (3) 超球モデルにより、平均300ms以下の時間で識別することが可能である。
- (4) 超球モデルは初心者でも経験者と変わらない時間で識別処理を行うことが可能である。
- (5) 超球モデルは肘動作を誤認しない。

### 謝辞

なお本研究の一部は、日本学術振興会科学研究費補助金基盤研究(A)(課題番号:23246041)の援助を受けた。記して謝意を表す。

### 参考文献

- 1) 川村 次郎, 福井 信佳, 中川 正己, 藤下 武, 青山 孝, 古川 宏, 「上肢切断者の現状と動向」, リハビリテーション医学, 36, 384-389(1999).
- 2) Jun-Uk Chu, Inhyuk Moon, Yun-Jung Lee, Shin-Ki Kim, Mu-Seong Mun, “A Supervised Feature-Projection-Based Real-Time EMG Pattern Recognition for Multifunction Myoelectric Hand Control”, IEEE/ASME TRANSACTIONS ON MECHATRONICS, 12-3, 282-290(2007).
- 3) Kaveh Momen, Sridhar Krishnan, Tom Chau, “Real-Time Classification of Forearm Electromyographic Signals Corresponding to User-Selected Intentional Movements for Multifunction Prosthesis Control” IEEE TRANSACTION ON NEURAL SYSTEMS AND REHABILITATION ENGINEERING, 15-4, 535-542(2007).
- 4) 辻 敏夫, 島 圭介, 「生体信号でロボットを自在に操る」, 電子情報通信学会誌, 90-10, 854-858(2007)

- 5) Claudio Castellini, Patrick van der Smagt, Giulio Sandini, Gerd Hirzinger, “Surface EMG for Force Control of Mechanical Hands”, Proc IEEE Int Conf Rob Autom, Vol.2, Page.725-730, 2008.
- 6) Dorffner G, “A Unified Framework for MLPs and RBFNs”, Cybernetics and Systems, 25-4, 551-554(1994).
- 7) Bekir Karlik, “A Fuzzy Clustering Neural Network Architecture for Multifunction Upper-Limb Prosthesis”, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 50-11, 1255-1261(2003).
- 8) 辻内 伸好, 小泉 孝之, 水野 陽章, “筋電信号による前腕部動作識別手法のリアルタイム化”, 第12回「運動と振動の制御」シンポジウム講演論文集, VOL. 11, NO. 6, Pages 523-527, (2011).
- 9) H.Mizuno, N.Tsujiuchi, and T.Koizumi, “Forearm Motion Discrimination Technique Using Real-Time EMG Signals”, Proceedings of the 33rd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society(11641080.pdf), (2011).
- 10) Kevin Englehart, Bernard Hudgins, “A Robust, Real-Time Control Scheme for Multifunction Myoelectric Control”, IEEE TRANSACTIONS, VOL. 50, NO. 7, JULY 2003.
- 11) Jun-Uk Chu, Inhyuk Moon, Yun-Jung Lee, Shin-Ki Kim, Mu-Seong Mun, “A Supervised Feature-Projection-Based Real-Time EMG Pattern Recognition for Multifunction Myoelectric Hand Control”, IEEE/ASME TRANSACTIONS ON MECHATRONICS, VOL. 12, NO. 3, JUNE 2007.
- 12) Mohammadreza Asghari Oskoei, Hu, “Myoelectric control systems—A survey”, Biomedical Signal Processing and Control Volume 2, Issue 4, October 2007, Pages 275-294.
- 13) Peter Konrad, “The ABC of EMG”, Noraxon INC.USA., pp.60.
- 14) 宮城 尚史, 福井 忠雄, “骨格性下顎前突症患者における咀嚼運動の解析”, 日本顎口腔機能学会雑誌 10(1), 94-95, 2003-12-25.