

表面電極の配置が筋電信号に及ぼす影響を考慮した筋電義手に用いる動作識別手法の提案

Approach of Considering Surface Electrode Placement Influence to EMG signals in
Myoelectric Hand Motion Discrimination Method

辻内伸好（同志社大） 伊藤彰人（同志社大） ○ 白木雅（同志社大院）

Nobutaka TSUJIUCHI, Doshisha University
Akihito ITO, Doshisha University
Masashi SHIRAKI, Doshisha University

Abstract: This study proposes a motion discrimination method that considers the influence of surface electrode placement to recording electromyogram (EMG) signals. In a previous study, we proposed a real-time discrimination method which uses a original discriminator named hypersphere model. The previous method used size of EMG signal volatages directly for motion discrimination. The maximal voltage of EMGs may differ depending on muscle mass of target muscle. Therefore, EMG recording locations that takes larger voltage had bigger influence to motion discrimination than which takes smaller volatage. In this study, unfication of all EMG recording channel, which leads to consideration of surface electrode placement, was conducted. For the unfication, muscle contraction rate calculations of each EMG channel were implemented to the hypersphere model motion discrimination system. This paper verified the proposed system and determined effective value of hypersphere model parameteres in motion discrimination of hand grasp, open, and pinch.

Key Words: EMG signal, Myoelectric hand, Motion discrimination, Hypersphere model, Muscle contraction rate

1. 諸言

上肢切断患者は、用途に合わせて様々な義手を使用している。義手には主に装飾義手、能動義手、筋電義手がある。筋電義手は残存する筋肉の筋電 (EMG: Electromyogram) 信号を制御に利用した義手で、見栄えがよく、機能的で、腕の筋電信号を利用するため使用時に姿勢の制約が少ないことが利点として挙げられる。

市販の筋電義手の制御システムは、義手を特定の動作に駆動させる際に人が使用する筋肉と人が本来同じ動作を行う場合に使用する筋肉が一致していない。例えば、義手の握りへの駆動は、人間が手首の屈曲を行う時に使用する筋肉が対応している。そのため、市販の筋電義手は直感的な義手操作を実現できていない。直感的な操作を実現するためには、動作の不一致を解消した動作識別システムが必要になる。本研究は、直感的な操作を実現する動作識別システムに関する研究である。

一般的に、動作識別システムは、前処理、特徴抽出、識別器で構成されている。前処理では、取得した筋電信号に信号処理を行い、ノイズを除去する。特徴抽出では、前処理後の筋電信号から特徴量を抽出する。特徴量とは、行われた動作の種類によって違いが表れる指標である。識別器では、あらかじめ決めておいた識別基準をもとに、特徴量を用いて動作識別を行い、識別結果を出力する。

直感的な義手操作を実現する動作識別システムとしては、表面電極を用いて計測される筋電信号のパターンと動作の種類との関係を識別器に学習させ、動作時に識別器が動作意図を推定する手法が多く研究されている⁽¹⁾⁻⁽⁴⁾。多くの研究では、識別器にニューラルネットワークが採用されている。ニューラルネットワークを用いた識別手法において、識別可能な動作数は多くなっている^{(5),(6)}。しかし、学習に時間を要し、さらに学習が収束しない場合や局所解となる場合がある^{(7),(8)}。これらに対し、先行研究で提案した識別器に超球モデルを用いた手法は、短時間で学習が可能で、5計測点の筋電信号を用いて手の開き、握り、摘み、手首の伸張、屈曲、回内、回外の7種類の動作を90%以上の識

別精度で識別可能であることを実証した⁽⁹⁾。さらに、識別結果を得るまでに要する時間は300ms以下であり、リアルタイム識別が可能であることを実証した。一般的に300msを超えると使用者は遅れを感じると言われている^{(2),(10),(11)}。

先行研究で開発した超球モデル動作識別手法では、筋電信号の電圧の大きさを利用して動作識別を行っていた。電圧は、計測する筋肉の筋肉量によって最大値が変わってくる。そのため、先行研究の方法では、大きい電圧が得られる計測点が動作識別への影響が強くなっていた。また、筋電信号は電極と筋肉の距離など電極配置の影響を受ける。本研究では、各計測点の動作識別への影響度を統一し、電極配置が筋電信号へ及ぼす影響を考慮した、識別器に超球モデルを使用する動作識別システムを提案する。提案手法では、各計測点の影響度を統一させるために、各計測点での筋収縮率を計算し、筋収縮率を動作識別に用いる。筋収縮率を導入した超球モデル動作識別手法において、手の握り、開き、摘みの動作識別を通して、動作識別システムの有効な各種パラメータ値を本研究では求める。

2. 理論

図1に本研究の動作識別システムを示す。動作識別システムは、前処理、特徴抽出、識別器で構成される。本研究の手法では、各表面電極で計測対象とする筋肉の筋収縮率を利用して動作識別を行う。前処理は、筋電信号に含まれるノイズの除去を行う。前処理したのみの筋電信号では、動作の種類による表れる差が小さいため、直接動作識別に使用するのは有効ではない。そこで、特徴抽出で特徴量という動作の種類によって違いが大きく表れる指標を抽出する。識別器は、特徴量を使って動作識別を実行する。

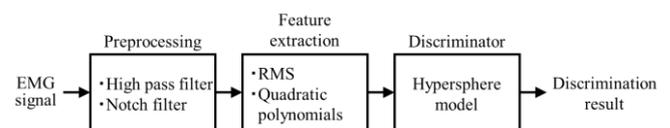


Fig. 1 Motion discrimination system

2.1 前処理

前処理では，筋電信号に含まれるノイズの除去を行う．表面電極を用いた筋電信号の計測の際に生じるノイズは 20 Hz 以下と言われている⁽¹²⁾．そのため，ノイズの除去は，遮断周波数 20 Hz のハイパスフィルタと 60 Hz のノッチフィルタを使用した．ここで，ノッチフィルタは電源由来のノイズの除去のために設けた．

2.2 特徴抽出

特徴抽出では，前処理した筋電信号から筋収縮率を算出し，筋収縮率の二次多項式で特徴量を計算する．筋収縮率を求めるには，二乗平均平方根（RMS）を使用した．

2.2.1 RMS

筋電信号の RMS は筋の活動量を表しており，筋活動量は筋収縮力と，低収縮時と高収縮時で少し非線形部分がある程度で，ほぼ線形の関係があることが知られている⁽¹³⁾．よって，RMS を用いることで筋収縮力の度合を評価できる．本研究では，RMS を用いて，無動作状態を 0%，最大随意収縮時を 100% として筋収縮率を算出する．筋収縮率の計算は，各計測チャンネルごとに行う．

サンプリング時刻 k におけるチャンネル l の筋収縮率の算出方法を以下に記す．筋電信号の RMS, $RMS_l(k)$ を前処理した筋電信号 $emg_l(k)$ を用いて次式で求める．

$$RMS_l(k) = \sqrt{\frac{\sum_{i=k-p}^k emg_l^2(i)}{p}} \quad (1)$$

ここで， p は平均に用いる点数である．無動作状態をゼロに調整した RMS, $\hat{RMS}_l(k)$ を無動作時の $RMS_l(k)$ である $NMRMS_l$ を用いて次式で求める．

$$\hat{RMS}_l(k) = RMS_l(k) - NMRMS_l \quad (2)$$

そして，筋収縮率 $MCR_l(k)$ は，最大随意収縮時の $\hat{RMS}_l(k)$ である $MVCRMS$ を用いて次式で求める．

$$MCR_l(k) = \frac{\hat{RMS}_l(k)}{MVCRMS_l} \quad (3)$$

2.2.2 二次多項式

特徴量は，筋収縮率の二次多項式とした．特徴抽出は，識別動作ごとに一個の対応した特徴量を抽出する．よって，特徴量は識別動作数分ある．各特徴量は，対応する動作が行われた時に大きい値になり，対応しない動作が行われた時には比較的小さい値となるようにする．

サンプリング時刻 k における特徴ベクトル $\mathbf{Feature}(k)$ の，動作 n に対応する n 行成分 $Feature_n(k)$ を，次式に示す全 L チャンネルの筋収縮率， $MCR_1(k), MCR_2(k), \dots, MCR_L(k)$ の二次多項式で求める．

$$\mathbf{Feature}_n(k) = \sum_{l=1}^L \sum_{m=1}^L a_{nlm} MCR_l(k) MCR_m(k) + \sum_{l=1}^L b_{nl} MCR_l(k) + c_n \quad (4)$$

ここで， a, b, c は係数である．係数 a, b, c は教師信号を用いて，教師信号と二次多項式の出力の差が最小になる係数を最小二乗法で求める．特徴量の振る舞いは，特徴量が対応する動作によって異なるため，教師信号も特徴量によって異なる．教師信号の生成には，そのサンプリング時刻において最大となるチャンネルの筋収縮率を用いる．動作 n に対応する特徴量 $Feature_n(k)$ の係数決定に用いる教師信号 $ts_n(k)$ を次式に示す．

$$ts_n(k) = \begin{cases} \max(MCR_1(k), \dots, MCR_L(k)) & (i = n) \\ -\max(MCR_1(k), \dots, MCR_L(k)) & (i \neq n) \end{cases} \quad (5)$$

ここで， i は係数決定のために学習で被験者が行っている動作の種類である．係数決定には，動作の種類と筋電信号

の対応関係が分かっているデータが必要になる．そのため，本システムを用いて動作識別を行う前に，対応関係が既知のデータを集め，それを係数決定に用いる．このデータ収集には，筋収縮率の閾値 TD を設け，閾値を超えた後のデータ点数 dp を係数決定に使用する．このデータ点数の設定により，動作種類によって使用するデータ点数を同数にし，係数決定が特定の動作へ偏るのを防ぐ．ここで，閾値 TD ，データ点数 dp は特徴抽出の初期設定パラメータである．

2.3 識別器

識別器には，独自の超球モデルと呼んでいる方法を用いる．超球モデルでは，特徴空間上に各動作の決定領域を複数の超球を用いて形成している．超球を複数組み合わせることにより，複雑な決定領域の生成が可能である．これにより，特徴量に表れる差が比較的小さい動作始動時の部分に正確な決定領域を配置でき，識別処理時間の短縮につながる．図 2 に超球モデルを二動作，動作 1 と動作 2 の識別に適用した場合の例を示す．

超球モデルでは，超球による決定領域と特徴量の軌跡を利用して動作信号を生成する．各動作の決定領域は，動作識別を実行する前に事前に行う学習で設定する．超球モデルでは，動作 n に対応する動作信号 $ms_n(k)$ の生成を次式で行う．

$$ms_n(k) = \max(r_{n1} - \|\mathbf{Feature}(k) - \mathbf{c}_{n1}\|, \dots, r_{nH} - \|\mathbf{Feature}(k) - \mathbf{c}_{nH}\|) \quad (6)$$

ここで， H は超球の数， \mathbf{c}_{ni} は動作 n の i 番目の超球の中心ベクトル， r_{ni} は動作 n の i 番目の超球の半径である．超球の中心ベクトルと半径は，決定領域を定めるパラメータで，システムを用いて動作識別を実行する前に行う学習で決定する．超球モデルの学習も，二次多項式の学習同様に，筋収縮率に閾値を設け，閾値を超えた後のデータを学習に使用する．この学習の閾値は，二次多項式の閾値 TD と同じ値にする．超球の中心ベクトル \mathbf{c}_{ni} は，筋収縮率が閾値 TD を超えたサンプリング時刻及びこの時刻から数サンプリング時刻後までの特徴ベクトルとする．ここで用いるサンプル点数は，二次多項式のデータ点数 dp と同じ点数にする．学習では，被験者に同一動作を複数回行ってもらい，そのたび超球の中心を決定する．よって，各動作の超球の個数 H は，データ点数 dp と被験者に同一動作を行ってもらう回数によって決まる．超球の半径 r_{ni} は，半径を求める対象の中心ベクトルと他動作の中心ベクトルで，最も距離の小さいものとの半分値とする．以上のように超球の中心ベクトルと半径を設定すると，複数の超球で形成される各動作の決定領域は互いに重なり合うことはない．

識別器による動作識別の実行には，筋収縮率の閾値を設ける．この閾値は，二次多項式と超球モデルの学習で使用した閾値 TD と同じ値とする．また，動作を一回行った時に複数の異なる識別結果が出力されるのを防ぐため，筋収縮率が閾値を超えた後，一度識別結果が得られたらその結果を閾値未満になるまで維持する．式 (6) で動作信号を生成すると，動作信号は一つのみ正で他は負の値，あるいは全て負になる．動作識別の結果としては，正の動作信号に対応する動作が出力される．全て負の状態では，動作識別が次のサンプリング時刻に持ち越され，結果としては無動作が出力される．以上のようにすると，識別結果としては，筋収縮率が閾値を超え特定の動作が出力されるまでは無動作が出力される．そして，一度動作識別が実行され特定の動作が出力されると，その結果を動作を終え筋収縮率が下がり閾値を下回るまで維持する．

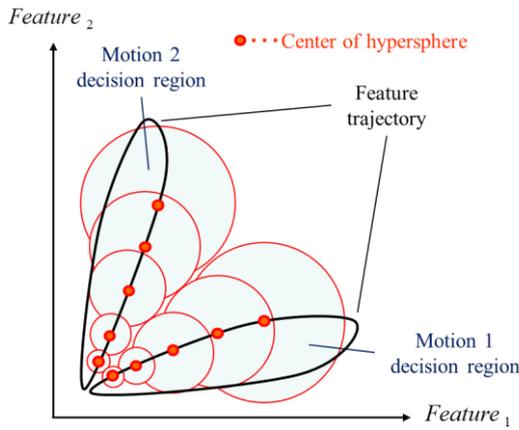


Fig. 2 Hypersphere model

3. 筋電信号の記録

3.1 計測装置

筋電信号は、電極分離型の表面筋電位測定器 EMG-025 (原田電子工業株式会社, 日本) を用いて、双極誘導法で計測した。表面電極にはディスプレイ電極 Blue Sensor N-00-Sm (Ambu A/S, Denmark) を使用した。電極は図3のように前腕の計四箇所配置した。専門知識のない人が使用することを想定し、貼付け位置は厳密に定めなかった。アース電極は、筋肉のない肘に配置した。電極を用いて計測する筋電信号は、A/D コンバータ DS2002 (dSPACE GmbH, Germany) を用いてサンプリング周波数 1000 Hz, 分解能 16 bit で記録した。記録には、デジタルシグナルプロセッサ DS1005 (dSPACE GmbH, Germany) を通して PC に保存した。

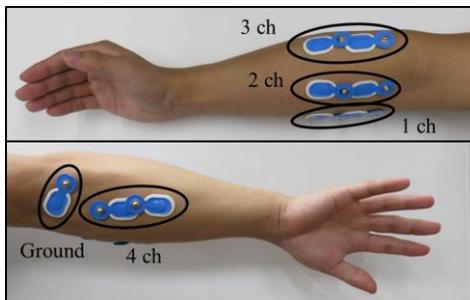


Fig. 3 Surface electrode placement

3.2 記録方法

被験者は、健康な 20 代の成人男性 5 名とした。被験者の 1 名は先行研究の経験者で、他は未経験者である。筋電信号を記録する動作は、手の握り、開き、摘みの 3 動作とした。3 動作を図 4 に示す。各動作の筋電信号の記録する前に、まず無動作状態と最大随意収縮時の記録を行った。これらは、筋収縮率を求めるのに使用する。そして、6 秒間の間に握り、開き、摘みを順に行うように被験者に指示し、その時の筋電信号を記録した。この各動作一回ずつを 1 セットとし、合計 30 セット行った。

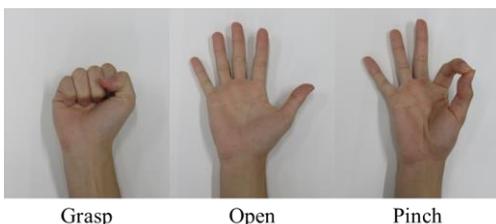


Fig. 4 Discrimination motions

4. シミュレーション

提案した動作識別システムのシミュレーションは、筋電信号のデータを用いて MATLAB/Simulink (The MathWorks Inc., USA) で行った。システムの前処理の 20 Hz ハイパスフィルタと 60 Hz ノッチフィルタは、10 次の IIR フィルタとした。特徴抽出の RMS の平均点数 p は 150 点とした。この点数は先行研究から有効な点数と考えられている。

シミュレーションでは、二次多項式と超球モデル両方の学習は各動作 5 回とした。30 セットの筋電信号データの内、最初の 5 セットは二次多項式の学習に、次の 5 セットは超球モデルの学習に、後の 20 セットは動作識別に使用した。シミュレーションは、超球モデルの超球数 H の有効な数、及び、二次多項式と超球モデルの閾値 TD の有効な値を求めるため、これらのパラメータを変更して行った。二次多項式と超球モデル両方で使用するパラメータであるデータ点数 dp は、超球数 H に付随して決まる。今回のシミュレーションでは、学習は各動作 5 回としたので $dp = H/5$ である。超球の数 H のシミュレーション条件としては、5 から 50 個まで 5 個刻みで行った。また、閾値 TD については、5% から 20% まで 1% 刻みで行った。

5. 結果及び考察

5.1 超球の数

学習の筋収縮率の閾値 $TD = 20%$ の条件のもと、超球の数 H を変更した時のシミュレーション結果を図 5 に示す。全被験者平均において、超球の増減に伴う変化は 1.0% の範囲で起こった。超球の数を変化させても識別率への影響が小さくなっている。また、超球数の増減に伴う変化には、一様な傾向がみられない。閾値 TD の条件を変更した場合も、図 5 と同様の傾向を示した。

この結果から、閾値を超えたサンプリング時刻に決定した超球を用いて動作識別の多くが実行されていると考えられる。そのため、超球数を増やし、各動作の決定領域を大きくしても識別率が向上しなかったと考えられる。超球数を増やすことで増設される超球は、筋収縮率が閾値を超えてから数サンプルステップ経過したデータを用いて決定される。そのため、増設した超球は、筋収縮率が閾値を超えて直ちに動作識別が実行されず、数サンプルステップ持ち越された場合に有用となる。今回の場合は、動作識別が閾値を超えて直ちに実行されることが多く、超球の個数による識別率の変化が小さかったと考えられる。

以上を踏まえると、超球モデルの各動作の超球の個数 H としては、一回の動作を行ったときに一個のみ学習させる $H = 5$ で十分であり、有効な値であると考えられる。

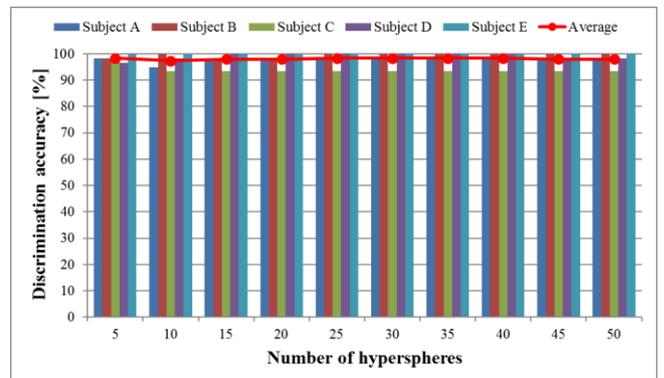


Fig. 5 Discrimination accuracy under various number of hyperspheres

5.2 閾値

各動作の超球の個数 $H = 5$ の条件のもと，学習の筋収縮率の閾値 TD を変更した時のシミュレーション結果を図 6 に示す．全被験者平均において，超球の増減に伴う変化は 32.6 % の範囲で起こった．各被験者平均で見ると，10 % ～66.7 % の範囲で変化した．閾値の設定が識別率に大きい影響を及ぼしている．また，閾値を高い筋収縮率に設定するほど識別率は高くなる傾向を示した．

本研究の学習には，全てのシミュレーション条件において動作始動時のデータを用いているが，学習の筋収縮率の閾値が小さいほど始動時の中でも比較的早い段階に相当する．筋電信号に表れる動作の種類による差は，筋収縮率が大きいほど大きくなる．そのため，閾値を大きい筋収縮率にするほど識別率が高くなる傾向を示したと考えられる．

図 6 の各被験者の識別率は，閾値を大きくすると高い識別率に収束する傾向を示しているが，収束する閾値は被験者によって異なっている．閾値 $TD = 20 %$ 付近になると，全被験者にて識別率 90 % 以上の高い精度に収束している．動作識別システムとしては，様々な人で高識別率となる必要があるので，全被験者で識別率が収束した，学習の筋収縮率の閾値 $TD = 20 %$ が有効な値であると考えられる

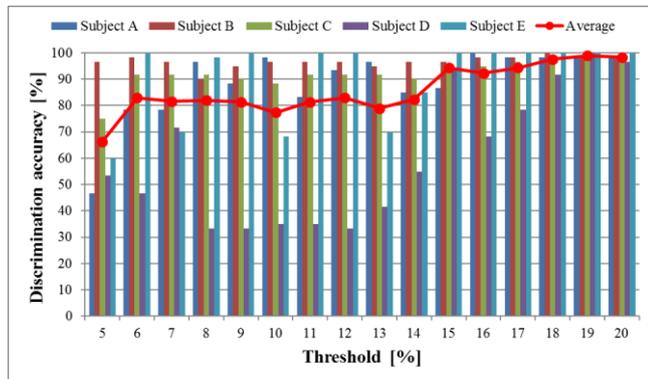


Fig. 6 Discrimination accuracy under various thresholds

5.3 有効なパラメータ値での識別結果

5.1 で求められた有効な各動作の超球の個数 $H = 5$ 個，5.2 で求められた有効な学習の筋収縮率の閾値 $TD = 20 %$ の条件のもとで行ったシミュレーションの識別率を表 1 に示す．識別率は全被験者の全動作で 90 % を超え，全体平均としては 98.3 % となった．これらのパラメータ値を用いると，動作識別は高精度で行えた．

Table 1 Discrimination accuracy [%] under effective parameters ($H = 5, TD = 20 %$)

Subject	Grasp	Open	Pinch	Overall
A	95	100	100	98.3
B	100	100	95	98.3
C	100	95	100	98.3
D	100	90	100	96.7
E	100	100	100	100
Average	99	97	99	98.3

6. 結言

本研究では，表面電極の配置が筋電信号に及ぼす影響を考慮するため，各計測点の筋収縮率を計算し，筋収縮率を動作識別に利用するシステムを提案した．識別器に超球モデルを使用した本手法において，筋電信号の計測チャンネル数 4，サンプリングレート 1000 Hz のもと，手の握り，開き，摘みの 3 動作の動作識別では，有効な超球の個数は

各動作 5 個，学習の筋収縮率の閾値は 20 % であった．この条件下では，識別率は全被験者の全動作で 90 % を超え，高精度の動作識別を実現できた．

謝辞

本研究の一部は，日本学術振興会科学研究費助成事業基盤研究(B) (研究課題番号：25289053) の援助を受けた．ここに記して謝意を表する．

参考文献

- (1) 横井浩史，加藤龍，中村達弘，北佳保里，ロボットの暮らし 筋義手のための五指ハンド制御技術，自動車技術，Vol. 64, No. 5, pp. 65-69, 2010.
- (2) J. U. Chu, I. Moon, Y. J. Lee, S. K. Kim and M. S. 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, pp. 282-290, 2007.
- (3) C. Castellini, P. Smagt, G. Sandini and G. Hirzinger, Surface EMG for Force Control of Mechanical Hands, IEEE International Conference on Robotics and Automation, Vol. 2, pp. 725-730, 2008.
- (4) D. Zhang, X. Chen, S. Li, P. Hu and X. Zhu, EMG Controlled Multifunctional Prosthetic Hand: Preliminary Clinical Study and Experimental Demonstration, IEEE International Conference on Robotics and Automation, Vol. 6, pp. 4670-4675, 2011.
- (5) 井部結子，郷古学，伊藤宏司，表面電位を用いた前腕義手の複合動作識別，計測自動制御学会論文誌，Vol. 45, No. 12, pp. 717-723, 2009.
- (6) 西川大亮，兪文偉，横井浩史，嘉数侑昇，表面筋電位からの動作識別システムにおけるオンライン型学習データ管理機構，電子情報通信学会論文誌，Vol. J84-D-2, No. 12, pp. 2634-2643, 2001.
- (7) G. Dorfner, A Unified Framework for MLPs and RBFNs: Introducing Conic Section Function Networks, Cybernetics and Systems, Vol. 25, No. 4, pp. 551-554, 1994.
- (8) B. Karlik, A Fuzzy Clustering Neural Network Architecture for Multifunction Upper-Limb Prosthesis, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol. 50, No. 11, pp. 1255-1261, 2003.
- (9) K. Englehart and B. Hudgins, A Robust, Real-Time Control Scheme for Multifunction Myoelectric Control, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol. 50, No. 7, pp. 848-854, 2003.
- (10) 辻内伸好，小泉孝之，山本哲史，筋電信号による回内・回外動作識別手法の提案，生活生命支援医療福祉工学系学会連合大会論文誌，Vol. 2013, pp. ROMBUNNO. OS2-1-6, 2013.
- (11) M. A. Oskoei and H. Hu, Myoelectric Control Systems - A Survey, Biomedical Signal Processing and Control, Vol. 2, No. 4, pp. 275-294, 2007.
- (12) E.A. Clancy, S. Bouchard and D. Rancourt, Estimation and Application of EMG Amplitude during Dynamic Contractions, IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine, Vol. 20, No. 6, pp. 47-54, 2001.
- (13) 木塚朝博，増田正，木竜徹，佐渡山亜兵，バイオメカニズム・ライブラリー 表面筋電図，東京電機大学出版局，pp. 15-17, 2006.