

動作識別手法を用いた筋電義手制御法

Myoelectric Prosthetic Hand Control using Motion Discrimination Method

辻内伸好（同志社大） 小泉孝之（同志社大）

○ 栗栖直之（同志社大院）

Nobutaka TSUJIUCHI, Doshisha University
Takayuki KOIZUMI, Doshisha University
Naoyuki KURISU, Doshisha University

Key Words: Motion Discrimination, Prosthetic Hand, Feature Extraction

1. 緒言

筋電義手は、見た目が良く、手先の開閉動作が可能である。しかし、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に、ユーザに合わせて調整する必要がある。また、手首の伸筋・屈筋が収縮した際に手先の開閉を行うというように、一つの筋を一つの動作に対応させる方式により操作するため、義手の行える動作を増やすことが難しい。手首の伸筋・屈筋がゆっくり収縮した際に手先の開閉を、手首の伸筋・屈筋がすばやく収縮した際に手首の伸展・屈曲を行う方式の筋電義手もあるが、操作が難しい。

以上の問題を解決するため、筋電信号を学習し、筋電信号から前腕部の動作を識別する研究が数多く行われている⁽¹⁻⁶⁾。これらの研究は、ニューラルネットを用いるものが多いが、ニューラルネットは学習に時間がかかる。これに対して、我々は、学習に時間のかからない重回帰モデルにより、前腕部に設置した4チャンネルの表面電極から計測した筋電信号によって、手の開き、握り、摘み動作の識別に成功した^(7,8)。しかし、この手法では、肘動作を行った際に前腕部の筋も活動するため、肘動作を前腕部の動作であると誤認する問題が残った。そこで、重回帰モデルと同様に学習に時間がかからず、かつ、肘動作を誤認しない円錐モデルによる動作識別法を提案し、その有効性を示した⁽⁹⁾。

本研究では、以前に提案した円錐モデルによる動作識別の精度を向上させるため、二次多項式を用いて、筋電信号から識別する各動作の特徴を抽出する方法を提案する。また、動作識別を用いる義手は、動作の速さをユーザが任意に操作できないことが多く、不自然である。そこで、重回帰モデルを用いて、各動作に対応する義手関節の角速度を生成する方法を提案する。これらの手法を用いて、グラフィックスによって作成した3Dハンドモデルを操作できるシステムを構築する。このシステムを用いて3Dハンドモデルを操作する実験により、二次多項式による特徴抽出法と重回帰モデルによる角速度生成法の有効性を実証する。

2. 理論

図1に構築するシステムを示す。システムは、特徴抽出、動作識別、角速度生成から成る。前腕部から計測後、整流及び平滑化した筋電信号から特徴を抽出し、その特徴から動作を識別する。動作識別と同時に、筋電信号から各動作に対応する角速度を生成する。そして、識別した動作に対応する角速度を積分し、3Dハンドモデルの関節角度の目標値を求める。

本研究では、識別する動作は、手の開き、握り、摘み、手首の伸展、屈曲動作とする。生成する角速度は、伸展と

屈曲時の手首関節角速度とする。手の動作を識別した時は3Dハンドモデルの手の機能を切り替え、手首動作を識別している時は生成した角速度により3Dハンドモデルの手首関節を操作する。

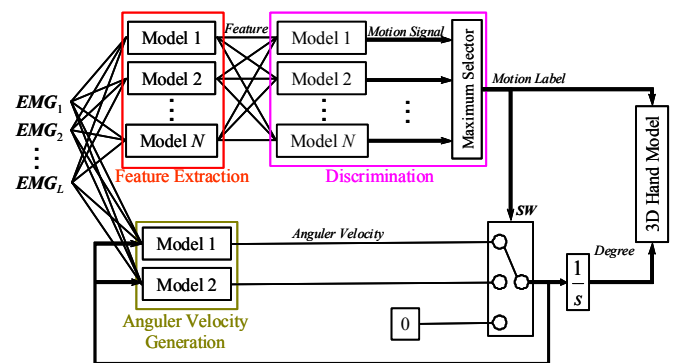


Fig. 1 3D Hand Model Control System

2-1 特徴抽出

特徴抽出の前に、円錐モデルによる動作識別について簡単に述べる。図2(a)に、特徴空間における動作*i*と動作*j*を識別する場合の円錐モデルによる各動作に対応する決定領域の例を示す。図2(a)において、網掛けを行なった部分は各動作に対応する決定領域を、破線は決定領域の境界を、実線は動作を行なった際の各動作に対応する筋電信号の軌跡を示す。動作に対応する軌跡は、筋電信号が筋を収縮させていない時は弱く、筋を強く収縮させるほど大きくなるため、図2(a)に示すように、原点に近い位置から離れるように伸び、そして、原点の近くに戻ってくる軌跡を描く。筋を収縮させていない時の筋電信号の値を頂点として、各動作に対応する軌跡を包む円錐による決定領域を設置することを考える。決定領域の設置後、筋電信号が決定領域の中に入った際は、その決定領域に対応する動作を識別したとする。このように、円錐により必要最低限の決定領域を設定することにより、対応する各動作を行った際は、その軌跡が決定領域内に在ることとなる。また、この軌跡と大きく異なる軌跡を描く動作を行った場合は、軌跡は決定領域外に在ることとなり、どの動作も識別しない。

しかし、図2(b)に示すように、似通った軌跡を描く動作を識別する場合、決定領域は細くならざるをえず、対応する動作を行っても、軌跡が決定領域内に入りづらい。そこで、二次多項式を用いて、太い決定領域を設置できる空間に、筋電信号の軌跡を射影することを考える。

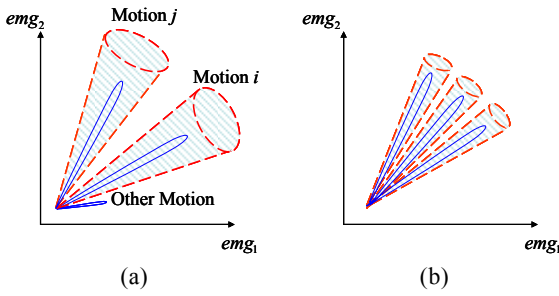


Fig. 2 Examples of Decision Regions using Conic Models

2-1.1 二次多項式

二次多項式を用いて、筋電信号から識別する各動作の特徴を抽出する。特徴量は、対応する動作を行った際に最も大きな値となる。識別する動作ごとに二次多項式によるモデルを作成する。抽出した特徴量は後に述べる円錐モデルにより識別される。

動作*i*に対応する二次多項式による特徴量 fq_i を、 L チャンネルで計測し、整流および平滑化した表面筋電信号の振幅 $emg_1, emg_2, \dots, emg_L$ の二次多項式で表現し、

$$fq_i = \sum_{l \leq m=1}^L a_{ilm} emg_l emg_m + \sum_{l=1}^L b_{il} emg_l + C \quad (2.1)$$

とする。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、以下で述べる教師信号を用いて最小二乗法により推定する。

2-1.2 教師信号生成

係数を推定するためには教師信号を与える必要がある。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、 N 種類の動作を行い、その時計測した L 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。

$$S = \sum_{l=1}^L emg_l \quad (2.2)$$

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、動作を一度ずつ行った場合、 S には N 個のピークが生じる。生じたピークの中で n 番目のピークは n 番目に行った動作（以下、動作 n と呼ぶ）に対応している。動作 n に対応した教師信号を以下のように求める。

$$ts_n = \begin{cases} S - e & (i = n) \\ d(S - e) & (i \neq n) \end{cases} \quad (2.3)$$

i はピークの数($i = 1, \dots, n, \dots, N$)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、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。 $L = 4, N = 5, d = 0.2, e = 0.005$ とした場合における本手法の適用例を図3に示す。

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。

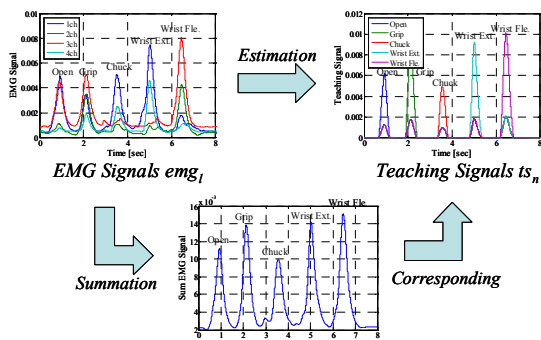


Fig. 3 Generation of Teaching Signals

2-2 動作識別

円錐による決定領域は、円錐モデルにより決定できる。円錐モデルを用いて生成した動作信号は、筋電信号から対応した動作を行なった時のみ正に、それ以外の識別する動作および肘動作を行なった時に負となる。識別する動作ごとに円錐の式によるモデルを作成し、出力値である動作信号が最大かつ正となる動作を識別結果とする。

2-2.1 円錐モデル

動作*i*に対応する円錐モデルによる動作信号 ms_i は、

$$ms_i = \sum_{n=1}^N a_n (fq_n - c_n) - \cos \omega_i \sqrt{\sum_{n=1}^N (fq_n - c_n)^2} \quad (2.4)$$

である。ここで、係数ベクトル $\mathbf{c} = (c_1, c_2, \dots, c_N)$ は円錐の頂点、 $\mathbf{a}_i = (a_{i1}, a_{i2}, \dots, a_{iN})$ は円錐の中心線を示すベクトル、 ω_i は円錐の頂角である。この関数は、一般に、円錐曲線関数ニューラルネットワークに用いられている⁽¹⁰⁾。ここでは、頂点 \mathbf{c} は平常時の各チャンネルの筋電信号の振幅、中心線 \mathbf{a}_i は平常時の筋電信号の振幅でオフセットした動作時の特徴量の総和がピークを迎えた際の角筋電信号の振幅を正規化したものとする。いずれもリアルタイムで求めることが可能であり、これらのパラメータの学習に時間はかからない。頂角 ω_i の決定方法については以下で述べる。

2-2.2 頂角の決定法

前腕部の動作をした時は、手指および手首に繋がる筋が収縮することにより筋電信号が発生する。これに対して、肘動作をした時には、前腕部の筋の腱が上腕骨に繋がっているために筋が伸び縮みすることにより筋電信号が発生するため、肘動作をした時の筋電信号の軌跡は、識別する前腕部の動作同士の軌跡と比べて大きく異なる。このため、筋電信号から生成した特徴量も同様の特性を持つ。

以上に基づき、頂角 ω_i は以下の方法で決定する。図4に動作*i*に対応する特徴量の軌跡と、動作*i*に対応する軌跡に隣接する動作*j*と動作*k*に対応する軌跡を示す。まず、図4に示すように、隣接する動作ごとに、動作*i*の円錐の中心線を示すベクトルと隣接する動作の円錐の中心線を示すベクトル間の角度の半分を求める。そして、円錐が重なると誤識別の原因となることから、それらの最も小さい値を頂角 ω_i とする。これを定式化して次式となる。

$$\omega_i = \min(\theta_{ij}, \theta_{ik})$$

$$\theta_{ij} = \frac{1}{2} \arccos \left(\frac{\mathbf{a}_i \cdot \mathbf{a}_j}{|\mathbf{a}_i| |\mathbf{a}_j|} \right) \quad (2.5)$$

\mathbf{a}_i がリアルタイムで求めることが可能であることから、頂角 ω_i も中心線もリアルタイムで求めることが可能であり、学習に時間はかからない。

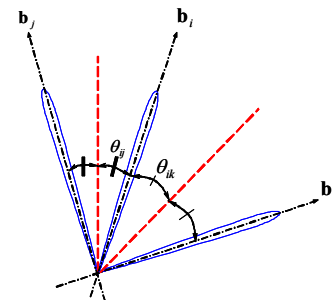


Fig. 4 Method for obtaining The Vertex Angle

2-3 角速度生成

重回帰モデルを用いて、各動作に対応する動作の角速度を生成する。生成する角速度は、動作時の各筋電信号の強さに対応している。動作*i*に対応する角速度 $V_{(T)_i}$ は、

$$V_{(T)_i} = \sum_{i=1}^L a_i \text{emg}_i + b_i V_{(T-1)_i} + c_i \quad (2.5)$$

である。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。 $V_{(T-1)_i}$ は 1 ステップ前の角速度であり、教師信号はチャープ信号とし、被験者にディスプレイに表示したチャープ信号に合わせて筋を収縮してもらい筋電信号を計測する。そして、この係数をリッジ回帰によって推定する。この係数もリアルタイムで推定可能である。

3. 実験

3-1 実験装置

実験システムの全体図を図 5 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。

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。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り計測し、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。計測した筋電信号は 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。

入力した筋電信号は、整流化後、特徴抽出に用いるものについては 300[ms] の移動平均で、角速度生成に用いるものについては 150[ms] で平滑化した後、100[Hz] で再サンプリングした。生成した角速度は、150[ms] で平滑化し、3D ハンドモデルの操作に用いると同時に重回帰モデルにフィードバックした。これにより、角速度生成についての全体の遅れは、動作識別の遅れと同様に 300[ms] である。一般的に、義手制御システムの遅れは 300[ms] まで許容できると言われている⁽¹¹⁾。また、筋電信号の総和に閾値を設置し、閾値以下の際はどの動作も行っていないとした。

電極は前腕部に 4ch 配置した。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した。

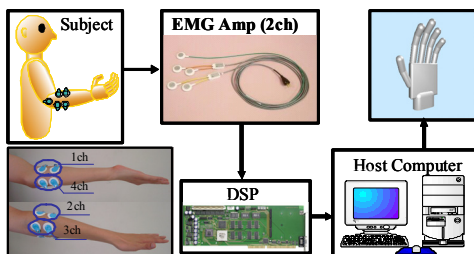


Fig. 5 Experiment System

3-2 実験方法

被験者は、健康な成人 5 名 (被験者 A, B, C, D, E) とした。うち被験者 A, B は実験の経験者、被験者 C, D, E は、今回初めて実験に参加した。二次多項式の学習を行うために、被験者に手の開き、握り、摘み動作、手首の伸展、屈曲動作を各 5 回ずつ行うよう指示した。さらに、二次多項式の学習後、円錐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。また、重回帰モデルの学習のためにディスプレイに表示したチャープ信号に合わせて筋を収縮することを求めた。

学習後、円錐モデルの前腕部の動作の識別精度、および、肘動作の誤認の有無を検証した。その後、3D ハンドモデルの手首関節を操作し、その精度を検証した。

4. 結果および考察

4-1 動作識別実験

学習後、まず、被験者に手の開き、握り、摘み動作、手首の伸展、屈曲動作に加え、肘の代表的な動作である伸展、屈曲、外旋、内旋動作の順に行なうよう指示した。二次多項式及び円錐モデルの学習により決定する係数はリアルタイムで求めることができるため、短時間で学習は終了した。図 6 に手の開き、握り、摘み動作、手首の伸展、屈曲、肘の伸展、屈曲、外旋、内旋動作の順に行なった際の二次多項式による特徴量の一例を、図 7 に円錐モデルによる動作信号の一例を示す。また、図 8 に筋電信号の総和を、図 9 に識別した動作を示す。二次多項式を用いて生成した特徴量は、対応する動作を行ったときに最も強い値となった。円錐モデルにより生成した動作信号は、対応する動作を行った際に正に、それ以外の識別する動作、または、肘動作を行った際は負の値となった。また、肘の伸展をしながら内旋をするような、肘の代表的な動作を組み合わせた動作についても、円錐モデルによる動作信号が負となることを確認した。円錐モデルによる動作識別では、総和が閾値を超えた際に、正かつ最大の動作信号に対応する動作を識別結果とすることにより、肘動作を誤認せずに前腕部の 5 動作の識別が可能である。

表 1(a) に前処理した筋電信号、表 1(b) に特徴量から円錐モデルを用いた際の識別精度を示す。前処理した筋電信号から動作を識別した場合は、識別率が 90[%] 以下となる動作があった。これに対して、抽出した特徴量から動作を識別した場合は、全ての動作について 90[%] 以上の識別率となった。

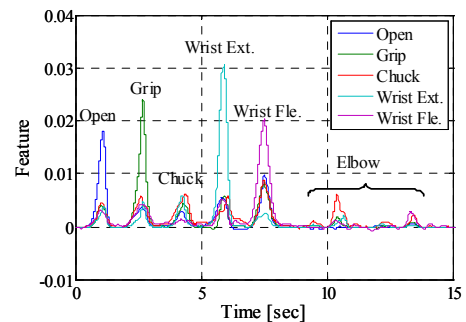


Fig. 6 Features using Quadratic Polynomials

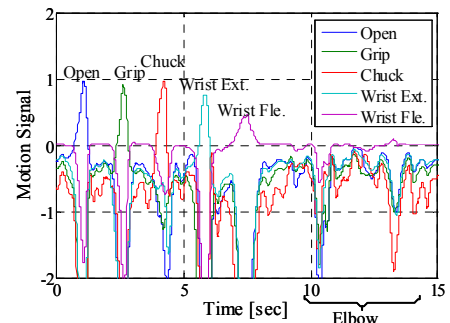


Fig. 7 Motion Signals using Conic Models

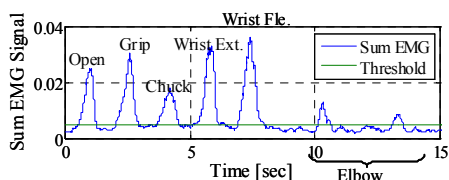


Fig. 8 Summation of EMG Signal

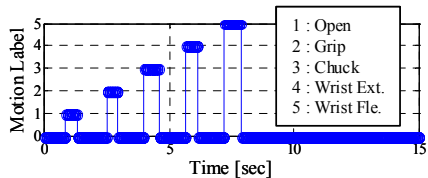


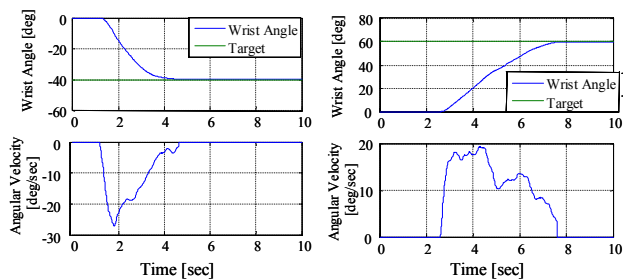
Fig. 9 Motion Label

Table I Discrimination Rates [%]

(a) Conic Models from EMG Signals						(b) Conic Models from Features					
	A	B	C	D	E		A	B	C	D	E
open	100	96.7	100	96.7	90	open	100	100	96.7	96.7	93.3
grip	100	66.7	66.7	96.7	100	grip	96.7	96.7	96.7	96.7	100
chuck	100	100	76.7	96.7	83.3	chuck	100	100	100	100	100
extension	63.3	80	56.7	100	63.3	extension	100	100	90	96.7	93.3
flexion	96.7	73.3	100	100	100	flexion	100	100	96.7	100	96.7

4-2 3D ハンドモデル操作実験

図 9(a)に伸展時の手首関節角度と角速度の一例を、図 9(b)に屈曲時の手首関節角度と角速度の一例を示す。図に示すように、各動作について目標値を与え、被験者に1動作で手首関節を目標値になるまで操作するよう指示した。伸展時・屈曲時の誤差を図 13, 14 に示す。全被験者が両動作共に、標準偏差 3[deg]以下の精度で手首関節を操作することが可能であった。この程度の精度であれば十分に手首関節を操作することが可能であると考えられる。



(a) Wrist Extension (b) Wrist Flexion

Fig. 9 Wrist Angle and Angular Velocity

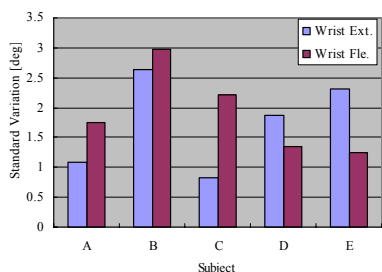


Fig. 10 Standard Variation [deg]

5. 結言

本研究では、円錐モデルによる動作識別の精度を向上させることを目的として、二次多項式による識別する各動作の特徴量の抽出法を提案した。また、義手の動作の速さを任意に操作できるようにすることを目的として、重回帰モ

デルによる手首関節の角速度生成法を提案した。検証実験を行った結果、以下の結論を得た。

1. 二次多項式による動作の特徴抽出法を提案した。
2. 抽出した特徴量から円錐モデルを用いることにより、手の開き、握り、摘み動作、手首の伸展、屈曲動作を90[%]以上の精度で識別することが可能である。
3. 抽出した特徴量からの円錐モデルによる動作の識別において、肘動作を誤認しない。
4. 前処理した筋電信号から識別するよりも、抽出した特徴量から識別する方が精度がよい。
5. 重回帰モデルによる角速度生成法を提案した。
6. 角速度生成法を用いて、3D ハンドモデルの手首関節を操作した結果、標準偏差 3[deg]以下の精度で操作することが可能であった。

参考文献

- (1) 辻敏夫, 高橋恒介, 福田修, 金子真, 事象駆動型作業モデルを利用した EMG 信号のパターン識別, 日本ロボット学会誌, **20-7**, 771-777(2000).
- (2) 塚本昌克, 近藤敏之, 伊藤宏司, 動作の立ち上がり時に着目した非正常 EMG による筋電義手制御, 電子情報通信学会技術研究報告, **105-577**, 41-44(2006).
- (3) L. Ozyilmaz, T. Yildirim, H. Seker, "EMG Signal Classification using Conic Section Function Neural Networks", The 1999 International Joint Conference on Neural Networks, **5**, 3601-3603(1999).
- (4) K. B, T. M O, A. M, "A Fuzzy Clustering Neural Network Architecture for Multifunction Upper-Limb Prosthesis", IEEE Transactions on Biomedical Engineering, **50-11**, 1255-1261(2003).
- (5) J. Chu, I. Moon, S. Kim, M. Mun, "Control of Multifunction Myoelectric Hand using a Real-Time EMG Pattern Recognition", 2005 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 3957-3962.
- (6) Jun-Uk Chu, Inhyuk Moon, Mu-Seong Mun, "A Real-Time EMG Pattern Recognition System Based on Linear-Nonlinear Feature Projection for a Multifunction Myoelectric Hand", IEEE Transactions on Biomedical Engineering, **53-11**, 2232-2239(2006).
- (7) N. Tsujiuchi, T. Koizumi, M. Yoneda, "The Manipulation of a Robotic Hand using EMG Signals", 7th International Conference on Motion and Vibration Control(2004).
- (8) 北村徹, 辻内伸好, 小泉孝之, 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, 日本機械学会論文集 C 編, **73-735**, 3024-3030(2007).
- (9) H. Kawashima, N. Tsujiuchi, T. Koizumi, "Hand motion discrimination by EMG signals without incorrect discriminations that elbow motions cause", 30th Annual International Conference of the IEEE on Engineering in Medicine and Biology Society, 2103-2107 (2008).
- (10) Dorffner G, "A Unified Framework for MLPs and RBFNs", Cybernetics and Systems, **25-4**,551-554(1994).
- (11) K. Englehart, B. Hudgins, P. A. Parker, "A Wavelet-Based Continuous Classification Scheme for Multifunction Myoelectric Control", IEEE Transactions on Biomedical Engineering, **48-3**, 302-311(2001).