

## 義手制御のための筋電パターン識別学習

(機械技術研究所) 谷 和 男・谷 江 和 雄・館 暲・小森谷 清  
前田 祐 司・西沢昭一郎・阿 部 稔  
(東海大学) 荒 木 正 裕

### 1. ま え が き

上肢切断者のための義手設計において、その制御指令信号をどのように得るかは大きな問題である。現在脳波あるいは遠心性神経からのインパルスを利用する技術が未開である以上、切断前の動作パターンを相当程度存続させた義手制御方式としては筋電制御方式が最も有力な制御方式であり、これまで前腕、上腕など各種動力義手への適用が試みられている<sup>4)~9)</sup>。ところで、この種の筋電制御方式を採用する場合、特に高位切断者になるほど制御すべき義手の自由度が大きくなる一方、筋電信号を採取できる部位は少なくなっていくという問題がある。そのような時、特に肩関節より腕を切断した人のための全腕義手などでは、一般に各種の身体動作にともなって発生する複数の体幹中の筋の筋電位を導出し、それを適当に識別して義手への指令信号を作成するという手法を用いる<sup>4)~9)</sup>。この手法では、操作者自身がどのような筋電位を発生しているかは、それに対応する身体動作パターンにより知覚されるから、この手法で安定な操作信号を得るためには、筋電位に対応する身体動作はなるべく再現性が高くかつ記憶しやすいものであることが望ましい。これまで、義手制御信号源としての筋電位の解析はいくつか行われているが、その筋電発生基となる身体動作との関連においてこの問題を取扱っている研究は比較的少ない。われわれは以前より肩関節切断者のための筋電制御型全腕義手の開発研究を行い、その中で筋電位の解析<sup>1)</sup>も行ってきたが、上述のような観点から、今回義手装着者の意識的な肩の位置決め動作によって生じる体幹からの筋電位を利用するという基本に立って、以下の点について検討・実験を行った。(1)肩動作の安定性、再現性の調査、(2)小型軽量な筋電位パターン

識別装置に応用できる実用的な識別方式の検討とその実験、(3)上記識別方式にもとづく義手のリアルタイム筋電制御実験。

以上の結果について、以下の章で報告する。

### 2. 肩動作の解析

肩関節切断患者を想定しているので、ここで言う肩動作とは鎖骨および肩甲骨の接点である肩峰関節部の位置決め動作のことである。この動作は2自由度を有していると考えられる。患者が筋電パターンを発生するにはそれに対応する筋収縮力パターンを発生すればよいのであるが、一般に多自由度では力の固有受容よりも姿勢の固有受容の方が優れているので、一定の肩動作を行ってその時生じる筋収縮力パターンを通じて筋電パターンを発生するのが義手使用者にとって容易である。そのため正確な筋電パターンを発生するためにはまず正確な肩動作が行えなければならない。すなわち異なる意識的動作パターンが異なる動作として現われるか、また同じ意識的動作パターンによって生じる動作はどの程度同じであるかということが問題となる。そのために以下に述べる実験を行って筋電発生手段としての肩動作の適性を調べた。

この実験には赤外線発光ダイオード(LED)と特殊な半導体光センサを用いてLEDの位置計測を行うSELSPOT計測装置を使用した。本装置はLEDの像をカメラレンズによって半導体光センサ受光面上に結び、センサ面上におけるLED像の $x, y$ 座標に対応した信号を出力するものであり、複数のLEDを時間をずらしてサイクリックに点灯させることにより、個々のLEDの像を時分割的に求めることができる。またカメラを2台用いてLEDの空間における3次元位置を求めることができる。

被験者の肩に LED を取り付け、被験者を測定用に座らせ、上体のふらつきが肩位置に及ぼす影響をなくするためにシートベルトで腰部を固定し、さらにいすに固定したヘルメットを頭にかぶせることによって上体をいすに固定した。測定する肩動作は2次元であるので LED 1個、カメラ1台のみを使用した。カメラは被験者の横、肩より 1.8[m] の所に設置した。SELSPOT 装置を用いたこの方法は機械的なゴニオメータ等を用いた方法と比べて体の動作部分を全く拘束しない利点がある。

肩動作の種類としては、肩を上、下、前、後の方向に動かす動作と、力を抜いた休息位置である自然体の5つを取り上げた。データ収集はミニコンピュータを用いて被験者が1人で行えるようにした。すなわちプログラム起動後、被験者は計算機の LED ディスプレイにランダムに表示される動作種類番号を読み、その肩動作を行う。安定状態に達したら反対側の手に持ったスイッチを押して計算機にデータ収集の指令を与える。計算機は SELSPOT 装置より肩に装着した LED の位置を5回読み取りその中間値を肩位置データとして記憶し、被験者に次の肩動作を指示するために LED ディスプレイに表示を行う。図1に実験状態の被験者の写真を示す。

肩動作の測定結果の1例を図2に示す。座標軸の数値は SELSPOT 装置の読みであるが、その絶対値が

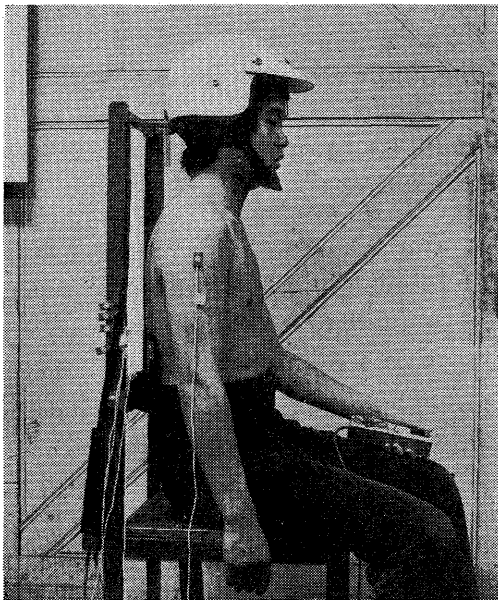


図1 肩動作解析実験。

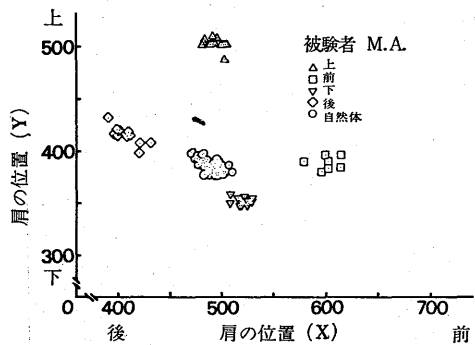


図2 肩動作位置測定結果の1例。(各軸は10ビットAD変換器の出力)

問題となるのではなく、自然体の平均位置を原点としたときの各動作の位置関係が重要である。他の被験者の測定結果を含めていえることは次のとおりである。

- (1) 肩の5種類の動作(上、下、前、後、自然体)は互いに明瞭に区別される。
- (2) 各動作点の位置関係は被験者が異なっても極めて類似している。
- (3) 被験者が感覚的に把握している肩動作の方向と実際の動作方向の間には隔たりがある。特に下方動作においては行程が小さく、被験者が真下方向に動作したつもりでも実際には斜め前下方に動作している。

この実験を5回繰り返し、各動作点の変動を標準偏差で表わしたのが図3である。これを見ると標準偏差は回数に関して有意的に変化していないことがわかる。これは人間が日常動作を通じてすでにこのような動作の感覚を有しているからだと考えられる。

この点を明確にするためにさらに次の実験を行った。

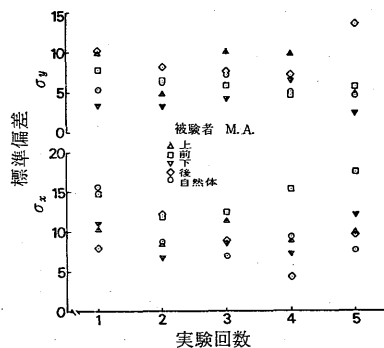


図3 肩動作点の変動。

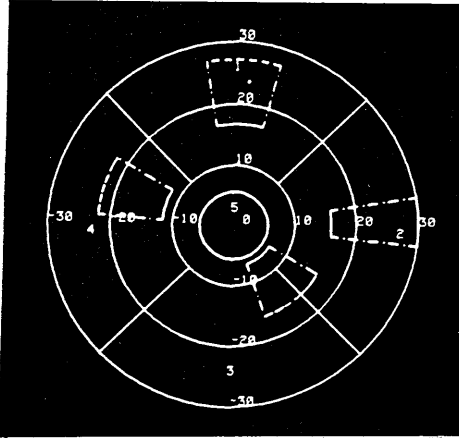


図4 肩動作点枠組のグラフィック表示.

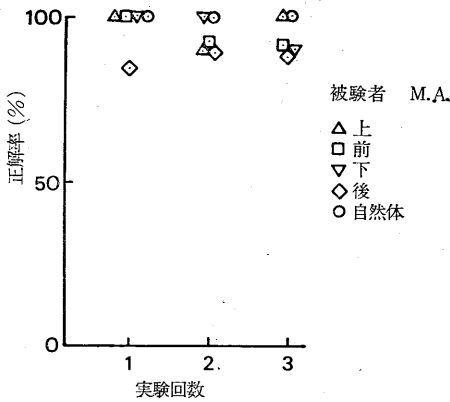


図5 肩動作再現性試験の結果.

まず図2を含む前述の実験データをもとに、5種類の肩動作の絶対位置を決める。すなわち前述の方法で得られたプロットのうち、極端に同種の点から離れたプロットを除いて、同種のプロット全部を含むような枠組を設定する。図4にこの枠組のグラフィックディスプレイ表示の1例を示す。次に被験者に前述の実験と同じようにランダムに各方向の肩動作を行わせ、そのときの肩位置がどれだけ正確にこの枠組の中に入るかを評価する。この場合原点となる自然体の基準位置が重要であり、任意の動作を交えて10回の自然体の位置を読み取りその平均値を原点とした。この実験結果の1例を図5に示す。肩動作が概して高い率で枠組の中に入っていることがわかる。これは人間が肩動作に関して絶対的な姿勢感覚を有していることを示す。

以上の実験により以下のことが結論される。

- (1) 肩の5種類の動作は互いに完全に分離される。

- (2) 肩の5種類の動作の再現性は十分高い。

- (3) 以上の理由により肩の5種類の動作による筋電パターンが互いに区別されるならば、これらの動作を筋電パターン発生のために使用することは適当である。

### 3. 筋電パターンの識別

ここでは義手制御のための小型軽量の筋電パターン識別装置の開発という構想のもとに、その装置において比較的簡単な処理方法で独立して識別を行えるとともに、識別学習も計算機と連結して容易に行えるような筋電パターン識別処理・識別学習の方法の開発について述べる。

#### 3.1 パターンの識別手法

パターン認識におけるパターンとは一般にあらゆる対象物を包含しているが、ここではパターンは  $m$  個の実数の集合で表わされるベクトル  $\mathbf{x}$  であるとする。すなわち、

$$\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_m) \quad (1)$$

今  $n$  個の関数  $g_1(\mathbf{x}), g_2(\mathbf{x}), \dots, g_n(\mathbf{x})$  があり、 $g_j(\mathbf{x}) > g_l(\mathbf{x}) ; l=1, 2, \dots, m ; l \neq j$  ならばパターン  $\mathbf{x}$  はクラス  $C_j$  に属すると判定する。この場合

$$\mathbf{g} = \{g_1, g_2, \dots, g_n\} \quad (2)$$

を識別関数と呼ぶ。今関数が  $x_i$  の1次式で表わされるとする。すなわち

$$g_j = w_{j1}x_1 + w_{j2}x_2 + \dots + w_{j,m}x_m + w_{j,m+1} \quad (3)$$

と書かれるとき、 $\mathbf{g}$  を線形識別関数と呼ぶ。この場合行列の形で

$$\begin{pmatrix} g_1 \\ g_2 \\ \vdots \\ g_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} w_{11} & w_{12} & \dots & w_{1,m} & w_{1,m+1} \\ w_{21} & w_{22} & \dots & w_{2,m} & w_{2,m+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ w_{n1} & w_{n2} & \dots & w_{n,m} & w_{n,m+1} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_m \\ 1 \end{pmatrix} \quad (4)$$

と書くことができる。ここであらためて  $m+1 \rightarrow m$  と書きなおし、さらに

$$\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_{m-1}, 1) \quad (5)$$

と書きなおせば、式(4)は

$$\mathbf{g} = \mathbf{W}\mathbf{x}^T \quad (6)$$

と書きなおされる。ここで  $\mathbf{W}$  を荷重マトリックスと呼ぶ。

今有限個の教育パターンベクトル  $\{x_d\}$  が与えられ、それぞれどのクラスに属するかがわかっているとき、このデータに基づいて、識別関数を求めることがパターンの識別学習となるわけである。この場合、教育パターンベクトル  $\{x_d\}$  に統計的処理をほどこし、得られた統計量をもとにして識別関数を決定する手法をパラメトリックな学習方法、そうでない方法をノンパラメトリックな学習方法と呼ぶ。

パラメトリックな学習方法としては最小距離法、尤度法などがある。最小距離法では識別関数は次式で与えられる線形識別関数となる。

$$g_j = r_j \cdot x - \frac{1}{2} r_j \cdot r_j \quad (7)$$

ここで  $r_j$  はクラス  $C_j$  に対する基準ベクトルであり、通常クラス  $C_j$  に属する教育パターンベクトルの平均値を用いる。尤度法<sup>2)</sup>ではクラス  $C_j$  に属するパターンが  $x$  の値をとる確率を統計処理によって求めこれを  $p_j(x)$  とする。与えられた未知のベクトル  $x$  に対して  $p_j(x) > p_l(x); l=1, 2, \dots, n; l \neq j$  ならば  $x$  はクラス  $C_j$  に属するとする。この方法は一般には線形識別にならない。

一方ノンパラメトリックな学習方法としては次に述べる方法がある。いまパターン  $x$  を  $\nu$  個のクラス  $C_1, C_2, \dots, C_\nu$  に分類するものとし、クラス  $C_\sigma$  に対応する荷重ベクトルを  $w(\sigma)$  と書く。すなわち、

$$W = \begin{pmatrix} w(1) \\ w(2) \\ \vdots \\ w(\nu) \end{pmatrix} \quad (8)$$

いま  $x_k$  を  $k$  番目の教育パターンベクトル ( $m$  次元) とし、 $w_k(\sigma)$  をクラス  $C_\sigma$  に対応する  $k$  番目の教育手順における荷重ベクトルとする。このときパターン  $x_k$  がクラス  $C_\alpha$  に属する場合には次のような2つの場合が生じる。

$$(i) \quad w_k(\alpha) \cdot x_k > w_k(\mu) \cdot x_k \\ \mu=1, 2, \dots, \nu; \mu \neq \alpha \quad (9)$$

$$(ii) \quad w_k(\alpha) \cdot x_k \leq w_k(\tau) \cdot x_k \\ \tau \neq \alpha, \tau \in \Gamma \quad (10)$$

すなわち (i) は正解を与える場合であり、(ii) は1つ以上の誤りがある場合である。おのおの場合における教育手順を次のように与える。

$$(i) \text{ の場合は修正を行わない。すなわち} \\ w_{k+1}(\mu) = w_k(\mu) \quad \mu=1, 2, \dots, \nu \quad (11)$$

(ii) の場合には次の修正を行う。

$$\begin{cases} w_{k+1}(\alpha) = w_k(\alpha) + Cx_k \\ w_{k+1}(\tau) = w_k(\tau) - Cx_k \quad \tau \in \Gamma \\ w_{k+1}(\mu) = w_k(\mu) \quad \mu=1, 2, \dots, \nu; \mu \neq \alpha, \mu \in \Gamma \end{cases} \quad (12)$$

有限個の教育パターンベクトル  $\{x_d\}$  に対してサイクリックにこのような処理を行い、すべての  $\{x_d\}$  に対して (i) の条件が満足されるようになったときこの教育手順は終了する。教育パターンベクトルが線形分離可能な場合これらの手順によって教育が有限回の手順で終了することが証明されている<sup>3)</sup>。

またさらに教育条件を厳しくして、パターン  $x_k$  がクラス  $C_\alpha$  に属しているとき、

$$w_k(\alpha) \cdot x_k - M \geq w_k(\mu) \cdot x_k \quad \mu=1, 2, \dots, \nu; \mu \neq \alpha \quad (13)$$

のとき正解を与え、

$$w_k(\alpha) \cdot x_k - M < w_k(\tau) \cdot x_k \quad \tau \neq \alpha, \tau \in \Gamma \quad (14)$$

のとき誤りを与えるものとする。ここで  $M$  は正の定数とする。さらに誤りの場合の修正方法として、

$$\begin{cases} w_{k+1}(\alpha) = w_k(\alpha) + C_k x_k \\ w_{k+1}(\tau) = w_k(\tau) - C_k h_k(\tau) x_k \quad \tau \in \Gamma \\ w_{k+1}(\mu) = w_k(\mu) \quad \mu=1, 2, \dots, \nu; \mu \neq \alpha, \mu \in \Gamma \end{cases} \quad (15)$$

を用いる。ここで  $C_k, h_k(\tau)$  は

$$0 < C_{\min} \leq C_k < C_{\max} \quad (16)$$

$$h_k(\tau) \geq 0 \quad \tau \in \Gamma \quad (17)$$

$$\sum_{\tau} h_k(\tau) = 1 \quad \tau \in \Gamma \quad (18)$$

を満足するものとする。このとき線形分離可能な教育パターンベクトルに対し、式 (15) で与えられる手順によって教育が有限回の手順で完了することが証明されている<sup>3)</sup>。この場合  $C_k$  の値を決めるのに (1) 固定増量法、(2) 絶対訂正法の2つがある。(1) は  $C_k = \text{const.}$  とするものである。(2) は各パターンベクトルに対して必ず正解側に入るように荷重ベクトルを移動させる方法である。(2) について  $C_k$  を

$$w_{k+1}(\alpha) \cdot x_k - (1+\varepsilon)M \geq w_{k+1}(\mu) \cdot x_k \\ \mu=1, 2, \dots, \nu; \mu \neq \alpha \quad (19)$$

が満足される最小の値とする方法が考えられる。ここで  $\varepsilon$  は正の定数である。この場合修正をほどこされた  $w_{k+1}(\mu)$  の値はすべて同じになり、

$$\{w_{k+1}(\alpha) - w_k(\alpha)\} \cdot x_k \\ - \left\{ \sum_{\mu} (w_{k+1}(\mu) - w_k(\mu)) \right\} \cdot x_k = 0 \\ \mu=1, 2, \dots, \nu; \mu \neq \alpha \quad (20)$$

の関係が満足される。

### 3.2 実験装置

本実験の目的は肩動作によって発生する筋電信号をパターン識別の手法を用いてクラス分類しようとするものであり、特に識別装置ハードウェアへの応用を考えて線形識別に限定した。ここでは意識的な肩の上、下、前、後方向への動作および自然体の5つのクラスに分類することにし、特にノンパラメトリックな学習方法に重点を置いて線形識別関数を求め、識別率改善の可能性をさぐった。

筋電採取部位としては、全腕義手に対する制御信号を得るためのものである。肩動作に関連すると思われる体幹の筋のうち(1)大胸筋、(2)僧帽筋、(3)広背筋、(4)大円筋、の4つを選んだ。電極としては装着の容易なもののうちでも信号の導出が安定している湿式表面電極を採用した。用いた電極はベックマン製  $\phi 8\text{mm}$  Ag-AgCl 表面電極であり、導電性ペーストを介して筋上の皮膚に接続する。各筋に対して一直線上に約  $25[\text{mm}]$  の間隔で3個の電極を両面テープによって装着し、両端の2個を連結して中央の電極との電位差を筋電信号として取り出す。

電極より得られた筋電信号を増幅し次段の RMS 回路に送るために、医用テレメータ装置(三栄測器 272 形)を用いた。本装置は被験者が保持する送信部と、固定設置の受信部とから成っている。4部位からの筋電信号は送信部内の増幅器によって増幅され、FM-FM による無線多重4チャンネル伝送方式によって受信部に送られ、再び増幅・フィルタリングが行われる。実験での使用条件は、送信部 GAIN H (最大入力電圧  $2[\text{mV}]$ )、感度  $500[\text{V}/1\text{V}]$ 、低域特性 AC (時定数  $10[\text{s}]$ )、高域フィルタ OFF ( $500[\text{Hz}]-3[\text{dB}]$ ) である。

筋電信号の前処理方法としては単純な整流平滑処理を行うこととし、医用テレメータ装置からの筋電信号を整流平滑する RMS 回路を試作した。回路の小形化のため IC 素子の Burr-Brown の 4341 RMS-to-DC コンバータを用いた。外付けコンデンサによって時定数を調節する。実験では  $1[\mu\text{F}]$  のコンデンサを用いた。この場合 0% から 90% への立上り時間は約  $15[\text{ms}]$ 、100% から 10% への立下り時間は約  $45[\text{ms}]$  である。

RMS 回路によって整流平滑された筋電信号はミニコンピュータ PDP 11/40 の AD 変換器に送られる。この AD 変換器は  $\pm 1\text{V}$  フルスケールを 12 ビット、

すなわち 0~4095 に変換するものである。ただしこれを数値として扱うときは  $-2048\sim 2047$  として信号の符号と数値の符号とを一致させる。信号のサンプリング間隔の設定は同計算機のタイマを用いて行う。

### 3.3 実験方法

ここでは筋電データの収集方法、パターン識別学習方法、パターン識別プログラムについて述べる。

筋電データを次ステップのパターン識別学習に用いるために次のような手順で収集した。まず筋電データ収集プログラムを起動し、試行回数とランダム数をキーインする。すると計算機の LED ディスプレイ上に肩動作の方向が指示されるので、被験者はその指示に従って肩を動作させ指示位置で保持する。肩位置が安定したならばスイッチを押して計算機にデータ収集の合図を行う。計算機はデータ収集が完了すれば次の肩動作指示を LED ディスプレイ上に示す。肩位置は最初自然体から始めて、上下前後位置と自然体とを交互に繰り返す。この4方向はランダムに指示される。試行回数を完了すれば収集した筋電データを磁気ディスクにファイル名をつけて格納する。今回の実験においては、試行回数を 20 回とし、各動作に対して  $22[\text{ms}]$  間隔で 50 回筋電データを収集した。このプログラムを1回の電極装着について 10 回繰り返し、10 個のデータファイルを作成した。

筋電パターン識別学習プログラムは 3.1 に述べたノンパラメトリックな学習方法に基づいて、前記データ収集プログラムによって得られた筋電データより線形識別関数の荷重マトリックスを求めるプログラムである。荷重マトリックスは筋電データの各ファイルについて個々に求め、同ファイルに書き加えられる。荷重マトリックスを求めるためプログラムは次のようなデータ処理を行う。1回の肩動作によって得られる筋電信号 RMS のサンプル数は各部位について 50 であり、これを平均して1個の教育パターンベクトル  $\mathbf{x}=(x_1, x_2, x_3, x_4)$  を得る。さらに第5の要素として 100 を付加し、 $\mathbf{x}=(x_1, x_2, x_3, x_4, 100)$  とする。1個のファイルより 41 個のパターンベクトルが得られる。そのうち上、下、前、後の動作についてのベクトルはそれぞれ 5 個であり、自然体については 21 個である。次にこの 41 個の教育パターンベクトルを用いて 3.1 の式 (15)~(20) に基づいて荷重マトリックスを求める。この場合  $\epsilon$  の値が小さいと収束が非常に遅いため  $\epsilon=0.5$

として計算を行った。収束に必要なサイクル数は各ファイルについて非常に大きな差があり、数十～数百の学習サイクルを要した。最後に1回の電極装着によって得られた10個のファイルから求められる10個の荷重マトリックスを平均して1個のマトリックスを作り、これを学習プログラムの最終出力として、新しく磁気ディスク上にファイルを作成して格納する。

1回の学習プログラムで用いるパターンベクトルの個数を制限し、得られた荷重マトリックスに対してあとで平均化操作をほどこしたのは次の理由による。

- (1) 教育パターンベクトルの個数が多いと収束に非常に時間がかかるようになること。
- (2) データにノイズが入っている場合の影響が平均化操作によって減少すること。
- (3) データにノイズが入ったために線形分離できなくなる場合がある。この場合学習プログラムは収束しないため永久に終了しない。パターンベクトルの数が多ければそれだけ線形分離できなくなる確率が高くなるので、パターンベクトルの個数はあまり多くない方がよいこと。

また参考として、パラメトリックな方法として式(7)で得られる最小距離に基づく方法によって識別関数を求めた。この場合上記の理由はあてはまらないので全ファイルのデータの平均値を用いた。

筋電パターン識別のプログラムは線形識別関数の荷重マトリックスの数値を磁気ディスク上のファイルあるいはキーボードから入力し、ディスクファイルに格納された筋電データを線形識別の手法でクラス分類するプログラムである。1動作についての50個のサンプルを1, 2, 5, 10, 25, 50個ずつに分割し、それぞれの平均値に対してクラス分類した。この場合それぞれ22, 44, 110, 220, 550, 1100[ms]のデータの平均値についてクラス分類することになる。

### 3.4 実験結果

健常な被験者 M. A. について収集した筋電パターンを図6に示す。線分はファイルごとの筋電 RMS の平均値の分布を示しており、○印は全体の平均値を表わしている。この筋電データを用い学習プログラムによって求めた線形識別関数の荷重マトリックスの各要素の値を図7に示す。線分はファイルごとに求めた要素値の分布である。○印は全体の平均値を表わしており、この値を用いて筋電パターンの識別を行った。

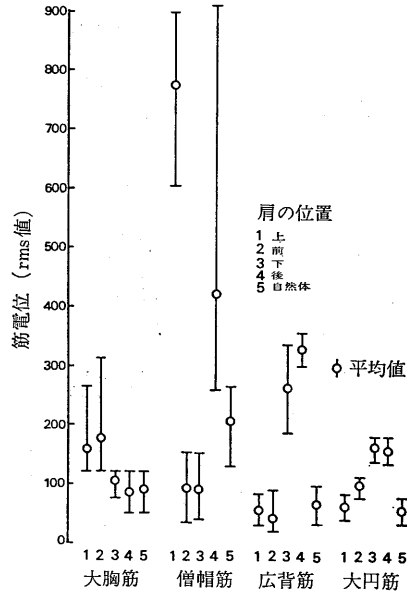


図6 肩動作筋電パターン。

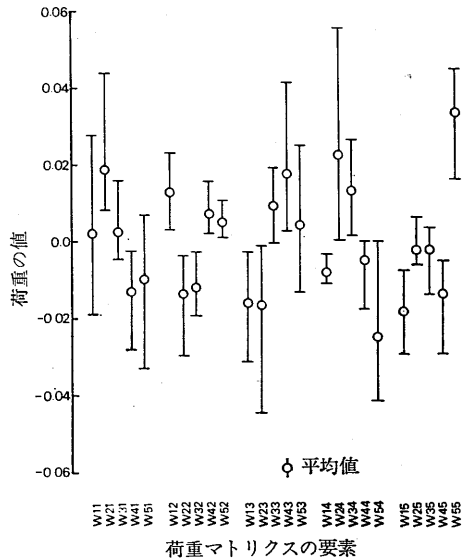


図7 識別関数荷重マトリックス。

上記の識別関数荷重マトリックスを用いて筋電信号 RMS の 22, 44, 110, 220, 550, 1100[ms] 間の平均値についてパターン識別を行った。識別率はそれぞれ 89.4, 93.3, 96.6, 97.7, 98.9, 99.2%である。図8に平均時間に対する識別率のプロットを示す。1例として110[ms]間に対する識別結果を表1に示す。

またパラメトリックな方法である最小距離に基づく

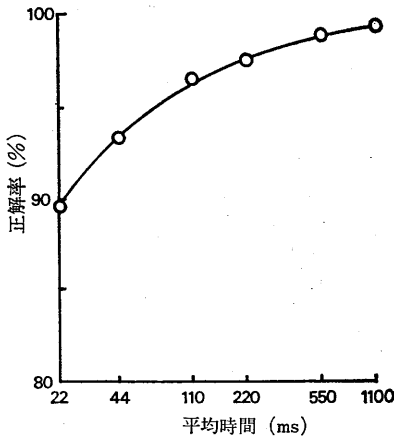


図 8 平均時間と識別率.

表 1 筋電パターン識別結果の 1 例.

		識別回数 (パーセント)				(平均時間 0.11 s) (正解率 96.6%)	
パターンのクラス		識別結果		自然体	合計		
		上	前 下			合計	正解率
上	前	487 (97.4)			13 (2.6)	500	
	後		482 (96.4)		18 (3.6)	500	
前	下		3 (0.6)	484 (96.8)	9 (1.8)	500	4 (0.8)
	後			19 (3.8)	481 (96.2)	500	
自然体		62 (3.0)	21 (1.0)		2017 (96.0)	2100	

識別関数より求め、1.1 秒間の平均値について識別を行ったところ、識別率は 85.5% であった。

以上の実験結果より次の結論が導かれる。

- (1) 5種類の肩動作に対してノンパラメトリックな学習方法で良好な筋電パターン識別を行える線形識別関数を求めることができた。
- (2) 義手の動作制御を行うためには個々の筋電信号の時間長は約 0.1 秒程度でなければならないと考えられるが、本実験で 0.11 秒の平均に対する識別率 96.6% は十分実用になるものと考えられる。
- (3) 比較的簡単な線形識別のうちでも、ノンパラメトリックな学習によって得られた識別関数は、パラメトリックな最小距離法に比べて識別率が高く、ノンパラメトリックな学習方法の有効性が確かめられた。

#### 4. 義手の筋電制御実験

前章までに述べてきた肩動作によって発生する筋電パターンを線形識別する手法を用いて、リアルタイムで義手を筋電制御する簡単な実験を行った。本実験で制御を行った対象は、当研究所で試作した義手制御方式開発のための義手シミュレータであり、直流サーボモータで駆動され、図 9 に示す構造の 4 自由度を有するものである。各自由度についてポテンシオメータが取り付けられており、角度情報が AD 変換器を通して計算機にフィードバックされるようになっている。直流サーボモータは位置サーボ機構になっており、計算機 DA 変換器からの位置目標に対して追従する。

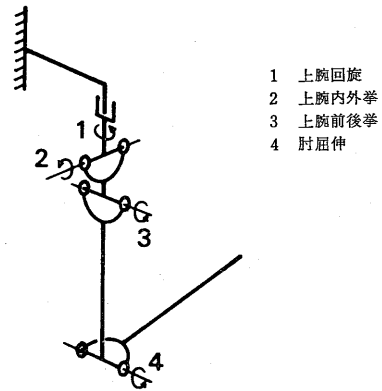


図 9 義手シミュレータの自由度配置.

本実験では義手シミュレータの 4 自由度のうち、上腕前後挙、肘屈伸の 2 自由度のみを制御することとし、肩の上・下・前・後方向の動作をそれぞれ肘屈曲・肘伸展・上腕前挙・上腕後挙に割り当てた。また自然体に対しては義手の動作を停止しそのままの姿勢を保つこととした。

このような装置構成のもとに、まず筋電データ収集プログラムおよび筋電パターン識別学習プログラムによって識別関数を決定し、次に筋電パターン識別プログラムと義手駆動プログラムから成る義手筋電制御プログラムを起動し同一被験者からの筋電信号によって義手を動作させる。被験者は義手の動作を見ながら義手が希望の姿勢をとるように必要な肩動作を行って義手を動作させる。この間被験者には筋電パターン識別結果が計算機 LED ディスプレイを通して表示される。

この実験は筋電制御の可能性をチェックするための

簡単なものであったが、次のような結果が得られた。

- (1) 被験者は最初は系全体の特性がよくわからずとまどいがちであったが、慣れるに従って次第に余裕ある制御を行うことができるようになる。
- (2) 被験者は最初 LED ディスプレイ上の識別結果と義手の両方を見ながら制御を行っていたが、慣れるに従って義手のみを見て制御するようになる。
- (3) 被験者は最終的に義手に希望の姿勢を大まかに取らせることができるようになる。
- (4) 以上の結果により、肩動作を行って発生した体幹からの筋電で義手を制御することの可能性が確かめられた。

## 5. 結 論

以上から得られた結論をまとめると次のようになる。

- (1) 肩の意識的な上, 下, 前, 後方向への動作および自然体は互いに明瞭に区別される。その再現性は筋電発生のための動作として十分高い。
- (2) 筋電パターンの比較的簡単な識別方法として、筋電信号の整流平滑および線形識別の手法が適用できることが明瞭にされた。
- (3) 線形識別関数を学習する方法として、ノンパラメトリックな学習方法が有効であることがわ

かった。5種類の肩動作によって発生する体幹からの筋電のパターンをこの方法で識別し、0.11秒間のRMSの平均値に対して約96%の識別率を得た。

- (4) 肩動作によって発生する体幹からの筋電信号によって義手の動作を制御する可能性を確かめた。

## 参 考 文 献

- 1) 谷江和雄ほか：筋電位の解析，バイオメカニズム 3, (1975), 74-81, 東京大学出版会。
- 2) N. J. Nilsson ; Learning Machines, (1965), McGraw-Hill.
- 3) 志村正道：パターン認識と学習機械, (1970), 昭晃堂。
- 4) 鈴木良次ほか：LINC-8を用いた筋電位パターンの学習識別, 東京医科歯科大学医用器材研究所報告, 2, (1968), 87-91.
- 5) R. W. Wirta, et al.: "Multiple-axis myoelectrically controlled prosthetic arm", Final report of Frank H. Krusen Center, Moss Rehabilitation Hospital, (1970).
- 6) 赤沢堅造ほか：筋電位の学習識別による制御信号の作成, 第4回バイオメカニズムシンポジウム前刷集, (1975), 162-173.
- 7) 市川 冽ほか：義手制御信号源を目的とした筋電位の解析, バイオメカニズム 3, (1975), 82-90, 東京大学出版会。
- 8) 奥 英久ほか：筋電位による多機能動力義手の制御方式, バイオメカニズム 3, (1975), 91-96, 東京大学出版会。
- 9) 榑原久可ほか：筋電の周波数情報を用いた多機能前腕義手の制御, バイオメカニズム 4, (1978), 131-138, 東京大学出版会。