

平成 12 年度

学士学位論文

筋電信号に対する特徴抽出法に関する研究

Research on feature extraction method to EMG

学籍番号 : 1010451                      三木 弘一

指導教員 : 竹田 史章 教授

平成 13 年 2 月 5 日

所属 : 情報システム工学科

## 要旨

本研究では操作信号に直接生体信号を利用する身体装着型の操作装置(例. 腕時計型)を開発する上で、筋肉電流のデータを採取し、種々の特徴抽出法を試行し良好な識別結果を得ることが可能な手法を検討する。学習および種々の筋電データを評価することで最適なデータ採取位置及びデータ採取方法も検討する。

## abstract

In this research, author discusses EMG(electromyogram) signal recognition using neural networks. This EMG signal is widely used as a biometrics, which can characterize individual definitely. Especially, author discusses characteristic extraction method from FFT data of EMG signal. Still more, author investigates the fittest sensed position on the skin. Finally, the effectiveness and possibility of EMG signal recognition system using neural network is shown by computer simulation.

|       |                     |    |
|-------|---------------------|----|
| 1章    | はじめに.....           | 1  |
| 2章    | 筋電信号.....           | 3  |
| 2.1   | 研究背景.....           | 3  |
| 2.2   | 筋肉電流 (EMG) とは.....  | 3  |
| 2.3   | 表面筋電位.....          | 3  |
| 2.4   | 測定できる筋とできない筋.....   | 4  |
| 2.5   | システム構成.....         | 6  |
| 2.6   | 筋電電極.....           | 8  |
| 2.7   | 実験条件.....           | 9  |
| 2.8   | データ採取.....          | 9  |
| 2.9   | データ採取位置.....        | 14 |
| 2.10  | アンプの説明.....         | 17 |
| 3章    | 特徴抽出法.....          | 19 |
| 3.1   | 高速フーリエ変換 (FFT)..... | 19 |
| 3.2   | HILBERT 変換.....     | 21 |
| 3.3   | ウェーブレット変換.....      | 21 |
| 3.4   | ニューロ認識システム.....     | 23 |
| 3.4.1 | ニューラルネットワーク.....    | 23 |
| 3.4.2 | データベースのフォーマット.....  | 23 |
| 3.4.3 | 学習システム.....         | 24 |
| 3.5   | 実験および結果.....        | 26 |
| 3.6   | 実験のまとめ.....         | 35 |
| 4章    | まとめ.....            | 35 |
| 5章    | 謝辞.....             | 37 |
| 6章    | 参考文献.....           | 38 |

# 1章 はじめに

近年携帯電話を代表とする携帯情報機器は急速に普及し、携帯電話所有者も増加している。そこで筋電信号 (EMG) を検出し携帯機器を無線で操作できることが、我々の生活において利便性が大幅に増加する。最近では機能を重視した携帯機器が注目を浴びているが、今後は携帯機器のネットワークをコントロールする装置が提供されると予想される。最近の生活には携帯電話などの携帯情報機器が生活に欠かすことができない。携帯電話などは機能だけが先走った感じが見受けられるが、今後は機能だけではなく、操作方法を重視した携帯情報機器に変化してくると思われる。

開発を予定している総合操作装置は、腕時計型で手首との接触面に配置したセンサにより筋電信号を検出し携帯機器を操作する<sup>(1)</sup>。例えば、手首を上下左右に動かすことで、異なった筋電信号が発生し、これを検出する事で手首の動きを認識する。

本研究では操作信号に直接生体信号を利用する身体装着型の操作装置 (例、腕時計型) を開発する上で<sup>(2)</sup>、筋肉電流のデータを採取し、種々の特徴抽出法、データ抽出を試行し、良好な識別結果を示す。そして学習及び評価することで最適なデータ採取位置、データ抽出位置を検討する。

本研究で最も重要になるのが筋電信号である。筋電信号とは、例えば“物をつかむ”、“手首を上下に動かす”といった動作を行うときに、筋肉内に流れる微弱な電流のことであり、動作の種類によって電流の流れ方が異なる。したがって、筋電信号を測定することによって、どのような動作が行われたか (行われようとしたか) を判別することが可能である。今までは福祉の分野において多くの研究が行われてきているが、現段階ではそれ以外の分野への応用例がない。

筋電信号の特徴として、身体の一部にセンサを取り付け、そこから比較的多くの情報を含んだアナログ信号を検出できることが分かっている。これは、筋電信号がハンズフリーの環境で複雑な操作を行う小型のインターフェース装置に適している事が分かる<sup>(3)</sup>。筋活動電位の発生に際しては、まず、遠心性神経のインパルスが神経と筋の接合部、いわゆる、終板に到達する。電子顕微鏡による知見によれば、この終板は神経と筋の接する膜面の間に約 500 Å の間隙をもち、細胞の構成から見ると直接的な連続性はない。神経インパルスが終板に達すると神経末端より伝達物質アセチルコリンが遊離され、これが終板の間隙を跳び超えて筋の膜面に達し、筋繊維に興奮を引き起こす。この興奮は膜の脱分極という電気的な現象として説明される。すなわち、細胞の内部と外部は  $\text{Na}^+$ 、 $\text{K}^+$ 、 $\text{Cl}^-$  イオンの分量によって安静時に一定の分極状態にある。脱分極とはこの平衡状態が破れることであり、いくつかの神経パルスの到来によって興奮状態が十分に高まると、筋細胞内部は急速に 30 ~ 50 mV になる。そこで、筋に微小電極を刺入すれば、電位変化を見ることが出来る。これが筋活動電位と呼ばれるものである<sup>(4)</sup>。

本研究では筋電位（EMG）信号のデータを取り、FFT 変換後のパワースペクトルのデータ処理方法と識別性能に関して検討する。

## 2 章 筋電信号

### 2 . 1 研究背景

本研究で最も重要になるのが筋電信号である。筋電信号とは、例えば“物をつかむ”、“手首を上下に動かす”といった動作を行うときに、筋肉内に流れる微弱な電流のことであり、動作の種類によって電流の流れ方が異なる。したがって、筋電信号を測定することによって、どのような動作が行われたか（行われようとしたか）を判別することが可能である。開発を予定している総合操作装置は、腕時計型で手首との接触面に配置したセンサにより筋電信号を検出し携帯機器を操作する装置が検討されている。

### 2 . 2 筋肉電流（EMG）とは

筋肉電流とは人間がある動作を行ったときに生じる筋肉内に流れる微弱な電流のことをいう。EMG は多数の筋繊維の起動電位が複合したものであり、かなりの高周波まで含まれている<sup>(5)</sup>。したがって、EMG を直接制御信号に使うことはできない。

EMG は人間の筋収縮レベルに応じて発生し、どのような動作をどのくらいの力で行うか、運動の柔らかさどの程度なのかななどの有益な情報を含んでいる。

### 2 . 3 表面筋電位

表面筋電位は多数の筋繊維の活動電位が時間的・空間的に集合した一種の不規則信号である<sup>(6)</sup>。

筋肉は、それを支配する運動神経からの興奮で収縮する。神経の興奮は神経筋接合部を介して筋繊維に伝わり活動電位を生じさせる。これにより筋小胞体から放出されるカルシウムイオンが筋収縮の原因になる。

筋に針電極を差し込んでおくと、この筋の活動電位（筋電位）を観察することができる。また、この筋の活動電位は導電体である体組織を介して体表面からも観察されるが、これを皮膚表面に固定した電極（表面電極）で捕らえたものが表面筋電位（あるいは表面電極筋電位）である。通常、一本の神経繊維は数本から数百本の筋線維を支配しており、針電極を使用すると、この神経 - 筋興奮の最小単位（運動単位 motor unit と呼ぶ）の筋電位活動を記録することができる。これに対して表面筋電位は筋からずっと離れたところで電気現象を観察することになるので、無数の運動単位の筋電位活動が時間的・空間的に加算された筋全体の総合的な活動状態を観察していることになる。産業保健領域では針電極よりも表面電極による筋電位が頻用されるが、これは動作というきわめて大まかな活動を捕らえる目的で筋電位を利用するためと、針電

極は体に針を差し込むので侵襲度が高くて利用しにくいいためである。

## 2.4 測定できる筋とできない筋

表面筋電位は体表面に現れている筋の電位変化を電極で捕らえている<sup>(7)</sup>。大まかにいえば、体表面に現れる電位の高さは筋から体表面までの距離に反比例する。従って、深部にある筋は捕らえにくく、近くやより浅いところに太い筋があったり、別な筋が上を覆っているような深在性の筋はまずまともに測定できない。人の動作は単純なものでも複数の浅在性・深在性の筋で制御されているが、目的とする筋が体表面近くにないと測定をあきらめざるを得ないことが多い。実際には、目的とする筋と混入が予想される筋のそれぞれに適した場所に電極を固定しておいて、どの程度まともに分離して検出できているか事前に確認して本番に望むのが安全である。そのため本研究では事前に筋肉電流を検出可能な場所3箇所(箇所)でデータ採取を試み腕を直角に曲げて肘のほうから測って8cmの部分Cが最適なデータ採取場所であることが分かった(図2.1参照)。また、最適な場所で採取したデータを示す(図2.2、図2.3参照)。波形は屈筋及び伸筋の出力波形を表示した。横軸は時間軸を示している。赤色のグラフはch1の波形、黄色のグラフはch2の波形を表している{屈筋と伸筋を測定するため2つのチャンネルを設けた(ポイント数: 2、ch1: 屈筋、ch2: 伸筋)}。

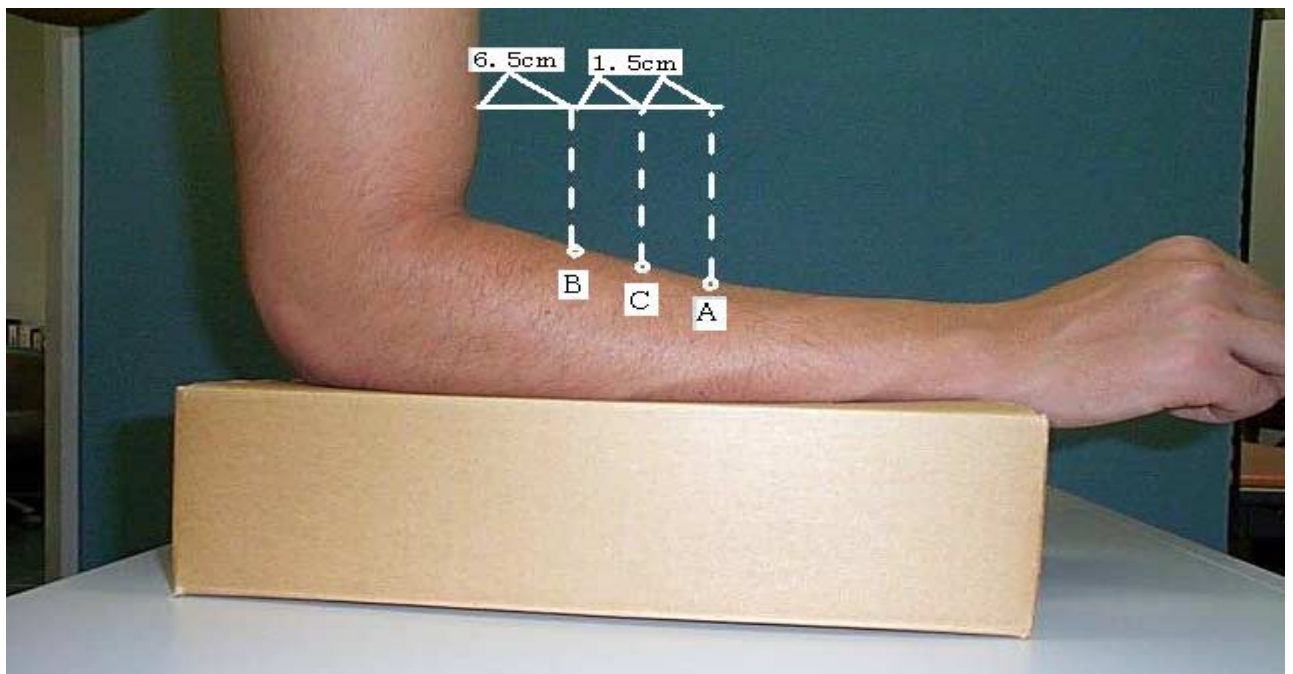


図2.1 最適なデータ採取場所C

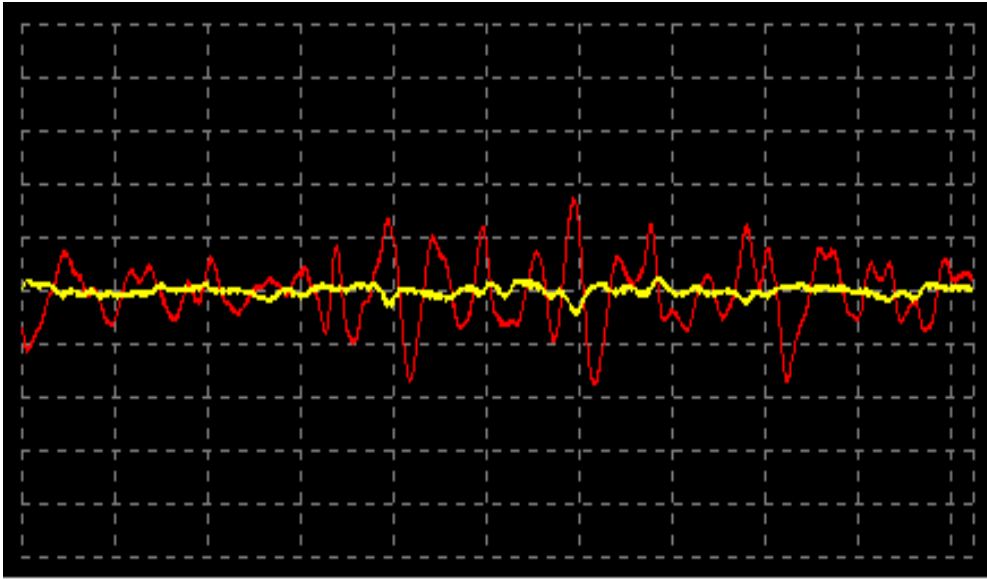


図 2 . 2 屈筋の場合のデータ (出力波形)

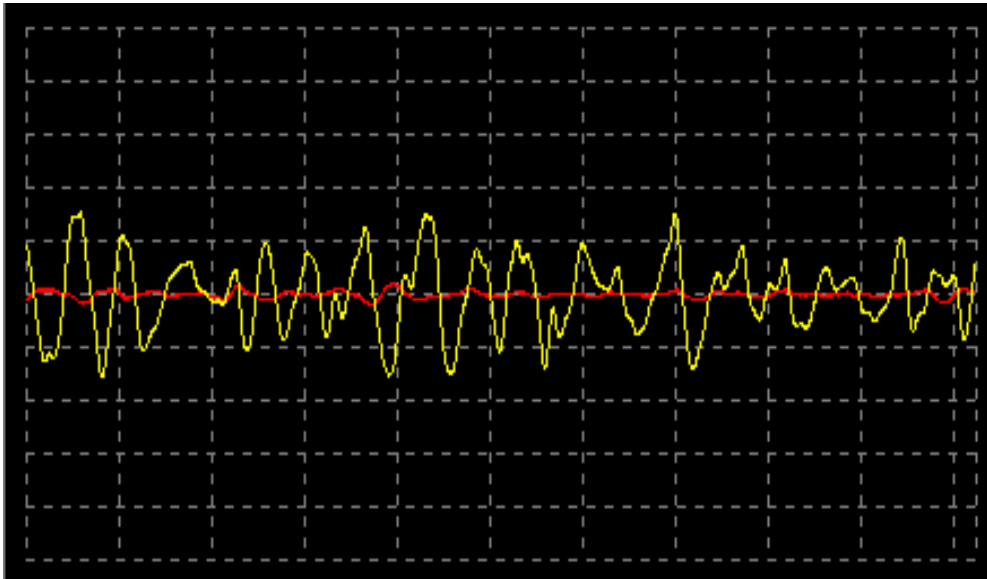


図 2 . 3 伸筋の場合のデータ (出力波形)



## 2.5 システム構成



図 2.4 実験全体構成図

上記図 2.4 に実験全体構成図を示す。

腕に取り付けたセンサから得られた EMG 信号はアンプに入力される。  
アンプ内に入った EMG 信号は増幅されて、A/D 変換されその後に PC に入力される。

PC の中に入った EMG 信号は、PC 内で作成されているプログラムにより処理される。

T data (時系列データ) が出力される。

F data (FFT データ) が出力される。

ヘッダー (ID) を F data に付け加えて処理する (ニューロデータに変える)。

ニューロシュミレーションシステムを介する事により学習及び評価する。

・流れ : ch1 と ch2 から得られた EMG

信号はアンプを通して増幅され、A/D 変換 (図 2.5 参照) され PC へ入力される。  
その後 FFT などの特徴抽出法によりデータ抽出され、ニューラルネットを通して学習させる。

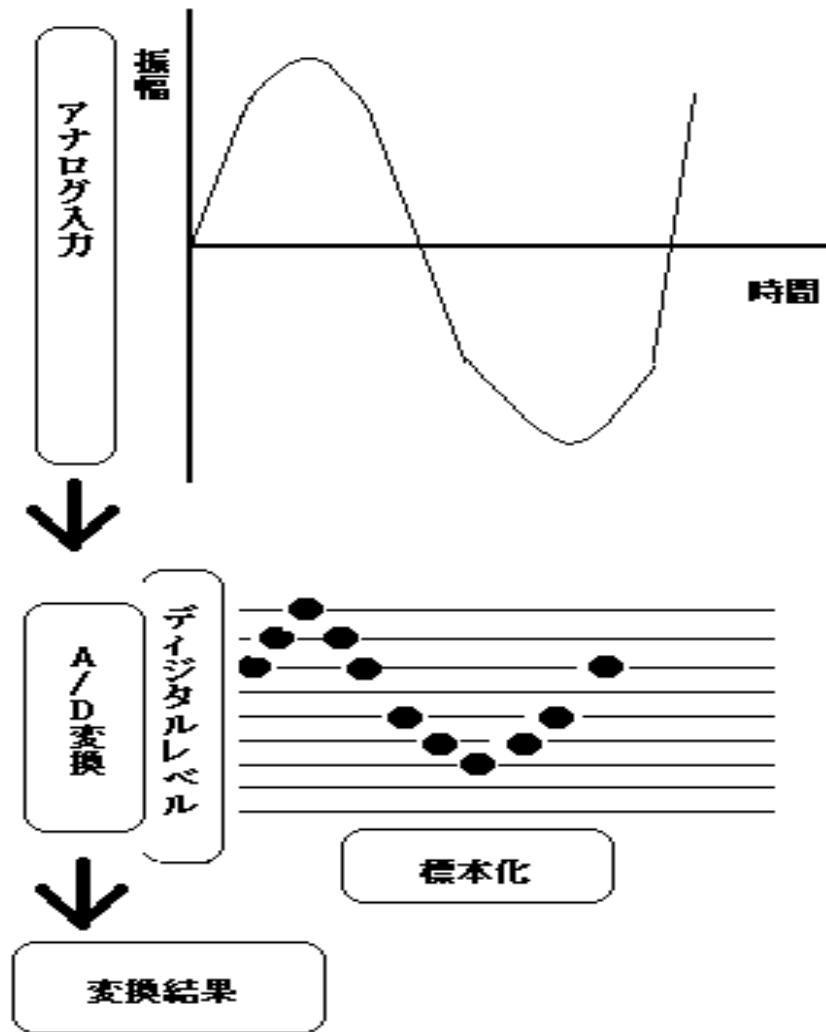


図 2 . 5 A/D 変換の経路

## 2.6 筋電電極



図2.6 本実験で使用した電極（センサ）

筋電位には皮膚表面電極による表面筋電と、針電極を特定の場所に差し込み、測定を行なう深層筋電がある。表面筋電は、測定（簡単に着脱が可能）に苦痛を伴わず簡単にデータ採取を行うことができるので種々の分析が行われている。それに対して深層筋電は限られた筋繊維の活動電位を測定するので、より特徴量が得やすいという利点がある。しかしながら、データ採取時被験者に拒否感を与えてしまうという問題点もあるのが現実である。

本研究の目的としては実用性のある携帯端末操作装置を目指しているため計測に苦痛を伴わない表面筋電で計測している。

また、表面筋電には乾式&湿式電極に分けられるが、今回は湿式電極を使用している。なぜなら、湿式電極は電極と皮膚との間で相対的に動いても、電極と生理食塩水の間では動かないので動きによるアーチファクトを生じないという利点がある。そのため、皮膚 電極間に高い電導性をもたらし、安定した検出を可能にしている。本研究で使用した電極を図2.6に示す。

また、表面電極のインピーダンスを低下させるため皮膚磨耗剤を混ぜた電解クリーム（図2.7 EEG PASTE Elefix）を使用する。データ計測中に対する電極（センサ）の位置ずれを防ぐために医療用テープにより固定し正確なデータ採取を試行する。



図 2 . 7 EEG PASTE Elefix

## 2 . 7 実験条件

5 人の学生（健常者）に協力を得た。1 人につき 30 箇所（上下 \* 3 箇所）のデータを採取した。動作パターン：上、下の 2 パターンについて調べた（屈筋及び伸筋）。動作パターンについては屈筋：図 2 . 8、図 2 . 9、伸筋：図 2 . 10、図 2 . 11 に示す。

\* サンプル数：2048

## 2 . 8 データ採取

\* 屈筋と伸筋の 2 つのデータを採取し、異なるデータ採取位置（A,B,C）のデータと比較してデータ採取最適測定場所を決めた。

\* EMG 信号採取段階において、電極を使用して得られたアナログデータの EMG 信号はアンプを介して、A/D 変換カード（図 2 . 12）を通すことによりアナログからデジタルなデータに変換する（図 2 . 13、図 2 . 14、図 2 . 15、図 2 . 16 参照）。

\* 本研究に使用した A/D 変換カードは A/D PC Card（REX-5054B）を使用した。

### \* 特徴

± 5 V 電圧入力の 4 チャンネルの A/D 変換を可能としている。12 ビット分解能を持ち、サンプリング周波数は 1 チャンネル時最大 50 KHz を収めることが可能である。



图 2 . 8 屈筋平面图



图 2 . 9 屈筋侧面图





图 2 . 1 0 伸筋平面图



图 2 . 1 1 伸筋侧面图



図 2 . 1 2 A/D 変換カード

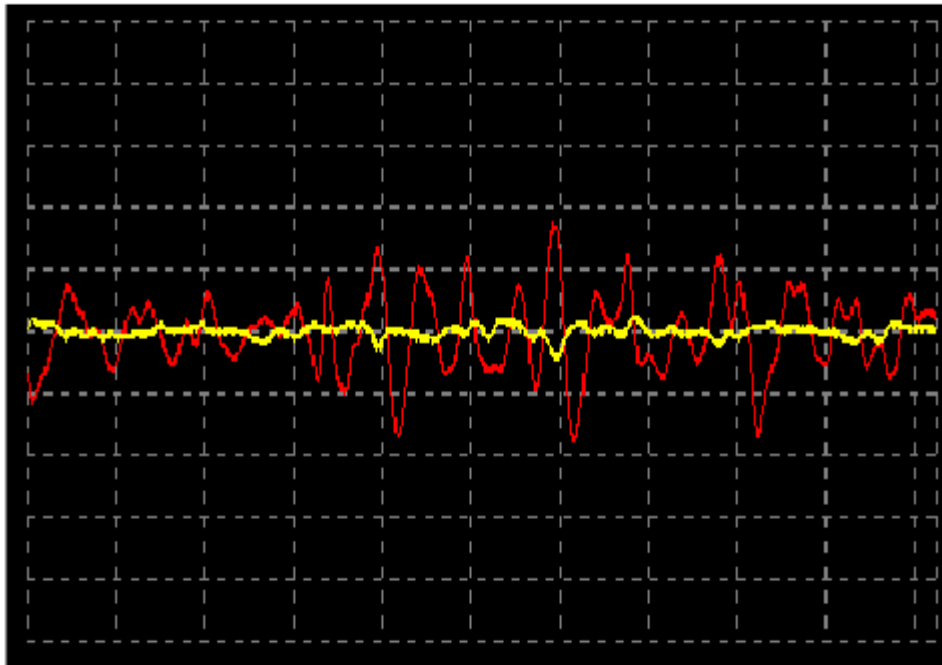


図 2 . 1 3 屈筋出力波形

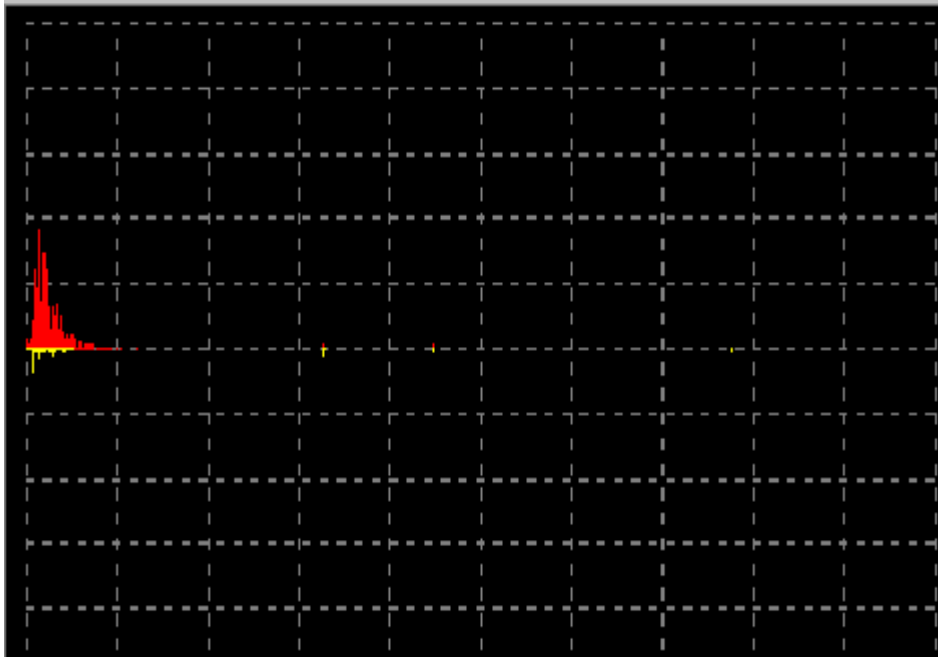


図 2 . 1 4 屈筋 FFT 処理後の波形

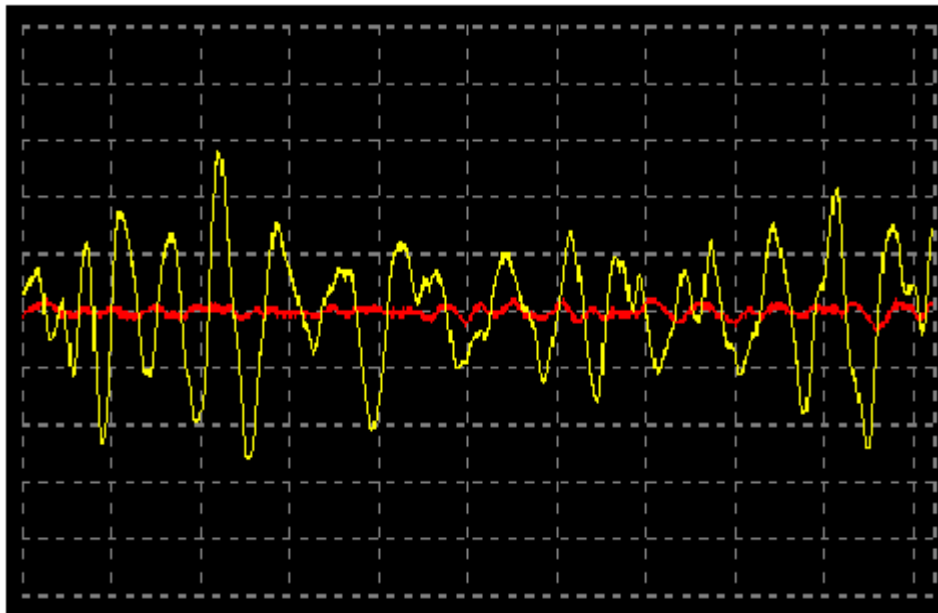


図 2 . 1 5 伸筋の出力波形



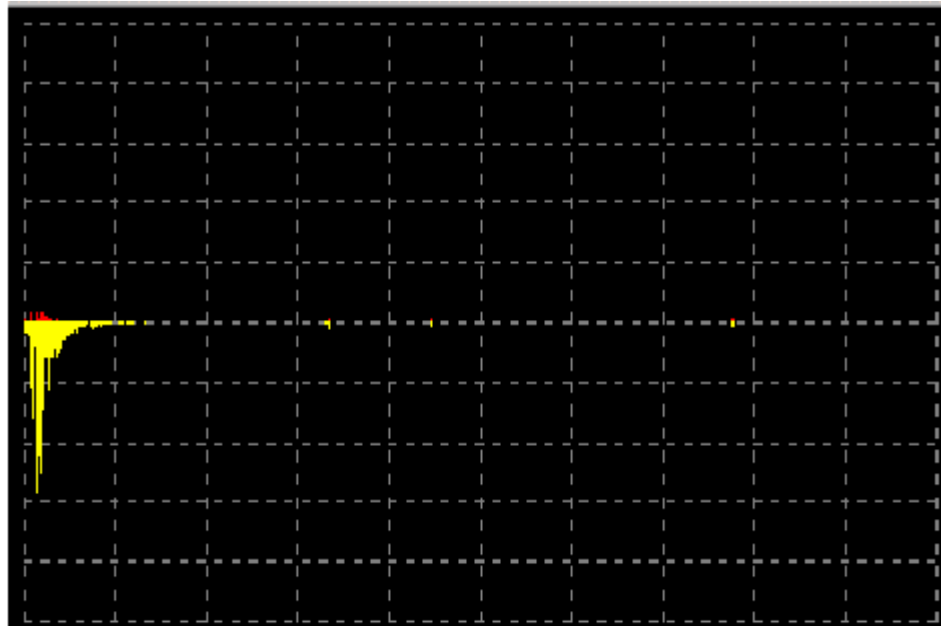


図 2 . 1 6 伸筋 FFT 処理後の波形

・ 出力された 2 つの表について

上の表の横軸は時間軸を示している。下の表の横軸は周波数軸を示している。簡単には、上の表を周波数解析すると下の表になる。下の表の横軸を左に行く程低周波、右に行く程高周波になる。上下の表、共に赤色のグラフは ch1 の波形、黄色のグラフは ch2 の波形を示している。図 2 . 1 3 は屈筋であるため、赤色の波形が大きく変動している。また、黄色の波形はあまり変化を示していない。図 2 . 1 5 は伸筋であるため、黄色の波形が大きく変動している。また赤色の波形はあまり変化していないことが分かる。

## 2 . 9 データ採取位置

データ採取位置 3 箇所 ( A , B , C : 図 2 . 1 7 参照 ) について各々調査し、C の位置が最もデータ採取に適した位置である事が判明した。最適なデータ採取位置は出力結果を元に決めた。

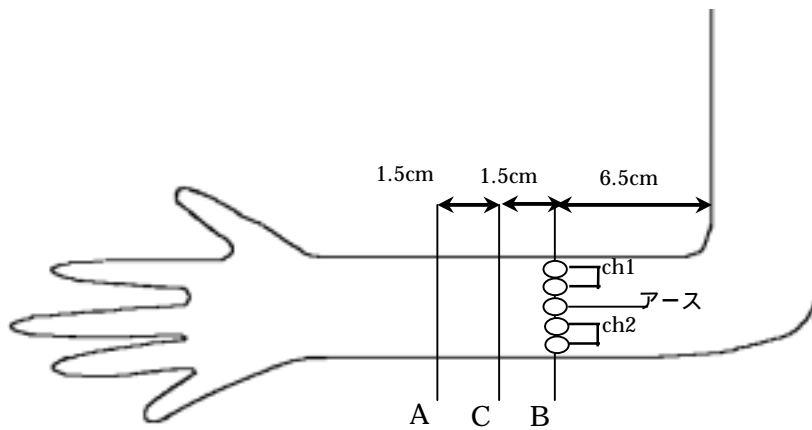


図 2 . 1 7 センサ取り付け配置図

- ・ 屈筋と伸筋を測定するため 2 つのチャンネルを設けた (ポイント数 : 2、ch1 : 屈筋、ch2 : 伸筋)。
- ・ 本研究で採用したセンサ装着位置は特定の筋肉からだけのデータではなく、他の筋肉からもデータを採取し腕の動きを検討することを目的としている。よってセンサを筋繊維とは垂直に配置した (図 2 . 1 8 参照)。
- ・ 筋肉電流を測定する最適センサ装着位置を図 2 . 1 9 にて示す。この装着位置は筋繊維に沿ってセンサを付けることで特定の筋肉からデータを採取する事ができるという利点を兼ね備えている。
- ・ また、データ採取姿勢にも着目する。腕を直角に曲げて拳を軽く握った状態でデータを採取した。同じ条件でデータを採取するためダンボール箱でデータ採取専用の台を作成した (図 2 . 2 0 参照)。



図 2 . 1 8 本研究で使用したセンサ装着

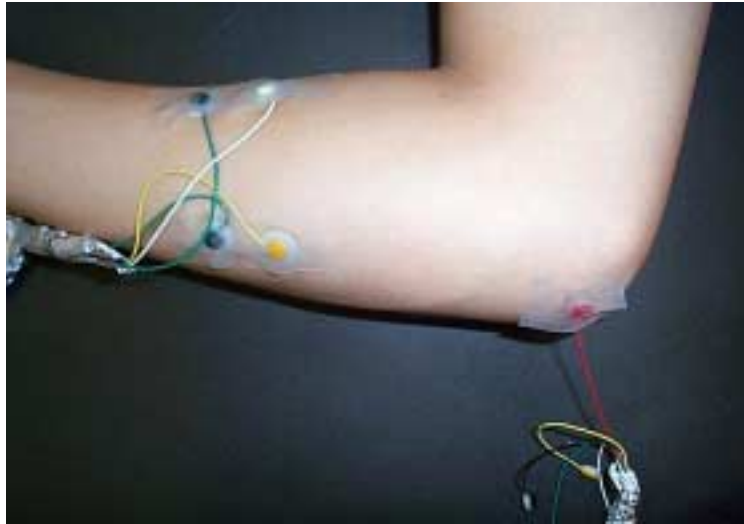


図 2 . 1 9 最適なセンサ配置



図 2 . 2 0 腕を直角に曲げた状態でのデータ採取姿勢及び自作のデータ採取台

## 2.10 アンプの説明



図2.21 アンプ本体

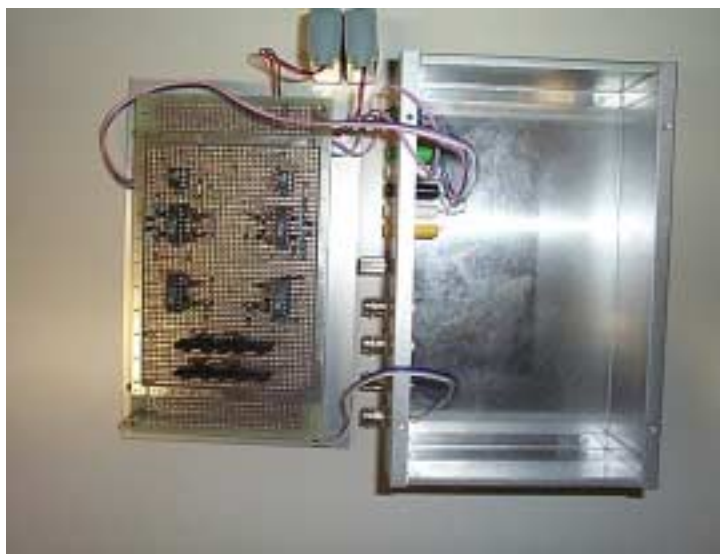


図2.22 アンプ内部

本研究で使用したアンプ本体およびアンプ内部を図2.21、図2.22に示す。  
注意として、以下に示す事項に留意する。

アンプの電源の仕様：1.8V電源

ch1：緑&白

ch2：緑セロハンテープ付き&黄

低域遮断周波数 70Hz

高域遮断周波数 2kHz

増幅率（ゲイン） 約 2000 倍 （65 dB）

増幅率の設定は、変更可能になっているが、出荷時の設定で上記の値となる。

## \* ノイズ対策

- ・ アンプにセンサの銅線を束ねているアルミホイルから出ている白い銅線をアンプのアース部に接続する方法。
- ・ 黒または緑の銅線が出ているアルミホイルを腕に巻き、残った銅線をアンプのアース部に接続する方法。
- ・ コンセントからの電源を使用せず、ノート PC の内部電源を使用する方法。
- ・ 周りの電気を落としたり、夜にデータ採取する方法。
- ・ 腕にアースを接続する方法。確実に絶縁できる（腕に筋肉がないため）。

## 3章 特徴抽出法

本研究ではFFT変換後にデータ抽出する位置を検討した。5章ではFFT処理に加えFFT処理以外の代表的な信号処理方法を示す。それが、ウェーブレット変換<sup>(8)</sup>、ヒルベルト変換<sup>(9)</sup>である。ウェーブレット変換はFFTによるスペクトル波形に比べて、見ることで変動の様子が様々な点から分析できることから今後検討する必要がある。

### 3.1 高速フーリエ変換 (FFT)

フーリエ変換の一般的な使い方は、時間領域においてノイズの中に隠されている信号の周波数を見つけ出すことである。

高速フーリエ変換アルゴリズムを使用することにより、膨大な時間を要していた離散フーリエ変換 (DFT) の演算時間を大幅に短縮することが可能となる。高速化のしかけは、ビット逆転処理 (演算の過程で、ビット並びが逆転する現象が起きてしまうため、正常な順に並び替える処理。) やバタフライ演算 (高速フーリエ変換では、データの流れの処理を繰り返し行っているが、そうすることにより複素数の乗算処理を共有できるようになる。乗算回数が大幅に減少し、高速演算処理が可能となる。) と呼ばれるコンピュータ処理に適した基本演算処理の採用にある<sup>(10)</sup>。高速フーリエ変換アルゴリズムを要することでデータ数が多くなるに従って、威力が発揮できる (表3.24参照)。高速フーリエ変換に必要なシステム構成を図3.23に示す。

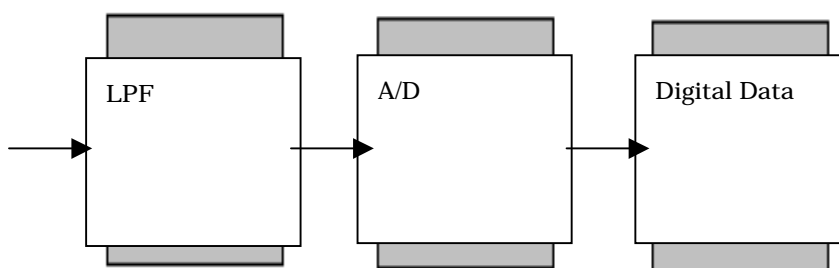


図3.23 FFTのために必要なシステム構成

表 3 . 2 4 DFT と FFT の演算回数の比較

| データ数 | 複素乗算回数     |        |         |
|------|------------|--------|---------|
|      | DFTの場合     | FFTの場合 | DFT/FFT |
| 128  | 16,384     | 448    | 37      |
| 256  | 65,536     | 1,024  | 64      |
| 512  | 262,114    | 2,304  | 114     |
| 1024 | 1,048,578  | 5,120  | 205     |
| 2048 | 4,194,304  | 11,264 | 372     |
| 4096 | 16,777,216 | 24,576 | 683     |

### 離散フーリエ変換 (DFT)

サンプリングされた有限個のデジタル信号に対するフーリエ変換を離散フーリエ変換と呼ぶ<sup>(11)</sup>。

### フーリエ逆変換 (IFFT)

関数  $x(t)$ {実時間波形}から関数  $X(f)$ {振幅スペクトル}を求める

フーリエ変換

関数  $X(f)$ {振幅スペクトル}から関数  $x(t)$ 実時間波形を求める

フーリエ逆変換

- ・実時間波形から振幅スペクトルを求める。 FFT
- ・振幅スペクトルから実時間波形を求める。 IFFT<sup>(12)</sup>

(図 3 . 2 5 参照)

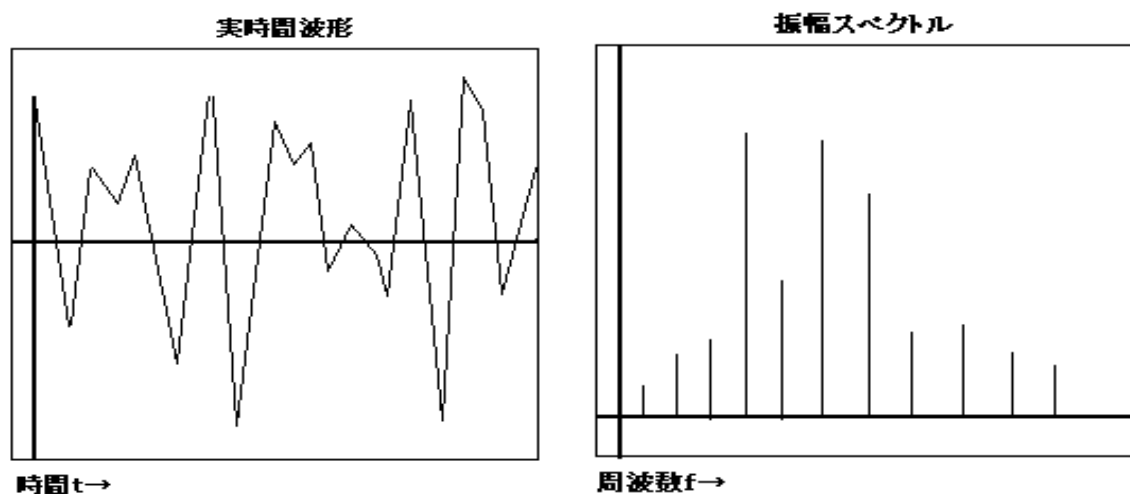


図 3 . 2 5 フーリエ変換とフーリエ逆変換説明

## 3 . 2 HILBERT 変換

ヒルベルトの変換マトリクスを作成する標準ライブラリ関数である<sup>(13)</sup>。

使用法

```
result = HILBERT(x [, d])
```

入力パラメータ

x 変換対象のベクトル。浮動小数点型または複素数型で、要素の数は任意である。

d (オプション) 回転の方向を示すフラグ。

+1 ベクトルを +90 度シフトする。

-1 ベクトルを -90 度シフトする。

返却値

result x をヒルベルト変換した値が返却される。結果は複素数型で、x と同じサイズになる。ヒルベルト変換は、連続する数で、すべての周期的構成要素は 90 度位相変移されている。角度のシフトは複素数  $i = (0.000, 1.000)$  で割るか、この複素数で掛けることで行われる。ヒルベルトの連続値とヒルベルト変換の相関は数学的にゼロになるという、興味深い特性がある。HILBERT 関数は、FFT でデータを高速フーリエ変換し、変換結果の前半を +90 度シフトし、後半を -90 度シフトすることでヒルベルトのマトリクスを生成する。変換の定数要素は変更されない。シフトされたベクトルは、次に FFT 関数に送られ、“時間”領域に変換し直される。これが返却される前に、出力はベクトルの要素数で割られ、FFT アルゴリズムの乗算効果の特性が修正される。

## 3 . 3 ウェーブレット変換

ある波形からマザーウェーブレット (mother wavelet) と呼ばれている波形と相似な波形だけを抽出する。一種のフィルターのようなものである。マザーウェーブレット

(t)は既存のものを使用してもいいし、自分で定義して使用することもできる。ただし、台が有界 (サポートコンパクト) で振動的でなければならない。このマザーウェーブレットをスケール (伸縮), トランスレート (平行移動) することによって、解析する波形中のこれと相似な様々なスケールの波形を、時間軸情報を失うことなく抽出することができる。



マザーウェーブレットの例

マザーウェーブレットの例として次の2種類(図3.26、図3.27参照)を示す。  
1つは、メキシカンハットのウェーブレットである。

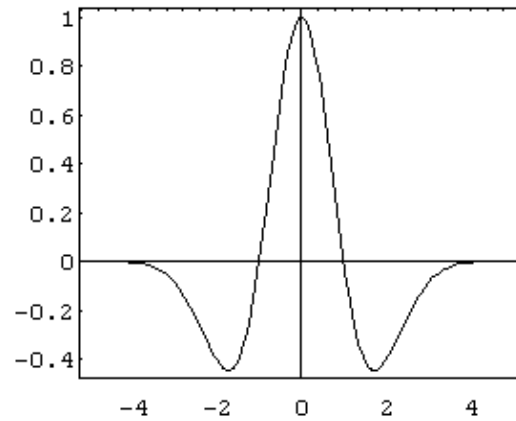


図3.26 メキシカンハットのウェーブレット

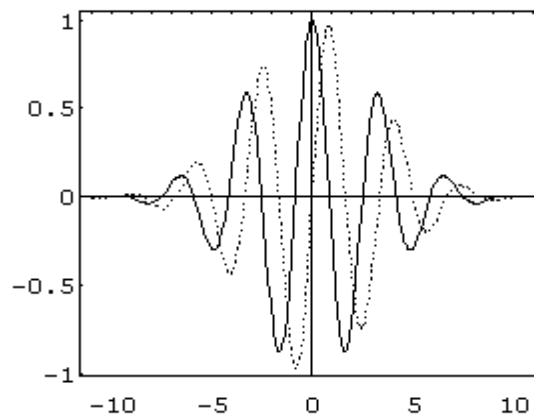


図3.27 モレットのウェーブレット

### \*ウェーブレット変換を利用する際の利点&問題点

- ・モレットのウェーブレットはメキシカンハットのウェーブレットよりもより詳細な分岐構造を得ることができる。
  - ・ウェーブレット変換のスケールの上限に限界は感じないが、元のデータの定義域よりもあまりにも大きなスケールに対しては、でたらめな結果を出しかねない。
- FFTによるスペクトル波形と比べて見ることで、変動の様子が様々な点から分析することができる。

### 3.4 ニューロ学習システム

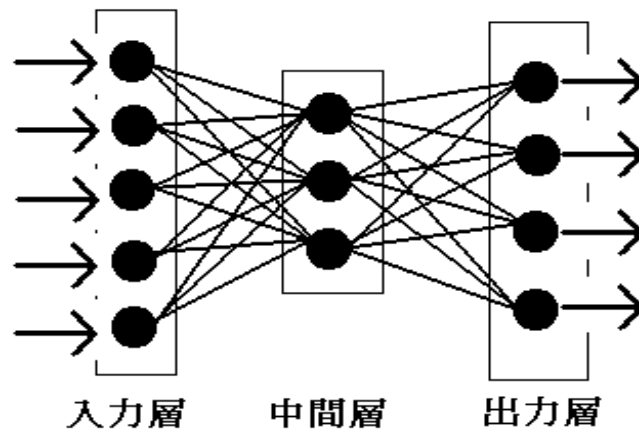
#### 3.4.1 ニューラルネットワーク

確率的降下法を最終層以外の結合の重みをパラメータに含めて行えば、2乗誤差最小化の学習を多層のネットワーク全体の学習に拡張できる。

誤差逆伝播学習アルゴリズム

本研究ではニューラルネットワークは3層の階層型ネットワークを使用している(図3.28)。

(次の項でデータベースのフォーマットを示す。)



● : ニューロまたはユニット。ネットワークのノードにあたる処理要素。多入力、一出力の素数

図3.28 3層型ニューラルネット

#### 3.4.2 データベースのフォーマット

表3.29 データ1枚分のフォーマット

|         |           |
|---------|-----------|
| ヘッダ情報   | (64byte)  |
| ダミーデータ  | (4byte)   |
| スラブ値データ | (200byte) |

表3.29はデータ1枚分のフォーマットです。

表 3 . 3 0 ヘッダ情報のフォーマット

| ヘッダ情報のフォーマット     |         |
|------------------|---------|
| 予約領域1            | (4byte) |
| データ1枚分の総サイズ      | (4byte) |
| パターン番号           | (1byte) |
| 金種               | (1byte) |
| 方向               | (1byte) |
| 国情報              | (1byte) |
| 通し番号             | (2byte) |
| 機種               | (1byte) |
| 号機               | (1byte) |
| 種別               | (1byte) |
| センサ番号            | (1byte) |
| 画像のXサイズ(画素数)     | (2byte) |
| 画像のYサイズ(画素数)     | (2byte) |
| センサ有効域チャンネル番号(L) | (2byte) |
| センサ有効域チャンネル番号(H) | (2byte) |
| 予約領域2            | (2byte) |
| センサ分解能(X方向)      | (1byte) |
| センサ分解能(Y方向)      | (1byte) |
| 予約領域3            | (6byte) |
| 紙幣の中心画素のX座標      | (2byte) |
| 紙幣の中心画素のY座標      | (2byte) |
| 画像データのオフセット      | (4byte) |
| 予約領域4            | (4byte) |
| スラブ値の種類数         | (1byte) |
| 1種類目のスラブ値のマスクID  | (1byte) |
| 1種類目のスラブ値の個数     | (1byte) |
| 予約領域5            | (5byte) |
| スラブ値のオフセット       | (4byte) |
| 予約領域6            | (4byte) |

表 3 . 3 0 のヘッダ情報のフォーマットはあくまでも紙幣識別のためのものであるため本研究には必要のないものも含まれている。本研究で必要なものは、1 . 予約領域 2 . データ 1 枚分の総サイズ 3 . 画像の X サイズ、Y サイズ 4 . 画像データのオフセット 5 . 1 種類目のスラブ値の個数 6 . スラブ値のオフセットが必要になる。

### 3 . 4 . 3 学習システム

学習システムとは学習及び評価を行う。

ニューラルネットワークの学習とは、与えられた入力に対して期待する出力が得られ

るようにネットワークの内部状態を調整することである。

- ・ 学習データの具体的な基本処理（1 データ分）
- ・ 学習ファイルに含まれるスラブ値（入力値）をニューラルネットワークに入力する。
- ・ その時点におけるウェイト値によってニューラルネットワークに入力する。
- ・ 得られた出力値と教師値との誤差によってウェイト値を修正する。

ネットワークの構成、学習パターン数などの記述をするため環境設定ファイルで設定する（図3.31参照）。

データベースファイルのパス名をパターン番号順に1行に1ファイル記述するためデータベース設定ファイルで設定する（図3.32参照）。

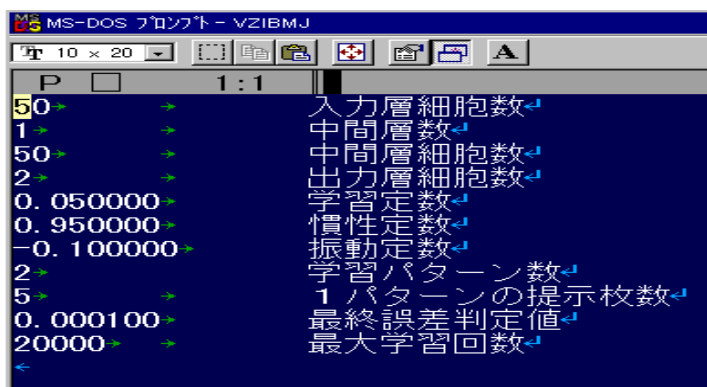


図3.31 環境設定ファイル画面表示

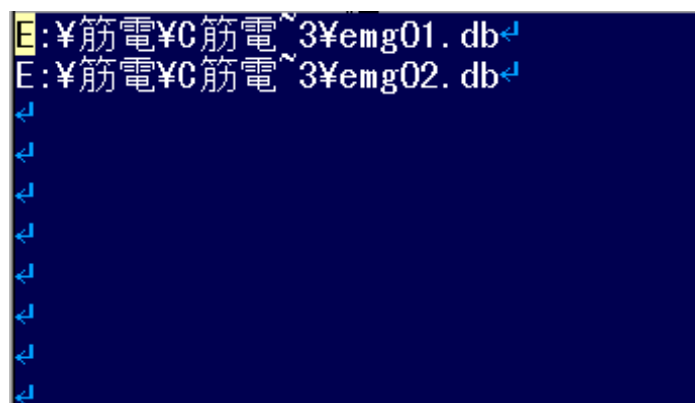


図3.32 データベース設定ファイル画面表示

学習システムは1つのプログラムではなく複数のプログラムで構成されている。各プログラムは入力ファイルに対して担当の処理を行い、その結果ファイルを出力する。各プログラムは必要な入力ファイルが存在しないと実行できない。よって、各プログ

ラムはファイルの入出力に従って規定の順序で実行する必要がある（注：各プログラムは単独で実行する事もできる。しかし、入出力関係に注意しなければならない）。

なお、本研究では本研究で使用した学習システムは紙幣識別のためのものであった。それを筋肉電流研究用にデータの変換を行った。

### 3.5 実験および結果

#### ・FFT における実験&実験結果

筋電信号の主な周波数は、表面電極で測定した場合、数 Hz (2, 3Hz) ~ 2 kHz と言われている。2章のアンプの設計からわかるように、商用周波数ノイズ(60Hz)の影響を避けるため、筋電信号のうち 70Hz ~ 2kHz を抽出して認識しようとしている。したがって、FFT された結果でこの範囲外の信号を使用してもナンセンスである。広めに見ても 60Hz ~ 2kHz が必要なデータであり、それ以外は、何の情報も持っていないと見るのが妥当である。

本実験では腕を 90° に曲げて手首を上下に動かす事により得られる出力波形を元に FFT 処理をした結果の認識率を出す。また、データ採取位置 A、B、C の3つの位置についてもデータを採取した。本実験で測定した屈筋、伸筋の筋肉の位置を図 3.34、図 3.35 に示す<sup>(15)</sup>。実験は学習データ人数を同じ人間のデータ 1 人にして他人のデータを評価した。学習データ人数を違う人間 5 人でデータを評価し、以下の 2 通りを試行した。

(1) 60 ~ 1020 のデータを 24 等分し、はじめの 24 個を 60 ~ 1020 の総和 S で割り、入力データとする。残り 1 つは S を 30000 で割った値を入力した。これが ch1、ch2 とあるので入力合計は 50 個とした実験

(2) ch1、2 のサンプル No. 1 ~ 1024 のうち、はじめの 1 ~ 25 を学習した場合

学習枚数：5 枚

評価枚数：25 枚 (未学習データ：20 枚)

ch1=25、ch2=25 計 50 個をスラブ値としてニューラルネットに入力



図 3.34 屈筋 (ch1)



図 3.35 伸筋 (ch2)

学習データ人数を同じ人間のデータ 1 人にして他人のデータを評価した場合

( 1 ) 60 ~ 1020 のデータを 24 等分し、はじめの 24 個を 60 ~ 1020 の総和 S で割り、入力データとする。残り 1 つは S を 30000 で割った値を入力した。これが ch 1、ch 2 とあるので入力は計 50 個とした実験

データ採取場所 A : ch1

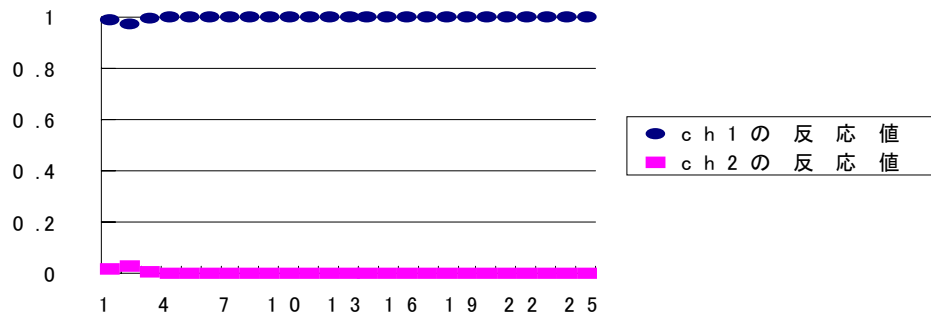


図 3 . 3 6 c h 1 実 験 結 果

データ採取場所 A : ch2

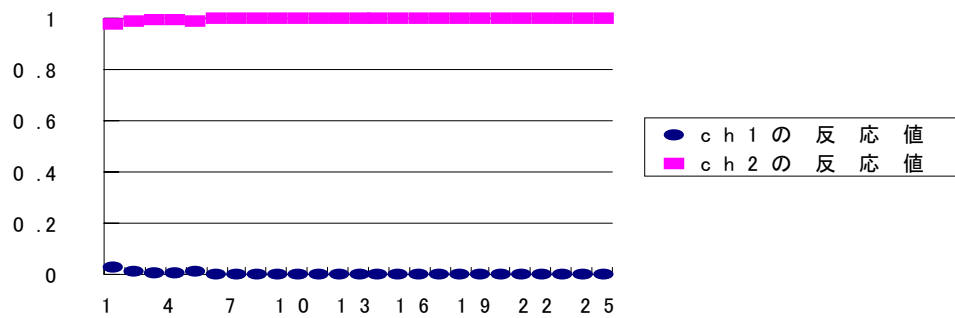


図 3 . 3 7 c h 2 実 験 結 果

データ採取場所 B : ch1

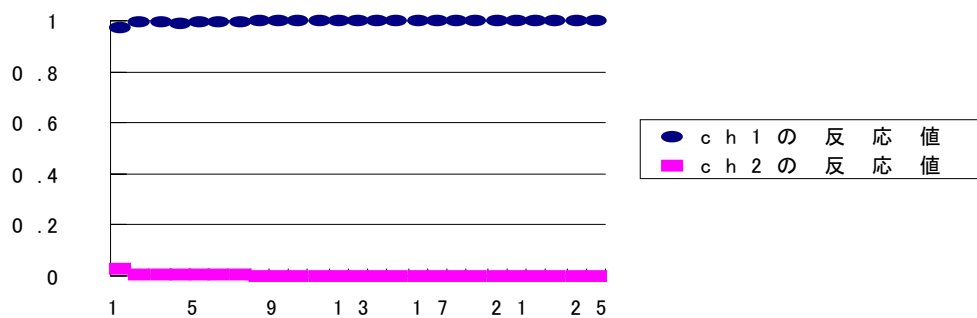


図 3 . 3 8 c h 1 実 験 結 果

データ採取場所 B : ch2

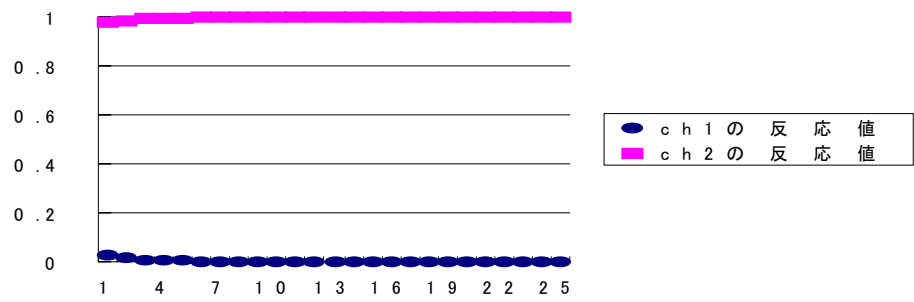


図 3 . 3 9 c h 2 実験結果

データ採取場所 C : ch1

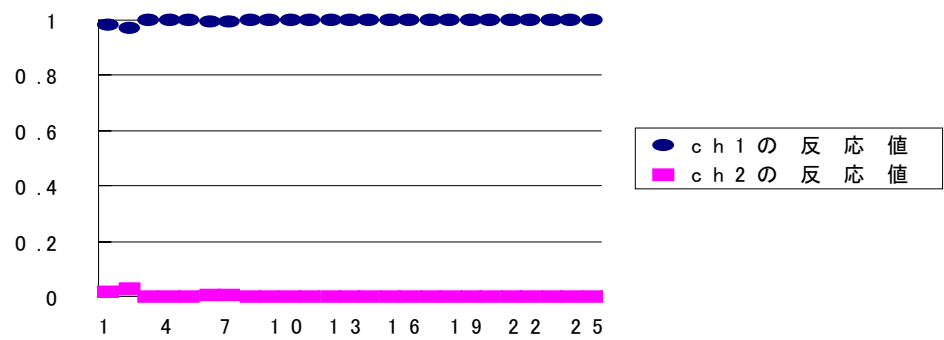


図 3 . 4 0 c h 1 実験結果

データ採取場所 C : ch2

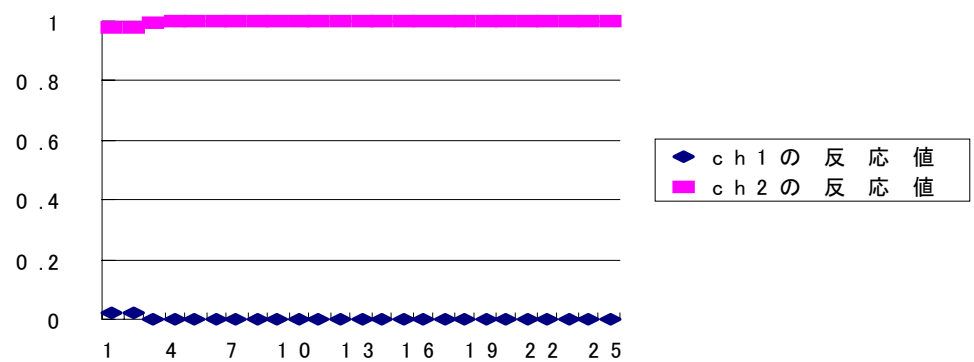


図 3 . 4 1 c h 2 実験結果

(2) ch1、2のサンプル No. 1 ~ 1024のうち、はじめの1 ~ 25を学習した場合

データ採取場所 A : ch1

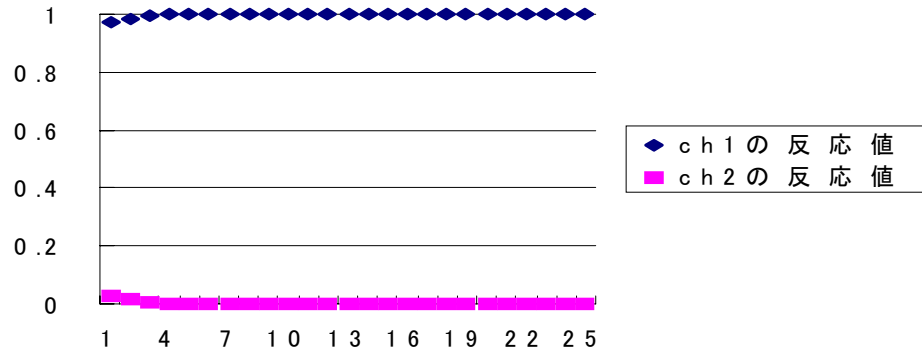


図3.42 ch1実験結果

データ採取場所 A : ch2

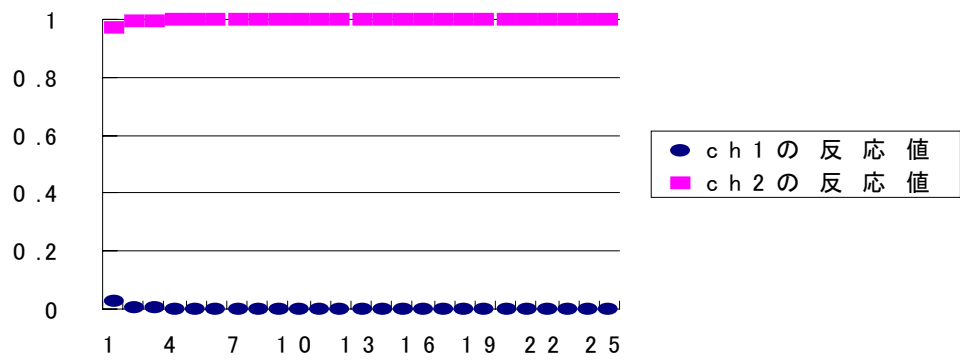


図3.43 ch2実験結果

データ採取場所 B : ch1

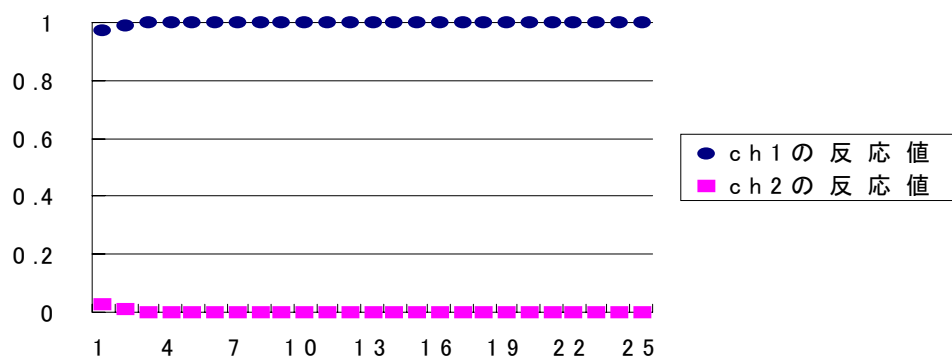


図3.44 ch1実験結果



データ採取場所 B : ch2

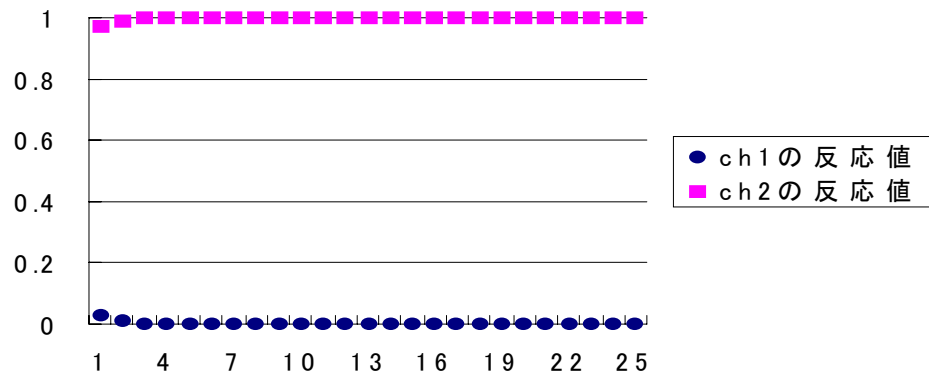


図 3 . 4 5 c h 2 実験結果

データ採取場所 C : ch1

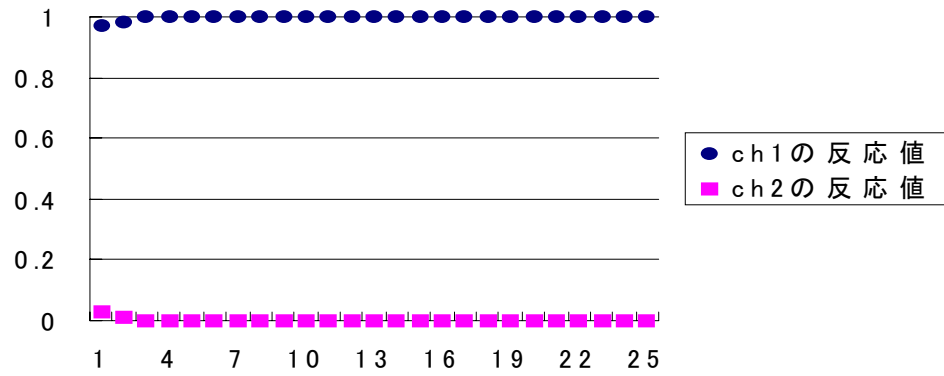


図 3 . 4 6 c h 1 実験結果

データ採取場所 C : ch2

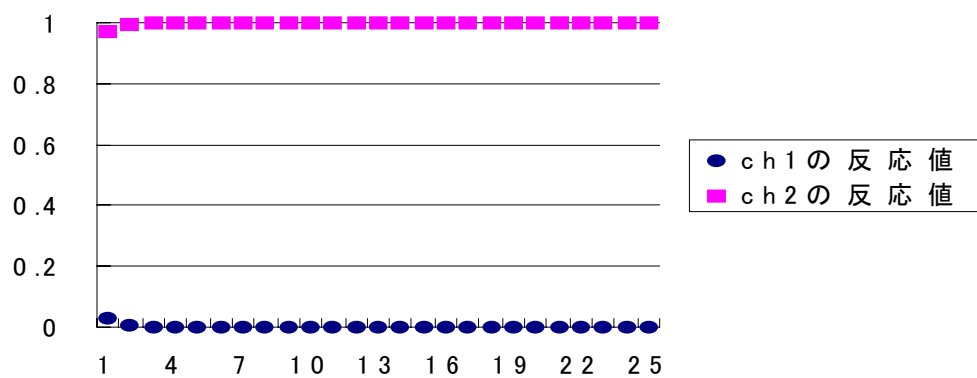


図 3 . 4 7 c h 2 実験結果

学習データ人数を違う人間5人でデータを評価した場合

(1) 60~1020のデータを25等分し、はじめの24個を60~1020の総和Sで割り、入力データとする。残り1つはSを30000で割った値を入力した。これがch1、ch2とあるので入力は計50個とした実験

データ採取場所A: ch1

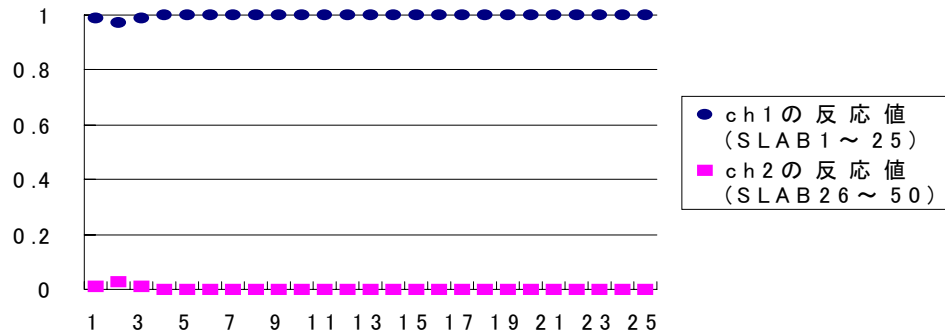


図3.48 ch1実験結果

データ採取場所A: ch2

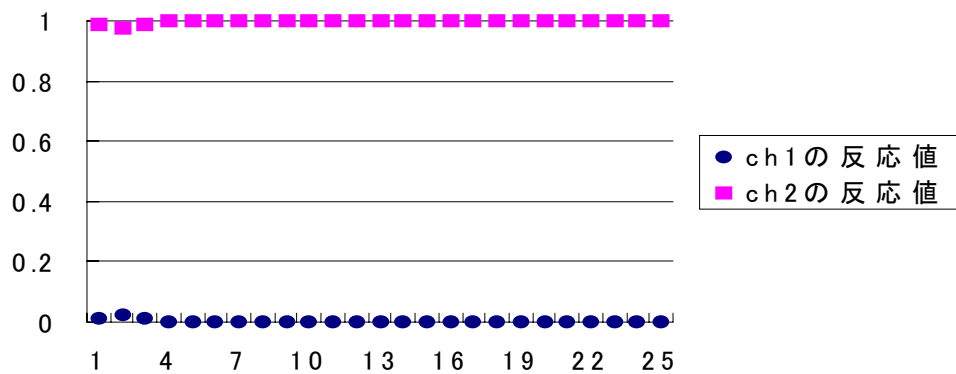


図3.49 ch2実験結果

データ採取場所B: ch1

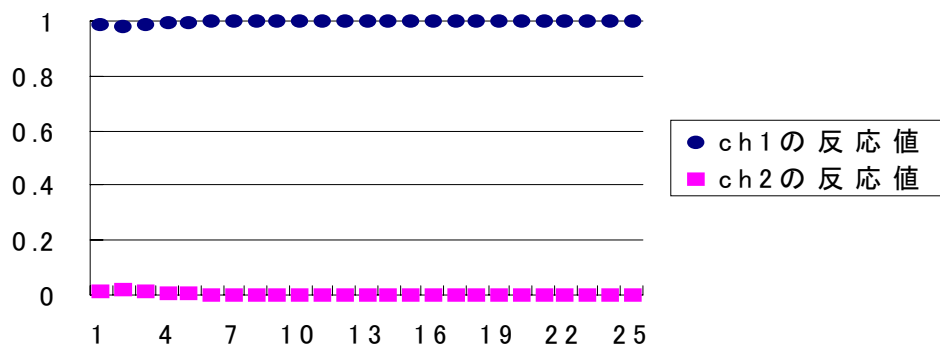


図3.50 ch1実験結果

データ採取場所 B : ch2

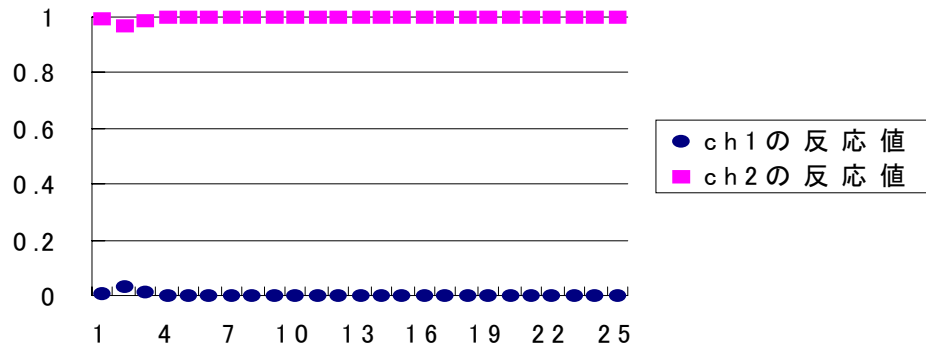


図3.51 ch2実験結果

データ採取場所 C : ch1

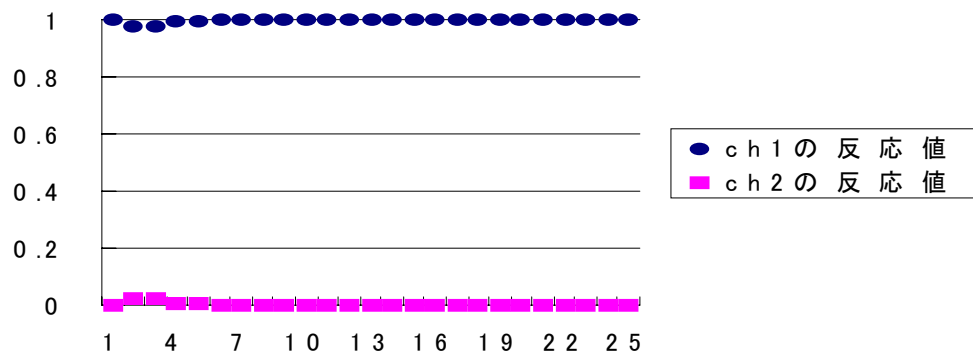


図3.52 ch1実験結果

データ採取場所 C : ch2

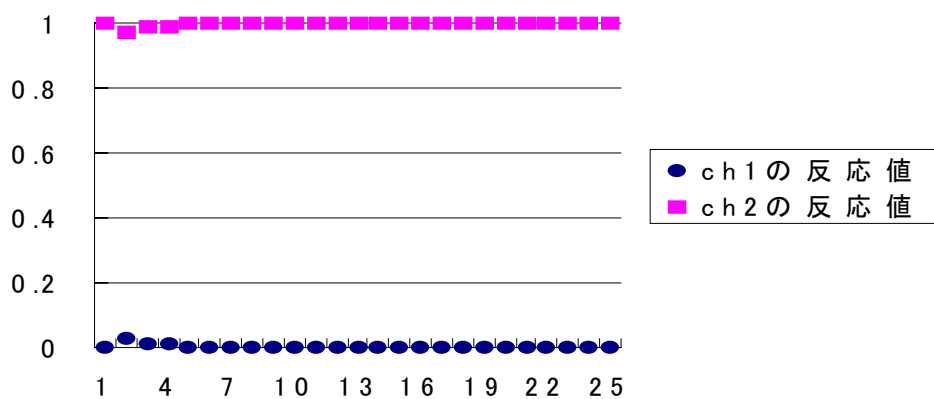


図3.53 ch2実験結果

(2) ch1、2のサンプル No. 1 ~ 1024のうち、はじめの1 ~ 25を学習した場合

データ採取場所 A : ch1

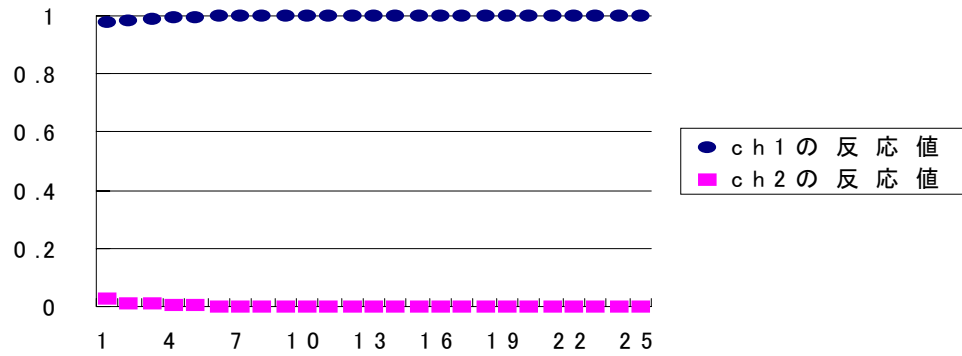


図3.54 ch1実験結果

データ採取場所 A : ch2

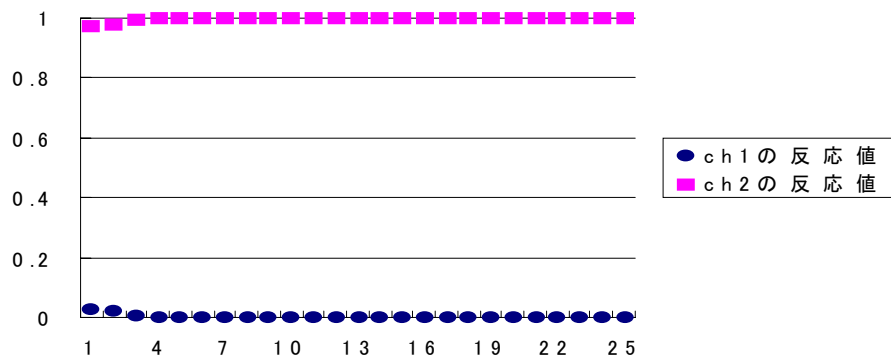


図3.55 ch2実験結果

データ採取場所 B : ch1

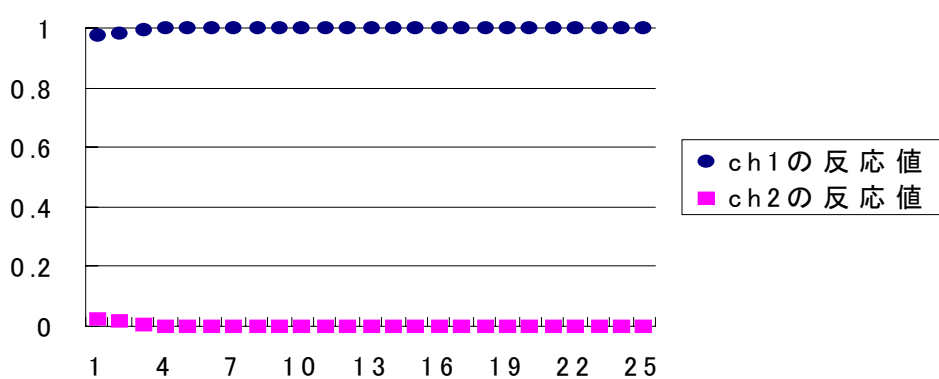


図3.56 ch1実験結果

データ採取場所 B : ch2

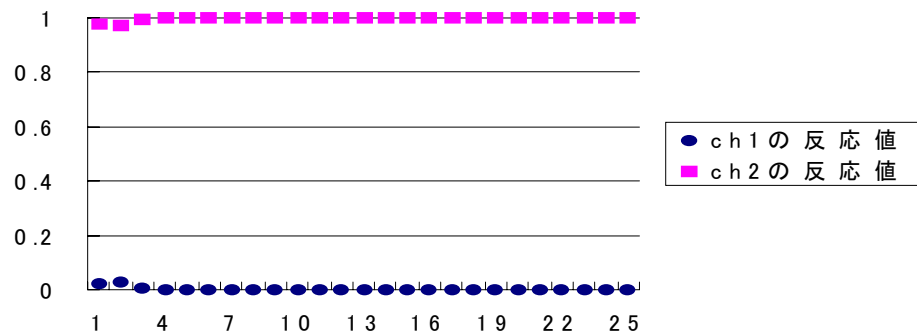


図3.57 ch2実験結果

データ採取場所 C : ch1

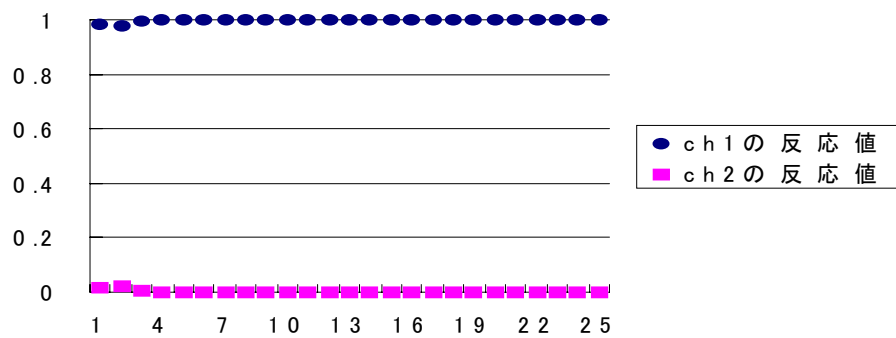


図3.58 ch1実験結果

データ採取場所 C : ch2

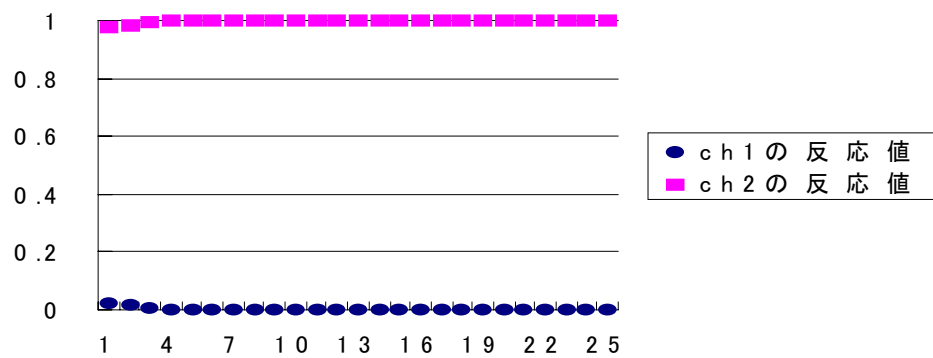


図3.59 ch2実験結果

\* 上記図3.36から図3.59 縦軸：反応値（最大反応値：1）  
横軸：学習データ数

### 3.6 実験のまとめ

上記の図3.36から図3.59までのch1、ch2のグラフ全て良好な結果を示した。ch1(手首を上げた状態:屈筋)の評価結果は、ch1が高い反応を示し、ch2は低い反応を示している。ch2(手首を下げた状態:伸筋)の評価結果は、ch1は低い反応を示し、ch2は高い反応を示している。しかし、手法2については認識率が良好な結果を示しているが、本来ならデータ抽出に関しては適さない場所である。理由は、筋電信号の主な周波数は、表面電極で測定した場合、数Hz(2,3Hz)~2kHzと言われている。4章のアンプの設計からわかるように、商用周波数ノイズ(60Hz)の影響を避けるため、筋電信号のうち70Hz~2kHzを抽出して認識しようとしている。したがって、FFTされた結果でこの範囲外の信号を使用してもナンセンスである。広めに見ても60Hz~2kHzが必要なデータであり、それ以外は、何の情報も持っていないと見るのが妥当であるためである。

データ抽出の範囲やデータ採取位置、学習データに1人のデータ、5人のデータを使うという違いを示すことで、反応値の違いを見ることはできなかった。

しかし、全ての結果に良好な反応が得られ、それぞれの結果の反応値は高くなった。また、屈筋及び伸筋による動作の認識率も全て100%であった。

## 4章 まとめ

本研究では操作信号に直接生体信号を利用する身体装着型の操作装置（例．腕時計型）を開発する上で、筋肉電流のデータを採取し、種々の特徴抽出法を試行し、良好な識別結果を得た。学習及び評価することで最適なデータ採取位置、データ採取方法を決定した。

本研究を進める事で腕時計型で手首との接触面に配置したセンサにより筋電信号を検出し携帯機器を操作することが可能になれば多くの分野に利用価値が生まれてくると予想される。本研究では、手首の動作識別を認識可能レベルまで達することができなかった位置も判明した。これは今後の課題として検討する。また、本研究では被験者には男性健常者に協力を得てデータ採取を行いました。今後、年齢差および男女差により同じ結果を示すことが可能か検討する必要がある。

## 5章 謝辞

本研究は私の指導教官であります竹田史章教授、システムLSI(株)の方々とグローリー工業西蔭様には厚く御礼申し上げます。



## 6章 参考文献

- ( 1 ) 研究開発内容等説明書
- ( 2 ) 研究開発計画書
- ( 3 ) 筋活動電位の分類に関する基礎的考察  
時永 祥三 、 雑賀 敏和 、 津田 良一
- ( 4 ) 筋電図計測 三田 勝巳
- ( 5 ) 筋電信号を利用した双腕型人間支援マニピュレータの開発  
広島大学 、 村上 満 、 辻 敏夫 、 福田 修 、 金子 真
- ( 6 ) 筋電位信号を用いた人間型アームによるコントロールシステムの研究  
橋本 和弘 、 斎藤 之男 、 東京電機大学理工学部
- ( 7 ) 義手制御を目的とした EMG EBRA の開発  
福田 修 、 辻 敏夫 、 大塚 彰 、 金子 真  
広島大学工学部 、 広島県立保健福祉短期大学
- ( 8 ) (<http://www.jaist.ac.jp/%7Egakusei/kyoumu/is/HTML/I213.html>)  
線形システム特論 ( Linear Systems ) 著者 : 下平、小谷
- ( 9 ) <http://krmctst8.tmit.ac.jp/hori/1.html> 堀川 孝二 - ほりかわのほーむページ
- ( 10 ) 高速フーリエ変換 科学技術出版社 E.Oran Brigham
- ( 11 ) 見てわかるデジタル信号処理 工業調査会 坂巻 佳ず美
- ( 12 ) 現代技術のためのフーリエ変換の計算法  
現代工学社 吉田 正廣 、 松浦 武信 、 富山 薫順 、 小島 紀男
- ( 13 ) 高速フーリエ変換とその応用 昭晃堂 佐川 雅彦 、 貴家 仁志
- ( 14 ) ニューラルネットワーク情報処理 産業図書 麻生 英樹
- ( 15 ) <http://biking.taiiku.tsukuba.ac.jp/thesis/doguu/GR/f-arm2.html>