

平成 14 年度

学士学位論文

ニューロテンプレートマッチング識別手法を用いた筋電
パターン認識システムの構築に関する研究

Construction of Pattern Recognition System for Electoromyogram
with Neuro-templates Matching Recognition Method

1030284 津末慎太郎

指導教員：竹田史章教授

2003 年 2 月 12 日

高知工科大学工学部情報システム工学科

要旨

ニューロテンプレートマッチング識別手法を用いた 筋電パターン認識システムの構築に関する研究

近年，携帯電話・PHS などの携帯情報端末が急速に普及してきている．それに合わせ，入力インターフェースも小型化が進んでいるが，一方利便性が低下している．そこで，本論文では新しい入力インターフェースを開発するためのシステムとして手首拳動の識別システムを検討する．そのシステムの制御信号として，被験者が随意運動を行うときに発生する生体信号である筋活動電位を用いる．また，マウス動作（上，下，右，左，右クリック，左クリック）を手首拳動にて実現することを目標とし，手首拳動 6 パターンの識別を行う．使用する手首拳動パターンに関しては，パターン間距離，および操作性を考慮し選択する．また，識別手法としてニューラルネットワークとテンプレートマッチングを融合したニューロテンプレートマッチング識別手法を用い，そのシステムの有効性を示す．

キーワード ニューラルネットワーク，ニューロテンプレートマッチング，筋活動電位，生体情報

Abstract

Construction of Pattern Recognition System for Electoromyogram with Neuro-templates Matching Recognition Method

Shintaro TSUSUE

Recently, mobile information such as PHS and mobile phone are widely used. As a result, these devices become lighter and smaller. However, they are not convenient for the operation. Therefore, in this research, the wrist behavior recognition system is proposed to develop a new input interface of these devices. The control signal of this system is electromyogram, which is biometrics signal yield during human's optional movement. 6 patterns of the wrist behaviors are aimed as mouse actions (up, down, left, right, left click, right click). Wrist behavior pattern distance and operation ability are considered in terms of the wrist behavior patterns. Therefore the neuro-templates matching, which consists of neural network and templates matching, is applied as recognition method for the wrist behavior. Finally, this experimental result shows this proposed system is successfully useful.

keywords : neural network, neuro-templates matching, electromyogram, biometrics

目次

1. はじめに.....	1
2. 筋活動電位 (EMG)	3
3. システム構成.....	5
3.1 システム構成.....	5
3.2 入力部.....	6
3.2.1 電極種類.....	7
3.2.2 オペアンプの実装.....	8
3.2.3 電極配置.....	9
3.2.4 双極誘導.....	11
3.3 信号処理部.....	11
3.3.1 差動増幅器.....	12
3.4 データ変換部.....	14
3.4.1 FFT (高速フーリエ変換)	14
3.4.2 入力値の算出方法.....	15
3.4.3 データ作成.....	18
3.5 登録・識別部.....	20
4. ニューロテンプレートマッチング識別手法.....	22
4.1 従来の NN 識別手法.....	22
4.2 ニューロテンプレートマッチング識別手法.....	23
5. 実験.....	25
5.1 手首挙動パターンの検討.....	25
5.2 実験方法.....	28
5.3 NNC を用いた手首挙動識別実験.....	28

5.3.1	実験条件.....	28
5.3.2	実験結果.....	29
5.4	NN2 を用いた手首挙動識別実験.....	30
5.4.1	実験条件.....	30
5.4.2	実験結果.....	30
6.	まとめ.....	35
7.	謝辞.....	36
	参考文献.....	37

図目次

図 2.1 EMG発生機構.....	4
図 2.2 細胞の興奮と活動電位.....	4
図 3.1 システム外観.....	5
図 3.2 システム構成.....	6
図 3.3 電極.....	6
図 3.4 電極の種類.....	8
図 3.5 オペアンプの有無.....	9
図 3.6 橈側主根屈筋と尺側主根屈筋.....	10
図 3.7 データ採取位置.....	10
図 3.8 電極配置.....	10
図 3.9 直流電源の外観.....	12
図 3.10 差動増幅器の回路.....	13
図 3.11 差動増幅器.....	13
図 3.12 手首拳動・背屈の波形.....	15
図 3.13 NN の入力データモデル.....	16
図 3.14 NN への入力値の抽出方法.....	18
図 3.15 学習データ画面.....	21
図 3.16 評価データ画面.....	21
図 4.1 NNC の構成モデル.....	22
図 4.2 NNC の識別曲面.....	22
図 4.3 NN2 の構成モデル.....	24
図 4.4 NN2 の識別曲面.....	24
図 5.1 手首拳動のパターン間距離.....	26

図 5.2 採用した手首挙動と計測信号.....	27
図 5.3 学習における識別曲面のイメージ.....	34

表目次

表 3.1 A/D 変換カード仕様.....	11
表 3.2 データ採取条件.....	12
表 3.3 差動増幅器の設計仕様.....	13
表 3.4 データ 1 枚分のフォーマット.....	18
表 3.5 ヘッダ情報のフォーマット.....	19
表 5.1 手首挙動候補(全 30 パターン).....	26
表 5.2 実験条件.....	28
表 5.3 識別実験(学習サンプル数 5 ,評価サンプル数 100).....	29
表 5.4 実験条件.....	30
表 5.5 識別結果(評価サンプル数 100).....	31
表 5.6 誤識別結果(評価サンプル数 100).....	33

1. はじめに

近年，携帯電話や PHS，モバイル機器といった携帯情報端末が急速に普及してきている．これらの情報端末は多くの便利機能が搭載され，より使いやすさが進歩し続けている．それに伴い，より情報端末として持ち運び，またあらゆる場所で活用することを考え機器そのものの軽量化・小型化が進んでいる．しかしながら，この軽量化・小型化がある一面で機器の利便性を下げている．機器そのものが軽量化・小型化すると同時にボタンやキーボードといった入力インターフェースも小さくなり入力が困難となる．このような背景を受け，近年ペン入力や音声入力などといった新しい入力インターフェースが開発されている．しかしながら，これらの入力インターフェースは使用するにあたりいくつかの問題が挙げられる．例えば，ペン入力は入力するための使用スペースが必要であること，また音声入力は図書館などといった騒音を問題とする公共の場での使用が困難であるなどといった問題を抱えている．そこで，本論文では新しい入力インターフェースを開発することを前提とし，筋活動電位（EMG：Electromyogram）を用いた手首挙動識別システムを検討する．

EMG は筋肉を収縮する際に発生する，また力の入れ具合，運動の柔らかさ，運動レベルに応じた情報を含み，人の挙動解析において有用な生体情報（Biometrics）である．これまで EMG は義手，車椅子や介護ロボットなどのコントロール信号といった医療・福祉分野への利用考慮した研究が進められ，多数研究報告されている⁽¹⁾⁻⁽¹⁷⁾．また，これまでの EMG を利用した研究の多くは腕，もしくは肩などといった大きな筋肉から採取し利用する方法で研究されている⁽¹⁸⁾⁻⁽²⁸⁾．

本論文では健常者を対象とした利用を目的とし，新しい入力インターフェースを開発するためのシステムの構築を行う．このインターフェースの実現へ向け，マウス最小限の基本的動き（6 イベント：上・下・右・左・右クリック・左クリック）を実現するため 6 パターンの手首挙動識別が必要となる．そのため，多くの手首挙動から手

首の操作性，また各拳動のパターン間距離を考慮し，6 パターンの手首拳動の選択について検討を行う．

さらに実用化に向け，より安定した識別率を得るため新しくニューラルネットワーク（NN：Neural Network）とテンプレートマッチングを融合したニューロテンプレートマッチング識別手法（NN2）を導入し識別率の向上を図る．ニューロテンプレートマッチング識別手法は，目的とする識別テンプレート（目的テンプレート）と目的としない識別テンプレート（目的外テンプレート）の2つのみに分離する識別手法である．したがって，従来の識別手法と比較し識別曲面の構成が簡単になり，識別が容易になると推察される．これらのことから NN2 を用いた実験から識別率の変化および実用化への可能性について考察する．

2．筋活動電位（EMG）

本章では実験に利用する筋活動電位について記述する．人間は筋肉の伸縮運動により体を動かす．具体的には，“腕を曲げる，伸ばす”という動作を行う場合には上腕二頭筋，上腕三頭筋が伸縮する．また，“手を握る，開く”という動作を行う場合には浅指屈筋や深指屈筋が伸縮する．このように各体の部位を動かす場合には筋肉の収縮運動が必須である．さらに，その収縮運動が行われる場合に筋肉の中には微弱な電流が発生する．この微弱な電流が筋活動電位と呼ばれるものである．この EMG は 18 世紀末にイタリアの解剖学者ルイジ・ガルヴァーニ (Luigi Galvani : 1737 年 ~ 1798 年) により発見され，周波数帯域として一般的に数 Hz から 2kHz の間で発生している．また，EMG を採取する場合，一般的に皮膚表面に電極を貼り付ける表面電極，筋肉そのものに電極を挿入する針電極などの方法が用いられる．

次に EMG の発生について記述する．神経や筋肉の細胞は主に Na^+ ， K^+ ， Cl^- イオンで構成される．細胞外部には Na^+ が多く，内部は外部に対し，電位が低くなっている．そのため安静時は Na^+ ， K^+ ， Cl^- の濃度を制御することにより，外部に対し -80mV 程度の負電位（静止電位）を維持している．脳からの刺激や反射により脊髄内の運動神経細胞が活発になると，その信号は運動神経軸索を通じ，神経と筋肉の接点である神経筋接合部（MU : Motor Unit）に達する．MU では受容体（レセプター）にアセチルコリンが結合するとレセプターは活性化し，細胞膜の Na^+ に対する透過性が増大する．ナトリウムポンプを通じて Na^+ が細胞膜内部に侵入することにより膜の内外の電位が瞬間的に逆転する．このときの電位は +100mV 以上上昇（脱分極）する．この発生した電位を EMG と呼ぶ．図 2.1 に EMG 発生の順序機構，図 2.2 に細胞の興奮と筋活動電位を示す．

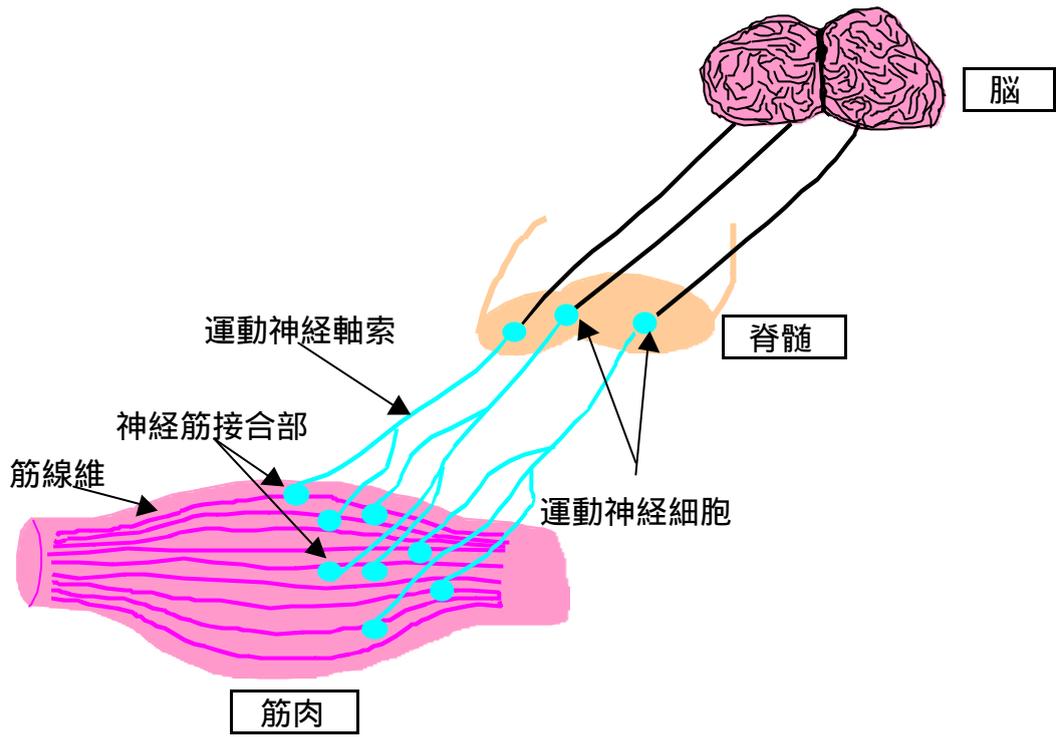


図 2.1 EMG 発生機構

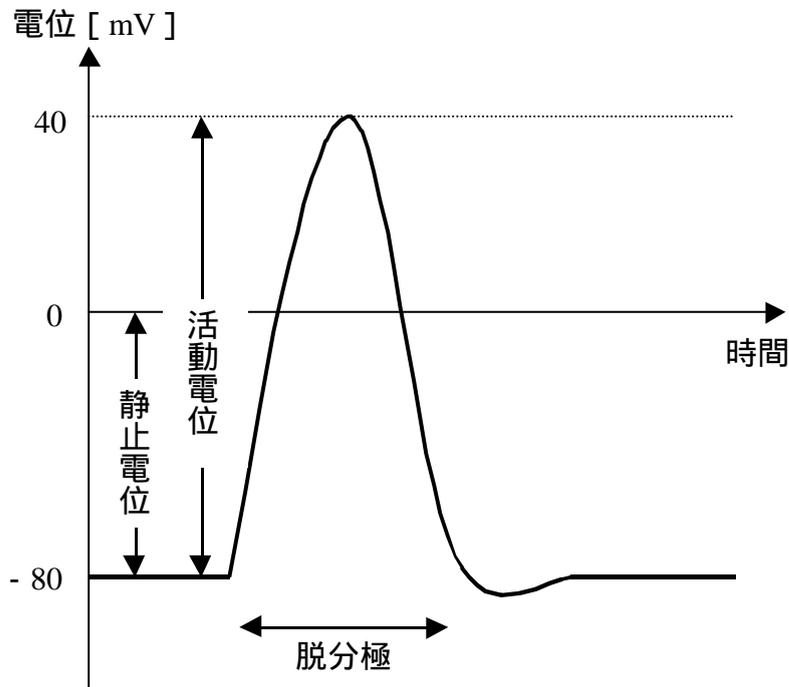


図 2.2 細胞の興奮と活動電位

3．システム構成

3.1 システム構成

本節では提案システムの全体の構成について記述する．本システムは EMG パターン識別信号（時系列データ）を採取する入力部、EMG を増幅する信号処理部、EMG データを高速フーリエ変換処理（FFT：Fast Fourier Transform）し、FFT データに変換するデータ変換部、各動作の FFT データを NN への入力データとして学習・識別する登録・識別部から構成される．システムは最初に“データ採取”，以後“データ増幅”，“特徴抽出”，“学習”，“識別”という流れで行う．入力部では手首に取り付けた電極から EMG 識別信号（時系列データ）を採取する．入力部で採取した EMG は非常に微弱な電気信号であるため信号処理部の差動増幅器により増幅する．さらに A/D 変換機を介し，計算機に格納する．次にデータ変換部では計算機内に格納された EMG データを高速フーリエ変換処理プログラムで変換する．最後に登録・識別部ではデータ変換部において処理された各挙動の FFT データを NN への入力データとし，登録・識別する．この流れにより最終的に被験者の手首挙動の結果を出力する．今回提案するシステム概観を図 3.1 で示す．また，本システム全体の処理の流れを図 3.2 に示す．本節以降，各システムを記述する．

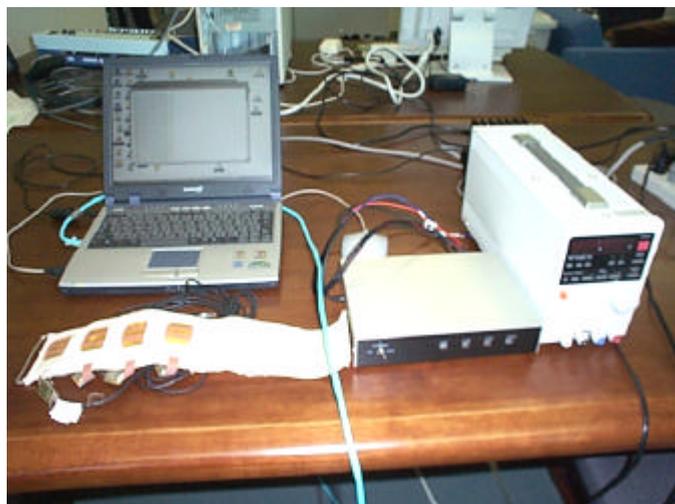


図 3.1 システム外観

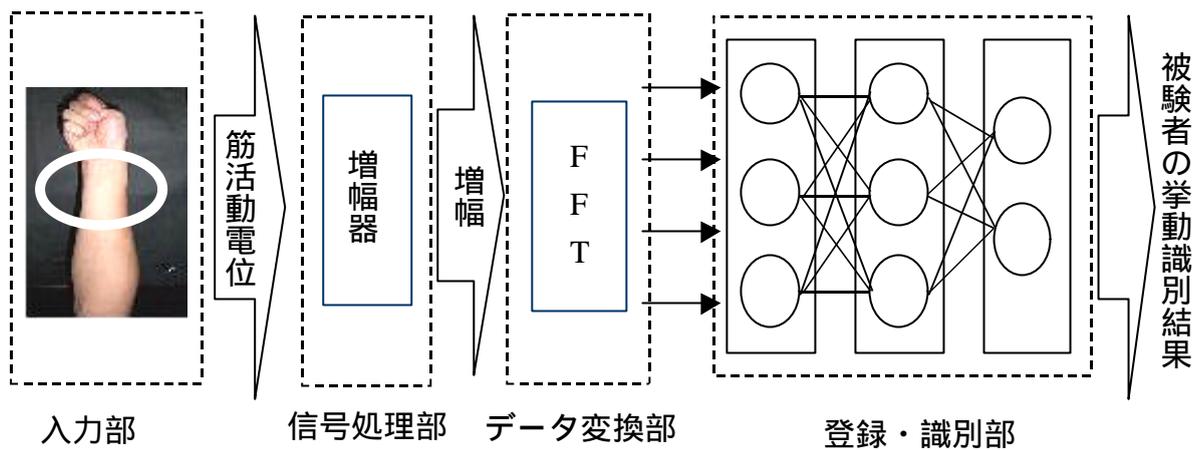


図 3.2 システム構成

3.2 入力部

本節では、入力部について記述する。入力部では皮膚表面に装着した電極から EMG 信号を採取する。図 3.3 で示す電極は本システムで採用する 4 極の乾式能動電極である。また、過渡状態の EMG データと比較し、安定状態の EMG データは識別することが容易であると考えられるため、実験に使用する EMG データは手首挙動開始後 1.0 ~ 1.1 秒後に発生する安定状態の EMG データを採用する。

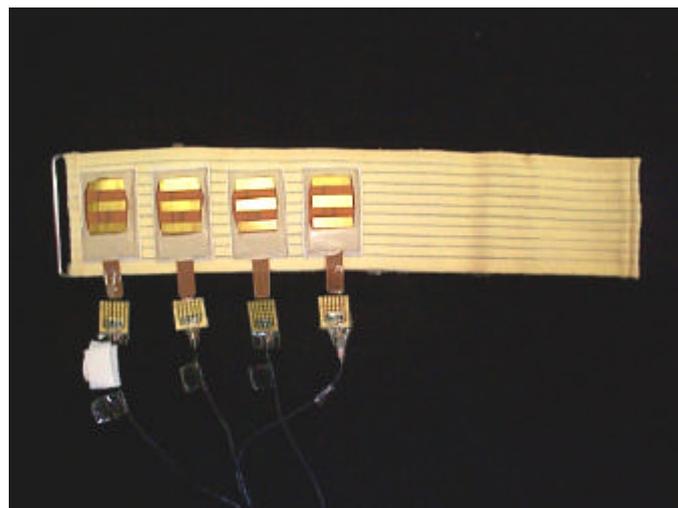


図 3.3 電極

3.2.1 電極種類

一般的に EMG を採取する電極には大きく針電極と表面電極の 2 つに分類される。前者の針電極は MU に直接電極を装着するため特定の筋肉からの EMG の採取を可能とするという特徴を有する。しかしながら、皮膚に電極を挿入するため使用者の拒否感が大きく、装着するには専門的な知識、また経験が必要であるという問題が挙げられる⁽²⁹⁾。一方、表面電極は皮膚表面上に到達する複数の筋肉からの EMG を採取することが可能である。また、電極を装着するにあたって使用者の拒否反応が少なく、電極装着時に専門的な知識、また経験を必要としないという特徴を有する。しかしながら、皮膚表面に装着するため使用中の電極のずれがデータに影響を及ぼすという問題が挙げられる。以上のことから、本システムでは実用化の観点から表面電極を採用する。

また、実用化に向け表面電極の種類も検討する。表面電極は湿式電極と乾式電極に分類される。湿式電極はゲル状の物質（電解クリーム）を介して計測することにより皮膚と電極との密着度を向上させ、ノイズの混入を軽減することが可能である。このことから、乾式電極と比較し、安定した EMG を採取することが可能である。しかしながら、湿式電極は電解クリームを使用する点、また着脱に手間がかかる点から実用化を考慮すると好ましくないと考えられる。一方、乾式電極は湿式電極と比較し、ノイズが混入しやすいという問題が挙げられる。しかしながら、着脱が湿式電極と比較し容易であるという利点を有することから、本システムでは乾式電極を採用する。図 3.4 (a) では湿式電極、(b) では乾式電極を示す。



(a) 湿式電極



(b) 乾式電極

図 3.4 電極の種類

3.2.2 オペアンプの実装

乾式電極を採用するにあたり，安定した EMG が採取できる湿式電極に性能を近づけるため電極にオペアンプを実装する⁽³⁰⁾．図 3.5 で EMG の入力部から信号処理部へ到着するまでに影響するノイズについて示す．図 3.5 (a) で示すようにノイズは入力部から信号処理部へ移動する間に混入する．その結果，入力部では“EMG データ”のみであったが信号処理部に到達時にはノイズが混入してしまい，“EMG データ + ノイズ”というデータとなる．そのデータを信号処理部では EMG データを増幅すると同時にノイズも同等に増幅してしまう．その結果，ノイズの影響を大きく受ける．このノイズを完全に除去するためにはシールドルームを使用する必要があるが，日常での使用を考慮しているために本システムでは利用できないことは自明である．そこで，図 3.5 (b) で示すようにデータ採取直後の段階で増幅を行う．その結果，EMG データがノイズ混入前に増幅することによりデータ転送時の S/N 比の低下を抑制するノイズを微弱なものとすることができる．したがって，ノイズの影響を軽減することができる．これらのことから本システムでは電極にオペアンプの導入を採用する．

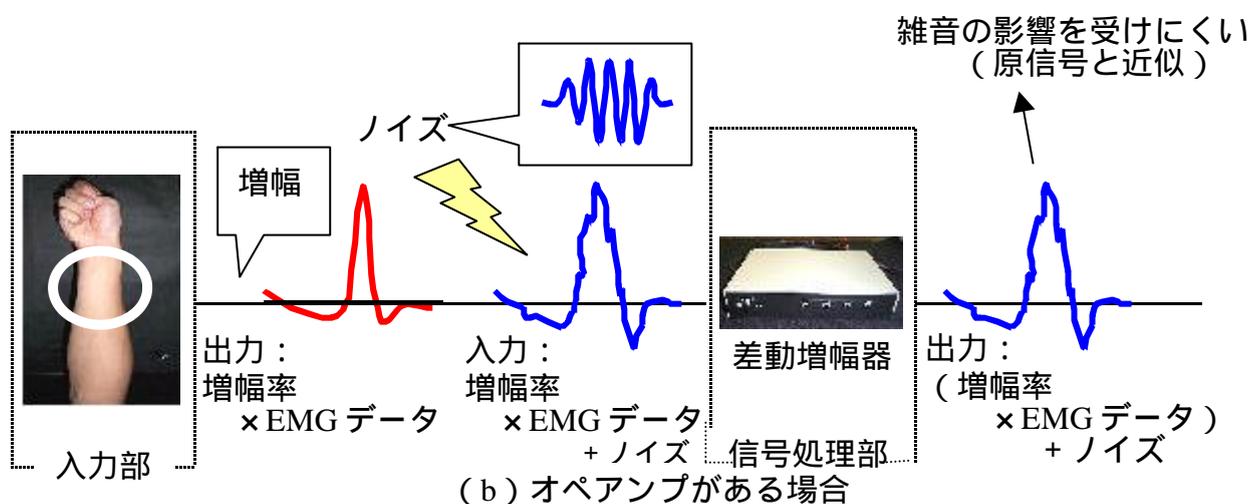
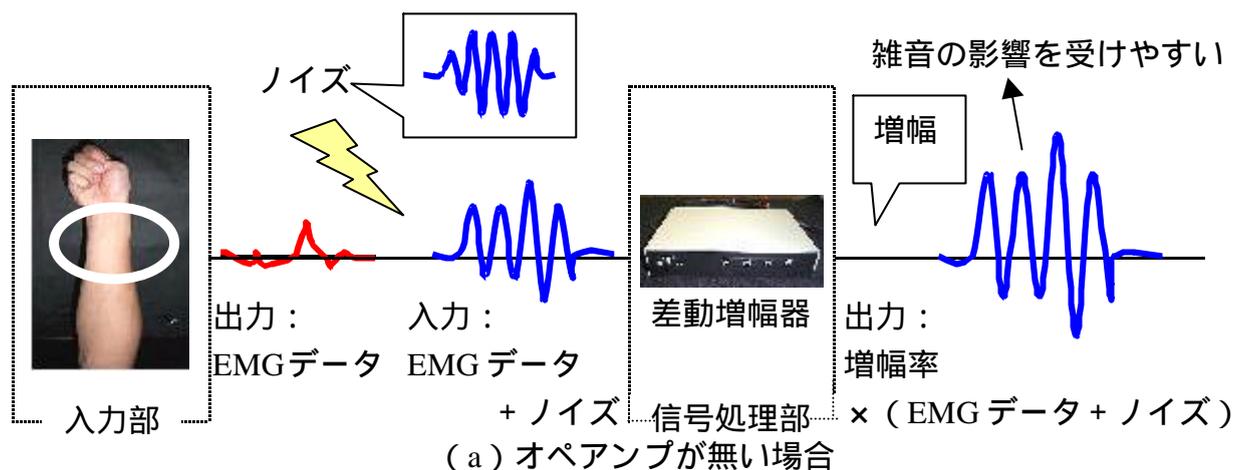
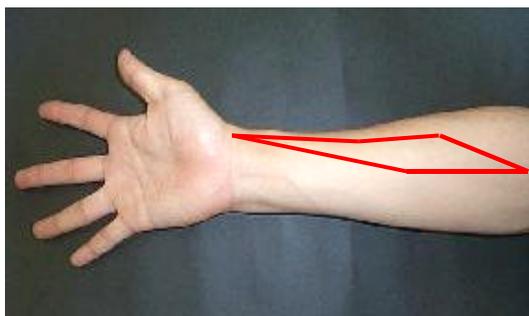


図 3.5 オペアンプの有無

3.2.3 電極配置

手首挙動識別のための EMG データを採取するにあたり，手首挙動において EMG の最大発生する橈側（とうそく）手根屈筋と尺側（しゃくそく）手根屈筋上に電極を配置することが好ましいと考えられる⁽³¹⁾．しかしながら，実用化という観点からリストバンドや腕時計などといった気軽に使用できる形での装置の実現を考慮し，電極を被験者の右手首に装着した状態で EMG データを採取する．図 3.6 は (a) 橈側手根屈筋と (b) 尺側手根屈筋，図 3.7 は本システムで採用したデータ採取位置を示す．また，本システムでは 4 極の電極を配置する．図 3.8 で本システムで採用する 4 極の電極配置位置を示す．



(a) 橈側主根屈筋



(b) 尺側主根屈筋

図 3.6 橈側主根屈筋と尺側主根屈筋



図 3.7 データ採取位置

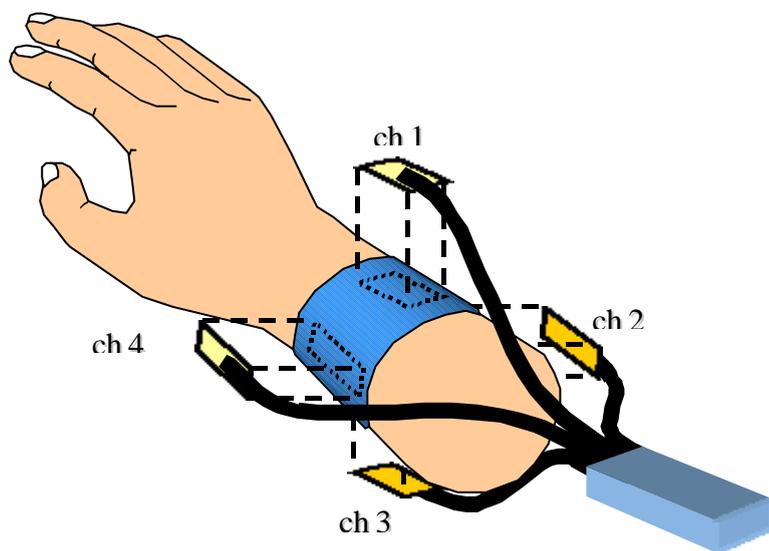


図 3.8 電極配置

3.2.4 双極誘導

双極誘導は2個の測定電極(+ , -)と1個の不感電極(グランド), 計3個の電極から構成される。この3個の電極については図 3.4 (b) で示す。この2種類の電極(測定電極 不感電極)の間に生じる電位差を求め、2個の測定電極に同様に表れるノイズを打ち消し合うことでEMGのみを採取することができる。

3.3 信号処理部

本節では本システムで導入した信号処理部について記述する。信号処理部では入力部で採取するEMGデータが微弱な電位であるため差動増幅器により増幅する。表面電極で計測されるEMGの主な周波数は2, 3Hz~2kHz程度の周波数帯域であると報告されている。しかしながら、データ採取の場合に電源や蛍光灯などからの電磁波ノイズ(60Hz)が混入するため、EMGデータに混入し影響を及ぼす。また、低周波域には心電図や脳波などというデータが混入する。したがって、本システムではこれらの影響を考慮し、70Hz~1kHzの周波数帯域のEMGデータを採用する。表 3.1 ではA/D変換カードの仕様、また表 3.2 ではデータ採取条件を示す。

また、差動増幅器に供給する電源として、本システムでは図 3.9 に示す5V直流安定化電源を導入する。

表 3.1 A/D変換カード仕様

入力ch数	最大4ch
A / D分解能	12bit
A / D変換周波数	最高50KHz
変換方式	逐次変換方式
入力電圧レンジ	- 5.0 ~ +5.0V

表 3.2 データ採取条件

サンプリング周波数	4ch時:10kHz
データ数	4ch時:1024
FFTデータの周波数間隔	9.766 Hz
解析対象時間	2.0 sec (使用データ1.0 ~ 1.1 sec)



図 3.9 直流電源の外観

3.3.1 差動増幅器

EMG データが電極ケーブル線を移動する際に周囲の家電製品等からノイズが混入する．さらに発生したノイズは採取する EMG データより大きな電位を持っていることが多い．そこで本システムではノイズ除去のために差動増幅器を導入する．差動増幅器は特性の等しい2つのトランジスタの抵抗を共通化したもので，加えられた電圧の差が増幅される．式 (3.1) に示す通り，基準電圧であるグランドと+入力，-入力の電圧の差分を取り増幅することにより，各入力 (+ ， - 入力) に同様の形状で混入するノイズを差し引くことでノイズを軽減する．図 3.10 は差動増幅回路の構造，表 3.3 は差動増幅器の設計仕様を示す．また，図 3.11 (a) は本システムで導入した差動増幅器の概観，図 3.12 (b) ではその内部を示す．

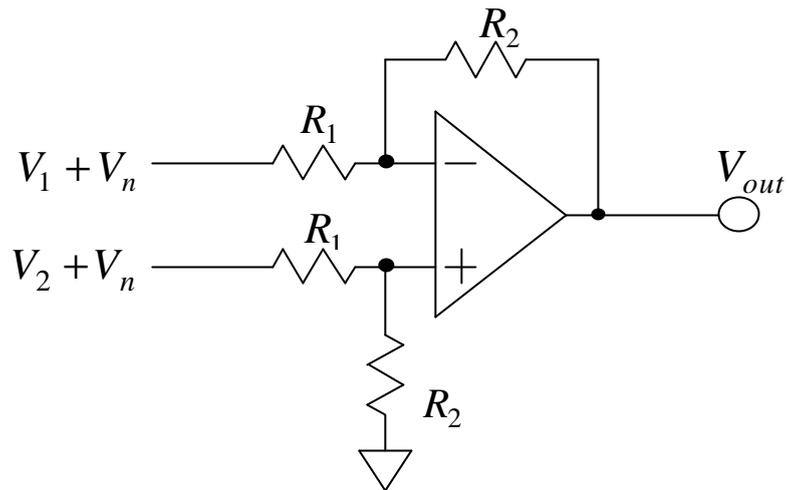


図 3.10 差動増幅器の回路

$$\begin{aligned}
 V_{out} &= \frac{R_2}{R_1} (V_1 + V_n) - \frac{R_2}{R_1} (V_2 + V_n) \\
 &= \frac{R_2}{R_1} (V_1 - V_2) \\
 &= -\frac{R_2}{R_1} V_{out}
 \end{aligned}
 \tag{3.1}$$

表 3.3 差動増幅器の設計仕様

低域遮断周波数	70Hz (6次フィルタ)
高域遮断周波数	2kHz (6次フィルタ)
増幅率 (ゲイン)	約3000倍 (65dB)
入力定格電圧	±2.5mV
CMRR	60dB以上

CMRR : Common Mode Rejection Ratio : 同相信号除去比 . ノイズ除去能力を示す .



(a) 外観



(b) 内側

図 3.11 差動増幅器

3.4 データ変換部

データ変換部では増幅した EMG データに FFT 処理を施し，特徴抽出を行う．

3.4.1 FFT (高速フーリエ変換)

本システムでは EMG データに FFT 処理を施し作業を行う．FFT とは離散フーリエ変換 (DFT : Discrete Fourier Transform) に関連する変換を高速に実行する一連の計算法である．また，フーリエ変換とはある任意の時間信号を周波数領域で表したものである．フーリエ級数展開を式 (3.2) で示す．

$$X(t) = a_0 + \sum_{n=1}^{\infty} \{a_n \cos(n\omega_0 t) + b_n \sin(n\omega_0 t)\} \quad (3.2)$$

$$\text{ただし, } \omega_0 = 2\pi / T_0$$

なお， a_n ， b_n はフーリエ係数と呼び， a_0 は直流成分を示す．直流成分は入力データの平均値で，フーリエ係数は信号 $X(t)$ に含まれる各成分の割合を示す．式 (3.3) で直流成分，式 (3.4) でフーリエ係数を示す．

$$a_0 = 1/T_0 \int_{-\frac{T_0}{2}}^{\frac{T_0}{2}} f(t) dt \quad (3.3)$$

$$a_n = 2/T_0 \int_{-\frac{T_0}{2}}^{\frac{T_0}{2}} f(t) \cos(n\omega_0 t) dt \quad (3.4)$$

$$b_n = 2/T_0 \int_{-\frac{T_0}{2}}^{\frac{T_0}{2}} f(t) \sin(n\omega_0 t) dt$$

これまでに FFT 処理を施されたデータよりパワースペクトルを求める．式 (3.5) でパワースペクトルを求める式を示す．

$$X_n^2 = a_n^2 + b_n^2 \quad (3.5)$$

求められたパワースペクトルによりグラフを示す．図 3.12 (a) では手首挙動・背屈での時系列波形，(b) ではパワースペクトルを示す．チャンネル(以後，ch と略記) 1～ch4 を同時にすべて表示すると重複してしまうため，視覚性を考慮し ch2，ch3 のパワースペクトルは ch1，ch4 に対しグラフを反転させ表示する．使用するデータとして図 3.12 (a) で示す通り手首挙動開始 1.0～1.1 秒後のデータを使用する．

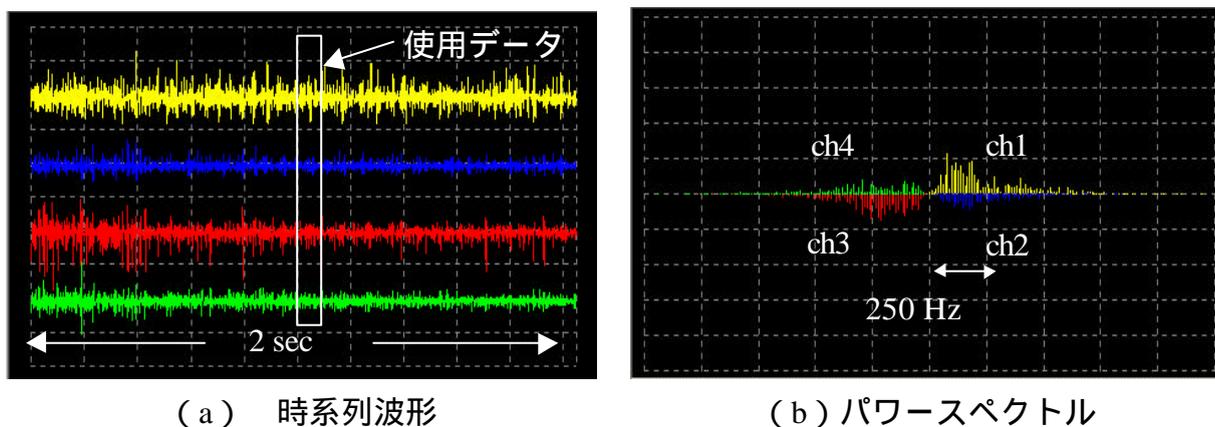


図 3.12 手首挙動・背屈の波形

3.4.2 入力値の算出方法

本節では得られたデータから NN の入力値の算出方法を記述する．本システムでは入力値細胞数が 80 個である．EMG 時系列データは各 ch あたり 20480 点ある．電極数が 4 極であるため，各 ch あたり 20 個ずつの入力値を割り当てる．図 3.13 で入力値の NN への入力モデルを示す．

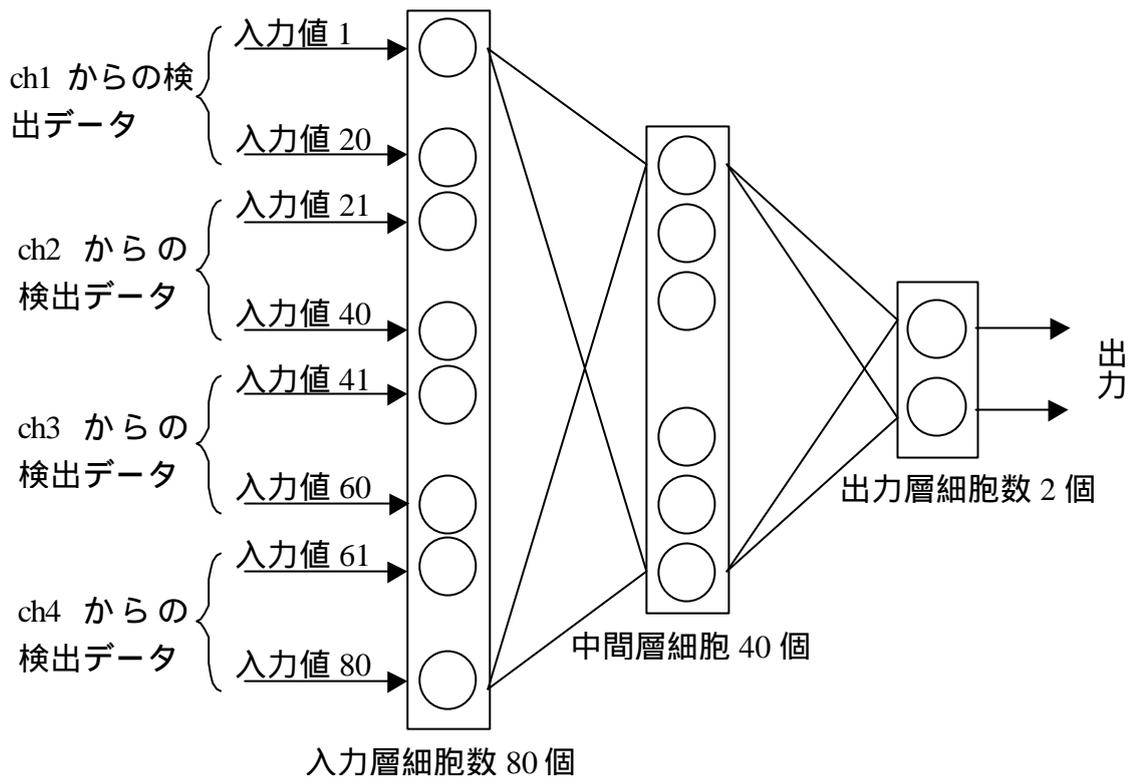


図 3.13 NN の入力データモデル

次に各 ch の NN への入力データ編集方法について述べる．図 3.14 で入力値の抽出方法を示す．本システムでは，各 ch あたり 20 個（入力細胞数 80 個 / 電極数 4 極）の特徴量を抽出する．編集方法を記述するにあたり ch 番号を X とおく．各 ch の入力について入力値 $(1 \sim 19) \times X$ への入力データ編集方法を式 (3.6) に示す．本システムでは 70Hz から 1kHz までの周波数帯域の FFT データを使用し，入力値 1 の場合 70Hz から 120Hz，入力値 2 の場合 130Hz から 180Hz というように等間隔の周波数帯域から得られる FFT データの平均値を入力し，分母にはダイナミックレンジに適合させるため 10 を掛ける．

$$\text{入力値}[n] = \frac{\sum_{i=k}^{k+4} FFT[i]}{5 \times 10} \quad (3.6)$$

n : 入力値 ($n = 1, 2, \dots, 80$ [20, 40, 60, 80 を除く])

i : FFT データ ($i = 8, 9, \dots, 102$)

ch2 ~ 4 についても同様に処理を行う。例として入力値 1 は式 (3.7) のようになる。

$$\text{入力値}[1] = \frac{\sum_{i=8}^{12} FFT[i]}{5 \times 10} \quad (3.7)$$

また，ch の入力について入力値 20，40，60，80 の入力データ編集方法を式 (3.8) に示す。式 (3.8) に示すように 70Hz ~ 1kHz の FFT データの平均値を入力する。分母には各 ch の FFT データの全加算個数をおき，分子には各 ch ごとに抽出範囲の FFT データの合計値を入力し，式 (3.6) と同様にダイナミックレンジに適合させるため分母に 10 を掛ける。

$$\text{入力値}[m] = \frac{\sum_{i=8}^{k=102} FFT[i]}{95 \times 10} \quad (3.8)$$

m : 入力値 ($m = 20, 40, 60, 80$)

i : FFT データ ($i = 8, 9, \dots, 102$)

例として入力値 20 は式 (3.9) のようになる。

$$\text{入力値}[20] = \frac{\sum_{i=8}^{102} FFT[i]}{95 \times 10} \quad (3.9)$$

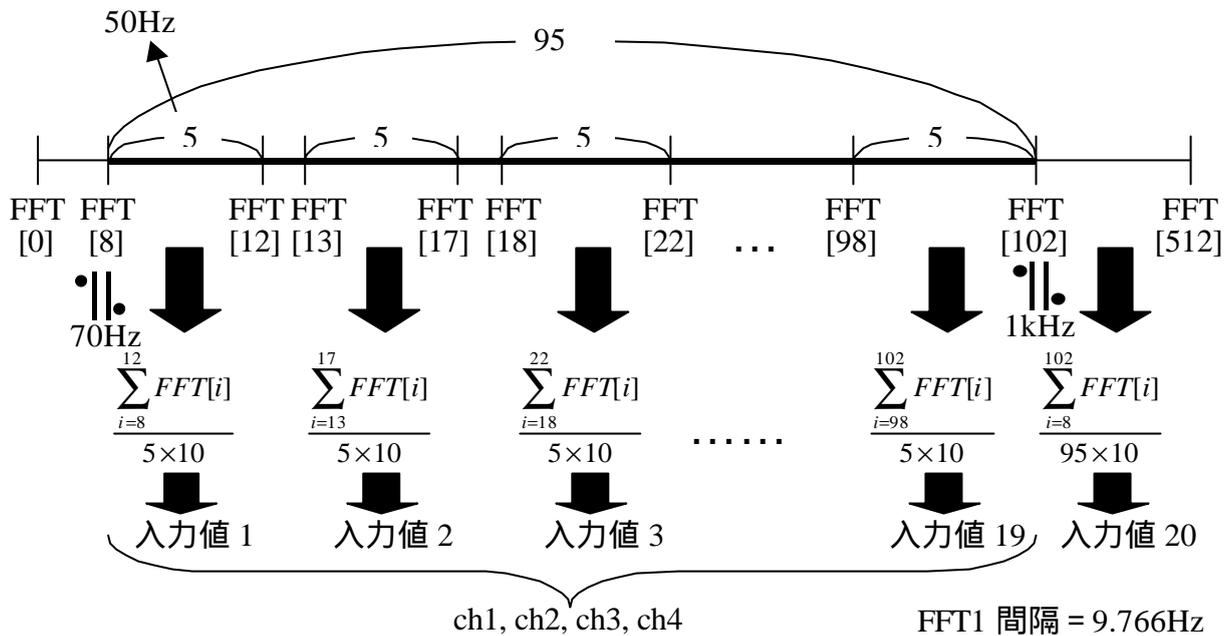


図 3.14 NN への入力値の抽出方法

3.4.3 データ作成

本稿で使用する NN は、紙幣識別用に開発されたものを使用している。本システムでの入力データをヘッダ情報、ダミーデータ、スラブ値データの三つで構成する。本システムでは画像が不要であることから画像データをダミーデータとして扱う。1 データの構成の内訳はヘッダ情報 64byte、ダミーデータ 400byte、スラブ値データ 320byte である。本システムでは入力層細胞数 80 個を採用しているため、スラブ値データを $80 \times 4 = 320\text{byte}$ 確保する。表 3.2 でデータ 1 枚分のフォーマットを示す。表 3.3 は表 3.2 のデータ 1 サンプルのヘッダ部分における構成を示す。

表 3.4 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	400byte
スラブ値データ	320byte

本システムで必要とする項目は以下の通りである。

- ・ 予約領域
- ・ 画像の X サイズ , Y サイズ (画素数)
- ・ 画像データのオフセット
- ・ 1 種類目のスラブ値の個数
- ・ スラブ値のオフセット

表 3.5 ヘッダ情報のフォーマット

予約領域 1	4 byte	0
データ 1枚分の総サイズ	4 byte	784
パターン番号	1 byte	1
金種	1 byte	1
方向	1 byte	1
国情報	1 byte	1
通し番号	2 byte	1
機種	1 byte	1
号機	1 byte	1
種別	1 byte	0
センサ番号	1 byte	0
画像のXサイズ (画素数)	2 byte	20
画像のYサイズ (画素数)	2 byte	20
センサ有効域ch番号 (L)	2 byte	4
センサ有効域ch番号 (H)	2 byte	201
予約領域 2	2 byte	0
センサ分解能 (X方向)	1 byte	10
センサ分解能 (Y方向)	1 byte	40
予約領域 3	6 byte	0
紙幣の中心画素のX座標	2 byte	0
紙幣の中心画素のY座標	2 byte	0
画像データのオフセット	4 byte	64
予約領域 4	4 byte	0
スラブ値の種類数	1 byte	1
1種類目のスラブ値のマスクID	1 byte	1
1種類目のスラブ値の個数	1 byte	80
予約領域 5	5 byte	0
スラブ値のオフセット	4 byte	464
予約領域 6	4 byte	0

3.5 登録・識別部

本節では本システムで導入する登録・識別部を記述する．登録・識別部ではデータ変換部より得られた 80 個のデータの入力値を入力データとする．得られた入力データは新しく慣性項と振動項を追加した改良型 BP 法 (BP:Error Back Propagation) を適用し，ニューロウェイトを作成する．作成されたニューロウェイトを使用し，多様なデータ評価を行う．これは誤差に応じてシグモイド関数の温度勾配と学習定数を可変にしている．これにより，ばらつきが大きく分離距離が小さいデータに対しても学習が高速に収束することをおよそ可能としている．また，項に加え慣性項と振動項を線形に加算している．加速度項は学習を加速する機能を有し，また，振動項がローカルミニマムに陥る可能性を確率的に回避できる機能を有する．ここで， ΔW は NN ウェイトの修正量， e は一般化誤差， O は出力値， a は慣性定数， b は振動定数を示す．式 (3.10) で改良型 BP 法を示す．

$$\Delta W_{ij}^{k-1,k}(t) = -e d_j^{k-1} + a \Delta W_{ij}^{k-1,k}(t-1) + b \Delta W_{ij}^{k-1,k}(t-2) \quad (3.10)$$

次に学習について記述する．学習では最終誤差判定値，もしくは学習回数のどちらかの条件を満たした場合に終了する．本稿では学習の終了条件として最終誤差判定値を 0.0001，学習回数を 20000 回と設定する．図 3.15 は本システムの学習画面を示す．画面左上は学習条件，左下には出力層ニューロンの誤差曲線を示す．また，画面右半分は出力ユニット値を示す．図 3.16 は本システムの評価画面を示す．画面右半分は各パターンの反応値を示す．図 3.16 に示すように 1 行目より 2 行目の方がより反応していることがわかる．1 行目が出力パターン 1，2 行目が出力パターン 2 に対する NN の反応値を示す．この場合，2 行目の出力パターン 2 に大きく反応していることから，NN は入力データを出力パターン 2 以外のデータであると出力している．

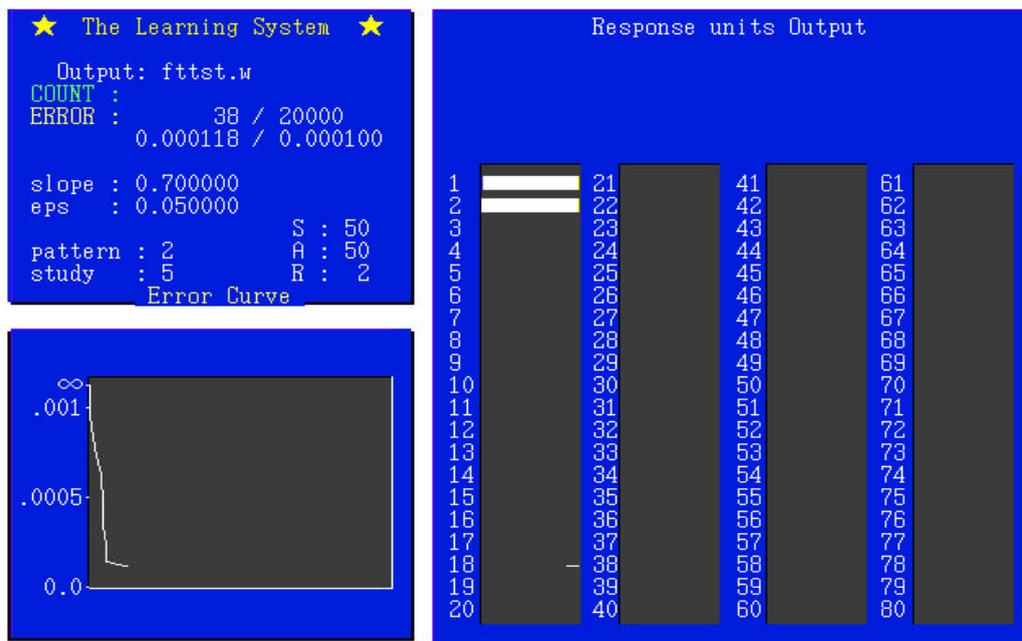


図 3.15 学習データ画面

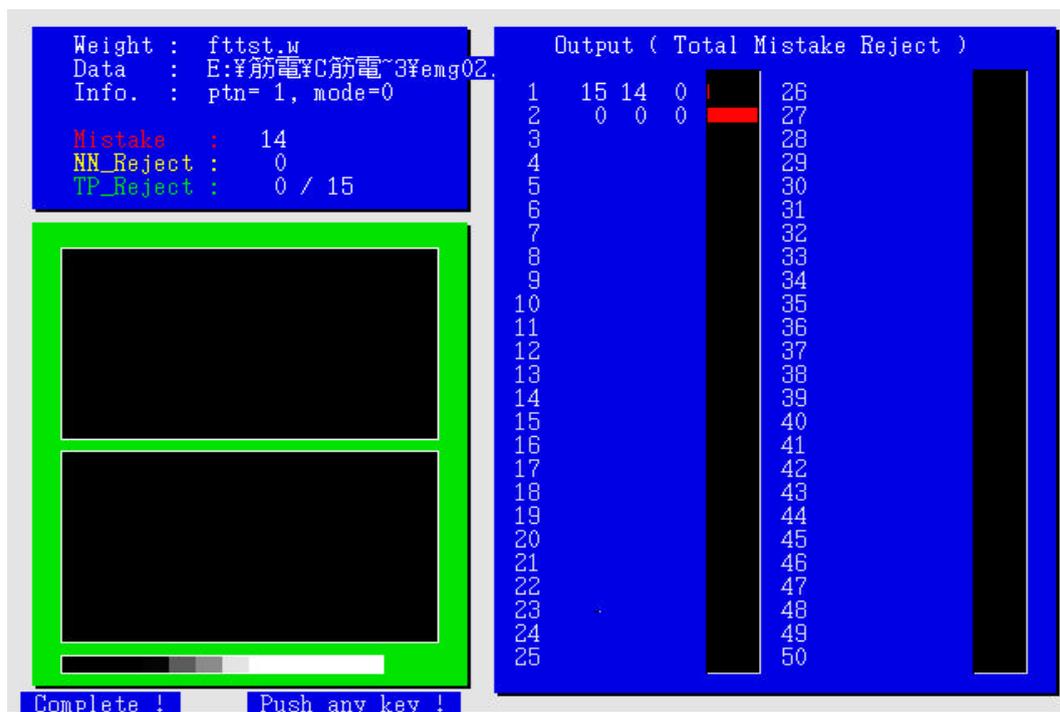


図 3.16 評価データ画面

4. ニューロテンプレートマッチング

4.1 従来の NN 識別手法

本節では従来までに実験で使用してきた NN 識別手法 (NNC) について記述する。従来, 手首挙動の識別手法に用いられた NN の構成は最小構成の 3 層構造 (入力層, 中間層, 出力層) の階層型である。また, NN の構成は “ 入力層細胞数 > 中間層細胞数 ”, “ 中間層細胞数 > 出力層細胞数 ” が理想とされる。今回使用する NN の構成は $80 \times 40 \times 6$ となる。ここで出力層細胞数には識別パターンとする手首挙動を割り当てる。図 4.1 は NNC の NN の構成モデルを示す。NNC の構成は, 出力層の数が識別を行う手首挙動パターン数に増加する。このため, NNC の場合, 手首挙動識別パターンが増加に伴い複雑な構成となり, 識別率の低下につながる事が推察される。図 4.2 は NNC での識別曲面のイメージモデルを示す。

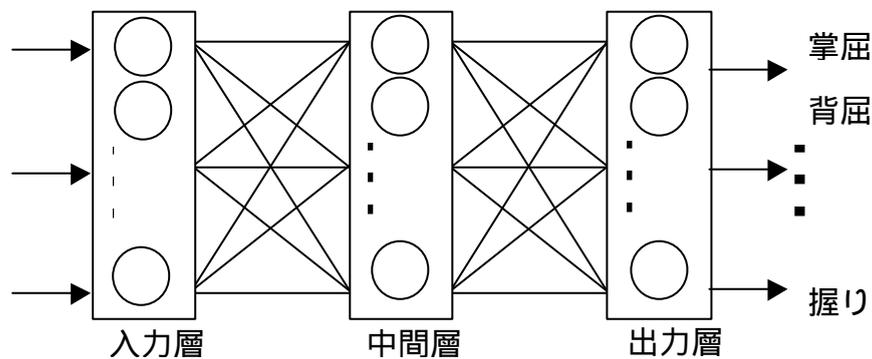


図 4.1 NNC の構成モデル



図 4.2 NNC の識別曲面

4.2 ニューロテンプレートマッチング識別手法

識別率の向上を考慮し、本稿では NN とテンプレートマッチングの融合するシステムであるニューロテンプレートマッチング識別手法を提案する（以後、このシステムを NN2 と略記）。基本的なシステム構成は個々の識別パターン毎のテンプレートを構成し、非線型テンプレートによるマッチング処理を行うものである。本システムでは入力層細胞数 80 個、中間層細胞数 40 個、出力細胞数 2 個の NN を使用する。したがって、各パターンの NN 構成は $80 \times 40 \times 2$ となる。また、テンプレートに関しては手首挙動が“背屈”、“掌屈”、“回内”、“回外”、“開き”、“握り”のように 6 パターン存在するため 6 つのテンプレートを用意する。出力層には目的とする識別テンプレート（目的テンプレート）と目的としない識別テンプレート（目的外テンプレート）の 2 つを設定する。具体的にいうと、NNC では出力として“背屈への反応値”、“掌屈への反応値”...“握りへの反応値”というように多くのものからどの手首挙動データであるかということ識別する必要があった。その一方、NN2 では目的テンプレートを手首挙動パターン“背屈”と設定した場合、残りの手首挙動パターン“掌屈”、“回内”、“回外”、“開き”、“握り”のすべてを目的外テンプレートと設定する。図 4.3 では NN2 の構成を示す。この NN2 を採用することによって、識別するデータが目的パターンであるか目的外パターンであるかといったように白黒をはっきりつける形が出来る。その結果、識別するために引く識別曲面は容易な構成となり、識別率の向上につながる。図 4.4 は NN2 の構成での識別曲面のイメージモデルを示す。また、NN2 の学習において目的パターンのデータを提示した場合には、目的パターンに対応するユニットには“1”、目的外パターンに対応するユニットには“0”を教師する。逆に目的外パターンのデータを提示した場合には、目的パターンに対応するユニットには“0”、目的外パターンに対応するユニットには“1”を教師する。評価に関しては目的パターンデータを目的テンプレートで評価する場合、目的ユニットの出力値が目的外ユニ

ットより大きい場合は目的パターンと判断され、逆の場合は目的外パターンであると判断される。

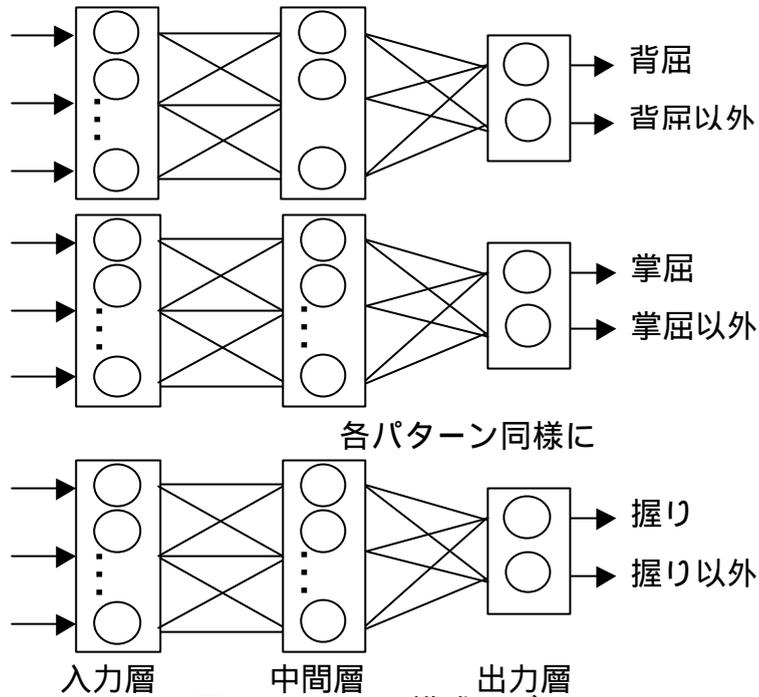


図 4.3 NN2 の構成モデル

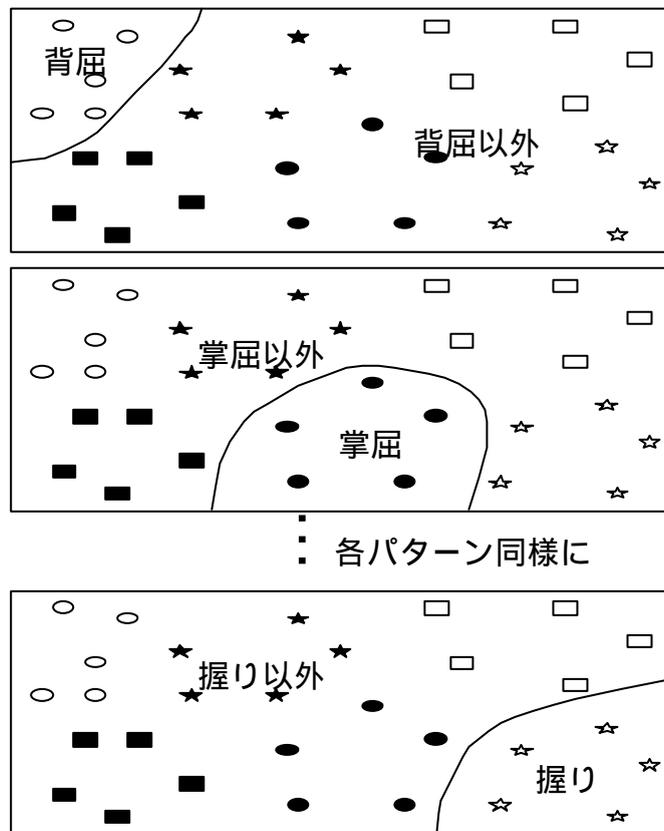


図 4.4 NN2 の識別曲面

5. 実験

本章では、識別率の向上を考慮した手首拳動パターンの検討を行う。また、選抜した手首拳動パターンを使用して手首拳動識別実験を行う。識別実験では、学習データとして被験者 A (22 歳・男性・健常者) のデータ、評価データとして被験者 A の未学習データを使用する。これらのデータを用いて NNC による識別実験を行う。また、NN2 を採用し識別実験を行い、性能比較を行う。さらに、徐々に学習データのサンプル数を増加させ、追加学習を行う。

5.1 手首拳動パターンの検討

実験にあたり識別する手首拳動の検討を行う。本研究は新しい入力インターフェースの開発を目標としている。その中でも、マウスの動作を手首拳動により操作することをひとつの目標としている。そのため、マウスの 6 パターンの動作 (上, 下, 右, 左, 右クリック, 左クリック) を手首拳動により実現するために 6 パターンの手首拳動の識別が必要である。

手首拳動の選抜方法として、各手首拳動の特徴空間上でのパターン間距離、手首拳動の操作性という 2 つの観点から選抜する。今回、手首拳動の候補に挙げるのは表 5.1 で示す 30 パターンである。また、図 5.1 では検討した 30 パターンの手首拳動におけるパターン間距離を示す。図 5.1 でグラフ X 軸は静止状態 5 サンプルの中央値を基準とした場合、各手首拳動パターンの中央値とのユークリッド距離を示す。また、グラフ Y 軸は各手首拳動の中央値を基準としたとき同パターンのデータとのユークリッド距離を示す。識別するにあたり、他の手首拳動と距離が大きいものほど識別が容易であると考えられる。図 5.1 より検討の結果、“ 掌を開いた状態で手首拳動背屈 ”、“ 掌を握った状態で手首拳動掌屈 ”、“ 掌を握った状態で手首拳動回内 ”、“ 掌を開いた状態で手首拳動回外 ”、“ 掌を握った状態で手首拳動開き ”、“ 掌を握った状態で手首拳

動握り”の計6パターンの手首拳動パターンと決定する．図5.2は採用されたパターンの手首拳動と計測される波形を示す．

表 5.1 手首拳動候補（全 30 パターン）

握・静止状態	握・背屈	握・掌屈	握・右	握・左
握・回内	握・回外	握・握り	握・開き	開・親指曲げ
開・人差し指曲	開・中指曲	開・薬指曲	開・小指曲	開・静止状態
開・背屈	開・掌屈	開・右	開・左	開・回内
開・回外	握・右上	握・右下	握・左下	握・左上
握・一本伸ばし	握・二本伸ばし	握・三本伸ばし	握・四本伸ばし	握・親指立てる

“握”と“開”は掌の初期状態を示す
 二本伸ばし...人差し指を伸ばす状態を示す
 三本伸ばし...人差し指+中指を伸ばす状態を示す
 四本伸ばし...人差し指+中指+薬指を伸ばす状態を示す
 網掛けのついている手首拳動を採用する

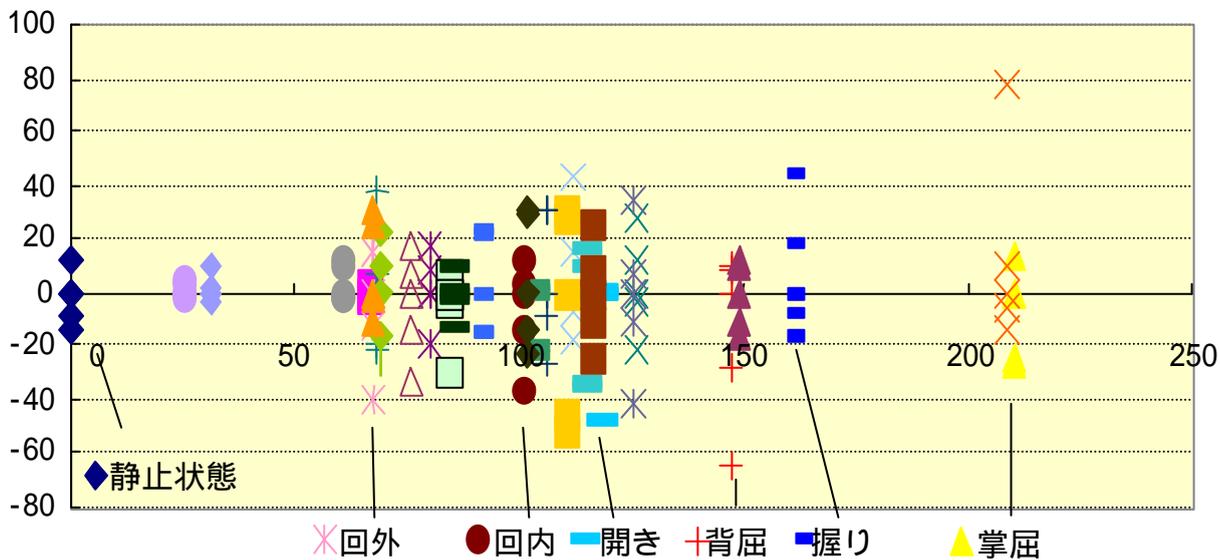
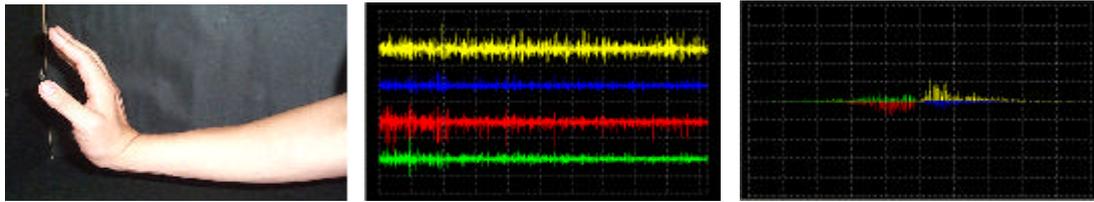
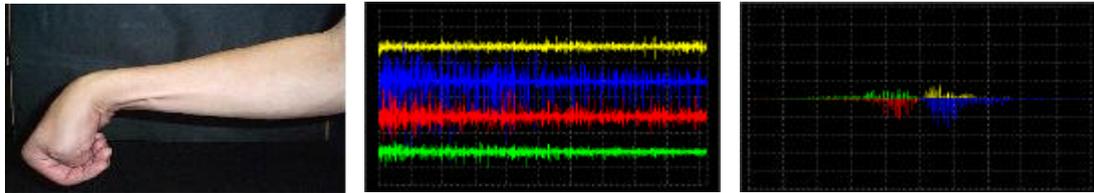


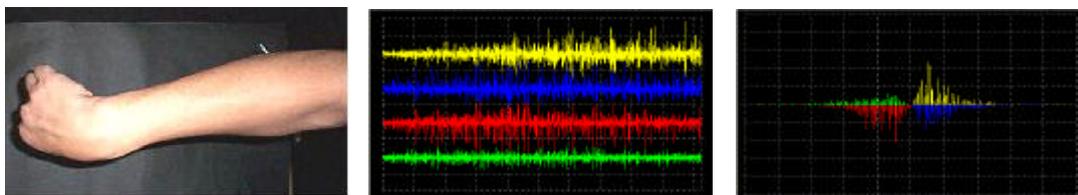
図 5.1 手首拳動のパターン間距離



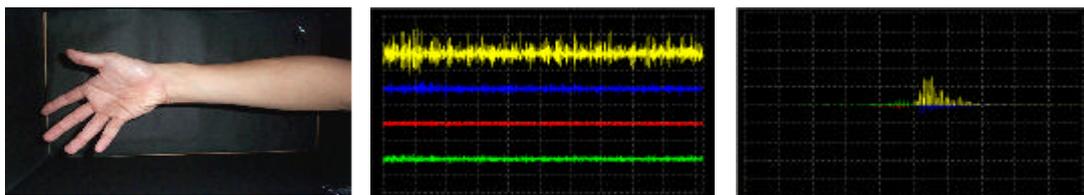
掌を開いた状態で背屈（水平方向より撮影）



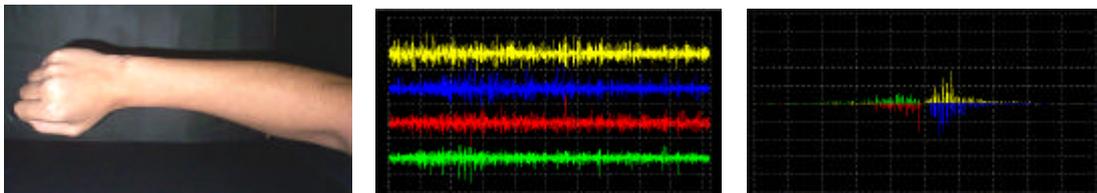
掌を閉じた状態で掌屈（水平方向より撮影）



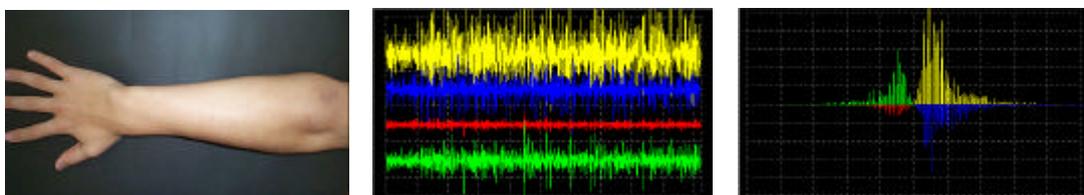
掌を閉じた状態で回内（上方方向より撮影）



掌を開いた状態で回外（上方方向より撮影）



掌を閉じた状態で握り（上方方向より撮影）



掌を閉じた状態で開き（上方方向より撮影）

左：採用した手首動作の写真 中：波形 右：パワースペクトル

図 5.2 採用した手首拳動と計測信号

5.2 実験方法

本節では実験において設定した実験方法について記述する．EMG データを採取する場合，被験者は着席した状態で右手首に電極を装着する．電極については，2 章で詳述したように 4 極の乾式能動電極を装着し実験を行う．手首挙動時，被験者は脇を絞め，腕を 90 度に曲げた状態でデータ採取を行う．今回行う実験のデータはすべて被験者 A のデータを学習データおよび評価データに使用する．また，被験者は合図と同時に手首挙動を開始し，手首挙動開始後 1.0～1.1 秒の EMG データを学習および評価データとして使用する．

5.3 NNC を用いた手首挙動識別実験

5.3.1 実験条件

本節では NNC を用いた手首挙動識別実験において設定した実験条件について記述する．表 5.2 は実験で用いる実験条件を示す．

表 5.2 実験条件

電極数	4
電極種類	乾式能動電極
データ数	1024
入力層細胞数	80
中間層細胞数	40
出力層細胞数	6
最大学習回数	20000
最終誤差判定値	0.0001
学習アルゴリズム	改良型 BP 法 式 (3.1)

5.3.2 実験結果

本節では NN2 の有用性を示すため、比較対象として NNC での実験結果を記述する。表 5.3 では実験 1 における識別結果を示し、識別率の求め方については式 (5.1) で示す。

$$\text{識別率 (\%)} = \frac{\text{目的パターンに反応したデータの個数}}{\text{評価したデータの個数}} \times 100 \quad (5.1)$$

手首拳動パターン“回外”、“握り”に関しては良好な結果が確認できた。しかしながら、“背屈”、“回内”に関しては低い識別率が得られた。その原因として図 5.2 に示す通り“回内”、“握り”は目視においても、他の手首拳動パターンと比較して特有な波形を有するため識別が容易となると考えられる。また、手首拳動パターン“回内”、“握り”は波形が類似しているデータであるため識別が困難になると考えられる。また、手首拳動 6 パターンの平均識別率として 69.1%という結果が確認できるが、実用識別率 (90%以上) という目標を大きく下回る結果となった。

表 5.3 識別結果 (実験 1 : 学習サンプル数 5 , 評価サンプル数 100)

	識別率 (%)
背屈	35.0
掌屈	80.0
回内	40.0
回外	100.0
開き	100.0
握り	60.0
平均	69.1

5.4 NN2 を用いた手首挙動識別実験

5.4.1 実験条件

本節では NN2 を用いた手首挙動識別実験において設定した実験条件について記述する．表 5.4 は実験で用いる実験条件を示す．

表 5.4 実験条件

電極数	4
電極種類	乾式能動電極
データ数	1024
入力層細胞数	80
中間層細胞数	40
出力層細胞数	2
最大学習回数	20000
最終誤差判定値	0.0001
学習アルゴリズム	改良型 BP 法 式 (3.1)

5.4.2 実験結果

本節では，今回提案する NN2 での手首挙動識別実験について記述する．NN2 では目的パターンデータを目的テンプレートに提示し，識別結果は目的パターンデータが目的テンプレートに反応したものを正解とする．また，識別率の計算方法は式 (5.2) で示す．表 5.5 は NN2 での手首挙動識別結果を示す．

$$\text{識別率 (\%)} = \frac{\text{目的テンプレートに反応したデータの個数}}{\text{評価したデータの個数}} \times 100 \quad (5.2)$$

NNC との比較を行うため学習サンプル数 5 の状態に注目する．表 5.5 で実験における識別結果を示す．結果より 5 サンプルという少ない学習サンプル数での実験にもかかわらず手首挙動パターン“回外”，“開き”共に 100%の好結果が確認できる．また，

NNC での実験と比較すると識別率の低い“背屈”，“回内”に関しても識別率の向上が確認できる．手首拳動 6 パターンの平均識別率 69.2%から 86.8%への向上から判るよう，実用識別率（90%以上）に大きく近づくことが確認できる．

学習サンプル数の増加に注目し，識別率の変化による追加学習の可能性を検証する．学習サンプル数の増加に伴い，全体的に識別率の向上が確認できる．学習サンプル数 50 まで追加学習を行うとすべての手首拳動パターンにおいてほぼ 100%の識別率を得ることが確認できる．

表 5.5 識別結果（評価サンプル数 100） 識別率（%）

	学習サンプル数									
	5	10	15	20	25	30	35	40	45	50
背屈	73.0	93.0	93.0	97.0	99.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0
掌屈	97.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0
回内	63.0	87.0	91.0	96.0	97.0	98.0	98.0	98.0	98.0	99.0
回外	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	94.0	100.0	100.0
開き	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0
握り	88.0	97.0	97.0	97.0	97.0	97.0	97.0	97.0	97.0	98.0
平均	86.8	96.1	96.8	98.3	98.8	99.1	99.1	98.1	99.1	99.5

次に，誤識別結果について記述する．前述では，目的パターンデータが“目的テンプレート”または“目的外テンプレート”のどちらに反応したのかによって識別結果を示してきた．今回は，逆に目的外パターンデータを目的テンプレートに提示し，実験を行う．誤識別率の計算は式（5.3）で示し，表 5.6 で識別結果を示す．表 5.6 で示す識別結果は各手首拳動パターンの誤識別率であるため，すべて 0%を示すことが最も理想的である．識別において目的パターンデータは目的テンプレート，目的外パターンデータは目的外テンプレートに反応するという場合が最も理想的である．しかしながら，中には目的外パターンデータを目的テンプレートに提示したにもかかわらず目的パターンに反応してしまう場合が考えられる．ゆえに，表 5.5 の識別結果におい

て 100%の識別結果が確認できる場合においても良好な識別率であるとは言い難く，識別成功という結果にはならない．そのため，表 5.6 で目的外パターンデータを目的テンプレートに提示した場合の目的パターンに反応した識別率を示す．

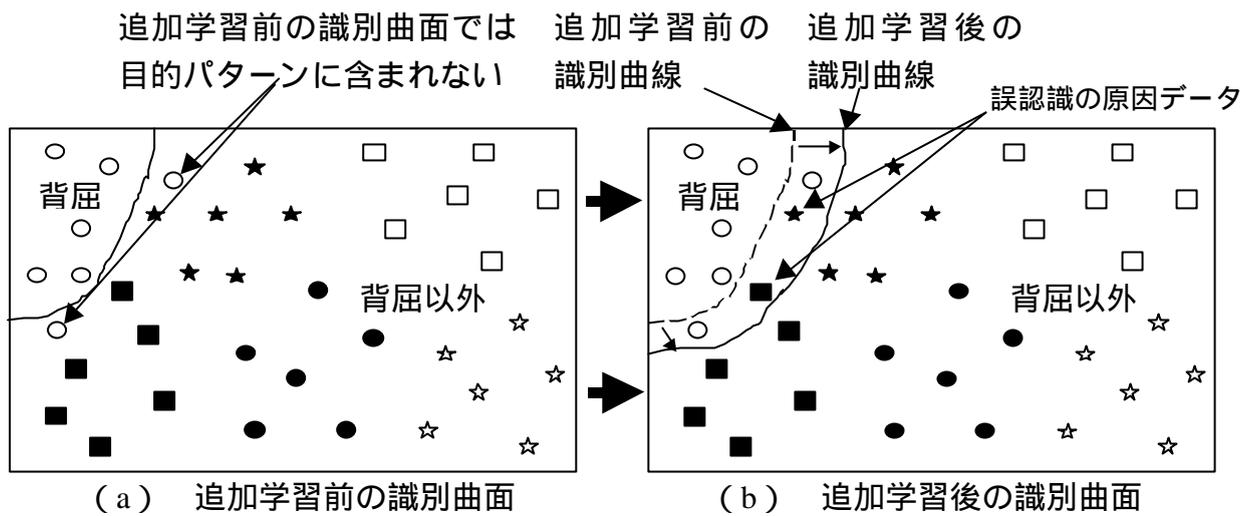
$$\text{誤識別率 (\%)} = \frac{\text{目的外データが目的テンプレートに反応したデータの個数}}{\text{評価したデータの個数}} \times 100 \quad (5.3)$$

表 5.6 より手首拳動“背屈”，“回外”，“開き”の 3 パターンは互いに識別を行う場合に誤識別率が高いことが確認できる．同様に手首拳動“掌屈”，“回外”，“開き”の 3 パターンも互いに識別を行う場合に誤識別率が高いことが確認できる．この原因として“背屈”，“回外”，“開き”の 3 パターン，また“掌屈”，“回外”，“開き”の 3 パターンは互いに波形が類似しているため誤識別率が高くなっていると考えられる．また，学習サンプル数が増加するにつれ，識別率が增大する手首拳動パターンが多く確認できる．これは図 5.3 で示す識別曲面の変化が原因と考えられる．図 5.3 は具体的に手首拳動パターン“背屈”の場合を示し，図 5.3 (a) には追加学習前の識別曲面，図 5.3 (b) には追加学習後の識別曲面を示す．追加学習前の識別曲面では，いくつかの背屈パターンデータは目的パターンに含まれていないことが図 5.3 (a) から確認できる．そこで追加学習を行うことにより，目的パターンに反応する識別曲面の範囲を拡大する．その結果，図 5.3 (b) で確認できるように背屈パターンデータは目的パターンにすべて含まれている．しかしながら，図 5.3 (b) のように識別曲面の範囲を拡大することにより背屈パターンデータとパターン間距離が小さい回内パターンデータと回外パターンデータの一部が目的パターンに含まれてしまうこと推察できる．その結果，学習サンプル数を増加することにより識別率が向上する一方，誤識別率も増大してしまうと考えられる．

表 5.6 誤識別結果 (評価サンプル数 100)

識別率 (%)

	学習サンプル数									
	5	10	15	20	25	30	35	40	45	50
テンプレート・背屈										
掌屈	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	1.0
回内	10.0	12.0	13.0	11.0	20.0	26.0	27.0	29.0	32.0	32.0
回外	9.0	36.0	40.0	64.0	65.0	72.0	71.0	72.0	89.0	89.0
開き	38.0	45.0	54.0	68.0	80.0	87.0	87.0	90.0	100.0	100.0
握り	2.0	5.0	7.0	5.0	12.0	12.0	13.0	13.0	16.0	13.0
平均	11.8	19.6	22.8	29.6	35.4	39.4	39.6	40.8	47.6	47.0
テンプレート・掌屈										
背屈	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0
回内	41.0	55.0	57.0	57.0	59.0	59.0	57.0	63.0	61.0	72.0
回外	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	2.0
開き	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
握り	65.0	79.0	80.0	79.0	79.0	79.0	92.0	92.0	92.0	96.0
平均	21.2	26.8	27.4	27.2	27.6	27.6	29.8	31	30.6	34.2
テンプレート・回内										
背屈	3.0	13.0	16.0	19.0	19.0	19.0	19.0	23.0	25.0	37.0
掌屈	98.0	99.0	97.0	99.0	99.0	97.0	97.0	98.0	97.0	93.0
回外	0.0	4.0	21.0	21.0	25.0	26.0	21.0	22.0	14.0	18.0
開き	0.0	4.0	21.0	15.0	14.0	15.0	10.0	15.0	13.0	22.0
握り	75.0	85.0	89.0	94.0	94.0	93.0	93.0	97.0	97.0	94.0
平均	35.2	41.0	48.8	49.6	50.2	50.0	48.0	51.0	49.2	52.8
テンプレート・回外										
背屈	86.0	83.0	81.0	80.0	94.0	92.0	93.0	92.0	94.0	94.0
掌屈	0.0	0.0	0.0	0.0	16.0	0.0	16.0	0.0	18.0	17.0
回内	8.0	7.0	7.0	7.0	63.0	12.0	63.0	11.0	64.0	64.0
開き	90.0	93.0	94.0	94.0	97.0	97.0	96.0	100.0	96.0	96.0
握り	3.0	1.0	1.0	1.0	25.0	25.0	25.0	0.0	25.0	26.0
平均	37.4	36.8	36.6	36.4	59.0	45.2	58.6	40.6	59.4	59.4
テンプレート・開き										
背屈	92.0	92.0	92.0	92.0	92.0	92.0	92.0	92.0	92.0	92.0
掌屈	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
回内	17.0	15.0	13.0	13.0	13.0	12.0	11.0	11.0	11.0	11.0
回外	95.0	95.0	95.0	95.0	94.0	94.0	94.0	94.0	94.0	94.0
握り	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
平均	41.0	40.4	40.0	40.0	39.8	39.6	39.4	39.4	39.4	39.4
テンプレート・握り										
背屈	0.0	7.0	3.0	4.0	5.0	10.0	9.0	9.0	5.0	4.0
掌屈	85.0	96.0	96.0	96.0	96.0	96.0	96.0	96.0	96.0	97.0
回内	36.0	77.0	77.0	77.0	76.0	76.0	77.0	78.0	79.0	79.0
回外	0.0	13.0	21.0	19.0	22.0	22.0	22.0	22.0	21.0	23.0
開き	0.0	39.0	30.0	34.0	37.0	43.0	42.0	42.0	34.0	33.0
平均	24.2	46.4	45.4	46.0	47.2	49.4	49.2	49.4	47.0	47.2
学習サンプル数	5	10	15	20	25	30	35	40	45	50
全体平均	28.4	35.1	36.8	38.1	43.2	41.8	44.1	42.0	45.5	46.6



○ 背屈データ, ● 掌屈データ, ★ 回内データ
 ■ 回外データ, □ 開きデータ, ☆ 握りデータ

図 5.3 学習における識別曲面のイメージ

6. まとめ

本研究では、随意運動に伴い発生する筋活動電位を用いた手首挙動識別実験を行った。実験を通して、従来のシステムとの比較を行い、新しいシステムであるニューロテンプレートマッチング識別手法の有用性を検証した。

また、追加学習を行うことによって目的パターンの識別率の向上を確認することができた。しかしながら、一部の目的外パターンは誤識別率の増大という影響を及ぼすことを確認した。このことから、データクリーニングを行わず追加学習を行った結果、NNCでの目的外データの排除と比較し、排除能力の低下に影響を及ぼした可能性が推測される。

今後は、多くの年齢、人種、性別、気候におけるデータを採取することにより識別率の信頼性を向上させていくこと、ノイズの混入を抑制する電極の開発、またすべてのデータを学習するのではなく、誤識別に影響を与えるデータに対して抑圧および排除するシステムの構築などが課題である。

7. 謝辞

本研究の遂行ならびに本論文の執筆にあたり的確なるご指導とご校閲を賜りました高知工科大学情報システム工学科 竹田史章教授に深甚なる謝意を表します。また、実験機材の提供、実験データ採取や本システムの開発にご協力頂きましたシステムエルエスアイ株式会社 代表取締役社長 中浦一浩氏、山本祥弘氏に厚く御礼申し上げます。本研究の進行する上で、ご指導頂きましたグローリー工業株式会社 西蔭紀洋氏、徳島大学知能情報工学科 福見稔助教授に心より謝意を申し上げます。

さらに、本研究に関して、著者の研究室の院生、学部生にもお世話になりました。特に、実験データの採取や実験シミュレーションの指導にあたり修士2年中原昌樹氏には多大な協力を頂きました。最後に本論文の執筆の機会を与えてくださった高知工科大学に心から御礼申し上げます。

参考文献

- (1) 辻敏夫, 伊藤宏司, 長町三生, “ 義手制御を目的とした多チャンネル EMG 動作識別法 ”, 電気情報通信学会論文誌, Vol.J70-D, No.1, pp.207-215, 1987
- (2) 平岩明, 下原勝憲, 徳永幸生, “ 筋電動作ハンドの制御のための皮膚表面筋電のニューラルネットによる認識 ”, 電子情報通信学会春季全国大会, Vol.6, pp.188, 1991
- (3) 辻敏夫, 森大一郎, 伊藤宏司, “ 統計的構造を組み込んだニューラルネットによる EMG 動作識別法 ”, 電気学会論文誌, Vol.112-C, No.8, pp.465-473, 1992
- (4) 平岩明, 内田典佳, 曾根原登, 下原勝憲, “ ユーザ適応型筋電マニピュレーション技術 ”, Human Interface, Vol.7, pp.281-287, 1992
- (5) 小池康晴, 川人光男, “ 神経回路モデルを用いた表面筋電信号からの人腕の軌道生成 ” 電気情報通信学会論文誌 D-II, Vol.J77-D-II, No.1, pp.193-203, 1994
- (6) 奥野竜平, 吉田正樹, 赤澤堅造, “ 筋電制御によるバイオミメティック電動義手の開発 ”, 電気学会論文誌 C, Vol.114, No.11, pp.1090-1094, 1994
- (7) 内田雅文, 井出英人, 横山修一, “ 筋電によるロボットアーム制御 2 ”, 電気学会誌, Vol.114-C, No.1, pp.269-270, 1994
- (8) 内田雅文, 井出英人, 横山修一, “ 筋電によるロボットアームの制御 ” 電気学会論文誌 C, Vol.115, No.3, pp.445-451, 1995
- (9) 栗林勝利, 谷口隆雄, 清水聖治, 小江則禎, “ 前腕の筋活動電位のコマンド識別に関する研究 ”, 日本機会学会誌, pp.25-34, 1995
- (10) 福田修, 辻敏夫, 金子真, “ ニューラルネットによる連続動作 EMG パターンの識別 ”, 電気学会論文誌, Vol.117, No.10, pp.1490-1497, 1997
- (11) 福田修, 辻敏夫, 大塚彰, 金子真, “ 義手制御を目的とした EMG-Based Rehabilitation Aid(EBRA)の開発 ” 電気・情報関連学会中国支部連合大会,

pp.397-398 , 1998

- (12) 福田修, 辻敏夫, 金子真, “ニューラルネットを利用した筋電制御型ポインティングデバイス” 第 19 回バイオメカニズム学会学術講演予稿集, pp.281-284 , 1998
- (13) 西川大亮, 兪文偉, 横井浩史, 嘉数侑昇, “筋電義手制御のためのオンライン学習法”, 電気情報通信学会論文誌, Vol.J82-D-II, No.9, pp.1510-1519, 1999
- (14) 西川大亮, 山口博紀, 兪文偉, 横井浩史, 嘉数侑昇, 丸石正治, 渡辺一郎, 眞野行生, “実時間学習型筋電義手装置による前腕 10 種の動作パターン識別”, 第 20 回バイオメカニズム・シンポジウム予稿集, pp201-212, 1999
- (15) 西川大亮, 兪文偉, 丸石正治, 渡辺一郎, 横井浩史, 眞野行生, 嘉数侑昇, “個人の特性に適應する EMG 識別装置の開発”, 第 20 回バイオメカニズム学会学術研究会講演予稿集, pp.500-504, 1999
- (16) 西川大亮, 兪文偉, 横井浩史, 嘉数侑昇, “実時間学習型筋電義手における人間 - 機械間の相互作用に関する考察”, 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会講演論文集, No.99-9, CD-ROM, 1999
- (17) 辻敏夫, 福田修, 大塚彰, 金子真, “義手制御を目的とした筋電操作トレーニングシステム”, 電気情報通信学会論文誌 D-II, Vol.J83, No.10, pp.2030-2039, 2000
- (18) 中原昌樹, 竹田史章, “ニューラルネットワークを用いた筋活動電位のパターン認識システムの構築”, 高速信号処理応用技術学会春季研究会講演論文集, pp.46-51, 2001
- (19) 中原昌樹, 竹田史章, “ニューラルネットワークを用いた筋活動電位のパターン認識システムの構築”, システム制御情報学会講演論文集, pp.109-110, 2001
- (20) F.Takeda, M.Nakahara, K.Nakahara and Y.Yamamoto, “Recognition System of Arm Behavior with Layered Neural Network”, KES2001, pp.1003-1008, 2001
- (21) 竹田史章, 中原昌樹, 中浦一浩, 山本祥弘, “ニューラルネットワークを用いた手首挙動識別システムの構築”, FAN'01, pp.523-528, 2001

- (22) M.Nakahara , F.Takeda , K.Nakaura and Y.Yamamoto , “ Propose of an Arm Behavior Recognition System with EMG and Neural Network ” , ICMIT'01 , pp.400-405 , 2001
- (23) 竹田史章 , 中原昌樹 , 中島弘喜 , “ ニューラルネットワーク応用による筋活動電位パターン識別 ” , 高速信号処理応用技術学会春季研究会講演論文集 , pp.67-68 , 2002
- (24) 津末慎太郎 , 竹田史章 , 中原昌樹 , “ 筋活動電位を用いたニューラルネットによる手首挙動パターンの識別 ” , 電気学会研究会資料産業計測制御研究会 , IIC-02-70~84 , pp.5-10 , 2002
- (25) 佐藤公信 , 竹田史章 , 中原昌樹 , 津末慎太郎 , “ DSP ボードによるニューロオンライン学習と筋活動電位によるパターン認識への応用 ” , 日本シミュレーション & ゲーミング学会秋季全国大会発表論文集 , pp.92-97 , 2002
- (26) 竹田史章 , 中原昌樹 , 中浦一浩 , 山本祥弘 , “ 筋活動電位を用いた手首挙動のニューロパターン識別システム ” , 高速信号処理応用技術学会論文誌 , Vol.5 , No.3 , pp.17-24 , 2002
- (27) 中原昌樹 , 竹田史章 , “ 筋活動電位によるモバイル端末用インターフェースの開発 ” , FAN ' 02 , pp.245-250 , 2002
- (28) 竹田史章 , 中原昌樹 , 中浦一浩 , 山本祥弘 , “ EMG による手首挙動パターン識別システムの開発とオンラインチューニングの検討 ” , 電気学会論文誌投稿中
- (29) 日本自動認識システム協会編 , “ これでわかったバイオメトリクス ” , オーム社 , pp.28-31 , 2001
- (30) 高橋修 , 有田元英 , 園田茂 , 才藤栄一 , 富田豊 , 斎藤卓哉 , “ 運動神経伝導検査における能動電極と塩化銀皿電極の比較 ” , 医学検査 , No.49 , pp.1134-1139 , 2000
- (31) 日野原重明 , “ 解剖生理学 ” , 医学書院 , pp.89-94 , 2001