

k-NN法を用いた表面筋電位による 指動作識別

中村 智史¹⁾・奥村 大²⁾・淡野 公一³⁾・田村 宏樹⁴⁾・外山 貴子⁵⁾

Finger Motion Recognition from Surface-EMG using *k*-NN method

Satoshi NAKAMURA, Dai OKUMURA, Koichi TANNO, Hiroki TAMURA,
Takako TOYAMA

Abstract

Human's motion by the muscle's contraction conforms to the signal (The signal is given from the brain). Electric signal generated by muscle operation is called Electromyogram(EMG). The one observed on the body surface is called Surface EMG(S-EMG).

In this paper, we propose a finger motion recognition system from surface-EMG using *k*-NN method. First, we tested on computer simulations of the method of finger motion recognition from the S-EMG. So far, the authors used only Nearest Neighbor method. However, the Authors did not a experiment on other recognition methods. We compare *k*-NN method performance with Nearest Neighbor method and Multilayer Perceptron and tested on several computer simulations. The results obtained from the computer simulation show the effectiveness of *k*-NN method (Recognition rate 90.0%).

Next, we propose *k*-NN method with on-line adjustment technique and test own system by two subjects. The proposed system is online adjustment method. This adjustment method adjusts proposed system side at the same time as training by experimental subject. The usefulness of the system is confirmed by comparing temporal change in recognition rate that *k*-NN method with on-line adjustment technique and original *k*-NN method. From the experiment results, *k*-NN method with on-line adjustment technique is more appropriate than original *k*-NN method.

1. 序論

近年、電気・電子・情報・通信分野の発展は目覚しく、社会的にも経済的にも大きな影響を与えている。その一方で、これらの技術を用いた機器と使用する人間との間のインターフェイスを考えた場合、誰もが利用しやすいものとなっているとはいえない。例えば、多くのボタンが配置されているパソコンのキーボードや、携帯電話の小さなボタンなどが挙げられる。間近に控えた高齢化社会及び身体障害者に対する電子機器のあり方を考えると、新たなインターフェースデバイスの開発は必要不可欠である。一方、医学の分野では、心電や脳波等の生体の信号を、主に患者の疾患の度合いを評価することに用いられてきた。近年においては、その信号を工学分野で活用する試みが報告されている。

筋や神経の活動は、いずれもそれらの組織の膜における電気的活動と表裏一体をなし、筋に関しても、その動きに伴った電気信号が発せられる。この電気信号を筋電位といい、近年、筋の収縮と筋電位の関係についての研究が盛んに行われている。その応用として、人の腕の筋の収縮に連動する義腕や人の指の筋収縮に伴うロボットが挙げられる[1]。しかし、現段階では実用化にいたっていない[2]。実用化にはシステムとしての小型化が必要であり、これらのシステムで必要となる信号処理回路を1チップの大規模集積回路(LSI)として実現することは、極めて有効である。

著者らは、2002年度より、人の筋電位を体表面から読み取り、この信号を活用したインターフェースデバイスの開発に取り組んでいる。その中でも特に指の動きを表面筋電位から推測するデバイスに着目している。これまでの研究成果として、体表面から筋電位を読み取り、読み取った筋電位から指の動きを識別するシステムを構築し、そのシステムにおいて80%程度の識別率で指の識別が可能となっている。しかし、実用化的際、より高い識別精度が必要となる。これまで、著者

1) システム工学専攻大学院生

2) 電気電子工学科部生

3) 電気電子工学科助教授

4) 電気電子工学科助手

5) 技術職員

らが用いている識別手法は、最近傍法という簡単な手法であり、他の識別手法を用いての実験を行っていない。また、これまでの研究において、連続して指を動かすことでおこる筋疲労等による筋電位の変化が問題となることが分かっている。筋疲労が起こると表面筋電図から推測される周波数の低域化、及び中心周波数、平均周波数の低下が一般的に言われている [3]。

そこで、本論文では、著者らが既に構築した表面筋電位を測定する環境 [4] を活用し、表面筋電位から指の動きを識別するシステムの識別率向上のための検討を行う。まず、表面筋電位から指の動きを識別する際に用いる識別手法について計算機実験で評価を行う。最近傍法 (NN 法), k -NN 法 (多数決法), ニューラルネットワーク (MLP) を識別手法として用いて実験を行い、より識別率の高い識別手法を決定する。次に、計算機実験によって高い識別率を得た識別手法を用い、筋疲労等による筋電位の変化に対応するシステムについての検討を行う。本論文では、その方法として、 k -NN 法の記憶パターンをオンラインで調整する方法を提案する [5]。この調整は、人による訓練と同時にシステム側の調整が行われる。本論文では、オンライン調整を行った場合と調整を行わない場合の識別率の時間的変化を比較し、その有用性を確認する。

本論文は 5 章から成り立っており、構成は以下の通りである。第 2 章では、表面筋電位とその測定環境について説明する。第 3 章では、識別手法の計算機実験について説明を行い、それぞれの識別手法を用いた結果を示す。第 4 章では、オンライン調整法についての説明を行い、オンライン調整を用いた実験結果について示す。最後に第 5 章では、本論文の統括的なまとめを行い、今後の展望について述べる。

2. 表面筋電位

生体における電気現象は、基本的に「動き」に関連しており、例外を除けば動物に固有のものといえる。その内でも、最も代表的なものは筋肉であり、その収縮機構は電気現象と密接に関連している。筋や神経のような電気的活動を有する組織の細胞膜は興奮膜と呼ばれる。筋と神経の機能には大きな違いが見られるが、電気的特性には共通の事項が多く、その特徴は、以下の通りである。

筋細胞や神経細胞の内部の電位は、静止時には外部に対して-70mV から-90mV の負の値を有する。これを静止電位と呼ぶ。興奮時にはこのレベルから約 100mV 正の方向に短時間に電位が上昇する。これを活動電位と呼ぶ。

生体電気現象の発生源は、興奮膜と呼ばれる電気的

活動性を有する組織の細胞膜が、興奮時に伴う活動電位が主である。しかし、約 100mVp-p で発生した筋電位は、神経の伝導経路を経て大きく減衰し、観測される電圧は数 μ V から数 mV で、帯域は 1Hz から 500Hz 程度である。

筋電位の測定から得られる情報として、1) 筋が活動しているかどうか、2) どの程度の筋活動レベルか、3) 筋が疲労しているかどうか、等がある [6]。筋電位が発生していれば必ず何らかの筋収縮は発生している。従って、作業中に複数の筋の筋電位をみれば、どの作業あるいはどの作業工程あるいはどの動作で、どの筋が活動するのかとかどのような順番で筋が活動していくのかといったことがわかる。作業負担や作業改善とのからみで考えれば、不要な筋活動が生じない作業法や作業環境を模索していく重要な手がかりがえられることになる。筋電位の強さは筋活動の強さと相関している。等尺性の筋収縮 (おなじ姿勢で筋力を発揮させること) では筋電位と筋力とはかなり直線的な関係を示すことがよく知られている。等張性運動など他の筋収縮形態では必ずしも単純ではないが、おおむね筋力や運動エネルギーを要求される動作をするほど筋電位は高くなる。従って、作業負担評価や作業改善のためには、筋電位が低い作業ほど負担が軽いと判断され、かつそのような作業法や作業環境になるよう改善をすすめることになる。同じ重量物を一定時間保持させて筋電位を測定してみると、同じ筋負荷であるのにもかかわらず、時間とともに筋電位の電位は高くなり、その周波数も低下して徐波化が生じる。電位が高くなるのは同じ筋力を発生させようとしても筋疲労のせいと同じ電位では同じ筋力が発生しないためとされている。このような現象を捕らえると、作業により筋疲労が起こっているかどうかが判定できる。

2.1 表面筋電位を用いた研究

現在、表面筋電位を用いて様々な研究が行われており、表面筋電位の時系列情報や周波数情報から動作の識別を行うことで、義手や義足、ロボットの制御等多様な用途への応用が試みられている。この識別作業において用いられる手法として、表面筋電位信号を FFT 解析した後にニューラルネットワークで識別を行う手法が一般的である。表面筋電位を用いる上の注意点として、個人差や筋疲労、同動作でも同じ信号が発生しない、等の問題点がある。特に筋疲労が起こると、同じ筋負荷でも電位が高くなる、周波数の低域化及び中心周波数・平均周波数の低下、という現象が起こるのでこれらに対応する識別システムが必要となる。

2.2 表面筋電位の測定環境

2.2.1 測定機器

まず、EMG を測定するための環境について説明する。ここで用いた機器は、図 1 の通りである [7].

- ① EMG アンプ
- ② アイソレータ
- ③ AD 変換ユニット
- ④ PC

以下詳細について述べる。

① EMG アンプ

バイオメトリクス社製 EMG アンプは、筋電位検出部と信号増幅部が一体成型のため取り扱いやすく、超高入力インピーダンスなので基本的に電極クリーム等を使用しなくてもよい作りになっている。実験は専用粘着テープで皮膚上に EMG アンプを装着して行った。

② アイソレータ

バイオメトリクス社製 EMG アンプ専用のアイソレータ(電気的絶縁装置)を使用する。このアイソレータを使用することにより、身体に直接触れる EMG アンプ部とアイソレータ以降の機器とを直流的に絶縁する。また、EMG はアイソレータによって 1000 倍されて PC にとり込まれる。

③ AD 変換ユニット

コンテック社製の高精度 AD 変換ボードを用いている。この AD 変換ユニットは 16bit 精度であり、入力チャンネル数はシングルエンド 32ch(差動 16ch)、AD 変換速度は 2μsec/ch(max;) となっている。

④ PC

ここで使用した PC の CPU には Pentium4 の 2.53GHz を使用し、メインメモリは 768MB である。なお、プログラムの開発には計測システム開発用の ActiveX コンポーネントパッケージを使用している。この使用により、VBA を用いて比較的容易に開発ができる。

2.2.2 表面筋電位の測定プログラム

ここでは、先に述べた機器を通して得られるデータから指動作の識別を行う流れについて説明する。実際に測定装置を装着した図と信号読み込みから指動作識別までのフローチャートを図 2 に示す。まず、装置装着図のセンサから表面筋電位を読み込む。次に、読み込んだ表面筋電位を FFT 解析し、ノイズカットを行う。ノイズカットを行った後、各動作の記憶パターン(振幅スペクトル)を取得し、それを用いて識別手法によって動作の識別を行う。著者らは、手首からの 2ch

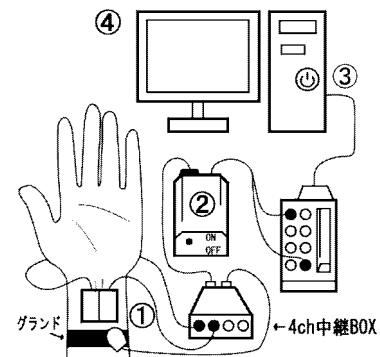


図 1 表面筋電位の測定環境

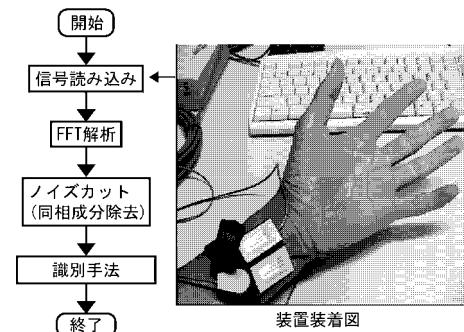


図 2 フローチャート

で測定・実験を行っており、無動作時の時系列データ・FFT 解析したデータのグラフを図 3、図 4 に示す。図 4 を見てわかるように、低周波数帯域に大きなノイズが出ている。このノイズは 60Hz の奇数高調波となっており、電源 (AC100V) のハムノイズであると思われる。このノイズは、EMG の周波数帯の中にあるため、EMG の測定が困難となる。このノイズ除去を次節で説明する。

2.2.3 ノイズカット

取り込んだデータにはノイズが入っているので、FFT 解析で得たデータを用いてノイズ除去を行う。まず、指を動かしていない状態で十回程度の振幅スペクトラムの平均値を取る。これはニュートラル状態にも発生している微弱な信号とノイズのみのデータなので、実際に計測したものとのデータの差を取れば、指を動かしたときに発生する信号のみを取り出すことができると考えられる。そのときのデータを図 5 に示す。図 4 と比較して分かるように、ノイズだけでなく、わずかに発生していた EMG の周波数特性も抑圧できる。この処理を EMG 取り込みのたびに行えば、指を動かすときに発生した EMG の、ニュートラル状態からの変化分のみが得られる。以後の処理にはこのデータを用いる。

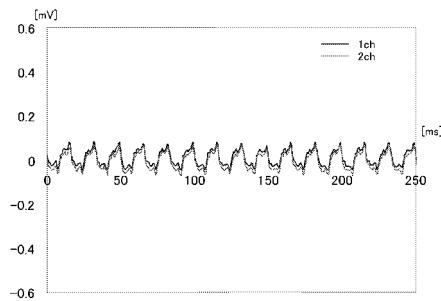


図 3 時系列データからグラフを描画した例

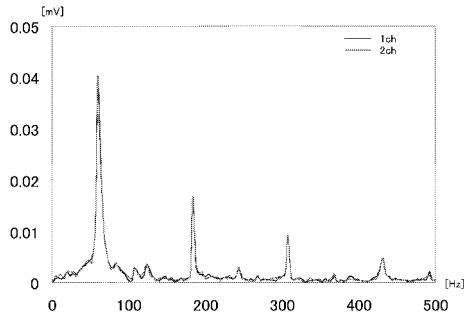


図 4 FFT 解析の一例 (電源ノイズを含む)

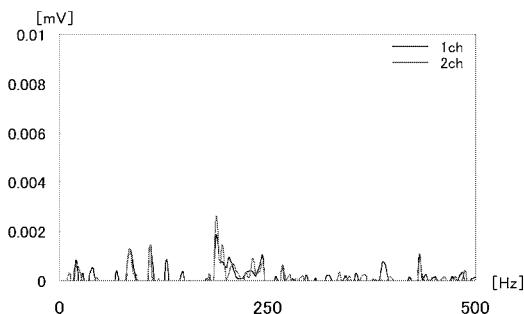


図 5 FFT 解析の一例 (ノイズ除去)

3. 識別手法の計算機実験

本章の目的は、手首の S-EMG の情報から手のどの指を動かしたのかを識別することである。無動作状態、親指動作、人差し指動作、中指動作、薬指動作、小指動作の 6 パターンの識別をターゲットにしている。図 2 フローチャート中の識別手法として最近傍法 (NN 法), k-NN 法 (多数決法), ニューラルネットワーク (入力層:64,12, 中間層:12, 出力層:5) の 3 つの手法を用いて計算機実験を行い、識別手法の検討を行う。

3.1 識別手法

3.1.1 最近傍法 (NN 法)

最近傍法 (Nearest Neighbor 法, 以降 NN 法と呼ぶ) は、識別対象となる入力パターン x と各クラスを代表するパターン (記憶パターン) との間の近似度を計算し、最も近似度の高い記憶パターンが代表しているクラスを入力パターン x の識別クラスとする手法である。信号入力から識別までのフローチャートを図 6 に示す。



図 6 NN 法のフローチャート

本実験において、この近似度を表すものとして適合度とユークリッド距離の 2 種類を用いる。適合度は、記憶パターンの周波数 a の値の 0.7~1.4 倍の範囲内に入力パターンの周波数 a があれば、適合したとみなし、0Hz から 500Hz まで 4Hz ごとに 125 点でこの判定を行い、各周波数で適合した数の総和としている。また、識別時の適合度の最低値を 25 に設定している。識別は 1ch, 2ch それぞれで適合判定を行い、共に適合度が 25 より大きく、なおかつ適合度が最大である記憶パターンの動作に属していると識別する。ユークリッド距離は記憶パターンと入力パターンの各周波数ごとの 2 乗誤差の総和であり、誤差の一番小さい記憶パターンの動作に属すると識別する。また、本論文では、記憶パターンは識別対象 6 パターンの動作の各パターンを 5 回計測した平均値とする。この適合度を用いた最近傍法が、これまで著者らが用いてきた識別手法である。

3.1.2 k -NN 法 (多数決法)

k -NN 法は、入力パターンに対し近似度の高い記憶パターンを選択的に k 個候補選び、選ばれた k 個の候補の中で最も多くの記憶パターンが属しているパターンに入力パターンも属すると識別する手法である (多数決法とも呼ばれる)。信号入力から識別までのフローチャートを図 7 に示す。近似度には、NN 法と同様に適合度とユークリッド距離の 2 つを用いる。また、本実験では k は 5 に設定している。 k -NN 法は多クラス分類において、適用しやすく代表的な手法である。本論文で提案するオンライン調整法に用いた場合、記憶パターンを調整するのみでよいことから k -NN 法はオンライン調整法に適用しやすいと考えられる。

3.1.3 ニューラルネットワーク (MLP)

本実験において、ニューラルネットワークは一般的な 3 層パーセプトロン (以降は MLP) を用いた。学習則にはバックプロパゲーション学習則を用い、30000 回の学習を行う。MLP の入力として、2 つの種類で実

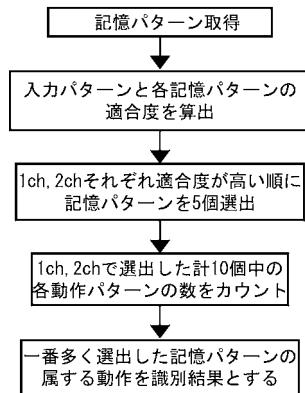


図 7 k-NN 法のフローチャート

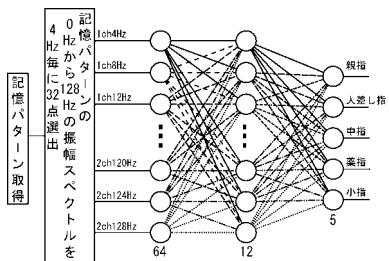


図 8 MLP64 入力のフローチャート

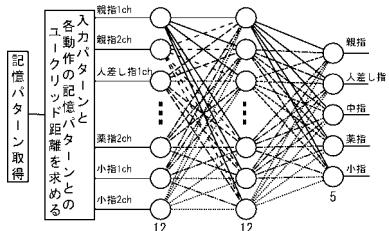


図 9 MLP12 入力のフローチャート

験を行う。1つは、FFT処理されたデータから64要素を選択して入力する方法で、各指とも無動作時からの変化量の多い0Hz 128Hzまでの信号を4Hz毎に32点取り×2chで64入力となる。もう1つは6パターンの動作の記憶パターン(各パターン5回計測した平均値)と入力パターンとのユークリッド距離を入力とする方法である。本研究では、手首のS-EMGの情報を2つのセンサで計測しているため6パターン×2センサの12入力となる。MLPは、表面筋電位信号をFFT処理した後の解析によく用いられる手法である。64入力と12入力のフローチャートを図8、図9に示す。

3.2 実験

本実験では、記憶パターン(MLPでは訓練パターンとして使用)に無動作時と各指の6パターン5個ずつ、入力パターンに無動作時と各指の6パターン5個ずつ(各々6パターン×5個×2ch=60個)を用いて各識別手法での識別率の比較を行った。被験者は20代男性3名(K・I, S・N, D・O)で行う。記憶パターン、入力パターンには、表面筋電位の時系列情報をFFT処

表 1 指の動きの平均識別率(%)

適合度	Euclid	k-NN		MLP	
		適合度	Euclid	64inputs	12inputs
55.6	62.2	90.0	71.1	84.0	85.4

理し、前章で述べたノイズカットを行った後に得られる振幅スペクトルを用いている。

3.3 実験結果

各識別手法における計算機実験の結果を表1に示す。表1は被験者3人の平均識別率であり、適合度を用いたk-NN法とMLPが高い識別率であることが分かる。その中でも適合度を用いたk-NN法は、90%と他の手法より高い識別率が得られており、適合度を用いた5-NN法は本実験に対して最も良い識別手法であるといえる。次に良い識別率を得ているのは12入力のMLPであることがわかる。

4. オンライン調整法の評価実験

前章の実験によって、k-NN法がMLPよりも同等もしくはそれ以上の識別率であることを確認したので、高い識別率を得た適合度によるk-NN法を用い、筋疲労等による筋電位の変化に対応するシステムについての検討を行う。このシステムにはオンラインでの調整を用いる。この調整は、人による訓練と同時にシステム側の調整によって行われる。オンライン調整を行った場合と調整を行わない場合の識別率の時間的変化を比較することにより、その有用性を確認する。

4.1 システムの調整方法

本節では、システムの調整方法について説明する。まず、k-NN法を用いてどの指が動いたかの識別を行う。次に、動いたと識別した指の記憶パターン5個の中で、適合度の数と記憶パターンの候補数の条件を満たし、かつ一番適合度の高い記憶パターンを式(1)の学習則に従って変化させる。変化させる際、1ch・2chでそれぞれ適合度の一番高かった記憶パターンに変化を加える。学習則を次式に示す。

if(適合度の数 > N && l > 4){

$$T_j^{max} = T_j^{max} \cdot \eta + (1 - \eta) \cdot input_j \quad (1)$$

}

T_j^{max} は、一番適合度の高かった記憶パターン、 $input_j$ は入力データである。 j は記憶パターンの要素数である。 N は本実験では30とした。また、 l は識別する際の多数決候補10個(2chの合計)中の内の識別結果となった記憶パターン候補の数である。 η は記憶パターンの調整率で、本実験では0.95に設定している。

この 0.95 という値は、元の記憶パターンを保持しつつ徐々に調整を行うための値である。この式に従って、記憶パターンの 0hz から 500hz まで各周波数のデータを調整する。入力データによって逐次的に記憶パターンを調整することで、筋電位の変化に対応すると考えられる。また、調整する記憶パターンに条件を加えたのは、不適切な入力データに対して調整を行うことで発生する記憶パターンの劣化を防ぐためである。

4.2 実験方法

実験は筋疲労を伴うため、オンライン調整を行う場合と行わない場合で別の日に行い、実験間隔を 1 日空けた。まず訓練を行わない状態で記憶パターンを取得し、識別率を求める。その後訓練を行い、訓練後識別率を求めるものである。人による訓練は 1 回 15 分で計 12 回 (3 時間) 行い、人による訓練時に同時にシステムの調整を行う。調整を行う場合と行わない場合でそれぞれ二回ずつ実験を行った。被験者は D・O, S・N の 20 代男性 2 名である。

4.3 実験結果

全動作平均の識別率のグラフを図 10, 図 11, 図 16, 図 17 に、指ごとの識別率のグラフを図 12-図 15, 図 18-図 21 に示す。縦軸が識別率、横軸が訓練回数である。訓練回数 0 回というのは、訓練を行っていない初期状態である。図 10, 図 11, 図 16, 図 17 の訓練最終回の識別率は、調整ありと調整なしでそれぞれ平均して、調整ありで 89.3%, 調整なしで 79.5% となった。特に S・N の図 11 のオンライン調整の結果は、10 回目で識別率が下がっているが、その他では 90% 以上の高い識別率を得ることができておらず、最終的に調整なしの場合より 14% 識別率が高いという結果が得られた。D・O の図 10 も、調整なしに比べて識別率が安定しており、最終的に調整なしより識別率が高いという結果が得られた。また、未訓練時も含めた平均識別率も二名とも調整ありのほうが高い結果となっており、オンライン調整を行うことで識別率の向上が見える。しかし、S・N の 2 回めの実験である図 17 では、オンライン調整を行った場合の識別率が後半 70% 台まで下がっている。これは、疲労により親指と薬指の振幅スペクトル適合範囲が重複してしまい、誤識別をした結果である。指ごとの識別結果図 12-図 15 を見ると、調整なしに比べて調整ありのほうが識別率の振動が少なく安定していることが分かる。図 12 の調整ありの D・O は、最終的に親指、人差し指、中指、薬指は 90% 以上の識別率が得られているが、小指の識別率が 60% と低い。図 13 の調整なしの D・O は親指、人差し指は 95% 以上の識別率が得られているが、中指、薬指、小指は 85% 以下の識別率となった。特に薬指は 45% と低い結果となっ

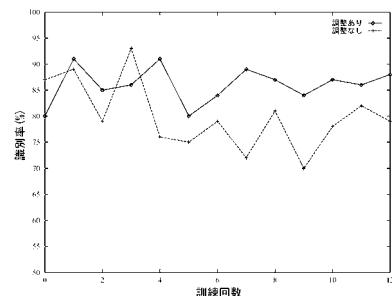


図 10 調整なしの場合と調整ありの場合の全動作平均識別率の変化(1回目) D・O

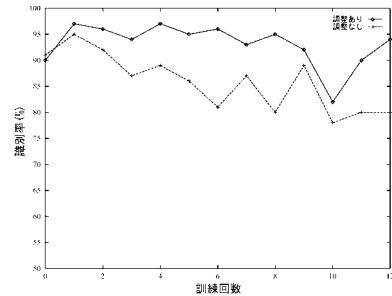


図 11 調整なしの場合と調整ありの場合の全動作平均識別率の変化(1回目) S・N

た。図 14 の調整ありの S・N は薬指以外は 95% 以上ととても高い識別率が得られた。図 15 の調整なしの S・N は、調整ありに比べて全体的に識別率が低く、時間の経過と共に徐々に識別率が低下していっているのが分かる。特に親指は、調整ありが 100% であったのにに対し 60% と大きく差がある。図 18-図 21 を見ると、図 18 の調整ありの D・O は、訓練 6 回目までは全体的に識別率が低く振動しているが、7 回目以降は調整なしに比べて安定しており、最終的に全指 85% 以上の識別率を得ている。図 19 の調整なしの D・O は、実験開始時は全体的に高い識別率であったが、疲労により徐々に識別率が低下していっていることが分かる。最終的に、調整ありが全指 85% 以上だったのに対し調整なしでは全指 85% 以下の結果となった。図 20 の調整ありの S・N は、人差し指、中指、小指は最終的に 90% 以上と高い識別結果が得られたが、親指と薬指の識別率が極端に低い。これは、疲労により親指と薬指の振幅スペクトル適合範囲が重複してしまい、誤識別をした結果である。図 21 の調整なしの S・N は、開始時は高い識別率を得ていたが、時間と共に識別率が振動・低下していっていることが分かる。

これらのことから、オンライン調整を行った方が調整なしより識別率の低下が少ないことがわかる。従って、オンライン調整を行うことで筋疲労等による筋電位の変化に対応できるものと考えられる。また、本実験により人による訓練によって識別率が向上することが再確認できた。

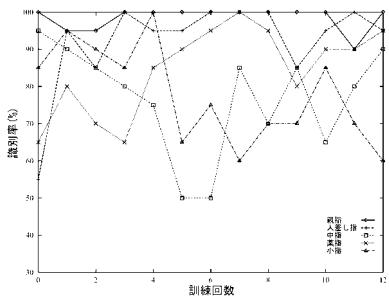


図 12 調整ありの場合の指ごとの識別率の変化(1回目)
D · O

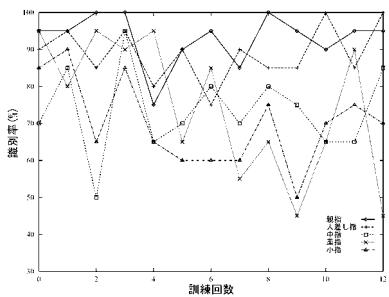


図 13 調整なしの場合の指ごとの識別率の変化(1回目)
D · O

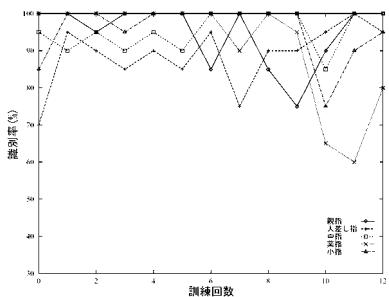


図 14 調整ありの場合の指ごとの識別率の変化(1回目)
S · N

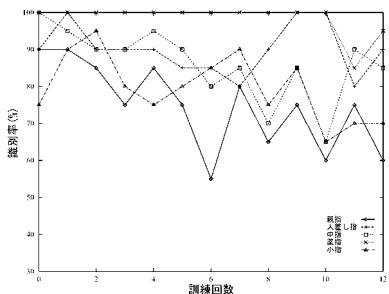


図 15 調整なしの場合の指ごとの識別率の変化(1回目)
S · N

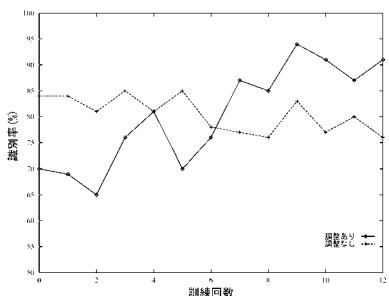


図 16 調整なしの場合と調整ありの場合の全動作平均識別率の変化(2回目) D · O

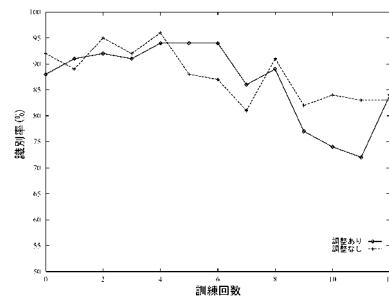


図 17 調整なしの場合と調整ありの場合の全動作平均識別率の変化(2回目) S · N

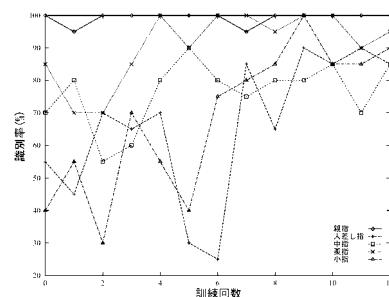


図 18 調整ありの場合の指ごとの識別率の変化(2回目)
D · O

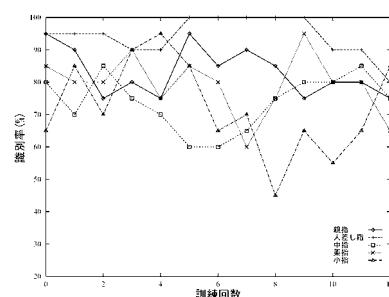


図 19 調整なしの場合の指ごとの識別率の変化(2回目)
D · O

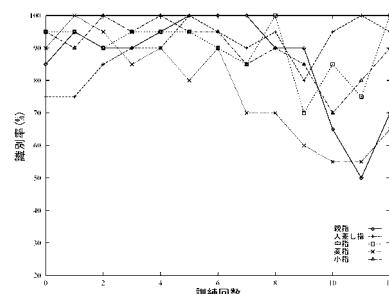


図 20 調整ありの場合の指ごとの識別率の変化(2回目)
S · N

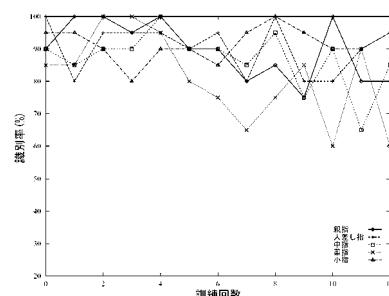


図 21 調整なしの場合の指ごとの識別率の変化(2回目)
S · N

5. 結論

本論文では、著者らが構築した表面筋電位を計測する環境を活用し、表面筋電位から指の動きを識別するシステムの識別率向上のための検討を行った。

まず、表面筋電位から指の動きを識別する際に用いる識別手法について計算機実験による評価を行った。これまで本研究では適合度を用いた最近傍法 (NN 法) を識別手法に用いてきた。しかし、他の手法を用いての実験を行っていなかった。そこで、次の 3 種類の識別手法を用いて計算機実験を行った。計算機実験に用いる識別手法は、最近傍法 (NN 法), k -NN 法 (多数決法), ニューラルネットワーク (MLP) の 3 種類である。また、識別の際近似度を表すものとして適合度とユークリッド距離を用いた。計算機実験を行った結果、適合度を用いた NN 法が 55.6%, ユークリッド距離を用いた NN 法が 62.2%, 適合度を用いた k -NN 法が 90.0%, ユークリッド距離を用いた k -NN 法が 71.1%, 64inputs の MLP が 84.8%, 12inputs の MLP が 85.4% という識別結果が得られ、 k -NN 法が本実験において最も高い識別率であることが分かった。

次に、筋疲労等による筋電位の変化に対応するシステムについての検討を行った。筋疲労が起こると、同じ筋負荷でも電位が高くなる、周波数の低域化及び中心周波数・平均周波数の低下、という現象が起こる。そこで、筋疲労に対応する識別システムとして、オンライン調整法を提案した。オンライン調整を行う場合と行わない場合で実験した結果、オンライン調整することで時間的な識別率の低下が調整なしより少ないという結果が得られ、筋疲労等における筋電位の変化に対するオンライン調整の有用性が確認できた。さらに、調整を行うことで識別率の向上も確認できた。また、人による訓練によって識別率が向上することが再確認できた。しかし、オンライン調整による誤識別も見られた。これは、オンラインでは教師となる情報が与えられていないためである。

今後の課題としては、提案したシステムに Fuzzy ART のアイデアである新たな記憶パターンを生成する機能を加えることで記憶パターンの劣化防止と多様性を持ったシステムの提案が挙げられる。本論文で行ったオンラインでの実験では、提案したシステムの教師なし学習が必要となる問題点があった。そのため、 k -NN 法で誤って識別した際、誤ったパターンで正しい記憶パターンが更新されることで記憶パターンが劣化し、今まで識別できていたパターンまでも識別できなくなる現象が起きている。教師なし学習の方法として Kohonen の自己組織化マップや

Fuzzy ART(Adaptive Resonance Theory) などがすでに提案されている。本論文の式 (4.1) は、Kohonen の自己組織化マップの学習則に近い式になっている。新たな記憶パターンを生成する機能を加えることで、本論文のシステムより誤識別が減り、リジェクトも減らせることができると考えられる。ただし、Fuzzy ART でも問題となっている新たな記憶パターンの属するクラスの決定方法が検討対象になると思われる。

参考文献

- [1] 福田 修, 辻 敏夫, 金子 真, “EMG 信号を利用した手動制御型人間支援マニピュレータ,” 日本ロボット学会誌 Vol.18 No.3 pp387-394, 2000 年.
- [2] 赤澤 堅造, “生体情報工学,” 東京電機大学出版局, 2001 年.
- [3] 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, 2006 年 3 月.
- [4] 中村 智史, 橋口 敬司, 外山 貴子, 淡野 公一, “表面筋電位を用いた指の動き推定システムの構築,” 信学技報 CAS Vol.105 No.503 pp37-42, 2006 年 1 月.
- [5] Fuzzy ART: http://www.intlab.soka.ac.jp/matsuji/material/NC/fuzzy_art/FuzzyArt.html, アクセス日:(2007 年 1 月 18 日).
- [6] 表面筋電位計測法 Ergooh.com: <http://homepage2.nifty.com/aseo/emg.htm>, アクセス日:(2007 年 1 月 18 日).
- [7] CONTEC: <http://www.contec.co.jp/>, アクセス日:(2007 年 1 月 18 日).