

ユーザ適応型筋電マニピュレーション技術 —Cyberfinger:DataGrove の次にくるもの—

平岩 明・内田 典佳・曾根原 登・下原 勝憲
(NTTヒューマンインタフェース研究所)

Abstract : The cybernetic interface through which users can communicate with computers "as we may think" is the dream of human-computer interactions. Aiming at interfaces where machines adapt themselves to users' intention instead of users' adaptation to machines, we have been applying neural networks to realize electromyographic(EMG)-controlled prosthetic members---a historical heritage of the cybernetics. This paper proposes that EMG patterns can be analyzed and classified by neural networks. Through experiments and simulations, it is demonstrated that recognition of not only finger movement and torque but also joint angles in dynamic finger movement, based on EMG patterns, can be successfully accomplished.

Key Words : Neural Networks, EMG, Personal Adaptive Interface, Artificial Body Image, Robot Manipulator, Pattern Recognition

1. はじめに

これまでの機械と人間の関係をさらに進めて、利用者が機械を本当に思うがままに操れないか。ユーザが難しい訓練を積んで機械に合わせるのではなく、機械がユーザの意図に適応するインタフェースは作れないか。こんな発想から筆者らは、サイバネティクスの歴史的遺産の一つとも言える筋電義手を再び見直し、ニューラルネット(NN)という技術シーズの活用を試みている。今回、世界でも例を見ない5本指10関節の各指独立した動的連続指曲げ角度の認識を、NNによって簡便かつ精度良く行い、かつ5本指10関節マニピュレータの駆動に成功したので報告する。

2. 思うがままに

コンピュータ・システム等の機械に意志を伝えるために、通常は人間が音声を使ったり、キーボード等を操作

したりする。しかし、もっと思ったことを直接伝える方法もありうるのではないか。生体と結合したインタフェースの一つとして筋電(EMG)信号を用いるものがある。皮膚表面から検出されるEMGを人工の手や義手のコントロールに用いることは、既にサイバネティクスの提唱者ウィーナーによって考えられており、その後MIT等が開発したボストン・アーム、ユタ州立大学のユタ・アーム、早稲田大学のワイルドハンド等の実際的な義手が開発された^{1) 2) 3)}。それらは、ひじから先のない人が上腕部に装着し、上腕部に残った腕を曲げる筋肉と伸ばす筋肉に電極を付け、皮膚の上から動作にともなうEMGを検出して、モータ等を駆動して、アームの屈伸を行うものである。これらは事故等で手を失った人に操作機能を提供するための道具となり役立った。しかし、ユーザが自由に操作しようとするには、装置が検知できるパターンに合わせて自分の身体のイメージ(ボディイメージ)を

Manipulator Control by User Adaptive EMG Pattern Recognition
HIRAIWA Akira, UCHIDA Noriyoshi, SONEHARA Noboru,
SHIMOHARA Katsunori (NTT Human Interface Laboratories)

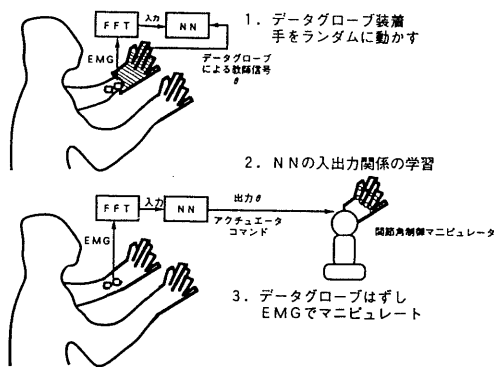


図1 ユーザ適応型筋電マニピュレーション

頭の中で作り、それに合わせて筋電を発生し指令する訓練（1ヶ月位）をしなくてはならなかった。

3. ユーザ適応型筋電インターフェース

義手ユーザが生まれてから作り上げたボディイメージの再構成の訓練は、自分の体の写像との戦いとなるつらいものだと言われている。このため、アーム側に利用者の指示する筋電パターンを学習させるシステムの研究が各所で行われた^{4) 5) 6) 7) 8) 9) 10) 11)}。しかしながら、パターンの学習・認識に従来の識別関数やパーセプトロンを用いた方法では、皮膚表面電極の位置ずれやアーチファクトに対する耐性が充分でなく、誤認識や学習が収束しないといった問題があった。

そこで我々は、Artificial Body Image(ABI)をコンセプトとして、近い将来LSIチップ化が予想されるNN、なかでもその有効性が数多くの例で実証されているバックプロパゲーション法をEMGパターンの識別に活用することを試みた。つまり、従来のユーザ自身のボディイメージの再構成をNNに肩代りさせて、NNの適応フィルタとしてのオートマチックなチューニング能力を活用しようというものである。健常者への適用例を図1に示す。

具体的には、FFT分析した1~2chのEMGの周波数スペクトラムをバックプロパゲーション型NNによって認識することによって、各指独立した指動作を認識する方法を既に我々は提案しており^{12) 13) 14) 15) 16)}、既に定常的な指曲げ動作の認識や、定常的な指曲げトルクの認識が可能なることを確認している。同様にFFTした2chのスペクトルをファジー推論によって認識して6種類の指曲げ動作を認識する先駆的方法や¹⁷⁾、全波整

流して平滑化した4chのEMGの認識をバックプロパゲーション型NNや¹⁸⁾、NNに実現したMixtureモデルに基づくパターン識別法によって、手首の掌屈、背屈、回内、回外、手の握り、開きの6動作に識別する実用的な方法¹⁹⁾等も近年提案されている。

4. EMGパターン認識

4.1 基本的な考え方

実験では従来の研究では数少ない各指独立した指動作の認識を試みた。種々の手指動作は複数の屈筋群と伸筋群の協調動作によって行われている。生体内では各筋は複数の筋束から構成され、筋束は複数の筋繊維から構成され、筋の収縮に対して各筋繊維には相異なった周波数のパルスとして神経軸索から信号が送られる（厳密には1本の軸索で筋繊維2~60本位を同時に支配している）。非線型な特性があるにせよ、パルス周波数が大きければ筋収縮は大きいはずであり、パルス周波数で筋長を特定できるはずである。一方、各筋繊維は、生体内で各々異なる位置を占めている。各筋繊維に発生した活動電位は筋繊維を包む膜に伝播し、それらの総和であり、非線形の異なる伝達特性を有する皮下組織の各部位をそれぞれの異なる経路を経て皮膚表面に達したのが皮膚表面筋電である。本来、皮膚表面筋電パターンから、なんらかの方法で、異なる周波数のパルスで興奮しているであろう複数の各筋繊維の位置と、その興奮している周波数を特定できれば、各筋繊維からなる筋束、さらに筋束からなる筋の筋長が特定でき、筋長と、筋あるいは筋繊維の位置から筋収縮の複合的な結果である指等の動作を復元出来るはずである。特に、手の指動作に対しては、親指をのぞく4本の指の動作に大きく関与する浅指屈筋と総指伸筋は、解剖学的に各4本の指に分岐している筋が、手首付近で1つに束になっている。手首付近の浅指屈

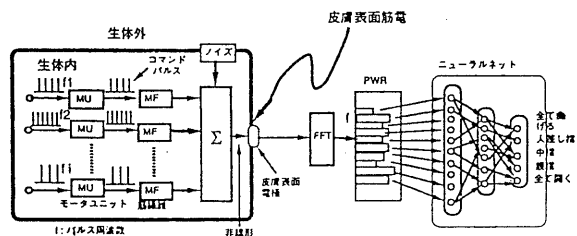


図2 EMGパターン認識のモデル

筋と総指伸筋近傍に皮膚表面電極を装着すれば、指動作に関与する他の近傍の筋の電気的興奮もふくめて、非線型な伝達関数をへて複数の経路から回り込んで皮膚表面で総和として指動作に関与する筋電を検出できるはずである。こうして検出した筋電を一旦FFTで周波数分解し、パワースペクトルをNNで認識すれば、多数の筋繊維の協調動作としての手指動作が弁別できるだろうという考え方である（図2）。

4.2 動的連続指曲げ角度の認識

4.2.1 1ch EMGによる動的連続指曲げ角度の認識

指曲げ動作を認識する筋電操作ハンドのなめらかな制御のためには、動的な連続した指曲げ動作をアナログ値で認識する必要がある。ここでは、時系列のEMG信号に対して、観測窓をオーバーラップさせながら開いて、取り込んだFFTスペクトルパターンをNNで認識するという音声認識に似た手法をとることとした。具体的には、被験者がランダムに指曲げ動作をある一定時間連続させて行い、その間の動的かつ連続した時系列EMGを連続的に採取する。同時にそのときの指曲げ角度をデータグローブによって採取し、FFT処理したEMGパターンをNNへの入力、データグローブによって得られた指曲げ角度を教師としてNNを学習させ、学習終了後、未知の動的かつ連続した時系列EMGの認識結果を調べ、同時にデータグローブによって検出された指曲げ角度と比較するという手法をとった。本来、データグローブは光ファイバの曲げにともない、若干の指曲げ動作への反力があり、図1に示すように、データグローブを装着したときのEMGを学習させ、データグローブをはずした後のEMGを認識させたのでは、グローブによる反力がないぶんだけ、ずれが生じる。しかしここでは、データグローブはスカスカに柔軟で反力のないものと考えて、実験を行った。つまり、指曲げ動作は、負荷のない、等張性収縮において、指曲げ角度の認識を行うものとする。

実験システムの概要を図3に示す。1ch EMGの認識においては、義手への応用を想定し、手首近傍まで浅指屈筋が残存している人を考慮し、実際の被験者としては、健常者の左手首から肩方向へ10cmの浅指屈筋付近の位置に1対の皮膚表面電極を装着した。装着位置を図10に示す。帯域幅50~3000[Hz]のEMG信号を、周波数2048[Hz]でサンプリングし、フレーム長500[msec]、フレーム周期125[msec]で1024点を1/3オクターブFFT処理した（10の周波数バンド成分(中心周波数：63, 80, 100, 125, 160,

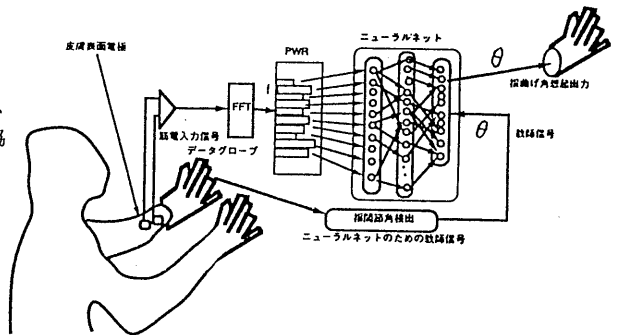


図3 動的指曲げ角度認識概要

200, 250, 315, 400, 500[Hz])。つまり、1秒当り8点のsnapshotとして認識を行った。同時に被験者の電極を装着した同側の手に装着したデータグローブによる5本指10関節（各指第1、第2関節）の指曲げ角度は、毎秒32点でサンプリングし、FFTの観測窓フレーム長500[msec]に合わせて、16点の時間平均をNNの出力層に教師信号として与えた。なお、NNへの入力、教師信号ともに、0~1の値に正規化した。指曲げ角度の正規化にあたっては、指の曲げ角度0を0、曲げ角度の最大120度を1とした。NNの学習に与えたEMGとデータグローブによる指曲げ角度は、被験者がランダムに指曲げ動作をした300[sec]にわたる、2400パターンとした。NNは入力層10、中間層20、出力層10のBP型。学習は1000回（学習定数0.3、慣性定数0.6）とした。

学習後のNNに同じ被験者、同じ電極位置で採取した未知の連続した時系列EMGパターン200パターンすなわち25[sec]の時系列EMGを与えたときの人指し指第1関節に対するEMGによる指曲げ角度想起結果と、同時にデータグローブから得られた指曲げ角度を図4に示す。EMGの認識による指曲げ角度認識値と、データグローブによって検出された実際の指曲げ角度認識値が一致するのが望ましく、図よりEMGによる認識角度が実際の指曲げ角度より小さめであるが、指曲げの傾向は良く一致していることがわかる。人指し指第2関節、中指、薬指の他の関節においても同様な結果であった。親指、小指においては、指曲げの傾向は一致していたが、人指し指のような良好な認識はできなかった。図5に同じく人指し指第1関節の未知のEMGによる認識とデータグローブによる実

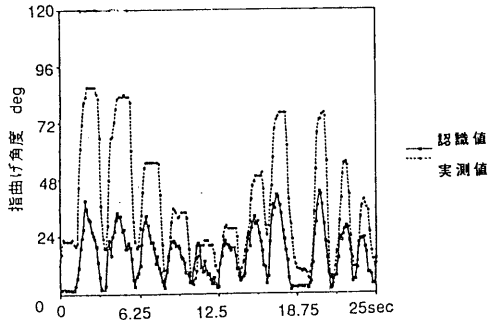
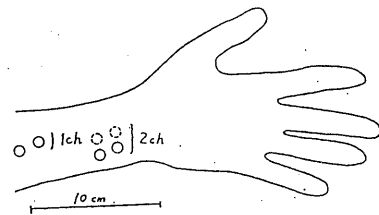


図4 人指し指第1関節（MP関節）曲げ角度認識結果



6 電極装着位置

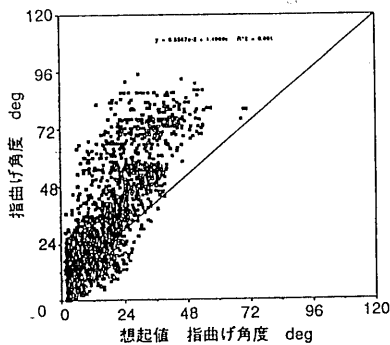


図5 認識値と実測値の相関図

際の指曲げ角度の相関図を示す。データは、300[sec]、2400パターンである。相関係数は0.691であった。

4.2.2 2 ch EMGによる動的連続指曲げ角度の認識

1 ch EMGの動的連続指曲げ角度の認識は精度が充分でないので、定常的指曲げ動作認識でも実績のあった2 ch EMGの認識を試みた。実験システムのプロセッサの演算速度の制約から、フレーム長500[msec]、フレーム周期250[msec]とし、1秒当り4点のsnapshotとして認識を行った。他のFFT処理の帯域等の条件は同じである。この実験では、健常者の腕時計バンドに内蔵した電極によって指曲げ動作を認識するという想定のもとに、市販腕時計のプラスチック製バンドに2対の皮膚表面電極を装着して、1対は浅指屈筋上、残る1対は総指伸筋上となるように、時計をはめる位置（図6）に電極を装着した。

学習パターンは、被験者がランダムに指曲げ動作をした150[sec]にわたる、600パターンとした。NNは入力層20、中間層20、出力層10のBP型。学習は2700回（学習定数

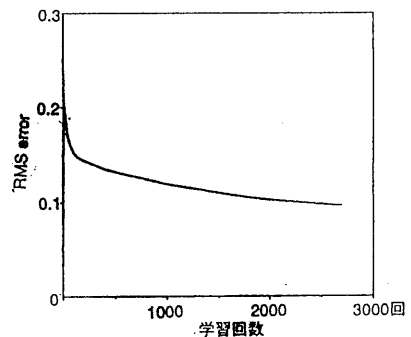


図7 NNの学習回数とRMS Errorの関係

0.3、慣性定数0.6）とした。いま、学習回数とRMS errorの関係を図7に示す。

学習後のNNに同じ被験者、同じ電極位置で採取した未知の連続した時系列EMGパターン100パターンすなわち25[sec]の時系列EMGを与えたときの人指し指第1関節に対するEMGによる指曲げ角度想起結果と、同時にデータグループから得られた指曲げ角度を図8に示す。図よりEMGの認識による指曲げ角度認識値と、データグループによる指曲げ角度認識値が良く一致していることがわかる。親指、中指、薬指、小指の他の第1、第2関節においても同様な結果である。

いま、被験者がランダムに指曲げ動作をした時系列的に連続した150[sec]にわたる、未知の600パターンEMGの認識による指曲げ角度認識値と、データグループによって検出された指曲げ角度認識値について、各関節の誤差の2乗平均の平方（RMS Error）を図9に示す。全ての指の間接に対して、誤差2乗平均の平方は25度未満であることがわかる。動的連続指曲げ角度の認識において皮

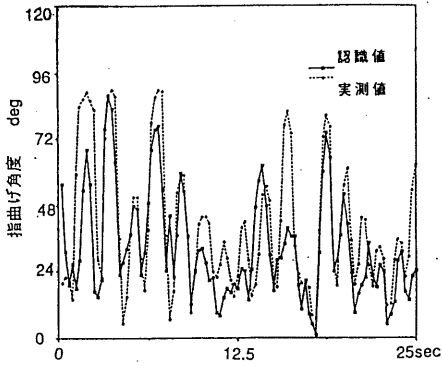


図8 人指し指第1関節（MP関節）曲げ角度認識結果

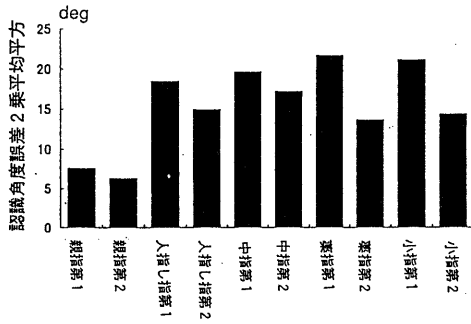


図9 角指各関節認識値のRMS誤差

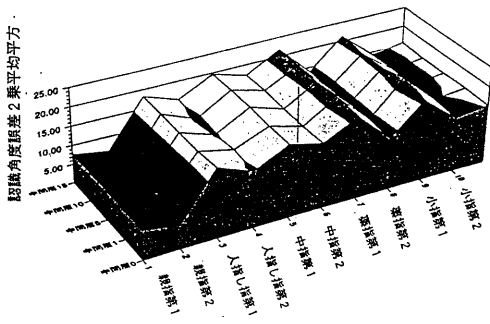


図10 中間層ユニット数とRMS Errorの関係

膚表面電極のch数の増加が有効であることが確認された。

さらに、本手法における、NNの中間層のユニットの数と未知のEMGパターン（図9の認識に使ったパターンと同一）に対する各指の曲げ角度認識値のRMSエラーの関係を図10に示す。図10に示す中間層数の範囲内では、中間層の数と認識能力の間で大きな変化はなかった。

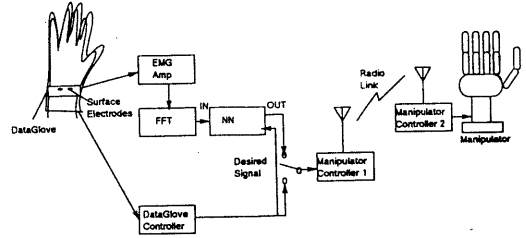


図11 マニピュレータシステム

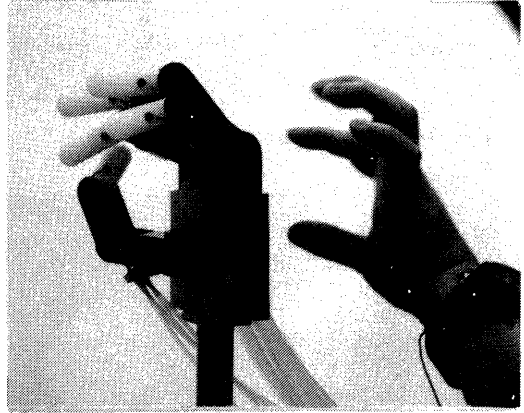


図12 マニピュレータとユーザーの手

5. 5本指10関節マニピュレータの駆動

本方法の有効性を確認するために、また認識精度がどの程度必要なのか検証するために、5本指10関節独立に関節角制御可能なマニピュレータを試作した。

マニピュレータシステムは、図11に示す通り、(1) ユーザの手首に装着された腕時計のバンドに内蔵した1~2対の皮膚表面電極で検出したEMGをNNで認識してマニピュレータを制御するモード、(2) ユーザの手に装着したデータグローブで直接制御するモード、(3) NNの学習のために、手首から検出したEMGをFFT処理したパターンをNNの入力に、同時に同側の手に装着したデータグローブから検出された指曲げ角度をNNの出力に教師信号として与えるモードの3つがある。

ロボットマニピュレータへの制御信号は、EMG 2ch時には4 [Hz]で与えられ、ロボットマニピュレータコントローラからマニピュレータへは、無線で信号が送信される。マニピュレータは、各関節ともプーリを介して、蛇管によりワイヤ駆動され、MP関節、PIP関節が独立に制御される。



図13 テニスボール握持

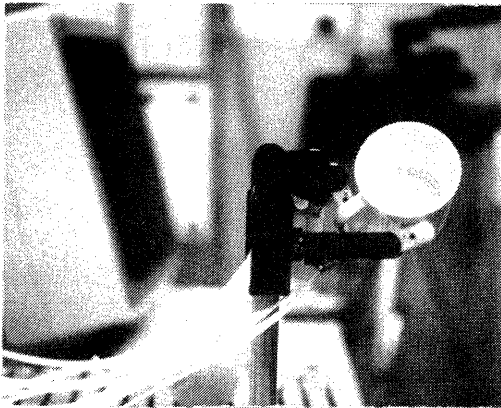


図14 コップ握持



図15 鍵盤弾き

本マニピュレータによるマニピュレーションの状況を図12～15に示す。FFT処理するEMGの観測窓としてのフレーム長やフレーム周期の長さや、NNのユニットの数等とハンドによるマニピュレーション能力の関係についての詳細は追って報告したい。

6. 考察

動的連続指曲げ角度認識においては、実際の曲げ角度に対して、EMGによる認識角度が時間的なディレイをとまなう場合が見受けられた。NNの学習時に与える教師信号の与え方を工夫する余地がある。また、NNにはシンプルなBPを用いたが、時系列的な認識能力のあるNNの活用も考えられる。認識率の向上のためには、電極やNNにお工夫の余地があり、筋疲労に対する対策も必要である。特に、認識精度の向上のためには、1～2chといった少数chの電極に筋電検出を頼るのでなく、増田ら²⁰⁾の開発した剣山のようなグリッド状の数十～数百chの皮膚表面電極を使うのが良い結果をもたらすものと思われる。

基本的に、现阶段では、皮膚表面で得られた筋電パターンから、実際の指動作を復元する小規模な逆問題をNNによって解いていることになる。神経軸索を伝播してきた神経インパルス列が終板を通して、筋繊維に活動電位を発生させ、さらに発生した活動電位は筋繊維を包む膜全体に伝播し、皮下の組織を伝播してきて検出されるのが皮膚表面筋電である。同時に各筋繊維ないし筋の協調動作によって、指の曲げが駆動されるわけである。今後、本手法を工学的に利用価値の高いものに高めるためには、皮膚表面筋電の伝播過程のモデル化や、たかだか1～2chのEMGから10関節の指の曲げ角度が各指独立かつ動的連続に、単純なバックプロパゲーション型NNで認識できるメカニズムの数理的モデル化が不可欠であり、今後4・1で述べたメカニズムに基づいて数理的につめていきたい。また、筋電パターンと指曲げの関係のマップができたNNの中間層や重みの解析によって、前2者の関係を解明したいものと考えている。今回は詳細な検討は割愛したが、EMGの認識にあたり2層のNNを用いても認識精度の激変はなかった。現在のところNNのユニットには非線型なシグモイド関数を採用しているが、線型な関数を採用したときの限界の再検討と本手法との比較検討も必要だと考えている。

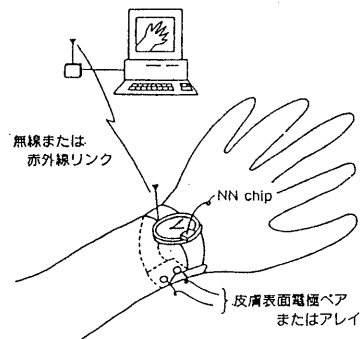


図16 筋電マニピュレーションウォッチ (Cyber Finger)

7. 将来の構想

近年仮想現実(Virtual Reality: VR)と呼ばれるコンピュータで作った仮想の世界にユーザがアクセスするサイバネティックなインタフェース技術が脚光を浴びている(21)。ユーザとコンピュータやネットワークとの関係において、これまで以上に種々のツールやデバイスで情報チャンネルが広がっていくものと期待されている。この分野では例えばデータグローブなどのようにユーザの手指の曲げ動作をコンピュータ入力する手袋型のツールがポピュラーであり、簡略化されたものはファミコン用にも市販されている。EMGのパターン認識によれば図16に示すような、電極、NNチップとも腕時計に内蔵した手袋のいらない手指動作認識ツールを具現化することも将来可能であろう。

8. 結び

サイバネティクスの歴史的遺産の一つとも言える筋電義手を再び見直し、ニューラルネット(NN)という新しい技術シーズの活用を試みた。定常的な指曲げ動作の識別、指曲げトルクの認識がシンプルなBPによって可能なことが明らかになった。また、従来例を見ない5本指10関節の独立した動的連続指曲げ角度の認識を、NNによって簡便かつ精度良く行うことが可能なことが確認できた。また、ユーザのEMGパターン認識によって駆動する5本指10関節独立駆動のマニピュレータを製作し、その駆動に成功した。

9. 謝辞

本研究の機会を与えて下さったヒューマンインタフェース研究所釜江所長、遠藤MM部長、徳永グループリーダー、研究の指導をして下さった下原勝憲主幹研究員に深謝致します。

10. 参考文献

- 1) Mann R., et. al., Kinesthetic Sensing for the EMG Controlled Boston Arm, IEEE Trans. on Man -Machine Systems, March 1970, pp110-115
- 2) Kato I., et. al., The evaluation method of rehabilitation devices-Field testing of powered forearm prosthesis, WIME Hand-, Proc. of 6th Int. Symposium on External Control of Human Extermities, Dubrovnik Yugoslavia, pp Sup.141-184, 1978
- 3) Jacobsen, S., Development of Utah Arm, IEEE Trans. on BME, vol.29, no.4, pp249-269, 1982
- 4) 鈴木、末松、Link8を用いた筋電流パターンの学習識別、医用電子と生体工学、vol.7, no.1, pp.88-95, 1969
- 5) 谷ほか、義手制御のための筋電パターン識別学習、バイオメカニズム5(東京大学出版会)、pp88-95, 1980
- 6) Hogan N., Myoelectric Signal Processing: Optimal Estimation Applied Electromyography-Part I: Derivation of the Optimal Myoprocessor, IEEE Trans. on BME, vol.27, no.7, pp382-385, 1980
- 7) Saridis G., et. al., EMG Pattern Analysis and classification for a Prosthetic Arm, IEEE Trans. on BME, vol.29, no.6, pp403-412, 1982
- 8) 山田ほか、筋電の周波数成分と振幅成分を用いた義手制御、ME誌、vol.18, no.2, pp133-138, 1980
- 9) 赤沢ほか、筋電義手開発を目的としたヒトの神経-筋制御系のモデル、信学技報MBE87-96、pp41-47, 1987
- 10) 辻ほか、義手制御を目的とした多チャンネルEMG動作識別法、信学論文誌、vol.J70-D, no.1, pp207-215, 1987
- 11) 永岡、辻ほか、筋電制御による3自由度前腕動力義手、信学技法MBE90-135, pp87-94, 1990
- 12) 平岩ほか、筋電動作ハンドの指動作分離のための皮膚表面筋電のニューラルネットによる識別、信学大会1989年秋期予稿集D-9, p6-9, 1989
- 13) Hiraiwa A. et. al., EMG Pattern Analysis and Classification by Neural Network, Proc. of 1989 IEEE International Conference on Systems Man and Cybernetics,

pp1113-1115,1989

14) 平岩ほか、運動意志発動時の頭皮準備電位及び筋電の神経回路網モデルによる認識、第5回ヒューマンインタフェースシンポジウム論文集、pp.209-214、1989

15) 平岩ほか、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、信学大会1991年春期予稿集D-188,p6-188, 1991

16) 平岩ほか、筋電操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、第7回ヒューマンインタフェースシンポジウム論文集、pp.433-438,1991

17) 井出英人ほか、ファジー推論を用いた筋電による

ロボットハンドの制御、電学論C、111巻7号、1991

18) 金高誠、辻敏夫ほか、ニューラルネットによる多チャンネルEMG識別法、電気関係学会中国支部連合大会予稿101609、1990

19) 森大一郎、辻敏夫ほか、ニューラルネットによるEMGパターン識別、信学研技法MBE91-34, pp5-12,1991

20) Masuda T.and Sadoyama T., Topographical Map of Innervation Zones Within Single Motor Units Mesured with Grid Surface Electrode, IEEE Trans. on BME, vol.35, no.8, pp623-628, 1988

21) 服部、人工現実感の世界、工業調査会、1991