

義手制御を目的とした筋電操作トレーニングシステム

辻 敏夫[†] 福田 修^{††} 大塚 彰^{†††} 金子 真[†]

A Training System for EMG Manipulation of Prosthetic Arms

Toshio TSUJI[†], Osamu FUKUDA^{††}, Akira OTSUKA^{†††}, and Makoto KANEKO[†]

あらまし 本論文では、義手制御を目的とした筋電操作トレーニング法を提案するとともに、トレーニングシステムのプロトタイプを開発した。このシステムは、訓練者の(1)筋収縮、(2)筋の協調、(3)筋収縮のタイミングという3種類の筋活動能力を訓練することを目的とし、計測した筋電位信号に基づくトレーニングを行うことができる。筋電位信号の処理には、統計構造を内包したニューラルネットを利用しており、訓練者ごとの個人差、電極位置、疲労などに起因した信号の特性変化に適応可能である。訓練中は、筋電位信号から抽出した情報をディスプレイから訓練者にフィードバックする。プロトタイプの有効性を示すために、5日間の訓練を実施した。被験者は51歳男性の前腕切断者で、切断から33年が経過している。この実験の結果から、本システムの訓練効果を確認することができた。

キーワード 筋電位、義手、リハビリテーション、バイオフィードバック、ニューラルネット

1. ま え が き

上肢を切断した障害者のほとんどは、日常生活において何らかの義手を使用することになる[1]。この義手の制御入力として筋電位を利用することが古くから研究されている。人間の筋収縮レベルに応じて発生する筋電位は、どのような動作をどのくらいの力で行うか、筋の粘弾性はどの程度かなどの有益な情報を多く含んでいる。切断者の場合でも残存する筋からこれらの情報を抽出できれば、義手などのインタフェース手段として利用できる可能性がある。早稲田大学のワセダハンド[2]、MITのボストンアーム[3]、ユタ州立大学のユタアーム[4]などはその先駆的な試みである。また最近では、筋電位パターンの動作識別にニューラルネットを用いることが盛んに試みられている[5]~[11]。ニューラルネットを利用したシステムは、その学習能

力により障害者の筋電位パターンの特性に適応できるというメリットがある。我々もこれまでに、ニューラルネットによる筋電位パターンの識別を行い、それを電動義手やマニピュレータの制御に利用することを研究してきた[7]~[11]。

筋電位を利用した動力義手に関する技術は確実に発展しているが、現段階ではまだ実用のレベルに達しているとは言いがたい。これには、大きく分けて二つの要因が考えられる。一つは装置に関する問題で、重量による身体への負担や大規模な信号処理装置、駆動時の騒音などが挙げられる。もう一つは、操作者に関する問題である。筋電位を利用した動力義手を使用するためには、筋活動のリハビリテーション訓練や筋電操作における制御訓練を行う必要がある。しかしながら現在までの研究では、電極や信号処理装置についての改善や超音波モータ使用による駆動音のカットなど、装置側の問題に焦点が当てられることが多く、操作者側の問題はあまり考慮されなかった。本論文では、この両方の問題をバランス良く克服することを考える。

障害者を対象としたリハビリテーションシステムに関する研究は、これまでに数多く行われている[12]。IBMのウェブサイトである“こころweb”では、障害に応じた様々なリハビリテーションソフトウェアが紹介されている[13]。パーソナルコンピュータやイン

[†] 広島大学工学部, 東広島市
Department of the Industrial and Systems Engineering, Hiroshima University, Higashi-Hiroshima-shi, 739-8527 Japan

^{††} 通産省工業技術院機械技術研究所, つくば市
Mechanical Engineering Laboratory, Agency of Industrial Science and Technology, Ministry of International Trade and Industry, Tsukuba-shi, 305-8564 Japan

^{†††} 広島県立保健福祉大学, 三原市
Hiroshima Prefectural College of Health and Welfare, Mihara-shi, 723-0053 Japan

ターネットが各家庭に普及した現状を考えると、このようなアプローチは全く新しい在宅治療を実現できる可能性を秘めている。

一方、筋電位を利用した動力義手に関する教育・訓練についてもわずかだが研究が報告されている。Dupont and Morin は、動力義手の制御を目的とした制御訓練システムを構築している [14]。このシステムは、コンピュータグラフィクスを利用してハンドの動作シミュレーションをモニタに表示し、訓練を行う。しかしながら、筋収縮によるハンドの開閉のみを対象動作としており、多自由度の動作訓練については実行不可能である。また川村義肢(株)では、筋電駆動型の電動義手における電極装着位置の選択やアンプの増幅率設定を訓練・支援するためのフィードバック装置(マイオトレーナ)を開発している [15]。しかしながら、この装置は極めて簡単なモニタ機能しか備えておらず、きめの細かい操作訓練を実現するためには、まだ多くの点を改善する必要がある。最新の高度技術を導入した福祉機器を実現するためには、このような教育や訓練装置が必要不可欠であり、今後も盛んな研究が望まれる。

本論文では以上の点を踏まえ、義手制御を目的とした筋電操作のトレーニングシステムを提案するとともに、そのプロトタイプを開発した。このプロトタイプは、筋電位信号に基づいたトレーニングを提供し、衰えた筋活動能力の回復訓練を支援することができる。また義手型マニピュレータ [11] がシステムに組み込まれており、筋電駆動型義手の制御訓練も可能である。訓練者はこれらの訓練をバランス良く実行しながら、義手制御能力の向上を目指す。

2. 筋電操作トレーニングシステム

図 1 にシステムの概念図を示す。訓練者は電極を装着して訓練を行う。このとき個々の筋から計測される筋活動に関する情報がディスプレイに表示される。ソフトウェアはパーソナルコンピュータ上に構築し、一般家庭内でのインタラクティブな訓練を想定している。図に示すように療法士が進行を促す使用形態も効果的である。

システムは、図 2 に示すように筋電位信号処理部、トレーニング部、データベース部、義手型マニピュレータ部から構成される。筋電位信号処理部は、計測した筋電位信号から筋活動の情報を抽出するとともに、訓練者が意図した動作をそれから識別する。トレーニ

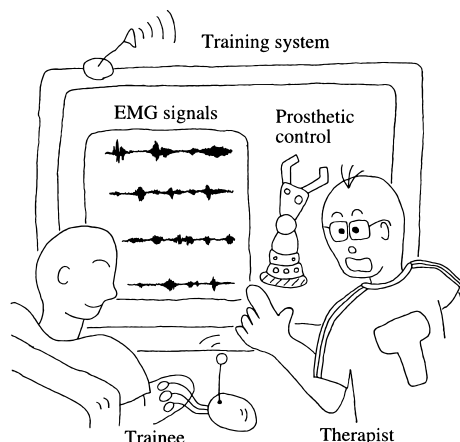


図 1 提案するシステムの概念図
Fig. 1 Concept of the proposed system.

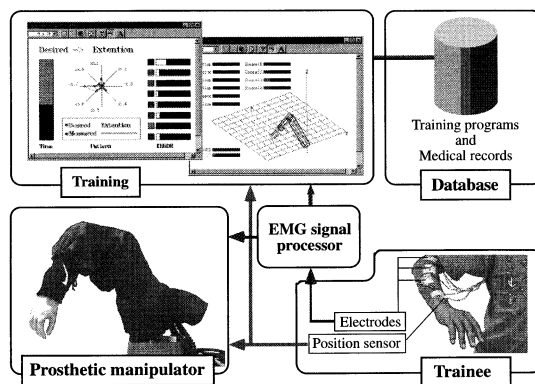


図 2 プロトタイプシステムの構成
Fig. 2 Components of the prototype system.

ング部では、これらの情報に基づいた筋活動の回復訓練を実行する。この際、ディスプレイから訓練指示や成績が表示されるとともに、その内容や成果がデータベース部に記録される。また、機能が回復した訓練者は、義手型マニピュレータ [11] の制御を行うことができる。ここでは、筋電位信号処理部で識別した前腕動作、及びその推定筋力に基づいてマニピュレータのエンドエフェクタと手首の運動を制御する。以下では、筋電位信号処理部、トレーニング部について詳細を説明する。

2.1 筋電位信号処理部

筋電位信号処理部の構成を図 3 に示す。これは本システムの核となる最も重要な部分であり、3 種類の筋電位情報を抽出するとともに訓練者の意図している動作を識別する。

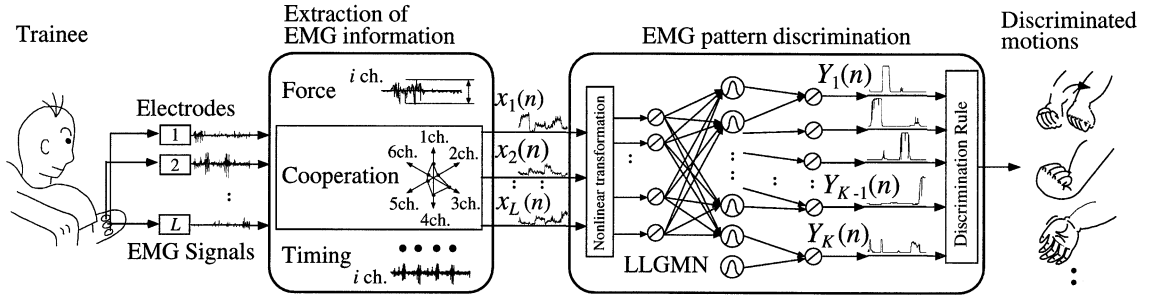


図3 筋電位信号処理部
Fig. 3 The EMG signal processor.

2.1.1 筋電位情報の抽出

筋電位信号から筋活動に関する3種類の情報を抽出する。第1は筋収縮に関する情報である。本論文では筋電位信号を全波整流後に低域フィルタで平滑化した信号を筋収縮情報の計算に利用する。第2は複数の筋の協調に関する情報である。人間の運動のほとんどが複数の筋の協調によって実現されていることから、この情報を筋活動能力の回復訓練に欠かすことはできない。第3は筋収縮のタイミングに関する情報である。人間が意図する運動を滑らかに実現するためには、筋収縮や筋の協調だけでなく筋収縮を開始するタイミングも重要である。以上、三つの情報を抽出して訓練に利用する。

まず、マルチテレメータ (Web5000 : (株) 日本光電製) で計測した L -ch の筋電位信号 (ゲイン : 70 [dB]) を、各チャンネルごとにアナログの全波整流回路及び2次のバターワースフィルタ回路 (UAF42: BURR-BROWN Corp. 製) に通し、それを A-D 変換ボードにてサンプリング周期 60 [Hz] で採取する。本システムを臨床場面に応用する際、筋電位に関する特別な知識を有しない切断者が基本的には1人で使用することを考えると、指定された位置に厳密に電極を装着することは極めて困難であると考えられる。そこで、提案するシステムではチャンネル数や記録部位を特に固定しない使用法を前提とした。電極をある程度自由な位置に装着しても、ニューラルネットを導入したシステムがそこから計測される信号に対して適応的に必要な情報を抽出することができる [8] ~ [11]。

次に、この n 番目のサンプルデータを $EMG_i(n)$ ($i = 1, \dots, L$) とし、次式を計算する。

$$\alpha_k(n) = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L \frac{EMG_i(n) - EMG_i^{st}}{EMG_{k,i}^{max} - EMG_i^{st}} \quad (1)$$

ここで EMG_i^{st} は安静時、 $EMG_{k,i}^{max}$ は動作 k を最大随意収縮したときの $EMG_i(n)$ の平均値である。 $\alpha_k(n)$ は、動作 k を実行した際の最大筋収縮に対する割合を示している。本論文では、この値を筋収縮情報として定義する。また、次式に従って $EMG_i(n)$ の全チャンネル和が1となるように正規化したベクトル $x(n) = [x_1(n), x_2(n), \dots, x_L(n)]^T \in \mathbb{R}^L$ を筋の協調情報として定義する。

$$x_i(n) = \frac{EMG_i(n) - EMG_i^{st}}{\sum_{i'=1}^L (EMG_{i'}(n) - EMG_{i'}^{st})} \quad (2)$$

この $x_i(n)$ は、電極 i 付近から計測される筋活動量の割合が、全 L 対の電極から得られるその総和に対してどの程度であるかを示している。 $x(n)$ は、動作識別のために LLGMN への入力ベクトルとしても利用する。更に、 $EMG_i(n)$ の全チャンネルの2乗和

$$s(n) = \sum_{i=1}^L (EMG_i(n) - EMG_i^{st})^2 \quad (3)$$

を計算し、この値が設定したしきい値を超えている期間を動作中と判定する。

2.1.2 筋電位パターン識別 [9]

EMG 信号は、筋線維が発生するスパイク電位が重なった信号で、ある統計分布に従う確率信号として考えることができる。そこで本論文では、EMG 信号から操作者の意図する動作を識別するために、辻らが提案した Log-Linearized Gaussian Mixture Network [16] (以下 LLGMN と略記) を利用する。このニューラルネットワークは混合正規分布モデル (Gaussian Mixture Model : 以下 GMM と略記) を対数線形化してネットワーク構造に展開しており、サンプルデータの統計分布

をこのモデルに従って学習的に推定できる．また識別時には抽出した筋電位パターン $x(n)$ に対する各動作の事後確率 $Y(n) = [Y_1(n), Y_2(n), \dots, Y_K(n)]^T \in \mathcal{R}^K$ を出力する．統計モデルをあらかじめネットワーク構造に導入しておくことで，従来の誤差逆伝搬型ネットワークなどと比較して高い学習・識別能力が実現可能である [16]．

提案するシステムは LLGMN の学習能力により，個人差や電極位置，疲労や発汗などに伴う筋電位信号の変化に適応可能である．ただし使用前にはあらかじめ学習が必要である．本システムでは，学習の収束時刻を待つことになる訓練者の精神的負担を少しでも軽減することを目的として，ターミナルアトラクタを学習則に導入し，収束時間の上限値を指定可能にした [10]．対象動作が 6，電極数が 6 の場合，学習時間は 1 分程度である．

LLGMN の第 3 層ユニットの出力値は，各前腕動作に対する事後確率に対応しており，訓練者の意図する動作をベイズの定理に従って決定することができる．マニピュレータの制御を行う際には，事故などの原因につながる誤動作を防ぐ必要がある．ここでは，LLGMN の出力値 $Y(n)$ が各動作の事後確率であることを利用してエントロピー $H(n)$ を計算し，識別判定に利用する [8]．

$$H(n) = - \sum_{k=1}^K Y_k(n) \log Y_k(n). \quad (4)$$

このエントロピーは情報のあいまいさを表す指標であり，制御前の学習において評価関数値が十分に減少し正常に収束していれば，この値が大きくなるほど誤識別の可能性が高いことを示している．そこで，識別保留を判定するしきい値を適切に設定することで誤動作を防止することが可能となる．

2.2 トレーニング部

障害者の筋活動能力の向上や筋電操作の実現のためには効果的な訓練が必要不可欠である．本論文では，実際に動力義手を制御する場面を想定し，訓練成績の向上が義手の制御能力の改善に直結するようなトレーニングプログラムの開発を目指した．訓練中は，訓練者の筋活動，及びそこから推定した義手の制御信号などをディスプレイを通して訓練者にフィードバックする．

複数の関節自由度を有する多機能筋電義手を思いどおりに制御するためには，少なくとも次の三つの点が

実現できなければならない．

(1) 切断者が自らの筋電位を自由に発生，調節できること．

(2) 複数の動作から望みの動作を選択するために，複数電極から採取した筋電位のパターンを随意的に発生できること．

(3) 望みの動作を思いどおりのタイミングで実行するため，筋電位パターンを随意的に切り換えられること．

そこで，開発したトレーニングプログラムでは，これらの問題に対応して (1) 筋電位を随意的に発生するための筋収縮の訓練 (2) 動力義手の駆動関節を確実に指定するための筋協調パターンの再現訓練 (3) 意図するタイミングどおりに義手を制御する訓練という三つの訓練を用意した．これらには，訓練者の意思に応じて自由に行うモードと，システムからの指示に従って行うモードの 2 種類があり，いずれの場合にもインタラクティブにゲーム感覚で実行できる．対象の動作や訓練時間の長さ，また難易度などに関するパラメータは，障害度に応じて自由に設定できる．

構築したプロトタイプにおける訓練画面の表示内容や表示形態，評価を含めた訓練法などは，理学療法士や切断者による予備実験やコメントを参考に改良を重ねて決定した．各フィードバック画面では，訓練する内容に応じて必要な情報をできるだけわかりやすい位置，大きさに表示した．訓練中は目標に集中できるように，表示画面はできるだけシンプルに抑え，訓練情報を的確にフィードバックできるように工夫した．ただし，以上の訓練法やフィードバック法に関しては，今後客観的な評価や最適化を行う必要があると考えている．

2.2.1 筋収縮トレーニング

ここでは，筋電位信号処理部で抽出した筋収縮情報 $\alpha_k(t)$ を利用して収縮度の調節訓練を行う．システムは，目標とする動作・収縮レベルを一定時間持続するように訓練者に指示し，それをどの程度達成できたかを評価する．この訓練を通して，切断者の衰えた筋力を高めることができる．

図 4 は訓練中のディスプレイ表示の一例で，ある 1 試行が終了した直後の表示である．ディスプレイの 1 番上に目標動作 “Extension” が指示され，その右下に計測した筋収縮情報 $\alpha_k(t)$ の時間変化が折れ線グラフで表示されている．グラフ中の帯状の領域が目標の収縮レベルを示しており，訓練者は目標動作を行いなが

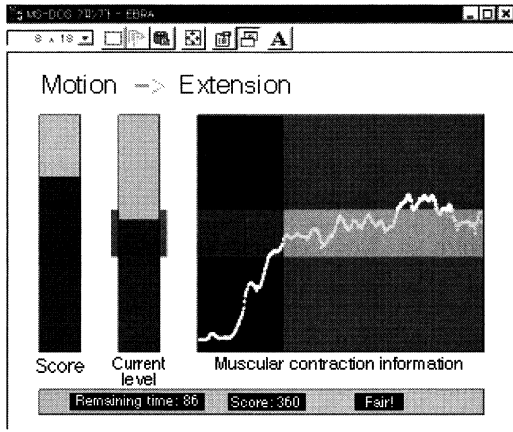


図4 筋収縮トレーニングのフィードバック画面
Fig. 4 Feedback display for the muscular contraction training.

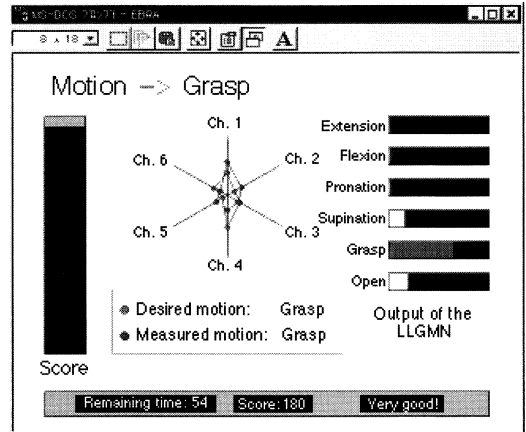


図5 協調トレーニングのフィードバック画面
Fig. 5 Feedback display for the cooperation training.

ら、この範囲に $\alpha_k(t)$ を維持しなければならない。1回の試行時間は10秒程度であり、最初の数秒を準備時間、それ以降を評価時間とする。棒グラフは、左から目標の達成度を表すスコアと現在の $\alpha_k(t)$ を示している。スコアの定義は、“評価時間”に対する“ $\alpha_k(t)$ を目標筋収縮レベルに維持できた時間”の割合とし、1試行につき最高で100とする。また、画面の1番下には残り訓練時間、累積スコア、システムのコメントが表示される。

2.2.2 筋の協調トレーニング

この訓練は、複数の筋を協調的に制御して目標動作を達成することを目的としている。ただし、ここでは各電極から計測した筋電位を独立に制御を試みるのではなく、筋の協調パターンの再現を訓練するものとする。

訓練は、次の二つのフェーズから構成される。第1のフェーズでは、訓練者から目標の協調パターンを抽出し、それを確実に再現する訓練を行う。ここではまず、目標とする対象動作についての筋の協調情報 $x(n)$ を訓練前に抽出し、あらかじめLLGMNで学習する。そして、訓練中は訓練者にこの目標動作をある一定時間持続するように指示するとともに、その間の協調情報 $x(n)$ をLLGMNにより動作識別する。協調制御能力は、この際の目標動作と識別結果の正誤関係から評価する。第2のフェーズでは、第1のフェーズで協調パターンの再現が困難な場合に、訓練者が目標の協調パターンの変更を行う。以上の二つのフェーズを繰

り返し実行することで動作識別精度の確実性が向上できる。

訓練中のディスプレイ表示を図5に示す。この図も、ある1試行が終了した直後の表示である。1番上に目標動作、中央のレーダチャートに筋の協調情報が表示されている。これには、開始前に抽出した目標動作の協調パターンと、リアルタイム計測中の協調パターンの2種類が同時に描かれており、訓練者は二つが一致するように各筋をコントロールしなければならない。レーダチャートの右の横棒グラフはLLGMNの出力値であり、対象動作に対する事後確率を示す。この値が最大となる動作をLLGMNの識別結果とし、レーダチャートの下に目標動作名(Grasp)と並べて表示する。画面左の棒グラフは、筋収縮訓練と同様にスコアを示している。

2.2.3 筋収縮のタイミングトレーニング

ここでは動作をタイミング良く実行するための訓練を行う。この訓練には、動作の滑らかさを改善する効果が期待できる。まず、筋の協調訓練と同様に、LLGMNを利用して対象動作の協調情報 $x(n)$ をあらかじめ学習する。訓練中、システムは目標動作とその実行タイミングを指示し、それをどの程度達成できたかを評価する。

訓練中は図6の左半分に示すような目標動作を時系列状に並べたタイムスケジュールが表示され、訓練者はそのスケジュールに従って目標動作を順番に実行する。ただし、ディスプレイの左下にタイミングを指示するランプが左から右に順に点灯しており、1番右の

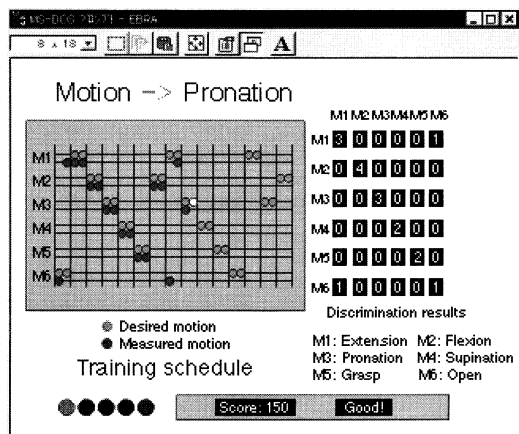


図6 タイミングトレーニングのフィードバック画面
Fig.6 Feedback display for the timing training.

ランプが点灯した瞬間に LLGMN による動作識別が実行される。それ以外のタイミングで動作を行った場合は評価されない。タイムスケジュールには、目標動作の時系列と識別結果の時系列が並べて描かれており、その累積が右の表にまとめてある。これらから、目標動作を実行した結果が何の動作に識別されているかを明確にフィードバックできる。目標動作と識別結果が一致するたびにスコアが加点され、ディスプレイ上の1番下にその累積とそれに対するコメントが表示される。

3. 実験

開発したシステムの有効性を示すための実験を行った。被験者は切断者の男性(51歳)で、33年前に事故のため手首から約3cmの部位で前腕部を切断している。これまでに電動式の義手を使用した経験は全くなく、普段は装飾義手を使用している。訓練は5日間行い、各日とも1時間半程度とした。また、内容や時間などについては理学療法士の指示に従った。対象動作数は、8動作(掌屈、背屈、橈屈、尺屈、回内、回外、握り、開き)として訓練を開始したが、初日の結果から短時間で十分な成果を挙げることが困難であると判断し、2日目からは橈屈、尺屈を除く6動作として行った。なお訓練開始時において、切断者は、掌屈、背屈、回内動作をイメージすることが困難であると証言していた。電極は前腕に4対、上腕に2対の計6対を使用し、各回とも同一の部位に装着した。また最終日には、義手型マニピュレータの制御を行い、訓練の

表1 筋収縮トレーニングの結果

Table 1 Results of the muscular contraction training.

(a) The 1st day				
Contraction level	1	2	3	4
1. Extension	100.0	68.0	82.4	61.2
2. Flexion	100.0	87.6	90.8	79.2
3. Pronation	99.6	40.8	97.6	86.8
4. Supination	100.0	98.8	50.8	91.6
5. Grasp	91.6	100.0	89.6	76.4
6. Open	98.0	91.6	99.6	66.8
Average	98.2	81.1	85.1	77.0

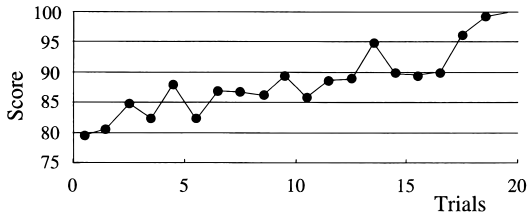
(b) The 5th day				
Contraction level	1	2	3	4
1. Extension	100.0	100.0	93.6	94.0
2. Flexion	95.2	86.0	95.6	80.4
3. Pronation	100.0	98.8	98.0	81.6
4. Supination	98.4	98.0	95.6	68.0
5. Grasp	100.0	98.8	96.0	96.4
6. Open	100.0	92.4	94.4	85.6
Average	98.8	95.3	95.2	84.0

成果を確かめた。

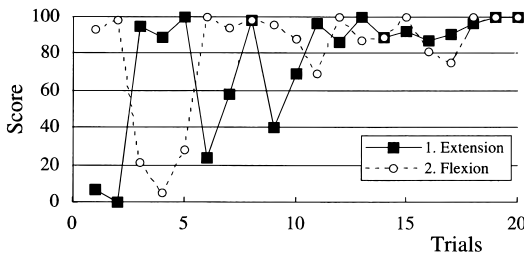
3.1 トレーニング結果

まず、表1(a),(b)に筋収縮トレーニングの結果を示す。(a),(b)は、それぞれ1日目と5日目の結果で、全試行(24試行:対象動作数6×筋収縮調節レベル4)に対するスコアと最下段に筋収縮レベルごとの平均スコアを示している。訓練の際、対象動作の試行順はランダムとした。また、筋収縮 $\alpha_k(t)$ の目標調節レベルは0.2以上0.4未満,0.4以上0.6未満,0.6以上0.8未満,0.8以上1.0未満の4段階とし(表中のContraction level 1, 2, 3, 4に対応),1試行における準備時間を3.0[sec],評価時間を9.0[sec]と設定した。訓練初日の(a)では、筋収縮レベルが高くなるにつれてスコアが低下する傾向が見られ、大きな筋電位の発生が困難であったことがわかる。一方,(b)では、5日間の訓練効果により、高い筋収縮レベルでもスコアの低下がある程度抑えられている。表(b)中の太字は、スコアが上昇した部分を示しており、特に背屈や回内動作のスコアは大きく変化している。

次に筋の協調トレーニングの結果を図7(a),(b)に示す。(a)は全動作の平均スコア,(b)は掌屈、背屈動作の平均スコアの変化を表している。試行回数は、1日につき対象動作数6×5試行で、横軸の5試行分のプロットが1日に当たる。1日目の訓練は8動作を対象としたため、2日目以降の4日間における計20試行の結果をグラフにした。各試行での準備時間、評価



(a) The mean score of the six motions



(b) The scores of the extension and flexion

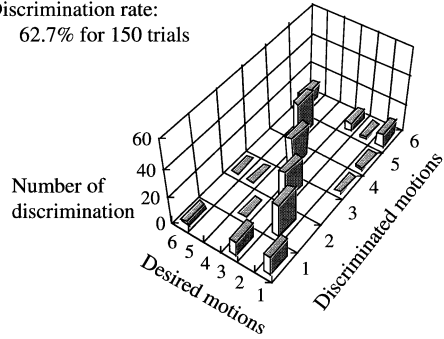
図7 協調トレーニングの結果
Fig. 7 Results of the cooperation training.

時間などは筋収縮トレーニングと同様に設定し、対象動作の実行順はランダムとした。図7(a)より、多少の変動が見られるもののスコアは上昇している。目標の筋の協調パターンが再現可能になっていく過程がよく現れている。特にスコア変化が大きかった背屈、背屈動作の経過を図7(b)にプロットした。訓練2日目では、高いスコアを安定して実現できていないが、訓練を続けることでスコアはかなり上昇している。訓練4日目(15試行目)あたりまでは、両動作のスコア変化が背反の関係になっており、これら2動作の協調パターンを徐々に分離できるようになったことがわかる。

図8(a),(b)は、筋収縮のタイミングトレーニングの結果であり、目標動作を実行した際の識別状況を示している。縦軸は識別した動作数の累積であり、対角線上に並んだ結果が正しい識別結果である。ただし、1日目の訓練は8動作を対象としたため、(a)2日目と(b)5日目の結果を示す。試行回数は、疲労などの影響を考慮して、特にその数を設定せずに体調や訓練状況に応じて理学療法士の指示に従って打ち切ることとした。2日目の(a)では少ない試行回数しか実行できず、誤識別も多かったが、5日目の(b)ではそれらが改善されていることがグラフからわかる。特に背屈、背屈、回内動作の間で多く見られた誤識別はかなり減少している。

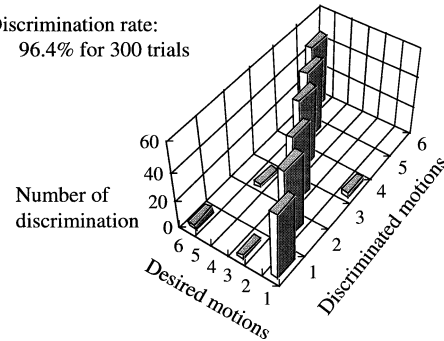
1: Extension	2: Flexion
3: Pronation	4: Supination
5: Grasp	6: Open

Discrimination rate:
62.7% for 150 trials



(a) The 2nd day

Discrimination rate:
96.4% for 300 trials



(b) The 5th day

図8 タイミングトレーニングの結果
Fig. 8 Results of the timing training.

3.2 筋電位パターンの識別精度変化

5日間の訓練において、筋電位パターンの識別精度がどのように変化したかを調べた。図9(a),(b)にその一例を示す。図は各訓練の最後に採取した筋電位パターンの識別結果で、それぞれ上から筋電位信号生波形、動作発生判定値 $s(n)$ 、エントロピー $H(n)$ 、識別結果を示している。動作は、背屈、掌屈、回内、回外、握り、開きの順で連続して行っている。ただし、図9(a)は初日、(b)は5日目の結果であり、訓練による識別精度の向上が見られる。識別のあいまいさを示すエントロピーの値も(a)よりも(b)が小さくなっており、識別が明確になっている。また生波形を観察すると、その振幅が変化していることがわかる。特に前腕部から採取したチャンネル1, 2, 4は変化が大きく、

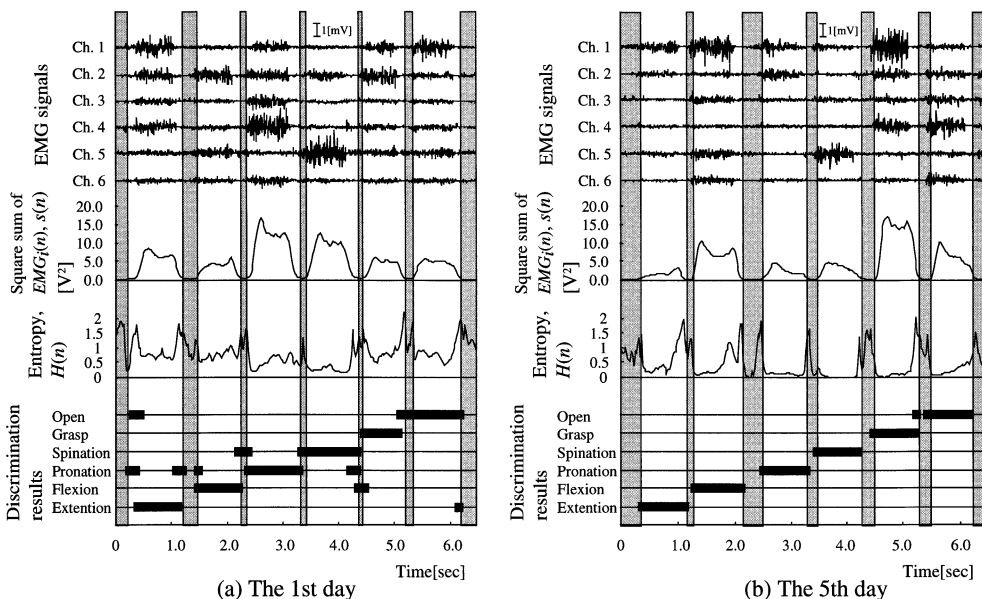


図9 トレーニング期間中の筋電位信号変化
Fig. 9 Changes of EMG signals during the training.

表2 トレーニングによる筋電位パターンの識別精度変化
Table 2 Effect of the training on the EMG pattern discrimination results.

Date	1	5
1. Extension	34.8 ± 19.2	95.4 ± 6.9
2. Flexion	84.6 ± 5.8	97.4 ± 3.8
3. Pronation	79.8 ± 19.1	95.8 ± 5.5
4. Supination	96.4 ± 2.6	97.5 ± 4.6
5. Grasp	97.8 ± 2.9	98.4 ± 1.9
6. Open	79.2 ± 7.1	79.6 ± 10.0
Average	78.8 ± 9.5	94.0 ± 5.5

[%]

訓練の効果が顕著に現れている。一方、主に上腕部に装着した他のチャンネルでは信号の変化が比較的少なく、訓練開始時からある程度の調節が可能であったことがわかる。このように訓練にとっては、冗長な筋電チャンネルが存在しているような場合でも、ニューラルネットが必要な情報を的確に抽出することで、効果的な訓練が実現できる。電極の数や位置をある程度自由に設定しても十分な効果が得られることがわかる。

同様のパターン識別を、25組の学習・識別用パターンに対して実行した結果を表2に示す。各値は対象動作ごとの識別率の平均値及び標準偏差であり、最下段は全動作に対する平均値である。背屈動作の識別率について著しい向上が見られ、前述したトレーニング結果とも対応する。訓練者が5日間を通して、確実な動作識別を実現するための筋の制御方法を獲得したこと

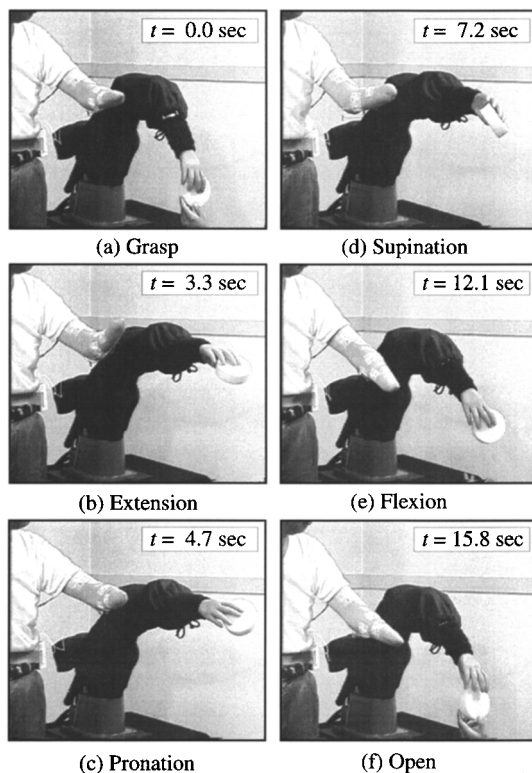


図10 切断者によるマニピュレータの制御
Fig. 10 The EMG-controlled manipulator used by an amputee.

がわかる。

3.3 制御例

最終日に義手型マニピュレータの制御を行わせた。そのときの様子を図 10 に示す。この図は、訓練者がマニピュレータを使って人からオブジェクトを受け取り(図 10(a)),いくつかの動作(b)~(e))を行った後に再びその人に返す(f)までの一連の動作を撮影したものである。誤動作は一切なく、各動作はスムーズであった。全動作に要した時間は、16[sec]程度で、各写真の右上に撮影時間を示している。切断者が筋電位信号を調節して義手型のマニピュレータを制御する能力を獲得したことがわかる。

4. むすび

本論文では、義手制御を目的とした筋電操作のトレーニングシステムを提案するとともに、そのプロトタイプを開発した。このシステムは、筋電位信号に基づいたトレーニングを提供し、衰えた筋活動能力の回復訓練を支援する。また、システムの有効性を示すために、前腕切断者を被験者とした実験を行った。5日間の訓練の結果、被験者の筋電位信号の制御能力が向上したことを確認できた。特に、訓練前にイメージすることすら難しかった動作について、かなりの改善が見られた。

本論文ではトレーニングシステムの提案に主眼を置いたため、実行例として被験者 1 人分の訓練結果のみを紹介した。今後は、多くの被験者に対して訓練実験を行い、本システムの有効性や問題点を明らかにするとともに、システムの改善を行う予定である。

本論文で開発したプロトタイプでは、必要最低限の基本訓練として(1)筋収縮、(2)筋の協調、(3)筋収縮のタイミングという3種類の訓練を用意したが、この他にも、関節の粘弾性を変化させる訓練、一連のタスクを実行するための連続的な制御訓練などは、より滑らかに自然な動作を実現するために大変重要と考えられる。これらの訓練についても検討し、システムの改善を行う予定である。

謝辞 なお、被験者として本実験に参加して頂いた迫博昌氏に、心から感謝の意を表します。また、本研究の一部は(財)大川情報通信基金、及び文部省科学研究費補助金(11555113, 11650450)によるものでここに改めて謝意を表します。

文 献

- [1] 澤村誠志, 切断と義肢, pp.125-133, 医歯薬出版, 1992,

など。

- [2] 加藤一郎, 山川修三, 市川 洌, 佐野正之, “圧力感覚を持つ多機能電子義手セダハンド-4P”, 続人間の手足の制御, pp.142-156, 学献社, 1970.
- [3] R.B. Jerard, T.W. Williams, and C.W. Ohlenbusch, “Practical design of an EMG controlled above elbow prosthesis,” Proc. 1974 Conf. Eng. Devices for Rehabil., Tufts Univ. School of Med., Boston, MA, 1974.
- [4] S.C. Jacobson, D.F. Knutti, R.T. Johnson, and H.H. Sears, “Development of the Utah artificial arm,” IEEE Trans. Biomed. Eng., vol.BME-29, no.4, pp.249-269, 1982.
- [5] M.F. Kelly, P.A. Parker, and R.N. Scott, “The application of neural networks to myoelectric signal analysis: A preliminary study,” IEEE Trans. Biomed. Eng., vol.37, no.3, pp.221-230, 1990.
- [6] 平岩 明, 内田典佳, 下原勝憲, 曽根原登, “筋電操作ハンドの制御のための皮膚表面筋電信号のニューラルネットによる認識”, 計測制御, vol.30, no.2, pp.216-224, 1994.
- [7] 辻 敏夫, 森大一郎, 伊藤宏司, “統計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”, 電学論(C), vol.112-C, no.8, pp.465-473, 1992.
- [8] 辻 敏夫, 市延弘行, 伊藤宏司, 長町三生, “エントロピーを用いた誤差逆伝搬型ニューラルネットによる EMG からの前腕動作の識別”, 計測制御, vol.29, no.10, pp.1213-1220, 1993.
- [9] 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”, 電学論(C), vol.117-C, no.10, pp.1490-1497, 1997.
- [10] O. Fukuda, T. Tsuji, and M. Kaneko, “An EMG controlled robotic manipulator using neural networks,” Proc. IEEE International Workshop on Robot and Human Communication, pp.442-447, 1997.
- [11] 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, pp.387-394, 2000.
- [12] F.E. Robert, “Applications of robotic/mechatronic systems in special education, rehabilitation therapy, and vocational training: A paradigm shift,” IEEE Trans. Rehabilitation Engineering, vol.3, no.1, pp.22-34, 1995.
- [13] 中邑賢龍, 巖淵 守, 塩田佳子, こころリソースブック, こころリソースブック出版会, 高松, 1997.
- [14] A.C. Dupont and E.L. Morin, “A myoelectric control evaluation and trainer system,” IEEE Trans. Rehabilitation Engineering, vol.2, no.2, pp.100-107, 1994.
- [15] <http://www.p-supply.co.jp/kaisya/kaisya.html>
<http://www.ottobockus.com/index.htm>
- [16] 辻 敏夫, 市延弘行, 金子 真, “混合正規分布モデルを用いたフィードフォワード型ニューラルネット”, 信学論(D-II), vol.J77-D-II, no.10, pp.2093-2100, Oct. 1994.
(平成 12 年 1 月 7 日受付, 3 月 27 日再受付)



辻 敏夫 (正員)

1985 広島大学大学院工学研究科博士課程前期了。同年同大学工学部助手, 1994 同助教授, 現在に至る。この間, 1992~3 ジェノバ大学客員研究員。人間とロボットの運動制御, ニューラルネット, マン・マシンシステムなどの研究に従事。IEEE, 計測自動制御学会, 日本機械学会, 日本ロボット学会, 電気学会等各会員。工博。



福田 修 (正員)

1993 九工大・情報工学・機械システム卒。同年4月, 九州日本電気ソフトウェア株式会社勤務。1997 広島大学大学院工学研究科博士課程前期了。2000年3月同博士課程後期了。1997年4月~99年3月の期間, 日本学術振興会特別研究員(DC1)。2000年4月通商産業省工業技術院機械技術研究所入所, 現在に至る。博士(工学)。広島大学大学院在学中はニューラルネット, 電動動力義手などの研究に従事。日本ロボット学会, 日本人間工学会等各会員。



大塚 彰

1972 高知リハビリテーション学院卒, 理学療法士。徳島大学医学部附属病院, 愛媛大学医学部附属病院, 学校法人藍野学院勤務, 1995 広島県立保健福祉短期大学教授, 2000 広島県立保健福祉大学教授, 現在に至る。上肢電動義肢の開発, 重度障害者の生活支援福祉用具の開発などの研究に従事。国際義肢装具学会, 日本人間工学会, 日本リハビリテーション医学会等各会員。



金子 真

1981 東大工学系研究科博士課程了。工博。同年4月通産省工業技術院機械技術研究所入所。1990年4月, 九州工業大学情報工学部助教授。1993年10月, 広島大学教授, 現在に至る。ロボットハンド, 力覚センサ, 触覚ベースアクティブセンシングなどの研究に興味をもつ。IEEE, 計測自動制御学会, 日本機械学会等各会員。