

日本機械学会論文集
Transactions of the Japan Society of
Mechanical Engineers

別 刷

66 卷 648 号 C 編

(平成12年 8 月)

社団法人 日本機械学会

EMG 信号に基づく前腕動力義手のバイオミメティック制御*

辻 敏 夫*¹, 重 吉 宏 樹*²
福 田 修*², 金 子 真*¹Bio-mimetic Control of An Externally Powered Prosthetic Forearm
Based on EMG SignalsToshio TSUJI*³, Hiroki SHIGEYOSHI,
Osamu FUKUDA and Makoto KANEKO*³Hiroshima Univ., Faculty of Engineering,
Kagamiyama 1-4-1, Higashi-Hiroshima, Hiroshima, 739-8527 Japan

The EMG signals which include information on not only muscle force but operator's intended motion and mechanical impedance property of joints have been often used as control signals of prosthetic arms. Most of previous researches, however, adopted only the ON/OFF control of the prosthetic arms depending on the results of the EMG pattern discrimination, or controlled only a particular joint depending on the torque estimated from the EMG signals. In this paper, we propose a multi-joint control method of a prosthetic forearm using the EMG signals. In order to realize the natural feeling of control similar to that of the human movements, the impedance model of human forearm is introduced to the control system. Also the force level during the motion is estimated from the EMG signals and used as the control command to each joint. It is shown from the experiments that the forearm motions and force levels can be estimated by using the EMG signals, and the prosthetic forearm can be controlled based on the impedance model smoothly.

Key Words: Bio-Motion, Muscle and Skeleton, Human Interface, Neural Network, Prosthetic Arm, EMG Signals

1. 緒言

安全管理や事故予防の重要性が十分認識されている現代社会においても、労働災害や交通事故等で手足を切断する人が後を絶たない。このように切断を余儀なくされた人々は国内外に数多く存在し、切断部位によっては自分一人の力で労働や生産活動、さらには日常生活すら満足に行えない状況にある。こうした切断者のほとんどは、義肢・装具などを機能補助具として使用することになる。特に効果器としての「手」の役割は非常に大きいことから義手に関する研究や開発が現在まで盛んに行われている。

義手は大きく修飾義手、作業義手、能動義手の3種類に分けることができる⁽¹⁾。修飾義手は精神的負担の軽減のため主に外観を手人に似せることを目的としたもので、積極的な機能は持たない。逆に、作業義手は外観は考慮せず、種々の作業にできるだけ適するように工夫されたものである。能動義手は操作者の身体の動きを利用し

た体内力源義手と電力や油圧などを利用した体外力源義手(以下、動力義手と呼ぶ)がある。動力義手は、制御に操作者の身体動作を必要としないため実用化が期待されているが、一方でその制御が難しく、一般に普及するまでには至っていない。

動力義手に関する研究としては、Wienerのサイバネティクス⁽²⁾の提唱から現在に至るまで様々なものが報告されている。中でも、人の運動意志を反映しているEMG信号をそのインターフェイスの手段に利用する試みは数多く行われてきた⁽³⁾⁻⁽⁹⁾。例えば、実用化されたソ連の筋電義手⁽³⁾、加藤らのワセダハンド⁽⁴⁾、MITのボストンアーム⁽⁵⁾、ユタ州立大学のユタアーム⁽⁶⁾などはその先駆的な研究といえる。また、EMG信号は力の大きさや運動の柔らかさといった情報も含んでいることから、赤沢らは、指の屈筋・伸筋から計測したEMG信号から筋張力を推定し、電動義手の制御入力として利用することを提案している⁽⁷⁾。Itôらは全波整流平滑後のEMG信号から筋力を推定し、超音波モータ駆動型の前腕義手の制御を試みた。この義手は動作速度や把持力を3段階で制御することができる⁽⁸⁾。また、Abul-hajらは、インピーダンス制御による動力義手の制御につい

* 原稿受付 1999年9月22日。

*¹ 正員、広島大学工学部 (〒739-8527 広島市鏡山1-4-1)。*² 正員、広島大学大学院。

E-mail: tsuji@huis.hiroshima-u.ac.jp

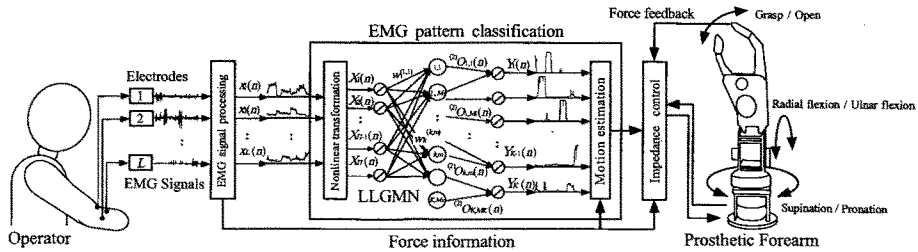


Fig.1 Structure of EMG signal processor

て、その特性を解析している⁽⁹⁾。

一方、動力義手制御を目的としたEMG信号パターンの動作識別に関する研究も活発に行われてきた。1970-80年代にはGraupeらのARモデル⁽¹⁰⁾や辻らによる多次元ARモデル⁽¹¹⁾を用いた手法などが報告されている。しかしながら、これらの研究では非線形性の強いEMG信号を線形モデルにあてはめていたために識別能力に限界があった。近年では非線形画像を学習的に獲得できるニューラルネットワークを利用する試みがKelly⁽¹²⁾をはじめとして数多く行われている⁽¹³⁾⁻⁽¹⁴⁾。しかしながら、ここで紹介した従来研究における義手制御のほとんどは、動作識別結果に基づいて駆動関節を選択してON/OFF制御するか、1自由度のみを力推定に基づき比例制御するものであった。

これらの義手研究とは別に人の運動特性の解明、あるいは人間・機械システムへの応用を目的として、生理学の立場から筋活動の計測を試みる研究も行われている。例えば、Akazawaらは長母指屈筋の弾性と伸張反射活動との関係について検討した⁽¹⁵⁾。また、Gielenらは手首関節まわりの粘性が速度に依存して変化することを初めて示し⁽¹⁶⁾、Sinkjaerらは手首関節弾性が反射系の遮断によって変化することを示した⁽¹⁷⁾。

このような中、我々はこれまで人の運動特性を表すインピーダンスパラメータの計測法⁽¹⁸⁾、⁽¹⁹⁾、及びニューラルネットを利用した動作識別法⁽¹⁴⁾、⁽²⁰⁾の開発に取り組むとともに、EMG信号を利用した人間支援ロボットの構築を試みてきた⁽²¹⁾。このシステムは、ニューラルネットワークを利用することで操作者のEMG信号から前腕運動を適応的に学習・識別することが可能である。しかしながら、各関節運動の制御は、識別結果に応じたモータのON/OFF制御しか行っておらず、その制御感覚に不自然さが残っていた。

そこで本論文では、このマニピュレータシステムのエンドエフェクタとしても利用している前腕動力義手の制御に、インピーダンスモデルを導入した新しい制御法を提案する。この方法では、人のインピーダンス計測

実験から得た結果をモデルとして制御系に組み込むことにより、人間と同様な滑らかな運動を実現をすることができる。以下、2で提案する義手制御システムについて説明し、3で人の手首関節のインピーダンス計測実験について述べる。そして、4では義手制御実験の結果を示し、本手法の有効性を検討する。

2. 義手制御システム

本システムでは、操作者のEMG信号に基づいて義手の動作および力の制御を行う。まず、操作者は義手の複数の関節自由度から一つの動作（例えば、手首の背屈）を選択するとともに、その力を決定する。そして、その運動意思にしたがって筋収縮を行うことでEMG信号が発生する。この信号には、操作者のイメージした動作、力に関する情報が含まれているので、それらを推定し、義手の制御に利用する。使用した義手は、回内、回外、尺屈、桡屈、握り、開きの6動作が可能で、選択可能な動作数は6となる。また力は最大随意収縮時の力に対する割合として任意の値を指定できる。駆動関節、駆動力を推定し、義手の比例制御に用いることで人間と同様な滑らかな運動が期待できる。この一連の信号処理の流れを図1に示す。まず、電極から計測したEMG信号に前処理を施し、力推定及び動作推定を行うための特徴を抽出する。次に抽出したEMG情報を基にニューラルネットワークを用いて動作識別を行う。最後に選択された動作の基で力推定を行い、インピーダンスモデルにしたがって各関節を制御する。以下、それぞれの具体的な処理の内容と実際に使用した動力義手について述べる

2.1 EMG信号処理部 ここでは、EMG信号の前処理や特徴抽出処理について説明する。まず、前処理としてL対の電極から測定したEMG信号をA/D変換し、各チャンネルごとに全波整流した後、4次のデジタルバターワースフィルタ（カットオフ周波数 f_c [Hz]）に通す。提案するシステムを臨床場面に応用する際、EMG信号に関する特別な知識を有しない切断者が使用することを

考えると、筋の上に選択的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。提案するシステムは、ニューラルネットを導入しており、電極位置をある程度自由に装着しても、そこから計測される信号に対して適応可能である^{(21),(22)}。次に、フィルタからの信号をサンプリング周波数 f_s [Hz]で再サンプリングし、この時系列信号を $E_l(n)$ ($l = 1, \dots, L$)とする。

次に、前腕全体の活動レベルの指標としてこの信号の全チャンネルの平均 $E_\mu(n)$ を計算する。

$$E_\mu(n) = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L (E_l(n) - E_l^{st}) \dots \dots \dots (1)$$

ここで、 E_l^{st} は制御前に計測した安静時の $E_l(n)$ の平均値である。本論文では $E_\mu(n)$ があらかじめ設定した動作発生判定閾値 E_d より大きくなると、動作中と判定する。そして次式で定義する δ_k を計算しておく。

$$\delta_k(n) = \frac{E_\mu(n) - E_d}{E_k^{max} - E_d} \dots \dots \dots (2)$$

ここで、 E_k^{max} はあらかじめ計測しておいた各動作 k ($k = 1, \dots, K$)に対する最大随意収縮時の E_μ の値である。 $\delta_k(n)$ は動作 k を行っているときの筋の収縮レベル ($0 \leq \delta_k(n) \leq 1$)と見なすことができる。また、次式のように全チャンネルの和が1となるよう正規化したものを特徴パターンベクトル $\mathbf{x}(n) = [x_1(n), x_2(n), \dots, x_L(n)]^T \in \mathbb{R}^L$ として実際の動作推定に用いる。

$$x_l(n) = \frac{E_l(n) - E_l^{st}}{LE_\mu(n)} \dots \dots \dots (3)$$

2.2 動作推定部 EMG信号のパターン識別にはLog-Linearized Gaussian Mixture Network (以下LLGMNと略記)を用いる⁽²⁰⁾。この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に展開したもので、サンプルデータが従う統計分布をGMMに従って学習的に推定し、識別時に抽出したEMG信号パターンに対応する動作の事後確率を出力することができる。まず、GMMの各コンポーネントに対応する正規分布を線形演算の形で表現するために、入力ベクトル $\mathbf{x}(n)$ を次式のように変数変換する。

$$\begin{aligned} X(n) = & [1, \mathbf{x}(n)^T, x_1(n)^2, x_1(n)x_2(n), \dots, \\ & x_1(n)x_L(n), x_2(n)^2, x_2(n)x_3(n), \\ & \dots, x_2(n)x_L(n), \dots, x_L(n)^2]^T \dots \dots \dots (4) \end{aligned}$$

ネットワークの第1層はこの新たに生成された入力ベクトル $X(n)$ の次元数 $H = 1 + L(L+3)/2$ に合わせて H 個のユニットから構成される。各ユニットは恒等関数を入力関数として用いており、入力 $X_h(n)$ をそのまま出力

する。この第1層の出力に重み $w_h^{(k,m)}$ が掛け合わされ第2層に伝えられる。第1層の出力を $(1)O_h(n)$ 、第2層のユニット $\{k, m\}$ への入力を $(2)I_{k,m}(n)$ とし、出力を $(2)O_{k,m}(n)$ とすると、

$$(2)I_{k,m}(n) = \sum_{h=1}^H (1)O_h(n)w_h^{(k,m)} \dots \dots \dots (5)$$

$$(2)O_{k,m}(n) = \frac{\exp[(2)I_{k,m}(n)]}{\sum_{k'=1}^K \sum_{m'=1}^{M_{k'}} \exp[(2)I_{k',m'}(n)]} \dots \dots \dots (6)$$

となる。ただし、 $w_h^{(K,M_k)} = 0$ ($h = 1, 2, \dots, H$)とする。さらに第3層のユニット k は、第2層の M_k 個のユニットと結合しており、入出力関係は、

$$(3)I_k(n) = \sum_{m=1}^{M_k} (2)O_{k,m}(n) \dots \dots \dots (7)$$

$$Y_k(n) = (3)I_k(n) \dots \dots \dots (8)$$

と表される。この第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いる⁽²⁰⁾。したがって、最も確率が高くなる動作 k をネットワークによる識別結果とする。

ここで、曖昧な識別結果による誤動作を極力さけるため、LLGMNの出力に関するエントロピー $H(n)$ を次式により計算し識別結果の判定に利用する⁽²²⁾。

$$H(n) = - \sum_{k=1}^K Y_k(n) \log_k Y_k(n) \dots \dots \dots (9)$$

エントロピーは情報の曖昧さを表す評価値である。したがって、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、このエントロピーは、識別結果の曖昧さを示すことになり、誤識別の危険性を判断する指標となる。一般に、動作を切り替える瞬間や突発的なノイズなどが発生した場合には、EMGパターンが乱れてエントロピーが増加する傾向がある。このような場合には、誤識別となる可能性が高いため、識別保留を判定する閾値 H_d を適切に設定し、もし $H(n) \geq H_d$ であれば制御への利用を保留する。逆に $H(n) < H_d$ であれば識別結果を制御に利用する。

このネットワークは、個人差や電極位置、また疲労や発汗といったEMG信号の時間的変動に適應できる。ただし、制御前にあらかじめ対象とする各動作を順番に行い、各特徴パターンベクトル $\mathbf{x}(n)$ についての学習を行なう必要がある。この際、使用者はネットワークの学習収束を待つことになるが、その収束に要する時間が予想不可能とすると、大きな精神的負担を受けることになるだろう。そこで本論文では、この負担を軽減する

ことを目的として、学習収束に要する時間を使用者があらかじめ設定できる独自の学習則を導入した⁽²¹⁾。この方法は、評価関数の平衡点を漸近安定なターミナルアトラクタとすることで、設定した有限時間内に評価関数を平衡点（グローバルミニマムまたはローカルミニマ）に収束させることができる。これにより、学習の終了時間を明確に予想でき、使用者は安心してその収束を待つことができる。なお、論文中の実験では、学習時間は1分程度であった。

2.3 インピーダンス制御部 巧みな作業を実現する人間の手の運動は、剛性、粘性、慣性要素からなるインピーダンスモデルを使って表現することができる⁽¹⁸⁾。したがって、人間の前腕部のインピーダンス特性を義手制御に応用できれば、より人間の手に近い前腕部の運動が実現できる可能性がある。ここでは、動作時に各チャンネルから計測されたEMG信号を用いてそのときの関節インピーダンスをモデル化し、インピーダンス制御の導入を試みた。

まず、マニピュレータの関節 j まわりの運動方程式を、

$$I_j \ddot{\theta}_j + B_j(\alpha_j) \dot{\theta}_j + K_j(\alpha_j)(\theta_j - \theta_j^0) = \tau_j - \tau_j^{ext} \quad (10)$$

と定義する。ただし、 I_j , $B_j(\alpha_j)$, $K_j(\alpha_j)$ はそれぞれ関節 j まわりの慣性モーメント、粘性、及び剛性である。特に粘性と剛性については筋活動に伴う特性の変化を表現するため、筋の活動レベルを表す α_j の関数とした。また、ただし、 θ_j , θ_j^0 はそれぞれ関節角度とその平衡位置、 τ_j は関節トルク、 τ_j^{ext} は外力である。ここで、動作 k を行っているときに駆動する関節を j とすると、 α_j と関節トルク τ_j は特徴抽出時に得られた δ_k からそれぞれ、

$$\alpha_j(n) = \delta_k(n) \quad \dots\dots\dots (11)$$

$$\tau_j(n) = \delta_k(n) \tau_k^{max} \quad \dots\dots\dots (12)$$

として計算することができる。ここで、 τ_k^{max} はあらかじめ設定した動作 k 時の関節トルクの最大値である。ただし、動作中に識別結果が保留となった場合は、 $\tau_j(n) = \tau_j(n-1)$ とし、一つ前の時刻の値を維持するようにした。

以上の計算結果を用いて、図2のようにインピーダンスフィルタ部で前腕部の各目標関節角度を計算し、追従制御部により各関節を制御する。ただし、図中の K_p, K_i, K_d は比例、積分、微分ゲインを表す。これにより、前腕の運動をインピーダンスモデルに基づいて制御することができる。この方法は、人間の腕の動きに近い運動特性を実現でき、操作者に自然な制御感覚をもたらすことが可能である。現システムでは指先のみであるが、圧力センサを装着しているため外力に応答することもできる。

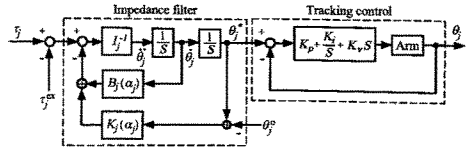


Fig.2 Impedance control system

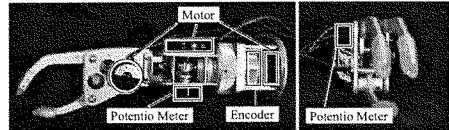


Fig.3 Prosthetic forearm

2.4 前腕動力義手部 図3に使用した超音波モータ駆動型義手⁽⁸⁾の写真を示す。大きさは成人の手とほぼ同サイズであり、重量は約1[kg]である。この義手は、3関節（手首の回内/回外、尺屈/橈屈、手先の握り/開き）を有しており、各軸に超音波モータ（株）新生工業製）を使用している。また、手首の回内・回外にはエンコーダ、手首の尺屈・橈屈及び手の開閉にはポテンシオメータを角度センサとして取り付けている。超音波モータのドライバには電圧/周波数コンバータが内蔵しており、電圧指令値を変化させることで超音波モータの駆動速度を制御することが可能である。超音波モータは、その駆動周波数領域によりモータ駆動音が殆ど人の耳に聞こえないため、操作時の不快音を減少することができる。また低回転で高トルクを発生できることや、駆動電力の供給を停止すると自己保持トルクにより駆動軸をロックできるなど、優れた特性を有している。

3. 人の手首インピーダンスの計測

義手をインピーダンス制御することは自然な動作の実現に有効な手法の一つであるが、実際に用いるインピーダンスパラメータをどのように設定すればよいか大きな問題となる。そこで本論文では、実際に人の手首関節のインピーダンスを計測しそのモデル化を行うことで、より人に近いインピーダンス制御を実現する。

3.1 計測法 インピーダンス計測法には辻ら⁽¹⁹⁾の手法を用いる。この手法は関節まわりの慣性モーメント、粘性、剛性の各パラメータを同時に求めることができる。

まず、被験者が水平面内で手首の単関節運動を行っている場合を考える。このとき、被験者の手首関節まわりの動特性はインピーダンスモデルを用いて次のように近似できる。

$$I_h \ddot{\theta}(t) + B_h \dot{\theta}(t) + K_h \theta(t) = \tau(t) \quad \dots\dots\dots (13)$$

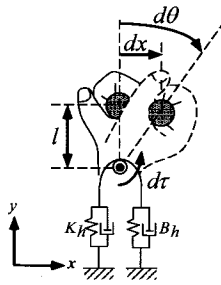


Fig.4 Impedance model of the wrist joint

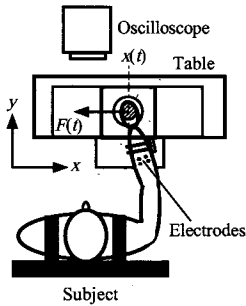


Fig.5 Experimental apparatus

ここで、 $\theta(t)$ は手首の関節角度、 $\tau(t)$ は関節トルク、 I_h 、 B_h 、 K_h はそれぞれ手首関節まわりの慣性モーメント、粘性、剛性である。

次に、この手首関節に強制的な微小変位を加える(図4参照)。このときの強制変位印加時刻を t_0 とすると、

$$I_h \ddot{\theta}(t_0) + B_h \dot{\theta}(t_0) + K_h \theta(t_0) = \tau(t_0) \dots\dots\dots (14)$$

が成り立つ。したがって、(13)、(14)式より次式を得ることができる。

$$I_h d\ddot{\theta}(t) + B_h d\dot{\theta}(t) + K_h d\theta(t) = d\tau(t) \dots\dots\dots (15)$$

ただし、 $d\theta(t) = \theta(t) - \theta(t_0)$ 、 $d\tau(t) = \tau(t) - \tau(t_0)$ である。この(15)式が強制変位印加中の各時刻($t = t_0, t_1, \dots, t_n$)において成立するので、この n 個の等式から最小自乗法を用いて関節インピーダンス I_h 、 B_h 、 K_h を推定することができる。

人間の手首関節のインピーダンス特性は非線形的に変化する。この主な要因は、人間の随意的な関節角度変化や筋収縮変化によるものである。これらの特性をすべてモデル化することが理想だが、運動中は(13)~(15)式のモデル中に時変なパラメータが数多く存在するため、その全てを推定することは極めて困難となる。そこで本論文では、まず筋収縮によるインピーダンス特性の変化に注目し、様々な収縮レベルで等尺性の筋収縮を行った際のインピーダンスパラメータを推定した。

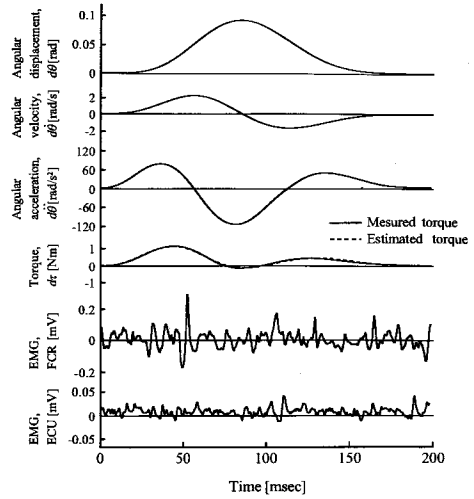


Fig.6 A typical example of measured results for human wrist during maintaining posture

実験では、図5のように被験者をテーブルの正面に座らせ、プラスチック製のギプスにより手をハンドルに固定した。実験中、被験者の手首関節の屈筋および伸筋からの表面EMGを記録した。被験者には、姿勢を中立位に保持し、等尺性に手首関節を屈曲および伸展の方向に収縮させるよう教示した。上肢切断の場合は、筋の片側を断端部に固定することがほとんどで筋収縮は等尺性に近い条件下でおこるため、このような方法で切断者を模擬したモデリングが期待できる。また、屈筋、伸筋の収縮レベルを変化させるために、被験者の前方に設置したオシロスコープ上に屈筋と伸筋のEMGを表示した。

ここで、実際に計測できるのは図5に示すように x 軸方向への手先変位 $x(t)$ と手先力 $F_x(t)$ であるから、手首関節角度 $\theta(t)$ は

$$\theta(t) = \sin^{-1}(x(t)/l) \dots\dots\dots (16)$$

で近似し、関節のトルク $\tau(t)$ は

$$\tau(t) = lF_x(t) \dots\dots\dots (17)$$

とした。ただし、 l は手先から手首関節中心までの距離である。

3.2 結果と解析 健康な成人男子4名を対象に実験を行った。図6に計測した波形の一例を示す。この図は、被験者の手首関節に対して、伸展方向に強制変位を加えた場合の結果である。上から順に、角度 $d\theta(t)$ 、角速度 $d\dot{\theta}(t)$ 、角加速度 $d\ddot{\theta}(t)$ 、手首関節トルク $d\tau(t)$ 、橈側手根屈筋(FCR)および尺側手根伸筋(ECU)からのEMGの時間波形を表す。 $d\theta(t)$ 、 $d\dot{\theta}(t)$ 、 $d\ddot{\theta}(t)$ と推定した関節イン

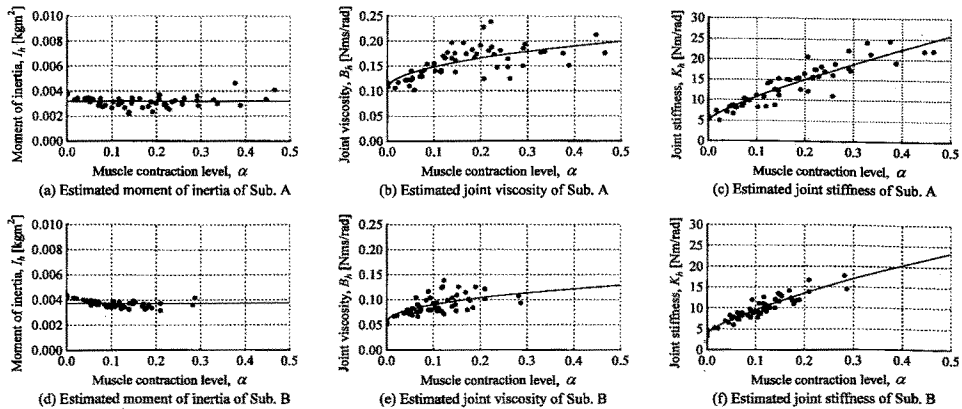


Fig.7 Estimated impedance parameters of human wrist joints

ピーダンス I_h, B_h, K_h を用いて(14)式から計算した手首関節のトルク (点線) は, 実測値 (実線) とよく一致していた。このことから, (13)~(14)式で表現される被験者のインピーダンスモデルを精度良く推定できたことが分かる。

また, 図7は筋の収縮レベル α と計測した関節インピーダンスの関係で, 2名の被験者についての結果を示している。ここで, α は各チャンネルの整流平滑後のEMGの振幅和を最大振幅の和で正規化した値 ($0 \leq \alpha \leq 1$) であり, 図中の黒丸は実験による観測値を表わす。図から, 慣性モーメントはほぼ一定, 粘性, 及び剛性は筋の収縮レベルとともに緩やかな増加傾向を示していることが分かる。

そこで, 筋収縮レベルと手首関節まわりの粘性, 剛性との関係を次式のような非線形モデルを用いて近似した。

$$\hat{B}_h(\alpha) = b_1\alpha^{b_2} + b_3 \dots\dots\dots (18)$$

$$\hat{K}_h(\alpha) = k_1\alpha^{k_2} + k_3 \dots\dots\dots (19)$$

$\hat{K}_h(\alpha), \hat{B}_h(\alpha)$ はそれぞれ手首関節まわりの粘性及び剛性の予測値を表す。 k_i, b_i ($i = 1, 2, 3$) は定数で, k_3, b_3 は筋弛緩時の粘弾性に相当する。図7の図中の実線は観測値を基に(18), (19)式から最小自乗法により求めた関節インピーダンスである。図からかなりのバラツキが見られるものの, 粘性, 剛性の特徴は(18), (19)式である程度表現できていることが分かる。

4. 義手制御実験

4.1 実験条件 実験条件としては, パタワースフィルタのカットオフ周波数を $f_c = 3.0[\text{Hz}]$, 信号処理及び

Table 1 Impedance parameters used in the experiments

Joint, j	Motion (4)	$k_{j,1}$	$k_{j,2}$	$k_{j,3}$	$b_{j,1}$	$b_{j,2}$	$b_{j,3}$	i_j
1	Pronation (1) / supination (2)	32.0	0.6	3.2	0.14	0.2	0.110	0.002
2	Ulnar flexion (3) / radial flexion (4)	32.8	0.6	3.2	0.14	0.2	0.144	0.004
3	Open (5) / close (6)	0.90	0.6	0.3	0.08	0.2	0.090	0.001

制御のサンプリング周波数を $f_s = 1000[\text{Hz}]$ とした。また, 前節で示した人の手首関節インピーダンスの計測結果より, 制御に用いるインピーダンスパラメータを次式のように決定した。

$$I_j = i_j \quad [\text{kgm}^2] \dots\dots\dots (20)$$

$$B_j(\alpha_j) = b_{j,1}\alpha_j^{b_{j,2}} + b_{j,3} \quad [\text{Nms/rad}] \dots\dots\dots (21)$$

$$K_j(\alpha_j) = k_{j,1}\alpha_j^{k_{j,2}} + k_{j,3} \quad [\text{Nm/rad}] \dots\dots\dots (22)$$

ここで, $j = 1, 2, 3$ は関節番号で, 式中の各定数は表1に示す値とした。ただし, 人から推定したインピーダンスパラメータは現段階においては手首関節 ($j = 2$: 掌屈/背屈) のみであり, 他の関節に関しては手首関節を目安として試行錯誤的に決定した。

被験者は健康な成人男子大学生とした。なお, この実験では被験者の手首関節の運動と義手の駆動関節の動作を比較するために, 被験者の手首関節は固定しなかった。この場合, 関節運動によって(20)~(22)式に示すインピーダンスパラメータが若干変化することが考えられるが, この関節運動の影響は筋収縮レベルによる影響に比べて小さいと考え, 無視することにした。

4.2 インピーダンス制御 まず, 計測したインピーダンスパラメータの妥当性を検討するため, EMG信号による義手のインピーダンス制御と人の手首関節運動を比較した。図8に示すように被験者に掌屈/背屈動作を行なわせ, そのときの手首関節角度とEMG信号を測定する。このEMG信号から筋収縮レベル α_j を求め,

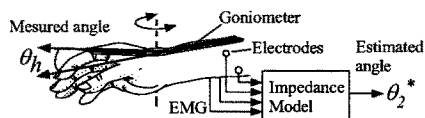


Fig.8 Estimation of the joint angle from EMG signals based on bio-mimetic impedance model

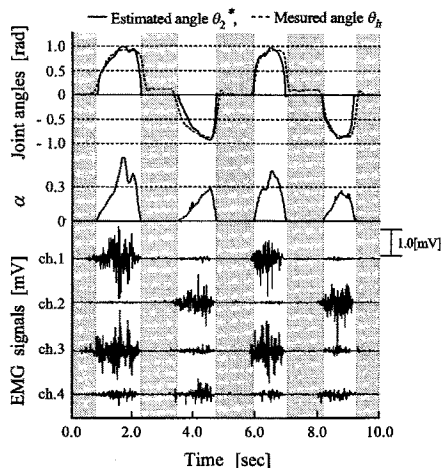


Fig.9 Comparison between the estimated and measured angles of the wrist joint

(10)~(12)式を用いて義手の関節角度 θ_j^* (図8参照)を求めた($j=2$)。図9にその結果を示す。ただし、電極数は屈筋側と伸筋側に各2つの計4つ($L=4:1$ ch. Flexor Carpi Radialis, 2ch. Flexor Carpi Ulnaris, 3ch. Exten Carpi Radialis, 4ch. Brachioradialis)とし、対象動作を2動作($k=2$)、また動作発生の判定閾値をできるだけ低く設定した($E_d=0.17$)。図から、計測した人の手首運動とインピーダンスモデルから求めた関節角度がよく一致しており、EMG信号による関節角度の推定が十分可能であることが分かる。

次に、外力による応答特性を調べるため、筋弛緩時($\alpha_j=0$)に義手の手先部の先端に取り付けた圧力センサ((株)ヨコハマイメージシステム)を人の指で押し、そのときの義手の手先部の運動を調べた。図10に結果を示す。図中、関節角度の実線はインピーダンスモデルから求めた義手の目標関節角度 θ_3^* 、点線は実現した角度 θ_3 である(図2参照)。外力に応じて義手の手先部の位置が滑らかに変化している様子がわかる。図9では、手首関節角度(計測値)と目標関節角度(推定値)間の遅れはわずかであったが、図10では遅れが大きくなっている。EMG信号から手首関節角度を推定する時間に比べて、義手制御における応答遅れが大きいことが分かる。

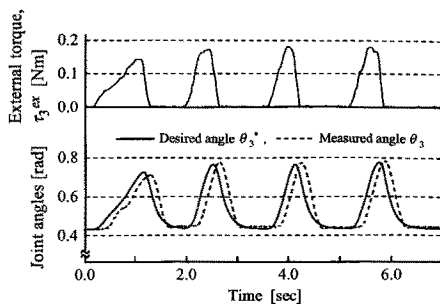


Fig.10 Changes of joint angles of finger part corresponding to the external torque

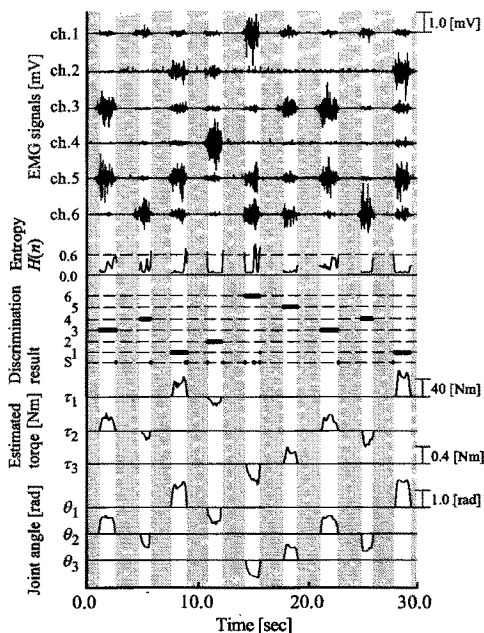


Fig.11 An example of experimental results

ただし、これは義手を制御する追従制御部のPIDゲインを低い値($K_p=0.16, K_i=0.001, K_d=0.006$)に設定しているためである。本論文で使用した義手は超音波モータ駆動であるため、あまりゲインを大きくすると義手の動きがぎこちなくなり使用者に違和感を与える可能性がある。PIDゲインを低い値に設定したのはこの可能性を避けるためである。

4.3 義手制御 最後に、EMG信号に基づく前腕動力義手の制御実験を行った。ここでは、電極数を $L=6$ (1ch. Flexor Carpi Radialis, 2ch. Triceps Brachii, 3ch. Exten Carpi Radialis, 4ch. Biceps Brachii, 5ch. Brachioradialis, 6ch. Flexor Carpi Ulnaris)、対象動作数を $k=6$ (手首の掌屈/背屈、前腕の回内/回外、手の握り/開き)

とし、動作発生の判定閾値を $E_d = 0.3$ 、エントロピーの閾値を $H_d = 0.6$ とした。このときの結果の一例を図 11 に示す。上からそれぞれ、計測した EMG 信号、エントロピー $H(n)$ 、動作推定結果、関節トルク τ_j 、関節角度 θ_j を示しており、陰影をつけた領域は動作が起こっていないと判断した区間である。図から EMG 信号が精度良く識別されていることが分かる。動作を切り替える瞬間などでは、エントロピーを利用した識別保留が効果的に機能している。また、EMG 信号に基づいた筋力推定も正しく実行され、連続的なトルクの変化のもとで前腕部の滑らかな制御が実現されていることが分かる。

5. 結言

本論文では、上肢切断者のための前腕筋電義手の自然な制御の実現を目的として、新たな前腕義手制御方式を提案した。この方法は、EMG 信号から動作推定及び筋力推定を同時に行うことにより、義手の各関節をインピーダンス制御し、滑らかな運動を実現するというものである。また、実際に人の手首関節のインピーダンスの計測実験を行いインピーダンス特性をモデル化するとともに、その結果を実際の義手制御へ応用した。人の関節インピーダンス推定実験の結果、粘性、剛性は筋の収縮レベルに依存して非線形に変化することが分かった。さらに義手の制御に関しては、EMG 信号に基づく動作推定及び筋力推定による比例制御が可能で、ほぼ人の手に匹敵する運動特性を実現できることが明らかになった。

今後は、義手の手先部以外の関節に圧力センサなどを装着するとともに、電極数の軽減を図ることでより自然で操作負担の少ないシステムの構築を行なう必要がある。また、屈筋と伸筋の特性を考慮したインピーダンス制御法を導入することにより、より人に近い運動特性の実現を目指していく予定である。

なお、本研究の一部は(財)大川情報通信基金、およ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, (1992), 医歯薬出版.
- (2) N. Wiener, CYBERNETICS or Control and Communication in the Animal and the Machine, (1948), MIT Press.
- (3) 加藤一郎, 人間の手足の制御, (1968), 学献社.
- (4) 加藤一郎, 統人間の手足の制御, (1973), 学献社.
- (5) R. B. Jerard, T. W. Williams and C. W. Ohlenbusch, Practical Design of an EMG Controlled Above Elbow Prosthesis, Proc. of Conf. Eng. Devices for Rehabilitation, (1974), p. 73.
- (6) S. C. Jacobson et al., Development of the Utah Artificial Arm, IEEE Trans. Biomedical Eng., Vol. 29, No. 4, (1982), pp. 249-269.
- (7) 赤澤聖造, 滝沢文則, 林義昭, 藤井克彦, ヒトの運動制御機構を模擬した義手の制御方式および筋電位処理方式の開発, バイオメカニズム 9, 東京大学出版会, (1988), pp. 43-53.
- (8) K. Ito, T. Tsuji, A. Kato and M. Ito, An EMG Controlled Prosthetic Forearm in Three Degrees of Freedom Using Ultrasonic Motors, Proc. of the Annual International Conf. the IEEE Eng. in Medicine and Biology Society, Vol. 14, (1992), pp. 1487-1488.
- (9) C. J. Abul-haj and N. Hogan, Functional Assessment of control systems for cybernetic elbow prostheses-Part I, Part II, IEEE Trans. Biomedical Eng., Vol. 37, No. 11, (1990), pp. 1025-1047.
- (10) D. Graupe, J. Magnussen and A. A. M. Beex, A Microprocessor System for Multifunctional Control of Upper Limb Prostheses via Myoelectric Signal Identification, IEEE Trans. Automatic Control, Vol. 23, No. 4, (1978), pp. 538-544.
- (11) 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, 電子情報通信学会論文誌, Vol. J70-D, No. 1, (1987), pp. 207-215.
- (12) M. F. Kelly, P. A. Parker and R. N. Scott, The Application of Neural Networks to Myoelectric Signal Analysis: A preliminary study, IEEE Trans. Biomedical Eng., Vol. 37, No. 3, (1990), pp. 221-230.
- (13) 平岩明, 内田典佳, 下原勝憲, 曾根原登, 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識別, 計測自動制御学会論文集, Vol. 33, No. 2, (1994), pp. 216-224.
- (14) 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, 電気学会論文誌 C, Vol. 112-C, No. 8, (1992), pp. 465-473.
- (15) K. Akazawa, T. E. Milner and R. B. Stein, Modulation of reflex EMG and Stiffness in Response to Stretch of Human Finger Muscle, Journal of Neurophysiology, Vol. 49, (1983), pp. 16-27.
- (16) C. C. A. M. Gielen and J. C. Houk, Nonlinear Viscosity of Human Wrist, Journal of Neurophysiology, Vol. 52, (1994), pp. 553-569.
- (17) T. Sinkjær and R. Hayashi, Regulation of Wrist Stiffness by the Stretch Reflex, Journal of Biomechanics, Vol. 22, (1989), pp. 1133-1140.
- (18) T. Tsuji, K. Goto, M. Moritani, M. Kaneko and P. Morasso, Spatial characteristics of human hand impedance in multijoint arm movements, Proc. of IEEE International Conf. Intelligent Robots and Systems, (1994), pp. 423-430.
- (19) 辻敏夫, 加藤荘志, 柴田智章, 金子真, 手首関節の等尺性筋収縮における伸張反射機構の動態と関節インピーダンスの変化, 計測自動制御学会論文集, Vol. 34, No. 11, (1998), pp. 1698-1705.
- (20) T. Tsuji, H. Ichinobe, O. Fukuda and M. Kaneko, A Maximum Likelihood Neural Network Based on a Log-Linearized Gaussian Mixture Model, Proc. of IEEE International Conf. Neural Networks, (1995), pp. 2479-2484.
- (21) O. Fukuda, T. Tsuji and M. Kaneko, An EMG Controlled Robotic Manipulator Using Neural Networks, Proc. of IEEE International Workshop on Robot and Human Communication, (1997), pp. 442-447.
- (22) 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播型ニューラルネットによる EMG からの前腕動作の識別, 計測自動制御学会論文集, Vol. 29, No. 10, (1993), pp. 1213-1220.