

生体信号でロボットを自在に操る

Voluntary Control of Robots Using Biosignals

辻 敏夫 島 圭介

1. はじめに

人間の能力を超えたハイパヒューマン技術を実現するためには、まず人間の能力そのものを的確に把握しておく必要がある。超えられるべき対象である人間に注目すると、従来のロボット工学において目標とされていた人間像は若くて健康な成人に限られているという事実気付く。我々の社会には、身体に障害を持つ人、何らかの病気を抱えている人、身体機能が衰えた高齢者など、様々な人間が存在している。彼らの能力を超えた支援が実現できれば、彼らのQOL (Quality of Life)を向上することが可能となる。このような技術もまた、ハイパヒューマン技術を構成する重要な要素技術であろう。

本稿では、身体障害者を対象として筆者らが取り組んできた人間支援のためのハイパヒューマン技術を取り上げ、身体から計測した生体信号によって操作可能な新しいインタフェース技術について述べる。そして、その応用例として義手形マニピュレータの制御系について概説し、近年取り組んでいる研究課題のうち、筋シナジーの概念を導入した複合動作の制御法、筋音図 (MMG: mechanomyogram) を利用した義手制御法について紹介する。

2. サイバネティックインタフェース⁽¹⁾

人間が自身の体を動かすような感覚で自由自在に機械を操ることができれば、極めて軽快な操作感が得られるに違いない。筆者らは、このような操作感覚の実現を目

指し、サイバネティックインタフェース (CI: Cybernetic Interface) と呼ぶ新しいロボット制御インタフェースの研究開発を行ってきた⁽¹⁾。図1にCIの概念を示す。

人間の筋収縮レベルに応じて発生する筋電位 (EMG: electromyogram) や、脳神経細胞の活動時に発生する脳波 (EEG: electroencephalogram) などの生体信号には、筋や脳の活動量、バランス、動作のタイミングなどの情報が含まれており、これらを精度良く推定できれば、有用なインタフェースチャネルとして利用することが可能となる。CIではこれらの生体内部の情報に根ざしたインタラクションにより、人間と機械との間にこれまでにない一体感を生むことが期待できる。システムの出力は、操作者にフィードバックされるとともにCIへの教師信号となり、システム全体が最適に機能するように適応学習を行う。CIは、

- ① 生体信号の計測と特徴抽出
- ② 運動意図の推定
- ③ バイオミメティック制御

の3要素で構成される。以下、それぞれについて説明する。

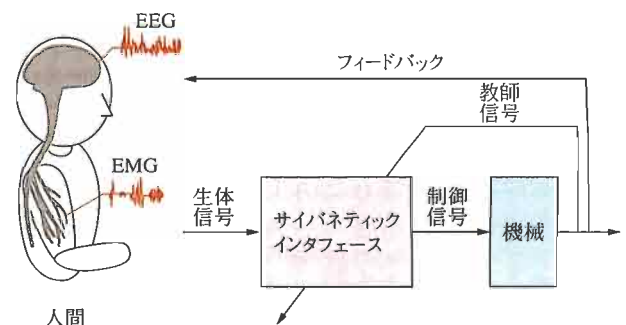


図1 サイバネティックインタフェースの基本概念 人間から発生する生体信号を入力とし、システム全体が適応的に変化して人間と機械の間の優れたインタラクションを実現する。

辻 敏夫 正員 広島大学大学院工学研究科複雑システム工学専攻

E-mail tsuji@bsys.hiroshima-u.ac.jp

島 圭介 学生員 広島大学大学院工学研究科複雑システム工学専攻

E-mail keisuke@bsys.hiroshima-u.ac.jp

Toshio TSUJI, Member (Graduate School of Engineering, Hiroshima University, Higashihiroshima-shi, 739-8527 Japan) and Keisuke SHIMA, Student Member (Graduate School of Engineering, Hiroshima University, Higashihiroshima-shi, 739-8527 Japan).

電子情報通信学会誌 Vol.90 No.10 pp.854-858 2007年10月

2.1 生体信号の計測と特徴抽出

前述のように、EMG 信号や EEG 信号などは人間の生理現象や内部状態を反映しており、そこから運動意思や運動量を抽出できる可能性がある。

筆者らは、これら生体信号から動作の活動量、動作のタイミング、及び動作の協調パターンを特徴量として抽出することを目的とし、生体信号に対する様々な処理法を提案してきた^{(2)~(5)}。例えば EMG 信号に対しては、信号の全波整流、高域遮断フィルタによる平滑化処理を施し、振幅のエンベロープを抽出している^{(2)~(3)}。また、最大随意収縮時の値を用いて正規化することで、筋の活動レベルを 0~1 で評価できる。一方、EEG 信号に対しては高速フーリエ変換やウェーブレット変換を用いた特徴抽出法を提案している^{(4)~(5)}。

2.2 運動意図の推定

人間の動作は複数の筋の協調によって成り立っており、これらの筋の活動量とその時間的変化を計測できれば、筋の協調のバランスをパターンとして評価することができる。生体信号のパターンはある統計的な分布に従うと考えることができるため、そのパターン分布をモデル化することで、人の運動意図を推定することが可能となる。

生体信号のパターン識別に関する研究は、1970 年代ごろから活発に行われており、中でも Rumelhart ら⁽⁶⁾による誤差逆伝搬形ニューラルネットワークの提案以来、非線形写像を学習的に獲得する手法が盛んに試みられるようになった。しかしながら、非線形・非定常な生体信号を誤差逆伝搬形ニューラルネットワークでモデル化するには、大規模なネットワーク構造が必要になったり、学習がローカルミニマに頻繁に陥ったりするため、実際の制御システムにおける十分な識別精度の実現は困難であった。

一方、筆者らは生体信号のモデル化に適した既知構造をニューラルネットワークにあらかじめ内包し、学習能力の向上やネットワークの構造決定を支援する手法を提案してきた。独自に構築したニューラルネットワークには、Log-Linearized Gaussian Mixture Network (LLGMN)⁽⁷⁾、そのリカレントタイプである Recurrent-LLGMN (R-LLGMN)⁽⁸⁾などがある。LLGMN は統計モデルの一つである混合正規分布モデルを、R-LLGMN は時系列信号のモデル化に有効な隠れマルコフモデル (HMM: Hidden Markov Model) を導入したことにそれぞれ相当する。LLGMN は時間変化の少ない定常パターンのモデル化に適し、R-LLGMN はダイナミックに時間変化する非定常パターンのモデル化に適する。

2.3 バイオミメティック制御

生体信号から運動の意図が読み取れたとしても、制御

対象を生物のように滑らかに制御できなければ、操作者の操作感覚には大きな違和感が生じてしまう。そこで、CI では、生体運動特性を剛性、粘性、慣性からなる機械インピーダンスを用いてモデル化し、人間のインピーダンス特性を模擬して制御対象であるロボットを制御するというバイオミメティック制御法を導入している⁽⁹⁾。

筆者らはこれまでに、実際の人間の手首関節を強制的に微小回転させ、人間の手首関節モデル及び筋モデルから算出した運動方程式のパラメータを数値的に求めることで、粘弾性係数と筋活動の関係を実験的に推定することに成功した⁽¹⁰⁾。そして、その推定結果を電動義手の制御に導入することで、人間の手首関節に近い非常に滑らかな制御感覚が得られることを確認している⁽⁹⁾。

3. 義手形マニピュレータの制御

ここでは、障害者支援を目的として CI を義手形人間支援マニピュレータの制御に応用した事例を紹介する。図 2 にマニピュレータの制御系を示す。制御法には、(a) EMG 制御方式と (b) MMG 制御方式の 2 種類がある。

3.1 EMG 制御方式

まず、基本となるのが EMG 制御方式である^{(2)~(3)}。EMG 制御方式では、EMG 信号から各筋の活動レベルを特徴抽出し、ニューラルネットワークを用いて手の“開き”、“曲げ”などの単一の動作をパターン識別してマニピュレータの制御を行う。

図 3 に制御風景を示す。マニピュレータのエンドエフェクタ部分（前腕部）は電動義手を使用しており、前腕切断者の断端部に取り付けることもできる。電動義手は、ニューラルネットワークの識別結果と人間の関節運動モデルに従って制御を行うことで自然な動作を実現している。また前腕部を支える卓上形マニピュレータのアーム部分（上腕部）は、三次元位置センサを用いて計測した上肢の運動信号に基づいて制御を行う。操作者の手先位置とマニピュレータ上腕部を対応付けることで、操作者は自身の身体運動を用いてマニピュレータを自由に操作できる。

ここで、EMG 制御方式では電動義手の多自由度制御問題を筋電パターンの動作識別問題に帰着させており、パターン識別可能なクラス数と義手の動作数が直接対応していた。そのため、“開きながら曲げる”といった複合動作を行う場合、対象とする動作数の増加によって膨大な学習サンプル数や学習時間が必要となり、システムや操作者への負担が増加してしまう問題があった。

そこで筆者らは、筋シナジーと呼ばれる概念を用いた複合動作のパターン識別手法を開発した⁽¹¹⁾。筋シナジーは筋の共同現象を意味しており、人間の運動は複数の筋シナジーの組合せで表現できると考えられている⁽¹²⁾。

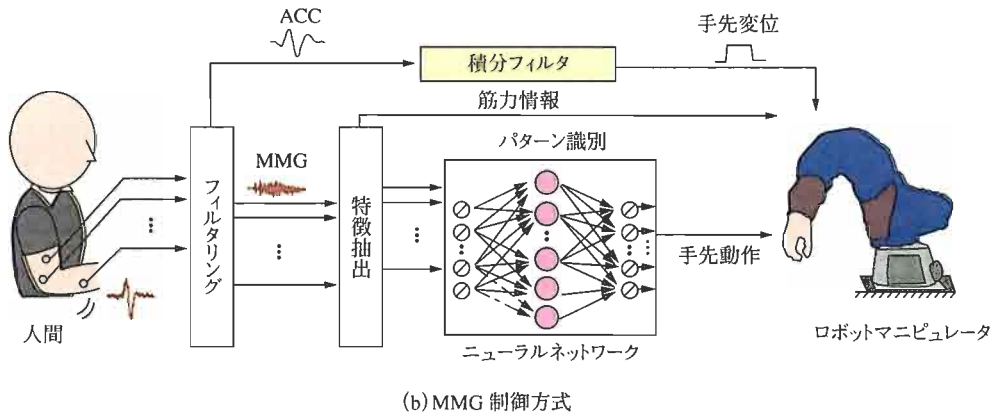
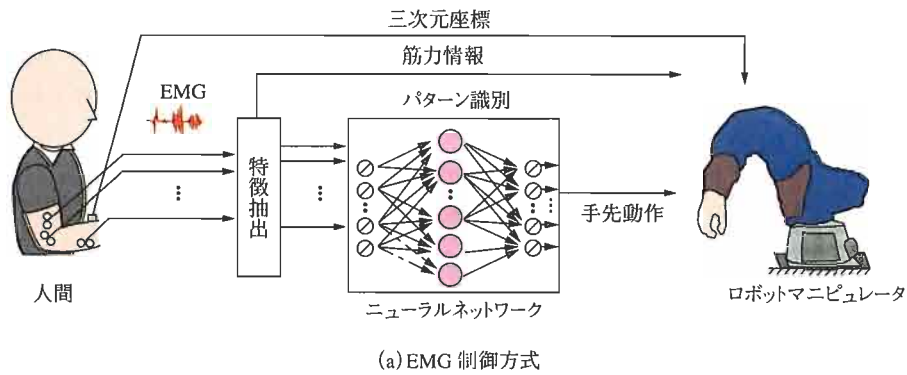


図2 義手形マニピュレータの制御系 EMG センサと三次元位置センサを用いる EMG 制御方式と、加速度センサを用いる MMG 制御方式がある。



図3 マニピュレータの制御風景 (EMG 制御方式) EMG 信号から抽出した筋活動レベルによって電動義手を制御し、三次元位置センサを用いて計測した上肢の運動信号に基づいて卓上形マニピュレータを制御する。

単一の動作の EMG 信号を用いた筋シナジーパターンは次式のように表現できる⁽¹²⁾。

$$u(t) = \sum_j a_j s_j(t - d_j) \quad (1)$$

ここで、 $u(t) \in \mathcal{R}^L$ は整流平滑後の EMG 信号、 L はチャンネル数、 a_j は重み係数、 $s_j(t) \in \mathcal{R}^L$ は筋シナジーパターン、 d_j は時間シフトである。ただし、 $s_j(t)$ の物理的、力学的解釈は困難で、 $s_j(t)$ を求めても未知の複合動作を予測することは難しい。そのため筆者らは、リカレントニューラルネットワークを利用した時系列 EMG パ

ターンの正規直交変換を導入することにより、 M 個の単一動作に対応する筋シナジーパターンを M 次元ベクトル空間の正規直交基底ベクトルに変換し、複合動作を M 個の基底ベクトルの線形和として表現する方法を提案した⁽¹¹⁾。これにより、複合動作時の EMG パターンから各単一動作に対応する重み係数を求めることで、複合動作を複数の単一動作の組合せとして実現することが可能となる。

上腕切断者による複合動作の制御風景を図4に示す。この制御法では、“開き”や“曲げ”などの単一動作に加えて、“開きながら背屈”や“握りながら掌屈”といった複合動作を実現できる。また、各単一動作に対する重み係数は R-LLGMN を用いて学習的に獲得でき、学習は単一動作のサンプルのみを用いて実現可能である。そのため、操作者やシステムの負担を大幅に軽減することが可能となる。

3.2 MMG 制御方式

EMG 制御方式は、操作の自由度が高い反面、長時間使用時には疲労や発汗などで識別精度が低下する場合がある。また、上腕部と前腕部の同時制御には2種類のセンサを組み合わせるの必要があり、装置が複雑になってしまうという問題もあった。

そこで、生体信号の一種である MMG 信号を利用した制御法を新たに考案した⁽¹³⁾。MMG 信号は筋の収縮に



図4 複合動作の制御風景 (EMG 制御方式) 筋シナジーの概念を用いた複合動作の表現法により, “開き” などの単一動作に加えて “開きながら背屈” のような複合動作を実現できる。

伴って発生する機械的な振動を表しており, EMG 信号と同様, 筋の収縮レベルに従って信号の振幅が変化するが, 発汗などの皮膚インピーダンス変化の影響は受けない。そのため, 動力義手の新しい制御信号として利用できる可能性がある。

MMG 制御方式の制御風景を図5に示す。この制御方式では, 腕に加速度センサを装着し, MMG 信号と上肢運動の加速度 (acceleration: 以下, ACC 信号と呼ぶ) の二つの信号を同時に計測する。そして, 計測した信号から帯域フィルタを用いて操作者の MMG 信号と ACC 信号を抽出する。マニピュレータ前腕部は, MMG 信号から各筋の活動レベルを抽出し, ニューラルネットワークを用いた手先動作の識別により制御を行う。そして上肢の運動成分である ACC 信号を積分して手先の移動変位を推定し, マニピュレータ上腕部の制御を行う。

MMG 制御方式では, 加速度センサのみを用いて抽出した MMG 信号から操作者の意図する力情報を推定できるだけでなく, 上肢運動に関する ACC 信号から腕の大きな動きを同時に制御できる。また, 体表面の加速度を計測しているため, 必ずしも皮膚に直接装着する必要がなく, 操作者にストレスを与えず, 電極装着時の時間も軽減できる可能性がある⁽¹³⁾。

4. ま と め

本稿では, 生体信号を利用したロボットのインタフェース技術について説明し, その応用例として義手形マニピュレータの制御法について概説した。

機械の制御を人間が行うことを前提として考えれば,



図5 マニピュレータの制御風景 (MMG 制御方式) 加速度センサを用いることで, MMG 信号と上肢運動の加速度を同時に計測してマニピュレータの制御が可能である。

人間と機械を結び付けるインタフェース技術は極めて重要であり, 人間の能力を超えたより良い技術の獲得には, まず人間を深く知る必要がある。生体の優れた機能を研究のヒントとして考えることで, 人間にとって真に使いやすい人間支援機器が実現できるのではないだろうか。本稿では, ハイパヒューマン技術の福祉工学への応用例として筆者らの研究を紹介したが, 誌面の都合により詳しく説明できなかった事例については参考文献を参照して頂ければ幸いである。

文 献

- (1) 辻 敏夫, 福田 修, “サイバネティック・インタフェースで人間を支援する,” 計測制御, vol.45, no.5, pp.395-401, 2006.
- (2) 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.
- (3) O. Fukuda, T. Tsuji, M. Kaneko, and A. Otsuka, “A human-assisting manipulator teleoperated by EMG signals and arm motions,” IEEE Trans. Robot. Autom., vol.19, no.2, pp.210-222, 2003.
- (4) 福田 修, 辻 敏夫, 金子 真, “ニューラルネットワークによる時系列脳波パターンの識別,” 信学論 (D-II), vol.J80-D-II, no.7, pp.1896-1903, July 1997.
- (5) 高田大輔, 鳥 圭介, 辻 敏夫, “時空間フィルタリングと確率ニューラルネットワークを利用した新しい脳波パターン識別法,” 第15回計測自動制御学会中国支部学術講演会論文集, no.310, pp.114-115, 2006.

- (6) D.E. Rumelhart, J.L. McClelland, and R.J. Williams, "Learning internal representations by error propagation," *Parallel Distributed Processing*, D.E. Rumelhart, J.L. McClelland, and the PDP Research Group, eds., vol.I, pp.318-362, MIT Press, Cambridge, 1986.
- (7) T. Tsuji, O. Fukuda, H. Ichinobe, and M. Kaneko, "A log-linearized gaussian mixture network and its application to EEG pattern classification," *IEEE Trans. Syst. Man Cybern. C, Appl. Rev.*, vol.29, no.1, pp.60-72, 1999.
- (8) T. Tsuji, N. Bu, O. Fukuda, and M. Kaneko, "A recurrent log-linearized gaussian mixture network," *IEEE Trans. Neural Netw.*, vol.14, no.2, pp.304-316, 2003.
- (9) 辻 敏夫, 重吉宏樹, 福田 修, 金子 真, "EMG 信号に基づく前腕動力義手のバイオメテック制御," *日本機械学会論文集*, vol.66, no.648C, pp.2764-2771, 2000.
- (10) 辻 敏夫, 加藤壮志, 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, pp.1698-1705, 1998.
- (11) 村上洋介, 杉山利明, 辻 敏夫, "筋電位信号を利用したシナジーによる複合動作のパターン識別," *第 15 回計測自動制御学会中国支部学術講演会論文集*, no.619, pp.240-241, 2006.
- (12) A. d'Avella, P. Saltiel, and E. Bizzi, "Combinations of muscle synergies in the construction of a natural motor behavior," *Nat. Neurosci.*, vol.6, no.3, pp.300-308, 2003.

- (13) 辻 敏夫, 吉久智之, 島 圭介, "加速度センサを利用した義手型マニピュレータの筋音制御," *日本ロボット学会誌*, vol.25, no.6, pp.874-880, 2007.

(平成 19 年 4 月 20 日受付 平成 19 年 5 月 14 日最終受付)



辻 敏夫 (正員)

1985 広島大大学院工学研究科博士課程前期了。同年同大学助手, 1994 同助教授を経て, 2002 より同教授。工博。人間とロボットの運動制御, 生体信号解析, ニューラルネットワーク, ヒューマン・マシンシステムなどの研究に従事。



島 圭介 (学生員)

2005 広島大・工・第二類卒。2007 同大学院工学研究科博士課程前期了。現在, 博士課程後期在学中。2007 より日本学術振興会特別研究員 (DC1)。ニューラルネットワーク, ヒューマンインタフェースなどの研究に従事。