

特集：ロボティクスと神経科学

## 神経とインターフェイスするロボット

辻 敏夫

ロボットを開発するためのキーテクノロジ

「学術月報」 別刷  
日本学術振興会発行

---

---

特集：ロボティクスと神経科学

---

---

## 神経とインターフェイスするロボット

辻 敏夫

### 1. はじめに

最近のロボット技術の発展には目をみはるものがある。特にヒューマノイドタイプのロボットでは、各種のセンサを利用した感覚システム、複数のCPUと体内LANに基づく情報処理システム、全身を動かすための数多くのモータを協調制御する運動制御システムという三つのシステムを統合することにより、高度な運動制御を実現している。このような技術がさらに発展すれば、家庭内やオフィス、病院といった生活の場に人間の活動を支援、補佐するためのロボットが導入され、人間とロボットが共存するようになるのもそう遠い将来のことではないだろう。もちろん、ロボットの形態は必ずしもヒューマノイドタイプである必要はなく、ロボット身体の機能の一部を抽出したもの、またそれらを環境に直接、組み込んだものになるかもしれない。

人間の活動を支援、補佐したり、エージェントとして人間の代わりに作業を遂行するロボットには、高度な感覚、情報処理、運動機能だけでなく、人間と円滑かつ確実にコミュニケーションを取るための機能が求められる。人間に負担をかけず、人間の意思をすばやく解釈するとともに、ロボットが知りえた情報を確実に人に伝達することこそが、人間共存型

ロボットを開発するためのキーテクノロジになるといつても過言ではない。

たとえば、人間がロボットに指令を与える場合を考えよう。現在、用いられている代表的な方法は、スイッチやキーボード、マウスなどを介してのメニュー選択やコマンド入力のように離散的な情報を利用するもの、ジョイスティックやハンドルなどによる連続的なアナログ情報を利用するもの、音声、身振りなどの生体信号を利用するものの三つに大別することができる。離散的な情報を用いる方法では、確実に指令を送ることができる反面、あらかじめ選択肢を用意する必要があり、想定していなかった指令を出すことは極めて困難である。また、方向や速度、力の入れ具合などの調節も難しい。アナログ的な情報を用いる方法は連続的な制御には適しているが、その制御精度は人間のスキルに大きく依存し、特別な訓練が必要となる。これらに対して、生体信号を用いる方法は、人間にとってもっとも自然な感覚でロボットに指令を与えることが可能と考えられるため、特に自然言語やジェスチャを用いたコミュニケーション技術の確立が期待されている。

ここで、人間の脳からロボットに到る指令のパスウェイをたどってみる(図1)。スイッチやキーボード、ジョイスティックなどの操作器を利用する場合(図1(a))は、まず、大脳皮質の一次運動野から脊髄を経由した神経

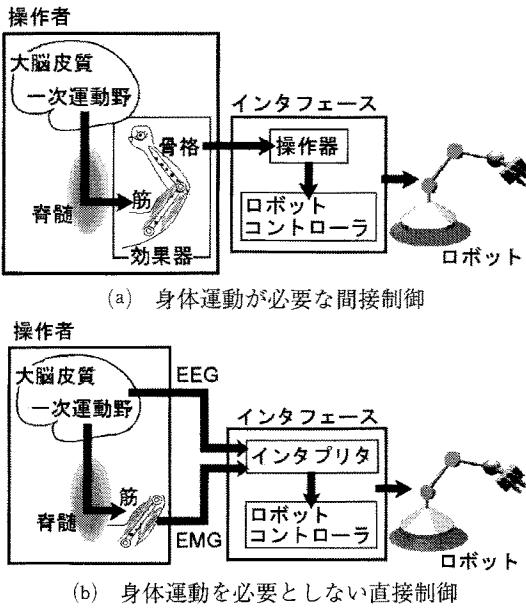


図1 人間によるロボットの操作

司令が筋を興奮させ、筋が骨格系を駆動する。そして、操作器を駆動し、所望の指令をロボットに伝える。結局、脳からみると、自分自身の身体運動、操作器を介してようやくロボットにアクセスするという間接的な操作方法である。自然言語やジェスチャによるコミュニケーションも、身体運動を伴うという意味で、やはり間接的といってもいいだろう。

では、もっとダイレクトな操作方法はないのだろうか？ 本稿ではその可能性を探る試みとして、神経信号を利用したロボットのダイレクト操作を考える。この場合の脳からロボットに到るパスウェイには、もはや人間の身体運動は必ずしも必要ではなく、情報の処理・伝達を司る神経系の先にはロボットがあるだけである（図1(b)）。特に身体障害者の運動機能を代替するロボットや遠隔操縦されるリモート・マニピュレータのようにあたかも自分の分身としてロボットを操縦したい場合には、もっとも適した操作方式であろう。もちろん、人間とロボット間のインターフェ

イスには操作系だけでなくフィードバック系も重要であるが、本稿では特に操作系に注目して最近の試みを紹介する。

## 2. 神経系によるロボットの直接制御

最近、脳の電気的活動を反映した脳波（特に誘発電位や事象関連電位）を計測し、パターン識別を行うことによりロボット制御やコンピュータ操作に利用しようという試みが活発に行われている。

これらの研究は脳波の計測法により、二つに大別することができる。第一は、表面電極を用いて頭皮から脳波を計測する方法で、装具タイプのロボット<sup>1)</sup>や移動ロボット<sup>2)</sup>の制御などのBrain-Machine Interface (BMI) やコンピュータの二者択一形式のコマンド入力<sup>3)</sup>、カーソル移動<sup>4)</sup>、文字入力<sup>5)</sup>などのBrain-Computer Interface (BCI) がある。しかしながら、いずれの方法も、識別可能なクラス数が少なく誤識別が多い、また訓練に時間がかかり日常生活での使用は困難といった問題が指摘されている<sup>6)</sup>。

これに対して第二の方法は、電極を脳内に埋め込んで神経信号の計測を行うもので、より品質の高い信号が計測できると考えられる。しかしながら、現時点ではラットやサルによる動物実験<sup>7),8)</sup>が多く、また人間を対象とした研究<sup>9)</sup>では二者択一形式のコマンド入力しか実現されていない。また、電極を脳内に埋め込むことにより、使用者に大きな負担がかかってしまう。

以上のように、脳波を利用する方法は直接的にマシンやコンピュータを操作できる可能性があるものの、現時点では人間の操作意思を抽出することが難しく、比較的シンプルな操作しかできないのが現状である。

大脳皮質の一次運動野からの神経指令は脊髄を経由して筋に到り、筋は神経指令に呼応

して放電する。この信号は筋電位と呼ばれ、振幅も1mV程度と脳波に比べて大きいため、皮膚表面からでも比較的容易に計測できる。したがって、この筋電位をロボットの操作信号として利用することができれば、神経信号を反映したロボット制御が可能となる。特に上肢切断者の場合には、切断前に上肢を動かしていたのとほぼ同じメカニズムで動力義手を操作できる可能性があり、従来から活発に研究されている。

計測した筋電位信号から義肢を制御する試みは、N. Wienerによるサイバネティクス<sup>10)</sup>の提唱以来、古くから試みられており、特に1970年代には主に線形の識別モデルを用いた動作識別法<sup>11)</sup>が活発に研究された。その後、1990年代以降はニューラルネットを利用した非線形の学習識別法の研究が主流となつた<sup>12)-17)</sup>。著者らの研究グループでは、統計構造に基づいたニューラルネット<sup>3), 18)</sup>を新たに開発し、それを用いた動作識別法をこれまでに提案してきた<sup>15)-17)</sup>。その結果、8クラス程度の識別が高精度で実現でき、リアルタイムで動作するロボットシステムを構築することが可能となった。現在では、スキルを必要とする作業の実現やアルゴリズムのLSI化なども試みている。

以上、脳波と筋電位を用いたロボット制御について紹介した。以下では、著者らの研究グループが開発した筋電位によるロボット制御方式について説明する。

### 3. 筋電位によるロボットの制御

#### 3.1 人間-ロボットインターフェイス

図2に、筋電位を用いてロボットを制御するのに必要なシステムの概念図を示す。まず、操作者の皮膚に装着した表面電極によって筋電位信号を計測し、操作者がどのような

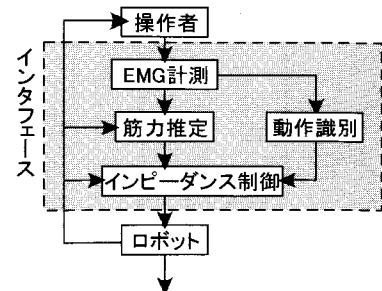


図2 人間-ロボットインターフェイス

動作を、どれくらいの力で実行したいのかという運動意思を推定する。操作者の能力には個人差が存在するし、また筋電位信号も計測部位によってパターンが大きく変化するため、本システムでは統計構造内包型ニューラルネット<sup>3), 18)</sup>を用いている。

操作者の意志を正確に推定できたとしても、マニピュレータを自分自身の腕のように制御するためには、人腕の運動特性を取り入れた制御系を設計する必要がある。そこで、本システムでは、運動のやわらかさや滑らかさを調節する人腕の関節インピーダンスマodelを導入した<sup>19)</sup>。なお、このモデルのパラメータである関節の粘弾性および慣性モーメントは、辻らが人腕から実験的に計測した値<sup>20)</sup>を用いている。

一方、把持した物体のかたさや重さといった情報は、操作者に適切にフィードバックされねばならない。これには皮膚表面への電気刺激方式<sup>21)</sup>や神経への直接刺激方式 (FES) が考えられる。操作者はこれらのフィードバック情報を用いて、ロボットを制御することになる。

結局、操作者とロボットの間にどのようなインターフェイスを構築するかによって、システム全体の操作性が大きく変化する。以下では、筋電位信号からロボットの制御信号を生成する方法について述べる。

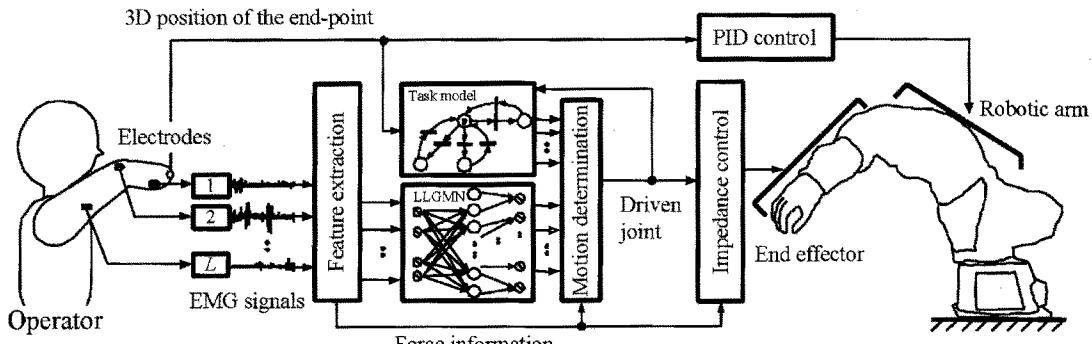


図3 筋電制御型マニピュレータ

### 3.2 筋電制御型マニピュレータ

システム構成を図3に示す<sup>16)</sup>。制御系は、アーム部を制御する系と、エンドエフェクタ部を制御する系の2系統からなる。前者の系では、三次元位置センサにより操作者の断端部の位置を計測し、その軌道にアーム部先端を追従させる。操作者の動作とアームの動作を一対一に対応させることにより、直感的な操作が実現できる。一方、後者の系では筋電位信号による制御を実現している。この方法は、複数チャンネルの筋電位信号から筋力情報と筋の協調パターンを抽出し、ニューラルネットを用いて学習的に識別する。このとき、実施する作業に応じてあらかじめ用意したタスクモデルにより、動作決定のアシストを行う（スキルアシスト）<sup>22)</sup>。推定動作の決定は、確率論に基づいて行い、エントロピーに基づくエラー防止機能を組み込んでいる。この方法では、自分自身の腕を動作させるのと同じ原理で制御指令を伝達できることから、操作者にとって自然な操作感覚が実現できる。

### 4. 障害者支援と遠隔制御

ここでは、前節で説明した筋電制御型マニピュレータを、上肢切断者の食事支援に応用した例、および健常者による遠隔作業に応用

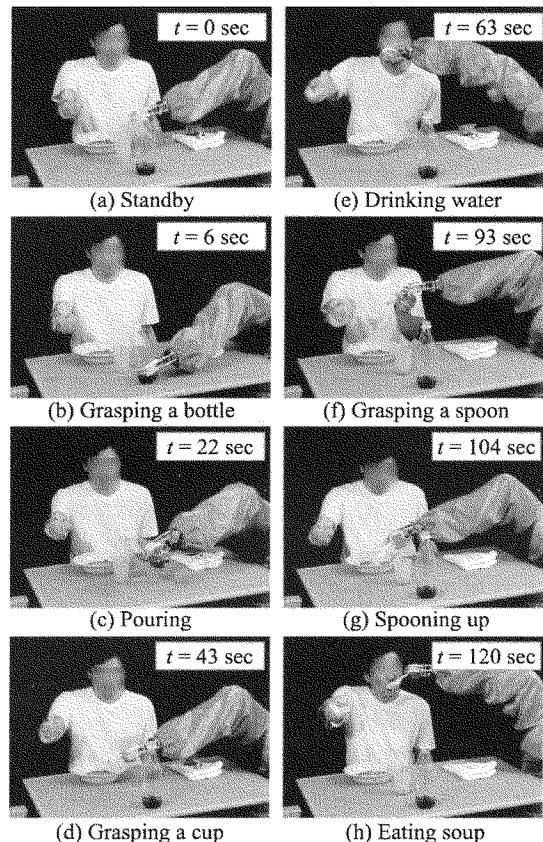


図4 上肢切断者による食事作業

した例について紹介する。

図4は食事作業支援の実施例である<sup>23)</sup>。被験者は切断者（44歳、男性）で、実験日の約3年前に事故のため右手首から15cmほどの部位で前腕を切断している。使用した電極は6対である。図4は、ペットボトルを

持ち、回外動作でコップに注ぎ、コップを持ち、コップを回内させて飲む。そして、スプーンを握らせ、回外動作でスープ皿よりスープをすくい、口元で回内動作を行うことでスープを飲むという一連の動作を実施した際の様子を示している。健常者の動作に比べると時間がかかるものの、各動作は非常にスマーズであり、誤動作は観測されなかった。

一方、図5に筋電制御型マニピュレータを2台用いて、別の部屋にあるロボットを遠隔で操作している様子を示す。操作者は健常者で、対象とした作業は、左手でボトルを持ち上げ、右手でキャップをはずした後、ボトルの中の液体を右手で把持したコップに注ぐという作業である。電極を左前腕に2対、上腕に2対、右前腕に3対、上腕に2対装着し、識別動作は左腕4動作（握り、開き、回内、回外）、右腕6動作（握り、開き、開きながら回内、握りながら回内、回内、回外）の計10動作とした。動作の識別、マニピュレータの制御とも精度よく行うことができ、筋電位による遠隔制御が十分に可能であることが示された。

## 5. おわりに

本稿では、神経信号に基づいてロボットを制御する方法について述べ、筋電位によるマニピュレータの制御例を紹介した。この方法では、従来の操作器を介した制御方法に比べて、より直接的な操作感が得られ、ロボットをあたかも自分の分身のように操ることができるのである。また、脳がこの新しい分身であるロボットをどのように認識し、使いこなしていくのかという問題も非常に興味深い。fMRIなどを利用した詳細な検討が期待される<sup>24)</sup>。

今後は、脳波を用いたより高精度なロボット制御の実現、感覚フィードバックの充実、

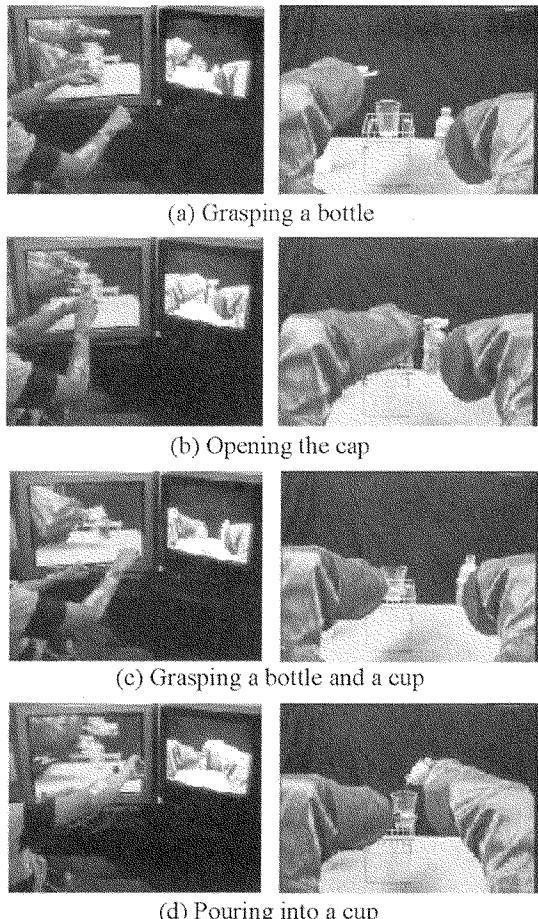


図5 双腕筋電マニピュレータの遠隔制御

麻痺肢の電気刺激制御への応用などが望まれる。

## ■ 参考文献 ■

- 1) G. Pfurtscheller, C. Guger, G. Müller, G. Krausz and C. Neuper, Brain Oscillations Control Hand Orthosis in a Tetraplegic Neuroscience Letters, Vol. 292, pp. 211-214, 2000.
- 2) 田中一男, 松永和之, 堀 滋樹, 移動ロボットの脳動制御, 電気学会論文誌, Vol. 124-C, No. 3, pp. 890-896, 2004.
- 3) T. Tsuji, O. Fukuda, H. Ichinobe and M. Kaneko, A Log-Linearized Gaussian Mixture Network and Its Application to EEG Pattern Classification, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics—Part C: Applications and Reviews, Vol. 29, No. 1, pp. 60-72, February, 1999.
- 4) J.R. Wolpaw, D.J. McFarland, T.M. Vaughan

- and G. Schalk, The Wadsworth Center Brain-Computer Interface (BCI) Research and Development Program, IEEE Trans. on Neural Systems and Rehabilitation Eng., Vol. 11, No. 2, pp. 204–207, 2003.
- 5) B. Obermaier, G.R. Müller and G. Pfurtscheller, "Virtual Keyboard" Controlled by Spontaneous EEG Activity, IEEE Trans. on Neural Systems and Rehabilitation Eng., Vol. 11, No. 4, pp. 422–426, 2003.
  - 6) M.M. Moore, Real-World Applications for Brain-Computer Interface Technology, IEEE Trans. on Neural Systems and Rehabilitation Eng., Vol. 11, No. 2, pp. 162–165, 2003.
  - 7) D.M. Taylor, S.I. Helms Tillery and A.B. Schwartz, Direct Cortical Control of 3 D Neuroprosthetic Devices, Science, Vol. 296, pp. 1829–1832, 2002.
  - 8) B.M. Yu, S.I. Ryu, G. Santhanam, M.M. Churchland and K.V. Shenoy, Improving Neural Prosthetic System Performance by Combining Plan and Pri-Movement Activity, Proceedings of the 26th Annual International Conference of the IEEE EMBS, pp. 4516–4519, San Francisco, USA, September 1–5, 2004.
  - 9) P.R. Kennedy and R.A.E. Bakay, Restoration of Neural Output from a Paralyzed Patient by a Direct Brain Connection, NeuroReport, Vol. 9, pp. 1707–1711, 1998.
  - 10) N. Wiener, CYBERNETICS or Control and Communication in the Animal and the Machine, MIT Press, 1948.
  - 11) D. Graupe, J. Magnussen and A.A.M. Beex, A Microprocessor System for Multifunctional Control of Upper Limb Prostheses via Myoelectric Signal Identification, IEEE Transactions on Automatic Control, Vol. 23, No. 4, pp. 538–544, 1978.
  - 12) M.F. Kelly, P.A. Parker and R.N. Scott, The Application of Neural Networks to Myoelectric Signal Analysis, A Preliminary Study, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol. 37, No. 3, pp. 221–230, 1990.
  - 13) 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, pp. 465–473, 1992.
  - 14) K.A. Farry, I.D. Walker and R.G. Baraniuk, Myoelectric Teleoperation of a Complex Robotic Hand, IEEE Transactions on Robotics and Automation, Vol. 12, No. 5, pp. 775–787, 1996.
  - 15) T. Tsuji, O. Fukuda, M. Kaneko and K. Ito, Pattern Classification of Time-series EMG Signals Using Neural Networks, International Journal of Adaptive Control and Signal Processing, Vol. 14, No. 8, pp. 829–848, December 2000.
  - 16) O. Fukuda, T. Tsuji, M. Kaneko and A. Otsuka, A Human-Assisting Manipulator Teleoperated by EMG Signals and Arm Motions, IEEE Transactions on Robotics and Automation, Vol. 19, No. 2, pp. 210–222, April 2003.
  - 17) N. Bu, O. Fukuda and T. Tsuji, EMG-Based Motion Discrimination Using a Novel Recurrent Neural Network, Journal of Intelligent Information Systems, Vol. 21, No. 2, pp. 113–126, 2003.
  - 18) T. Tsuji, N. Bu, M. Kaneko and O. Fukuda, A Recurrent Log-linearized Gaussian Mixture Network, IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 14, No. 2, pp. 304–316, March 2003.
  - 19) 辻 敏夫, 重吉宏樹, 福田 修, 金子 真, EMG 信号に基づく前腕筋力義手のバイオミメティック制御, 日本機械学会論文集C編, Vol. 66, No. 648, pp. 294–301, 2000.
  - 20) T. Tsuji, P. Morasso, K. Goto and K. Ito, Human Hand Impedance Characteristics during Maintained Posture in Multi-Joint Arm Movements, Biological Cybernetics, Vol. 72, pp. 475–485, 1995.
  - 21) 辻 敏夫, 伊藤宏司, 長町三生, 高橋義博, 松本好弘, 筋電操作-電気刺激フィードバック型マン・マシン制御系の動特性, 計測自動制御学会論文集, Vol. 24, No. 3, pp. 292–299, 1988.
  - 22) 辻 敏夫, 高橋恒介, 福田 修, 金子 真, 事象駆動型作業モデルを利用したEMG信号のパターン識別, 日本ロボット学会誌, Vol. 20, No. 7, pp. 771–777, 2002.
  - 23) 福田 修, 辻 敏夫, ロボティック・エイド, 人間工学, Vol. 38, No. 5, pp. 237–242, 2002.
  - 24) M. Maruishi, Y. Takana, H. Muranaka, T. Tsuji, Y. Ozawa, S. Imaizumi, M. Miyatani and J. Kawahara, Brain Activation during Manipulation of the Myoelectric Prosthetic Hand: A Functional Magnetic Resonance Imaging Study, Journal of Neuro Image, Vol. 21, No. 4, pp. 1604–1611, 2004.

辻 敏夫 (つじ としお)  
広島大学大学院工学研究科 教授