

# サイバネティック・インタフェースで人間を支援する

辻 敏夫\*・福田 修\*\*

\*広島大学 大学院 工学研究科 広島県東広島市鏡山 1-4-1  
 \*\*独立行政法人 産業技術総合研究所 実環境計測・診断研究ラボ 佐賀県鳥栖市宿町 807-1  
 \* Graduate School of Engineering, Hiroshima University, Kagamiyama 1-4-1, Higashihiroshima, Hiroshima, Japan  
 \*\* National Institute of Advanced Industrial Science and Technology, On-Site Sensing and Diagnosis Research Laboratory, Syukumachi 807-1, Tosu, Saga, Japan  
 \* E-mail: tsuji@bsys.hiroshima-u.ac.jp

キーワード：サイバネティクス (cybernetics), インタフェース (interface), 人間支援機器 (assistive device), EMG (electromyogram).  
 JL 0005/06/4505-0395 © 2006 SICE

## 1. まえがき

産業革命以来、機械は人によってさまざまな労働を行い産業活動を支えてきた。近年、その機械が稼動する環境は、産業の場だけではなく、われわれの生活空間にまで拡大し、人との関係はより親密になってきている。人間型ロボットの誕生はまさにその象徴であり、人が人を支えるようにロボットがわれわれの日常生活を支援してくれる日が来るのもそう遠い将来ではないと思われる。

人間同士のコミュニケーションに以心伝心という言葉があるように、人を支援する機械には人との親密なコミュニケーション能力が求められる。人の意思を機械に伝えるための装置は一般にヒューマン・インタフェースと呼ばれるが、真に使いやすいインタフェースの実現には、人や機械の特性を十分に考慮した設計が必要不可欠であり、情報工学や機械工学をはじめ、人間工学、生理学、心理学などさまざまな観点からの検討が繰り返されている<sup>3)</sup>。

親密なコミュニケーションは、人を理解することから始まる。われわれの体から計測可能な生体生理情報には、身体のコンドーションから情動に関する内容まで、実に複雑で豊富な情報が多岐にわたって含まれており、この信号を解析することが人の理解につながると考えられる。生体生理情報は、人と機械を結び付けていたインタフェースでは、これまであまり注目されてこなかった身体内部の情報であるが、インタフェースの新しい情報チャネルとして捉えることもでき、特に身体障害者にとっては唯一無二の意思伝達手段となることもある。

本解説では、この生体生理情報に基づくインタフェース技術と、それを利用した人間支援機器の制御技術について論じる。まず、生体生理情報の中でも活動筋から発生する筋電位信号 (electromyogram: 以下 EMG と略記) に注目し、その発現機序や応用分野について説明する。つぎに、著者らがサイバネティック・インタフェースと称してこれまでに研究開発してきた技術について紹介し、EMG の計測・解析のテクニックやそのインタフェース応用を具体的に解説する。さらに、サイバネティック・インタフェースを利用した人間支援機器の制御について、これまでに取り組ん

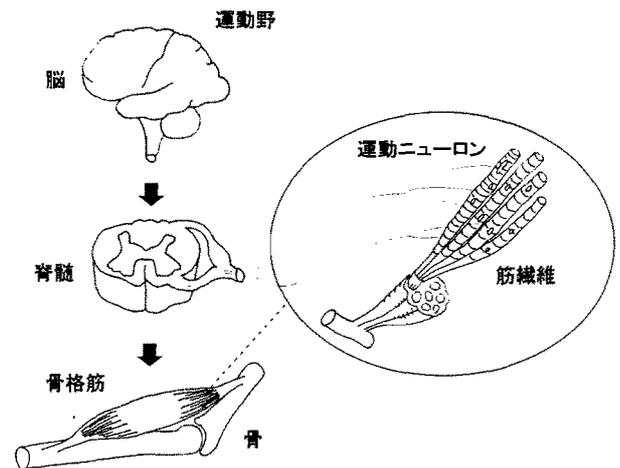


図1 人の運動が発現するまで

だ開発事例と将来展望を示す。

## 2. 道具としてのEMG

人間は随意的に体を動かすための力源として、体重の約40%を占める骨格筋を有している。骨格筋は、やわらかな筋線維の束からなり、その束は結合組織で包まれている。筋の端は骨に付着しており、随意的に収縮の強さや速さをコントロールすることで、さまざまな身体運動が実現できる。ここでは、筋活動にともなう生じるEMGをインタフェース手段として利用するに際し、その発現機序と含まれる情報について概説する。さらに、応用が期待されている分野について紹介する。

図1は、人の運動が発現するまでの仕組みを示したものである。筋の収縮は、脳にある大脳皮質の運動野の興奮から始まる。この興奮は微弱な電気信号として脳から脊髄を下って運動ニューロンに伝えられる。運動ニューロンから伸びた神経の終末は骨格筋線維にシナプスを介して接続しており、活動電位のインパルスがこのニューロンを介して筋線維に到達すると筋収縮が起こる。

個々の筋線維において、筋収縮を発生するための活動電位には閾値があり、インパルスの強度が閾値を超えると筋収縮が起こる。ただし、この閾値には筋線維ごとの差異が

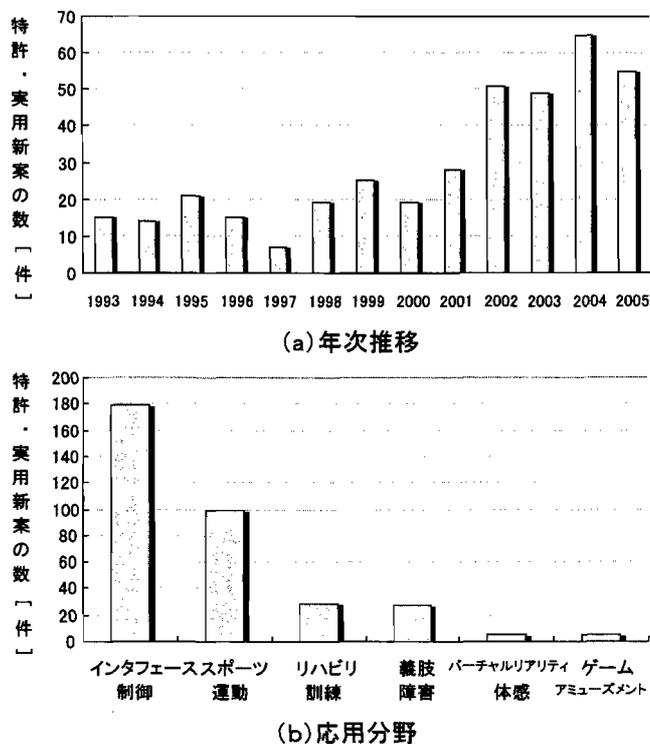


図2 EMGに関する国内出願特許

あり、中枢がインパルスの強度や頻度を巧みにコントロールすることで、骨格筋全体での筋収縮力が調整される<sup>2)</sup>。

筋収縮に先立つ筋線維活動電位を導出し、記録したものがEMGである。EMGからは、筋活動の量、バランス、タイミング、および筋疲労の状態などを知ることができ、その特性をうまく捉えることができれば、医療や福祉などさまざまな目的に利用することが可能になる。

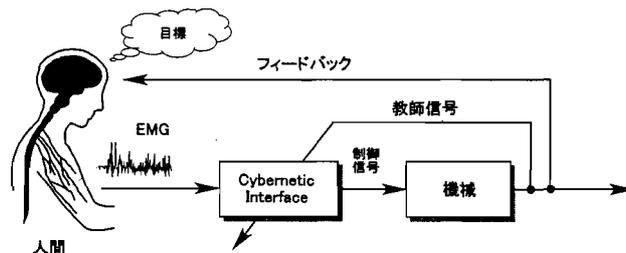
EMGの応用分野を探るという観点から、平成5年以降に出願された特許・実用新案を「EMG or 筋電」というキーワードで検索<sup>2)</sup>したところ、該当するものが384件ヒットした(平成18年現在)。図2は、これらについて(a)年次推移、および(b)応用分野を示したものである。(a)からは、EMGの応用が着目されだしたのが比較的最近のことで、2000年代になって出願が急増していることが読み取れる。この現象は、最近の健康ブームやロボットブームに起因していると考えられる。また、(b)はこの384件について、さらにキーワードを追加して絞込みをかけたものであり、横軸に示す2つのキーワードのorを用いて検索した結果である。ただし、検索結果の重複は考慮していない。このグラフから、約半数の特許・実用新案が「インタフェース or 制御」と関連していることが分かる。ついで、スポーツや運動などの健康関連分野、リハビリ、訓練、義肢、障害などの福祉分野で多くの応用が見られる。いずれも人と機械との境界領域、もしくは人に係わる技術領域である。

### 3. サイバネティック・インタフェース

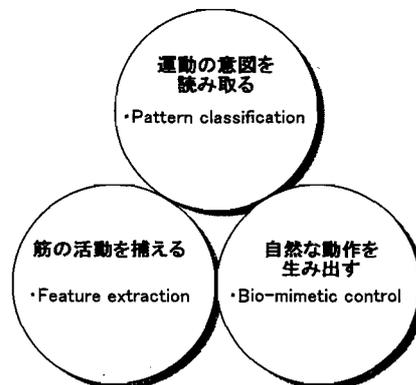
人間が自身の体を動かすような感覚で自由自在に機械を操ることができれば、きわめて軽快な操作感が得られるに違いない。われわれは、このような操作感覚の実現を目指し、サイバネティック・インタフェース(Cybernetic Interface: 以下CIと略記)の研究開発をこれまでに行ってきた。サイバネティックとは米国の数学者であるN. Wiener<sup>4)</sup>が1948年に提唱したサイバネティクス(副題:動物と機械における制御と通信)に由来する。Wienerは、数学者、生理学者、工学者たちとの共同研究の成果を踏まえ、人間と機械とがコミュニケーションと制御に関して共通の原理を有すると主張し、両システムを統合して論じた。この概念は、われわれが実現しようとするインタラクションの姿と一致している。

図3にCIの概念図を示す。EMGには、筋活動の量、バランス、タイミング、あるいは筋の柔らかさなどの情報が含まれており、これらを精度良く推定することができれば、新しいインタフェースチャンネルとして利用することが可能となる。生体内部の情報に根ざしたインタラクションは、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他に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CIは適応学習を行う。

CIは、おもに1. 筋の活動を捉える、2. 運動の意図を

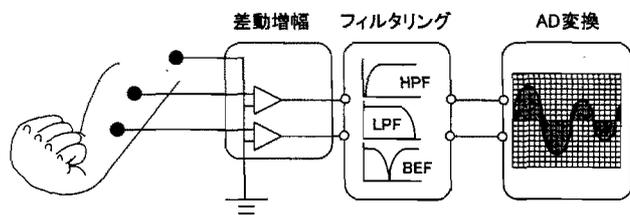


(a) 基本概念

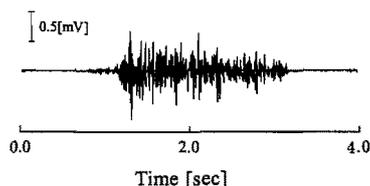


(b) 構成要素

図3 サイバネティック・インタフェース

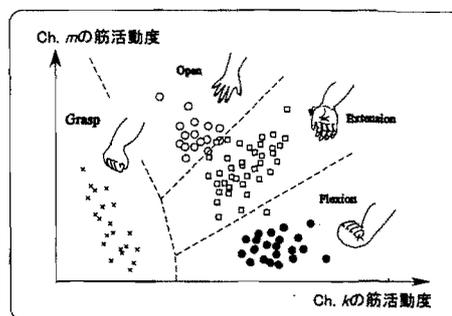


(a)一般的な計測法

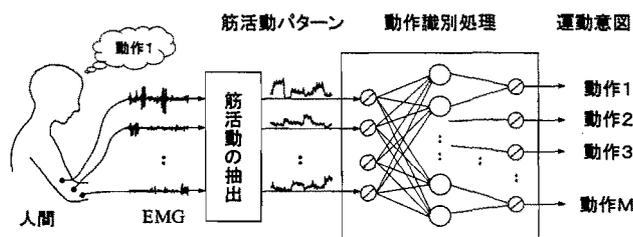


(b)EMGの生波形

図4 EMGの計測



(a)筋活動パターンの模式図



(b)EMGによる運動意図識別

図5 運動意図の識別

読み取る, 3. 自然な動作を生み出すの3要素で構成される. 以下, それぞれについて説明する.

### 3.1 筋の活動を捉える

EMGの一般的な計測方法を図4(a)に示す. EMGを捉えるための電極には, 針電極や表面電極があるが, 非侵襲の表面電極がよく利用される. EMGは, 図4(b)に示すような複雑な時系列信号であり, 数 $[\mu\text{V}]$ から数 $[\text{mV}]$ の微弱な電圧であるため, それを増幅する高感度な増幅アンプが必要である. この際, ノイズを低減することを目的として2電極とアースを取り付けて, 2電極間の電位差を差動増幅する方法がよく用いられる. 差動増幅では, 同位相の電圧の増幅が抑えられ, 逆位相の電圧が増幅されるので, 電圧信号にノイズ成分として重畳した直流成分を抑えるのに有効である. EMGには, ハムノイズや運動に伴う雑音などが含まれることがよくあるが, これらはフィルタで除去することができる. ハムノイズフィルタは, 商用電源の周波数成分のみを除去する. 体動による雑音は $10[\text{Hz}]$ 以下のものが多く, 低域遮断フィルタを利用して除去する. EMGには, おおむね $5[\text{Hz}]$ から $2[\text{kHz}]$ 程度の周波数成分が含まれるが,  $500[\text{Hz}]$ 以上の高周波成分の多くは皮下組織で減衰するため, 高域遮断フィルタにより高周波成分を除去した後, サンプル周波数 $1000[\text{Hz}]$ 程度でサンプルすることが多い. 近年は, コンピュータの処理速度の高速化にとまぬい, ノイズ除去のためのフィルタリングは, サンプル後にデジタルフィルタを用いて行うことも多い.

われわれは, EMGから筋活動のレベルを推定することを目的として, 上記の処理後に全波整流, 高域遮断フィルタ(カットオフ周波数 $1[\text{Hz}]$ 程度)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<sup>9)~10)</sup>. 最大随意収縮時の値を用いて正規化することで, 筋活動のレベルを $0\sim 1$ で評価することができる.

### 3.2 運動の意図を読み取る

人間のさまざまな動作は, 複数の筋の協調によって成り立っており, これらの筋に複数の電極を配置して多チャンネルのEMGを計測することで, この協調のバランスを評価することができる. 図5(a)は, 各動作における筋の協調バランスを模式的に描いたものであり, 2チャンネルの筋活動パターンをプロットしたものである. この図のように, EMGパターンは動作ごとに分布しており, これらをモデル化しパターン識別することで, EMGパターンを抽出した人の運動意図を読み取ることができる.

EMGのパターン識別に関する研究は, 上肢切断者の電動義手制御を目的として1970年代頃から活発に行われてきた. これらの研究は, 1980年代頃まではARモデルなどの線形モデルを利用した手法<sup>5)</sup>が中心であったが, Rumelhartら<sup>6)</sup>による誤差逆伝播型ニューラルネットの提案以来, 非線形写像を学習的に獲得する手法<sup>7)</sup>が盛んに試みられるようになった. しかしながら, 非線形・非定常な筋電位信号を誤差逆伝播型ニューラルネット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ムに頻繁に陥ったりするため, 実際の制御システムに組み込み十分な識別精度を実現することは困難であった.

一方, われわれは, EMGのモデル化に適した既知構造をニューラルネット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には, Log-Linearized Gaussian Mixture Network (LLGMN)<sup>11), 12)</sup>, およびそのリカレントタイプであるRecurrent-LLGMN (R-LLGMN)<sup>13)</sup>がある. LLGMNは統計モデルの1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 Hidden Markov Model (HMM) を導入したことにそれぞれ相当する。さらに、LLGMN については、多変量のデータから主成分を抽出してモデル化を行う Reduced-Dimension-LLGMN (RD-LLGMN)<sup>14)</sup>、LLGMN を階層的に構成し効率よくモデル化を行う Hierarchical-LLGMN (H-LLGMN)<sup>15)</sup> も開発した。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。図 5 (b) は、これらのニューラルネットを利用して EMG から動作意図を推定する際の概略図である。ただし、動作識別処理に R-LLGMN を用いる場合は、筋活動抽出の前処理をせずに、EMG の生信号を直接識別することもできる<sup>16)</sup>。

### 3.3 自然な動作を生み出す

EMG から運動の意図が正確に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、操作者の感覚にはある種の違和感が生じるであろう。そこで、対象を制御する際には、生体の運動を模倣したバイオメテック制御を導入する。

人間の巧みな運動の鍵を握るのは関節の柔軟性であり、この特性は、拮抗して作用する屈筋群・伸筋群によって調節されている。図 6 (a) (b) に人間の手首関節モデル、筋モデルの一例を示す。この図に示すように、アクチュエータとなる筋は、剛性、粘性、慣性からなる機械インピーダンスを使ってうまく表現できる。たとえば、図 6 (a) において水平面内の関節まわりの運動方程式は、

$$\begin{aligned} I\ddot{\theta} &= \tau_f + \tau_e \\ &= \tau_0(\alpha_f, \alpha_e) - K(\alpha_f, \alpha_e)\theta - B(\alpha_f, \alpha_e)\dot{\theta} \end{aligned} \quad (1)$$

と近似することができる。ただし、 $\tau_f$ 、 $\tau_e$  は屈筋群・伸筋群が関節に発生するトルクを、 $I$ 、 $K(\alpha_f, \alpha_e)$ 、 $B(\alpha_f, \alpha_e)$  はそれぞれ、関節まわりの慣性モーメント、スティッフネス、粘性係数を表す。また、 $\tau_0(\alpha_f, \alpha_e)$  は筋活動により発生する関節トルクである。 $\alpha_i$  は筋活動レベルで、添字  $i \in \{f, e\}$  は屈筋群・伸筋群を意味する。

人間の筋は、随意的には短縮方向の張力しか作用すること

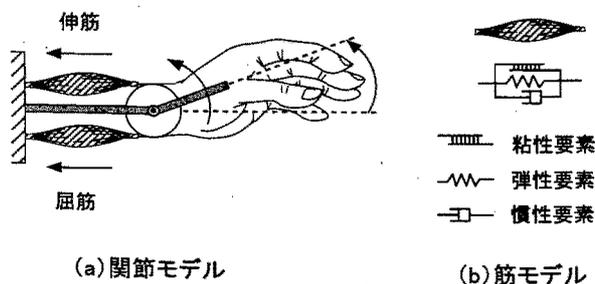


図 6 骨格筋と関節モデル

ができず、張力が大きい側に手首関節は回転する。屈筋群・伸筋群がバランス良く共収縮した場合は、手首の回転運動は発生しない。関節の弾性係数  $K(\alpha_f, \alpha_e)$ 、粘性係数  $B(\alpha_f, \alpha_e)$  は、筋活動レベル  $\alpha_i$  の関数になっており、筋活動レベルが増加すると弾性係数  $K(\alpha_f, \alpha_e)$ 、粘性係数  $B(\alpha_f, \alpha_e)$  も増大する。したがって共収縮を用いれば、手首の回転運動を行わずに手首関節のかたさを調節することができるのである。

さらにはこれまでに、実際の人間の手首関節を強制的に微小回転させ、(1) 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<sup>17)</sup>、<sup>18)</sup>。この推定結果を電動義手の制御に導入したところ、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た<sup>19)</sup>。

## 4. 人間支援システムへの応用

ここでは、サイバネティック・インタフェースを人間支援システムに応用した事例を紹介する。われわれは、これまでにも障害者支援を目的とした開発を実施しており、マニピュレータを利用した作業支援、コンピュータを利用したコミュニケーション支援を実現している。以下に詳細を説明する。

### 4.1 作業支援

図 7 は、作業支援を目的として開発したマニピュレータシステムの概要を示している<sup>20)</sup>~<sup>23)</sup>。このシステムでは、対象とするタスクや使用者の操作技術に応じて、3 種類の制御方式に取り組んだ。

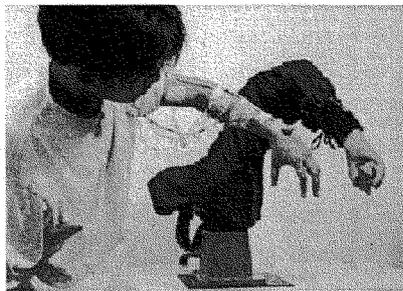
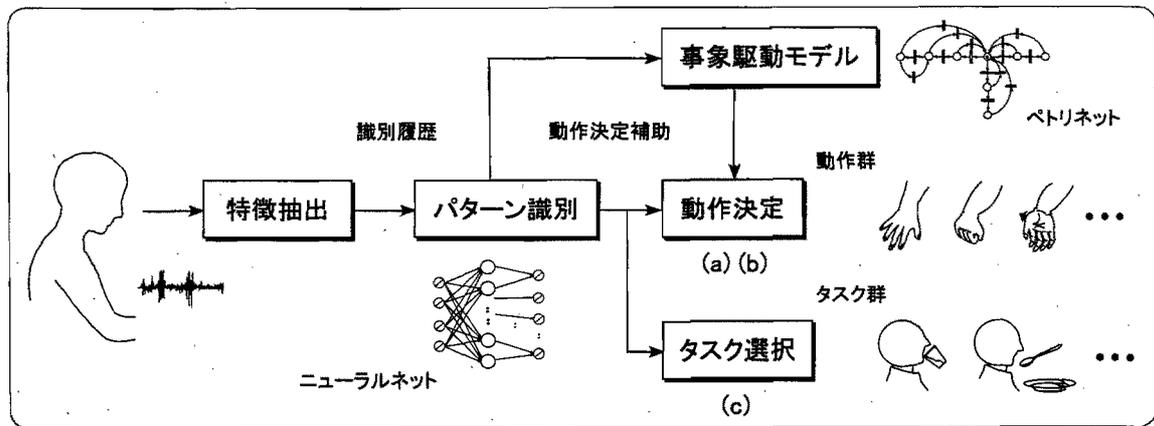
#### (1) 手動制御型

まず、基本となるのが手動制御型である<sup>20)</sup>、<sup>21)</sup>。図 7 (a) に示すようにマニピュレータのエンドエフェクタには電動義手を使用しており、この部分は、前腕切断者の断端部に取り付けることもできる。開発したシステムでは、EMG から各筋の活動レベルを特徴抽出し、ニューラルネットによるパターン識別を実施する。動作決定は、ニューラルネットの出力に基づいて行い、その結果に従ってエンドエフェクタの電動義手を制御する。電動義手の制御には、バイオメテック制御を取り入れており、(1) 式の関節運動モデルにしたがって、人間の手首らしい自然な動作を実現した<sup>21)</sup>。

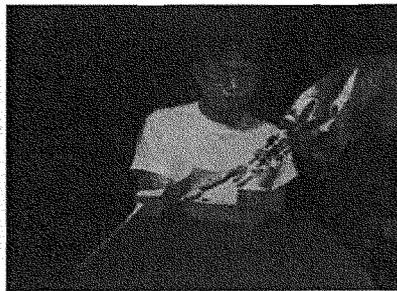
なお、この手動制御方式は、操作の自由度が高い反面、使用者の負担も大きくなってしまい、長時間使用時には疲労や発汗などで識別精度が低下することがあった。そこでわれわれは、ニューラルネットの出力から計算されるエントロピーに基づいて識別の確からしさを逐次判断し、オンライン学習を実施した<sup>21)</sup>。オンライン学習は、識別率低下の抑制に著しい効果を挙げた。

#### (2) スキルアシスト型

実環境で人間の生活を支援するためには、さまざまなタスクを実行可能であることが望まれるが、手動制御型です



(a) 手動制御型



(b) スキルアシスト型



(c) コマンド制御型

図7 作業支援

すべての動作を完璧に行うことは難しい。そこで、複雑なタスクにおいて、その技能を自動的にアシストするスキルアシスト型の制御方式をシステムに導入した<sup>22)</sup>。

この方式では、あらかじめ想定されるタスクを事象駆動モデルであるベトリネット<sup>24)</sup>で記述し、動作識別の履歴に従ってトークンを状態遷移させる。そして、動作決定の際には、トークンの状態に応じて各動作の選択される順位に重みをつける。これにより、たとえば物をつかんだ手を空中で広げるという動作は選択されにくくなる。通常そのような動作はエラーであることが多く、ベトリネットはそのようなリスクを暗黙のうちに回避するように機能する。ただし、ベトリネットは優先順位の重みを調節するだけであり、想定されていなかった動作でも操作者がインタフェースに強く指示すれば、それを実施することができる。このスキルアシスト型の制御システムでは、図7(b)に示すような積み木作業や食事支援を実現した<sup>22)</sup>。

### (3) コマンド制御型

コマンド制御型は、いくつかの一連の動作をあらかじめ作業メニューとして用意しておき、そのメニューを選択することで望みの動作をプレイバックする制御方式である<sup>23)</sup>。いわゆる操作の半自動化で、操作者の負担は3つの制御方式の中で最も少ない。脊椎損傷や筋ジストロフィ症のような重度障害者には有効な制御方式である。

図7(c)は、コマンド制御型の操作方式で、脊椎損傷患者が食事支援を実現している様子を示している。ここでは、

食事支援用のマニピュレータとして(株)セコムが製品化した「マイスプーン」<sup>24)</sup>を使用している。この装置の仕様・機能は、介護現場の意見を取り入れた非常に優れたものであり、実環境での厳しい使用にも対応している。われわれのインタフェースは、この装置の入力手段を拡大する役割を果たしている。

## 4.2 コミュニケーション支援

近年急激に浸透したパソコンやインターネット、E-mailなどは、障害者の生活の質を向上させるとともに、介護者の精神的・時間的負担の軽減にもつながっている。障害者の多くは、社会貢献、生きがい、健康維持などの理由から地域や社会への参加意識を強くもっており、これらを活かすための情報インフラの構築は急務である。このような背景から、われわれは図8に示すようなコミュニケーション支援システムの研究開発に取り組んでいる<sup>25)~27)</sup>。

### (1) コンピュータインタフェース

まず、図8(a)に示すようなコンピュータのポインティングデバイスの開発を行った<sup>25), 26)</sup>。ポインティングデバイスの制御において最も難しいのは、ポインタの移動方向を360度全方向とすることである。これまでにわれわれは、EMGから数種類の前腕動作識別を実現してきたが、これと同じ方法をポインタの制御に当てはめたのでは、全方向に対するニューラルネットの学習・識別を実施しなければならない。

そこで、この問題を回避するために、ディスプレイ上に縦・横・斜めなどの有限個の基準方向を定め、これらの方

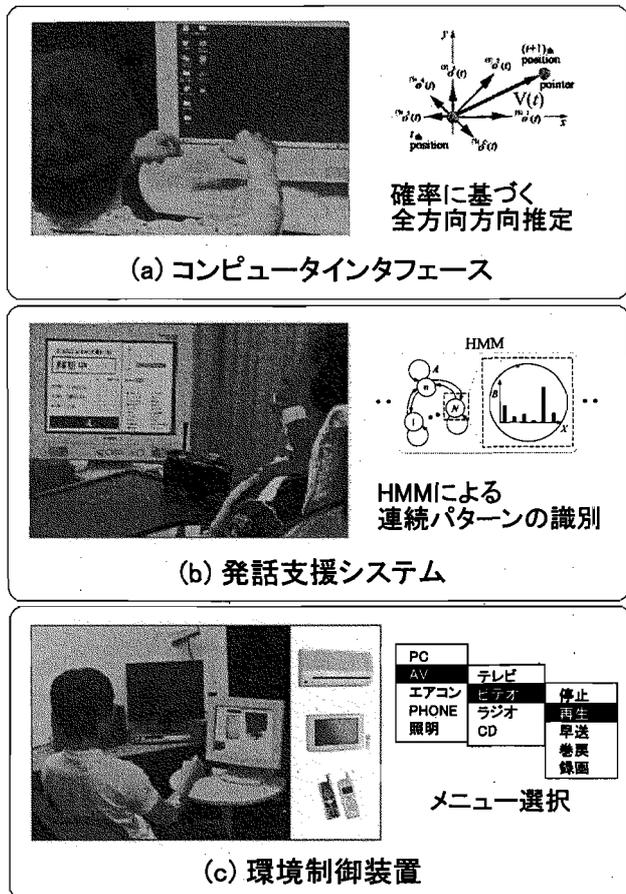


図8 コミュニケーション支援

向に関してのみニューラルネットの学習を行うことにした。そして、識別の際には、基準方向への移動確率をベクトル合成して360度全方向への移動を可能にした。LLGMNやR-LLGMNは、統計モデルに基づいて確率を出力するため、このようなベクトルの合成計算にも適している。

### (2) 発話支援システム

音声言語は、意思伝達を瞬時に行うことのできる優れたコミュニケーション手段であるが、喉頭痛などが原因で喉頭を摘出し発声機能に障害をもつ人は、日本国内だけでも2万人以上が存在する。これまでに、代用発声法として、電気式人工喉頭などが製品化されているが、喉頭に人工呼吸器を取り付けた場合は装置を装着できないなどの問題もあった。

そこでわれわれは、頸部および表情筋から計測したEMGを利用した代用発声システムを開発した<sup>27)</sup>。このシステムは、まずEMGから使用者の意図する語音を推定し、つぎにそれを連ねた語音列から意図する単語を推定するという2段階の処理を行う。語音、および単語の推定には、統計構造を有するLLGMNと音声認識でよく用いられる隠れマルコフモデルをそれぞれ利用した。頸椎損傷患者による実験を行った結果、精度良く語音・単語を識別できることが確認できた。

### (3) 環境制御装置

重度障害者が使用する環境制御装置は、彼らに残された身体機能を利用して、身の回りにある家電装置を制御する装置である。しかしながら、障害にはさまざまな種類やレベルがあり、入力手段が必ずしも有効でなかったり、使えるようになるまでにある程度の訓練が必要な場合もある。

そこでわれわれは、環境制御装置に使用者に対する適応学習機能を実装することを提案し、このシステムをBio-Remoteと名づけ、その実用化に取り組んでいる<sup>28)</sup>。Bio-Remoteは、使用者に合わせた多様な入力手段として、キーボード、マウス、タッチパネルなどのハプティック型はもちろん、加速度信号や本解説で取り上げたEMGも利用することができる。また、LLGMNを利用した適応学習機能を有し、障害の種類やレベルにシステムを適応させることができる。使用時には、インタフェース画面に階層型のメニューが表示され、希望する操作を選択することで身の回りにある家電装置やロボット<sup>29)</sup>を制御することができる。

## 5. 結言

本解説では、生体生理情報を利用した人間支援機器の制御技術について紹介し、特に筋から発生するEMGについて、その発現機序やインタフェースとしての利用法を説明した。

人にやさしい機械を開発するには、まず人間を深く知ることが大切である。人と機械を結びつけるインタフェース技術において生体信号が着目されるようになったのは、生体の優れた機能が計測制御の研究に新たなヒントを与えてくれるからではないだろうか。本解説では、著者らの研究事例を紹介しながら、できるかぎり平易で具体的な記述を心がけたが、いささか表面的な紹介になってしまったかもしれない。多くの参考文献を挙げたので、詳細についてはそちらを参照していただければ幸いである。

(2006年1月25日受付)

### 参考文献

- 1) たとえば福永哲夫(編):筋の科学事典—構造・機能・運動, 朝倉書店(2002)
- 2) 特許電子図書館: <http://www.ipdl.ncipi.go.jp/homepg.ipdl>
- 3) たとえば田村(編):ヒューマンインタフェース, オーム社(1998)
- 4) N. Wiener: CYBERNETICS or Control and Communication in the Animal and the Machine, MIT Press(1948)
- 5) 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, **23**-4, 538/544(1978)
- 6) D. E. Rumelhart, J. L. McClelland and R. J. Williams: Learning internal representations by error propagation, In Parallel Distributed Processing, Rumelhart DE, McClelland JL, the PDP Research Group (eds). MIT Press: Cambridge, I, 318/362(1986)
- 7) 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., 37-3, 221/230 (1990)
- 8) 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, J70-D-1, 207/215 (1987)
  - 9) 辻 敏夫, 森大一郎, 伊藤宏司: 統計的構造を組み込んだニューラルネットワークによる EMG 動作識別法, 電気学会論文誌, 112-C-8, 465/473 (1992)
  - 10) 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ワークによる EMG からの前腕動作の識別, 計測自動制御学会論文集, 29-10, 1213/1220 (1993)
  - 11) 辻 敏夫, 市延弘行, 金子 真: 混合分布モデルと対数線形モデルに基づくフィードフォワード型ニューラルネットワーク, 電子情報通信学会論文誌, J77-D-II-10, 2093/2100 (1994)
  - 12) 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, 29-1, 60/72(1999)
  - 13) T. Tsuji, N. Bu, M. Kaneko and O. Fukuda: A Recurrent Log-linearized Gaussian Mixture Network, IEEE Transactions on Neural Networks, 14-2, 304/316(2003)
  - 14) N. Bu and T. Tsuji: Multivariate pattern classification based on local discriminant component analysis, Proceedings of the 2004 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics, 290 (2004) (CD-ROM)
  - 15) 村上樹里, 岡本 勝, 辻 敏夫: 階層型確率ニューラルネットワークによる生体信号のパターン識別, 第 6 回計測自動制御学会システムインテグレーション部門 講演会論文集, 501/502 (2005)
  - 16) 福田 修, 卜 楠, 辻 敏夫: 生 EMG 信号による電動義手の制御, 計測自動制御学会論文集, 40-11, 1124/1131 (2004)
  - 17) 辻 敏夫, 森谷正三, 金子 真, 伊藤宏司: 等尺性筋収縮における人間の手先インピーダンスの解析, 計測自動制御学会論文集, 32-2, 271/280 (1996)
  - 18) Y. Takeda, M. Iwahara, T. Kato and T. Tsuji: Analysis of Human Wrist Joint Impedance: Does Human Joint Viscosity Depend on Its Angular Velocity?, Proceedings of the 2004 IEEE Conference on Cybernetics and Intelligent Systems, 998/1003 (2004)
  - 19) 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ミメティック制御, 日本機械学会論文集, 66-648(C 編), 2764/2771 (2000)
  - 20) 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, 18-3, 387/394 (2000)
  - 21) 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, 19-2, 210/222 (2003)
  - 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, 20-7, 771/777 (2002)
  - 23) 福田 修, 辻村好司, 辻 敏夫, 大塚 彰: EMG 信号を利用した食事支援マニピュレータの制御, 医科器械学, 74-5, 229/237

(2004)

- 24) 石井純夫: 四肢障害者のための食事支援ロボット, 日本機械学会誌, 105-1002, 346/347 (2002)
- 25) 辻 敏夫, 福田 修, 村上 満, 金子 真: ニューラルネットワークを利用した EMG 制御型ポインティングデバイス, 計測自動制御学会論文集, 37-5, 425/431 (2001)
- 26) 福田 修, 有田 潤, 辻 敏夫: EMG 信号を利用した全方位型ポインティングデバイス, 電子情報通信学会論文誌, J87-D-II-10, 1996/2003 (2004)
- 27) 福田 修, 藤田真治, 辻 敏夫: EMG 信号を利用した代用発声システム, 電子情報通信学会論文誌, J88-D-II-1, 105/112 (2005)
- 28) 下森 智, 辻 敏夫, 福田 修, 内田康弘, 三戸田直志: バリアフリーインタフェース BIO-REMOTE の開発, 計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演会 講演論文集, 415/416 (2002)
- 29) K. Shima, R. Eguchi, K. Shiba and T. Tsuji: CHRIS: Cybernetic Human-Robot Interface Systems, Proceedings of 36th International Symposium on Robotics, WE1C3 (2005) (CD-ROM)

### [著者紹介]

辻 敏 夫 君 (正会員)



1985 年広島大学大学院工学研究科博士課程前期修了。同年広島大学工学部助手, 94 年同助教授を経て, 2002 年より同大学大学院工学研究科教授, 現在に至る。工学博士。主として, 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・システムなどに関する研究に従事。本会学術奨励賞 (1986), 論文賞 (2002), バイオメカニズム学会論文賞 (1990), 日本義肢装具学会論文賞 (2000), 日本医科器械学会論文賞 (2003, 2005), IEEE 2003 King-Sun Fu Memorial Best Transactions Paper Award (2004), 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス部門学術業績賞 (2004) などを受賞。

福田 修 君 (正会員)



2000 年広島大学大学院工学研究科博士課程後期修了。97~99 年の期間, 日本学術振興会特別研究員 (DC1)。2000 年通商産業省工業技術院機械技術研究所入所。01 年独立行政法人産業技術総合研究所へ転任。04 年広島大学大学院工学研究科客員助教授, (株) グローバルヘルス取締役・顧問, 現在に至る。博士 (工学)。ニューラルネットワーク, ヒューマンインタフェース, 電動動力義手などの研究に従事。日本機械学会, 日本人間工学会, 電子情報通信学会, 日本ロボット学会などの会員。