

別刷

計測自動制御学会 論文集

年 第 卷 第 号

(P. ~P.)



社団法人 計測自動制御学会

ニューラルネットを利用した EMG 制御型ポインティングデバイス†

辻 敏夫*・福田 修**
村上 満*・金子 真*

An EMG Controlled Pointing Device Using a Neural Network†

Toshio TSUJI*, Osamu FUKUDA**,
Mitsuru MURAKAMI* and Makoto KANEKO*

Electromyogram (EMG) contains information on human movements such as his or her intended motions as well as force levels of muscles, and may be suitable as an input signal for a new human-computer interface tool. In the proposed method, several numbers of base directions are set on a computer display, and *a posteriori probabilities* that a pointer will move to the base directions are estimated from the EMG signals. Then, operator's intended directions can be estimated as a combination of the finite number of the probabilities corresponding to the base directions. From experiments, it is shown that the pointer movements can be controlled successfully by using the proposed method. Applicability of the proposed method for use of amputees is also examined.

Key Words: pointing device, EMG signals, neural network, impedance, interface

1. はじめに

コンピュータの GUI 画面やバーチャルリアリティ (VR) 空間などにおけるインタフェースの手段として、現在までさまざまなポインティングデバイスが考案されている。特に 1964 年に Engelbart が考案したマウスは、コンピュータの GUI 画面を操作する上で標準的なインタフェース装置としての地位を確立した¹⁾。もはやこれらのポインティングデバイスを介さないコンピュータシステムの操作は考えられないであろう。

より良い操作性や自然な操作感覚を求めて新たなポインティングデバイスを開発しようとする試みとしては、ビジョンを利用した指差し動作認識や眼球追跡を利用する方法などが数多く報告されており²⁾、現在もこれと類似した研究が続けられている。また、VR 空間に関する研究では、磁気や超音波を利用して空間上の任意のポイントを指定できる装置が考案されている³⁾。しかしながら、これらの装置は、使用者

の身体運動を利用するものがほとんどであり、力、特に内力のように目に見えない情報を利用することは難しい。

そこで、本論文では EMG 信号を利用した新しいポインティングデバイスを提案する。人間の筋収縮レベルに応じて発生する EMG 信号は、どのような動作をどのくらいの力で行おうとしているのか、筋の粘弾性はどの程度かなどの有益な情報を含んでいる。EMG 信号からこれらの情報を効率よく抽出することができれば、これまでにない新しいインタフェース装置を実現できる可能性がある。

EMG 信号から人間の運動意志を推定する研究は、主に動力義手の制御法に関して従来から試みられてきた^{4)~16)}。特に、早稲田大学のワセダハンド⁶⁾、MIT のポストンアーム⁷⁾、ユタ州立大学のユタアーム⁸⁾などはその先駆的な試みである。また最近では、EMG 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^{9)~16)}。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 EMG パターンの特性に適應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 EMG 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^{11)~16)}。

しかしながら、多くの従来研究では、電動義手の多自由度制御問題を EMG パターンの動作識別問題に帰着させて考えているため、駆動関節などの自由度はパターン識別するクラス数に限定されていた。これらの手法をポインティングデバイスの操作に直接利用するとどうであろうか。たとえばポインタの移動方向をパターン識別問題に帰着させた場合、ポイ

† 第 19 回バイオメカニズム学術講演会で一部発表 (1998・11)

* 広島大学大学院工学研究科 東広島市鏡山 1-4-1

** 独立行政法人 産業技術総合研究所 人間福祉医工学部門 福祉機器グループ

* Graduate school of Engineering, Hiroshima University, Higashi-hiroshima

** National Institute of Advanced Industrial Science and Technology, Institute for Human Science and Biomedical Engineering, The Assistive Device Technology Group (Received March 23, 2000) (Revised March 2, 2001)

インタの移動可能方向の総数をあらかじめ設定せねばならず、この数が増えるにつれて膨大なパターン学習・識別が必要となる。

本論文では、この問題を考慮したEMG制御型ポインティングデバイスを提案するとともに、開発したプロトタイプを紹介する。この方法は、無限に存在するポイントの移動可能方向を、有限個の基準方向の組み合わせで表現する。そして、操作者の皮膚表面から計測したEMG信号から筋力を推定し、この筋力パターンからニューラルネットワークを利用して基準方向に対する事後識別確率を計算することにより、ポイントの移動方向を決定する。EMG信号が力情報を含んでいることから、今までにない新しいポインティングデバイスとしての利用が期待できる。

2. EMG制御型ポインティングデバイス

Fig. 1に提案するEMG制御型ポインティングデバイスの概念図を示す。提案するシステムでは、使用者のEMG信号に含まれる情報を利用してポインティングを実現する。EMG信号から得られる情報には、使用者の意図している動作の種類や、その動作に関する力などがあり、これらの情報を利用して表現豊かなインタラクションが期待できる。卓上のマウスパッドなどに使用環境を限定されないのも特徴の一つである。このような、EMG信号を利用した方式は従来提案されていない。

快適なGUI操作を実現するためには、ポイントの移動方向を自由自在に制御することが必要である。しかしながら現在位置から 360° 、どの方向にも移動可能とするとポイントの移動可能な方向は無限に存在することになる。そこで提案するシステムでは、いくつかの基準方向をディスプレイ平面上に設定し、各方向への事後識別確率をEMG信号から推定する。そして、この推定結果を利用してポイントの移動方向を決定する。そして、この推定結果を利用してポイントの移動方向を計算する。たとえばFig. 1では、設定した8つの基準方向に対する事後識別確率を8つのベクトルと考えると合成し、ポイントの移動方向を太線矢印の方向と推定している。したがってニューラルネットワークは、設定した基準方向に対する事後識別確率だけ推定すればよく、学習の負担の軽減やネットワーク構造の単純化が期待できる。

3. システム構成

Fig. 2に本論文で開発したプロトタイプシステムの構成を示す。システムは、EMG信号処理部、ニューラルネットワーク部、ポイント制御部からなる。EMG信号処理部は文献[13]を、ニューラルネットワーク部は文献[19]を参考にして構成した。ニューラルネットワークの学習方法とポイント制御部は本論文で新しく開発した。なお、利用したニューラルネットワークは、辻らの提案したLog-Linearized Gaussian Mixture Network¹⁷⁾(以下LLGMNと略記)で、このネットワークは、統計モデルの一つである混合正規分布モデルを内包した構造を有して

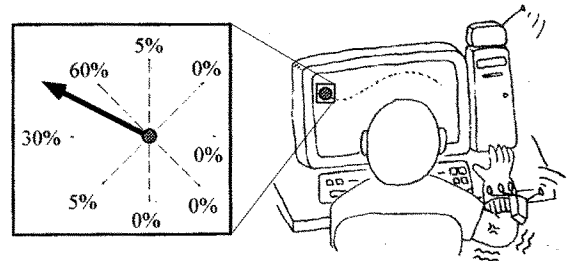


Fig. 1 Concept of an EMG-controlled pointing device

おり、使用者のEMG信号の統計的特性を学習により獲得することができる。

3.1 EMG信号処理部¹¹⁾

文献[13]と同様に、まずマルチテレメータ(Web5000:(株)日本光電製)で計測した $(L+1)$ チャンネル分の筋電位信号をA/D変換し、各チャンネルごとに全波整流した後、2次のデジタルバタワースフィルタ(カットオフ1Hz)で平滑化する。提案システムを臨床に应用する際、EMG信号に関して十分な知識を有しない使用者が利用することを考えると、筋上の指定された位置に毎回、正確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。提案システムは、ニューラルネットワークを利用しており、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できる^{11), 13)}。さらにこの信号をサンプリング周波数100Hzで再サンプリングし、この時系列信号を $EMG_i(j)$ ($i=1, \dots, L+1$)とする。この $EMG_i(j)$ のうち L チャンネル($i=1, \dots, L$)は方向と速度、1チャンネル($i=L+1$)はクリックイベントの処理に利用する。

そして、本論文では次式に従って $EMG_i(j)$ ($i=1, \dots, L$)の L チャンネル和が1となるように正規化する。

$$x_i(j) = \frac{EMG_i(j) - \overline{EMG}_i^{st}}{\sum_{i'=1}^L (EMG_{i'}(j) - \overline{EMG}_{i'}^{st})} \quad (1)$$

ここで \overline{EMG}_i^{st} は安静時の $EMG_i(j)$ の平均値である。この $x_i(j)$ を要素とするベクトル $\mathbf{x}(j) = [x_1(j), x_2(j), \dots, x_L(j)]^T \in \mathcal{R}^L$ をニューラルネットワーク部への入力とし、ポイントの移動方向と移動速度の推定に利用する。一方、 $EMG_{L+1}(j)$ に関しては計測部位を1~ L チャンネルとは別の部位(例えば首部)とし、この値が設定した閾値を越えた時にクリックイベントが発生したと判定する。

3.2 ニューラルネットワーク部¹⁷⁾

ニューラルネットワーク部では、EMG信号処理部で計算した使用者のEMGパターン $\mathbf{x}(j)$ からポイントの各基準方向への事後識別確率を推定する。この推定を行うために、まずポイントの制御前にLLGMNを利用して、EMG信号パターンとそのパターンが基準方向に対応する確率との間の関係を学習する。学習後のLLGMNは、各基準方向に対する事後識別確率を統計モデルに基づいて推定することができ、基準方向に対応する出力層の各ユニットからそれぞれの方向に対する

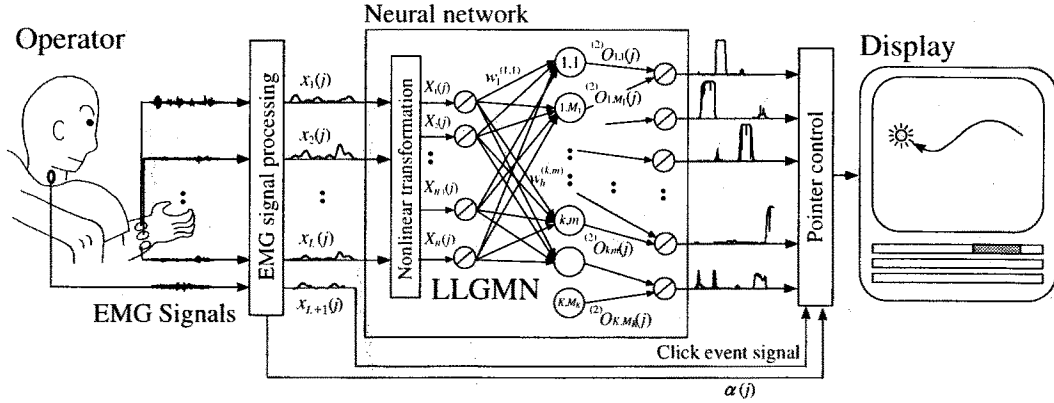


Fig. 2 Structure of the prototype

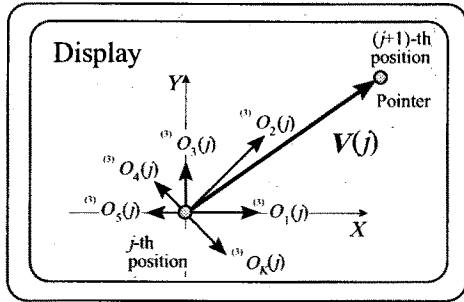


Fig. 3 Movement direction of a pointer

事後識別率を出力する。

前向き計算では、まず、入力ベクトル $x(j)$ を次式にしたがって非線形変換し、新たな入力ベクトルとして用いる。

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

第1層は $H = 1 + L(L+3)/2$ 個のユニットからなる。出力関数には恒等関数を用いており、入力 $X_h(j)$ ($h = 1, 2, \dots, H$) をそのまま $(1)O_h(j)$ として出力する。次に第2層では $(1)O_h(j)$ から出力

$$(2)O_{k,m}(j) = \frac{1}{\sum_{k'=1}^K \sum_{m'=1}^{M_{k'}} \exp\{^{(2)}I_{k',m'}(j) - ^{(2)}I_{k,m}(j)\}} \quad (3)$$

$$(2)I_{k,m}(j) = \sum_{h=1}^H (1)O_h(j)w_h^{(k,m)} \quad (4)$$

を計算する。ここで (3) 式はシグモイド関数の一種とみなすことができる。第3層は、基準方向の数と同じ K 個のユニットからなり、次式にしたがって各出力 $(3)O_k(j)$ を計算する。

$$(3)O_k(j) = (3)I_k(j) \quad (5)$$

$$(3)I_k(j) = \sum_{m=1}^{M_k} (2)O_{k,m}(j) \quad (6)$$

この出力 $(3)O_k(j)$ が基準方向 k に対する事後識別率となる (Fig. 3 参照)。

3.3 ポインタ制御部

ここでは、LLGMN の出力および推定した筋活動レベルをもとにポインタの動きを計算する。LLGMN の第3層の各ユニットからの出力 $(3)O_k(j)$ は、Fig. 3 に示すように各基準方向 k へポインタが移動する可能性を示している。そこで j 番目の EMG パターンによるポインタの移動方向ベクトル $e(j) = (e_x(j), e_y(j))^T$ を、以下のように定義する。

$$e_x(j) = \frac{v_x(j)}{\sqrt{v_x^2(j) + v_y^2(j)}} \quad (7)$$

$$e_y(j) = \frac{v_y(j)}{\sqrt{v_x^2(j) + v_y^2(j)}} \quad (8)$$

$$v_x(j) = \sum_{k=1}^K (3)O_k(j) \cos(2\pi(k-1)/K) \quad (9)$$

$$v_y(j) = \sum_{k=1}^K (3)O_k(j) \sin(2\pi(k-1)/K) \quad (10)$$

次に筋活動レベル $\alpha(j)$ を計算する。

$$\alpha(j) = \frac{\sum_{i=1}^L \overline{EMG}_i^{st} - \overline{EMG}_i^{st}}{\sum_{k=1}^K \overline{EMG}_k^{max} (3)O_k(j)} \quad (11)$$

ここで \overline{EMG}_i^{st} は安静時における $EMG_i(j)$ の時間平均、 \overline{EMG}_k^{max} は前もって計測した各基準方向 ($k = 1, \dots, K$) に対する最大随意筋収縮時の筋電位 $EMG_{ki}^{max}(j)$ のチャンネル和 $\sum_{i=1}^L EMG_{ki}^{max}(j)$ の時間平均を表す。このような筋活動レベルを利用することで各方向に対する最大随意筋収縮レベルの違いをある程度調節することができる。

この筋活動レベル $\alpha(j)$ と移動方向ベクトル $e(j)$ に基づき、以下のインピーダンスモデルを用いてポインタがどのように移動するかを計算する。

$$M_e \ddot{p}(t) + B_e \dot{p}(t) = F(t) \quad (12)$$

M_e , B_e はそれぞれ慣性、粘性パラメータで、 $p(t)$ はポインタの位置ベクトルである。また $F(t)$ はポインタに加える駆動力で、 $\alpha(j)$, $e(j)$ から 0 次ホールドを用いて計算する。

$$F(t) = \begin{cases} g\alpha(j \Delta t)e(j \Delta t) & (\alpha(j \Delta t) \geq \alpha_0) \\ 0 & (\alpha(j \Delta t) < \alpha_0) \end{cases} \quad (13)$$

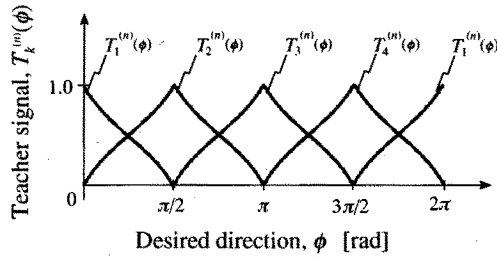


Fig. 4 Teacher signals for the LLGMN

ただし、 $j \Delta t \leq t < (j+1) \Delta t$ で、 Δt はサンプリング間隔、 g は力ゲインを表す。 α_0 はポインタ操作の有無を判定する閾値である。(12)式は粘性摩擦 B_e を有する平面に置かれた質量 M_e の物体に力 $F(t)$ が加わった際の運動方程式を表している。このような物理モデルに従い、数値積分によってポインタの位置、速度を計算することで、操作者の力感覚に対応した自然な操作感が期待できる。

4. 学 習

ここでは、EMGパターンと基準方向に対する事後識別確率の間に存在する写像の学習方法について説明する。学習時には、まずシステムから使用者に対してポインタの目標移動方向 ϕ をランダムに提示する。ただし、 ϕ は Fig. 3の X軸正方向を0とし、反時計回りに増加するように定義する。使用者は指定された方向へのポインタ移動を意図して各筋を取縮する。そしてこのときのEMG信号と目標移動方向 ϕ を N 組採取し、学習用サンプルデータセットとして使用する。

基準方向数を K とした場合、第3層の各ユニットに対する教師信号 $T_k^{(n)}(\phi)$ ($k=1, \dots, K; n=1, \dots, N$)を、

$$T_k^{(n)}(\phi) = \begin{cases} \frac{\cos(|\phi - \phi_{k-1}|) - \cos(|\phi_k - \phi|) \cos(\phi_1)}{\{\cos(|\phi - \phi_{k-1}|) + \cos(|\phi_k - \phi|\}\{1 - \cos(\phi_1)\}} & (\phi_{k-2} \leq \phi \leq \phi_k) \\ 0 & (\text{other}) \end{cases} \quad (14)$$

により計算する。ただし ϕ_k は、

$$\phi_k = \frac{2\pi k}{K} \quad (15)$$

と定義する。

この教師信号は、目標移動方向 ϕ を、その方向をはさむ2つの基準方向に分解したときの成分に対応する。もちろん確率であるから、その和は常に1である。例として、基準方向を $\phi = 0, \frac{\pi}{2}, \pi, \frac{3\pi}{2}$ radの4方向とした場合の教師信号を Fig. 4に示す。図からわかるように、目標移動方向 ϕ が基準方向と一致しない場合には ϕ に近い二つの基準方向が選択され、その方向に対応する出力ユニットに教師信号が与えられている。この方法により、基準方向以外の方向も学習用データとして用いることが可能となる。なお、LLGMNの学習には通常の誤差逆伝播法を改良したターミナルラーニング法¹⁴⁾を用いた。

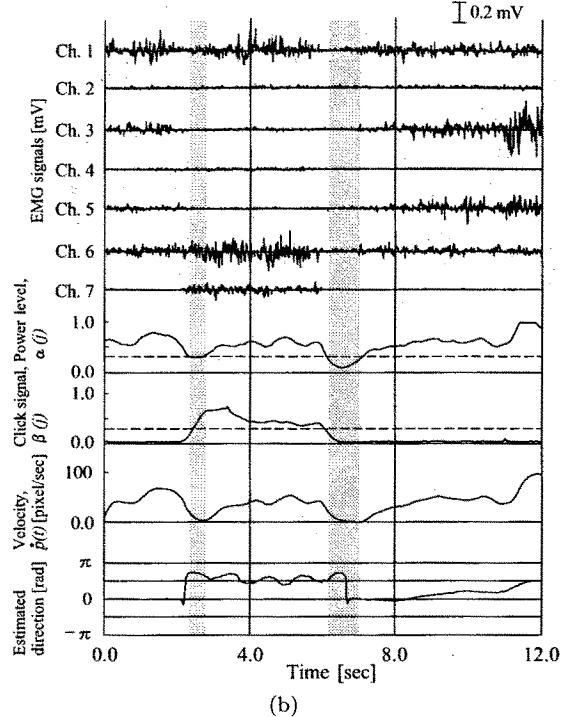
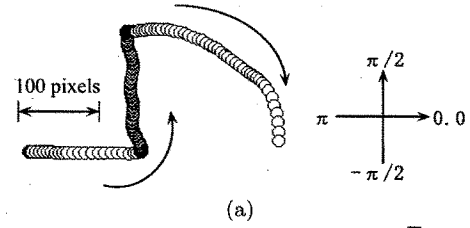


Fig. 5 An example of pointer manipulation

5. 実 験

構築したプロトタイプの操作性を調べるために実験を実施した。被験者は3名(健常者2名、切断者1名)とし、事前に十分な練習を行った。使用した電極(NT-511G, NT-512G: (株)日本光電製)は材質がAg/AgCl、直径0.012 mの円形、双極差動型の電極で、電極間距離は0.03 mとした。使用電極数は7ch ($L=6$; 右前腕部: 橈側手根伸筋, 尺側手根伸筋, 橈側手根屈筋, 腕橈骨筋; 右上腕部: 上腕二頭筋, 上腕三頭筋; 左前腕部: 橈側手根伸筋)である。ポインタの移動方向は右手首の曲げ方向に対応させた。健常者の場合は実際の手首の運動を用いて、また切断者の場合は脳内に残された手首運動のイメージによりマウスを操作するよう指示した。いずれの場合も上肢運動の拘束は行っていないが、健常者の手首以外の関節は、実験中、ほとんど動いていない。また、クリックイベント情報は、左前腕部から計測したEMG信号より抽出した。ニューラルネット部の学習には各基準方向につき20サンプルの学習データを用いた。パラメータはそれぞれ $M_e = 0.1 \text{ Ns}^2/\text{pixel}$, $B_e = 0.3 \text{ Ns}/\text{pixel}$, $g = 100 \text{ N}$, $\alpha_0 = 0.3$ と設定した。

5.1 操作例

まず、Fig. 5に被験者Aが行った操作の一例を示す。この

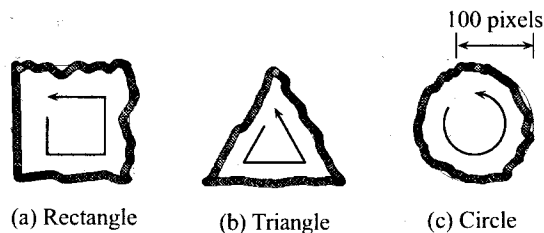


Fig. 6 Results of the drawing experiments

図は制御中の信号処理の様子を示しており、(a)にはディスプレイ上のポインタ軌跡、(b)にはEMG信号、筋活動レベル α 、クリック信号 β 、ポインタの移動速度、移動方向を示している。基準方向は、基準方向数を4から16まで変化させて識別率の変化を調べた予備実験の結果より、 $\phi = 0$ から $\frac{\pi}{4}$ rad きざみの8方向とした。ポインタの移動方向は、図中に矢印で示すとおりで、その軌跡を0.1 sごとにプロットしている。ポインタの移動方向や移動速度が変化している様子が、移動軌跡や推定した移動方向から読み取れる。また、約2.8 sから6.0 sの間ではドラック動作を行っている。なお、図中の陰影をつけた部分は筋活動レベル $\alpha(j)$ が閾値 α_0 （図中破線）未満となった区間である。以上から、EMG信号を利用してポインタを随意的に制御可能ことがわかる。

次に、多角形や円を描くタスクを実行した結果を Fig. 6 に示す。それぞれ正方形、三角形、円の目標軌道を被験者になぞらせた結果を0.1 sごとにプロットしている。ある程度の誤差が見られるものの、ほぼ目標図形に沿って描画ができていくことがわかる。各図の描画に要した時間はおおむね10数秒であった。

5.2 操作性の評価

次に提案手法の操作性を評価するための実験を行った。実験開始後、まずポインタをCRTディスプレイの中央に表示する。次に、ターゲット領域をさまざまな位置に表示し、被験者にはできるだけすばやくポインタをターゲット領域内に到達させるよう指示した。このとき、ポインタがターゲット領域に到達するまでの時間をポジショニング時間（以下PTと略記）として計測する。被験者がポジショニングを完了すると、ポインタをCRTディスプレイ上の中央に再びセットし、新たなターゲットを表示する。以後、ターゲット領域の大きさと位置を変えて上記の試行を繰り返す。

ターゲット領域は半径 $S = 8, 13, 18, 23, 28$ pixelの円とし、ターゲットの中心位置はCRT画面中央（ポインタ初期値）から $D = 45, 90, 135, 180, 225$ pixelの距離にランダムに表示した。1セッションは、5（半径） \times 5（距離） \times 5（方向）の125試行とし、休憩をはさみながら5セッションのデータを1日で採取した。被験者は健康者2名である。

ターゲット半径 S 、およびターゲット距離 D を変化させた場合のPT値を Fig. 7 に示す。図は被験者A、Bの結果で、(a)、(c)が平均値、(b)、(d)が標準偏差を表している。Fig. 7より各被験者ともに半径 S が大きい程、また距離 D が短い程、PTが小さくなっている。このようなPTの変化は何に起因

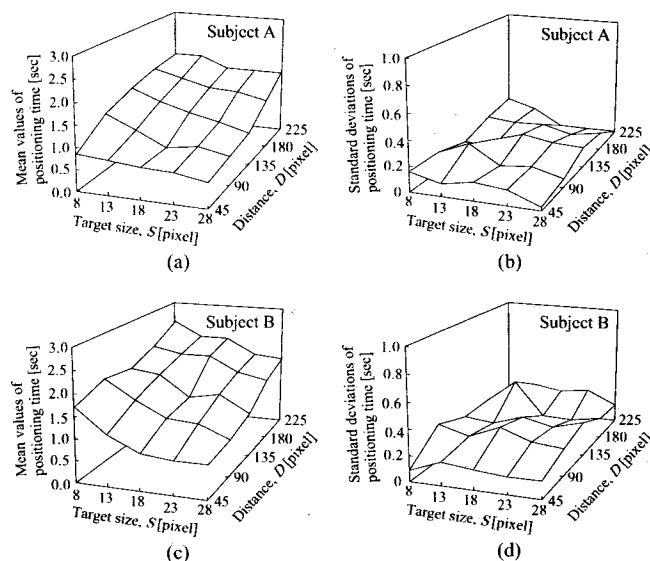
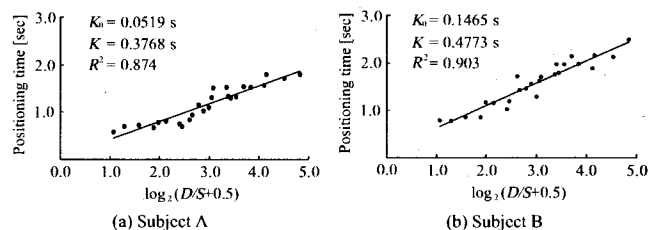


Fig. 7 Positioning time using the EMG-based pointing device with subjects A and B

Fig. 8 Positioning time as a function of Fitts's index of difficulty $\log_2(D/S + 0.5)$

するものであろうか。

一般的に手先のコントロールを含む動作の所要時間は、その課題の持つ情報を処理するための時間（情報処理時間）と手腕を動作させるために最低どうしても必要になる時間（基本動作時間）の和で近似できることが知られている。これは、いわゆるFittsの法則¹⁸⁾と呼ばれ、Welfordら¹⁹⁾によって検討、改訂された次式が広く受け入れられている。

$$PT = K_0 + K \log_2(D/S + 0.5) \quad (16)$$

ここで、 $\log_2(D/S + 0.5)$ はポジショニングの難しさの測度、 K_0 は基本動作時間、 K はタスクにおける単位情報量当たりの情報処理時間と考えられている。したがって、もしポインティングデバイスを使用した時のPTの傾向がこの式に従えば、その際のポインティング動作が人間の手先のコントロール動作によく似ていると考えることができる。

そこで、Fig. 7の結果に、(16)式を当てはめてみた。Fig. 8にその結果を示す。図は、ポジショニングの難しさの測度 $\log_2(D/S + 0.5)$ を横軸に、PTを縦軸にとり、実験結果をプロットしたもので、図中の実線は(16)式を最小自乗法によりフィッティングした結果である。このときの寄与率 R^2 は、被験者Aで87.4%、被験者Bで90.3%であった。各被験者の寄与率はともに高く、人間の手先の動作に近い操作性が実現できている。この理由は、ポインタの動きと手先の運動が無理なく対応しているためである。

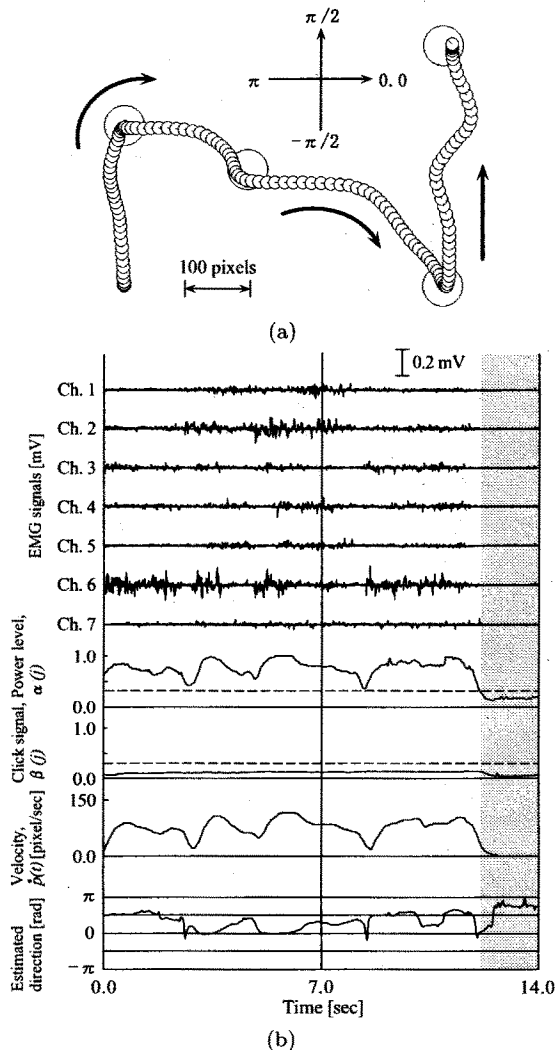


Fig. 9 An example of pointer control by an amputee

5.3 前腕切断者による制御実験

最後に、切断者による制御実験を行った。被験者は男性(42才)で1年前に事故のため右手首から15cm程の部位で前腕部を切断している。行わせた作業はCRTディスプレイ上にランダムに配置した半径25 pixelの4つのターゲット領域にカーソルを順に移動することである。Fig. 9に制御実験の結果を示す。ただし、電極は切断された前腕部のできるだけ広い部位に6つ装着した。この図は制御中の信号処理の様子を示しており、(a)はディスプレイ上のポインタ軌跡、(b)はEMG信号、筋活動レベル α 、クリック信号 β 、ポインタの移動速度、移動方向である。またポインタの移動軌跡は0.1 sごとにプロットしている。ポインタの移動速度や移動方向をうまく変化させることで、正確にターゲット領域に到達している様子がわかる。

6. まとめと今後の課題

本論文では、EMG信号を利用したポインティングデバイスの提案およびプロトタイプを試作を行った。この方法はEMG信号処理に統計構造を導入したニューラルネットを利

用し、無限に存在するポインタの移動可能方向を有限個の基準方向の組み合わせで表現するという特徴を有する。検証実験の結果、健常者が本システムを操作した際のカーソルの運動特性が健常者の手先運動特性をあらわすFittsの法則によくしたがうことを明らかにした。

本手法はジョイスティックや外骨格型のマニピュレータのように操作者の手を外部から支持する必要がない。また腕を動かす必要がないので、スペースのない場所でも操作が可能という今までにない新しいポインティングデバイスとしての利用が可能になる。

今後は、切断者が操作する場合でもFittsの法則が成立するかどうかを検証するとともに、方向精度の向上などのシステムの性能改善、最適な基準方向数の決定法などについて考察する予定である。また、紙面の都合上紹介できなかった、他のポインティングデバイスとの比較実験についても別の機会に報告できればと考えている。

なお、本研究の一部は科学研究費補助金(11555113)の研究助成によるもので、ここに改めて謝意を表します。

参考文献

- 1) D. C. Engelbart: A Conceptual Framework for the Augmentation of Man's Intellect, *Vistas in Information Handling*, 1, ed. O. Howerton and O. Weeks, 1/29, Spartan Books, Washington D. C. (1963)
- 2) 例えば黒川隆夫: ノンバーバルインタフェース, オーム社(1994)
- 3) 例えば廣瀬通孝: バーチャルリアリティ, オーム社(1994)
- 4) 赤澤, 滝沢, 林, 藤井: ヒトの運動制御機構を模倣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, 43/53 (1988)
- 5) C. J. Abul-haj and N. Hogan: Functional Assessment of control systems for cybernetic elbow prostheses-Part I, Part II, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 37-11, 1025/1047 (1990)
- 6) 加藤, 山川三, 市川, 佐野: 圧力感覚を持つ多機能電子義手ワセダハンド-4P, 続人間の手足の制御, 142/156, 学研社(1970)
- 7) R. B. Jerard, T. W. Williams and C. W. Ohlenbusch: Practical Design of an EMG Controlled Above Elbow Prosthesis, *Proceedings of 1974 Conf. Eng. Devices for Rehabil.*, Tufts Univ. School of Med., 73, Boston, MA (1974)
- 8) S. C. Jacobson, et al.: Development of the Utah Artificial Arm, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 29-4, 249/269 (1982)
- 9) 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*, 37-3, 221/230 (1990)
- 10) 平岩, 内田, 下原, 曾根原: 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, 計測自動制御学会論文集, 30-2, 216/224 (1994)
- 11) 辻, 森, 伊藤: 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, *電気学会論誌C*, 112-C-8, 465/473 (1992)
- 12) 辻, 市延, 伊藤, 長町: 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, 計測自動制御学会論文集, 29-10, 1213/1220 (1993)
- 13) 福田, 辻, 金子: ニューラルネットによる連続動作EMGパターンの識別, *電気学会論誌C*, 117-C-10, 1490/1497 (1997)
- 14) O. Fukuda, T. Tsuji and M. Kaneko: An EMG Controlled

- Robotic Manipulator Using Neural Networks, Proceedings of IEEE International Workshop on Robot and Human Communication, 442/447 (1997)
- 15) O. Fukuda, T. Tsuji, A. Otsuka and M. Kaneko : EMG-based Human-Robot Interface for Rehabilitation Aid, Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation, 3492/3497 (1998)
- 16) 福田, 辻, 金子 : 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, (2000) (掲載決定).
- 17) 辻, 市延, 金子 : 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, 電子情報通信学会論文誌 D-II, J77-D-II-10, 2093/2100 (1994)
- 18) P. M. Fitts : The information capacity of the human motor system in controlling the amplitude of movement, *Journal of Experimental Psychology*, 47, 381/391 (1954)
- 19) A. T. Welford : Fundamentals of Skill, London Methuen, (1968)

.....

[著者紹介]

辻 敏夫 (正会員)



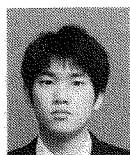
1985年, 広島大学大学院工学研究科博士前期修了。同年同大学工学部助手, 94年同大学助教授。92年ジェノバ大学(イタリア)客員研究員。人間とロボットの運動制御, ニューラルネット, マン・マシンシステムなどの研究に従事。電気学会, 日本ロボット学会, IEEE等の会員(工学博士)。

福田 修



1993年九州工業大学情報工学部機械システム工学科卒業。同年, 九州日本電気ソフトウェア株式会社勤務。2000年広島大学大学院工学研究科博士課程後期修了。在学中はニューラルネット, マン・マシンシステムなどの研究に従事。

村上 満



1998年広島大学工学部二類(電気系)システム・経営工学課程卒業。現在広島大学大学院工学研究科博士課程前期在学中。生体信号を利用したポインティングデバイスの研究に従事。

金子 真 (正会員)



1981年, 東京大学大学院工学系研究科博士課程修了。同年通産省工業技術院機械技術研究所入所。90年九州工業大学情報工学部機械システム工学科助教授。93年広島大学工学部第二類(電気系)教授。ロボティクスやセンサの研究に従事(工学博士)。

.....