難易度に対する人間の意図を反映した インピーダンス調整に基づく操作支援*

藤本 英雄[†]・佐野 明人[†]・榊原 昌洋[‡]

Operational Assistance Based on Adjustment of Impedance That Reflects Human's Intention Concerning Difficulty*

Hideo FUJIMOTO[†], Akihito SANO[†] and Akihiro SAKAKIBARA[‡]

Human-centered design and control are vital for the human-machine system. Especially, the estimation of human's intention will become a key technology for the cooperation with human and the physical assistance by robotic machine. Surely, we are regulating well the mechanical impedance (inertia, viscosity and stiffness) of our arm in accordance with the task. Therefore, it is supposed that the adjustment of impedance reflects the operational intention. In this study, the positioning task with different accuracy is treated. And, the hand-viscosity is estimated on-line during positioning by the neural network whose input is the electromyogram (EMG). Using this information, the dynamics of machine is controlled so as to generate adequately assistant motion. In the experiments, the effectiveness of the proposed operational assistance system is confirmed from the viewpoint of maneuverabilities and workload.

1. はじめに

近年、人間を中心に据えた機械システムの設計や制御が盛んに行われ、特に人間と共存・共生するロボットシステムへの取り組みが盛んになってきている。人間共存型ロボット技術の特徴として、人間との情動的や物理的な親和性が挙げられている [1]。人間機械系における運動支援を考えた場合、やはり、機械が人間の状態・意図を理解し、適切な協調・支援動作を図ることが望まれる [2]。高橋ら [3] は、ドライバの運転意図を推論し、その情報を車両制御に利用することにより、運転性の向上を図っている。長沼ら [4] は、人間の状態を知る手がかりとして生理学的情報に着目し、旋盤作業における操作支援を行っている。

人間は、日常動作において四肢のインピーダンス特性

を無意識のうちに適切に調整している [5]。人の運動制御を解明することを目的として、辻ら [6] や、五味ら [7] をはじめ多くの研究者によって、腕のインピーダンスの計測が行われている。本研究では、インピーダンス調整に意図が反映していると考えている。たとえば、動作に先立つ人の意図は、インピーダンスの事前調整、すなわち身構える動作に現れる [8]。そこで、上位中枢系における脳波や、時間的スケールの比較的長い生理学的情報よりも、インピーダンス調整に直接関わる筋活動電位 (EMG) による意図推定が有効であると考えている。従来、EMG は動作の識別に用いられ、動力義手の制御のために利用されてきた [9,10]。

意図を理解したうえで、適切な協調・支援動作を図るためにはどうしたらよいか、考える必要がある。人間と機械が接触を伴う場合、そこには力学的作用が働くので、物理的な親和性を高めるためにも、やはりインピーダンスが重要なカギとなる。藤本ら [11] は、マスタアームに対して、操作状況に応じた可変インピーダンス制御を提案している。池浦ら [12] は、早くからロボットと人間による協調作業の必要性を説き、人間同士の協調作業でのインピーダンス調整を調べている。また、小菅ら [13] は、人間とロボットによる協調ハンドリング問題を取り上げ、

* 原稿受付 2000年2月3日

[†] 名古屋工業大学 工学部 Faculty of Engineering, Nagoya Institute of Technology; Gokiso-cho, Showa-ku, Nagoya city, Aichi 466-8555, JAPAN

[‡] ブラザー工業 (株) Brother Industries, LTD.; 1-1-1 Kawagishi, Mizuho-ku, Nagoya city, Aichi 467-8562, JAPAN

Key Words: human-machine system, operational assistance, positioning, impedance, EMG, neural network, workload.

協調作業に適した運動生成法について比較検討し、インピーダンス制御の有用性を示している。

本論文では、人間機械系において、難易度に対する人間の意図を反映したインピーダンス調整に基づく新しい操作支援法について議論する。2.では、機械による人間の意図理解と操作支援が重要であることを指摘し、開発した実験システムと操作タスクについて述べる。3.では、動作中の人間のインピーダンスを推定し、タスクにおいて人間がいかにインピーダンスを調整しているかを考察する。4.では、EMGを用いたニューラルネットワークによる粘性係数のオンライン推定機構について述べ、その有効性を示す。5.では、可変インピーダンス制御による操作支援について述べ、最後に、客観的ならびに主観的評価実験において比較検討を行い、提案する操作支援法の有効性を示す。

2. 機械による人間の理解と支援

2.1 操作意図と操作支援

これからの生産現場では、ロボットによる完全自動化ではなく、ロボットあるいは機械の支援のもとで協調して、人間が喜びと誇りをもって仕事に従事できる方向に進むと考えられている。作業内容はさまざま考えられるが、同じような作業でも、Fig.1(a)に示すように、ペグインホールのように正確に位置決めしようとしているのか、Fig.1(b)に示すように、大体の所に置こうとしているのか、操作者の意図が異なる場合がある。ここで、この両者に一律の支援をすると、場合によっては、意に反した動きになりかねない。

本研究では、操作の主体である人間の意図に応じて、支援の度合いを変えることを提案する。最終目標として、相手が誰であるかも含めて、機械が人間の意図する作業の内容や難易度を推定することが考えられるが、本論文では、基礎研究段階として、特定の人間に対して、作業内容を限定したうえで、難易度に対する人間の意図を反映した操作支援を目的とする。

さて、操作支援としては、パワーアシストに代表されるように、直接的に操作力を増幅させる方法があるが、本研究では、操作力に対して人間機械系全体の運動を適

Fig. 1 Intention of operator

切に生成することで操作支援を図る。これは、機械の見かけ上の動特性をインピーダンス制御することにより可能である。

2.2 実験システムと操作タスク

位置決め動作は、2.1で述べたように、操作者の意図が絡む代表的な例といえるので、実験タスクとして採用した。Fig.2に実験システムの外観と操作スタイルを示す。スライダ(ダイレクトドライブモータ(ML-YA2, 日本精工))上のハンドルを把持して位置決め動作を行う。スライダは、質量が4.5kgで、粘性摩擦係数が19.95Ns/mである。位置検出を行うリニアレゾルバは、1 μ mの分解能に設定している。また、スライダには、サーボ加速度計(MA101-02, 日本航空電子工業)と、操作力を計測するための自作の力センサが取り付けられている。

スライダの制御(推力制御モード)は、リアルタイムOS(VxWorks)が搭載された制御用ターゲットコンピュータ(MMX Pentium, 200MHz)で行われる。ホスト用コンピュータ(Pentium II, 300MHz)には、Visual C++により構築した実験のためのGUIを備えている。

具体的な操作条件については、体のほぼ正面に幅Wの目標エリアを設定し、スライダ手前に付けられた針の先端が、エリア内で停止するように位置決め動作を行う。なお、1mm, 3mm, 5mm幅の格子状の目印を目標位置に重ねて配置した。スタート位置は、目標位置から右へ150mmの距離Aの位置に設定した。したがって、要求される位置決め精度は、150mm $\pm$ (0.5, 1.5, 2.5)mmの3段階である。

3. 意図を反映したインピーダンス調整

3.1 動作中のインピーダンス推定

本研究では、五味ら[7]が開発した連続摂動による動作中の人腕インピーダンスの推定手法を用いる。Fig.3は、Fig.2の操作スタイルにおける人間機械系のブロック線図を示す。Pはスライダの動特性であり、このスライダ

Fig. 2 Experimental system and operation style

Fig. 3 Block diagram of human-machine system

に連続摂動 (強制振動) u_p を加えたうえで、位置決め動作を行う。 u_{op} は、中枢神経系から受けた指令に従って筋肉が発生した力である [14]。もし、手先が連続摂動も受けずに完全に停止していれば、関節まわりの筋肉や受動組織に起因する人間のインピーダンス S_{op} の影響は受けず、 $f_{op} = u_{op}$ となる。

摂動が、随意的な位置決め動作に比べて十分速いものであれば、摂動に起因する変化分が、バンドパスフィルタ F により抽出できる。ただし、連続摂動は、少なからず位置決め動作自体に影響を及ぼすので、可能な限りその影響を抑える必要がある。本研究では、実験により、摂動 u_p を振幅 18N, 周期 15Hz の正弦波とし、次のようなバンドパスフィルタを用いた。

$$F = \frac{(s \times 30 \times 2\pi)^2}{(s + 10 \times 2\pi)^2 (s + 20 \times 2\pi)^2} \quad (1)$$

さて、 S_{op} をインピーダンス係数を用いて、次のように近似する。

$$M_{op}\ddot{x} + Q_{op}\dot{x} + K_{op}x = \bar{f}_{op} \quad (2)$$

ここで、 M_{op} , Q_{op} および K_{op} は、それぞれ操作者の手先位置での慣性、粘性係数および剛性である。また、 $\ddot{x}$, $\dot{x}$, x および $\bar{f}_{op}$ は、バンドパスフィルタにより抽出された手先の加速度、速度、位置および手先に作用する力である。(2) 式をもとに、逐次最小2乗法 (RLS 法) により、インピーダンスのオンライン推定が可能となる [15]。

評価規範として、

$$J_N(\theta) = \sum_{k=1}^N \lambda^{N-k} \varepsilon^2(k) \quad (3)$$

を用いる。ただし、 ε は予測誤差、 λ は忘却要素である。この評価規範を最小化するようにパラメータを決定する。なお、時間更新式は、次式で表される [15,16]。

$$\hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) + \frac{P(k-1)\varphi(k)}{\lambda + \varphi^T(k)P(k-1)\varphi(k)} \varepsilon(k) \quad (4)$$

$$\varepsilon(k) = y(k) - \varphi^T(k)\hat{\theta}(k-1) \quad (5)$$

$$P(k) = \frac{1}{\lambda} \left\{ P(k-1) - \frac{P(k-1)\varphi(k)\varphi^T(k)P(k-1)}{\lambda + \varphi^T(k)P(k-1)\varphi(k)} \right\} \quad (6)$$

ただし、

$$\varphi(k) = [\ddot{x}, \dot{x}, x]^T \quad (7)$$

$$y(k) = \bar{f}_{op} \quad (8)$$

$$\hat{\theta}(k) = [M_{op}, Q_{op}, K_{op}]^T \quad (9)$$

ここで、 $\varphi(k)$ は時刻 k におけるデータベクトル (回帰ベクトル)、 $y(k)$ は出力、 $\hat{\theta}(k)$ はパラメータ推定値である。なお、 $\hat{\theta}$ および共分散行列 P の初期値は、それぞれ次のように設定した。

$$\hat{\theta}(0) = [0, 0, 0]^T \quad (10)$$

$$P(0) = \gamma I_3 \quad (11)$$

ただし、 γ は正定数である。本研究では、 $\lambda = 0.9975$ とし、 $\gamma = 10^3$ とした。なお、Table 1 に関連するパラメータ等をまとめておく。

Table 1 Values of parameters and algorithm (RLS method)

Sampling rate [Hz]	2048
Perturbation Amp. [N]	18
Perturbation Freq. [Hz]	15
Estimating algorithm	Recursive least-squares
Forgetting factor λ	0.9975
γ	1000

3.2 人間のインピーダンス調整

本節では、3.1 の手法に基づき、位置決め動作において、人間がいかにインピーダンスを調整しているかを調べる。Fig. 4 に推定結果の一例を示す。Fig. 4(a), (b) および (c) は、縦軸にそれぞれ慣性、粘性係数、剛性の推定値を表し、横軸に時間ととてある。ただし、145mm の位置に到達した時刻を 0 としてある。また、位置決め精度 $\pm 0.5\text{mm}$, $\pm 1.5\text{mm}$ および $\pm 2.5\text{mm}$ に対する結果を、それぞれ実線、破線および一点鎖線で示した。なお、それぞれ 10 回の試行の平均値である。パラメータ λ の設定が難しいものの、インピーダンス係数の変化が比較的滑らかなことから、十分な信頼性で推定ができていると判断している。

図からわかるように、粘性係数において精度に対して顕著な特徴が現れ、比較的安定した推定値が得られている。粘性係数は、目標エリアに近づくにつれ徐々に高くなっていき、しかも位置決め精度が厳しいほどその値が大きくなっている。これは、要求された精度で位置決め

を行うためには、事前にこのような粘性調整をする必要があると操作者が判断したからである。ただし、意識に上らないことが多い。

つぎに、粘性係数の調整について、いくつかの観点から調べておく。Fig. 5 は、 $\pm 0.5\text{mm}$ の精度での位置決め動作における粘性係数の時間変化を試行回数ごとに示したものである。図からわかるように、初めのころは粘性をかなり高めに調整する傾向にあるが、約 30 回程でパターンが安定し、粘性係数も 75% 程度まで下がっている。また、調整開始のタイミングも遅くなっている。人間は、

(a) Inertia

(b) Viscosity

(c) Stiffness

Fig. 4 Variation of impedance in positioning

Fig. 5 Variation of viscosity every trial

機械の動特性や与えられた操作タスクを勘案し、最も適した粘性パターンを獲得している。

また、移動距離を変えた場合にどうなるか調べてみた。実験では、150mm に加え 225mm および 300mm の距離からの位置決め動作を行った。ただし、精度は同じ $\pm 0.5\text{mm}$ とした。Fig. 6 にそれぞれの場合の粘性係数の時間変化を示す。図からわかるように、調整速度を微妙に制御して、どの距離からスタートしても停止位置に到達する約 300ms 前で、ある粘性パターンに引き込んでいる。おそらく、操作者は停止までの残り時間を予見し、300ms 前までに粘性が目標パターンに調整されていれば、十分位置決めができると判断している [17]。

Fig. 6 Variation of viscosity every distance

4. EMG を用いた NN による粘性推定

4.1 筋活動電位 EMG の活用

3. で述べた手法は、動作中のインピーダンスをかなりの信頼性で推定することが可能である。しかし、連続摂動は付加的な強制振動であり、人腕インピーダンスの推定が最終目標であれば問題は小さいが、操作支援までを目標とした場合、微妙な操作感に影響を及ぼすと予想される。したがって、実際の操作支援の段階ではやはり重畳させないことが望まれる。そこで、粘弾性調整に密接に関係し、しかも計測自体が操作に影響しない筋活動電位 (EMG) を用いて推定することとした。

手先位置での粘弾性は、総合的な筋の働きによるものだと考えられるが、本研究では、手首関節の屈伸両筋である橈側手根屈筋 (Flexor Carpi Radialis Muscle) と長橈側手根伸筋 (Extensor Carpi Radialis Longus Muscle) の EMG をもとに、手先位置での粘弾性を考える。

Fig. 7 Human arm with electrodes

実験では、Fig. 7に示すように、電極(DE-02.3H, Del-sys)を右腕の橈側手根屈筋と長橈側手根伸筋(腕の外側で肘から10cm手先側の位置)に、筋繊維に対して電極素子が直角に横断するように両面テープで貼り付ける。また、右手首にグラウンドをとった。

4.2 NNの構成と学習

筋収縮に関与するEMGを入力とした場合、拮抗する筋の収縮が手先位置においてあるインピーダンスを提示するまでの間に、筋肉などの非線形要素が内在するため、推定器として中間層に非線形素子を組み込んだニューラルネットワーク(NN)を採用した。さらに、NNを学習させる際の教師信号として、連続摂動を与えながら逐次最小2乗法を適用して得られた推定値を用いた。ただし、いったん学習されたNNが得られれば、連続摂動を加えることなくEMGから直接推定値が獲得できる。

提案する推定機構は、3層バックプロパゲーション型NNを用いて構成する。入力データ群 X として、連続摂動下で屈伸両筋から検出した時系列EMG信号の積分値平均電位IEMGと手先の位置 x および速度 $\dot{x}$ を採用した。EMGと手先位置での粘弾性の関係が、拮抗する筋肉の長さ、収縮速度などに影響される可能性があるので、これらの情報を間接的に含む x , $\dot{x}$ を入力データに導入した。また、IEMGに関しては、現時刻 t と50ms, 100ms および150ms 前のデータをセットで入力する。したがって、入力ユニット数は10となる。なお、適当な正規化を行った。一方、出力に関しては、インピーダンス係数のうち粘性係数のみを考え、ユニット数を1とする。また、中間ユニット数は5とする。

あるパターン p を提示したときの第 k 層(入力, 中間, 出力層: $k=1, 2, 3$) j 番目のユニットの入力 i_{pj}^k と出力 o_{pj}^k は次のようになる。

$$i_{pj}^k = \begin{cases} X & (k=1) \\ \sum_{i=1}^{N_{k-1}} w_{i,j}^{k-1,k} o_{pi}^{k-1} + \theta_j^k & (k=2,3) \end{cases} \quad (12)$$

$$o_{pj}^k = f_j^k(i_{pj}^k) \quad (13)$$

ユニットは、一つ前の層のユニットの出力 o_{pi}^{k-1} に重み係数 $w_{i,j}^{k-1,k}$ を乗じて受け取り、それにバイアス θ_j^k を加え、出力関数 f_j^k によって出力値を決める。本研究では、各層に対して、次のような出力関数を用いる。

$$f_j^k(i_{pj}^k) = \begin{cases} i_{pj}^k & (k=1) \\ \frac{1}{1+e^{-i_{pj}^k}} & (k=2) \\ 2i_{pj}^k - 1 & (k=3) \end{cases} \quad (14)$$

なお、重み係数およびバイアスの初期値は、 $|w_{i,j}^{k-1,k}| \leq 0.2$, $|\theta_j^k| \leq 0.2$ の一様乱数とした。

本研究では、学習則としてバックプロパゲーション法を採用する。このとき、 m 回目の重み係数の修正量は、次のように与えられる。

$$\Delta_p w_{i,j}^{k-1,k}(m) = \eta \delta_{pj}^k o_{pi}^{k-1} + \alpha \Delta_p w_{i,j}^{k-1,k}(m-1) \quad (15)$$

ここで、 $\delta_{pj}^k = -\partial E_p / \partial i_{pj}^k$ であり、 E_p はパターン p を提示したときの教師信号と出力信号の2乗誤差である。

位置決め精度を3段階に変化させた場合の入力データ群と3.1の手法により推定された粘性係数(教師信号)の組をランダムに300個選択し学習データとした。なお、構築するNNは、ある特定の人間に対する粘性係数の推定値を得るものであり、学習データは特定の被験者のものである。この学習データをもとに、バックプロパゲーション法によるオフライン学習を行った。なお、200回の学習回数で誤差が十分小さくなった。Table 2に関連するパラメータ等をまとめておく。学習率 η は0.01、慣性定数 α は0.5とした。

Table 2 Values of parameters and algorithm (Neural network)

Sampling rate [Hz]	2048
Flame length [msec]	200/2048
Units	(10, 5, 1)*
Learning algorithm	Backpropagation
Learning rate η	0.01
Moment factor α	0.5
Number of iteration	200

* (In, Hidden, Out)

4.3 オンライン推定実験

本節では、学習したNNの有効性を示すために、同一被験者によるオンライン推定実験を行った。まず、学習時と同様に連続摂動下でEMGを測定し、オンライン推定を行った。なお、推定周期は20.48Hzとした。Fig. 8(a)に推定結果の一例を示す。ただし、位置決め精度が ± 0.5 mmの場合である。実線は、連続摂動法による推定値、破線は、NNによる推定値を示している。両者を比較してわかるように、未学習データでも同等の推定値がNNから得られている。

つぎに、連続摂動を加えない場合のNNの推定結果をFig. 8(b)に破線で示す。ただし、実線は、連続摂動下ではほぼ同様に動かした場合の連続摂動法による推定値を示す。両者はほぼ同様な変化パターンを示している。この結果から、連続摂動の影響は比較的小さいと判断できる。なお、他の精度に関しても、十分な推定結果を得ている。

Fig. 8 On-line estimation of viscosity by NN

未学習データでの推定結果を各サンプリング時刻ごとに定量的に細かく評価してはいないが、異なる精度の場合も含めた推定値の時間変化パターンの一致度(類似性)から、特定の人間の精度に対応した粘性係数の推定に関して、汎化能力があると判断している。

5. 操作支援法と評価実験

5.1 可変インピーダンス制御による操作支援

本研究では、機械(スライダ)の見かけ上の慣性を下げ、逆に粘性係数を上げることでダンピング動作にシフトし、位置決め動作の支援を図る。そこで、調整パラメータ α , Q_r を含んだ目標インピーダンスを次のように設定した。

$$Z(s) = \alpha Ms + (Q + Q_r) \quad (16)$$

ここで、 M および Q は、スライダの質量および粘性係数である。まず、調整パラメータ $\alpha (\leq 1)$ によって見かけの慣性を小さくし、 $Q_r (\geq 0)$ によって粘性係数を増大させる。

さらに、NN から得られた粘性推定値 $\hat{Q}_{op}$ を用いて、各調整パラメータを次のように設定し、動作過程で滑らかに変化させる。これにより、難易度が高いほど、目標エリアに近づくにつれて、より強いダンピング動作にシフトする。

$$\alpha = \frac{Q_{op}^{max} - 0.5(Q_{op}^{min} + \hat{Q}_{op})}{Q_{op}^{max} - Q_{op}^{min}} \quad (17)$$

$$Q_r = \hat{Q}_{op} - Q_{op}^{min} \quad (18)$$

ただし、 Q_{op}^{min} は被験者の平常時の粘性係数、 Q_{op}^{max} は最大粘性係数である。なお、 α に関しては、極端な慣性

Fig. 9 Variation of α and Q_r

の低減は不安定性を引き起こす可能性があるため下限値を 0.5 とした。また、 Q_r は操作者の粘性調整分になっている。Fig. 9 に、 $\pm 0.5\text{mm}$ の精度の場合において得られた調整パラメータ α および Q_r の時間変化の一例を示す。ただし、 Q_{op}^{min} は約 25Ns/m であり、 Q_{op}^{max} は約 70Ns/m であった。

本研究では、目標インピーダンスを実現するために、 H_∞ ゲインスケジューリングに基づいて、スライダの可変インピーダンス制御を行った。補償器の具体的な設計法に関しては、紙面の都合上省略する。詳細は参考文献[11]を参照されたい。

5.2 作業時間に基づく客観的評価

本研究では、5.1 に示した操作支援法に対して、本節で作業時間に基づく客観的評価実験を行い、次節でNASA-TLXを用いた主観的評価実験を行う。

フィッツの法則[18]とは、位置決め動作の難易度 I_d と作業時間 T との間に、線形関係 $T = a + bI_d$ が成り立つというものである。難易度 I_d は $\log_2(2A/W)$ で定義される。ただし、 W は位置決めエリア幅を、 A は位置決め距離を示している。 I_d が大きいほど難易度が高い。また、 a および b は、被験者および作業環境に依存する正の実数である。本研究では、同一の難易度に対して、作業時間を比較することで客観的評価を行う[19]。

本評価実験では、距離 A は 150mm 、エリア幅 W は 1mm および 5mm を選び、さらに 60mm を追加した。したがって、難易度 I_d は、8.23, 5.91, 2.32 となる。提案した操作支援法(Intention-assistance)に加え、スタートしてから 120mm の位置から一律にスライダの慣性を 0.5 倍、粘性を 2.0 倍に変化させた場合(Constant-assistance)と、支援をしない場合(Nonassistance)とで比較実験を行う。ただし、成人男子 10 名を被験者とした。3 種類の難易度に対して、上記の 3 種類の方法を行い、計九つの組み合わせを各 10 回試行する。各被験者は、各組に対して十分な練習を行い、推定機構である NN は、各被験者ごとに事前に得られているものとする。

Fig. 10 に、難易度 I_d と作業時間 T との関係を図示した。ただし、10 名の被験者の平均値とする。図からわ

Fig. 10 Average movement time

かるように、フィッツの法則に従っている。そこで、最小2乗法により直線近似した。意図に応じた操作支援(Intention-assistance)の結果は実線で表されており、本手法では、難易度の上昇に対する作業時間の増大が抑えられている。

5.3 作業負荷に基づく主観的評価

NASA-TLX(Task Loading index)は、NASAで開発された主観的作業負荷評価尺度である。本研究では、芳賀ら[20]が開発した日本語版を用いる。

本評価実験では、被験者は、まず $\pm 1.5\text{mm}$ の精度で10回の操作を行い、次に示す作業負荷に関係する六つの尺度間の重み付け(一対比較)を行う。

- (1) 知的・知覚的要求 (Mental Demand:MD)
- (2) 身体的要求 (Physical Demand:PD)
- (3) タイムプレッシャー (Temporal Demand:TD)
- (4) 作業成績 (Own Performance:OP)
- (5) 努力 (Effort:EF)
- (6) フラストレーション (Frustration:FR)

Fig. 11に各尺度ごとの重みの全被験者に対する平均値を示す。図からわかるように、被験者らは、作業成績OPや努力EFが重要だと考えている。これに対して、タイムプレッシャーTDや身体的要求PDは低いと見ている。また、各尺度の標準偏差を調べたところ、フラストレーションFRに関しては、個人差が大きかった。

つぎに、3種類の方法に対して、それぞれ10回程度の操作実験の中で評価を行っていく。各支援法の作業負荷を評価するために、尺度ごとに付けた評価点に重みを乗じて平均をとった加重平均ワークロードスコアを算出する。ここで、注意しておくべき点は、これまでの実験では、あらかじめ指定した精度に対して位置決め動作を行ってもらったが、ここでは各精度のバランスは考慮するものの、被験者自ら自由に位置決め精度をイメージしてもらいながら実験を繰り返した。

Fig. 11 Average weights

Fig. 12 Mean weighted workload scores

Fig. 12に各被験者ごとのスコアを示した。ただし、太い実線は全被験者の平均値を示している。なお、この平均値に対して、有意水準5%でt分布を利用した統計的検定を行った結果、有意差が見られた。図からわかるように、被験者の一人は、支援をしない方が作業負荷が低いと評価している。この被験者は、基本的に機械に支援されること自体を望まないと述べている。しかし、スコアの平均値を見てわかるとおり、意図に応じた操作支援(Intention-assistance)のスコアが一番低く、作業負荷が低いと判断できる。

被験者の感想として、意に反した動きは違和感を生じ、操作感の悪化につながる。さらに、過度の支援は、機械により動かされている感覚を受け、本人の主体性が失われる。やはり、機械が難易度に対する人間の意図を理解し、適切な支援を図ることが重要であるといえる。

6. おわりに

本論文では、位置決め動作を例に、難易度に対する人間の意図を反映したインピーダンス調整に基づく新しい操作支援法について議論した。本研究で得られた結果を以下にまとめる。

- (1) 位置決め動作中の人間の手先位置でのインピーダンスを推定した。とくに、粘性係数において精度(難易度)に対して顕著な特徴が現れ、かつ比較的安定した推定値が得られた。さらに、粘性パター

- ンの獲得過程や調整の特徴なども明らかにした。
- (2) バックプロパゲーション型のニューラルネットワークによる粘性係数のオンライン推定機構を構築した。学習されたNNを用いれば、筋活動電位 EMG から直接粘性係数が推定でき、操作支援の際にも利用できる。また、情親的親和性も高いといえる。
 - (3) 操作の主体である人間の粘性調整に応じて、機械の目標インピーダンスをオンラインで生成し、可変インピーダンス制御することで人間機械系の運動を適切に生成した。結果的に、難易度に対する人間の意図を汲んだ操作支援を実現し、望ましい操作性を達成した。
 - (4) 複数の被験者に対して、実際に評価実験を実施し、比較検討を行った。提案した操作支援法は、同一の難易度に対して作業時間が短く、さらに NASA-TLX に基づいた主観的作業負荷評価でもその有効性が示せた。

なお、本研究は、平成 11 年度文部省科学研究費補助金奨励研究 (A) (課題番号:11750205) の援助を受けており、ここに謝意を表する。

参 考 文 献

- [1] 人間共存型ロボット研究専門委員会：人間共存型ロボットシステムにおける技術課題；日本ロボット学会誌，Vol. 16，No. 3，pp. 288-294 (1998)
- [2] 山田：人の意を考慮した人間／知能機械系；計測と制御，Vol. 38，No. 6，pp. 363-368 (1999)
- [3] 高橋，黒田，安岡：ドライバの運転意図を推定するモデルの同定手法に関する一考察；計測自動制御学会論文集，Vol. 32，No. 6，pp. 904-911 (1996)
- [4] 長沼，早川，戸松，菅野：旋盤作業における個人情報導出と人間へのフィードバック；日本機械学会 [No. 96-2] ロボティクス・メカトロニクス講演会'96 講演論文集，Vol. A，pp. 660-661 (1996)
- [5] 赤澤：運動制御と筋特性；計測と制御，Vol. 33，No. 4，pp. 304-309 (1994)
- [6] 辻，後藤，伊藤，長町：姿勢維持中の人間の手先インピーダンスの推定；計測自動制御学会論文集，Vol. 30，No. 3，pp. 319-328 (1994)
- [7] 五味，今野：連続摂動を用いた人腕ステイフネスの計測；第 10 回バイオエンジニアリング講演会講演論文集，pp. 411-412 (1998)
- [8] 榊原，佐野，楊，藤本：NN を用いた EMG による意図推定機構の実現；日本機械学会東海支部第 47 期総会講演会講演論文集，pp. 275-276 (1998)
- [9] 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，Vol. 29，No. 10，pp. 1213-1220 (1993)
- [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，Vol. 30，No. 2，pp. 216-224 (1994)
- [11] 藤本，佐野，花井：ゲインスケジューリングに基づくマスタームの可変インピーダンス制御；日本機械学会論文集，C 編，Vol. 63，No. 609，pp. 226-233 (1997)
- [12] 小澤，池浦，水谷：人間に協調するロボットの可変ダンピング制御；第 15 回日本ロボット学会学術講演会予稿集，pp. 753-754 (1997)
- [13] 小菅，風村：人と協調するロボットの運動生成；第 15 回日本ロボット学会学術講演会予稿集，pp. 393-394 (1997)
- [14] H. Kazerooni, T. -I. Tsay and K. Hollerbach: A controller design framework for telerobotic systems; *IEEE Trans. on Control Systems Technology*, Vol. 1, No. 1, pp. 50-62 (1993)
- [15] 足立：MATLAB による制御のためのシステム同定，東京電機大学出版局 (1996)
- [16] 片山：システム同定入門，pp. 78-82，朝倉書店 (1994)
- [17] 佐々木，三嶋：エコロジカル・アプローチ-協調とアフォーダンス-；計測と制御，Vol. 33，No. 4，pp. 282-288 (1994)
- [18] R. A. Schmidt: *Motor Control and Learning* (2nd edition), Human Kinetics Publishers, Inc. (1988)
- [19] 渡嘉敷，A. Prasad，谷江：マクロ-マイクロテレオペレーションにおけるスケーリング則の評価；日本機械学会論文集，C 編，Vol. 63，No. 605，pp. 141-149 (1997)
- [20] 芳賀，水上：日本語版 NASA-TLX によるメンタルワークロード測定-各種室内実験課題の困難度に対するワークロード得点の感度-；人間工学，Vol. 32，No. 2，pp. 71-79 (1996)