

ニューラルネットを利用した人間-ロボット系の適応型訓練法

辻 敏夫* 川口 義信* 金子 真*

An Adaptive Training Method for Human-robot Systems Using Neural Networks

Toshio Tsuji*, Yoshinobu Kawaguchi* and Makoto Kaneko*

Recently, the needs of robot systems for human support such as a master-slave manipulator, a teleoperation robot and a power assist robot have been increasing. In such human-robot systems, a human operator has an initiative in executing a task, while a robot assists him or her. Therefore, the importance of a training system to improve operator's skill in controlling the robot should be recognized from a point of view of safety, since a control error of a human operator might cause a serious accident. In this paper, a new training system for human-robot systems is proposed, in which a neural network (NN) is used in order to identify the dynamic properties of the system and give an assist to the operator. The identification model used in the proposed system consists of the NN and a reference model which represents a control property of the skilled operator. This paper explains a working principle of the training method and shows the validity of the proposed method through experiments of robot control by novice operators.

Key Words: Human-robot System, Adaptive Training, Neural Network, Impedance Control

1. ま え が き

近年のロボット機器の高性能化に伴い、工場や原子力プラントなど特殊な環境下で行う作業だけでなく、病人や高齢者の看護、介助、家庭やオフィスのような日常生活での人間の補助のためにロボット機器を利用することが考えられている。このような人間とロボットの相互作用を含むシステムでは、人間が作業の主導権を有し、ロボットが人間を補助する形態をとる場合が多い。したがって人間-ロボット系を設計する際には、作業をより正確、迅速に遂行できることだけでなく、作業者に過度の負担や違和感を与えないこと、作業者の熟練度により作業性能が大きく変化しないことなどの点に注意しなければならない。

すでにロボット工学の分野においては、人間とロボットからなるシステムの設計・制御法についての研究が盛んに行われている。このようなシステムを考えると人間の特性をどのように扱うかが一つのポイントとなるが、従来からインピーダンス特性として人間の制御特性をモデル化する方法が用いられる場合が多い。この方法の利点はロボットの特性もインピーダンスを用いて表現することから、システム全体をインピーダンスで記述することができるという点にある。このようなシステム全体をインピーダンスとして捉えた人間-ロボット系に関する研究は、大きく分けて二つのシステム形態を扱っている。

第一はパワーアシストシステムと呼ばれる人間の力を増幅して作業を行う形態 [1]~[6]、第二は人間とロボットが協調して作業を行う形態 [7]~[10] である。後者では、人間もロボットも作業対象物に力を加え、人間の力の不足分をロボットが補うことになる。

本論文では特に前者のシステム形態に注目する。このシステムでは人間がロボットを操作して作業を行うことになるため、作業の性能は操作者である人間の技能に大きく左右される。また人間の操作エラーが重大な事故につながりかねない。したがって人間-ロボット系の安全な運用や事故防止の観点から、人間の操作技能を向上させるための訓練システムの重要性が指摘されている [11]。特に最近では人工現実感の技術により、計算機で合成した映像空間を被訓練者の周囲に提示しあたかもそれが現実に存在する空間であるかのごとく、被訓練者にさまざまな体験をさせることが可能になってきており、効果的な訓練システムの構成法を明らかにすることができれば、実用に耐えるシステムを実現することはそう難しいことではない。

そのような訓練システムの基本的なアイデアの一つに、訓練中の人間の操作に補助を与えて技術習得までの負担を軽減するという方法がある。これは、人間は補助が与えられることにより制御作業や制御対象の特性への理解を深めることができ、それにより最良の制御方策を獲得するまでの習熟速度も速まるのではないかという考えに基づく訓練法である。人間の制御動作に補助を与えるという研究はすでにいくつか報告されており、

原稿受付 1999年4月5日

* 広島大学工学部

* Faculty of Engineering, Hiroshima University

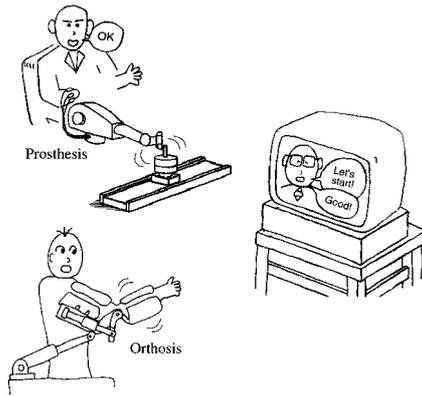


Fig. 1 An example of the training system for handicapped people

例えば Kraiss [12] は自動車の運転動作の補助をニューラルネット（以下、NNと略記）を用いて行う方法を提案している．しかし時間とともに変化する人間の動特性をすべて NN で同定するために、NN には大きな学習の負担が課せられてしまう．KrishnaKumar ら [13] は NN を利用したヘリコプタのホバリング訓練システムを提案しているが、訓練目標となる理想的な操縦特性が不明で、被訓練者がどの程度技術を習得したのか、どの程度理想特性に近づいたのかという点を評価するのは難しい．また末長 [14] は操作者支援システムとして、目標値の将来値と被制御量の予測値を同時に表示する手動予知・予測制御系を構成し、被制御量の予測値演算法が人間のむだ時間の補償、制御成績の向上に有効であることを示している．しかしながら必要となる人間の同定モデルを線形と仮定しているために、その正確な同定は難しい．

そこで本論文ではこれらの問題を考慮した新しい訓練システムを提案する．例えば Fig. 1 に示すような義肢・装具システムを考えよう [5] [6]．このようなシステムでは、操作者の限られた運動能力をロボットを用いて補助することで、効果的な人間支援の実現を目指している．そしてそのためには、人間支援に必要なロボット制御技術を確認するだけでなく、人間の操作技術を向上させるための効果的な訓練支援ツールを用意する必要がある．本論文ではこのようなシステムを実現するための第一歩として、提案した訓練システムの基本動作を確認することを目的とする．本システムでは、訓練者の運動能力や操作の熟練度に関する個人差に対応するため、人間とロボットからなるシステム全体の制御特性を NN を利用してリアルタイムで同定しながら、系の被制御量に修正を加えるという特徴を有している．人間-ロボット系の同定には人間の動特性の非線形性を考慮して NN を導入し、訓練目標となる規範モデルと組み合わせた同定モデルを構成することにより、NN の学習負担を軽減している．以下、本論文では、2 章で対象とする人間-ロボット系について、3 章で適応型訓練システムについて説明し、4 章でロボット制御実験によりその基本動作の確認を行う．

2. 人間-ロボット系の構成

Fig. 2 に訓練で用いる人間-ロボット系の構成を示す．ここ

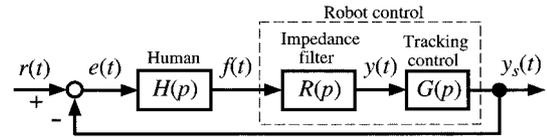


Fig. 2 Human-robot system for adaptive training

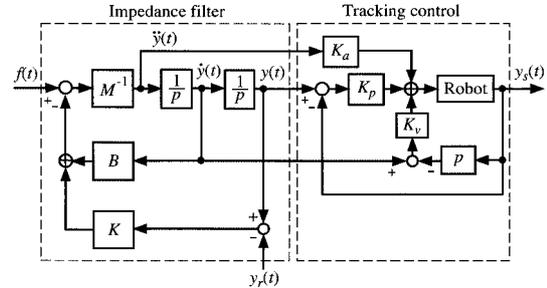


Fig. 3 Impedance control of a robot used in a training system

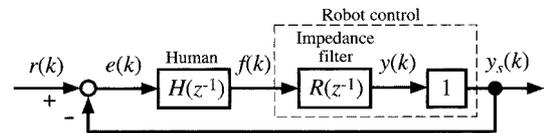


Fig. 4 Human-robot system represented in discrete time

で、 $r(t)$ はロボットの目標軌道、 $e(t)$ は制御偏差、 $f(t)$ は操作量、 $y_s(t)$ はロボット位置、 p は微分オペレータで、簡単のため 1 入力 1 出力系とする．操作者は偏差 $e(t)$ をできるだけ小さくするように、ロボットに操作量 $f(t)$ を加える．ただし、制御対象であるロボットはインピーダンス制御 [15] [16] されているとすると、

$$R(p) = \frac{1}{Mp^2 + Bp + K} \quad (1)$$

となる．ここで、 M はロボットの慣性、 B は粘性、 K は剛性を表す．

Fig. 3 はロボットのインピーダンス制御を実現するために構成した制御系のブロック線図である．インピーダンスフィルタは人間の操作量 $f(t)$ を入力とし、ロボットの目標位置 $y(t)$ を追従制御部に出力する．図中、 $y_r(t)$ はロボットの剛性に関する平衡位置を表す．追従制御部は、ロボット位置 $y_s(t)$ と目標位置 $y(t)$ との差を小さくするように動作し、 K_p は位置ゲイン、 K_v は速度ゲイン、 K_a は目標加速度に関するフィードフォワードゲインである．本論文では、ロボット位置 $y_s(t)$ と目標位置 $y(t)$ は対象とする周波数帯域で一致するものと仮定する．つまり $G(p) \approx 1$ として、以下の議論を進めて行く (Fig. 4 参照)．

3. 適応型訓練システム

3.1 問題の定式化

本論文では、訓練システムの計算処理やロボット制御処理などをデジタル計算機を用いて行うため、Fig. 4 のように人間-ロボット系を離散時間系として扱う．以後、時刻 k はサンプリング時間間隔 Δt における k サンプリング時点を表すものとする．

まず Fig. 4 より, インピーダンスフィルタの出力 $y(k)$ は,

$$y(k) = R(z^{-1})H(z^{-1})e(k) \quad (2)$$

となる. ここで人間 $H(z^{-1})$ とインピーダンスフィルタ $R(z^{-1})$ をモデル化誤差 $\Delta_{RH}(z^{-1})$ を含めて

$$R(z^{-1})H(z^{-1}) = [1 + \Delta_{RH}(z^{-1})]R_n(z^{-1})H_n(z^{-1}) \quad (3)$$

と表現する [17]. ただし, $R_n(z^{-1})H_n(z^{-1})$ は規範モデルで訓練目標である.

一方, 補助を与えた場合の開ループ伝達関数を次のように定義する.

$$R_s(z^{-1})H_s(z^{-1}) = [1 - \Delta_s(z^{-1})]R(z^{-1})H(z^{-1}) \quad (4)$$

ここで $\Delta_s(z^{-1})$ は補助制御器である. したがって, 訓練目標特性 $R_n(z^{-1})H_n(z^{-1})$ と式 (4) を等価にすることができれば, 補助が与えられた系の応答を訓練目標特性による応答に一致させることができる. $R_n(z^{-1})H_n(z^{-1})$ と式 (4) を等しく置くと, 次の関係式が得られる.

$$\Delta_s(z^{-1}) = \frac{\Delta_{RH}(z^{-1})}{1 + \Delta_{RH}(z^{-1})} \quad (5)$$

しかしながら, モデル化誤差 $\Delta_{RH}(z^{-1})$ は未知なので, 補助制御器 $\Delta_s(z^{-1})$ を直接構成することはできない. 次節ではこの問題を解決するために, NN を利用した制御系を構築する.

3.2 訓練システムの構成

Fig. 5 に本論文で提案する訓練システムの構成を示す. 同定モデルは規範モデル $R_n(z^{-1})H_n(z^{-1})$ と NN から構成され, NN の出力 $y_{NN}(k)$ と規範モデルの出力 $y_n(k)$ との和が同定モデルの出力 $\hat{y}(k)$ となる. NN の学習は同定モデルの出力 $\hat{y}(k)$ とインピーダンスフィルタの出力 $y(k)$ との同定誤差 $\epsilon(k)$ を用いて行う. このとき, NN の出力 $y_{NN}(k)$ はインピーダンスフィルタの出力 $y(k)$ を補正する量 Δ_y に用いられる.

$$\Delta_y(k) = \alpha y_{NN}(k) \quad (6)$$

ここで α ($0 \leq \alpha \leq 1$) は補正量を調節するためのゲイン (以下, 補助率と呼ぶ) で, $\alpha = 1$ のときにはシステム全体の特性が規範モデルと一致するように補助が与えられ, α を小さくすることで補助量を減らすことができる. この補助率 α を被訓練者の熟練度にあわせて調節することで, 効果的な訓練が可能になると期待される.

次にこの制御系の動作について説明する. 式 (2) と式 (3) より制御対象の応答 $y(k)$ は,

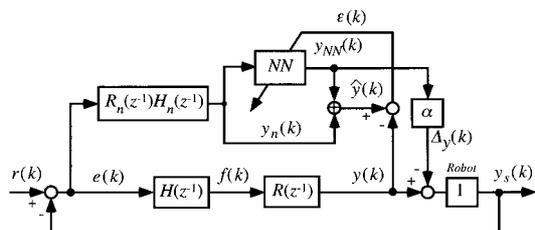


Fig. 5 Block diagram of the proposed training system

$$y(k) = y_n(k) + \Delta_y(k) \quad (7)$$

となる. ただし,

$$y_n(k) = R_n(z^{-1})H_n(z^{-1})e(k) \quad (8)$$

$$\Delta_y(k) = \Delta_{RH}(z^{-1})y_n(k) \quad (9)$$

である. 次に, 補助が与えられた場合の系全体の応答 $y_s(k)$ は式 (4) より,

$$y_s(k) = R_s(z^{-1})H_s(z^{-1})e(k) \quad (10)$$

$$= y(k) - \Delta_y(k) \quad (11)$$

となる. ただし,

$$\Delta_y(k) = \Delta_s(z^{-1})y(k) \quad (12)$$

である. 上式と式 (2)(3)(8) より,

$$\Delta_y(k) = \Delta_s(z^{-1})[1 + \Delta_{RH}(z^{-1})]y_n(k) \quad (13)$$

が得られ, 上式と式 (5)(9) より,

$$\Delta_y(k) = \Delta_{yN}(k) \quad (14)$$

を得る.

一方, 同定誤差 $\epsilon(k)$ は Fig. 4 と式 (7) より,

$$\epsilon(k) = \hat{y}(k) - y(k) = y_{NN}(k) - \Delta_{yN}(k) \quad (15)$$

となる. したがって, この同定誤差を最小にするように NN を学習させ, $\epsilon(k) = 0$ が成立したとすると,

$$y_{NN}(k) = \Delta_{yN}(k) \quad (16)$$

を得る. このとき, 式 (14) が $\alpha = 1$ の場合の式 (6) に一致することが分かる.

以上より, NN をリアルタイムで学習し式 (15) の同定誤差を 0 にすることができれば, モデル化誤差を含む人間-ロボット系に対して訓練目標特性による応答を実現できることが明らかになった. なお本手法では NN を用いて人間の制御特性そのものではなく, 人間とロボットを合わせた制御特性を同定している点に注意されたい. これは, 人間の制御特性自体はロボットのインピーダンス特性に依存して大きく変化するが, 人間とロボットの制御特性を合わせるとその変化が小さくなるためである [18]. もちろん訓練の際には訓練目標となる規範モデル $R_n(z^{-1})H_n(z^{-1})$ を決定する必要がある. この点については次章で詳しく述べる.

4. 実験

4.1 実験装置

本論文では, 1 自由度のリア・ロボットを用いて人間-ロボット系を構成した (Fig. 6). このロボットは, ムービングマグネット駆動方式を採用したリアテーブル (株) 日本トムソン製, エンコーダ分解能: $2[\mu\text{m}]$ で, 推力制御 (最大 $\pm 10 \times 9.8[\text{N}]$) が可能である. またロボットには 6 軸力センサ (ピーエルオートテック製, 分解能: 並進力 x 軸, y 軸: $0.05[\text{N}]$, z 軸: $0.15[\text{N}]$, 回転力: $0.003[\text{Nm}]$) を取り付け, 被験者がハンドルに加える力を測定する.

目標入力は白色雑音を 2 次バターワースフィルタ (カットオフ周波数 $0.5[\text{Hz}]$) で平滑化した信号で, 被験者の正面に設置したディ

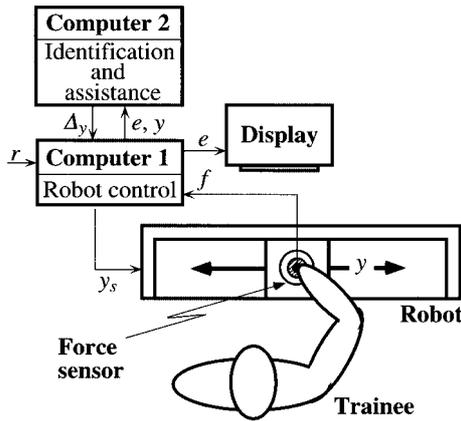


Fig. 6 Experimental apparatus

スプレイには、偏差 e を表示した。被験者にはこの偏差をできるだけ小さくするように指示した。実験条件としては、ロボットの固有角周波数 $\omega_n = \sqrt{\frac{K}{M}} = 4$ [rad/s]、剛性 $K = 55$ [N/m] とし、減衰係数 $\zeta = \frac{B}{2\sqrt{MK}}$ を $\zeta = -0.5, 0, 0.5, 1, 1.5, 2, 2.5, 3$ の 8 通りとした。また、目標入力 r の最大振幅の絶対値は $R = 0.1$ [m] で、試行時間は 60 [s]、データのサンプリング周波数は 25 [Hz]、ロボット制御系のサンプリング周期は 1 [kHz] である。なお、系の安定性を考慮して、力センサの出力、およびニューラルネットの出力はパワースフィルタを用いて平滑化した。カットオフ周波数はそれぞれ 25 [Hz]、3 [Hz] である。

用いた NN は 4 層構造のエルマンネット [19] で、ユニット数は入力層 1、中間層 15×2 層、出力層 1 である。また 2 層目の中間層にはコンテキスト層 (ユニット数 15) とのリカレント結合が存在する。重み ω_{ij} の初期値は $|\omega_{ij}| < 0.01$ の一様乱数で与え、学習率は $\eta = 0.1$ とした。また、中間層の出力値が $-1 \sim 1$ となるよう中間層のユニットのシグモイド関数を設定した。

Fig. 7 は補助率 $\alpha = 0$ の状態で、未熟者、熟練者各 1 名にロボット制御実験 (減衰係数 $\zeta = 3.0$ 、剛性 $K = 55$ [N/m]、固有角周波数 $\omega_n = 4$ [rad/s]) を行わせ、得られた測定データの一例である。図は上から順に目標入力 r 、被制御量 y_s 、偏差 e 、力操作量 f で、実線は熟練者、点線は未熟者による結果を表す。未熟者によるロボット操作では目標入力の高周波成分にあまり追従できていないが、熟練者の操作では r と y の波形がよく似ており、追従能力が高いことが分かる。なお実験には制御技術の未熟な男子大学生 3 名を用いて行った。

4.2 人間-ロボット系の規範モデル

前述のとおり、本訓練システムでは訓練目標として人間-ロボット系の規範モデルを用いる。そのために、あらかじめ熟練者に Fig. 6 の装置を用いてロボット制御実験を行わせ、そのときの測定データから人間-ロボット系の動特性を記述関数 $R(j\omega)H(j\omega)$ として求めた。記述関数の推定は系に含まれるフィードバックループの影響を考慮して、測定データから部分空間法 [20] を用いて状態空間モデルを推定した後、その周波数特性を求めるという手順で行った。そしてこのようにして推定した記述関数に次のような伝達関数モデルをあてはめ最小 2 乗法で各パラメータを推定した [21]。

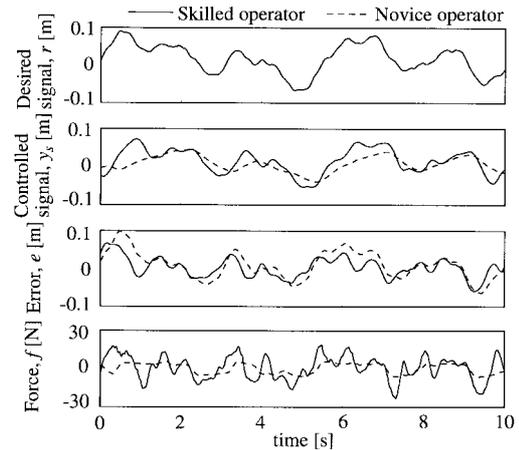


Fig. 7 Examples of experimental results

$$R_n(p)H_n(p) = \frac{K_s}{1 + T_s p} e^{-\tau p} \quad (17)$$

解析にはそれぞれ熟練後の 10 試行をデータとして用いた。

推定の前に、制御特性を評価するために次に定義する評価指数を計算した。

$$J = \int_0^{t_f} e^2(t) dt / \int_0^{t_f} r^2(t) dt \quad (18)$$

$$U = \int_0^{t_f} f^2(t) dt / \int_0^{t_f} r^2(t) dt \quad (19)$$

J は 2 乗偏差面積、 U は手先力 f の 2 乗和を表す。また t_f は試行時間で 60 [s] である。Fig. 8 (a) に J 、(b) に U を示す。図からロボットの減衰係数 ζ が負になるとロボットインピーダンスが不安定になるため J が急激に増加していることが分かる。逆に ζ が増加すると、粘性が増加するため操作に大きな力が必要となり、 U は大きく増加している。

次に実験結果から推定した伝達関数モデルを用いて予測した被験者の応答を Fig. 9 に示す。この図は、熟練者の測定データの偏差 e を推定した伝達関数モデルの入力として与えたときの出力と熟練者の被制御量 y_s を比較した結果である。上段から順に目標入力 r 、被制御量 y_s 、偏差 e で、被制御量 y_s の実線は熟練者の被制御量、点線は伝達関数モデルから予測した被制御量である。熟練者の被制御量と予測した被制御量はほぼ一致しており、式 (17) の伝達関数モデルで熟練者の制御動作をうまく表現できていることが分かる。

Fig. 10 に式 (17) の伝達関数モデルに含まれるパラメータの推定値を示す。いずれも 10 試行の平均と標準偏差である。以上の実験結果より、訓練目標として使用する規範モデルは最も良い制御成績が得られた $\zeta = 1.0$ のときのパラメータに決定した。これにより次節で示す訓練実験では、制御技術が未熟な被験者は今回の実験条件のなかで最も難しい訓練を要求されることになる。

4.3 訓練実験

4.3.1 基本動作確認実験

まず本システムの基本動作を確認するために、補助率を $\alpha = 1$ に固定しシステム全体の特性が規範モデルの特性と一致するよ

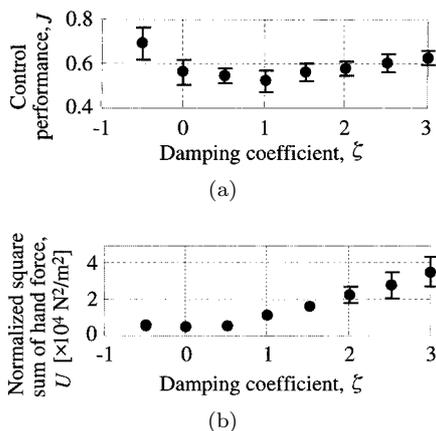


Fig. 8 Change of the control performance J and the normalized square sum of hand force U depending on the damping coefficient ζ

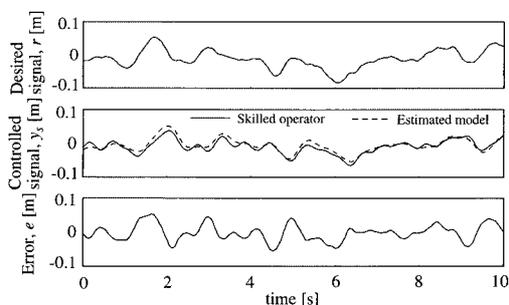


Fig. 9 Response of the estimated reference model of the human-robot system ($\zeta = 1.0$)

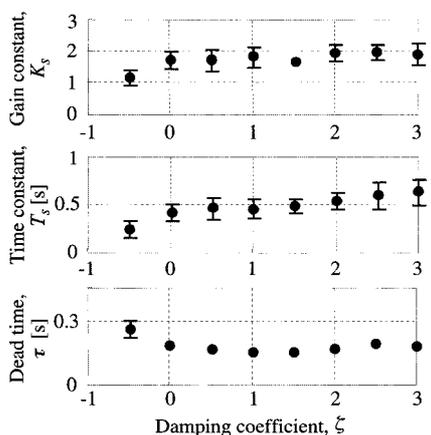


Fig. 10 Estimated parameters of the human-robot system for various damping coefficients ζ

うにシステムが動作するか調べた。Fig. 11 は実験から得られた測定データの一例である。上から順に目標入力 r 、被制御量 y 、補助が加えられた被制御量 y_s 、偏差 e 、力操作量 f 、補助量 Δy 、同定誤差 ϵ を表す。未熟者の操作だけでは被制御量 y を目標入力 r に追従させるのは困難だが、補助量 Δy が与えられることにより追従能力が向上していることが分かる。

次に測定データから求めた記述関数を Fig. 12 に示す。実線

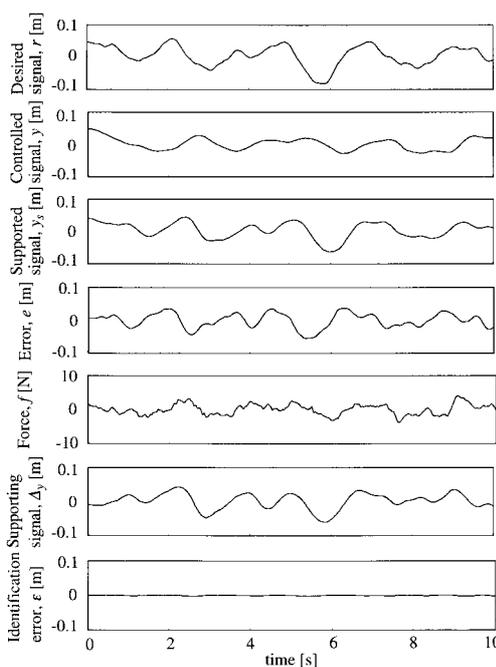


Fig. 11 Examples of experimented results under the proposed method ($\alpha = 1$, a novice operator)

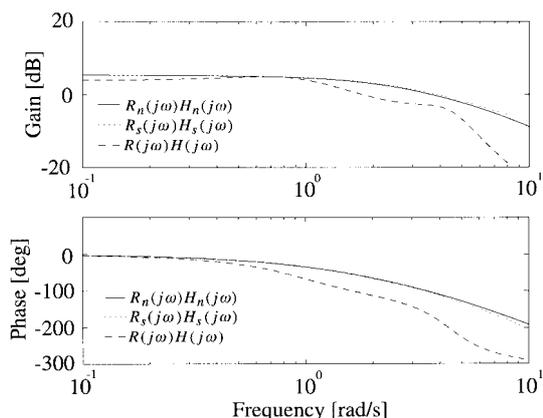


Fig. 12 Describing functions estimated from experimental results under the proposed method

は訓練目標特性 $R_n(j\omega)H_n(j\omega)$ 、点線は補助が与えられた後の人間-ロボット系の特性 $R_s(j\omega)H_s(j\omega)$ 、破線は補助が与えられる前の人間-ロボット系の特性 $R(j\omega)H(j\omega)$ で、上からゲイン線図、位相線図である。未熟者の操作によるシステムの応答は、訓練目標特性に比べ高周波ゲインがかなり低く、さらに位相遅れも生じている。しかし補助が与えられることにより、ゲイン特性は高周波帯域で向上し位相特性も補償され、結果的に訓練目標特性とほぼ一致していることが分かる。以上により本訓練システムの基本動作の確認ができた。

4.3.2 補助率による訓練効果の変化

本訓練システムでは式(6)の補助率 α を用いて人間に与える補助量を調節することができる。例えば補助率を $\alpha = 1.0$ と設定すると、NN の同定が精度良く行われる限り、人間の制御

動作にかかわらず規範モデルとして設定した目標の制御特性が実現されてしまう。このような過剰な補助は訓練としては逆効果になる恐れがある。逆に訓練者の制御能力が低いうちに補助率を小さくしすぎると、効果的な訓練は期待できない。そこで本節では補助率 α を $\alpha = 0.8, 0.6, 0.4$ の3種類に設定し、補助を減らすことによる人間の制御動作の変化について考察した。実験は $\alpha = 0.8, 0.6, 0.4$ の順に3試行ずつ行い、 α 変更ごとに休憩をはさんでいる。

Fig. 13 に測定データを示す。上から順に目標入力 r , 被制御量 y , 補助が加えられた被制御量 y_s , 補助量 Δ_y , 同定誤差 ϵ を表す。図中、実線は補助率 $\alpha = 0.8$, 破線は補助率 $\alpha = 0.6$, 点線は補助率 $\alpha = 0.4$ のそれぞれ3試行目の結果である。図から補助率 α が低くなるにつれ補助量 Δ_y が減っていることが分かる。また補助が減らされているにもかかわらず補助が加えられた被制御量 y_s の波形が高周波成分を除いて、すべての α を通じてほぼ一定になっていることから、補助を減らすことによって被訓練者の操作の負担が大きくなっていることが分かる。

ここで前述した制御成績 J , 手先力の2乗和 U に加え、次の評価指数 J_α を定義する。

$$J_\alpha = \int_0^{t_f} (r(t) - y(t))^2 dt / \int_0^{t_f} r^2(t) dt \quad (20)$$

J は補助を含めた制御成績を表すのに対して、この J_α は人間だけのロボット操作による制御成績である。Fig. 14 (a) に測定データから得た制御成績 J, J_α , (b) に手先力の2乗和 U を示す。試行時間 t_f は 60 [s] として計算した。試行を重ねると補助が減らされていくにもかかわらず、人間の制御成績 J_α が向上し、被験者の制御技術が上達しているようすが分かる。ただし、 $\alpha = 0.8$ のときは、操作力 U が大きくなっているにもかかわらず J_α が増加しており、訓練が有効に行われていない。このように α が大きすぎると、人間の操作にかかわらず NN に

よるロボット制御が働くため、補助が人間の制御技術の向上に役立たないことがある。しかしながら、いずれの場合もシステム全体の制御成績 J は 0.6~0.7 を維持しており、システムが安定して動作している点に注意されたい。

最後に Fig. 15 に測定データから求めた記述関数を示す。実線は訓練目標特性 $R_n(j\omega)H_n(j\omega)$, 点線, 破線, 一点鎖線はそれぞれ $\alpha = 0.8, 0.6, 0.4$ のそれぞれ3試行目のときの人間-ロボット系の特性 $R(j\omega)H(j\omega)$ である。補助量が $\alpha = 0.6, 0.4$ の場合に比べ $\alpha = 0.8$ のときのシステムの位相遅れが大きくなっていることが分かる。つまり被験者がいくらゲインを上げて操作を行っても、位相遅れが大きいため制御成績 J_α が低下してしまっただけである。以上の実験結果から、訓練者の制御特性が補助率に応じて変化すること、補助率 α は 0.6 以下の値が望ましいこと、訓練者の制御成績に応じて補助率を調節することにより高い訓練効果が期待できることなどが明らかになった。

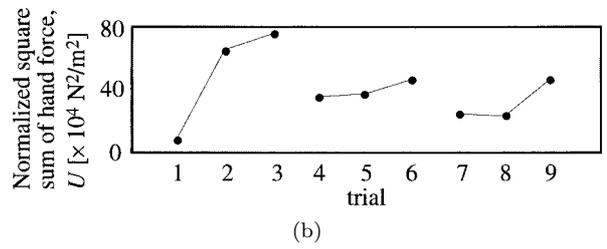
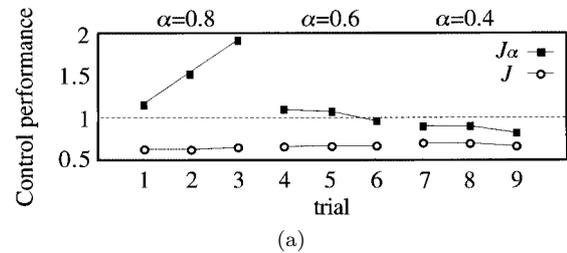


Fig. 14 Changes of the control performances and the normalized square sum of hand force U depending on the number of trials

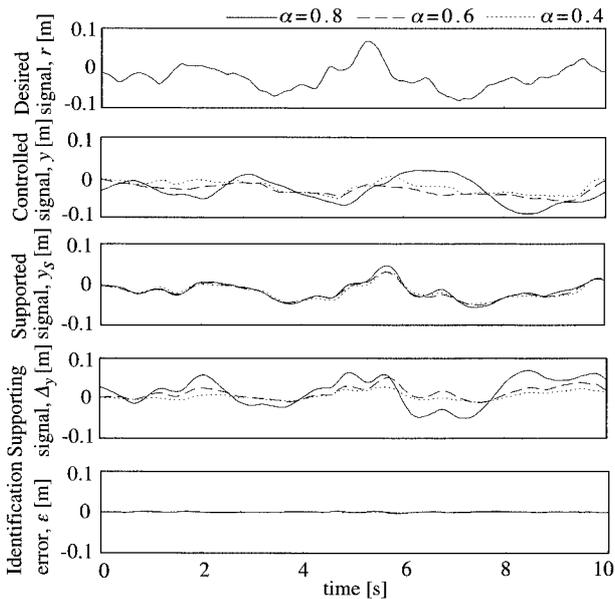


Fig. 13 Changes of the control results depending on the assist ratio α

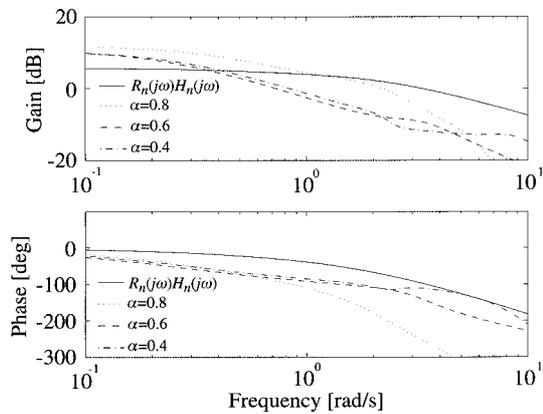


Fig. 15 Changes of the estimated describing functions depending on the assist ratio α

5. まとめと今後の課題

本論文では NN の学習能力を利用して人間の制御特性を適応的に同定し、その同定結果に基づいて補助を与えることにより制御動作の訓練を行う方法を提案した。そして 1 自由度のリニアロボットを用いて人間-ロボット系を構成し、提案するシステムの基本動作の確認を行った。その結果、モデル化誤差を含む人間-ロボット系に対して、規範モデルによる応答特性を実現できること、補助率を変化させることにより被訓練者の制御方を調節できることが明らかになった。本システムの大きな特徴は理想的な応答特性を規範モデルとして表現できるという点にある。したがって、例えば健康者の運動特性を規範モデルとして用いることにより、本手法をロボットを用いた障害者訓練などに応用することも可能であろう。

今後は訓練内容に応じた規範モデルの作成法を検討するとともに、訓練者の熟練度に応じた効果的な補助量の調節法、訓練効果の持続性などについて考察し、より完成度の高いロボット制御訓練システムを実現していきたいと考えている。なお、本研究の一部は文部省科学研究費補助金 (11555113, 11650450) によるものでここに改めて謝意を表します。

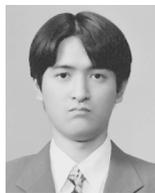
参考文献

- [1] H. Kazerooni: "Human-Robot Interaction via the Transfer of Power and Information Signals," IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, vol.20, no.2, pp.450-463, 1990.
- [2] 横小路: "マスタ・スレーブ制御の理論", 日本ロボット学会誌, vol.11, no.6, pp.794-802, 1993.
- [3] J.E. Colgate: "Robust Impedance Shaping Telemanipulation," IEEE Transactions on Robotics and Automation, vol.9, no.4, pp.374-384, 1993.
- [4] 館他: 「特集 テレロボティクスの理論」, 日本ロボット学会誌, vol.11, no.6, pp.769-836, 1993.
- [5] K. Nagai, I. Nakanishi, H. Hanafusa, S. Kawamura, M. Makikawa and N. Tejima: "Development of an 8 DOF Robotic Orthosis for Assisting Human Upper Limb Motion," Proceedings of the 1998 IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp.3486-3491, 1998.
- [6] O. Fukuda, T. Tsuji, A. Ohtsuka and M. Kaneko: "EMG-based Human-Robot Interface for Rehabilitation Aid," Proceedings of the 1998 IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp.3492-3497, 1998.
- [7] K. Kosuge, Y. Fujisawa and T. Fukuda: "Control of Mechanical System with Man-machine Interaction," Proceedings of the IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems, pp.87-92, 1992.
- [8] 小菅: "仮想ツールダイナミクスに基づく人とロボットの協調作業", 計測と制御, vol.34, no.4, pp.303-306, 1995.
- [9] O.M. Al-Jarrah and Y.F. Zheng: "Arm-manipulator coordination for load sharing using compliant control," Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp.1000-1005, 1996.
- [10] R. Ikeura and H. Inooka: "Variable impedance control of a robot for cooperation with a human," Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp.3097-3102, 1995.
- [11] 西田他: 「ミニ特集 教育・訓練システム」, 計測と制御, vol.31, no.12, pp.1211-1248, 1992.
- [12] K.-F. Kraiss: "Implementation of user-adaptive assistants with neural operator models," Control Eng. Practice, vol.3, no.2, pp.249-256, 1995.
- [13] K. KrishnaKumar, S. Sawhney and R. Wai: "Neuro-Controllers for Adaptive Helicopter Hover Training," IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, vol.24, no.8, pp.1142-1152, 1994.
- [14] 末長修: "手動予知・予測制御系における予測値演算法に関する研究", 人間工学, vol.31, no.6, 407-414, 1995.
- [15] N. Hogan: "Impedance Control: An approach to Manipulation, Parts I, II, III," ASME Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control, vol.107, no.1, 1/24, 1985.
- [16] N. Hogan: "Stable Execution of contact tasks using impedance control," Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp.1047-1054, 1987.
- [17] 徐, 辻, 金子: "ニューラルネットに基づく適応制御を用いたフレキシブルビームのトルク制御", 計測自動制御学会論文集, vol.33, no.2, pp.1-9, 1997.
- [18] 辻, 加藤, 金子: "人間-ロボット系の追従制御特性", 日本ロボット学会誌, vol.18, no.2, pp.285-291, 2000.
- [19] J.L. Elman: "Finding structure in time," Cognitive Science, vol.14, pp.179-211, 1990.
- [20] 足立修一: 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.
- [21] D.T. McRuer and H.R. Jex: "A Review of Quasi-Linear Pilot Models," IEEE Transactions on Human Factors in Electronics, vol.8, no.3, pp.231-249, 1967.



辻 敏夫 (Toshio Tsuji)

1959年12月25日生。1985年広島大学大学院工学研究科博士課程前期修了。同年同大学工学部助手, 1994年同助教授, 現在に至る。工学博士。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。IEEE, 計測自動制御学会, 日本機械学会, 電気学会, 電子情報通信学会などの会員。(日本ロボット学会正会員)



川口義信 (Yoshinobu Kawaguchi)

1975年1月17日生。1997年広島大学工学部第二類(電気系)卒業。同年4月, 広島大学大学院工学研究科(博士課程前期)情報工学専攻入学, 現在に至る。主にマン・マシンシステムに関する研究に従事。



金子 真 (Makoto Kaneko)

1954年1月18日生。1981年3月東京大学工学系研究科博士課程卒業。工学博士。同年4月通産省工業技術院機械技術研究所入所。1990年4月, 九州工業大学情報工学部助教授。1993年10月広島大学教授, 現在に至る。ロボットハンド, 力覚センサ, 触覚ベースアクティブセンシングなどの研究に興味を持つ。IEEE, 計測自動制御学会, 日本機械学会などの会員。(日本ロボット学会正会員)