ファジィ・ニューラルネットワークを利用した 未知環境に対するハイブリッド制御

非会員 木口 量 夫 (新潟工短大)

正 員 福田 敏 男 (名古屋大)

Hybrid Control for an Unknown Environment Using Fuzzy Neural Network

Kazuo Kiguchi, Non-Member (Niigata College of Technology)

Toshio Fukuda, Member (Nagoya University)

Robot manipulators are expected to perform sophisticated tasks in many fields. In order to perform sophisticated tasks, robot manipulators have to control both position and force simultaneously. Robots are also expected to work not only in limited environments, but also in unknown environments. However, conventional controllers have some problems to control force on unknown environments, because they do not have ability of adapting to the unknown environment. Furthermore, friction compensation is difficult, especially for an unknown environment, because the friction between the robot manipulator and the environment varies when the applied force to the environment changes. In this paper, neural networks and fuzzy-neural networks are applied to position/force hybrid control in order to solve these problems.

The effectiveness of the proposed controller is verified with a 3DOF planar robot manipulator by computer simulations.

キーワード：ファジィ・ニューラルネットワーク, ロボットマニピュレータ, 位置/力制御

1. はじめに

現在我々の身近なところで活躍しているロボットとして、工場等で稼働している産業用ロボットが挙げられる。しかし、一般に普及している産業用ロボットは単に位置だけを制御するものであり、単に物の位置決め等に利用されているものがほとんどである。近年、ロボットマニピュレータに対し、産業用ロボットよりも高度な作業が求められている。ロボットマニピュレータにより高度な作業、例えば研磨作業、拭き取り作業等を実現させるためには、位置と力の両方を同時に制御する必要がある。また、今後のロボットは予め設定した環境内で稼働するだけでなく、未知環境下でも作業できるような柔軟性も期待されている。

位置と力を同時に制御する方法として、主にハイブリッド制御⁽¹⁾とインピーダンス制御⁽²⁾の2つに大別できる。ハイブリッド制御では、環境表面に対し直角な方向に力制御、その力制御の方向に対し直角方向に位置制御することにより、位置と力を同時に直接的に制御するのにに対し、インピーダンス制御では速度と加速度も含めた位置と力の関係を制御するというのが主な違いである。力制御においては、環境の動特性がシステムの安定性に影響を及ぼすため、従

来の制御系では環境の動特性に応じてゲインを設定してやる必要があり、動特性の未知な環境に対しては対応が難しい。そのため、力制御の研究自体は既に多くの研究例が発表されているが、力を加える環境の特性が未知なものについての研究例は少なかった。また、環境に力を加えながら位置を制御する場合、環境とロボット間の摩擦力は、環境に対し加える力の大きさにより変化するため、環境とロボット間の摩擦の補償が大きな問題となる。特に摩擦係数の未知な環境では適切な摩擦補償を行うことは困難である。この問題を避けるためにロボットのエンド・エフェクタ先端にローラーを付けて実験した研究例⁽³⁾⁽⁴⁾はあるが、環境に力を加えながら位置を制御する場合に有効な摩擦補償方法を提案している研究例は見あたらない。そこで本論文では、上記の問題に対応し、未知環境に対し位置と力のハイブリッド制御を行うため、ニューラルネットワーク及びファジィ・ニューラルネットワークを応用する方法を提案する。

近年、曖昧な情報の扱いができ、厳密な数学モデルを使うことなく制御できるファジィ制御^{(5)~(7)}や経験から学習できる能力を持つニューラルネットワークは、ロボット制御の分野で積極的に取り入れられてきた^{(8)~(11)}。ニューラルネットワークを利用して未知環境に対し適応できるハイブ

リッド制御法を提案した例⁽¹¹⁾もあるが、適応型のニューラルネットワーク制御器でさえも瞬時に適応できるわけではなく、適応するまでの間オーバーシュート等の危険性があった。筆者らはこの問題を解決するため、予めファジィ制御の方法を用いてオーバーシュートしないような制御器を設計し、それをニューラルネットワークでモデル化し、バックプロパゲーション法で学習させる、ファジィ・ニューラルネットワーク力制御を提案した⁽¹²⁾⁽¹³⁾。この制御器では、環境の動特性が設計時に予測したものよりも柔らかいか少し硬めの場合は特に問題なく力制御できるので、予め硬い環境を想定しておけばほとんどの場合問題ない。しかし、もし環境が想定したものよりかなり硬かった場合は、やはり大きなオーバーシュートが発生する等の問題が生じるので、環境の動特性が設計時に用いたモデルよりも硬かった場合は、制御器への入力値をオフラインで学習したニューラルネットワーク (Input Adjusting Neural Network) により調整することでメンバーシップ関数の定義を瞬時に変更する方法を提案する。

また、環境に力を加えながらの位置制御では、摩擦補償用ニューロンと軌道制御用ファジィ・ニューラルネットワークを用い、状況により学習を切り替えることで未知環境に対する位置制御の際の摩擦補償を実現した。

本制御法の有効性の確認は、図1に示すような平面3自由度ロボットマニピュレータモデルを用い、コンピュータによるシミュレーションで行った。

2. 位置/力のハイブリッド制御

図1に示すようなロボットマニピュレータで、環境に対し加える力とエンドエフェクタの位置及びその角度を同時に制御するためハイブリッド制御を適用するものとする。ハイブリッド制御はRaibertとCraigにより提案されたもの(1)で、作業空間を力制御方向と位置制御方向に分け、位置と力を同時に直接的に制御する方法である。この制御法を平面ロボットマニピュレータに適用するため、まず平面ロボットの運動方程式を考えると次式のようにになる。

$$M(q)\ddot{q} + h(q, \dot{q}) + F_c \text{sgn}(\dot{q}) = \tau - J^T f \quad \dots\dots\dots (1)$$

ただし、 $M(q)$ は慣性行列、 $h(q, \dot{q})$ は遠心力・コリオリ力等

の非線形項、 F_c は関節でのクーロン摩擦、 τ は駆動トルクベクトル、 J はヤコビ行列、そして f は環境からロボットのエンドエフェクタ先端に作用している力であり、 q は関節位置ベクトルである。

式(1)より、必要なモータトルクは次式のように表される。

$$\tau = M(q)\ddot{q} + h(q, \dot{q}) + F_c \text{sgn}(\dot{q}) + J^T f \quad \dots\dots\dots (2)$$

基準座標系でのエンドエフェクタの加速度と関節位置との関係は、

$$\ddot{x} = J\ddot{q} + \dot{J}\dot{q} \quad \dots\dots\dots (3)$$

で表される。ただし、 x は基準座標系での位置ベクトルである。

式(2)、(3)と位置制御方向と力制御方向を選択するセレクションマトリクス S を使うと、

$$\tau = M(q)J^{-1}[(I-S)u_p - \dot{J}\dot{q}] + h(q, \dot{q}) + F_c \text{sgn}(\dot{q}) + J^T f + J^T S u_f \quad \dots\dots\dots (4)$$

が得られる。ただし u_p は位置制御のコマンドベクトルで、 u_f は力制御のコマンドベクトルである。本稿では、 u_f は力制御器からの出力、 u_p は位置制御器からの出力であるが、位置制御のうちエンドエフェクタの角度制御には特に適応能力は必要とされないので、従来の加速度分解制御を用いることにした。このエンドエフェクタ角度制御の入力コマンド u_{pe} は次式で表される。

$$u_{pe} = \ddot{x}_d + K_v(\dot{x}_d - \dot{x}) + K_p(x_d - x) \quad \dots\dots\dots (5)$$

ハイブリッド制御系のブロック線図を図2に示す。この制御器を使うことにより、環境に加える力とエンドエフェクタの角度と位置が同時に制御される。

従来の制御則を利用したハイブリッド制御器により目標の位置と力を得ることは、次の理由により困難である。第1に、ロボットマニピュレータと環境の完璧な数学モデルを作ることは非常に難しい。第2に、環境の動特性がシステムの安定性に影響するため、未知環境での力制御に高ゲインを使うことはできない。第3に、ロボットの関節内の摩擦や、未知環境とロボット間の摩擦を完全に補償するこ

図1 平面3自由度ロボットマニピュレータ
Fig.1 3DOF planar robot manipulator

図2 ハイブリッド制御のブロック線図
Fig.2 Block diagram of hybrid control

図3 ファジィ・ニューラルネットワーク力制御器
Fig.3 Fuzzy Neural Network for force control

とは難しい。特に環境に加える力が変化する場合は、環境とロボット間の摩擦力も変化する(この場合、ロボットの関節内の摩擦力も変化する)。第4に、外乱を完全に無くすることはできない。さらに、環境がゴム、プラスチック、或いは材木などの場合、温度や湿度などにより特性が時間と共に変化するため、適応能力の無い制御則を使用するのは適切でない。そこで、ハイブリッド制御内の位置制御と力制御の両方に適応能力を持たせるため、ニューラルネットワークとファジィ・ニューラルネットワークを応用する方法を次の3、4章で説明する。

3. 未知環境での力制御

動特性が未知な環境に対し、目標通りの力を加えるには、適応型ニューラルネットワーク等を用いて制御器自身に環境への適応能力を与えることが必要である。そこで、適応型ニューラルネットワークを利用して未知環境に力制御を行う方法を検討してきた⁽¹¹⁾。しかしながら、適応型のニューラルネットワーク制御器でさえも瞬時に未知環境に適応できるわけではなく、適応するまでの間オーバーシュート等の危険性があった。そこで筆者らは、予めファジィ制御の方法を用いてオーバーシュートしないような制御器を設計し、それをニューラルネットワークでモデル化し、バックプロパゲーション法で学習させる、ファジィ・ニューラルネットワーク力制御を提案してきた⁽¹²⁾⁽¹³⁾。以降、ファジィ・ニューラルネットワーク力制御器をFNN力制御器と呼ぶことにする。本稿では更に新しい手法として、環境の動特性に応じFNN力制御器への入力値を調整するニューラルネットワーク(Input Adjusting Neural Network)をオフラインで学習させ、FNN力制御器に組み込んだ。以降、このニューラルネットワークをIANNと略す。本稿で提案するFNN力制御器の詳細を図3に示す。ここで Σ の

ニューロンは入力 y_k の和を出力し、 Π のニューロンは入力 y_k の積を出力するものである。

〈3・1〉 FNN力制御器 通常ロボットマニピュレータのファジィ制御では、入力情報として誤差量とその変化量が考えられるが、力制御では通常測定値にノイズが多く含まれているため誤差の変化量を利用することが難しい。そこで誤差の変化量の代わりにマニピュレータが環境を押す速度を利用することが考えられるが、マニピュレータが環境を押す速度が早い遅い概念はマニピュレータの形態により異なる。つまりその形態での力制御方向の慣性行列の大きさにより速度の概念が変わることになる。そこでマニピュレータの速度ではなく力制御方向のマニピュレータ運動量を入力情報として利用する。

$$M_o = M_x(q)v \quad (6)$$

ここで、 M_o はマニピュレータ運動量、 v はマニピュレータの速度、 $M_x(q)$ はマニピュレータの関節角度が q のときの基準座標系での慣性行列であり、次式のように表される。

$$M_x(q) = J^{-T}(q)M(q)J^{-1}(q) \quad (7)$$

前件部のファジィ変数は5種類(PB, PS, ZO, NS, NB)とし、入力変数は目標位置との誤差量 E と力制御方向のマニピュレータ運動量 M_o の2種類とする。ファジィ変数は、式(8)で表されるシグモイド関数と式(10)で表されるガウシアン関数の両方を用いることにより単層のニューラルネットワークで前件部を構成するものとする。

$$f_s(u_s) = \frac{1}{1 + e^{-u_s}} \quad (8)$$

$$u_s(x) = w_o + w_i x \quad (9)$$

$$f_o(u_o) = e^{-u_o^2} \quad (10)$$

$$u_o(x) = \frac{w_o + x}{w_i} \quad (11)$$

ここで、 w_o はしきい値、 w_i はウェイト値である。ガウシアン関数では、これらの値はそれぞれメンバーシップ関数の中心値と偏差値を表す。

後件部はIF-THENの制御ルールに従い、前件部適合度の代数積に定数値をかけ合わせた各ルールからの出力和を前件部適合度の和で割って定数値出力を得るものとする。この制御器からの定数値出力が、基準座標系でのマニピュレータへの力指令 U である。

FNN力制御器の学習は、次の評価関数が最小となるようにバックプロパゲーション法を用いて前件部と後件部の両方の微調整を各サンプリング毎に行うものとする。

$$Y = \frac{1}{2}(f_d - f)^2 \quad (12)$$

各部でのウェイト値の変化量は次の通りである。

$$\text{後件部: } \Delta w_r = \eta(f_d - f)y_d y_k \quad (13)$$

図4 メンバシップ関数の変化
Fig.4 Change of membership function

$$\text{前件部: } \Delta w_i = \eta \sum \frac{\partial e_{ij}}{\partial y_{ij}} f'_{(u)} u' \dots\dots\dots (14)$$

ここで η は学習係数, f_d は目標力, f は実際に測定された力, y_{ij} は前件部出力, e_{ij} は前件部出力誤差, $f'_{(u)}$ と u' は式(8)(10)で表されるアクティベーション関数とその入力微分である。

この学習により、設計したファジィ制御則が完全でなくとも、ロボットマニピュレータの関節の摩擦が完全に補償されていない場合、また外乱が作用したり環境の動特性が変化しても、目標通りの力を未知環境に加えることが可能になる。

〈3・2〉 IANN 本FNN力制御器により、ほとんどの場合オーバーシュートすることもなく目標通りの力を制御できる。しかし、もし対象物の動特性が想定していたものよりかなり硬かった場合は大きなオーバーシュートが発生する等の問題が生じる。しかし、もし未知環境に力を与え始めた早い段階で、環境の変位量とその変位により発生した力との関係から環境が想定していたものより硬いか柔らかいかを判断し、それに応じて制御器の前件部を調整すればそれらの問題を解決できる。そこで本稿では、FNN力制御器への入力情報である誤差とマニピュレータ運動量の2つ両方を、環境の硬さに応じ調整するニューラルネットワークIANNを提案する。

IANNでFNN力制御器の入力値を瞬時に調整することにより、設計時に定義されたメンバシップ関数を環境の硬さに応じ、横に広げたり狭めたりしたような形状に変更するのと同じ効果が得られる(図4参照)。つまり制御器の前件部の定義の変更が瞬時にできる。例えば、もし環境が想定していたものより硬かった場合は、その硬さ加減により制御器への入力情報である目標力との誤差量を小さく、力制御方向のマニピュレータの運動量を大きく変換してやることにより、実際にはまだ誤差が大きい時点で誤差が小さいときのようにきめ細かく制御され、環境を押す速度の定義も変更できるようになる。

IANNへの入力情報は、環境の変位、環境の変位速度、環境の変位加速度、そして環境からの反力の4つとした。I

図5 入力調整ニューラルネットワーク (IANN)
Fig.5 Input Adjusting Neural Network (IANN)

ANNの隠れ層と出力層のアクティベーション関数は、シグモイド関数を使うことにした。IANNからの出力は、FNN制御器の入力情報である誤差量Eに対する調整係数 K_E と力制御方向のマニピュレータ運動量 M_o に対する調整係数 K_{Mo} の2つとした。IANNからの出力である2つの調整係数は正の数とし、出力層にシグモイド関数を用いることにより予め設定した上限と0の間で変化するものとした。環境の動特性が設計時と同じだったら2つの調整係数は両方とも1を出力するように学習させる。IANNの詳細を図5に示す。

IANNの学習は、オフラインでバックプロパゲーション法により予め学習しておくものとした。教師信号として、設計時に想定した環境のよりも硬いものと柔らかいものを数パターン用意し、設計時に想定していたものより硬ければ硬いほど誤差量調整係数 K_E を1より小さく、力制御方向のマニピュレータ運動量調整係数 K_{Mo} を1より大きくなるように学習させる。また、柔らかい場合にはその逆になるように学習させる。このとき、具体的にどれ位の固さのときにどの程度調整係数を小さくさせるかは、ファジィ制御を設計するのと同様に熟練者の知識や経験により決めるものとする。例えば、設計時に想定した環境Aを扱う際のファジィ制御ルール2つの入力変数のメンバシップ関数が熟練者により図4のように定義されるとし、熟練者がそれより固い環境Bを扱う際のファジィ制御ルール2つの入力変数Eのメンバシップ関数が、図4を横に1.5倍広げたような形で定義され、もう一方の入力変数 M_o のメンバシップ関数は、図4を横に0.7倍狭めたような形で定義されたとする。このとき環境Bに力を加えたときの環境Bの変位、変位速度、変位加速度、そして反力の4情報が環境Bについての学習パターンのインプットとなり、1.5と0.7の逆数がその入力により発生すべき出力 K_E , K_{Mo} となる。ここで、環境Bについての学習パターンの目標出力は固定されるが、入力については無限の組み合わせがある。そこで、入力パターンの組み合わせとして環境Bの変位、変位速度、変位加速度各々の

図6 ファジィ・ニューラルネットワーク位置制御器
Fig.6 Fuzzy Neural Controller for position control

実際に変化する範囲を数十～数百に分割し、その全ての組み合わせについて学習させるものとする。このとき環境からの反力は、環境の変位、変位速度、変位加速度により決まる。即ちオフラインでのIANNの学習は、固さの異なる数パターンの環境に対し、その環境の変位、変位速度、変位加速度とそれらにより発生する反力の各々を前述の組み合わせで変化させることにより行うものとする。学習を効率良く行うため、学習パターンの提示方法は、1つの環境に対する学習を終えてから次の環境について学習を行うのではなく、全ての環境に対する学習を交互に行うものとした。即ち、1つの環境に対してその環境の変位、変位速度、変位加速度及び環境からの反力の1入力パターンと、それに対する出力パターンであるその環境の調整係数の1学習パターンを提示して学習した後、次にその環境に対する別の学習パターンを提示するのではなく、別の環境に対して1学習パターンを提示し学習させるものとする。

一方、IANNの汎化、即ち未学習の学習に対しても適切な値を出力できるかどうかは重要な問題である。本IANNのような3層ニューラルネットワークにより非線形マップが構築できることは既に証明されている⁽¹⁴⁾。しかし、汎化能力や過学習⁽¹⁵⁾の問題については幾つかの方法⁽¹⁶⁾が発表されているが、未だ確立した評価法はない。一般的には学習パターンが多ければ多いほど汎化能力が向上されるので、実用の際には実際に扱うであろう全ての材料に対して学習しておくことが望まれる。

図7 切り替え学習法
Fig.7 Switch-Learning Algorithm

4. 未知環境上での位置制御

環境に力を加えながら同時に位置を制御しようとする場合、いかに環境とロボット間のクーロン摩擦の補償を行うかが問題となる。クーロン摩擦の大きさは次式で示すように動摩擦係数と環境表面に垂直に作用する力との積であり、環境に加える力によっても変化するので補償するのが難しい。

$$F_{cr} = \mu_k f \quad (15)$$

ここで、 F_{cr} はクーロン摩擦、 μ_k は動摩擦係数、 f は環境表面に垂直に作用する力である。

この章では、摩擦補償用ニューロンを持つファジィ・ニューラルネットワーク位置制御器を利用して、前章で説明したFNN力制御器により環境に対し目標通りの力を加えながら環境表面上でロボットマニピュレータの位置を制御する際に効果的な摩擦補償方法を説明する。以降、ファジィ・ニューラルネットワーク位置制御器をFNN位置制御器と呼ぶことにする。FNN位置制御器は、ロボットマニピュレータの軌道を制御する軌道制御用ファジィ・ニューラルネットワーク部と、環境とロボット間の摩擦補償を行う摩擦補償用ニューロン部の2つで構成されている。本稿で提案するFNN位置制御器の詳細を図6に示す。この位置制御器の2つの部は、同時に学習することではなく、状況により学習の切り換えを行うこととした。即ち、位置制御のための力が加えられているにも関わらず、ロボットマニピュレータが環境表面上で動かない場合に摩擦補償用ニューロン部が学習し、ロボットマニピュレータが運動している場合は軌道制御用ファジィ・ニューラルネットワーク部が学習するものとする。この様子を図7に示す。

4・1 軌道制御用ファジィ・ニューラルネットワーク

軌道制御用ファジィ・ニューラルネットワーク部では、入力情報として目標位置との誤差量とその変化量を用い、目標軌道通りに運動するために必要なマニピュレータへの基準座標系での力指令 U を出力する。入力情報として目標位置との誤差量とその変化量を用いることと、学習のための評価関数が次式で表される位置誤差の2乗関数であること以外は、構成及び学習方法共に<3・1>章で説明したFNN力制御器と同じであるのでここでの説明は省略する。

$$Y = \frac{1}{2}(x_d - x)^2 \dots\dots\dots (16)$$

ここで、 x_d は目標位置、 x は実際に測定された位置である。ただし、軌道制御用ファジィ・ニューラルネットワーク部は、ロボットマニピュレータのエンドエフェクタ先端が運動しているときのみ学習を行い、エンドエフェクタが動いていないときは学習しない（学習係数が0となる）。

この軌道制御用ファジィ・ニューラルネットワーク部の学習により、たとえ外乱が多少作用しても或いは摩擦補償が完全でなくても、目標通りの位置へ移動させることが可能となる。

〈4・2〉 摩擦補償用ニューロン

摩擦補償用ニューロンは、環境に加えられている力 f と摩擦補償が必要な方向（1 或いは -1）とを入力情報とし、その入力を掛け合わせた値にウェイト値 w_f を掛けたものを摩擦補償力として出力する。したがって、ある程度学習した後の摩擦補償用ニューロンのウェイト値は、環境とロボットマニピュレータ間の摩擦係数とほぼ同じ大きくなる。この出力と軌道制御用ファジィ・ニューラルネットワーク部からの出力とを合わせたものがFNN位置制御器からの出力となる。

この摩擦補償用ニューロン部は、位置制御するための力が与えられていにも関わらずロボットマニピュレータのエンドエフェクタが動かない場合のみバックプロパゲーション法により学習するものとし、ロボットマニピュレータが運動しているときは軌道制御用ファジィ・ニューラルネットワーク部が学習するものとする。従って、ロボットマニピュレータが運動し始めた後、学習が軌道制御用ファジィ・ニューラルネットワークに切り替わったら、摩擦補償用ニューロンはそれまでに学習した摩擦係数に従った摩擦補償力を出し続け、ロボットマニピュレータの運動方向が反転したら摩擦補償用ニューロンへの入力の正負も反転するので、運動の方向に関わらず摩擦補償を行うことができる。

摩擦補償用ニューロン部の学習のための評価関数は、軌道制御用ファジィ・ニューラルネットワーク部と同様で、式(16)で示したような位置誤差の2乗関数である。摩擦補償が必要な方向が1の場合のウェイト値の変化量は、

$$\Delta w_f = \eta(x_d - x)f \dots\dots\dots (17)$$

であり、摩擦補償が必要な方向が-1の場合のウェイト値の変化量は、

$$\Delta w_f = -\eta(x_d - x)f \dots\dots\dots (18)$$

となる。

摩擦補償用ニューロン部が学習しているときは、軌道制御用ファジィ・ニューラルネットワーク部は学習しないがファジィ制御器として設計された通りの出力はするので、ここで学習した摩擦係数は実際の摩擦係数よりも小さな値になる。しかし、摩擦補償の過不足は軌道制御用ファジィ・ニューラルネットワーク部の学習により補償される。

図8 力制御シミュレーション結果1
(環境の動特性が制御器設計時に想定したものと同じ場合)
Fig.8 Force Control Simulation Result 1
(The environment is same as the model used for controller design)

図9 力制御シミュレーション結果2
(環境が制御器設計時に想定したものよりも柔らかい場合)
Fig.9 Force Control Simulation Result 2
(The environment is softer than the model used for controller design)

5. シミュレーション

提案したハイブリッド制御器を評価するため、図1に示したモデルを使いコンピューターシミュレーションを行った。位置／力制御の際のロボットマニピュレータのエンドエフェクタの角度は、環境に対し常に直角となるように加速度分解制御を用いて制御した。シミュレーションでのサンプリング時間はすべて1msとし、各サンプリングごとに位置／力制御器が学習するものとする。また、シミュレーションでの環境は次式のようにモデル化した。

$$f = M\ddot{x}_e + B\dot{x}_e + Kx_e \dots\dots\dots (19)$$

ここで、 x_e は環境表面の変位である。

IANNのオフライン学習には、制御ルール設計時に用いた標準環境モデルの他、式(19)に示した各係数値を標準環境モデルの1/10倍に変えた柔らかい環境モデル1種類、

図 10 力制御シミュレーション結果 3
(環境が制御器設計時に想定したものよりも硬い場合
- IANN無し)

Fig.10 Force Control Simulation Result 3
(The environment is harder than the model used for controller design
- without IANN)

図 11 力制御シミュレーション結果 4
(環境が制御器設計時に想定したものよりも硬い場合
- IANN有り)

Fig.11 Force Control Simulation Result 4
(the environment is harder than the model used for controller design
- with IANN)

各係数値を5倍に変えた固い環境モデルと10倍に変えた固い環境モデルの2種類、合計4種類について、環境の変位、変位速度、変位加速度を各々20、100、25パターンで変化させ、その各パターンと式(19)により計算したそのパターンでの反力を入力パターンとして用いた。また、各環境に対しIANNで出力する調整係数 K_E と K_{M0} は、標準環境のときは各々1とし、各係数1/10倍の環境モデルのときは1.2と0.7、各係数5倍の環境モデルのときは0.9と1.05、各係数10倍モデルのときは0.7と1.1を各々の目標出力パターンとしてオフライン学習を行った。

最初に、提案した力制御器の有効性を評価するため、いくつかの動特性の異なる環境でのシミュレーションを行った。

図 12 IANNからの出力 K_E
Fig.12 Output from IANN : K_E

図 13 IANNからの出力 K_{M0}
Fig.13 Output from IANN : K_{M0}

環境に加える目標力は2秒毎に20Nと10Nの間で変化するステップ信号と $4 \sin(\pi t)$ Nで表される曲線を組み合わせたものとした。提案したIANNの効果を確認するため、IANNを付けた場合と付けた場合の結果を比較した。まず、環境の動特性が制御器設計時に想定したモデルと同じもののときのシミュレーション結果を図8に示す。この結果より、環境の動特性が設計時に想定していたものと同じだった場合は、IANNが有っても無くても結果は同じで、環境に対し目標通りの力を加えることができることが確認できる。

次に式(19)に示した環境モデルの各係数を制御器設計時に用いた値の1/10倍に変えた柔らかい環境に対してのシミュレーションを行った。このときの結果を図9に示す。この結果より、柔らかい環境に対してもIANNが有っても無くても同じような良好な結果が得られるが、制御器の学習がまだ充分ではない最初の約2秒間は、若干ではあるがIANNが有るほうが良い結果を示した。

式(19)の環境モデルの各係数を制御器設計時の値の10倍に変えたときは、IANNを用いなかった場合、図10に示すように初期の段階で大きなオーバーシュートが発生し振

図 14 ハイブリッド制御の際の環境からの反力
Fig.14 Force response from the environment
in the case of hybrid control

図 15 位置制御シミュレーション結果
Fig.15 Position control simulation results

動してしまう。これに対し I ANN を用いた場合は、環境の変位量とその変位により発生した力との関係から入力値を瞬時に調整することにより、図 11 に示すように非常に良好な結果が得られることが確認できた。

これらのシミュレーションにおいて I ANN が各環境モデルに対して出力した調整係数 K_E , K_{M0} を各々図 12 と図 13 に示す。これらの出力結果より、オフライン学習により I ANN がほぼ設定通りの値を出力できるようになっていることが確認できる。

次に、提案した位置制御器の有効性を評価するため、未知環境に対し図 14 に示すような 2 秒毎に 20 N と 10 N 間でステップ状に変化する力を加えながら、環境表面上を目標位置（目標軌道） $0.05 \sin(0.5\pi t)$ m で追従するシミュレーションを行った。このときの環境の動特性は制御器設計時と同じものにした。

摩擦補償用ニューロンの効果を見るため、各シミュレーションは摩擦補償用ニューロンを用いたときと用いなかったときの両方の場合について行った。摩擦補償用ニューロンを用いなかったときは、本稿で提案した位置制御器の軌

道制御用ファジィ・ニューラルネットワーク部のみでの制御となる。この場合は、学習の切り替えは行わず最初から軌道制御用ファジィ・ニューラルネットワーク部が学習するものとする。シミュレーションでの環境とロボット間のクーロン摩擦係数は、摩擦補償用ニューロンの効果を評価するため、かなり大きめの 4.0 に設定した。このときのシミュレーション結果を図 15 に示す。この結果より、摩擦補償用ニューロンを用いた場合には約 0.3 秒で目標軌道通り運動し始めるのに対し、用いなかった場合には 3 周期目（1 周期は 4 秒）になってもまだ目標軌道通り運動していないのがわかる。また、摩擦補償用ニューロンを用いなかった場合は、2 秒毎に変化する環境からの反力の大きさに影響されているのに対し、用いた場合には影響を受けていないのが確認できる。

6. まとめ

ニューラルネットワーク及びファジィ・ニューラルネットワークを利用して未知環境に対し位置と力を同時に制御するハイブリッド制御法を提案した。本制御器を用いることにより、動特性の未知な環境に対し目標通り力制御できることを示した。ただし、今回本稿で I ANN の学習に用いた教師データは架空の値なので、今後教師データとして実際の材料の動特性データを使うことが望ましい。

また本稿では、力を加えながらの位置制御において、環境とロボット間の摩擦力の補償量が未知であっても、摩擦補償用ニューロンを用いることにより有効に摩擦補償を行う方法を提案すると共に、状況により学習を切り替える切り替え学習も提案した。本位置／力制御器の有効性は平面 3 自由度ロボットマニピュレータのモデルを使用しコンピュータシミュレーションにより確認した。

(平成 7 年 10 月 25 日受付、同 8 年 3 月 21 日再受付)

文 献

- (1) M.H.Raibert & J.J.Craig : "Hybrid position/force Control of Manipulators," Trans. ASME Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control, 102, 126~133 (1981)
- (2) N.Hogan : "Impedance control : An approach to manipulation : Part I - Theory ; Part II - Implementation ; Part III - Applications", ASME Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control, 107, 1~24 (1985)
- (3) Z.Lu & A.A.Goldenberg : "Robot Impedance Control and Force Regulation : Theory and Experiments," The Int. J. of Robotics Research, 14-3, 225~254 (1995)
- (4) Z.Peng & N.Adachi : "Position and Force Control of Manipulators without Using Force Sensors", JSME Int. J., Ser.III, 35-2, 252~258 (1992)
- (5) E.H.Mamdani : "Application of fuzzy algorithms for control of simple dynamical plants", Proc. of IEE, 121,

- 1585～1588 (1974)
- (6) 菅野：ファジィ制御 (昭63) 日刊工業新聞社
 - (7) 下島・福田・新井：「RBF型ファジィ推論とその応用」, 第11回日本ロボット学会学術講演会予稿集, 131～132 (平5)
 - (8) T.Yabuta & T.Yamada : "Possibility of Neural Networks Controller for Robot Manipulators", Proc. of IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, 1686～1691 (1990)
 - (9) T.Fukuda & T.Shibata : "Neural Network Application for Robotic Motion Control", Journal of Robotics and Mechatronics, 2-3, 21～25 (1991)
 - (10) 柴田・福田・小菅・新井・鍋田・光岡：「神経回路モデルによるロボットマニピュレータの位置・力制御 (第6報)」, 機論, 58-549, C 1442～1449 (平4)
 - (11) 木口・D.S.Necsulescu・福田：「ニューラルネットワークを利用した未知環境でのハイブリッド制御」, 日本ロボット学会誌, 13-2 131～136 (平7-3)
 - (12) K.Kiguchi & T.Fukuda : "Robot Manipulator Contact Force Control Application of Fuzzy-Neural Network", Proc. of IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, vol.1, 875～880 (1995)
 - (13) 木口・福田：「ファジィ・ニューラルネットワークを利用した複腕ロボットによる未知対象物の制御」, 機論, 61-589, C, 3643～3649 (平7-9)
 - (14) K.Funahashi : "On the Approximate Realization of Continuous Mappings by Neural Networks", Neural Networks, vol.2, 183～192 (1989)
 - (15) 小川・山崎：「過学習の理論」, 信学論D-II, vol.J76-D-II, no.6, 1280～1288 (平5)
 - (16) G.Deco, W.Finnoft & H.G.Zimmermann : "Unsupervised Mutual Information Criterion for Elimination of Overtraining in Supervised Multilayer Networks", Neural Computation, vol.7, no.1, 86～107 (1995)

科教授。IEEE IES Vice President, IEEE NNC Secretary, IEEE R&A TC 委員長等歴任。

木口 量夫 (非会員) 1964年2月15日生まれ。1986年

新潟大学工学部機械工学科卒業。マツダ株式会社等の勤務を経て、1993年カナダ University of Ottawa 大学院博士前期課程修了。現在新潟工業短期大学生産システム工学科講師。ロボットのニューロ・ファジィ制御, 知能ロボットの研究等に従事。

福田 敏男 (正員) 1948年12月12日生まれ。1971年早

稲田大学理工学部機械工学科卒業。1977年東京大学大学院博士課程修了。工博。通産省工業技術院機械技術研究所研究官, 東京理科大学工学部機械工学科助教授を経て、1989年4月より名古屋大学工学部機械情報システム工学科及びマイクロシステム工学