

# 非線形メカトロサーボ系におけるロバスト ファジィ・ニューラルネットワークベース制御

## Robust Fuzzy Neural Network Based Control for Mechatronic Servo Systems with High Nonlinearity

□佐藤義重 (岐阜大・院) 川崎晴久 (岐阜大)

Graduate School of Engineering, Gifu University  
Department of Mechanical and Systems Engineering, Gifu University

**Keyword:** Fuzzy control, neural network, servo, positioning, nonlinearity, friction

### 1. はじめに

近年、メカトロシステムにおける要求仕様の高度化と高性能化に対して機構設計で対応できない部分があり、現代制御のインテリジェント制御によりカバーする動きが高まっている[1]~[3]。従来、メカトロ制御システムは、雑音を考慮して、目標値応答特性と閉ループ特性外(乱応答特性、雑音特性等)が独立設計できる2自由度制御系を基本とし、目標入力に対する完全追従および外乱の影響の完全除去を実現することを目的としている。しかしながら、フィードフォワード補償とフィードバック補償からなる2自由度制御系では、モデル化誤差およびインターミテントな外乱等による定常偏差が生じていた[4],[5]。

本研究は、メカトロ位置サーボ系における非線形性、摩擦特性、負荷系パラメータ変動、未知の外乱等に対し、ロバストなファジィ・ニューラルネットワークベース制御を提案する。ニューラルネットワークによるフィードフォワード補償と最適レギュレータによるフィードバック補償は、従来からも提案[6]~[7]されているが、本制御法は、ファジィ・ニューラルネットワークによる非線形偏差補償要素が加わっていることに特徴がある。摩擦、ガタ、観測信号雑音のある1自由度位置決め機構を対象に、提案の制御法の計算機シミュレーション及び実験を実施し、提案する制御法の有効性を検証する。

### 2. ファジィ・ニューラル ネットワーク ベース制御

提案するファジィ・ニューラルネットワークベース制御は、速度と位置のフィードバック補償、ニューラルネットワークによりサーボ系逆ダイナミクス特性を獲得するフィードフォワード補償、およびファジィ・ニューラルネットワークによる非線形偏差補償要素の3つの制御要素から構成される。Fig.1にその制御システムブロック図を示す。この制御システムは、目標値応答特性と閉ループ特性が独立設計できる2自由度制御系とし、目標入力に対する完全追従および外乱の影響の完全除去を実現することを目的としている。また、モデル化誤差およびインターミテントな外乱等による定常偏差を減少させる。そして、メカトロ位置サーボ系における非線形性、摩擦特性、負荷系パラメータ変動、未知の外乱等に対しロバストな制御系を構築するために、このような制御システムとした。

2.1 ニューラルネットワークによるフィードフォワード補償  
プラント内の非線形性を無視して線形モデルを求めると

$$J \frac{d^2 y(t)}{dt^2} = -k_v \frac{dy(t)}{dt} - k_p y(t) + k_r u(t) \quad (1)$$

と表わせる。ここで、 $u(t)$ は入力、 $y(t)$ は位置、 $k_p$ 、 $k_v$ はそれぞれ、位置と速度のフィードバックゲインである。メカトロサーボ系のプラント逆ダイナミクスは、 $r(t)$ を目標軌道とすると、(1)式を $y(t)=r(t)$ として逆に解くことにより

$$u(t) = r(t) + \frac{k_v}{k_r} \frac{dr(t)}{dt} + \frac{J}{k_r} \frac{d^2 r(t)}{dt^2} \quad (2)$$

となる。このモデルはサーボ系の特性の本質を表わす。しかし、実際のモデルは慣性モーメント等の値が製品ごとにバラツキ、2次モデルで表現できない非線形要素が存在する。そこで、式(2)の逆ダイナミクスにはモデル化誤差を含むという仮定で、ニューラルネットワークにより実

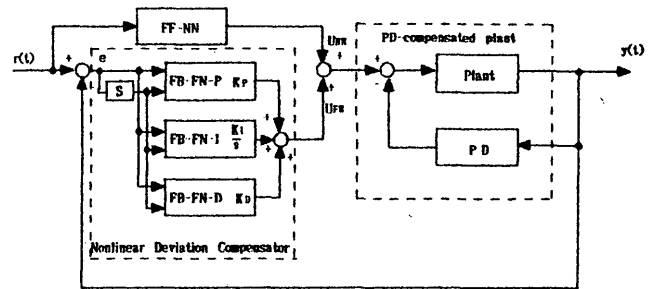


Fig. 1 Fuzzy-Neural Network based control system

際のサーボ系の逆ダイナミクスの学習を行う。学習は入力  $u(t)$ と出力の位置  $y(t)$ 、そのディジタル微分で求める速度、加速度を用い、Fig.2に示す3層、3入力、4中間ユニット、1出力のニューラルネットワークで、バックプロパゲーション(BP)法により行う。学習の後、このネットワークのフィードフォワード入力によりシステムの応答性が高まると期待できる。

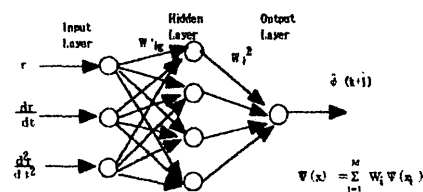


Fig. 2 Feedforward neural network compensator

### 2.2 ファジィ・ニューラルネットワークによる非線形偏差補償

ファジィ・ニューラルネットワークによる非線形偏差補償要素は、モデル化誤差、摩擦、未知な外乱等により生じる偏差信号を適応的に減少させる作用が働くように、目標信号と出力信号の偏差とその時間微分を入力とするファジィ・ニューラルネットワークにより構成される。Fig.3(1)にファジィ・ニューラルネットワークの構成、Fig.3(2)にファジィルール、Fig.3(3)にメンバーシップ関数を各々示す。ファジィ・ニューラルネットワークは、2入力1出力で、A層が入力層、B、C層は中間層、D層が出力層からなる。B層はガウス関数で構成されるメンバーシップ関数の出力を生成し、前件部と呼ぶ。C層はファジィルールで推論する後件部であり、D層で適合度を計算し出力する。このような構成により、ファジィルールの構造を持つニューラルネットワークが構成されており、これをファジィ・ニューラルネットワークと称している。この、ファジィ・ニューラルネットワークはBP法による学習を可能としながら、階層型ニューラルネットワークの結合を工夫して、ファジィ推論ルールとの対応関係を持たせることができる。

構成は、2入力1出力4層のFNとする。入力は、位置誤差  $e_p$ 、速度誤差  $e_v$  である。出力は、プラントの直接的な入力である。ファジィ部では、入力空間の分割(9分割)と分割された空間の適合度

$$\mu_i = A_{i_1}(e_p)A_{i_2}(e_v) \quad i=1,2,\dots,9, \quad i_1, i_2=1,2,3 \quad (3)$$

を生成する。適合度は、次のように正規化する。

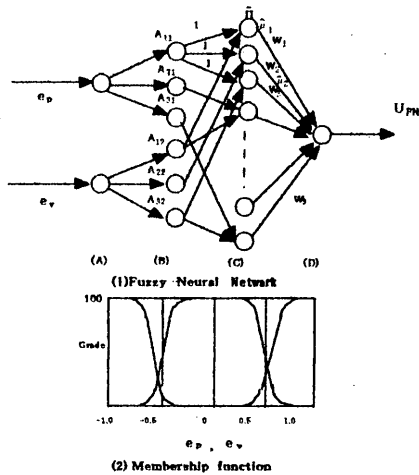


Fig. 3 Fuzzy-Neural Network nonlinear

$$\bar{\mu}_i = \frac{\mu_i}{\sum_k \mu_k} \quad (4)$$

$i$  番目のファジィルールは、

$$R^i: \text{IF } e_p \text{ is } A_{i1} \text{ and } e_v \text{ is } A_{i2} \text{ THEN } y = f_i(e_p, e_v) \quad (5)$$

で与え、推論(5)値は

$$u_{FN} = \sum_{i=1}^9 \bar{\mu}_i f_i(e_p, e_v) \quad (6)$$

として求める。ここで、 $f_i$ は、

$$f_i = k_{ij} \int e_p dt + k_{ip} e_p + k_{iv} e_v \quad (7)$$

とする。ただし、ゲイン  $k_{ij} \geq 0$  ( $j = I, p, v$ ) であり、表 1 に示すように、

$e_p, e_v$  がいずれも small のときは PID 制御

$e_p$  が small でなく、 $e_v$  と異符号ときは P 制御

( $|e_p|$  が大きいときは、 $k_{ip} e_p$  の値を小さくする速度フィードバックを取り除く)

上記以外は、PD 制御

となるようにゲインを後段の Neural Network で学習する。このような構成により、付加的な制御則が構成できる。また、誤差に適応した制御則となる。なお、簡単化のために、入力空間ごとに P 制御則と PD 制御則のゲインを学習するのではなく、同一のゲインとして学習してもよい。

3) Neural Network は、制御ゲイン  $k_{ij} \geq 0$  ( $j = I, p, v$ ) の学習を行う。学習は、位置誤差の 2 乗

$$E_p = \frac{1}{2} e_p^2 \quad (6)$$

が最小となるように行う。また、 $k_{ij} \geq 0$  ( $j = I, p, v$ ) を得め、

$$k_{ij} = w_{ij}^2 \quad (7)$$

と置く。更新量は、

$$\begin{aligned} \Delta w_{ij} &= -\eta \frac{\partial E_p}{\partial w_{ij}} = -\eta \frac{\partial E_p}{\partial e_p} \frac{\partial e_p}{\partial u_{FN}} \frac{\partial u_{FN}}{\partial f_i} \frac{\partial f_i}{\partial k_{ij}} \frac{\partial k_{ij}}{\partial w_{ij}} \\ &= -\eta e_p \frac{1}{\sum_{i=1}^9 \bar{\mu}_i w_{ij}^2} \bar{\mu}_i e_j 2 w_{ij} = -\frac{2 \eta \bar{\mu}_i e_j e_p w_{ij}}{\sum_{i=1}^9 \bar{\mu}_i w_{ij}^2} \end{aligned}$$

$j = I, p, v$

で計算できる。

Table 1 制御則

		$e_v$		
		Positive big	Small	Negative big
$e_p$	Positive big	PD	PD	P
	Small	PD	PID	PD
	Negative big	P	PD	PD

この制御ゲイン定数  $K_{ij}$  は誤差量に依存するため、ダイナミック補償器としての役割を果たし、誤差の少ないときは、高いゲインとなり、誤差の大きいときは小さいゲインとなる。モデル化誤差、摩擦、未知な外乱等により位置と速度の誤差が生じると大きなゲインとなり、誤差の減少が期待できる。大きな誤差に対しては、入力飽和が生じさせない効果により、フィードバックの効果が期待できる。このような構成により、外乱やパラメータ変動にロバストとなることが期待できる。

### 3 シミュレーション

#### 3.1 シミュレーション方法

計算機シミュレーションは MATLAB を使用し、摩擦、ガタ、観測信号に雑音のある 1 自由度位置決めを対象に正弦運動するように目標を与えた。シミュレーションは、PID 制御と提案するファジィ・ニューラルネットワークベース制御について、目標軌道追従制御のケーススタディを行った。PID のパラメータは、 $P=3$ 、 $I=1$ 、 $D=1.5$  とし、 $K_A=1.2$ 、 $K_V=2.5$  の値を設定した。

シミュレーションから、次のことが導ける。

(1) PID 制御：ノミナルな負荷条件では良好な追従特性を示すが、摩擦や負荷慣性モーメントの 2 倍の変動に対しては振動的になり、不安定な状態となった。

(2) NN 制御：ノミナルな負荷条件では遅れの大きい追従特性を示すが、摩擦や負荷慣性モーメントの 2 倍の変動に対して、ほぼ安定した応答を示した。

(3) FN 制御：ノミナルな負荷条件では NN 制御と比較して遅れの少ない追従特性を示し、摩擦や負荷慣性モーメントの 2 倍の変動に対して、安定した応答を示した。場合、非線形補償制御機能により定常偏差が減少している。

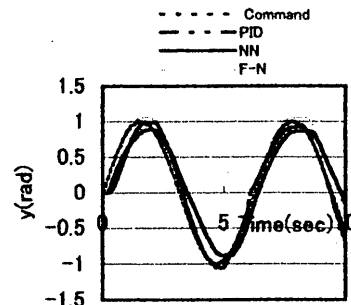


Fig. 4 Responses for desired sinusoidal wave trajectory

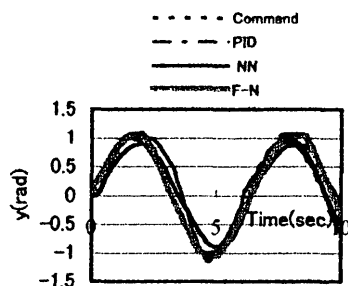


Fig.5 Responses on condition of random disturbances  $d_{max}=0.2V$

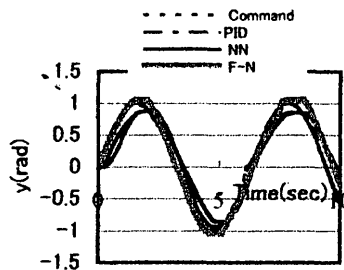


Fig.6 Responses on condition of double friction

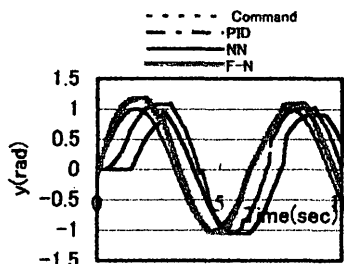


Fig.7 Responses on condition of double inertia moment

#### 4. 実験

提案した制御手法の有効性を確認するために、小型6軸ロボットの第1関節のみを使用し、1自由度のロボットとして実験を行った。

制御アルゴリズムで用いた各パラメータは、次のようなものである。

サンプリングタイム  $T_s = 2 \text{ ms}$ 、速度ゲイン  $K_v = 3$ 、NN学習回数  $N = 5000$ 、F-N学習回数  $N = 50$ 、目標軌道信号  $T(t)$ は正弦波の1 Hzで振幅は  $30 \text{ deg}$ とした。

フィードフォワード補償要素のNNによる実験を行った応答信号 Fig.8 を見ると、

位相の遅れが改善されていることがわかる。これは、NNが有効に目標軌道に追従していることがわかる。ただし、ピーク付近では摩擦の影響により定常偏差が生じている。

一方、ファジィ・ニューラルネットワークによる非線形偏差補償要素は、Fig.9の応答信号から見られるように、フィードフォワード補償要素のNNによるモデル化誤差および摩擦等により生じる偏差信号を適応的に減少させており、

充分な性能を発揮していることが確認できた。

さらに、外乱力を加えたときのファジィ・ニューラルネットワークの出力の変化を示す応答信号 Fig.10 を見ると、外乱に基づく目標信号に追従するように、F-NNの出力信号が生成され、外乱に対してロバストであることが検証された。

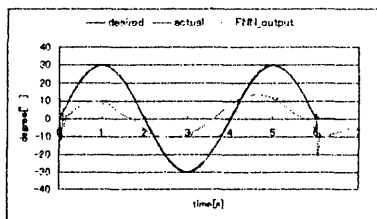


Fig.9 Response of F-N

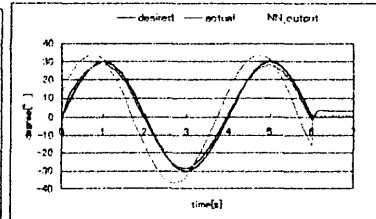


Fig.8 Response of NN

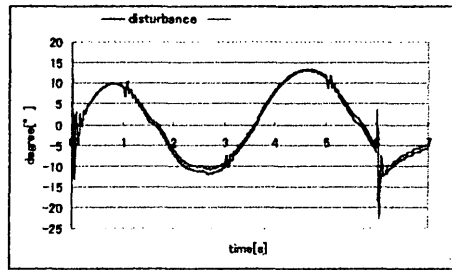


Fig.10 Response of F-N control on condition of disturbance

#### 5. まとめ

非線形特性の強いメカトロサーボ系を対象にファジィ・ニューラルネットワークベース制御を検討した。提案したファジィ・ニューラルネットワークベース制御は、ニューラルネットワークによりサーボ系逆ダイナミクス特性を獲得するフィードフォワード補償要素と、出力微分によるフィードバック補償要素、およびファジィ・ニューラルネットワークによる非線形偏差補償要素の3つの制御要素から構成される。提案した制御法は、従来一般的に採用されるPID制御やニューラルネットワーク制御と比較し、パラメータ変動や外乱に対しロバストであることが計算機シミュレーション及び実験で示された。

#### References

- [1] 藪田、山田、ニューラルネットワークによるロボットの力制御、日本ロボット学会誌、Vol.9 No.2, pp.224-231(1991)
- [2] 下河辺他、インテリジェント制御法を用いた粗微動位置決め系の制御性能、日本機械学会論文集(C編)66巻648号, pp.2736-2741(2000)
- [3] 野口、古田他、適応制御とニューラルネットワークを併用したPUM型ロボットの制御、第15回日本ロボット学会, pp.149-150(1998)
- [4] 大西、外乱オブザーバによるロバスト・モーションコントロール、日本ロボット学会誌、11-4, 486-493(1993)
- [5] 梅野、堀、2自由度ロバストサーボ系の構成とマニピュレータの運動制御への応用、電気学会論文集、110-11, D, 1163-1170(1990)
- [6] S.N.Huang, K.Ktan, and T.H.Lee, Adaptive Friction Compensation using Neural Network Approximations, IEEE TRANSACTIONS ON SYSTEMS, MAN, AND CYBERNETICS-PART: VOL.30, No.4, pp.551-557(2000)
- [7] 磯貝、新井、福田、フレキシブル多リンクシステムのモデリングとニューラルネットワークを用いた振動制御に関する研究、日本機械学会論文集(C編)65巻634号, pp.2330-2337(1999-10)
- [8] 小林、村田、森澤、ニューラルネットワークの油圧サーボ機構への適応に関する基礎的研究、日本機械学会論文集(C編)65巻638号, pp.4040-4047(1999-10)
- [9] 吉野、高橋、フィルタ包含LQサーボによる低剛性な脚式移動ロボットの制振制御、日本ロボット学会誌 Vol.18 No.1, P.110-119(2000)