

## 学術論文

ニューラルネットワークを用いた  
フレキシブルマニピュレータの制御

## Control of a flexible two-link manipulator using neural networks

浅井 章弘<sup>\*1</sup>, 村澤 春樹<sup>\*1</sup>, 佐々木 実<sup>\*1</sup> (正員), 伊藤 聡<sup>\*1</sup>

Akihiro ASAI, Haruki MURASAWA, Minoru SASAKI (Mem.), Satoshi ITO

In this paper, the control of a flexible two-link manipulator using a neural network is presented. The neural network is trained so as to make the root strain error and joint angle error as close to zero as possible. In the process, the neural network learns the inverse dynamics of the system. We compared the conventional back propagation learning method with a method based on momentum and adaptive learning. Numerical and experimental results show that a neural network based on the latter can suppress the vibration of the flexible manipulator while tracking the desired joint angles.

**Keywords:** flexible manipulator, neural network control, back propagation method, adaptive learning method, momentum.

## 1 緒言

生産現場において必要不可欠なものとなった産業用ロボットは、動作の高速化および省エネルギー化を実現するため、ロボットの軽量化が要求されている。また、宇宙用ロボットにおいては、ロケットの搭載重量の制限から可能な限りのロボットの軽量化と作業空間の広領域化が望まれ、積極的にアームの軽量化や長尺化が行われている。これら軽量化や長尺化を行えば、アームは低剛性となり、フレキシブルマニピュレータとして扱う必要がある。なぜなら、アーム自体の曲げやねじれの弾性変形や、運動に伴う弾性振動が無視できなくなるからである。これらの問題から、フレキシブルマニピュレータの制御では、位置決め時の振動制御は重要な問題であり、数々の研究がなされてきた[1-3]。このような背景の下で、フレキシブルマニピュレータの軌道制御[4]や、位置と力のハイブリット制御について[5]報告されてきている。また、ファジィ、ニューラルネットワークを始めとするインテリジェント制御の研究も行われている[6,7]が、リアルタイム逐次学習型のニューラルネットワークを用いた垂直平面内の多リンクフレキシブルマニピュレータに関する研究はほとんどない[6-9]。そこで、本論文では垂直平面内で運動する2リンクフレキシブルマニピュレータの振動抑制

連絡先：佐々木 実，〒501-1193 岐阜県岐阜市柳戸1-1，  
岐阜大学工学部人間情報システム工学科，  
e-mail: sasaki@gifu-u.ac.jp

<sup>\*1</sup> 岐阜大学

と関節角度追従制御系の構成と高性能化を目的として、リアルタイム逐次学習型のニューロコントローラによる制御系の設計および検討を行う。

## 2 制御対象の構成とモデル化

## 2.1 制御対象と実験装置の構成

実験に使用するフレキシブルマニピュレータはFig. 1に示したような2リンク3自由度のものであるが、垂直平面内の運動に限定した。対象全体は下から順に、関節1-リンク1-関節2-リンク2-重りのように取り付けられている。Table 1に各部の諸元を示す。各関節は回転型であり、垂直状態から±90度まで回転でき、出力パルス1000 P/Rのエンコーダが内蔵されたDCサーボモータにより駆動される。モータと回転軸の間には減速比1/100となるハーモニックドライブが取り付けられている。また、各リンクは円形断面のロッドで、Link1は自重による塑性変形が起こらないようにステンレスとし、根元部分には関節の回転方向での弾性変形が測定可能となるようにひずみゲージが2ゲージ法により貼り付けられている。また、実験装置全体の構成はFig. 2のようである。

## 2.2 システム同定によるモデル化

制御対象のモデル化のために制御系設計支援ツールMATLAB (Math Works 社製) のシステム同定ツールを用いて次の順序でシステム同定を行った。

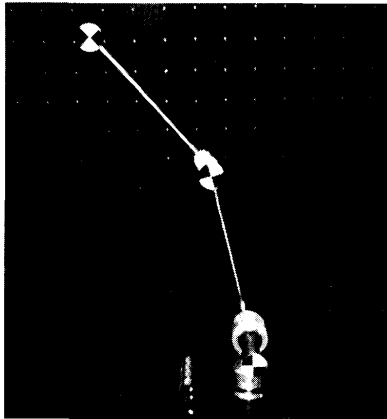


Fig. 1 Over view of the flexible manipulator.

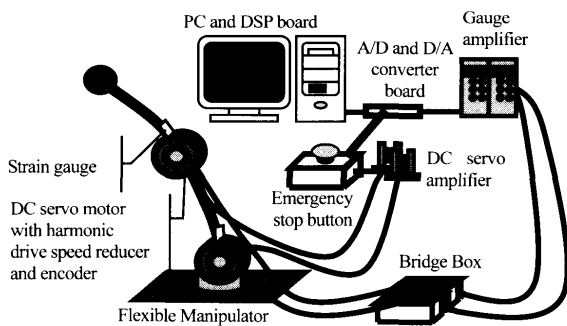


Fig. 2 Experiment setup.

Table 1 Physical parameters of flexible manipulator.

Link1	Length	0.44 m
	Radius	0.005 m
	Material	Stainless steel
Link2	Length	0.44 m
	Radius	0.004 m
	Material	Aluminum
Load	Weight	200 g

- 1) 関節1に20度と0度, 関節2に30度と0度を交互に入力し, その入出力データを収集した。
- 2) 同定モデルとして一般的な, ノイズモデルを含んだ基本的な線形差分方程式の ARMAX(Auto-Regressive Moving Average eXogenous)モデルを用いた。その構成は式(1),(2)で表される。

$$A(q)y(k)=B(q)u(k)+C(q)w(k) \quad (1)$$

$$\begin{cases} A(q)=1+a_1q^{-1}+\dots+a_nq^{-n_a} \\ B(q)=b_1q^{-1}+\dots+b_nq^{-n_b} \\ C(q)=1+c_1q^{-1}+\dots+c_nq^{-n_c} \\ q^{-k}u(k)=u(k-1) \end{cases} \quad (2)$$

ここで,  $u(k)$ は入力,  $y(k)$ は出力,  $w(k)$ は誤差とし,  $q$ をシフト演算子とする。ただし,  $k=0,1,2,\dots$ とする。ま

た,  $n_a=10, n_b=9, n_c=9$ とした。システム同定法を用いて同定したモデルは次の式のように得られた。

I) 関節1に角度を入力した場合

i) 関節1のサーボの伝達関数  $G_{j1}^1$

$$G_{j1}^1(s)=\frac{N_{j1}^1(s)}{M_{j1}^1(s)} \quad (3)$$

$$\begin{cases} N_{j1}^1(s)=-0.004534s^3-2.684s^2 \\ \quad -982.3s+6.599\times 10^5 \\ M_{j1}^1(s)=s^3+474.8s^2+6.553\times 10^5s \\ \quad +6.605\times 10^5 \end{cases} \quad (4)$$

ii) リンク1のひずみゲージの伝達関数  $G_{L1}^1$

$$G_{L1}^1(s)=\frac{N_{L1}^1(s)}{M_{L1}^1(s)} \quad (5)$$

$$\begin{cases} N_{L1}^1(s)=-1.54\times 10^5s^5-6.506\times 10^7s^4 \\ \quad -4.51\times 10^{10}s^3-7.924\times 10^{12}s^2 \\ \quad +5.243\times 10^{12}s+9.439\times 10^{13} \\ M_{L1}^1(s)=s^7+347.3s^6+1.963\times 10^6s^5 \\ \quad +4.156\times 10^8s^4+7.557\times 10^{11}s^3 \\ \quad +1.95\times 10^{13}s^2+3.319\times 10^{14}s \\ \quad +4.111\times 10^{15} \end{cases} \quad (6)$$

iii) リンク2のひずみゲージの伝達関数  $G_{L2}^1$

$$G_{L2}^1(s)=\frac{N_{L2}^1(s)}{M_{L2}^1(s)} \quad (7)$$

$$\begin{cases} N_{L2}^1(s)=0.1554s^9+204.1s^8 \\ \quad +4.688\times 10^5s^7+3.512\times 10^8s^6 \\ \quad +4.042\times 10^{10}s^5+4.695\times 10^{12}s^4 \\ \quad +2.218\times 10^{14}s^3-1.217\times 10^{16}s^2 \\ \quad +1.803\times 10^{16}s+1.057\times 10^{17} \\ M_{L2}^1(s)=s^9+973.5s^8+1.85\times 10^6s^7 \\ \quad +1.438\times 10^9s^6+2.322\times 10^{11}s^5 \\ \quad +1.513\times 10^{13}s^4+7.999\times 10^{14}s^3 \\ \quad +3.536\times 10^{16}s^2+3.563\times 10^{17}s \\ \quad +9.978\times 10^{18} \end{cases} \quad (8)$$

II) 関節2に角度を入力した場合

i) 関節2のサーボの伝達関数  $G_{j2}^2$

$$G_{j2}^2(s)=\frac{N_{j2}^2(s)}{M_{j2}^2(s)} \quad (9)$$

$$\begin{cases} N_{j2}^2(s)=-0.01196s^3+1.209s^2 \\ \quad -3495s+1.253\times 10^6 \\ M_{j2}^2(s)=s^3+245.3s^2+1.248\times 10^6s \\ \quad +1.255\times 10^6 \end{cases} \quad (10)$$

ii) リンク 1 のひずみゲージの伝達関数  $G_{L1}^2$

$$G_{L1}^2(s) = \frac{N_{L1}^2(s)}{M_{L1}^2(s)} \quad (11)$$

$$\begin{cases} N_{L1}^2(s) = -0.1682s^5 + 178.6s^4 \\ \quad + 1.158 \times 10^4 s^3 - 7.052 \times 10^6 s^2 \\ \quad + 5.448 \times 10^6 s + 6.63 \times 10^7 \\ M_{L1}^2(s) = s^5 + 176.7s^4 + 1.466 \times 10^6 s^3 \\ \quad + 6.489 \times 10^7 s^2 + 6.471 \times 10^8 s \\ \quad + 2.809 \times 10^{10} \end{cases} \quad (12)$$

iii) リンク 2 のひずみゲージの伝達関数  $G_{L2}^2$

$$G_{L2}^2(s) = \frac{N_{L2}^2(s)}{M_{L2}^2(s)} \quad (13)$$

$$\begin{cases} N_{L2}^2(s) = -0.08272s^{10} - 90.46s^9 \\ \quad - 2.295 \times 10^5 s^8 - 1.708 \times 10^8 s^7 \\ \quad - 1.556 \times 10^{11} s^6 - 8.326 \times 10^{13} s^5 \\ \quad - 1.509 \times 10^{16} s^4 - 3.075 \times 10^{17} s^3 \\ \quad - 9.606 \times 10^{18} s^2 + 1.225 \times 10^9 s \\ \quad + 1.514 \times 10^{20} \\ M_{L2}^2(s) = s^{10} + 912.6s^9 + 3.208 \times 10^6 s^8 \\ \quad + 2.093 \times 10^9 s^7 + 2.529 \times 10^{12} s^6 \\ \quad + 9.738 \times 10^{14} s^5 + 2.109 \times 10^{16} s^4 \\ \quad + 3.319 \times 10^{18} s^3 + 4.474 \times 10^{19} s^2 \\ \quad + 1.249 \times 10^{21} s + 1.536 \times 10^{22} \end{cases} \quad (14)$$

3) 同定したモデルのステップ応答の結果を Fig. 3, 4 に、パワースペクトルを Fig. 5 に、極配置を Fig. 6, 7, 8, 9 に示す。ここで、Fig. 3, 4 の縦軸はリンク根元の歪みゲージの動ひずみ計の出力の Strain[V], 横軸は時間[sec] であり、ひずみ値は  $1 \text{ V} = 473.9 \mu \epsilon$  に相当する。Fig. 3, 4 から、振幅が若干異なるものの、よく似た波形となっていることがわかる。また、Fig. 5 を見ると共振周波数がほぼ同じであることがわかる。極配置についても、零点が右半平面にあり、非最小位相系にモデル化されている。以上の結果から ARMAX モデルで同定したモデルは同定モデルとして妥当であると思われる。

### 3 ニューロコントローラを用いた制御系の設計

#### 3.1 制御系の設計

目標位置への追従性と振動を抑制する入力生成、また、外乱等を包括して制御できる適応的な制御を目標とする制御系の設計を行う。Fig. 10 にそのブロック線図を示す。ただし、制御対象のモデルは未知とした。

ニューラルネットワークの学習の構成は、直接学習法の変形として、目標値も入力の一つとして考えて学習を行う直接学習法モデルとした。使用するニューラ

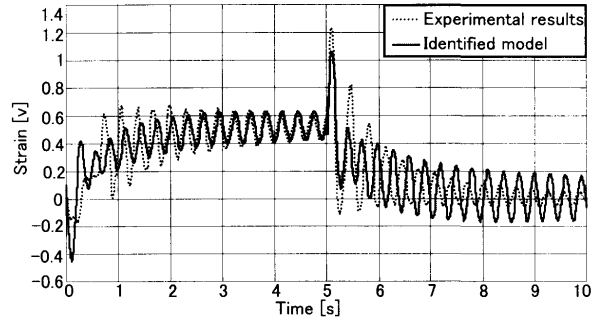


Fig. 3 Step response of the identified model (strain gauge of link1).

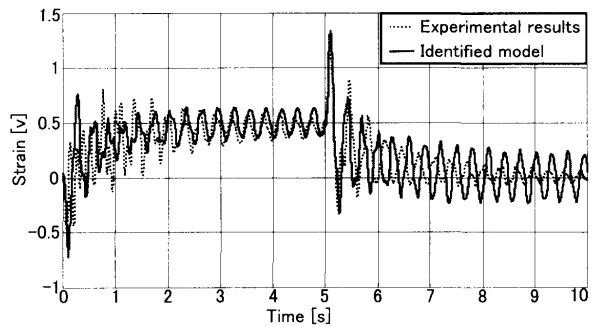


Fig. 4 Step response of the identified model (strain gauge of link2).

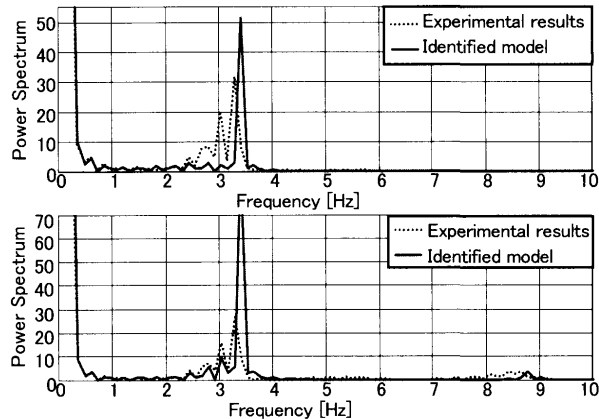


Fig. 5 Power spectrum of the identified model (top: link1, bottom: link2).

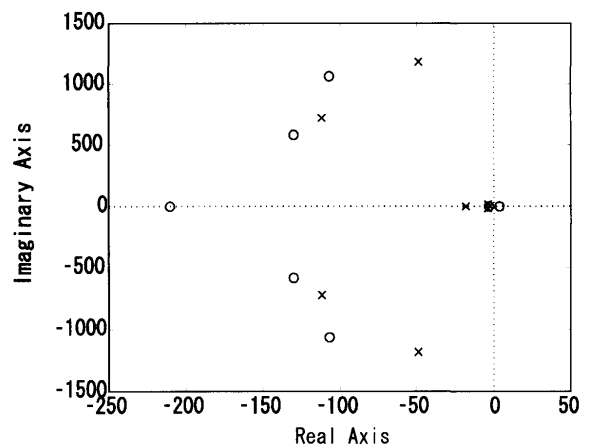


Fig. 6 Pole - Zero map of Joint1 - Link1.

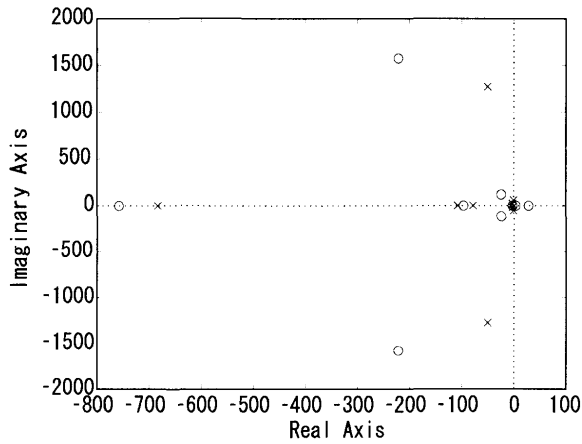


Fig. 7 Pole - Zero map of Joint1 - Link1.

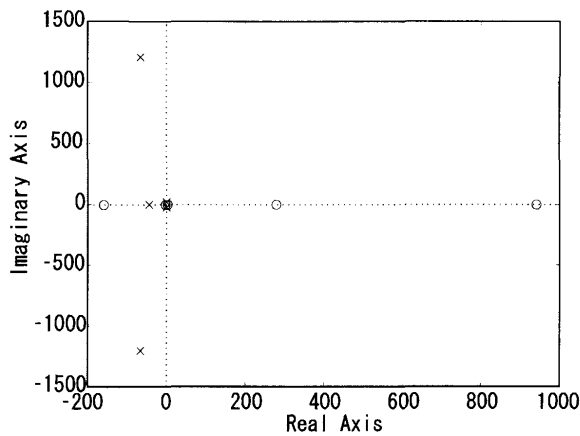


Fig. 8 Pole - Zero map of Joint1 - Link1.

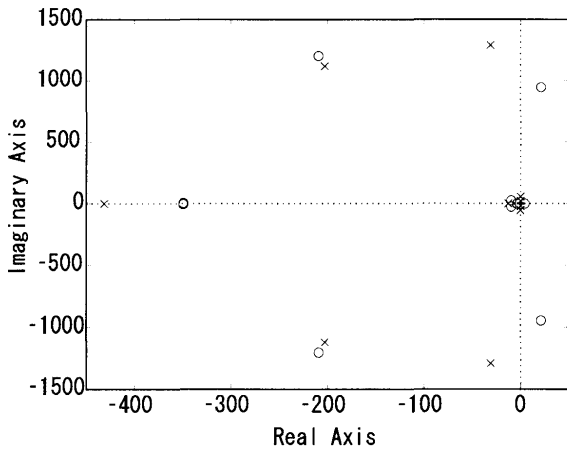


Fig. 9 Pole - Zero map of Joint1 - Link1.

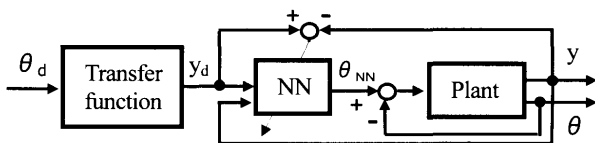


Fig. 10 Block diagram of extend direct inverse control system.

ルネットワークは3層階層型とし、各ユニット数は試行錯誤の結果、入力層が10、隠れ層が10、出力層が1と決定した。また、入力を、現在の目標ひずみ量  $y_d(t)$  と過去8サンプル分の目標ひずみ量  $y_d(t-1)$ 、そしてプラントの現在のひずみ量  $y(t)$  とし、隠れ層の各ユニットの出力関数にはシグモイド関数を、出力層の各ユニットの出力関数には線形関数を使用した。学習方法は逆誤差伝播法で逐次学習を行う。評価関数を式(15)とした。

$$E_p = \frac{1}{2} \sum (y_d - y)^2 \quad (15)$$

重みの更新式は最急降下法により式(16)となる。

$$\Delta w = -\eta_t \frac{\partial E_p}{\partial w} \quad (16)$$

各リンクの目標ひずみ量は、関節角度と自重によるひずみ量を実験的に測定し、近似した式(17)を用いた。

$$y_{j1} = 1.38 \sin\left(\theta_{j1} \frac{2\pi}{360}\right) + 0.138 \sin\left(\theta_{j2} \frac{2\pi}{360}\right) \quad (17)$$

$$y_{j2} = 0.67 \sin\left((\theta_{j1} + \theta_{j2}) \frac{2\pi}{360}\right)$$

### 3.2 数値シミュレーション

シミュレーションのシステム構成はFig. 10と同じで、制御対象にはシステム同定によって得られたモデルを用いた。入力は15s毎に目標位置が変わる矩形波とし、サンプリング時間は0.001sとした。また、学習率は試行錯誤的に0.004と決定した。シミュレーションの結果、各リンクとも振動は抑えられたが、角度において誤差が生じた。また、学習率を大きくすれば目標角度への追従性はよくなるが、過学習が起こり、発散しやすいことが確かめられた。

### 3.3 制御実験

シミュレーションの場合と同じ条件設定で、実システムでの制御実験を行った。ステップ応答の結果をFig. 11, 12に、パワースペクトルをFig. 13に示す。Fig. 11, 12のグラフ(上)の縦軸はそれぞれ関節1,2の角度[deg]で、グラフ(下)の縦軸はリンク根元の歪みゲージの動ひずみ計の出力のStrain[V]である。また横軸は時間[sec]である。シミュレーションと同様に振動はよく抑えられているが、角度には誤差が生じた。

## 4 ニューロコントローラの高性能化

### 4.1 関節角度位置への追従性の改善

3章で提案した制御系で起こった角度誤差の問題と、

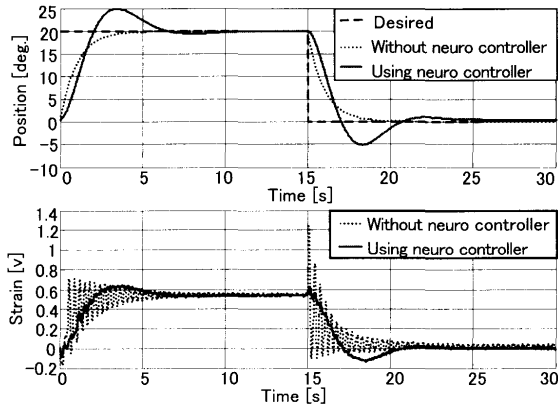


Fig. 11 Experimental results of joint1 and link1.

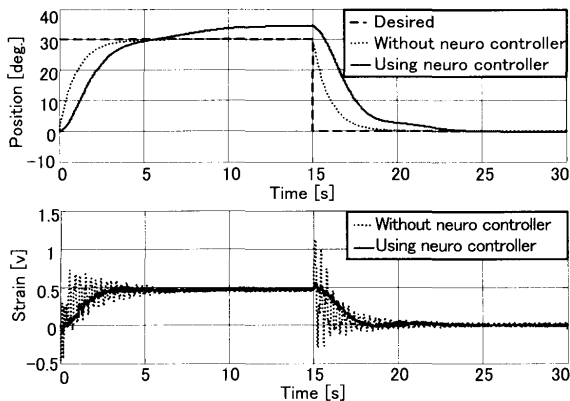


Fig. 12 Experimental results of joint2 and link2.

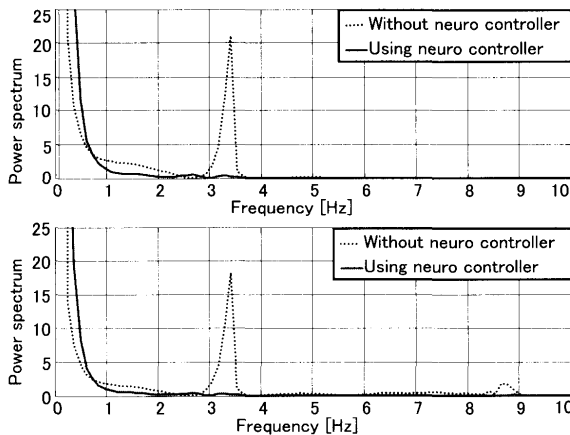


Fig. 13 Power spectrum of experimental results (top: link1, bottom: link2).

追従性の改善のため、評価関数を式(18)のように変更し、シミュレーションを行った。また、各重み係数はそれぞれ  $a=1, b=0.1$  とし、学習率は  $0.0006$  を用いた。

$$E_p = \frac{1}{2} \left\{ \sum a(y_d - y)^2 + b(\theta_d - \theta)^2 \right\} \quad (18)$$

シミュレーションの結果、関節の最終角度は目標角度に追従することが確認できた。特に関節2では、目標値に対して、評価関数を変える前では定常的な誤差が残っていたが、評価関数の変更後はほとんどなくなっ

た。

## 4.2 制御性能の向上

### 4.2.1 モーメンタムを用いた学習法

モーメンタムを用いた学習法は逆誤差伝播法の重みの更新式を式(19)のように変更したものであり、ニューラルネットワークが局所最適解に陥ることを防ぐことができる。ここで  $\alpha$  はモーメンタム定数であり、 $\alpha = 0.9$  ( $0 < \alpha < 1$ ) を用いた。

$$\Delta w(t+1) = -\eta_t \frac{\partial E_p}{\partial w} + \alpha \Delta w(t) \quad (19)$$

### 4.2.2 適応学習率学習法

学習の収束性能および収束速度の向上を図るために、逆誤差伝播法の重みの更新式にモーメンタムを用いるのではなく、適応学習率学習法を用いた。適応学習率学習法では学習係数を可変とすることが出来る。そのアルゴリズムは、逆誤差伝播法の重みを修正する前の段階で、以下の条件分岐をさせることで、学習率を変化させる。

- 1)現在の誤差が収束方向に向かっているときは学習率を大きくし、学習を促進する。
- 2)反対に発散方向に向かっているときは学習率を小さくし、学習を抑える。
- 3)どちらでもない場合は学習率を変えない。

### 4.2.3 学習方法の違いの数値計算による検討

学習方法の違いによるニューロコントローラの制御性能の比較をシミュレーションによって行った。シミュレーションは、逆誤差伝播法のみの場合と、逆誤差伝播法にモーメンタムを用いた場合と、適応学習率学習法を利用した場合で行った。また、それぞれの学習率は  $0.004$  を用いた。学習の収束後のシミュレーションの結果を Fig. 14, 15, 16 に示す。ここで、Fig. 14, 15 の各グラフの軸は、Fig. 11, 12 と同様である。モーメンタムを用いた場合、逆誤差伝播法のみの場合に比べて、立ち上がりが緩やかになるものの、余計な振動を発生させず、長時間学習を進めても学習ダイナミクスによる高周波振動の励起が起きないことが確認できた。また、適応学習率学習法を用いた場合も、モーメンタムを用いた場合とほとんど同じ結果となった。二つの学習方法では、どちらも関節の応答は似たようなものとなった。これは立ち上がりで起きる振動について過学

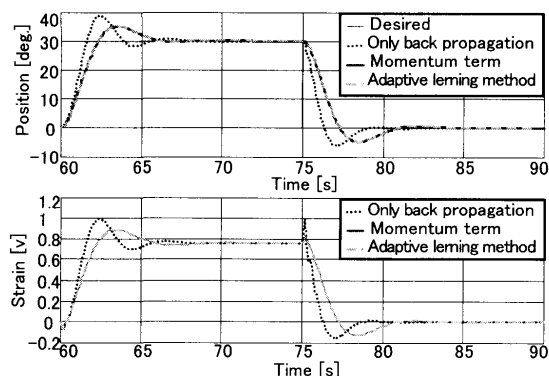


Fig. 14 Numerical result of joint1 and link1.

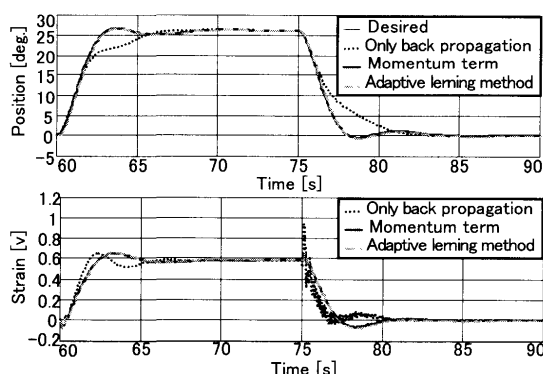


Fig. 15 Numerical result of joint2 and link2.

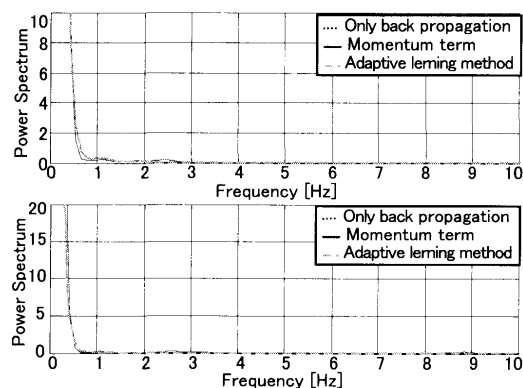


Fig. 16 Power spectrum of numerical results (top: link1, bottom: link2).

習させないで、初期振動を起きにくくしているためであると考えられる。また、逆誤差伝播法のみときは、学習率の値次第ですぐに発散してしまうのだが、この2つの学習方法においては、発散傾向には向かわずに緩やかに振動を抑えようとする事が確認できた。このため、二つの学習方法はニューロコントローラの安定化に有効であると考えられる。

#### 4.3 実験での学習方法の検討

評価関数の比較と学習方法の比較のために、制御実験を行う。シミュレーションの結果を元に、評価関数は式(18)とし、ニューラルネットワークの学習方法を逆

誤差伝播法のみから適応学習率学習法を利用したものへと変える。そのときの学習率、評価関数の係数などはシミュレーションの条件と同じものを用いた。実験結果を Fig. 17, 18, 19 に示す。ここで、Fig. 17, 18 の各グラフの軸は、Fig. 11, 12 と同様である。これらの図を見る限り、振動をよく抑制し、かつ指定した角度にも追従しており、良好な結果が得られたと考えられる。この結果から提案の制御系の有効性が示された。

## 5 結言

本研究では、2リンク2自由度の垂直平面内で動くフレキシブルマニピュレータを制御対象に、ニューロコントローラを用いて制御系を構築し、シミュレーション・実験によってその制御性能について検討を行った。その結果、ニューロコントローラを用いると振動は抑制され、フレキシブルマニピュレータに対して有効な制御系が構成できたが、目標関節角度への追従性はよくなかった。また、学習率の値次第では、過学習が起これ、ニューロコントローラの出力で振動を起こす場合もあった。そこで、評価関数に関節角度位置に関する量も評価に加えることと、ニューラルネットワークの学習方法の重みの更新式にモーメンタムを用いることと、誤差逆伝播法に適用学習率学習法を用いることを提案し、シミュレーション、実験によって制御性能について検討を行った。その結果、振動を抑えたまま、位置に追従し、かつ安定に学習を行うことが確認された。本制御システムでは基本的に関節角度と各リンクのひずみ量しか計測していないが、関節角度が目標角度に追従し、かつひずみ量が零となっており、モニター画像でも先端が目標位置に収束していることを確認した。以上の結果より、本研究で示したニューラルネットワークを用いたフレキシブルマニピュレータの制御系は振動抑制並びに関節角度位置追従制御系に有効であると考えられる。

今後の展開として、本研究では垂直平面内の2自由度に限定して使用したフレキシブルマニピュレータを、3自由度の3次元空間内の運動へ拡張することと、非最小位相系であるためニューラルネットワークに過去値のみを用いたのでは立ち上がり、立ち下りの追従性がよくないので、ニューラルネットワークへの入力に未来予測値を用いることが挙げられる。本研究で用いたニューラルネットワークでは、過去のひずみ量と現在のひずみ量しか入力としなかったために応答が遅かったと考えられることから、未来予測値を用いること

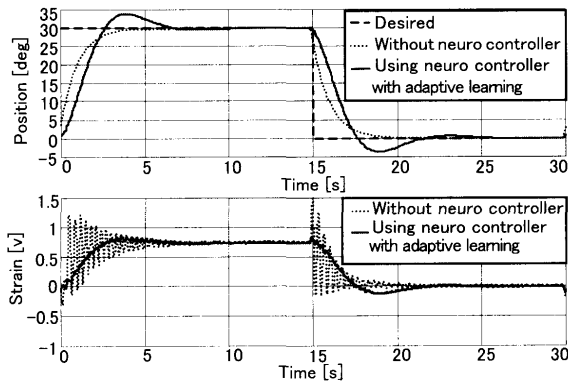


Fig. 17 Experimental results of joint1 and link1.

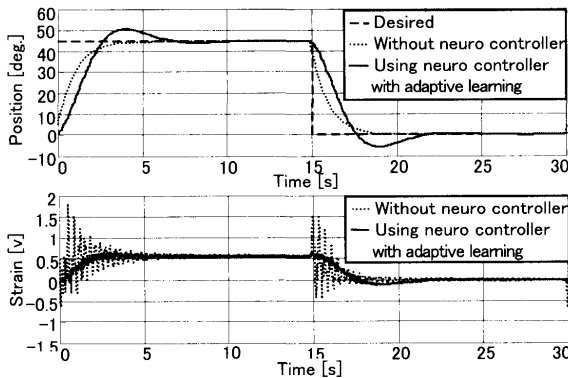


Fig. 18 Experimental results of joint2 and link2.

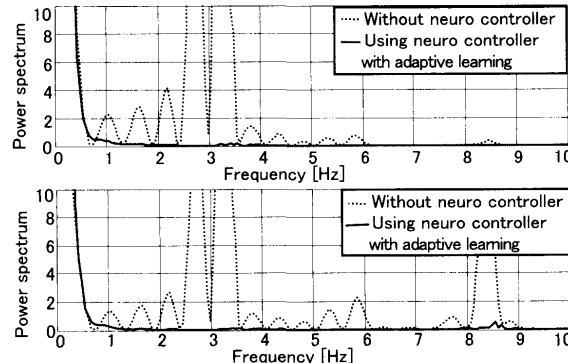


Fig. 19 Power spectrum of experimental results (top: link1, bottom: link2).

でニューロコントローラの応答性の向上が期待できると考えられる。

(2007年11月23日受付, 2008年3月31日再受付,  
2008年7月28日再々受付)

## 参考文献

- [1] 金子真 編, フレキシブルアーム特集, 日本ロボット学会誌, Vol.6, No.5, pp.415-466, 1988.
- [2] 松野文俊 編, フレキシブル・マニピュレータ特集, 日本ロボット学会誌, Vol.12, No.2, pp.169-230, 1994.
- [3] 坂和愛幸, 松野文俊, フレキシブル・アームのモデリングと制御, 計測と制御, Vol.25, No.1, pp.64-70, 1986.

- [4] 吉川恒夫, 細田耕, 土井利次, 村上弘樹, マクロ-マイクロシステムによるフレキシブルアームの動的軌道制御, ロボット学会誌, Vol.12, No.2, pp.131-135, 1994.
- [5] 松野文俊, 浅野俊雄, 坂和愛幸, 環境に拘束されたフレキシブル・マニピュレータのモデリングと位置と力の動的なハイブリッド制御, 日本ロボット学会誌, Vol.11, No.3, pp.419-428, 1993.
- [6] H.A. Talebi, R.V. Patel and K. Khorasani, *Control of Flexible-link Manipulators Using Neural Networks*, Springer, 2001.
- [7] Ferry M. Caswara, *Neurofuzzy Network Based Control of a Multi-Link Flexible Manipulator*, Shaker Verlag, 2001.
- [8] K.S. Narendra and K. Parthasarathy, Identification and Control of Dynamical Systems Using Neural Networks, *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol.1, No.1, pp.4-27, 1990.
- [9] T.P. Vogel, J.K. Mangis, W.T. Zink, and D.L. Alkon, Accelerating the Convergence of the Back-Propagation Method, *Biological Cybernetics*, Vol.59, pp.257-263, 1988.