ニューラルネットによるロボットマニピュレータの非線形特性の同定*

逢坂 一正^{*1}, 前田 曜也^{*1}, 小野 敏郎^{*2}Identification of the Nonlinearity of Robot Manipulators
by a Neural Network

Kazumasa OHSAKA, Teruya MAEDA and Toshiro ONO

In order to ensure the high-speed and high-precision control of trajectory tracking for robot manipulators, it is necessary to construct a precise dynamic model by which the manipulator is controlled. In the motion equation of the manipulator, the driving force is a very important term from the standpoint of control. We assume the nonlinearities of the manipulator and driving system are expressed as nonlinear functions between the driving force and the control input of the driving motors. This paper proposes an identification method for the nonlinearities of a robot manipulator by means of a neural network. It was experimentally confirmed that the proposed method is effective in the case of trajectory tracking control for a 2-link manipulator.

Key Words: Robotics, Dynamic Model of Robot Manipulator, Neural Network, Identification of Nonlinearity, Trajectory Tracking Control

1. は じ め に

ロボットマニピュレータの高速・高精度な軌道追従制御において、正確な力学モデルは欠かすことができない。力学モデルに基づく高度な制御法⁽¹⁾⁽²⁾は数多く報告されている。これらの制御法では、力学モデル(マニピュレータの運動方程式)の一般化力(マニピュレータ駆動力)を巧妙に調節することにより高度な制御が実現できるとしている。しかし、力学モデルには、駆動トルクと制御入力との関係が陽に表現されていないように思われる。事実、マニピュレータを駆動するサーボモータへの制御入力は制御電圧であり、サーボモータの制御入力と発生駆動力の関係は、一般に非線形関係である。また、マニピュレータは、周囲の空気による流体抗力などのような、非線形特性も有している。

一方、マニピュレータの運動方程式のパラメータの同定に関する研究は、すでにいくつか⁽³⁾⁽⁴⁾報告されている。しかし、これらの研究に用いられている方法は最小二乗法であり、パラメータに関する線形入出力方

程式が仮定されていて、非線形方程式にはそのままでは対処できない。川崎ら⁽³⁾は、駆動系の入力と発生トルクの関係性を考慮にいれているが、その非線形関数は既知であるとしている。しかし、高速運動するマニピュレータに働く空気の流体抗力などを考慮すると、この非線形関数を既知とするのは無理がある。

そこで、本報では、その流体抗力などの非線形特性を考慮して、文献(3)、(4)のモデルでは表現しきれないマニピュレータの非線形特性、ならびに駆動系に本質的に存在する未知の非線形特性を駆動系の制御入力と駆動力の関数としてとらえる。そして、その非線形関数の同定にバックプロパゲーション法⁽⁵⁾による三層ニューラルネットを用いる一方法を提案する。提案する方法は、レベルの異なるいくつかのステップ状の制御入力を用いて関数の粗い同定を行う「手順1」、ならびに実際に追従すべき軌道の実現を目指してその関数の修正により正確な関数の同定を行う「手順2」に分けられる。

軌道制御において、同定モデルが粗くてもロバストな制御法を用いれば良い制御性能が得られるとも考えられるが、「手順1」により制御入力の広範囲に成立する粗い非線形特性を求め、必要に応じて「手順2」により目標軌道ごとに非線形特性の同定精度が高められる

* 原稿受付 平成4年1月6日。

*¹ 正員、岡山理科大学(〒700 岡山市理大町1-1)。*² 正員、大阪府立大学(〒591 堺市百舌鳥梅町4-804)。

ことが本同定法の特徴である。

最後に、提案した同定法により得られた非線形関数の同定法の妥当性を確認するために、マニピュレータの目標軌道の高速追従制御実験を試みる。実験には、目標軌道への追従性能が指定できるPD形二重構造ロバストモデル追従制御則⁽¹⁾を用いる。そして、提案した同定法で得られた非線形関数ならびにその近似線形関数を用いて目標軌道追従実験を行い、得られる制御誤差から非線形性の制御性能に及ぼす効果について検討する。

2. 非線形関数の同定

同定の対象となるロボットマニピュレータの概略図を図1に示す。基本構造は回転関節をもつ直鎖 n リンク機構であり、各リンクを駆動するサーボモータにはエンコーダが取り付けられていて、回転角、角速度、角加速度を知ることが可能であるとする。このタイプのマニピュレータの運動方程式は、一般に次式のように表される。

$$M(\theta)\ddot{\theta} + f(\theta, \dot{\theta}) = \tau \quad \dots\dots\dots (1)$$

ここで、 $\theta \in R^n$, $M(\theta) \in R^{n \times n}$, $f(\theta, \dot{\theta}) \in R^n$, $\tau \in R^n$ はそれぞれ関節角ベクトル、慣性行列、非線形力ベクトル、駆動力ベクトルである。式(1)の左辺のすべてのパラメータは既知とし、右辺の τ はサーボモータ、マニピュレータのモデリングで表現できない非線形特性を考慮して、次式で表されるものとする。

$$\tau_i = k_i(u_i) \quad (i=1, \dots, n) \quad \dots\dots\dots (2)$$

ここで、 i はリンク番号を表し、 u_i , τ_i は各リンク駆動系の制御入力、駆動力であり、同定すべき対象は関数 $k_i(u_i)$ である。

2.1 同定アルゴリズム 非線形関数式(2)の同定を次の「手順1」, 「手順2」のアルゴリズムで実行する。ただし、教師値の番号を j で表すことにする。
「手順1」

図1 n 関節マニピュレータの概略図

I. レベルの異なる3個のステップ状の制御入力の値 $u_{ij}=c_j$ でリンクを駆動し、式(1)より、駆動トルクの時間平均 $\tau_{ij}=E\{\tau_{ij}(t)\}$ を求める。

II. 3組の教師値(u_{ij} , τ_{ij})を初期教師値として図2に示す三層ニューラルネットで u_i と τ_i の関係を学習する。

「手順2」

I. 各リンクの目標軌道 $\dot{\theta}_r(t)$ (速度パターン)を定める。

II. 目標軌道に対応する $\tau_i(t)$ を実現する $u_i(t)$ をニューラルネットの学習結果から求める。

III. この $u_i(t)$ で各リンクを動かし、それぞれ式(1)より求めた、目標軌道に対応するトルク τ_{ir} と実現軌道に対応するトルク τ_i との誤差 e_i を次式で求める。

$$e_i = \max_t |\tau_{ir}(t) - \tau_i(t)| \quad \dots\dots\dots (3)$$

IV. $e_i < \epsilon_i$ (誤差の許容限界)なら同定終了、そうでなければVに進む。

V. e_i の生じた時刻における u'_i に対応する τ_i の修正量 $\Delta\tau_i$ を求め、 $\tau'_i = \tau_i + \Delta\tau_i$ とし、(u'_i , τ'_i)を新しい教師値として、これまでの教師値に追加し、ニューラルネットで学習しIIに戻る。

ニューラルネットの手順1, 2のプロセスの安定性を仮定すれば、このプロセスの遂行により、与えられた目標軌道に対して誤差の許容限界内に収まる実現軌道が得られる。

2.2 同定結果と考察 前節の同定法を図3に示すマニピュレータに適用する。このマニピュレータは高速運動制御実験用に試作されたものである。本マニピュレータのリンク質量 m_i , 重心まわりの慣性モーメント I_i , 軸間距離 l_i , 軸中心から重心までの距離 l_{oi} ($i=1, 2$)をまとめて表1に示す。ただし、粘性係数 d_i は定数としたときの推定値である。また、教師値の駆動トルク τ の計算には

図2 ニューラルネットワークの構成図

$$\phi_1 = m_1 l_{g1}^2 + I_1 + m_2 l_1^2$$

$$\phi_2 = m_2 l_1 l_{g2}$$

$$\phi_3 = m_2 l_{g2}^2 + I_2$$

とにおいて、式(1)の左辺で表される、次式を用いるものとする。

$$M(\theta) = \begin{bmatrix} \phi_1 + \phi_2 + 2\phi_2 C_2 & \phi_3 + \phi_2 C_2 \\ \phi_3 + \phi_2 C_2 & \phi_3 \end{bmatrix} \dots\dots (4)$$

$$f(\theta, \dot{\theta}) = \begin{bmatrix} f_1 \\ f_2 \end{bmatrix} \dots\dots\dots (5)$$

ここで、

$$f_1 = -\phi_2 S_2 (2\dot{\theta}_1 \dot{\theta}_2 + \dot{\theta}_2^2) + d_1 \dot{\theta}_1 + g\{(m_1 l_{g1} + m_2 l_1)C_1 + m_2 l_{g2} C_{12}\}$$

$$f_2 = -\phi_2 S_2 \dot{\theta}_1^2 + d_2 \dot{\theta}_2 + g m_2 l_{g2} C_{12}$$

ただし、 $S_j \triangleq \sin \theta_j$, $C_j \triangleq \cos \theta_j$, $C_{ij} \triangleq \cos(\theta_i + \theta_j)$ ($j=1, 2$), g は重力加速度である。

マニピュレータのリンク1, 2にそれぞれ図2のニューラルネットを割り当てて非線形関数の同定を行わせた。

まず、「手順1」のプロセスを遂行し、初期教師値だけを用いて学習して得られた u と τ の関係を図4に示す。ここで、○、□印はそれぞれリンク1, 2の教師値、実線、破線はそれぞれリンク1, 2の学習された

表1 物理的パラメータ

Parameter	Link1 (i=1)	Link2 (i=2)
m_i [kg]	12.13	2.49
I_i [$\text{kg} \cdot \text{m}^2$]	$5.25\text{E}-1$	$2.30\text{E}-2$
l_i [m]	0.300	0.200
l_{gi} [m]	0	0
d_i [Nms/rad]	$4.10\text{E}-1$	$2.39\text{E}-1$

図3 実験用2リンクマニピュレータの略図

u と τ の関係を示す。 u の値が1近傍では非線形性が強いが、2以上の領域ではほぼ線形特性になっている。図4に示す非線形関数をリンクの運動方程式(1), (2)に用いたときの実験結果における、実現軌道を目標軌道に対比して図5に示す。細線が目標軌道、実線が実現軌道である。リンク1, 2とも時間 t が0.4秒以後でかなりの誤差が生じている。

次に、追従制御実験に用いる目標軌道としては、角加速度が時間のフーリエ展開の軌道⁶⁾を用いる。この軌道は、本マニピュレータでダート投げを行うときの一例である。

$$\ddot{\theta}_i = \sum_j \left\{ a_{ij} \left(\cos \frac{2\pi j}{T} t - 1 \right) + b_{ij} \sin \frac{2\pi j}{T} t \right\} \dots\dots\dots (6)$$

ただし、 j はフーリエ係数の番号、 T は制御時間であり、フーリエ展開を10項までとしたときのフーリエ係数 a_{ij} , b_{ij} は、表2に示す値である。

この目標軌道に対して、「手順2」のプロセスを遂行する。手順2のII~Vを3回遂行したときの結果を図6に示す。ここで、△印はリンク1の追加された教師値、▽印はリンク2の追加された教師値を表している。なお、同定で求めた図6の非線形関数は、次式で線形近似できる。

$$\tau_i = p_i u_i + q_i \dots\dots\dots (7)$$

ここで、最小二乗法により、係数は、それぞれ $p_1 = 6.329$, $q_1 = -2.063$, $p_2 = 0.363$, $q_2 = -0.085$ と求まる。

図6の非線形関係をそのまま用いてリンクを駆動し

図4 初期学習で得られた u と τ の関係図

図5 目標軌道と実現軌道

たときの目標軌道と実現軌道を図7に示す。

図5に比べて誤差が小さくなり、目標軌道にほぼ一致する実現軌道が得られている。この同定結果は、一つの目標軌道が与えられた場合の結果であり、異なる目標軌道に対しては、改めて手順2を適用して同定を行わなければならない。

3. 軌道追従制御実験

2章で同定した非線形関数の有効性を確認するために、軌道追従制御実験を行った。

まず、制御系と制御法について述べる。ロボットマニピュレータ制御系の構成を図8に示す。制御系は、コンピュータ(コントローラ)、インタフェース、マニピュレータで構成され、図中の矢印→は電気信号、矢印⇒は力の伝達をそれぞれ表している。この制御系の

制御法としては、許容誤差の指定ができるなどの特徴をもつ参考文献(1)の制御方法を採用する。その制御系のブロック線図を図9に示す。図中の推定パラメータを表3に示す。また、許容誤差は0.03 radに指定した。なお、実験に用いた目標軌道は2章の同定のときに採用したのと同じ軌道である。

実験結果の一例を図10に示す。ただし、サンプリングタイムは1msであり、本図での(a)は角度誤差 e 、(b)は制御入力 u を表している。誤差は十分に許容範囲内に収まり、同定結果の妥当性が確認できた。次に、駆動トルクが式(7)で表されるとし、他の条件は図10と同じで行った実験結果の一例を図11に示す。二つの実験結果を比較すると、制御入力 u にはほとんど変わりがないが、図11では角度誤差 e のリンク2の最大値が大きくなっている。つまり、同定した非線形関数をそのまま用いるほうが、その近似線形関数を用い

表2 最適軌道を表すフーリエ係数

J	a_{1j}	b_{1j}	a_{2j}	b_{2j}
1	-6.386	-1.627	-1.050E+1	1.046
2	-3.992E-1	-5.083E-2	-6.560E-1	3.269E-2
3	-7.885E-2	-6.694E-3	-1.296E-1	4.305E-3
4	-2.495E-2	-1.588E-3	-4.100E-2	1.022E-3
5	-1.022E-2	-5.205E-4	-1.679E-2	3.348E-4
6	-4.928E-3	-2.092E-4	-8.099E-3	1.345E-4
7	-2.660E-3	-9.678E-5	-4.372E-3	3.224E-5
8	-1.559E-3	-4.964E-5	-2.563E-3	3.192E-5
9	-9.734E-4	-2.755E-5	-1.600E-3	1.772E-5
10	-6.387E-4	-1.627E-5	-1.050E-3	1.046E-5

図6 学習後の u と τ の関係図

図7 目標軌道と実現軌道

表3 制御パラメータ

	Link1	Link2
kh_1	6400	2100
kh_2	40	14
b_1	225	225
b_2	30	30

図8 制御系のブロック線図

図9 文献(1)の制御系の構成

(a) 式(2)を用いたときの角度誤差

(b) 制御入力 [図 10(a)]

図 10 角度誤差と制御入力

(a) 式(7)を用いたときの角度誤差

(b) 制御入力 [図 11(a)]

図 11 角度誤差と制御入力

るよりも制御誤差の減少をもたらすことがわかり、非線形特性の効果が確認できた。

4. おわりに

ロボットマニピュレータのもつ非線形特性を、その駆動系の制御入力と駆動力間の非線形関数としてとらえ、その非線形関数を簡単な三層ニューラルネットで同定する一手法を提案した。その同定法を用いて、2リンクマニピュレータに関するケーススタディを行い、次の結果を得た。

各リンクに与えられた目標軌道を実現する制御入力と駆動力の関係は、非線形関数であることを明らかにした。またニューラルネットの初期学習から3回程度の修正学習でほぼ正確な非線形関数が求まることが確認できた。

本手法で求めた非線形関数を用いたPD形二重構造ロバストモデル追従制御実験によって、2リンクマニピュレータの軌道追従制御誤差は指定された許容誤差

内に収まることが確認された。また、同定された非線形関数をそのまま用いた場合と、その近似線形関数を用いた場合の制御誤差の比較では、非線形関数の場合が制御誤差が小さくなることも確かめられた。したがって、提案した非線形関数同定法は、精度の良い軌道追従制御の実現に役立つことが、実験的に確認された。

文 献

- (1) 大須賀・杉江・小野, 計測自動制御学会論文集, 25-1 (1989), 46.
- (2) 井村・杉江・吉川, 計測自動制御学会論文集, 27-3 (1991), 314.
- (3) 川崎・西村, 計測自動制御学会論文集, 22-1 (1985), 76.
- (4) 大須賀・前田, 計測自動制御学会論文集, 22-6 (1985), 637.
- (5) Rumelhart, D. E. and McClelland, J. L., 編, *Parallel Distributed Processing*, 1 (1988), 318, MIT Press.
- (6) 逢坂・藤本・小野, 日本機械学会 ROBOMECH'91 講演論文集, No. 910-31, A (1991-6), 159.