進化計算による劣駆動マニピュレータのニューロ制御*

(数値シミュレーションと実験による検証)

阿部 晶^{*1}, 佐藤 卓也^{*2}

Neuro-Control of an Underactuated Manipulator by Evolutionary Computation (Numerical Simulation and Experimental Verification)

Akira ABE^{*3} and Takuya SATO

^{*3} Information Systems Engineering, Asahikawa National College of Technology,
2-2-1-6 Syunkodai, Asahikawa-shi, Hokkaido, 071-8142 Japan

This paper describes a neuro-control scheme for motion control of nonlinear mechanical systems. A two-link manipulator with an unactuated first joint, wherein the motion of the system is confined to a horizontal plane, is treated as an example for the nonlinear systems. The control objective is to move the first joint from an initial angle to a target angle. Radial basis function neural networks (RBFNs) are used as the neuro-controller (NC), and particle swarm optimization (PSO), which is one of evolutionary computation techniques like genetic algorithm, is adopted for the learning algorithm. The effectiveness of the proposed approach is verified by a comparison of simulation and experimental results.

Key Words: Motion Control, Neural Network, Learning Control, Underactuated Manipulator, Particle Swarm Optimization

1. はじめに

機械システムには多くの非線形システムが存在する。非線形系を制御するには、高度な数学的知識と制御理論を必要とし、線形系に比べて困難であることが知られている。このような背景のもと、非線形システムを制御する手法として、ニューラルネットワークを用いた研究⁽¹⁾が活発になされている。ニューロ制御器 (Neuro-Controller: NC) では、学習により制御系を構築することから、数学的取り扱いが容易である長所を有している。しかしながら、これらの研究の多くが倒立振り子等のベンチマーク問題を扱ったシミュレーションベースのものであり、実機への適用に関する検証⁽²⁾は少ない。そこで本研究では、非線形システムの例題として2リンク劣駆動マニピュレータの実験装置を扱い、その非駆動関節の制御にNCの適用を試みる。NCの学習法としては、進化計算として近年注目を浴びている Particle Swarm Optimization (PSO)⁽³⁾を採用する。オフラインでNCを学習させ、これを実機の制御に適用し、提案されたNCの有効性を検証する。

2. 2リンク劣駆動マニピュレータ

本研究では、図1に示されるような第1リンクが非駆動関節、第2リンクが駆動関節である劣駆動マニピュレータを扱う。各リンクの重心の位置が各リンク中央にあるとすれば、この系の運動エネルギー T は次式によって与えられる。

$$T = \frac{1}{2} \left[I_1 \dot{\theta}_1^2 + m_1 (L_1/2 \dot{\theta}_1)^2 + M (L_1 \dot{\theta}_1)^2 + I_2 (\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2)^2 + m_2 (L_1 \dot{\theta}_1)^2 + \bar{M} (\dot{x}_M^2 + \dot{y}_M^2) \right] \quad (1)$$

ここで、 θ_1 , θ_2 は各リンクの関節角, m_1 , m_2 は各リンクの質量, L_1 , $2L_2$ は各リンクの長さ, I_1 , I_2 は各リンクの重心まわりの慣性モーメント, M は第1リンク先端のモータの質量, $\bar{M}$ は第2リンクに付加さ

Fig. 1 Geometry of an underactuated two-link manipulator and coordinate systems

* 原稿受付 2009年4月3日.

^{*1} 正員, 旭川工業高等専門学校制御情報工学科 (〒071-8142 旭川市春光台2条2-1-6).

^{*2} 旭川工業高等専門学校専攻科生産システム工学専攻.

E-mail: abe@asahikawa-nct.ac.jp

Fig. 2 Photograph of the experimental set-up

れた質量である。なお、 x_M , y_M は付加質量の座標値であり、次式によって定義されている。

$$\left. \begin{aligned} x_M &= L_1 \cos \theta_1 + \bar{L} \cos(\theta_1 + \theta_2) \\ y_M &= L_1 \sin \theta_1 + \bar{L} \sin(\theta_1 + \theta_2) \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

ここで、 $\bar{L}$ は第2リンクの中心から付加質量までの距離である。オイラー・ラグランジュの方程式を用いると、第1リンクと第2リンクの運動方程式はそれぞれ以下のように導出される。

$$\begin{aligned} &[J_1 + J_2 + m_2 L_1^2 + \bar{M}(\bar{L}_1^2 + \bar{L}^2 + 2L_1 \bar{L} \cos \theta_2)] \ddot{\theta}_1 \\ &+ [J_2 + \bar{M} \bar{L}(\bar{L} + L_1 \cos \theta_2)] \ddot{\theta}_2 \\ &- \bar{M} L_1 \bar{L} \dot{\theta}_2 (2\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2) \sin \theta_2 = 0 \end{aligned} \quad (3)$$

$$\begin{aligned} &[J_2 + \bar{M} \bar{L}(\bar{L} + L_1 \cos \theta_2)] \ddot{\theta}_1 \\ &+ (J_2 + \bar{M} \bar{L}^2) \ddot{\theta}_2 + \bar{M} L_1 \bar{L} \dot{\theta}_1^2 \sin \theta_2 = \tau \end{aligned} \quad (4)$$

ここで、 J_1 , J_2 はそれぞれ $J_1 = m_1 L_1^2/3 + M L_1^2$ および $J_2 = m_2 L_2^2/3$ と定義されており、 τ は第2リンクの駆動トルクである。本研究では、第2リンクを旋回させ、第1, 2リンク間の力学的干渉性を利用した第1リンクの角度制御を試みる。モデル実験装置では、第2リンクは速度制御型のサーボパックを介して駆動される。この場合、 $\dot{\theta}_2$ の速度制御が実現され、式(4)を扱う必要がなくなる。そこで、以下のシミュレーションでは式(3)のみを扱う。

本研究で用いた水平2リンク劣駆動マニピュレータの実験装置の写真を図2に示す。第1, 2リンクはアルミ角パイプ(10×10[mm])から構成されており、第2リンクの駆動には、第1リンクの先端に取り付けられたACサーボモータ(安川電機製:SGMM-A1C3JC6)を使用した。これはサーボパック(安川電機製:SGDF-A1CS)を介して駆動される。第1リンクの角度計測には、分解能1000P/Rのエンコーダを用いた。この装置の主要なパラメータの値は、 $L_1 = 400$ [mm], $L_2 = 150$ [mm], $\bar{L} = 135$ [mm], $m_2 = 8.00 \times 10^{-2}$ [kg], $\bar{M} = 0.145$ [kg],

$J_1 = 4.3 \times 10^{-2}$ [kgm²]である。実験装置の計測制御にはDSPボード(dSPACE製:DS1104)を使用し、サンプリング時間10[ms]にて実施した。

3. PSO学習によるニューロ制御器の設計

本研究では、劣駆動マニピュレータの非駆動関節である第1リンクの角度制御をNCで行うことを試みる。このNCの構造としてRadial Basis Function Networks(RBFNs)を用いる。RBFNsは、入力層、中間層および出力層の3層から構成されているネットワークである。中間層(基底関数)の出力は以下のガウス関数を用いる。

$$\phi_i(\mathbf{x}) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{c}_i - \mathbf{x}\|^2}{\sigma_i^2}\right), \quad (i = 1, 2, \dots, N) \quad (5)$$

ここで、 $\mathbf{x}$ は入力層の入力ベクトル、 $\mathbf{c}_i$ は基底位置ベクトル、 σ_i は基底関数の半径を表すパラメータ、 N は中間層のユニット数である。ネットワークの出力は、それぞれ中間層の出力と結合係数 w_i の線形和

$$O(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^M w_i \phi_i(\mathbf{x}) \quad (6)$$

で与えられる。

第1, 2リンク間の力学的干渉性を利用して第1リンクの角度制御を行うことから、この制御の操作量として $\ddot{\theta}_2$ を採用し、ネットワークの出力とする。すなわち、 $\ddot{\theta}_2 \equiv O(\mathbf{x})$ とおく。また式(3)より、第1リンクの角度 θ_1 が目標角 θ_d に達したとき、第2リンクの角速度 $\dot{\theta}_2$ と角加速度 $\ddot{\theta}_2$ が0とならなければ第1リンクは静止状態を保てないといえる。そこで、入力ベクトルを $\mathbf{x} = [\theta_d - \theta_1, \dot{\theta}_1, \dot{\theta}_2]$ とし、中間層のユニット数 N を偶数個としてガウス関数のパラメータと結合係数を

$$\begin{aligned} \mathbf{c}_i &= -\mathbf{c}_{i+1}, \quad \sigma_i = \sigma_{i+1}, \quad w_i = -w_{i+1} \\ (i &= 1, 3, \dots, N-1) \end{aligned} \quad (7)$$

と設定する。上式のように定義することで、 $\mathbf{x} = \mathbf{0}$ のとき $O(\mathbf{x}) = 0$ が実現される。

以下、NCの学習法について述べる。学習するパラメータを $\mathbf{c}_i$, σ_i および w_i とする。NCを用いて式(3)を数値積分し、制御性能を評価する。本研究では評価値を

$$F = \sum_{j=1}^J |\theta_d - \theta_{1j}| \quad (8)$$

と与えた。ここで、 θ_{1j} は時間間隔 $\Delta t = 0.05$ [s]ごとの角度 θ_1 , $J = t_e/\Delta t + 1$ と定義されており、 t_e はシミュレーション時間である。そして、式(8)の評価値が最小化されるよう進化計算の一種であるPSOを適用し、NCをオフラインで学習させる。PSOのアルゴリズムとしては文献(3)の手法を採用した。

4. シミュレーションおよび実験結果

シミュレーションにおいて, RBFNs のパラメータを PSO によってオフラインで学習させて NC を構築した. この制御器の性能ならびに実機への適用に関する妥当性を検証する. ここでは, 周期 20[s], 振幅 15[deg] の矩形波を目標角 θ_d として設定した. シミュレーションおよび実験におけるマニピュレータの初期条件は, $\theta_1 = \dot{\theta}_1 = \theta_2 = \dot{\theta}_2 = 0$ であり, 中間層のユニット数を $N=6$, シミュレーション時間を $t_e=60$ [s] とした.

表 1 は PSO 学習で得られた NC のパラメータの値, 図 3 はこの NC による応答結果を表している. 図 3 より, 目標角 θ_d への追従制御がほぼ達成されていることがわかる. なお, 線形状態フィードバック制御ではこのような追従制御が実現されないことを確認しており, 本手法の有効性を認めることができる.

図 4 はこの NC を用いた実験結果である. なお実験装置では, NC の出力である $\ddot{\theta}_2$ を数値積分して $\dot{\theta}_2$ を求め, これに対応する指令値をサーボパックに送って第 2 関節のモータを駆動した. 図 4 から, 区間 $t=0 \sim 10, 30 \sim 50$ [s] ではシミュレーションと同様に良好な追従制御が行われていることがわかる. これら区間において, θ_1 を ± 15 [deg] に保持しているときの θ_2 の範囲は約 $30 \sim -100$ [deg] となっており, 図 3 のシミュレーションにおいても同様な傾向であることがわかる. 式 (3) より操作量である $\ddot{\theta}_2$ の係数 $[J_2 + \bar{M}\bar{L}(\bar{L} + L_1 \cos \theta_2)]$ の値を調べてみると, 範囲 $(|\theta_2| < 114$ [deg]) で正, $(|\theta_2| \geq 114$ [deg]) では負の値となっている. 図 3 のシミュレーションから, 範囲 $(|\theta_2| < 114$ [deg]) 内で θ_1 を ± 15 [deg] に保持しようと学習されていることが読み取れる. なお, 図 3 の $t=24$ [s] 付近では, $(|\theta_2| \geq 114$ [deg]) となっており θ_1 の追従性の低下が認められる. これより, 範囲 $(|\theta_2| \geq 114$ [deg]) となると操作量の符号が反転し, θ_1 の制御が不安定となると考えられる. したがって, この現象とモータケーブル等の外乱の影響が重なり, 区間 $t=10 \sim 20, 50 \sim 60$ [s] で制御性能が低下していると思われる.

5. お わ り に

本研究では, 2 リンク劣駆動マニピュレータの非駆動関節の角度制御に対して, 進化計算を用いた学習による NC を提案した. そして, シミュレーションと実験結果の比較から, 駆動関節角の値によっては非駆動関節角の制御が困難となることが明らかとなった. しかしながら, シミュレーションと実験結果の両者はほぼ同様な傾向を示しており, 本研究で提案された手法は実機への適用に有効な手段になりうるといえよう.

Table 1 Parameters learned by PSO

i	c_i			σ_i	w_i
1	-15.9	-2.06	0.532	20.5	-983
3	28.1	5.30	-50.8	22.3	83.0
5	-7.35	86.8	-62.8	1.99	117

Fig. 3 Simulation results: (a) θ_1 and (b) θ_2

Fig. 4 Experimental results: (a) θ_1 and (b) θ_2

文 献

- (1) Miller W.T., Sutton R.S. and Werbos P.J., *Neural Networks for Control*, (1990), The MIT Press.
- (2) Takahashi, M. and Yoshida K., Intelligent Control Using Cubic Neural Network for Swinging up and Stabilizing Double Pendulum, *Transactions of the Japan Society of Mechanical Engineers, Series C*, Vol.68, No.676, (2002), pp.3636-3643.
- (3) Ide, A. and Yasuda, K., A Basic Study of the Adaptive Particle Swarm Optimization, *Transactions of the Institute of Electrical Engineers of Japan, Publication of Electronics, Information and Systems Society*, Vol.124, No.2, (2004), pp.550-557.