キュービックニューラルネットワークを用いた
二重振子の振上げ・倒立知的制御*高橋正樹^{*1}, 吉田和夫^{*2}Intelligent Control Using Cubic Neural Network for Swinging up and
Stabilizing Double PendulumMasaki TAKAHASHI^{*3} and Kazuo YOSHIDA^{*3} School of Science for OPEN and Environmental Systems, Keio University,
3-14-1 Hiyoshi, Kohoku-ku, Yokohama-shi, Kanagawa, 223-8522 Japan

This study aims at establishing a robust intelligent control method with higher control performance and wider application region by developing the Cubic Neural Network (CNN) intelligent control method. In particular, this study deals with a nonlinear and failure-proof control problem for an intelligent control method of integrated CNN. The proposed CNN is applied to a control problem of a swung up and inverted double pendulum. In this study, the dynamical energy principle is embedded into the integrator of CNN that consists of multilevel parallel processing on different degrees of abstraction. In order to confirm the effectiveness of the integrated CNN controller, we carried out simulations and experiments. As a result of simulation and experiment, it was demonstrated that the integrated CNN controllers can stand up the double pendulum taking into account the cart position limit from the case of arbitrary initial condition of pendulum angle.

Key Words: Intelligent Control, Nonlinear Control, Multi-Purpose Control, Cubic Neural Network, Double Pendulum

1. はじめに

近年の科学技術の発達により、高度な制御が可能になってきた。しかし、制御技術が適用されているシステムは複雑化、非線形化しており、一層の高性能化が望まれている。そのようなシステムの制御問題の特徴として非線形制御、多目的制御であることが挙げられる。モデル化された制御対象が非線形系であるとその制御系設計は容易でない。また、制御対象の数学的なモデルに基づく制御系設計においては、モデリングやモデルパラメータなどの不確定な誤差の影響を受けやすく、設計の段階で考慮されなかった異常事態には制御性能が低下したり、対応できなくなることが多い。このようなシステムの非線形化や複雑化に対応するために、非線形制御などの研究は多数行われているが⁽¹⁾⁽²⁾、その設計手法は十分確立されておらず、実際の対象への適用の面では十分な制御性能を持つ一般的な手法とはなっていない。

近年、従来の制御理論のみでは対応できない問題を

解決する一つの方針として知的制御が注目を集めている。そのなかでも高次機能を持つ知的制御の実現手段として、ニューロ制御とファジィ制御を用いた研究が圧倒的に多く行われている。知的制御を制御系で用いることで、環境を含む制御対象の変化や不確定要素の影響に対応可能であるなど、従来の線形制御理論では困難であった様々な効果が期待されている。これまでに高度な制御を含む階層構造を持つ知的制御手法の研究が行われてきた⁽³⁾⁽⁴⁾。著者の一人は、図1に示すキュービックニューラルネットワーク(Cubic Neural Network: CNN)知的制御手法を提案している⁽⁵⁾⁽⁶⁾。これまでに流動床式ごみ焼却炉の知的制御⁽⁷⁾、単振子の振上げから倒立に至る非線形制御⁽⁸⁾、フォークリフトの知的制御⁽⁹⁾、構造物の知的振動制御システム⁽¹⁰⁾などの問題に応用し、非線形な力学系への適用性、制御入力の大きさと位相の異常に対応可能であることを示している。

本研究は、CNN知的制御手法を発展させ、複雑化する非線形なシステムに対して有効な適用範囲の広げ、よりロバストな知的制御手法の確立を目的とする。

本研究では、非線形性が強く、不安定なシステムである二重振子の振上げ・倒立制御問題を例に取り、CNN知的制御手法の適用を試み、その適用性の拡張を行う。この問題は安定平衡点の不安定化制御と不安定平衡点

* 原稿受付 2002年6月11日。

^{*1} 学生員、慶應義塾大学大学院理工学研究科(〒223-8522 横浜市港北区日吉3-14-1)。^{*2} 正員、フェロー、慶應義塾大学理工学部。

E-mail: masaki55@2000.jukuin.keio.ac.jp

の安定化制御という目的の異なる制御の切り換えが必要となる多目的制御問題である。本研究では、定性的な制御の導入と力学法則の埋め込みを特徴とする統合化CNN制御器を設計する。制御器の切り換えを行う統合器にエネルギー法則を埋め込むことによって、モデリングやモデルパラメータなどの不確定な誤差を有する実システムに対する適用性を拡張する。数値計算と制御実験により、台車移動制限がある場合の任意の初期状態からの振上げ・倒立制御が可能であり、制御系設計時に想定したパラメータに変動がある場合にも本手法が有効であることを示す。

2. 二重振子の振上げ・倒立制御

2.1 知的制御問題の記述 本研究では任意の初期状態からの二重振子の振上げ・倒立制御問題を考える。これまでの二重振子を制御対象とした研究では、不安定平衡点における安定化制御⁽¹¹⁾や安定平衡点で静止した初期状態から振上げ、倒立に至る制御を扱った例が多い⁽¹²⁾。川島は非線形なシステムに対してシステムのエネルギーバランスより非線形超平面を設計するスライディングモード制御を提案し、安定平衡点を初期状態とした二重振子の振上げ・倒立制御を数値計算的に達成している⁽¹³⁾。しかし、台車の移動制限を考慮できる設計法としては確立されていない。二重振子は1つの安定平衡点、3つの不安定平衡点を有し、非線形性の強いシステムである。任意の初期状態からの振上げ・倒立制御問題を考えた場合には、各平衡点近傍において制御器を設計し、それらを統合する必要がある。複数の制御器の切り換えという非線形性の強い問題に対しては、切り換え条件や制御規則を明確に記述することは容易ではない。また、制御実験を行う場合には、摩擦やノイズなどの不確定要素の影響により、台車および振子の軌道が一定しないことがあるため、実験的な制御の達成は困難である。

Fig.1 Cubic Neural Network Control Method

2.2 二重振子モデル 本研究の制御対象となる二重振子モデルを図2に示す。DCサーボモータ、タイミングベルト、ロータリーナットから構成される駆動系を有する台車に、剛体棒による二重振子が支持されている。振子1が台車に、振子2が振子1に、それぞれ振子角度を計測するためのロータリーエンコーダを介して接続されている。振子の回転軸はフリーであり、台車の進行方向に平行な鉛直平面内で自由に回転運動だけできるようにしてある。水平なレール上を直線的に左右に動ける台車を駆動することで、台車に支持されている二重振子を制御する。台車、振子1、振子2に関する運動方程式とモータの電圧方程式は次のようになる。

$$(M_c + M_{p1} + M_{p2})\ddot{x} + (M_{p1}L_1 + M_{p2}L_2 \cos(\theta_1 + \theta_2) + M_{p2}L_{p1} \cos\theta_1)\ddot{\theta}_1 + M_{p2}L_2 \cos(\theta_1 + \theta_2)\ddot{\theta}_2 + C_c\dot{x} = F - f \quad (1)$$

$$(M_{p1}L_1 \cos\theta_1 + M_{p2}L_2 \cos(\theta_1 + \theta_2) + M_{p2}L_{p1} \cos\theta_1)\ddot{x} + (I_1 + I_2 + M_{p1}L_1^2 + M_{p2}L_2^2 + M_{p2}L_{p1}^2 + 2M_{p2}L_{p1}L_1 \cos\theta_2)\ddot{\theta}_1 + (I_2 + M_{p2}L_2^2 + M_{p2}L_{p1}L_2 \cos\theta_2)\ddot{\theta}_2 + C_{p1}\dot{\theta}_1 - M_{p1}L_1 g \sin\theta_1 - M_{p2}g(L_{p1} \sin\theta_1 + L_2 \sin(\theta_1 + \theta_2))\theta_1 = 0 \quad (2)$$

$$M_{p2}L_2 \cos(\theta_1 + \theta_2)\ddot{x} + (I_2 + M_{p2}L_2^2 + M_{p2}L_{p1}L_2 \cos\theta_2)\ddot{\theta}_1 + (I_2 + M_{p2}L_2^2)\ddot{\theta}_2 + C_{p2}\dot{\theta}_2 + M_{p2}L_2 g \sin(\theta_1 + \theta_2) = 0 \quad (3)$$

$$Li + K_e \dot{\eta} + Ri = e \quad (4)$$

Fig.2 Model of Double Pendulum

Table.1 Physical Parameters

Constants		Value
M_c	Mass of cart	2.824 kg
M_{p1}	Mass of pendulum1	0.174 kg
M_{p2}	Mass of pendulum2	0.054 kg
L_{p1}	Length of pendulum1	0.350 m
L_{p2}	Length of pendulum2	0.200 m
I_1	Moment of inertia of pendulum1 around the center of gravity	$3.52 \times 10^{-3} \text{ kg} \cdot \text{m}^2$
I_2	Moment of inertia of pendulum2 around the center of gravity	$3.47 \times 10^{-4} \text{ kg} \cdot \text{m}^2$
C_c	Damping coefficient of cart	$0.0 \text{ N} \cdot \text{s} / \text{m}$
C_{p1}	Damping coefficient of pendulum1 axis	$1.50 \times 10^{-4} \text{ N} \cdot \text{s} / \text{m}$
C_{p2}	Damping coefficient of pendulum2 axis	$2.11 \times 10^{-4} \text{ N} \cdot \text{s} / \text{m}$
L	Inductance of motor	$6.2 \times 10^{-4} \text{ H}$
R	Resistance of motor	2.07Ω
K_e	Induced voltage constant of motor	$5.25 \times 10^{-2} \text{ N} \cdot \text{m} / \text{A}$

ここで、台車の変位 x 、モータ回転角変位 η 、倒立点を原点とする振り子1、振り子2の角変位 θ_1, θ_2 、モータの入力電圧 e 、モータの電流 i とする。これらの力学モデルは振り子角度および台車-レール間の粘性摩擦などの非線形特性を有する。表1に本研究の制御実験で使用した各装置の諸元を示す。

3. CNN 制御器の設計

3.1 倒立制御 CNN の構築 不安定平衡点近傍 ($\theta_1 = \theta_2 = 0$) において二重振子の安定化を行う倒立制御 CNN の設計手法について述べる。倒立制御 CNN は2つのレベル制御器とシステムニューラルネットワーク、評価ネットワークからなる評価部から構成される。その構造を図3に示す。レベル制御器は情報の抽象度を軸として立体的に構成し、多次元の情報処理を実現する。下位レベルでは定量的な制御を行い、高性能な制御を実現する。上位レベルを構成する定性的な制御では、抽象化された少ない情報を用いて、情報の精度低下に対応することやパラメータ変動などのコントローラ設計時からの制御対象の特性変動に対応する。下位レベルに比べて制御性能は低下するが適用範囲の広いロバストな制御を実現する。CNN において、これらのレベル制御器は並列に処理を行い、評価器により自動的に評価し、状況に最適なレベルを選択する。このように抽象度の異なるコントローラを状況に応じて選択することで高い制御性能と適用範囲の広いロバストな制御が可能となる。

3.1.1 定量的制御器 倒立点近傍で線形近似したシステムに対して最適制御理論により、二重振子の安定化を行う線形な状態フィードバックコントローラを設計する。制御対象のパラメータを変化させ、複数パターンでの最適レギュレータを設計した。それらの入出力関係を学習法として誤差逆伝播法を用いて図4に示すひとつのニューラルネットワークに学習し、非線形特性を有するレベル1のコントローラを設計した。設計した定量的コントローラの可安定化領域を図5に示す。

Fig.3 CNN for Inverting Control

3.1.2 定性的制御器 情報の抽象化は図6に示すファジィニューラルネットワーク (Fuzzy Neural Network: FNN) により行う⁽¹⁴⁾。第1中間層の3つのニューロンの伝達関数に傾きの大きなシグモイド関数を用い、しきい値のみを学習することで、入力情報を「Negative big, Negative small, Positive small, Positive big」の4つの領域に分ける抽象化を行った。この FNN に定量的なコントローラの入出力関係を学習することで、二重振子の角度と角速度に関する情報の抽象化を行い、レベル2のコントローラを設計した。

3.1.3 評価部の設計・学習 二つのレベルコントローラを統合するために、評価を行う評価部の設計を行う。システムニューラルネットワークは制御対象の動特性を学習し、1 サンプルタイム前の状態量と制御入力から、現在の状態を予測する定量的なモデルである。その予測値と計測値の誤差に基づいてレベル制御器の評価が行われる。実システムの挙動と定量的モ

Fig.4 Neural Network Controller of Level 1

Fig.5 Stabilized Region of Level 1

Fig.6 Abstraction using a Fuzzy Neural Network

デルの誤差が小さい場合には定量的制御器を、誤差が大きい場合にはシステムに異常事態が生じたと判断し、制御性能は劣るが抽象化された少ない情報により制御が可能な定性的制御器を用いる。各状態量の誤差情報を入力として、最適な制御器の切換えを遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithm: GA)を用いて評価ネットワークに学習させた。CNN の出力 u_{CNN} は次式で表せる。

$$u_{CNN}(t) = (1 - p_{ev}(t))u_1(t) + p_{ev}(t)u_2(t) \quad \dots \dots (5)$$

$p_{ev}(t)$: レベル1の Evaluator の出力

$u_1(t), u_2(t)$: レベルコントローラネットワークの出力
数パターンの初期状態からシミュレーションを行い、振子角度制御と台車位置制御を考慮した次式に示す適応度を計算した。このときレベル1, レベル2の特性を考慮して、センサの増幅度を $k=1.0 \sim 0.7$ の間で0.1刻みで変化させた。

$$f(i) = \sum_{s=1}^4 \frac{t_i}{\sum_{i=0}^s (\{\theta_1^2(t) + \theta_2^2(t)\} + h_{ev}(t))} \quad \dots \dots (6)$$

$$h_{ev}(t) = \begin{cases} 1000 & |x| \geq 0.40[m] \\ 1 & |x| < 0.40[m] \end{cases} \quad \dots \dots (7)$$

適応度計算のためのシミュレーション時間は $t_s = 20[s]$ とした。 t_i はシミュレーションにおける倒立時間、 $h_{ev}(t)$ は台車移動制限に関するペナルティ関数である。具体的には、ネットワークの重みとしきい値をコード化した染色体を30個体用意し、この個体に対して上記の適応度を計算し、適応度比例戦略とエリート保存戦略を併用して次世代の親となる5個体を選択した。これらの親の中でランダムにペアリングを行ない、2点交叉と確率0.9の突然変異を行い、次世代の個体を生成した。この手順を一代として繰り返し行い、異常事態発生時にも台車移動制限内で倒立制御を達成する、より適応度が高い個体を探索した。

3.2 振上げ制御 CNN の構築 安定平衡点において二重振子を不安定化させる振上げ制御器の設計手法について述べる。振上げ制御 CNN は倒立制御 CNN と同様、図3に示す2層構造とした。

3.2.1 定量的制御器 振上げ点近傍で線形近似したシステムの閉ループ系の極配置を不安定にすることで振上げを達成するコントローラを設計した。状態フィードバックによる1入力系の場合には、指定した極とフィードバック係数ベクトルの間には1対1の対応がある。そこで、制御器設計の際には、二重振子の角速度をポジティブフィードバックし、安定平衡点付近で静止した二重振子系にエネルギーを供給することによって振上げを実現する。次のような指標に基づいて、実験装置の制限内で振上げを実現できる不安定な極配置を図7に示すように決定した。

- (1) 振子1に対応する極の配置は、振動的な応答を誘発するため減衰比が小さくなるように極を配置する。
また、振子1の固有振動数(0.842Hz)付近で台車を左右に移動させるようにする。
- (2) 振子2は振子1に連動して振上げられること($\theta_2 = 0$ 付近)が理想的であるため、非振動的な応答になるように減衰比の値を大きく設定する。

また、倒立制御を達成しやすくするために、振上げた振子の角速度が大きくなるように、必要な操作量の大きさと振上げまでに要する時間にも着目した。

不安定な極配置により得られた状態フィードバックコントローラの入出力関係を誤差逆伝播法によってニューラルネットワークに学習し、レベル1のコントローラを設計した。

3.2.2 定性的制御器 定性的コントローラは CNN の上位レベルを構成し、異常が発生したときに定性的な制御を行うことで、振上げ制御を達成することを目的とする。設計した定量的コントローラの入出力関係を誤差逆伝播法を用いて、図8に示すニューラルネットワークに学習することによって定性的なコントローラを設計した。レベル2では、入力層の伝達関数に符号関数を用い、入力情報を「Negative, Positive」の2つの領域に分ける抽象化を行った。

3.2.3 評価部の設計・学習 評価部によるレベルコントローラの評価方法とネットワークの学習法は倒立制御と同様である。数パターンの初期状態から適応度を計算し、GAによるネットワークの学習を行った。

Fig.7 Pole Placement

Fig.8 Neural Network Controller of Level 2

3.3 力学法則を埋め込んだ統合化CNN 振上げ、倒立制御CNNを統合することにより台車移動制限内で、任意の初期状態より振上げから倒立に至る制御を実現する。この統合部を図9に示すインテグレータニューラルネットワークとして実現させる。従来の研究のように、振子角度や角速度などの状態量のみを用いた切換え超平面では、状態量に対して感度がよすぎるため、誤差に対して弱いものとなってしまう。前提とした条件が変わってしまうような環境においては十分な性能を得られない場合がある。本研究の制御対象である台車-振子系システムは粘性摩擦や振子の非線形性などの不確定要素の影響により、振子の挙動は常に一定であるとは言えず、その点が重要な問題となる。そこで、入力情報はCNNのレベル切換えへの対応や可変な環境に対処可能とするため、目的を達成する環境に影響されない本質的な情報を獲得する必要がある。本研究では、環境が変化する場合であっても力学法則のような基本原理は不変な情報であることに注目し、状態量に加えて、各制御器からの制御入力と力学法則を埋め込んだ総合的な切換え超平面を設計することを提案する。環境と目的の本質的な関係を把握するためにエネルギー保存法則を用いた。特に、非線形性の強い二重振子の運動に注目し、その位置エネルギー V と運動エネルギー T の全エネルギー E に対する比を入力情報とした。

$$V = M_{p1}gL_1(1.0 + \cos\theta_1) + M_{p2}g(L_{p1}(1.0 + \cos\theta_1) + L_2(1.0 + \cos(\theta_1 + \theta_2))) \quad \dots (8)$$

Fig.9 Integrator Neural Network

Fig.10 Integrated CNN

$$T = \frac{1}{2} \left(I_1 + I_2 + M_{p1}L_1^2 + M_{p2}(L_{p1}^2 + L_2^2 + 2L_{p1}L_2 \cos\theta_2) \right) \dot{\theta}_1^2 + \frac{1}{2} \left(I_2 + M_{p2}L_2^2 \right) \dot{\theta}_2^2 + \left(I_2 + M_{p2}L_2^2 + M_{p2}L_{p1}L_2 \cos\theta_2 \right) \dot{\theta}_1 \dot{\theta}_2 \quad (9)$$

$$E = T + V + \varepsilon \quad \dots (10)$$

このように基本原理のような不変な情報を用いることで、不確定要素や誤差などに対して、よりロバストな制御器の切換えが可能となる。インテグレータは、これらの入力情報から状況に応じたCNN制御器を選択するため、強い非線形性が要求される。この領域分けを行うインテグレータはGAを用いて学習するため、中間層にラジアル基底関数を用いた構造とし、少ないパラメータ数で非線形性に対応できるようにした。出力層のニューロンはひとつとし、倒立制御CNNが適性であるときには0、不適性であるときには1を出力するようにした。

$$u_{img}(t) = (1 - p_{img}(t))u_{swg}(t) + p_{img}(t)u_{inv}(t) \quad \dots (11)$$

ここで、 $p_{img}(t)$ はインテグレータの出力、 $u_{img}(t)$ は統合化CNNの制御出力とする。

ネットワークのラジアル基底関数の各入力信号に対する中心と、中間層と出力層間の結合重みを一つの染色体として、個体数を30個体用意した。センサの増幅度を $k=1.0 \sim 0.7$ の間で0.1刻みで変化させ、数パターンの初期状態からシミュレーションを行い、(12)式に示す適応度を計算した。遺伝的アルゴリズムのパラメータは、適応度比例戦略とエリート保存戦略を併用した選択、二点交叉、確率は0.9の突然変異とし、適応度の高い個体を探索した。

$$fitness = \frac{1}{\sum_{t=0}^T \{ \alpha \theta_1^2(t) + \beta \theta_2^2(t) + h_{img}(t) \}} \quad \dots (12)$$

$$h_{img}(t) = \begin{cases} 1000 & |x| \geq 0.40[m] \\ 0 & |x| < 0.40[m] \end{cases} \quad \dots (13)$$

ここで、シミュレーション時間 $t_s=20[s]$ 、台車位置制限のペナルティ関数 $h_{img}(t)$ とする。 α, β は定数であり、この値を変更することによって統合器の特性を変えることができる。 $\alpha=0.6, \beta=1.0$ とした。

図10に示すように統合化CNNでは各CNNが並列に働く。統合化CNNをこのような構成として、振子の振上げから倒立に至る制御を実現する。

4. 数値計算

CNN知的制御手法の二重振子への応用の結果について説明する。通常時および異常事態を想定した場合の振上げ・倒立制御に関する数値計算結果を示す。このとき、制御入力制限を $\pm 26.0[V]$ 、台車移動制限は $\pm 0.5[m]$ とし、初期状態において $\dot{x}=x=\dot{\theta}_1=\dot{\theta}_2=0.0$ とする。数値計

算結果は、台車の速度、位置、振子1の角速度、角度、振子2の角速度、角度、制御入力、インテグレータによるCNN制御器選択の時刻歴応答を示す。インテグレータの出力は0は振上げ制御CNN、1は倒立制御CNNを選択したことを示す。

4.1 任意の初期状態からの振上げ・倒立制御 設計した統合化CNN制御器を用いて、任意の初期状態より振上げから倒立に至る制御を達成することを数値計算により確認した。その一例として、二重振子が真下で静止した初期状態 ($\theta_1 = \pi[\text{rad}], \theta_2 = 0.0[\text{rad}]$) からの振上げ・倒立制御の数値計算結果を図11に示す。二重振子が真横で静止した状態 ($\theta_1 = \pi/2[\text{rad}], \theta_2 = 0.0[\text{rad}]$) からの振上げ・倒立制御の数値計算結果を図12に示す。どちらの初期状態からも状況に応じて最適なCNN制御器を選択することで、制御開始からおよそ5秒以内に制限された台車の移動距離内で振上げ・倒立制御を達成している。また、振子1の状態が不安定平衡点近傍、振子2の状態が安定平衡点近傍である初期状態 ($\theta_1 = 0.0[\text{rad}], \theta_2 = \pi[\text{rad}]$) からの振上げ・倒立制御の数値計算結果を図13に示す。これは学習時には想定していない初期状態である。台車の移動する距離が大きくなっているものの、移動制限内で振上げから倒立に至る制御を実現している。

5. 制御実験

5.1 実験装置 実験装置における制御系の信号の流れを図14に示す。台車変位と振子角度は、それぞれモータ軸、振子1、振子2の回転支持軸にあるロータリエンコーダから計測される。エンコーダからの出力パ

ルスは、カウンタモジュールを経由してカウンタモジュールのアップダウンカウンタでカウントし、これらの各検出量をA/D変換してDSP (Digital Signal Processor) 内に取り込む。計測された状態量から操作量を求めてD/Aモジュールで操作電圧に変換し、パワーアンプで増幅してから制御入力電圧値をモータに印加する。台車が移動可能な範囲を1.0[m]とした。制御入力は $\pm 26[\text{V}]$ の制限を与え、その範囲外では一定値とした。

5.2 倒立制御実験に關しての検証 設計した倒立制御CNNを用いて、不安定平衡点を初期状態として二重振子の倒立制御実験を行った。制御実験結果について、台車速度、位置、振子1の角速度、角度、振子2の角速度、角度、制御入力を示す。センサの増幅率が $k=1.0$ のとき、すなわちセンサの検出が正常に行われているときの二重振子の倒立制御実験の結果を図15に示す。定量的制御器を用いることで通常時の倒立制御を達成した。

5.3 パラメータ変動に対するロバスト性の検証

制御系設計時には想定していない予期せぬパラメータ変動に対するロバスト性について調べた。振子2の長さが制御系設計の段階で想定した長さより短くなった場合を想定した安定化制御実験を行った。振子2の長さを $L_{p2}=0.150[\text{m}]$ とした場合の二重振子の倒立制御実験の結果を図16に示す。振子2の長さが短くなったことで倒れやすくなり、定量的な制御器のみでは倒立状態を保持することができないが、状況に応じて定性的制御器を導入することで不安定な状況に対応し、倒立状態を保持している。この結果より、学習時には想定して

Fig.11 Simulation Result
($\theta_1 = \pi[\text{rad}], \theta_2 = 0.0[\text{rad}]$)

Fig.12 Simulation Result
($\theta_1 = \pi/2[\text{rad}], \theta_2 = 0.0[\text{rad}]$)

Fig.13 Simulation Result
($\theta_1 = 0.0[\text{rad}], \theta_2 = \pi[\text{rad}]$)

いなかったパラメータ変動に対してもロバスト性を有することが確認された。

5.4 振上げ・倒立制御実験についての検証 設計した力学法則を埋め込んだ統合機構を有する統合化CNN制御器を用いて、安定平衡点で静止している状態を初期状態とした二重振子の振上げ・倒立制御実験を行った。振上げ制御と倒立制御という目的の異なる制御器の切換えという非線形性の強い問題に対して、提案する統合化CNN制御系の有効性を実験的に検証する。実験結果を台車速度、位置、振子1の角速度、角度、振子2の角速度、角度、制御入力、インテグレータによるCNN制御器の切換の時刻歴応答を図17に、実験結果の連続写真を図19に示す。実験結果より、状況に応じて適切なCNN制御器を選択することで、台車移動制限内で制御開始後およそ5[sec]で振上げから倒立に至る制御を達成していることが分かる。また、二重振子の振上げ・倒立制御を達成した後、目標とするレールの

Fig.14 Signal Flow Diagram of Experimental Equipment

Fig.16 Experimental Result
($L_{p2} = 0.150[m]$)

Fig.17 Experimental Result
($\theta_1 = \pi[rad], \theta_2 = 0.0[rad], L_{p2} = 0.200[m]$)

Fig.18 Experimental Result
($\theta_1 = \pi[rad], \theta_2 = 0.0[rad], L_{p2} = 0.150[m]$)

中心位置に向けて二重振子の倒立状態を保持し続けながら台車の位置制御を行い、ほぼ中心位置まで位置制御を達成した。

5.5 パラメータ変動に対するロバスト性の検証

振子2の長さを $L_{p2} = 0.150[m]$ とした場合の二重振子の振上げ・倒立制御実験を行った。制御実験結果を図18に示す。振子2の長さが短くなったことで倒れやすくなり、定量的な制御器のみでは倒立状態を保持することができないが、状況に応じて定性的制御器を導入することで不安定な状況に対応し、倒立状態を保持している。この結果より、学習時には想定していなかったパラメータ変動に対してもロバスト性を有することが確認された。

Fig.15 Experimental Result ($L_{p2} = 0.200[m]$)

Fig.19 View of Cart-Double Pendulum During Swinging up and Stabilizing Control

6. 結論

本研究では、複雑化する非線形なシステムに対して有効なより適用範囲の広い、よりロバストな知的制御手法の確立を目的として、非線形性が強く、不安定なシステムである二重振子の振上げ・倒立制御問題を例に取り、CNN 知的制御手法の適用を試み、その適用性の拡張を行った。定性的制御の導入と物理法則の埋め込みを特徴とする統合化 CNN 制御系を提案した。提案手法の有効性を検証するために数値計算と制御実験を行った。提案する統合化 CNN を用いて、任意の初期状態から二重振子の振上げ・倒立制御が可能であり、制御

系設計の段階で想定していたパラメータに変動がある場合にも対応可能であるロバスト性を有することを確認した。また、非線形特性や摩擦やノイズなどの不確定要素の影響により、実験による実現が困難であるとされる台車移動制限のある場合の安定平衡点からの二重振子の振上げ・倒立制御を実験的に達成した。

本研究では、CNN 知的制御手法を非線形な力学系に適用し、定性的制御の導入と物理法則を埋め込みによる統合化 CNN 制御系によって、様々な不確かさを有する、より複雑な系への可能性を示した。力学法則を埋め込んだ統合器によって、目的の異なる CNN 制御器を統合することで適用範囲の広い、ロバストな制御を実現した。

謝辞

最後に、本研究は日本学術振興会未来開拓プロジェクト JSPS-RFTF97200103 の一環で行ったことを記し、謝意を表する。

参考文献

- (1) 佐伯, 倒立振子の非線形コントローラ設計と厳密な線形化法, 計測自動制御学会論文集, 29-4, (1993), 491-493
- (2) 大住・泉川, 非線形制御による倒立振子の振上げと安定化, 計測自動制御学会論文集, 33-10, (1997), 1010-1018
- (3) J. Rasmussen, Skills, Rules and Knowledge; Signals, Signs, and Symbols, and Other Distinctions in Human Performance Models, IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Vol.13, No.3, (1983) 257-266
- (4) R. A. Brooks, A Robust Layered Control System for a Mobile Robot, IEEE Journal of Robotics and Automation, Vol. RA-2, No.1, (1986) 14-23
- (5) H. Kidohshi, K. Yoshida, Intelligent Control Using Cubic Neural Network with Multi-Levels of Information Abstraction, IEEE, (1995), 2326-2331
- (6) 木通・吉田・神谷, 多次元情報抽象化レベルを有するキュービックニューラルネットワークによる知的制御, 計測自動制御学会論文集, 33-1, (1997), 42-50
- (7) 木通・吉田, 多次元情報抽象化レベルを有するキュービックニューラルネットワークによる流動床式ごみ焼却炉の知的制御, 機論, 63-605, C(1997), 113-120
- (8) 木通・吉田, 統合化キュービックニューラルネットワークによる知的制御 振り子の振り上げから倒立に至る非線形制御の知的化, 機論, 63-613, C(1997), 3160-3167
- (9) Kazuo Yoshida and Takayuki Usuda, Intelligent Control for Vibration Reduction and Falling-Forward Prevention of Forklift, JSME International Journal, 43-3, (2000), 664-670
- (10) 吉田・大場, 耐故障性を有する構造物の知的振動制御システム, 機論, 66-651, C(2000), 3632-3639
- (11) 易, 湯場崎, 廣田, SIRM動的重複度結合型ファジィ推論モデルによる二重倒立振子システムの安定化制御, 日本ファジィ学会誌, 12-2, (2000), 329-340
- (12) 井上・江本・平嶋, スライディングモード制御則のロバスト性を用いた直列型2重倒立振子の振り上げ制御, 日本機械学会機械力学・計測制御講演論文集, B(1999), 9-10
- (13) 川島, スライディングモード制御による2重倒立振子の振り上げと安定化, 第6回運動と振動の制御シンポジウム講演論文集, No.99-7, (1999), 191-195
- (14) 林・馬野・市橋・古橋・石淵・高橋・山口, 「特徴」ファジィ・ニューラルネットワーク, 日本ファジィ学会誌, 5, 2 (1993), 176-260