

手動による倒立振り子・台車系の安定化制御における 人間の非線形制御特性 (時系列実測データからの個人差と習熟過程のニューロ同定と ニューロ制御シミュレーション)

Nonlinear Characteristics of an Operator Behavior during Stabilizing Control
of an Inverted Pendulum on a Cart.

(Neuro Identification of Individual Difference and Skill Up Process from Experimental
Time Series Data and Neuro Control Simulation)

正 川副嘉彦 (埼玉工大) 準 太田智洋 (坂本工業)
学 榎本弘一 (埼玉工大)

Yoshihiko KAWAZOE, Saitama Institute of Technology, 1690 Fusaiji, Okabe, Saitama
Tomohiro OHTA, Sakamoto Kogyo
Kohichi ENOMOTO, Saitama Institute of Technology

There seem to be few studies and a number of unclarified points regarding the nonlinear human behavior in the man-machine system with an inherently unstable system as well as in the learning process with difficult control objects. This paper tries to identify and simulate the individual difference and skill up process of human behavior utilizing neural network to investigate in detail and extensively the nonlinear characteristics of human operation in the stabilization of an inverted pendulum mounted on a cart.

Key Words: Dynamics of Machinery, Manual Control, Stability, Neuro Identification, Neuro Control, Stabilizing Control, Inverted Pendulum, Nonlinear Phenomenon, Chaotic Behavior, Human Operator

1. 緒言

従来の人間-機械系の研究分野においては、熟練後の人間の特性や人間の制御動作のうち線形応答については多くの成果が得られ、各種の伝達関数モデルが提案されてきた⁽¹⁾。しかし、これらの研究では、人間に関する特徴である非線形、あるいは非定常な応答は雑音項として処理されており、難しい制御対象や学習が進行して行く過程での人間の応答に顕著な、非線形・非定常な応答については不明な点が多い⁽²⁾⁽³⁾。

人間の制御動作を明らかにするためには個々の制御動作に立ち入った研究の必要性が指摘されており、アナログ計算機で模擬した不安定な2次振動系を制御対象として、反発力のない無定位形ダイヤルとCRTディスプレイを使い、人間の安定化動作と学習過程における非線形動作を調べた研究⁽³⁾や人間の手動制御の考え方を振り上げ問題に適用した研究⁽⁴⁾もある。

著者は、不安定系の例として台車上の倒立振り子を取り上げ⁽⁵⁾⁽⁷⁾、人間の巧みな制御挙動や習熟過程、個人差などの特性を実測時系列データから同定する方法を検討している。倒立振り子のように平衡点不安定な非線形系を人間が制御して安定化させるためには、人間には過酷な状況判断が要求され、人間は時と場合により複雑な行動を行うことが予想される。閉ループ制御系の要素として人間が介在することにより、システム全体として複雑系(要素の変更により新しい性質や能力を生むシステムのことを指す)^[8]が形成される可能性が十分考えられる。

前報⁽⁵⁾⁽⁷⁾⁽⁹⁾⁽¹¹⁾までに、人間の手による安定化制御には、リミットサイクル的な挙動や不規則的な挙動が見られ、個人差が大きく、60秒間の試行の途中でも挙動に変化が見ら

れる場合があること、PID制御実験ではリミットサイクル的変動状態の方が静止的状态よりも外乱に強いこと、複雑系成立の可能性を探るために手動による安定化制御における時系列実測波形についてエントロピー診断を行ったところ、総エントロピーの割合は、セル数を十分大きくした場合(>100)、いずれも75~95%の値を示し、無秩序さの多いことなどが示された。また、カオス性を示す尺度として算出した最大リアプノフ指数も正の値を示した。さらに、エントロピーの割合は、学習効果によってその値が変化し、学習によって無秩序さの程度が大きく変わっていることが示された。さらに、60秒間の安定化制御にある程度習熟した試行者の時系列実測波形から人間の非線形制御特性をファジィ推論あるいはニューラルネットワークにより同定し、同定したファジィ制御器あるいはニューロ制御器を用いて安定化制御のシミュレーションを試みた。安定化制御に成功し、シミュレーション波形の時系列データから算出した最大リアプノフ指数も正値を示した。

本研究では、個人差と習熟過程に着目してさらに多くの試行例についてニューラルネットによる同定とカオス・エントロピー診断を試みた。なお、本研究での安定化制御は倒れないという意味であり、安定というのは有限振幅の非線形の意味での安定性を指す。

2. 手動による倒立振り子・台車系の安定化制御実験

図1は、人間の手による倒立振り子(倒立棒)の安定化制御実験の様子を示す。倒立振り子の下端をシャフトおよびミニチュア・ベアリングを使用して摩擦の少ない状態で支持し、倒立振り子が傾くと、人間の手により台車を水平に移動させて、



Fig.1 Experiment situation

振子が倒れないように制御を行う。倒立振子は、長さ 125.3 mm、質量 0.175 kg の中空丸棒であり、台の上にリニアベアリング用のスライド・レール（長さ 760 mm、台車の長さを差し引くと 720 mm）を固定し、リニアベアリングに固定した台車を左右方向に直線的に手でスライドさせて振子棒が倒れないように制御する。振子棒の傾斜角と台車の移動変位をポテンショメータにより検出し、A/D変換器を通してパーソナルコンピュータに取り込む。手で台車を移動させて倒立振子が倒れないように制御することは実験の初期には難しいが、練習することにより 60 s 間の制御が可能になる。本研究では、60 s 間の安定化制御にある程度習熟した各試行者の 10 回の試行による時系列データを解析した。

3. 人間の制御特性のニューロ同定法

図 2 は、同定に用いるニューラルネットワークの例であり、振子角度 θ 、角速度 $\dot{\theta}$ 、台車速度 X 、台車加速度 \dot{X} 、1 サンプリング前の台車へ作用する力 F_{t-1} を入力変数とし、中間層 4 個の場合を示している。出力は 1 サンプリング後の台車への力 F_{t+1} である。

図 3 は、ニューロによる人間の制御特性の同定システムを示す。人間による安定化制御実測値からなる各状態変数の値を 0 ~ 1 の数値に正規化し、教師信号としては状態変数実測値から倒立振子・台車系の運動方程式を使って間接的に算出した力を正規化して与える。教師信号 $F_{t+1}(T)$ とニューラルネットワークからの出力 $F_{t+1}(n)$ の差を求め、バックプロパゲーション法によりその差が小さくなる様にネットワークに学習させる。本研究ではバックプロパゲーション法として逐次修正法を用いた (12)。ここでの学習パターンとは、 t 、 \dot{t} 、 X^t 、 \dot{X}^t (または $X(t)$)、 F_{t-1} の実測値とそれに対応する教師信号である。また、各ユニット

出力の応答関数としては、シグモイド関数を用いている。1 つの学習パターンに対して教師信号とニューロ出力の差が許容誤差 0.00001 に達するまで結合係数 W_{mn} 、 V_n 、オフセット値 n を繰り返し計算し、収束した値を次の時刻のデータの初期値とする。1024 個の時系列実測データのうち、5 ~ 1023 番目のデータについて繰り返し、これを 1 回の学習とし、1 回の学習後に制御シミュレーションを行い、うまく同定されていない場合はこの学習結果を初期値として 2 回目、3 回目と学習を繰り返す。学習係数 η は 0.8 を使用した。

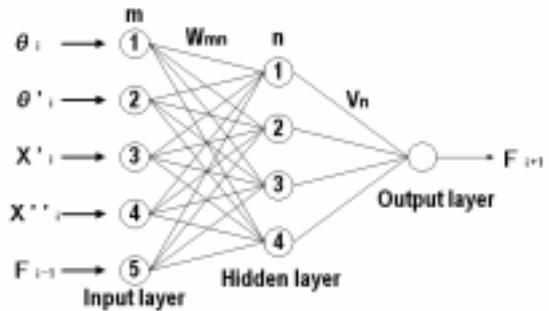


Fig.2 Multilayer feedforward Neural network for Identification

4. 時系列データからの個人差・習熟度のニューロ同定と安定化制御シミュレーション

倒立振子・台車系の運動方程式は、式(1)、(2)のようになる。ただし、 m は振子の質量、 M は振子と台車と手の等価質量の和、 $2L$ は振子の長さ、 I は振子の支点まわりの慣性モーメント、 F は台車に作用する力、 μ は倒立振子支点

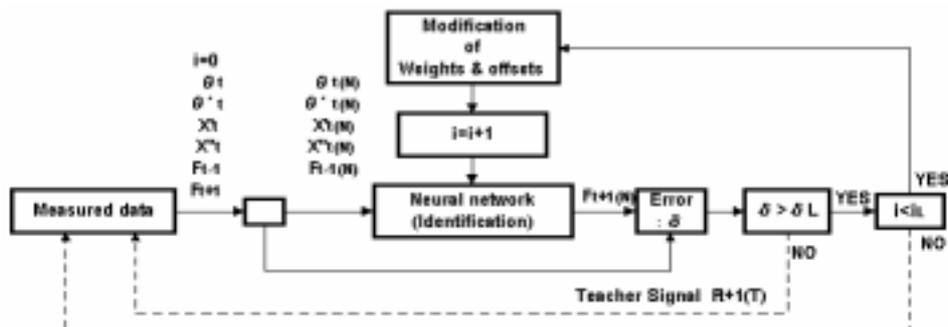


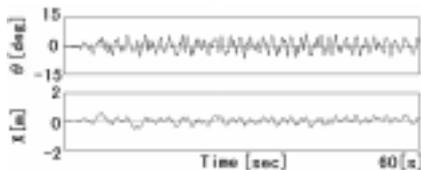
Fig.3 Identification system for a human operator using a neural network

の摩擦係数, μ_X は台車とレール間の摩擦係数である .

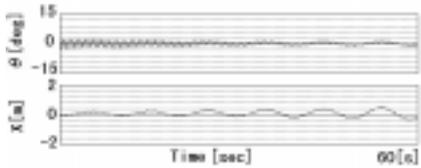
$$\begin{cases} M\ddot{X} - (mL\cos\theta)\ddot{\theta} + \mu_X \dot{X} + (mL\sin\theta)\dot{\theta}^2 = F & \dots(1) \\ -(mL\cos\theta)\ddot{X} + I\ddot{\theta} + \mu_\theta \dot{\theta} = mgL\sin\theta & \dots(2) \end{cases}$$

倒立振り子・台車系のニューロ制御器による安定化制御シミュレーションは, ニューロ制御器の出力である台車への外力 F が与えられると, 4次元のルンゲ・クッタ法により台車変位 X と速度 \dot{X} 及び, 振り子角度 θ と角速度 $\dot{\theta}$ が求まる. 制御のサンプリング間隔 $0.0586s$, 計算刻み時間 $0.0001s$ で行った .

図4~図6は, 人間NKの第1回目の試行(NK01), 第5回目(NK05), 第10回目(NK10)の試行における振り角変位と台車変位の実測値(a)と同定に基づくシミュレーション結果(b)である. NK01(図4)では, 3回の学習により60秒間の安定化制御に成功した. 4回の学習でも安定化制御に成功したが次第に発散していく傾向がみられ, 5回の学習では約45秒で台車がレール端に衝突した. 5回目の試行NK05(図5)のシミュレーション結果は10回の学習の場合である. 5回~50回までの学習で安定化制御に成功した. 10回目の試行NK10(図6)のシミュレーション結果は10回の学習による場合を示すが, 4回~50回の学習で安定化制御に成功した.

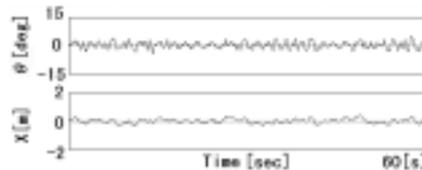


(a) stabilizing control by human operator

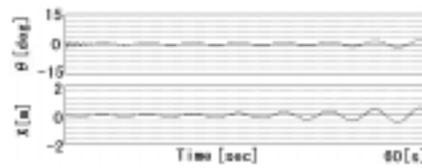


(b) Simulation of stabilizing control with neural controller identified from human operator

Fig.4 Pendulum angle θ and cart displacement X (NK01)

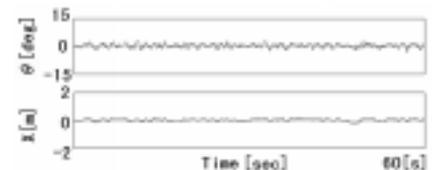


(a) stabilizing control by human operator

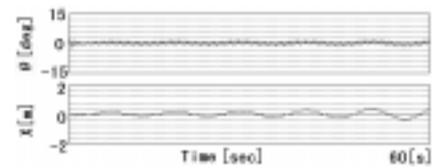


(b) Simulation of stabilizing control with neural controller identified from human operator

Fig.2 Pendulum angle θ and cart displacement X (NK05)



(a) stabilizing control by human operator



(b) Simulation of stabilizing control with neural controller identified from human operator

Fig.6 Pendulum angle θ and cart displacement X (NK10)

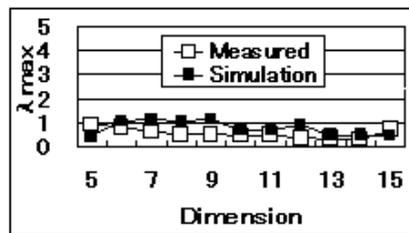


Fig.7 Maximum Lyapunov exponent vs.embedding Dimension(NK01)

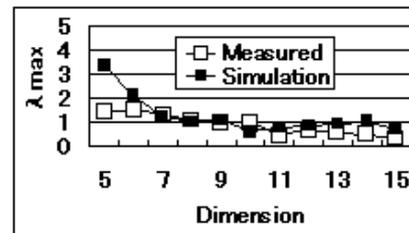


Fig.8 Maximum Lyapunov exponent vs.embedding Dimension(NK05)

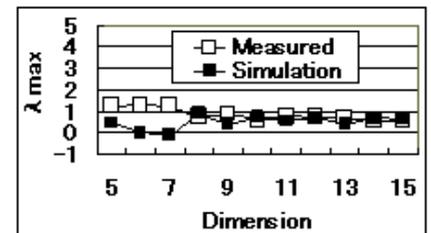


Fig.9 Maximum Lyapunov exponent vs.embedding Dimension(NK10)

図7~図9は, 人間NKの第1回目の試行(NK01), 第5回目(NK05), 第10回目(NK10)の試行における振り角変位時系列データから算出した最大リアプノフ指数と埋込み次元

を示す⁽⁹⁾. 実験とシミュレーションの結果は両者とも正值であり, カオス的挙動であることを示している .

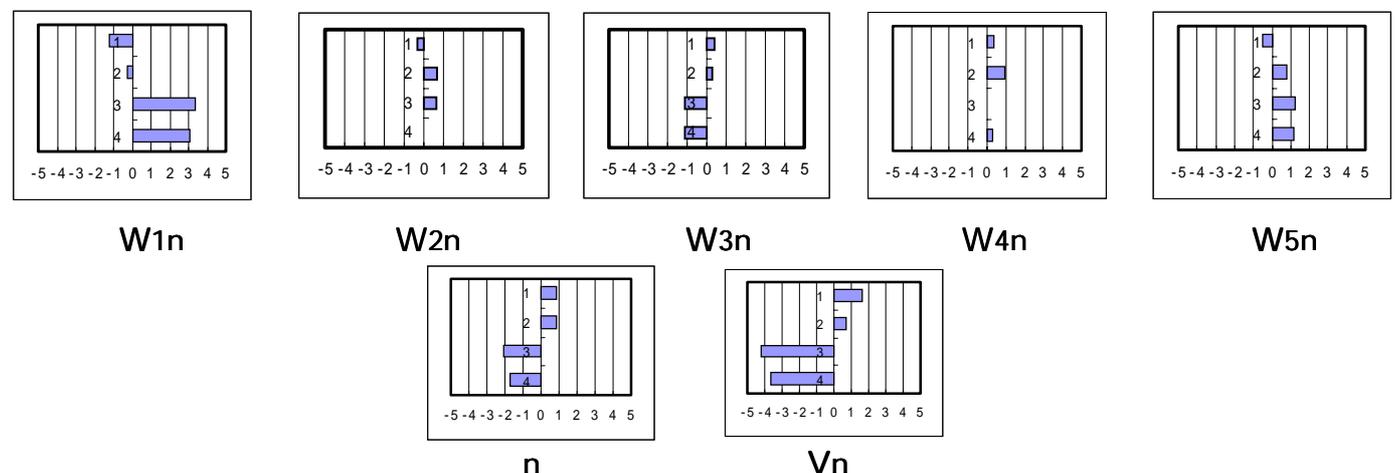


Fig.10 Identified interconnection weights and threshold offsets from measured time series data(3 times learning) (NK01)

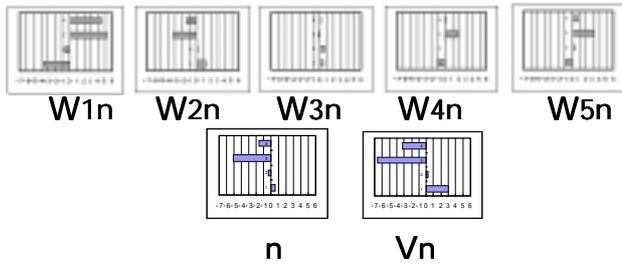
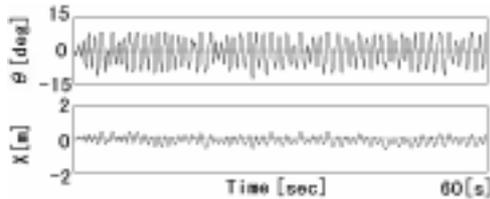


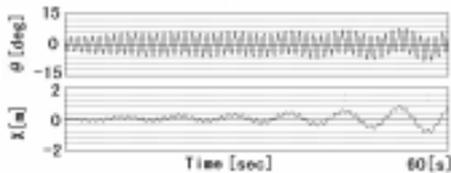
Fig.11 Identified interconnection weights and threshold offsets from measured time series data(10 times learning) (NK05)

図 10～図 12 は、人間 NK の第 1 回目の試行(NK01), 第 5 回目 (NK05), 第 10 回目 (NK10) の試行のニューロ同定結果であり、結合係数 W_{mn} , V_n , オフセット値 n を示す。

図 13 は、人間 OT が 60 秒間の安定化制御にある程度習熟してからの 1 回目の試行 (OT01) における振り角変位と台車変位の実測時系列波形である。(a)は実測波形,(b)は振り角時系列データの 17 回の学習による同定に基づくシミュレーション結果である。図 14 は OT01 の実測および同定に基づくシミュレーション結果の時系列データから算出した最大リアプノフ指数と埋込み次元を示す。両者とも正值を示している。図 15 は、17 回学習後のネットワークの同定値を示す。



(a)stabilizing control by human operator



(b)Simulation of stabilizing control with neural controller identified from human operator
Fig.12 Pendulum angle and cart displacement X (OT01)

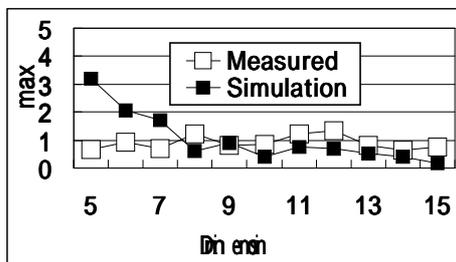


Fig.13 Maximum Lyapunov exponent vs.embedding Dimension(OT01)

本研究では、時系列データの最終学習後の最後の時刻での結合係数・オフセット値を同定値としているので、60 秒間の間に結合係数・オフセット値の変動が大きい場合は、固定した同定値を用いた安定化制御は難しいことが予想される。

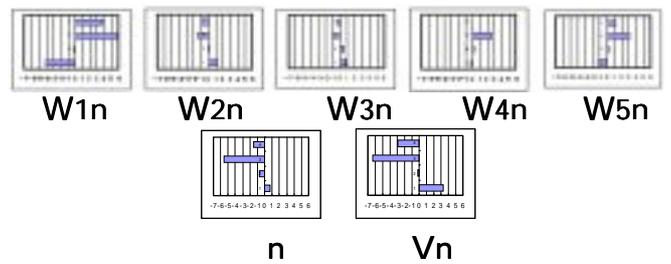


Fig.12 Identified interconnection weights and threshold offsets from measured time series data(10 times learning) (NK10)

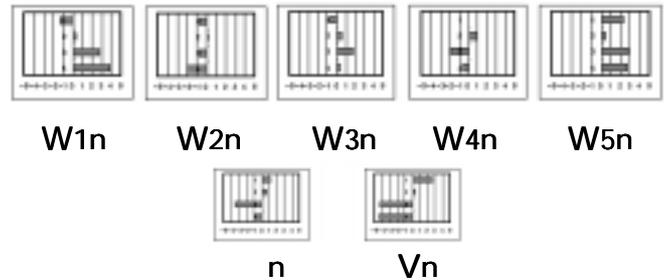


Fig.15 Identified interconnection weights and threshold offsets from measured time series data(17 times learning) (OT01)

5. 結論

人間による倒立振り・台車系の安定化制御実験の時系列データからニューラルネットワークにより個人差と習熟過程を同定し、同定したニューロ制御器を用いた安定化制御シミュレーション結果についてカオス・エントロピー診断を試みた。異なる試行者および異なる試行における実測データからの同定結果に基づくシミュレーションは 60 秒間の安定化制御に成功し、カオス性や無秩序さを有することを示したが、実測波形の特徴とはまだ隔たりがあり、同定が困難な試行例もあった。さらに多くの試行例についての適用の試みおよびネットワーク同定器の検討が今後の課題である。

おわりに卒業研究として実験にご助力いただいた 1995 年度塙博之・丸山英子・中村有理子・近藤大樹、図表作成にご助力いただいた 1998 年度陶山憲幸・関根誠の諸君に厚くお礼申し上げます。

文献

- (1) 井口,人間 - 機械系,情報科学講座(1970), 共立出版
- (2) 藤井・田口, システムと制御, 25 - 6(1981),pp.328-335.
- (3) 伊藤・伊藤, 電気学会論文誌 C, 96 - 5(1976),pp. 109-115.
- (4) Inooka,H.,Theor.and Appl.Mech.,40(1991),pp.3-9.
- (5) 川副, D&D'92 講論集, Vol.A,No.920-55(1992),pp. 1-6.
- (6) Kawazoe,Y.,Proc.1st MOVIC(1992),pp.930-935.
- (7) Kawazoe,Y.and Ju,D.Y,Proc.2nd MOVIC(1994), pp.645-650.
- (8)井上, カオスと複雑系の科学, 日本実業出版社.
- (9) 川副・太田・田中・永井, 第 5 回運動と振動の制御シンポジウム講論集, No.97-31(1997),pp.395-398.
- (10)川副・橋本・太田, 機械力学・計測制御講論集, No.98-8 (1998),pp.168-171.
- (11)川副・黒岩・太田・榎本, 機械学会シンポジウム講論集, No.98-31(1998),pp.191-195.
- (12)中野・飯沼, ニューロコンピュータ, 技術評論社.