ファジィ推論による人間オペレータの技量獲得 (倒立振子の安定化制御におけるカオス的時系列 データからの制御ルールの同定)

Acquisition of Human Operator's Skill Using Fuzzy Inference: Identification from Chaotic and Complex Time Series Data during Stabilizing Control of an Inverted Pendulum

川副 嘉彦*
Yoshihiko Kawazoe

松本 仁*
Jin Matsumoto

* 埼玉工業大学 機械工学科
Dept. of Mechanical Engineering, Saitama Institute of Technology

Abstract: In order to stabilize the inherent unstable system like the inverted pendulum on a cart, severe judgment of situation is required. Accordingly, it can be expected that the human operators exhibit a complex behavior occasionally. This paper tries to identify the chaotic behavior of human operator by using fuzzy inference in order to acquire the skill of human operator and the investigate the possibility of the formation of complex system in the learning process of the human operator with difficult control objects. The rules identified for a fuzzy controller from time series data of each trial of each operator show well the human-generated decision-making characteristics with the chaos and the large amount of disorder.

1. 諸言

倒立振子⁽¹⁾⁻⁽³⁾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。従って、人間が介在したこのような閉ループ制御系には、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)が形成される可能性が考えられる⁽⁴⁾⁻⁽¹¹⁾。

人間の手による台車上の倒立振子の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、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、無秩序さの多いことなどが前報^{(1)-(3), (5), (6)}で示された。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変わることが示された。

本論文では、不安定系制御対象の例として台車上の倒立振子を取り上げ⁽¹⁾⁻⁽³⁾、人間オペレータの巧みな制御操作、習熟過程、個人差などの特性を倒立振子・台車系の実測時系列データからファジィ同定する方法について述べる。なお、本研究での安定化制御というのは、倒れないという意味の有限振幅の安定性である。

2. 人間オペレータによる安定化制御におけるカオス・複雑系診断

2.1 手動による倒立振子・台車系の安定化実験

図1は、実験装置と実験の様子を示す⁽⁶⁾⁽⁷⁾。倒立振子の下端をシャフト及びミニチュア・ベアリングを使用して摩擦の少ない状態で支持している。台の上にリニアベアリング用のスライド・レールを固定し、倒立振子が傾

くと、人間の手によりリニアベアリングに固定した台車を水平に移動させて、振子が倒れないように制御を行う。振り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、AD変換器を通してパーソナルコンピュータに取り込む。データを取り込むときのサンプリング時間は0.0586[s]であり、60[s]制御したときに得られるデータ数は1024個である。カオス・複雑系診断を行う際には得られた実測データをスプライン補間してデータ数2047個、サンプリング時間 $\Delta t=0.0293[s]$ として使用した。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60s間の制御が可能になる。

図2は実測時系列波形であり、上から倒立振子角変位、台車変位、台車に作用する力を表している。(a)(b)はそれぞれ人間NKの1回目(NK01)、10回目(NK10)の試行であり、(c)(d)はそれぞれ人間ATの1回目(AT01)、10回目(AT10)の試行を示す。

Fig.1 Experimental situation.

(a) NK's 1st Trial: NK01 (b) NK's 10th Trial: NK10 (c) AT's 1st Trial: AT01 (d) AT's 10th Trial: AT10

Fig.2 Measured waveforms of pendulum angle, cart displacement, and force applied to the cart during the stabilizing control of an inverted pendulum by human operators.

2.2 エントロピーによる無秩序さの診断法

個数 n の時系列データ (x_t) の最大値 $(x_{\max})$ と最小値 $(x_{\min})$ を求め、以下の式のように正規化すると、データの範囲が $x_{\min} \leq x_t \leq x_{\max}$ から、 $0 \leq b_t \leq 1$ となる。

$$b_t = \frac{x_t + |x_{\min}|}{x_{\max} + |x_{\min}|} \quad (t = 1, 2, 3, \dots, n)$$

次に、データ範囲 0 から 1 を N_c 個 (セル数) のセルに分割し、 n 個のデータ (b_t) が N_c 個のセルのどこに入るかを求める。各セルの確率 P を用いて、以下の式よりエントロピーを求めることができる⁽²⁰⁾⁻⁽²²⁾。

$$S = - \sum_{i=1}^{N_c} p_i \log p_i$$

これを本論文では、総エントロピーと定義し、総エントロピーの値を総エントロピーの最大値 $\log_e N$ で割った値を総エントロピーの割合と呼ぶ⁽⁵⁾⁽⁷⁾。このエントロピーを無秩序さあるいは不規則さの程度を表すとみなす⁽¹⁹⁾。人間オペレータの安定化制御における制御挙動の無秩序さの程度を調べるために実測時系列データからエントロピー診断をおこなった。

2.3. 最大リアプノフ指数によるカオス診断法

リアプノフ指数は、相空間内の近接した二つの軌道が時間とともに離れてゆく程度を表す量であり、相空間の次元が N の場合は、ある時刻におけるリアプノフ指数も N 個存在する。最大リアプノフ指数が正のとき、系は初期値に鋭く依存するためカオス的な挙動を示すので、カオスの定義の一つとして用いる⁽¹⁶⁾⁽¹⁹⁾⁽²¹⁾。

測定された時系列データのみから、我々が直接見ることのできない本来の力学系に関する情報を埋め込み次元を与えてアトラクタを再構成することにより得ることができる⁽¹⁶⁾⁽¹⁸⁾⁽²²⁾⁻⁽²⁵⁾。

観測された時系列データ $x(t)$ を用いて、遅れ時間を τ とする m 次元の再構成状態空間における m 次元ベクトルを式(1)のように作成する。一般に遅れ時間 τ は解析する波形の主要周期の数分の 1 にとればよいと言われている⁽³⁰⁾⁽³¹⁾。実測波形のパワースペクトルを求めると、人間

の安定化制御における倒立振子の主要な周期はおおよそ 0.5~1.0[s] であった。

$$\begin{aligned} X_1 &= (x(t_1), x(t_{1+\tau}), \dots, x(t_{1+(m-1)\tau})) \\ X_2 &= (x(t_2), x(t_{2+\tau}), \dots, x(t_{2+(m-1)\tau})) \\ &\vdots \\ X_i &= (x(t_i), x(t_{i+\tau}), \dots, x(t_{i+(m-1)\tau})) \end{aligned} \quad (1)$$

本論文では次元数を多次元へと拡張するため、1 次写像を

$$x_{n+1} = f(x_n) \quad (2)$$

と置き、上式に対するリアプノフ指数の求め方を考える。上式の n を便宜的に j に置き換え x_j で微分すると

$$\frac{df(x_j)}{dx_j} = \frac{dx_{j+1}}{dx_j} = \frac{x_{j+1} - x_j}{x_j - x_{j-1}} = f'(x_j) \quad (3)$$

と近似表現が可能となる。上式を用いて m 次元、遅れ時間 τ のヤコビ行列の一般表現が可能となる。

従って、グラム・シュミットの直交化法⁽³²⁾により直交ベクトル b_{ij} ($i = 1, 2, \dots, m$) が求まるので、リアプノフ指数 λ_i は、

$$\lambda_i = \frac{1}{t_n - t_0} \sum_{j=1}^{n-1} \log_e b_{ij} \quad (i = 1, 2, 3, \dots, m) \quad (4)$$

となる⁽¹⁶⁾⁽¹⁷⁾⁽¹⁹⁾⁽²⁰⁾⁽²⁴⁾⁽²⁷⁾。ここで、 n はデータ数、 t_0 、 t_n はそれぞれ時系列データの最初および最後の時刻を示す。

本論文では、埋め込み次元を 5~15 次元までとしてリアプノフ指数を計算した。最大リアプノフ指数は、ある程度時刻が経過すると値がほぼ一定値に落ちつくので、各次元ごとの最後の時刻 t_n のときの最大リアプノフ指数をその次元での最大リアプノフ指数とした。

3. 人間オペレータの時系列データからのファジィ制御メンバシップ関数と制御ルール表の生成

ファジィ制御装置の入力として振子の角変位 θ_t 、角速度 θ'_t 、および台車変位 x_t 、台車速度 x'_t を選び、出力として台車への外力 F_{t+1} を選んで、時系列実測データから制

御装置としての人間オペレータの制御特性を同定する⁽⁸⁾⁻⁽¹¹⁾。ただし、外力 F の実測値は振り子と台車の状態量実測値から運動方程式を使って間接的に算出した。

前件部は、状態変数を低次元化した振り子関係統合変数 $\theta_t + \beta \theta'_t$ および台車関係統合変数 $X_t + \gamma X'_t$ の 2 変数とし、後件部は F_{t+1} として、まず、 θ 、 θ' の時系列データ θ_n 、 θ'_n から任意の統合係数 β を用いて $\theta + \beta \theta'$ の時系列データを、同様に時系列データ X_n 、 X'_n と統合係数 γ を用いて $X + \gamma X'$ の時系列データを作成する。次に、 $\theta + \beta \theta'$ 、 $X + \gamma X'$ 、 F の時系列データの度数分布を作成し、例えば $G_{NB}=10\%$ 、 $G_{NS}=25\%$ 、 $G_{ZR}=30\%$ 、 $G_{PS}=25\%$ 、 $G_{PB}=10\%$ のような割合でグループ分けし、各グループの境界線部分に当たるデータを D_{NB_NS} 、 D_{NS_ZR} 、 D_{ZR_PS} 、 D_{PS_PB} とする。メンバシップ関数のラベルは $\theta + \beta \theta'$ 、 $X + \gamma X'$ については 5 段階として図 3 のように決定する。

台車に加える外力 (F) の各ラベルは、境界線部分にあたるデータを用いて図 4 のように 9 段階に決定する。

ルール表の同定については、 $5 \times 5 (=25)$ のルールの各マス目に入る出力を次のように求める。たとえば、時刻 t における時系列データ $\theta_t + \beta \theta'_t$ が G_{NB} 、 $X_t + \gamma X'_t$ が G_{ZR} 、 F_{t+1} が G_{NS} とすると、ルール表の $\theta + \beta \theta' = NB$ 、 $X + \gamma X' = ZR$ であるマス目の $F = NS$ のラベルを一つカウントする。これをデータ数 (2046 個) だけ繰り返して各マス目の F の各ラベル数を求め、式 (11) の重み付き平均により F_0 を求める。 F_0 の値が適合する出力ラベルを表 1 からマス目ごとに求め、図 5 のようにルール表を同定する。

$$F_{OUT} = \frac{(-4.4 \times NB) + (-2.0 \times NS) + 0.0 \times ZR + 2.0 \times PS + 4.4 \times PB}{NB + NS + ZR + PS + PB} \quad (11)$$

Table 1 Conformity of F_{out}

Output Label	NB	NMB	NS	NMS	ZR	PMS	PS	PMB	PB
F_{out}	-3.5	-2.5	-1.5	-0.5	0.5	1.5	2.5	3.5	

		$\theta + \beta \theta'$				
		NB	NS	ZR	PS	PB
$X + \gamma X'$	NB	PS	PMS	NMS	NMB	ZR
	NS	PMB	PMS	NMS	NMB	ZR
	ZR	PB	PS	ZR	NS	NB
	PS	ZR	PMB	PMS	NMS	NMB
	PB	ZR	ZR	PMS	NMS	NS

Fig.5 Rule for control of a pendulum on a cart (Human operator NK01)

4. 倒立振子の安定化制御シミュレーションと安定化の技量の同定

ファジィ制御器の出力である台車への外力 F が与えられると、4 次のルンゲ・クッタ法により台車の変位 X と速度 X' 及び、振り子角度 θ と角速度 θ' が求まる⁽¹³⁾⁽¹⁵⁾。

倒立振子を 60 秒間倒れないように安定化制御するという人間オペレータの技量が同定できるかという問題および外乱に対してロバストな人間オペレータの巧みな制御が同定できるかという問題に着目した。倒立振り子関係統合係数 β および台車関係統合係数 γ の領域を 0~1 まで 0.01 刻みで選び、統合係数 β および γ の組み合わせに対して制御ルール表の生成と安定化制御シミュレーションを行った。

図 6 は、ファジィ同定によるメンバシップ関数とルール表を用いたファジィ制御による倒立振子の安定化シミュレーション結果である。図の上から (1) 振り子角変位、(2) 台車変位、(3) 台車に作用する力の時系列波形を表しており、左からそれぞれ人間 NK の 1 回目 (NK01)、10 回目 (NK10)、人間 AT の 1 回目 (AT01)、10 回目 (AT10) の試行を示す。倒立振子の初期角度は 3[deg]、制御のサンプリング間隔は 0.06[s] である。

図 7 は、図 6 のシミュレーションに使用したルール表であり、人間 NK の 1 回目 (NK01)、10 回目 (NK10)、人間 AT の 1 回目 (AT01)、10 回目 (AT10) の試行における時系列データから同定したものである。

図 8 は、実測時系列データおよびシミュレーションの時系列データから算出した最大リアプノフ指数であり、横軸は埋め込み次元である⁽⁹⁾。両者とも正値を示し、カオスの挙動であることを示している。

図 9 は、実測時系列データおよびシミュレーションの時系列データから算出した総エントロピーの値を最大値 (ランダムな場合) で割った値 (総エントロピーの割合と呼ぶ) である。横軸はセル数である。総エントロピーの割合は試行を重ねるごとに減少する傾向にある。これは、試行を重ねる毎に学習により倒立振子の安定化制御における無秩序さの程度が減少しているためと考えられる。

5. 結論

人間オペレータの技量をファジィ制御器として獲得することを試みた。外乱にロバストな人間の巧みな操作が同定できるかについては、カオス診断として最大リアプノフ指数を、無秩序さの程度の診断としてエントロピーをそれぞれ時系列データから算出した。

同定した制御器を用いた安定化制御シミュレーション結果は、どれもカオス性と無秩序さの多いことを示した。実測波形の複雑なカオスの特徴もかなりうまく再現することができ、オペレータの技量獲得に有効であることが明らかになった。

参考文献(省略)

連絡先: 〒369-0293 埼玉県大里郡岡部町普濟寺 1690 埼玉工業大学 機械工学科 川副嘉彦 Tel: 048-585-6824 (直通) Fax: 048-585-6717 (学科事務室) E-mail: ykawa@sit.ac.jp

(a) NK01 ($\beta=0.0325, \gamma=0.100$) (b) NK10 ($\beta=0.06, \gamma=0.242$) (c) AT01 ($\beta=0.06, \gamma=0.22$) (d) AT10 ($\beta=0.045, \gamma=0.19$)
 Fig.6 Simulated results with identified control rules from manual control data using fuzzy reasoning.

(a)NK01 (b)NK10 (c)AT01 (d)AT10
 Fig.7 Identified fuzzy rules from manual control data for stabilizing control of an inverted pendulum on a cart.

(a) NK01 (b) NK10 (c) AT01 (d) AT10
 Fig.8 Maximum Lyapunov Exponent.

(a) NK01 (b) NK10 (c) AT01 (d) AT10
 Fig.9 Ratio of entropy against maximum entropy.