

人間オペレータの個人差と習熟度の カオス・エントロピー解析とニューラル制御による獲得

川 副 嘉 彦 *¹, 伊 倉 良 明 *²
内 山 敬 次 *³, 貝 瀬 徹 *⁴

Chaos-Entropy Analysis and Acquisition of Individuality and Proficiency of Human Operator's Skill Using a Neural Controller

Yoshihiko KAWAZOE *⁵, Yoshiaki IKURA,
Keiji UCHIYAMA and Toru KAISE

*⁵ Saitama Institute of Technology, 1690, Fusaiji, Fukaya, Saitama, 369-0293, Japan

It seems that the emergence of intelligence in an autonomous robot exists in the dexterity of human or creatures as complex systems and the research style and the development procedure along this approach should be necessary for realization of a real intelligent robot. On the other hand, since the severe judgment of situation is required during stabilizing control of an unstable system like an inverted pendulum on a cart by human operators, it can be expected that human operators exhibit a complex behavior occasionally. The previous paper acquired the skill of human operator and investigated the possibility of the formation of complex system in the learning process of human operators with difficult control objects. It also considered the mechanism of robustness of human operator against the disturbance. The identified neural network controller from time series data of each trial of each operator showed well the human-generated decision-making characteristics with the chaos and the large amount of disorder. This paper showed that the estimated degree of freedom of motion increases and the estimated amount of disorder decreases with an increase of proficiency. It also showed that the agreement between simulated and experimental values for the degree of freedom of motion and the entropy ratio is particularly good when the simulated wave form and the measured wave form resemble in appearance.

Key Words: Human's Dexterity, Skill, Proficiency, Identification, Complex System, Chaos, Time series data, Neural Controller, Inverted Pendulum, Estimated Degree of Freedom of Motion, Estimated Amount of Disorder

1. 緒 言

生物が生きている状態をもっとも明白に表す現象の一つは運動である。運動は物理的な状態の変化として観測できる。しかし、運動がどうやって獲得されるのかは難しい問題である。われわれが日常何気なく行っている動作からスポーツ選手や音楽家が見せる超人的な動きまで、運動には限りない多様性がある^①。

ゲゼル(Gesell, 1945)は、子供の発達過程の膨大な観察から、運動の発達には全体に統合された状態から個々

の部分のはたらきが特殊化するように進むこと、すなわち、運動の自由度は発達が進むにつれて増大していくこと、不安定化と安定化を繰り返しながらゆらぎをうまく使って進んでいくこと、すなわち、カオスが重要な役割を果たしていることを経験則として指摘している^②。

ヒトの運動学習過程でも自由度に注目した研究がなされており、右利きの人に左で字を書かせるという課題を行うと、被験者ははじめ関節の自由度を固定して字を書いているが、熟練すると特異的な位相関係で各関節を動かすようになる(Newell & Van Emmerik, 1989)。すなわち、われわれが、慣れない運動を行うときには体を硬くしてぎこちないが、慣れてくると余分な力を入れずに動作が可能になる。スポーツで「力を抜け」という指示は自由度を解放することに相当する。体を硬くする、すなわち自由度を凍結することも、

*原稿受付 2007年10月30日。

*¹ 正員、フェロー、埼玉工業大学 (〒309-0293 深谷市普濟寺 1690)

*² 埼玉工業大学大学院工学研究科

*³ 筑波ダイカスト工業㈱ (〒173-0025 東京都板橋区熊野町 15)

*⁴ 兵庫県立大学経営学部 (〒651-2197 神戸市西区学園西町 821)

Email: kawazoe@sit.ac.jp

初期の段階で動作の目的自体を達成するには不可欠といわれている¹⁰⁾。

図 1 は、人間オペレータによる倒立振り子（倒立棒）の安定化制御実験風景を示す。本研究では、人間オペレータ（試行者）が練習により倒立棒を 60 秒間倒さないという安定化制御にある程度習熟した後の 10 回の試行における倒立振り子角変位と台車変位の時系列波形のカオス・エントロピー解析と個人差および習熟度のニューラル制御器による獲得を多くの試行者の多くの試行について試みている^{10)・19)}。これまでの実験結果およびシミュレーション結果のカオス・エントロピー解析によると^{13)・19)}人間オペレータによる台車上の倒立棒の安定化挙動にはカオス性と無秩序さ（エントロピーの割合が大きい）が見られ、試行回数を増して習熟していくと、安定化挙動における無秩序さの程度が減り、人間オペレータ・倒立棒・台車系の運動の推定自由度（推定埋め込み次元数）が増す。これらのことは、エネルギーの第二法則に登場するエントロピーが秩序をあらわし、エントロピーが小さい方が秩序があり、秩序があるとは情報が多いということと矛盾しない²⁰⁾。

従来の PID 制御など線形理論による安定化挙動と人間オペレータによる安定化挙動には大きな違いが見られる。すなわち、目標軌道を与えて目標値との差を最小にしようとする従来の機械制御は倒立棒を常に垂直に立てようとするが、人間オペレータは目標値との差を有限振幅の範囲内に保ちながら倒立棒を倒さないような制御をする。倒立棒はほとんど垂直には立っておらず、常にゆれている¹⁹⁾。倒立棒を常に垂直に立てようとする傾向のある人間オペレータは長時間の安定化操作に習熟しない傾向がある。

本報では、習熟度の異なる 8 人の人間オペレータそれぞれの 10 回の試行における実測時系列データから操作特性をニューラル制御器として同定する。さらに、実験結果とシミュレーション結果の時系列波形が似ているほど、カオス・エントロピー解析結果、すなわち、運動の推定自由度と無秩序さの程度も近い値を示すかどうかを吟味する。結論として、不安定系の安定化操作におけるオペレータの技量の個人差と習熟度の同定にニューロ制御器が有効であり、運動の無秩序さの程度と推定自由度により習熟度が評価できることを示す。

2. 人間オペレータによる倒立棒の安定化制御における非線形挙動

倒立棒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、台の上には

ニアベアリング用のスライド・レールを固定し、倒立棒が傾くと、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、棒が倒れないように制御を行う（図 1）。

練習を重ねることにより倒立棒を 60 秒間倒れないように有限振幅の範囲内で安定化制御することが可能になる。60 秒間の安定化制御にある程度習熟した試行者の 10 回の試行における時系列波形を解析した。人間オペレータの挙動にはリミットサイクルが揺らぐような不規則的変動が見られ、位相面上の軌道は毎回少しずつ変わり、左右非対称な動きが生成される。図 2 左半は倒立棒傾斜角度-角速度、右半は台車変位-台車速度の位相面表示例である。デジタル PID 制御実験によると、リミットサイクルが揺らぐような不規則的な動き（線形的には不安定）は予期せぬ外乱に対してロバスト（頑健）であった^{9)・19)}。PID 制御パラメータが線形理論による安定範囲にある場合は、倒立棒

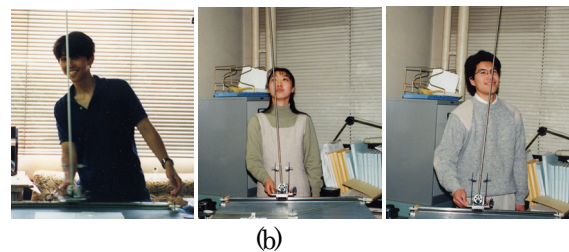
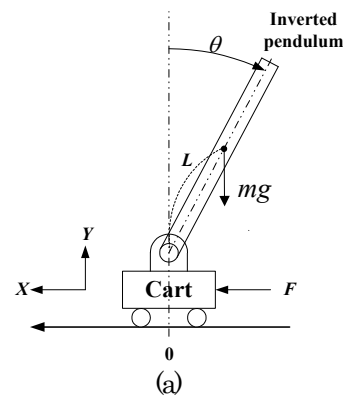


Fig.1 Stabilizing control of an inverted pendulum.

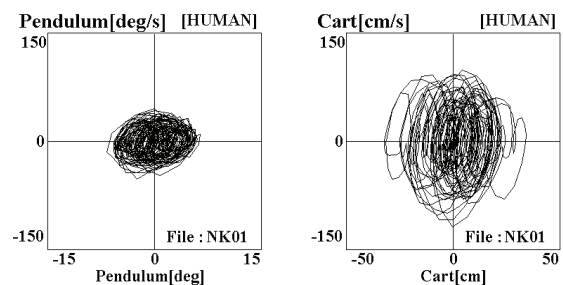


Fig.2 Behavior of an inverted pendulum in a phase plane.

と台車は絶えず小さく変動しながら平衡位置で安定を保つが、安定限界近くの不安定範囲にある場合は、微小振動が不安定で発散しても非線形特性により振幅は一定の変動幅に収まり、倒立棒と台車は大振幅の変動を持続した。PID 制御実験において倒立棒が倒れない場合には、倒立棒の変動振幅が大きいほど外乱に対してロバストである (倒れない)ことを示した⁽⁹⁾。

3. 倒立棒の安定化制御における時系列データの カオス・エントロピー解析

時系列データ (x_t) の最大値 (x_{\max}) と最小値 (x_{\min}) を用いてデータ範囲を $0 \leq b_i \leq 1$ に正規化し、分割した N_c 個(セル数)のセルのどこに n 個のデータ (b_i) が入るかにより求めた各セルの確率 P_i を用いて、以下のようにエントロピーを求めることができる。

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

この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。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^{(21)・(24)}。エントロピーの割合は無秩序さ、あるいは不規則さの程度を表し、1は完全にランダムな状態を意味する。エントロピーが大きい状態ほど実際に実現される可能性が高い⁽⁹⁾。

カオスの研究は、システムが作り出す秩序と無秩序の間に、これまでわれわれが認識していなかった種類の「複雑さ」があることをあらわにした⁽⁹⁾。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。時系列データ $x(t_i)$ 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 (2) のように作成する。遅れ時間 τ は、人間の安定化制御における倒立振子の主要周期 0.5~4.0 [s] の数分の 1 という基準で種々試みてみたが、1/10, 1/5 およびサンプリング周期 0.0586 [s] の 7 倍 (0.41 s) の場合の差がなかったので、 $\tau = 0.41$ s (一定) とした。

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

次元数を多次元へと拡張するため、1次写像を

$$x_{n+1} = f(x_n) \quad (3)$$

と置き、上式の n を便宜的に j に置き換え x_j で微分して

$$\frac{df(x_j)}{dx_j} = \frac{dx_{j+1}}{dx_j} = \frac{x_{j+1} - x_j}{x_j - x_{j-1}} = f'(x_j) \quad (4)$$

と近似表現すると、 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。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^{(9)・(19)}。本論文では、埋め込み次元を 5~20 次元まで与えて計算した。最大リアプノフ指数は、ある程度以上の埋め込み次元では時刻が経過すると値がほぼ一定値に落ちつくので (図 3)、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。

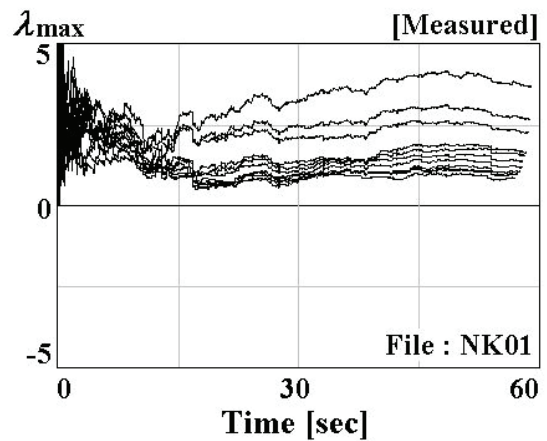


Fig.3 Convergence of the largest Lyapunov exponent calculated from the experimental time series.

4. 人間オペレータによる安定化制御における 時系列データからのニューロ制御器の自動生成

図 4 は、人間オペレータの時系列データからのニューロ制御器の自動生成のためのニューラルネットワークの構成を示す。倒立振子角度 θ_b 、角速度 θ'_t 、角加速度 θ''_t 、台車変位 X_t 、台車速度 X'_t 、台車加速度

X''_t , 1 サンプル前に台車に作用した力 F_{t-1} を入力としている。応答特性として, シグモイド関数 $f(x)$ を用い, 「シグモイドの傾き」 u_0 の値は, 2~5 まで変えて計算した。

図 5 にニューラルネットによる学習のブロック線図を示す。各状態変数の値を 0~1 に正規化し, 教師信号としては状態変数実測値を使って倒立振り子・台車系の運動方程式から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, 逐次修正法を用いたバックプロパゲーション法によりその差が小さくなるようにネットワークに学習させる。ここでの学習パターンとは, 実測値とそれに対応する教師信号である。1つの学習パターン繰り返し計算し, 収束した値を次の時刻のデータの初期値とする。約 1000 個の時系列実測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。結合係数に関する学習係数 α , オフセット値に関する学習係数 β を広範囲に変えて学習を試みた (18),(19)。

図 6 に, 人間オペレータによる安定化制御の時系列

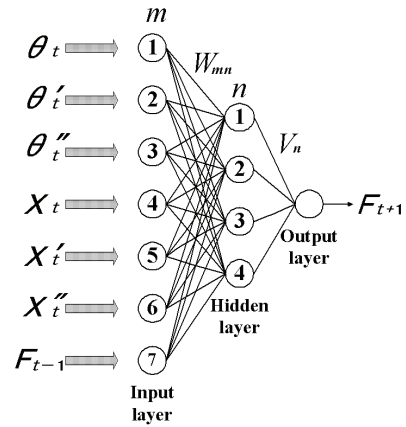


Fig.4 Multilayer feedforward neural network for identification

データを学習することにより生成され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のブロック線図を示す。ニューロ制御器のサンプリング周期は, 実測時系列データのサンプリング周期 0.0586 [s] を用い, 安定化の範囲は振り角度 ± 15 [deg], 台車変位 ± 2 [m] とした。初期値として, 振り角度に 2 度を与え, それ以外は 0 としている (7)-(19)。

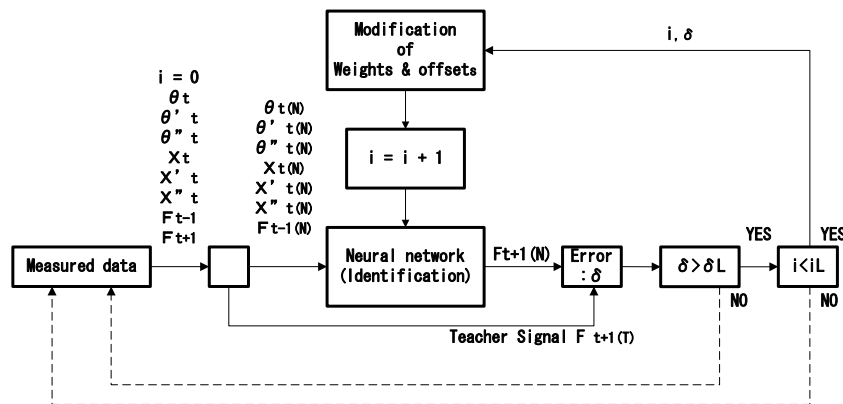


Fig.5 Identification system for a human operator using a neural network

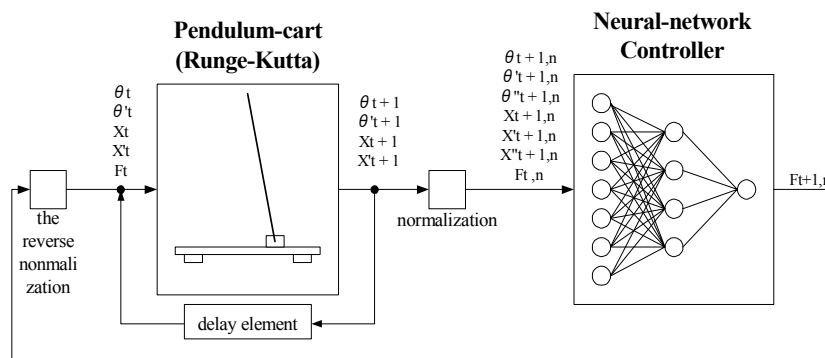


Fig.6 Block diagram of stabilizing control simulation with neural controller identified from human operator

学習回数および学習回数を広範囲に連続的に変えて同定したニューラル制御器のうち、60 秒間の安定化制御に成功し、時系列波形も実測波形に最も似ているものを目視で一つ選んで各試行における同定結果とした。

図 7 は、人間オペレータ NK の 3 回目の試行：NK03 について、獲得したニューラル制御器を用いたシミュレーション波形と実測波形を比較した例であり、学習回数は 31 回である。台車に作用する力が実測波形に比べて小さめであるが、振子角度と台車変位は似たような挙動を示している。

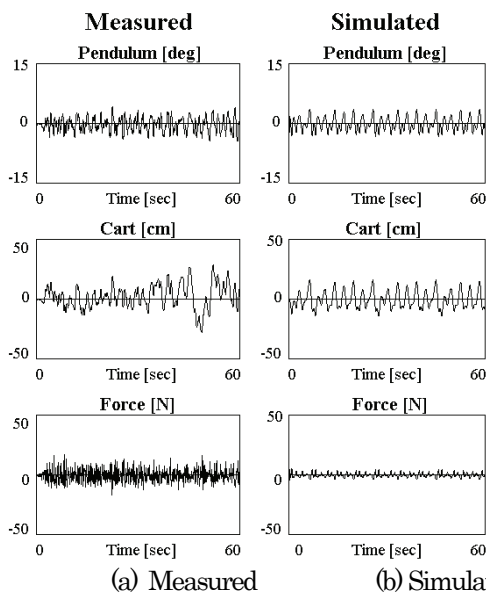


Fig.7 Simulated waveform using acquired neural controller vs. measured waveform of Human Operator NK's trial (NK03). $u_0=2.0$, $\alpha=12.0$, $\beta=3.0$.

5. カオス・エントロピー解析による習熟度診断

図 8 は、セル数に対するエントロピーの割合の値を示す。この結果からセル数を 200 とした。

図 9 は、人間オペレータ NK の試行 1 回目から 10 回目までの振子角度の時系列データのエントロピー診断結果である。直線は最小自乗近似である。同定したニューラル制御器を用いたシミュレーションにおいても、無秩序さの程度が大きく、習熟度が増すと無秩序さの程度が低減する傾向を示す。

図 10 は、振子角度と台車変位の実測値のカオス診断結果の例である。最大リアピノフ数がほぼ収束したときの値を運動の推定次元（推定自由度）とした。

図 11 は、振子角度の時系列データから求めた最大リアピノフ指数の収束状態から推定した次元数（運動の自由度）である。直線は最小自乗近似である。ニューラル制御器を用いたシミュレーションにおいても、

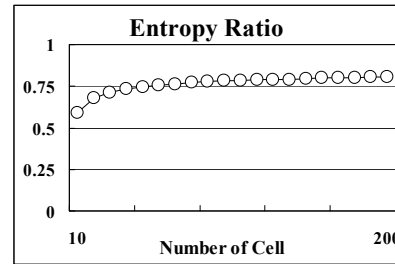


Fig.8 Example of estimated Ratio of Entropy to maximum entropy, saturating as the number of cell increases.

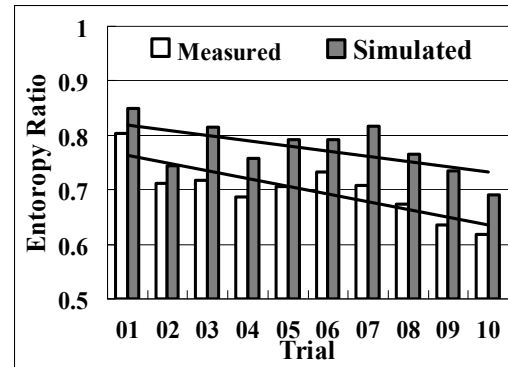


Fig.9 Entropy Ratios vs. trials of Human Operator NK.

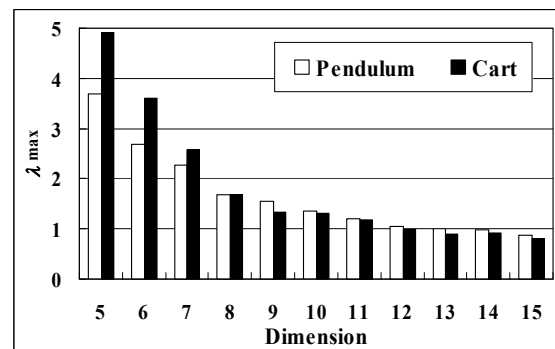


Fig.10 Maximum Lyapunov Exponents against embedded Dimension, converging as dimension increases.

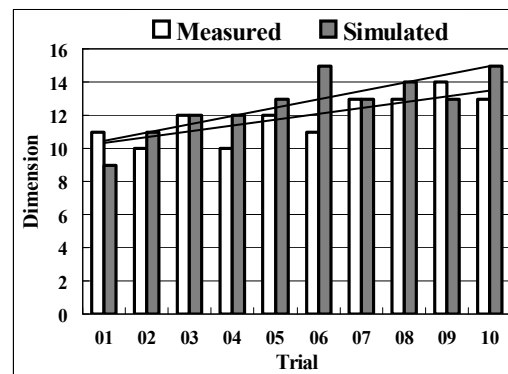


Fig.11 Estimated Dimension (Degree of Freedom) of motions vs. trial numbers of Operator NK.

試行を重ねると推定次元が増す傾向があり、習熟度が増すと、運動の自由度の数が増えていく（身体・腕系関節の自由度を多く使う）と解釈できる。どの試行においても最大リアプノフ指数は正の値であり、カオス性を示す。

6. ニューラル制御器による習熟度の同定についての考察

図 12 は、練習により 60 秒間の安定化制御に成功した試行者 FT の 10 回の試行における時系列実測データである。2 回目～10 回目までの試行の同定には

成功したが、1 回目の試行のシミュレーションは安定化制御に失敗した（図 13, 図 14 の 1 回目の試行参照）。これまでの経験によると、人間オペレータの安定化制御のニューラル同定に失敗した例は、最初の試行（1 回目）や時間的間隔が空いた翌日の最初の試行に多かった。図 12 の 1 回目の試行の波形は、試行 2 回目以降に比べて動きが大きく、習熟度の高い動きには見えない。ニューラル制御器による同定は、習熟度の低い動きよりも習熟度の高い動きの方が経験的にうまくいく。別の機会に報告するが、ファジィ制御器による同定の場合は、逆の傾向がある。

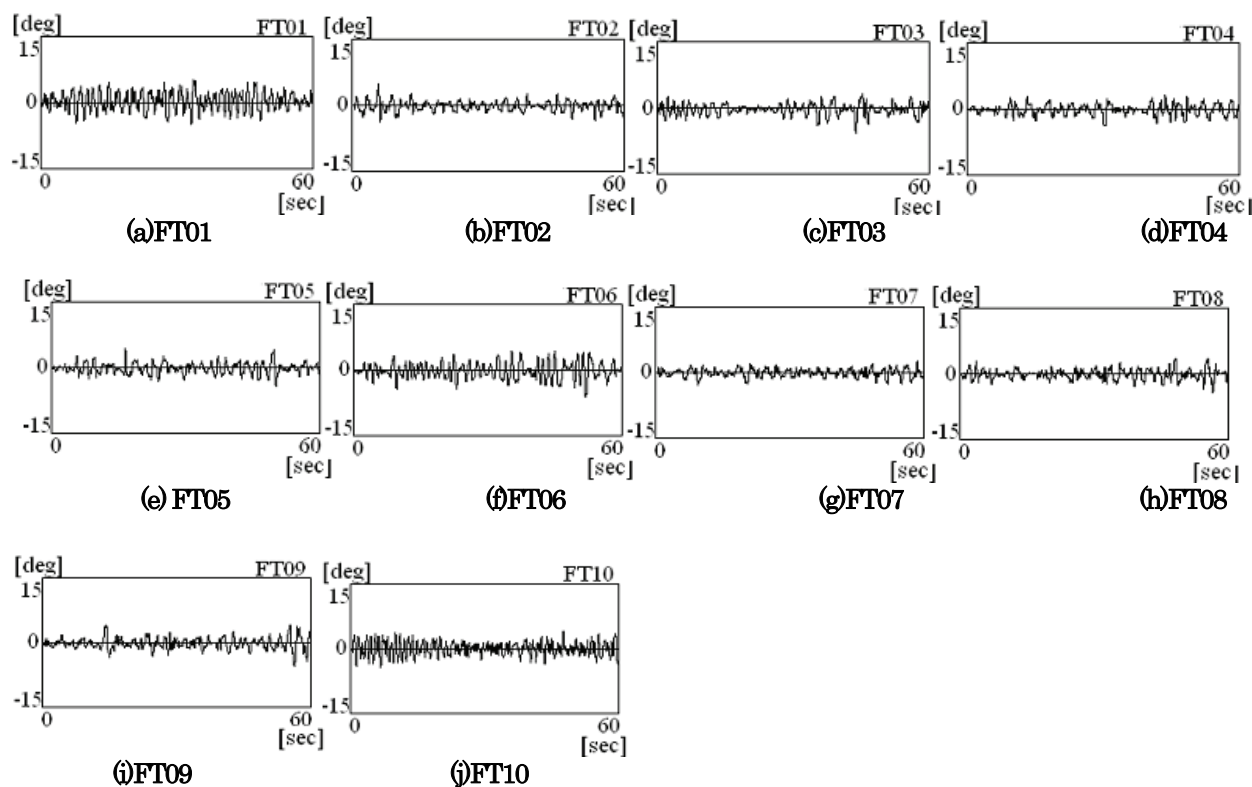


Fig.12 Proficiency of Operator FT from 1st (FT01) to 10th trial (FT10) (Measured).

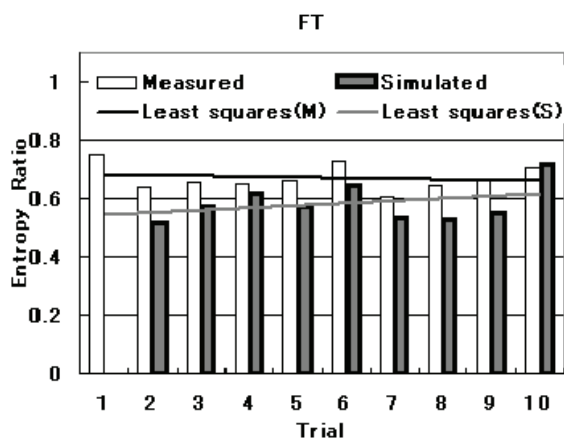


Fig.13 Entropy Ratios vs. trial numbers of Operator FT.

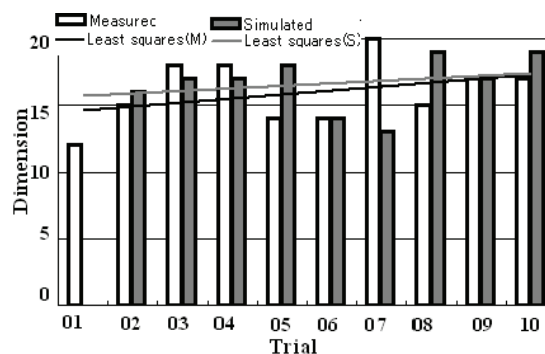


Fig.14 Estimated Dimension (Degree of Freedom) of motions vs. trial numbers of Operator FT.

図 13 は、人間オペレータ FT の試行回数と総エントロピーの割合を示す。試行者 FT の 2 回目以降は試行を重ねても無秩序さの程度がほとんど低減していない。この理由は、試行者 FT の 2 回目以降のエントロピーの割合が全体的に低く、図 14 の推定自由度も 2 回目以降は高く、2 回目の試行以降は習熟した挙動であり、そのために習熟度の変化が顕著でないと考えられる。

7. 人間オペレータの試行における無秩序さの程度と運動の自由度のニューラル制御器による獲得

4 章に述べたように、人間オペレータの各試行における同定法は、安定化制御に成功し、時系列波形も実測波形に最も似ているものを目視で一つ選んで同定結果とし、そのときのシミュレーション波形をカオス・エントロピー解析している。波形が似ているという主観的・定性的な判断だけでは定量的な同定とはならないので、本研究ではカオス・エントロピー解析によるエントロピーの割合と運動の推定自由度で定量的に同定結果を評価している。

図 15 は、実測とシミュレーションの波形が定性的

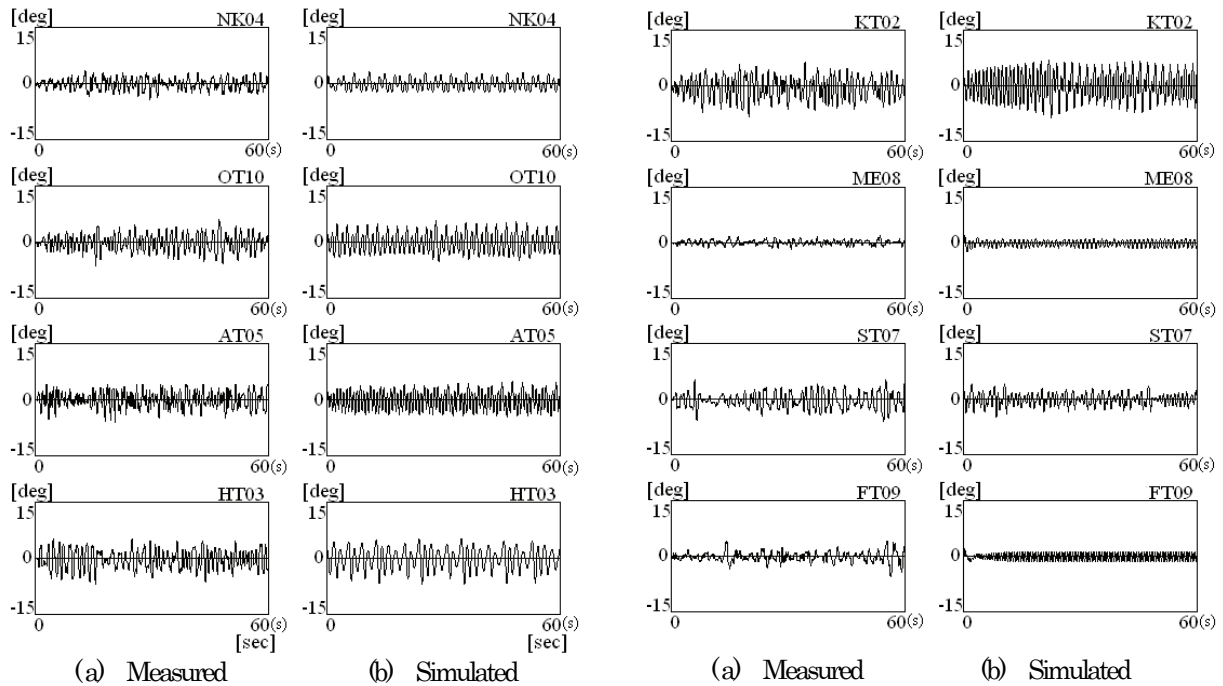


Fig.15 Example of simulated wave forms and the measured wave forms of 8 human operators resembling in appearance.

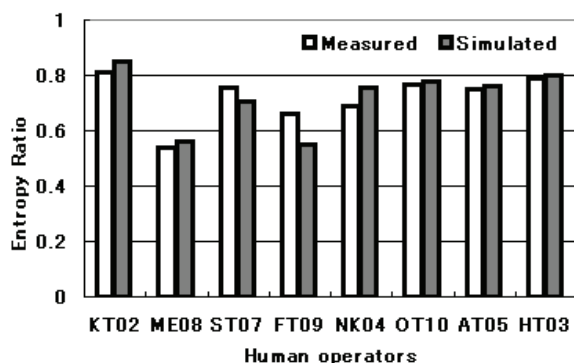


Fig.16 Entropy Ratios of 8 human operators comparing the simulated and the measured resembling in appearance of wave forms.

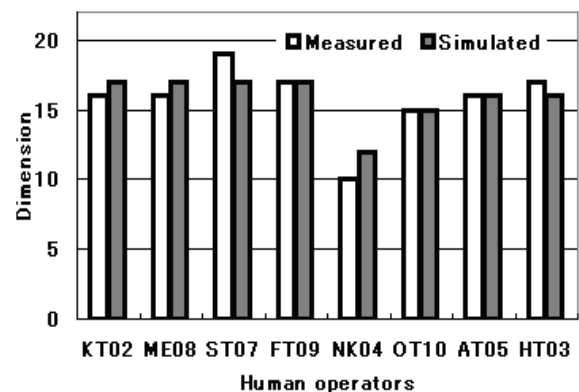


Fig.17 Estimated Dimension (Degree of Freedom) of 8 human operators comparing the simulated and the measured resembling in appearance of wave forms.

に似ていることとカオス・エントロピー解析結果の相関を確認するために、8人の試行者それぞれの10回の試行のうち、実測波形とシミュレーション波形が最も似ていると目視で判断した8人それぞれの試行を一つ選んで並べたものである。図16と図17は、その解析結果である。図16は、実測値とシミュレーション値の総エントロピーの割合であり、8人の実測値とシミュレーションの値がよく一致している。また、図17は、推定次元数（運動の推定自由度）であり、8人の実測値とシミュレーションの値が良く一致している。

8. 結論

現状では、機械と人間は異質のものであり、機械に較べて人間の動作原理は複雑である。調和のとれた人間-機械系あるいは人間と機械のインターフェイスを論じるには、機械に組み合わせる人間の特性を工学的に対応できるような形で明らかにする必要がある⁽²⁶⁾。

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⁽²⁶⁾。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^{(25), (27)}。

本研究では、(1) カオス・エントロピー解析結果によると、人間オペレータによる台車上の倒立棒の安定化挙動にはカオス性と無秩序さが見られ、試行回数が増えて習熟していくと、無秩序さの程度が小さくなり、運動の自由度は大きくなる（多くの関節を使う）こと、(2) さらに、実測結果とシミュレーション結果の波形が似ているほど、運動の推定自由度と無秩序さの程度も近い値を示すことを8人の試行について明らかにし、(3) 不安定系の安定化操作におけるオペレータの技量の個人差と習熟度の同定にニューロ制御器が有効であることを明確にした。

たとえば、二足歩行ロボットに代表される大振幅・大変位を伴う不安定な多自由度・非線形系の大膽な速い動きの生成や不意の外乱にロバストな安定化制御の実現には、従来のZMP制御のような線形制御は無効である。従来とは質の異なる新しい視点が必要である。今後、様々な展開を検討したい。

おわりに、熱心な協力を頂いた年々の大学院、学部最終学年学生のご助力に深謝する。

文献

- (1) Taga, G., Dynamic Design of Brain and Body, (2002), Kaneko Shobo. (in Japanese)
- (2) Kawazoe, Y., Manual control and computer control, Proceedings of the 2nd Symposium on Motion and Vibration Control, No.910-52, (1991), pp.95-100. (in Japanese)
- (3) Kawazoe, Y., Characteristics of Human Operator with the Control of Inverted Pendulum on a Cart (1st Pap., Nonlinear Behavior in Computer Control), Proc. of the Dynamics and Design Conference, No.920-55(A), (1992), pp.1-6. (in Japanese)
- (4) Kawazoe Y., Manual control and computer control of an inverted pendulum on a cart, Proc. of the First International Conf. on Motion and Vibration Control, (1992), pp.930-935.
- (5) Kawazoe Y & Ju DY, Nonlinear characteristics of human operator with the stabilizing control of an inverted pendulum on a cart, Proc. 2nd International Conf. on Motion and Vibration Control, (1994), pp.645-650.
- (6) Kawazoe Y, Ohta T, Tanaka K and Nagai K (1997), Nonlinear behavior in stabilizing control of an inverted pendulum on a cart by a human operator: remarks on chaotic behavior and a complex system, Proc. 5th symposium on Motion and Vibration Control, No.97-31, pp.395-398. (in Japanese)
- (7) Kawazoe Y, Ohta T and Tanaka K., Measurement and analysis of chaotic behavior of human operator stabilizing an inverted pendulum on a cart, Proc. of ICMA2000- Human friendly mechatronics, (2000), pp.457-462. (in Japanese)
- (8) Kawazoe Y., Nonlinear characteristics of a human operator during stabilizing control of an inverted pendulum on a cart: Fuzzy identification from experimental time series data and Fuzzy control simulation, Motion and vibration control in Mechatronics, Edited by Seto K, Mizuno T & Watanabe T, (1999), pp.133-138.
- (9) Kawazoe, Y., Fuzzy identification of chaotic and complex behavior of human operator stabilizing an inverted pendulum on a cart., Proc. 6th Int. Symposium on Artificial Life & Robotics, (2001), pp.9-12.
- (10) Kawazoe, Y., Measurement of Chaotic Behavior of Human Operator stabilizing an Inverted Pendulum and Its Fuzzy Identification from Time Series Data,

- J.Robotics & Mechatronics, 13- 1. (2001), pp.23- 29.
- (11) Kawazoe, Y., Hashimoto, K. and Ohta, T., Nonlinear Characteristics of an Operator Behavior during Stabilizing Control of an Inverted Pendulum on a Cart. (1st., Fuzzy Identification from from Experimental Time Series Data and Fuzzy Control Simulation) , Proceedings of the Dynamics and Design Conference , No.98- 8 (B), (1998), pp. 168 - 171. (in Japanese)
- (12) Kawazoe, Y., Nonlinear Characteristics of an Operator Behavior during Stabilizing Control of an Inverted Pendulum on a Cart. (Fuzzy Identification of Individual Difference and Skill Up Process from Experimental Time Series Data and Fuzzy Control Simulation) , Proc. of the Dynamics and Design Conference, No.99-7 (A), (1999), pp.251- 254. (in Japanese)
- (13) Kawazoe, Y. and Matsumoto, J., Acquisition of Human Operator's Skill Using Fuzzy Inference: Identification from Chaotic and Complex Time Series Data during Stabilizing Control of an Inverted Pendulum, 17th Fuzzy System Symposium, (2001), pp.715-718. (in Japanese)
- (14) Kawazoe, Y. and Matsumoto, J., Acquisition of Human Operator's Skill and Identification of Proficiency Using Fuzzy Inference, Proceedings of the Annual Meeting of the Japan Society of Mechanical Engineers, No.02 -1, (2002), pp.169- 170. (in Japanese)
- (15) Kawazoe, Y., Emergence of the Human's Dexterity and the Intelligence of Autonomous Robot as a Complex System, Proceedings of the Annual Meeting of the Japan Society of Mechanical Engineers, No.02 - 1, (2002), pp.171- 172. (in Japanese)
- (16) Kawazoe, Y., Matsumoto, J. and Kaise, M., Acquisition of Human Operator's Proficiency Using Fuzzy Inference and Its Chaos-Entropy Analysis , Proc. 5th symposium on Motion and Vibration Control, (2003), pp. 525 - 530. (in Japanese)
- (17) Kawazoe, Y., Chaos-Entropy Analysis and Robustness of Human Operator's Skill during Stabilizing Control of an Inverted Pendulum, 7th International Conference on Motion and Vibration Control, MOVIC '04, St. Louis, CD-ROM, (2004), pp.1-10.
- (18) Kawazoe, Y., Enomoto, K., Matsumoto, J., Okabe, S. and Handa, M., Acquisition of Human Operator's Skills and Dexterity using Neural Network: Automatic Generation of Neural Controller from Chaotic Time Series Data during Stabilizing Control of an Inverted Pendulum, Proceedings of the 29th Symp. on Intelligent System, SICE, (2002), pp.217-222. (in Japanese)
- (19) Kawazoe, Y., Enomoto, K. and Kaise, M., Mechanism of Human Operator's Robust Control Behavior and Automatic Generation of a Neural Controller, Proc. of the Dynamics and Design Conference, No.05-15, (2005), CD-ROM No. 523, pp.1- 6. (in Japanese)
- (20) Nakamura, K. and Yoro, T., Grammar of Life, (2002), p.151, Tetsugaku Shobo. (in Japanese)
- (21) Baker GL and Gollub JP, Chaotic dynamics: an introduction, Cambridge University Press. (1996), pp.86-87.
- (22) Baierlein R, Atoms and information theory, Chapter 3, W. H. Freeman & Co., San Francisco. (1971)
- (23) Takens F, Detecting strange attractors in turbulence, In Rand DA and Young LS (ed), Lecture Notes in Mathematics, Vol. 898, Springer-Verlag, Berlin, (1981), pp.366- 381.
- (24) Wolf A, Swift JB, Swinney HL, and Vastano JA, Determining Lyapunov exponents from a time series, Physica, 16D, (1985), pp.285- 317.
- (25) Fujii K & Taguchi J (1981), The role of human controller in man machine system, System and control, Vol.25, No.6, pp.328- 335. (in Japanese)
- (26) Iguchi M (1970), Man-machine system, Kyoritsu Shupan. (in Japanese)
- (27) Ito K. & Ito M. (1976), On the human operator's learning process and nonlinear behavior in stabilizing an unstable system, Trans. IEE of Japan, Vol.96, No.5, pp.109-115. (in Japanese)
-