

ニューラルネットワークの係数変化によるカオスの生成

○友野 高志 * 伊藤 雄矢 * 見浪 護 * 矢納 陽 * 岡山大学
Generation Chaos by Neural Network's Coefficient Change

○ Takashi Tomono* Yuya Ito* Mamoru Minami* Akira Yanou * Okayama University

Abstract: To make fish-catching robot's intelligent than fishes, method that goes beyond the fishes' adapting intelligence would be required. Here we propose a chaos-generator comprising Neural-Network-Differential-Equation (NNDE) as many as possible that can yield different kind of chaos. Moreover, we explore a relation between Lyapunov number and chaos generated by a variety of NNDE's coefficient.

1. 緒言

現在、動物の振る舞いや知能を研究する目的として、動物と機械の相互作用のモデルが提案されている¹⁾。よって我々のシステムでは、知能の程度を魚とロボットを競争させて評価をしている。過去の研究では魚の振る舞いを調べ、魚の状態に対応する適応能力を持つロボットが考えられた。魚が逃げる戦略を見ついたとしても、ロボットが魚を捕獲することができれば、提案した手法によってそのシステムが魚より賢くなったといえる。これより、機械知能に動物が持つひらめきを用いるだけではなく、動物の知能を越えるロボットを開発する。

本研究室では、ビジュアルサーボイングにより魚の捕獲に成功している。魚捕獲システムをFig.1.に示す。

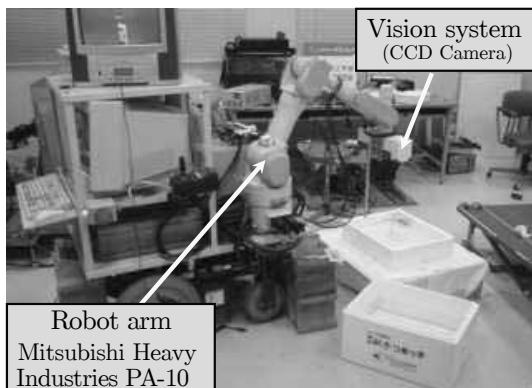


Fig.1 Fish Catching system (PA10)

しかし、魚の捕獲実験により魚の行動を観察すると、捕獲を続けるうちに網から逃れるためプールの隅を泳ぐことがわかった。効果的な知能とは、この魚の戦略の対処法を思いつくものでなくてはならない。

本研究では、魚の捕獲システムの欠点を補足するため、ロボットのダイナミクスにカオスを組み込む。この試みに対して、魚がカオス軌道にも適応し、カオス軌道を無視するようになることが分かった。そこで、魚が常に新しい障害に対する回避戦略を考えていることに着目した。このような戦略を超える捕獲動作を生成するために、任意の非線形関数を表現できるニューラルネットワーク³⁾⁴⁾を用いた関数表現を微分方程式に組み込む。それによって無数のカオス軌道を生成することの出来るニューラルネットワーク組み込み型微分方程式を提案し、さらなるカオス軌道生成のため、ニューラルネットワークの重み係数の値に関して考察を行う。

2. ニューラルネットワーク組み込み型微分方程式

レスラーモデルやローレンツモデルなどは3つの微分方程式で表され、その解が三次元の相空間内の軌跡として表されるカオスアトラクターとなることが知られている。この微分方程式をニューラルネットワークで表現する。ニューラルネットワークは任意な非線形関数を表現できると言われており、その関数表現を微分方程式に組み込むことで、非線形微分方程式を多様な形に変化させることができる。この方法は、さまざまな非線形関数を表現できるため、多くのカオス軌道を生成できる可能性を持つ。そこで、入力層を3つ、中間層を6つ、出力層を3つとしたニューラルネットワークを用いる。ニューラルネットワークの出力を式(1)のように定義する。

$$\dot{\mathbf{p}}(t) = \mathbf{f}(\mathbf{p}(t)). \quad (1)$$

ただし、 $\mathbf{p}(t) = [p_1(t), p_2(t), p_3(t)]^T$ とする。次にN.N.から出力された値をルンゲクッタ法を用いて解く。このとき得られた値を解とすることで、微分方程式を表現する。これをニューラルネットワーク組み込み型微分方程式と呼ぶこととする。そのブロックダイアグラムをFig.2.に示す。

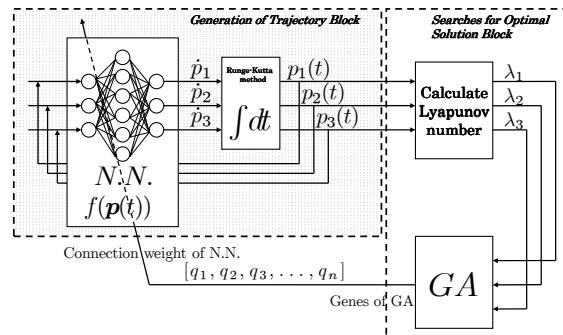


Fig.2 Block diagram of Chaos Generation

3. リアブノフ指数

カオス軌道の性質としてリアブノフ指数というものがある。リアブノフ指数とは、力学系においてごく接近した軌道の広がり具合を表す指標であり、以下の式で表されることが知られている。

$$\lambda = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} \log |f'(x_i)| \quad (2)$$

$\lambda > 0$ のとき、近接した軌道間の距離は、指數関数的に増大することになる。このような軌道の系を不安定な系といいう。

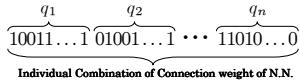


Fig.3 Gene of GA

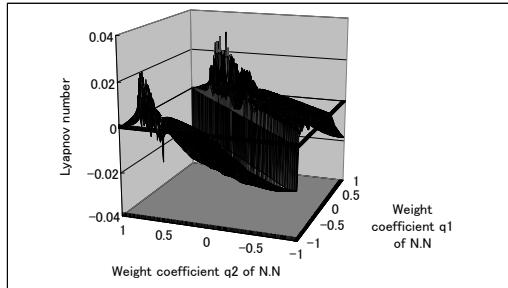


Fig.4 Lyapunov number λ_1

4. カオス生成システム

Fig.2. に GA とリアプノフ数を用いたカオス発見手法のプロックダイアグラムを示す。N.N. 組込み型微分方程式により得られた軌道より、リアプノフ数 \mathbf{L} を求めることができる。ここで、 $\mathbf{L} = [\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3]^T$ とする。このリアプノフ数を用いて GA の進化を行う。GA の進化の手法はエリート保存戦略を用いている。評価関数は次のように設定する。

$$g = k_1 \cdot \lambda_1 - k_2 \cdot |\lambda_2| - k_3 \cdot \lambda_3. \quad (3)$$

この評価関数はカオスのリアプノフスペクトラムの性質を考慮している。ここでは、三次元相空間内のカオスアトラクターを想定しているため、リアプノフ数は 3 個存在する。リアプノフスペクトラムは $(+, 0, -)$ となる。括弧内はリアプノフスペクトラムの符号を示している。つまり、 λ_1 が正の場合に g は大きくなり、 λ_2 は正負のどちらの値となっても g が小さくなり、 λ_3 が負の値となつた場合、 g が大きくなるように設定している。また、 k_1, k_2, k_3 は重み係数である。GA の遺伝子は Fig. 4 のように与え、探索する N.N. 結合重み $\mathbf{q} = [q_1, q_2, \dots, q_n]^T$ は GA の遺伝子一つ一つに対応している。遺伝子は二進法で表されているので、十進法に変換し、その値を 0~1 の値に縮小し結合重みとして用いる。そしてリアプノフ数を求め、評価関数から GA を進化させ、これを繰り返す。これにより、カオス性を満たす軌道を GA によって探し、カオス軌道の生成を行う。

5. ニューラルネットワークの重み係数と生成される軌道

NNDE によって生成された軌道のひとつである、カオス 03 を Fig.5. に示す。このカオスについて重み係数を二つ変化させ、リアプノフ数を調べる。具体的には、重み係数 q_1, q_2 を $-1 \sim 1$ の範囲で 0.01 刻みで変化させ、そのときのリアプノフ数 λ_1 を調べた。結果を Fig.5. に示す。

第 4 章で述べたように、カオスのリアプノフスペクトラムの性質から $\lambda_1 > 0$ であることはカオス

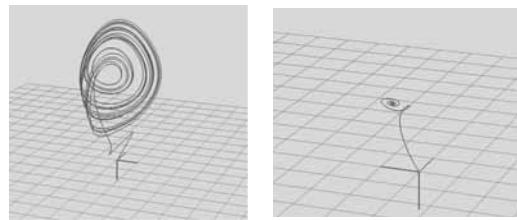


Fig.5 Generated chaos trajectory 03

Fig.6 New Generated chaos trajectory

性の判定基準のひとつである。つまり、この結果の中で λ_1 の値が高くなっている q_1, q_2 の値を選べば、カオス軌道の生成が行われる可能性があると考えられる。特に $q_1 = 0.42, q_2 = 0.71$ の軌道では $\lambda_1 = 0.03179$ と、リアプノフ数が最も高い。その軌道を Fig.6 に示す。

また、 $\lambda_2 = -0.01009, \lambda_3 = -0.1547$ であり、この軌道はカオス性があることが分かる。この事から、ニューラルネットワークの係数を変化させその軌道のリアプノフ数を調べることは、カオス軌道の生成に有効であると考える。ただし今後は λ_2 と λ_3 について調べ、リアプノフスペクトラムが $(+, 0, -)$ を満たす区間を探す必要がある。

6. 結言

本論文では、カオス生成システムであるニューラルネットワーク組み込み型微分方程式に対して、ニューラルネットワークの係数を変化させた時のリアプノフ数を確認した。今回は特に、ニューラルネットワークの重み係数 q_1, q_2 の値を変化させ、 λ_1 について調べた。また、それによってカオス性を持つ軌道を生成したことを示し、ニューラルネットワークの係数変化によるカオスの生成が有効であることを確認した。

今後の研究としては、同様に重み係数 q_1, q_2 の変化による λ_2, λ_3 の値を調べ、カオス性のある区間ににおいてカオス軌道が生成できるか確認する。さらに魚の知能を上回るロボット知能の生成のために、得られたカオス軌道によって魚の捕獲実験を行い、複数カオスを用いることの有効性を検証する。

参考文献

- 1) M. Bohlen: A robot in a cage-exploring interactions between animals and robots, *CIRA.*, pp.214–219 (1999)
- 2) M. Minami, J. Agubanhan, and T. Asakura: Manipulator Visual Servoing and Tracking of Fish using Genetic Algorithm, *Int. J. of Industrial Robot*, Vol.29, No.4, pp.278–289 (1999)
- 3) C. T. Lin and C. S. Lee: Neural Fuzzy Systems, *Englewood Cliffs*, NJ:Prentice Hall PTR (1996)
- 4) L Peng and P-Y Woo: Neural-Fuzzy Control System for Robotic Manipulators, *IEEE Control Systems Magazine*, pp.53–63 (2002)