

魚捕獲ロボットのためのニューラルネットワーク組み込み型微分方程式によるカオスの生成とその検討

○伊藤雄矢 友野高志 見浪護 矢納陽 (岡山大学)

Multiple Chaos Generation and Its Examination by Neural-Network-Differential-Equation for Intelligence Fish-Catching

*Y. Ito, T. Tomono, M. Minami and A. Yanou (Okayama University)

Abstract— To make fish-catching robot intelligent more than fishes, we thought something that goes beyond the fishes' adapting intelligence would be required. Here we propose a chaos-generator comprising Neural-Network-Differential-Equation (NNDE) and an evolving mechanism to generate plural differential equations as many as possible that can yield different kind of chaos. We believe that the fish could not be adaptive to escape from chasing net with chaotic motion. In this paper we introduce chaos-generating system by NNDE and explore a relation between Lyapunov number and chaos generated by a variety of NNDE 's coefficient.

Key Words: Neural network, Chaos, Genetic algorithm

1 緒言

近年では、画像情報を用いてマニピュレータによりターゲットを補足するビジュアルサーボイングの研究が行われている¹⁾²⁾。機械知能の新しい傾向³⁾として、ロボット工学分野に応用されたようなAIと異なり、知能制御システムのような他の研究分野に広がっている。また、動物界はロボット工学者たちによって機械知能のための概念として使われてきた。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た⁴⁾。機械知能の特徴は、変わりゆく環境の中で、どのように振舞うべきかをセンサーからの入力を使用し、障害物回避などといった行動を学習することである。よく知られているように、知能ロボットの知的レベルは比較的高度であり、この知能を測ることは重要である。実用的で体系的に測る方法としてMIQ(Machine Intelligence Quotient)⁵⁾がある。これは人と機械の協同作業をシステム化したものである。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ることにより評価している。我々の過去の研究で、魚の感情的な振る舞いを調べ、魚の状態に反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けたとしても、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。この知能競争はロボットに知能を持たせる方法の一つとして有効であると考えられる。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、進化的アルゴリズム⁶⁾、ビジュアルサーボイング、マニピュレータに取り付けられたCCDカメラからの画像により物体を認識する方法などを研究している⁷⁾。魚捕獲システムをFig.1に示す。また、実時間による認識能力を高めた注視GA⁸⁾により、マニピュレータに取り付けられた捕獲用網による魚の捕獲に成功している。泳いでいる魚を追従しているとき、単純に速度制御でビジュアルサーボイングするのでは、魚の捕獲には有効ではないことがわかった。魚は突然泳ぐ方向を変えたり、追ってくる網に対して逃げる戦略をとったりするため、魚の捕獲は困難になる。それらの

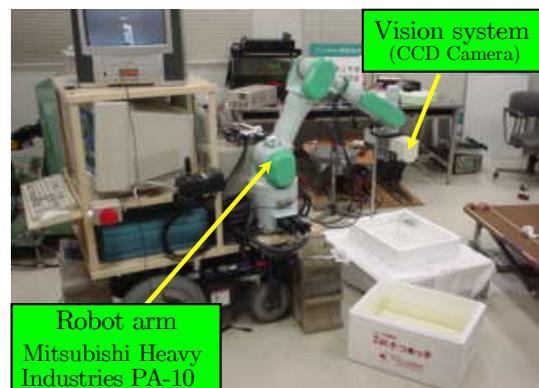


Fig. 1: Fish Catching system (PA10)

行動は、感情的要因もしくは魚が本来持っている知能であると見なす事ができる。魚の捕獲実験により魚の行動を観察すると、魚は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。これは魚の捕獲にとって深刻な問題である。なぜなら、もし魚がプールの隅のみを泳げば、網は隅には侵入できず、魚を捕獲できないからである。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。魚とロボットの知能競争により魚が学習していくことを観察すると、魚の捕獲/リリース実験を行っている中での捕獲数の減少速度を“Fish Intelligent Quotient”(FIQ)⁹⁾と定義することができる。この評価手法により、魚が生まれつきもっている知能とロボットの人工知能とを比較することができると思われる。

ところで、カオス信号は、神経系、眼球の動き、心臓の拍動周期など動物の体内に存在していることが知られている。本報告では、細胞組織の中の信号トランスファーから得られたカオスモデルを採用する¹⁰⁾¹¹⁾。具体的には、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んだ。この試みに対して、魚がカオス軌道にも適応し、カオス軌道を見逃す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。これは、ロボットが魚の知能を上回るには、

無数の捕獲動作が必要であることを示している。このような捕獲動作を生成するため本研究では、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¹²⁾¹³⁾を用いた関数表現を微分方程式に組み込むことで、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する。また、生成した軌道のカオス性をリアプノフ指数、初期値敏感性、ポアンカレリターンマップにおいて確認し、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検討を行う。

2 魚の追跡と捕獲

魚の認識の問題と位置／姿勢の検出は、魚の入力画像とマッチングモデルの相関関数である $F_{ss}(\phi)$ を最大にするような ϕ の探索問題に変換される。ある対象物を動画像 33[fps] の中で認識するためには、その認識システムは実時間性を持たなければならない。すなわち、その探索モデルは連続した入力 RAW 画像内の魚に収束しなければならない。動画像による進化的認識のプロセスは、次の方法で実現される。Model-based Matching 法はビデオレートで連続して入力される RAW 画像一つに対して一回だけ適合される。これを 1-Step GA とよぶ。動画像における目標物へのモデルの収束速度は魚の泳ぐ速度よりも早くなくてはならない。実時間で入力された画像から魚の位置を最も高いゲインとして表示し、これを魚の位置として表す。魚の位置認識問題は、1-Step GA を用いて、 $F_{ss}(\phi)$ を最大にする ϕ を探索することで解決した。また、Fig.2 に示したブロック図を用いたシステムを使用し、泳ぐ魚に対して追跡と捕獲の実験を行っている。カメラと魚の距離は 450[mm] である。プールの大きさは、300 (width)×400 (length)×100 (depth) [mm]、ネットの大きさは 80×100 [mm] とした。ロボットは、魚が網の中心から 86×66 [mm] 内にいると判断したとき網を持ち上げ、魚を捕まえる。前述の実時間認識システムは魚の形を知っているものとしている。 i 番目の制御期間のときのハンドに与える速度は次のように計算される。

$$\dot{r}_d^i = K_P \Delta r^i + K_V (\Delta r^i - \Delta r^{i-1}) \quad (1)$$

Δr^i は、1-Step GA により実時間で得られた魚の位置とカメラ中心との位置をベクトルで表したものである。 K_P と K_V は、PD ゲインで一定の正の値で示される行列である。ここで、カオスを式 (1) に加えるため、 Δr^i を次式のように再定義する。

$$\Delta r^i = k_1 \cdot \Delta r_{fish}^i + k_2 \cdot \Delta r_{chaos}^i \quad (2)$$

Δr_{fish}^i は、魚の位置の追跡誤差、 Δr_{chaos}^i は、カオスの振動を表す。そして、ハンドの運動パターンは、 $k = [k_1 \ k_2]$ の値で決められる。 $k = [1 \ 0]$ の場合は、網は魚を追いかける。 $k = [0 \ 1]$ の場合はカオス運動を行う条件を満足し、網はカオス運動を行う。

3 魚捕獲の問題点

追従と捕獲システムの信頼性を調べるために、複数の魚を捕獲し続ける実験を 30 分間行った。5 匹の魚 (体長およそ 40[mm]) をプールの中に放ち、一匹捕まえる度にまた同じプールに逃がすことにした。この実験の結果を Fig.3 に示す。縦軸に 5 分間に捕まえた魚の数を、

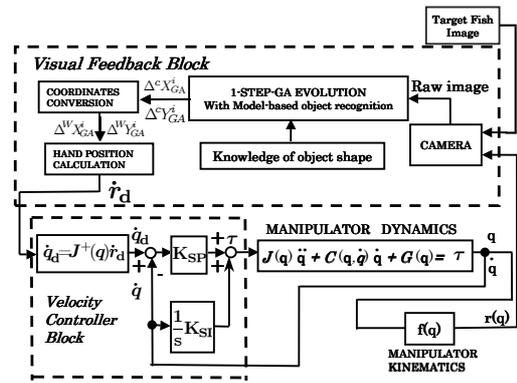


Fig. 2: Block diagram of the controller

横軸は捕獲していた時間を示している。捕獲を続けていくと魚が疲れることにより、魚の捕獲率は向上していくことが期待された。しかし、驚くことに多くの魚は徐々に捕獲されなくなっていくたのである。この理由として、魚が本来持っている学習能力、もしくは、感情的状態変化が考えられる。たとえば、魚は、Fig.4(a)のように円状にある適度な距離を保って逃げるといった方法とる。また、Fig.4(b)のように網と反対側の隅に位置しとどまるといった行動をとる。さらに、Fig.4(c)のように網が進入できないプールの隅から出てこないといった行動も行う。このような問題を解決するため、さらに知的な追従システムと、効果的に魚を捕まえるシステムを開発する必要がある。そのために、カオスを使用する。

4 Fish intelligence quotient

魚が網から逃げる戦略を学習する速度を数値により評価する。そのために、魚の捕獲数が減少・増加していく傾向を最小二乗法に適用した。Fig.3 に示されている $y = -0.486t + 20.7$ は、五分毎の魚の捕獲数から最小二乗法により算出した。ロボットの性能に基づいて魚の知能を評価するとき、減少する速度を表す係数 -0.486 は、その魚群の適応速度もしくは学習速度を表しているといえる。この係数を “Fish Intelligence Quotient” (FIQ) と呼ぶこととする。この値が負の値ならば、魚群と比べてロボットのほうが知能指数が低いことを示し、0 ならば同等、正の値ならばロボットのほうがより知能指数が高いことを意味する。この FIQ は、今後の本研究における魚捕獲ロボットの知能向上を定量的に評価できるという点だけではなく、動物の知能行動を基準としてロボットの知能を議論するという視点において重要な意味を持つと考える。

5 カオスの有用性

1982年に、植物細胞と軟体動物のニューロンを周期的な電流で刺激すると、細胞が不規則な興奮をし、カオスの性質を示すことが実験的に明らかにされた。また、1984年にはイカの細胞体から延びている突起状の構造で、神経細胞において信号の出力を担う軸索でも周期的な電流刺激に対するカオス的応答が明らかにされている。これらの研究から、カオスはバイオロジーに関連することが明らかになった。1980年代後半になると、神経系の機能とカオスとの関係性が議論されるようになった。Mpitososらは、ナマコの運動ニューロンのリ

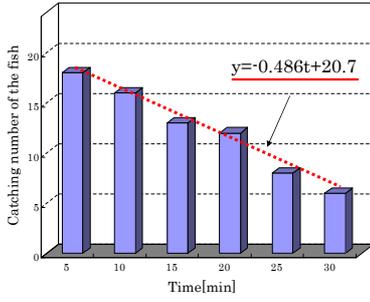


Fig. 3: Result of catching number

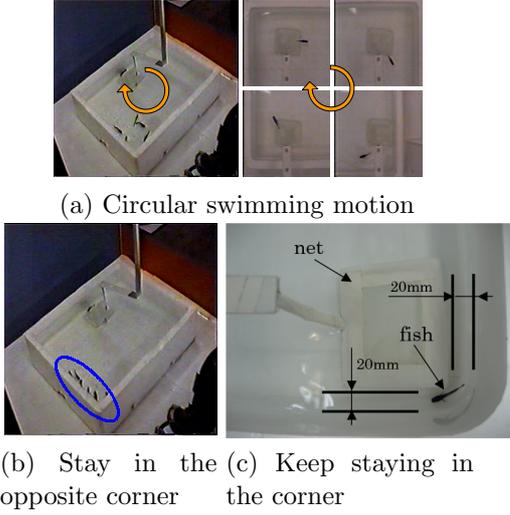


Fig. 4: Fish motion

ズミクな発火パターンを調べ、運動のリズムと関係している連続放電の周波数変動がカオスであることを示した。以上より、カオスは生物の行動の中に存在していると考えられる。これは、生体中の神経細胞が興奮するかどうかは刺激信号によって決められ、それはカオスの理論に従っているからである。このことから、動物の行動や戦略はカオスから得られると推測でき、魚の捕獲に応用できると考える。それらに対し、カオスの一つである神経系の電気的特性を表す Hodgkin-Huxley モデル (H-H モデルと略す) を簡略化した BVP (Bonhoeffer-van der Pol) モデルを用いることにより魚を隅から誘い出し捕獲する方法が提案された。この提案は実験により、カオスには魚を隅から誘い出す又は脅かすという効果が認められ、魚の知能を超えるためにカオスを用いることは有効であると確認されている。

6 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

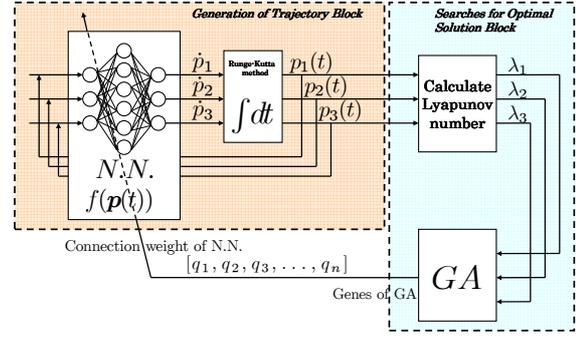


Fig. 5: Block diagram of Chaos Generation

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(3)のように定義する。

$$\dot{\mathbf{p}}(t) = \mathbf{f}(\mathbf{p}(t)). \quad (3)$$

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.5 に示す。

7 カオス性の判定基準

不規則な振動がカオスであるか判断する基準がないため、ニューラルネットワーク組み込み型微分方程式によって生成される軌道がカオスであるかの判定には複数の指標を用いる。以下は、カオスの特徴を判定する基準である。

7.1 リアプノフ指数

カオス軌道の性質としてリアプノフ指数というものがある。リアプノフ指数とは、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。

$$\lambda = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} \log |f'(x_i)| \quad (4)$$

$\lambda > 0$ のとき、近接した軌道間の距離は、指数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う。

7.2 ポアンカレリターンマップ

ニューラルネットワークに基づく非線形関数(3)による軌道が、カオス軌道であるかをポアンカレリターンマップを用いて評価する。まず、Fig.6 に示す3次元の閉曲線を考える。P が示すこの軌道と交差する平面 "A" がポアンカレ断面として定義されている。

交わる点をそれぞれ $P_n, P_{n+1}, P_{n+2}, \dots$ とし、A における交差する点の x 座標の値を $x_n, x_{n+1}, x_{n+2}, \dots$ としたポアンカレリターンマップを Fig.7 に示す。Fig.7 に示される軌道は閉曲線が引き伸ばしと折りたたみの構造を持つことを表している。この構造はカオスの基本的な性質である。Fig.7 の左側では $dx_{n+1}/dx_n > 1$

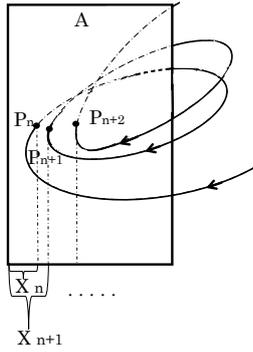


Fig. 6: Poincare section

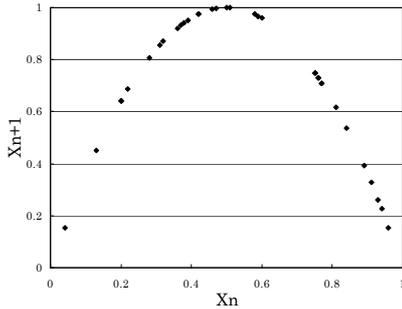


Fig. 7: Poincare return map

の傾向が見られ、右側では $dx_{n+1}/dx_n < -1$ の傾向が見られる。これは左側が引き伸ばし、右側が折りたたみの現象であることを表す。

7.3 初期値敏感性

カオスには、初期値がほんの少し異なると、結果が大きく異なるという特徴がある。一般的には、バタフライ効果という名前が知られている。

8 カオス生成システム

Fig.5にGAとリアプノフ数を用いたカオス発見手法のブロックダイアグラムを示す。N.N.組込型微分方程式により得られた軌道より、リアプノフ数 L を求めることができる。ここで、 $L = [\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3]^T$ 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。

$$g = k_1 \cdot \lambda_1 - k_2 \cdot |\lambda_2| - k_3 \cdot \lambda_3. \quad (5)$$

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 が負の値となった場合、 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. 8のように与え、探索するN.N.結合重み $q = [q_1, q_2, \dots, q_n]^T$ 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

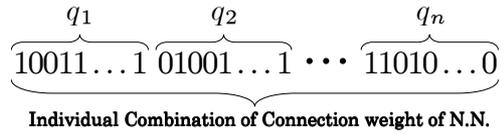


Fig. 8: Gene of GA

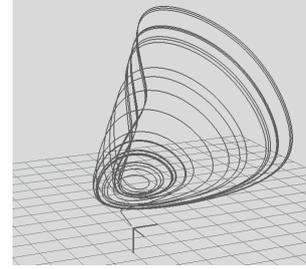


Fig. 9: Generated chaos trajectory 01

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、カオスのリアプノフスペクトラムを満足する軌道をGAによって探索し、カオス軌道の生成を行う。

9 生成した軌道のカオス性の検証

現在までに4種類のカオス軌道を生成した。それらにカオス01、カオス02、カオス03、カオス04と名づけた。以下で、見つけた軌道のカオス性を検証する。

9.1 カオス01

9.1.1 リアプノフ指数

リアプノフ指数はそれぞれ $\lambda_1 = 0.014585$, $\lambda_2 = -0.003314$, $\lambda_3 = -0.165381$ となった。これらはカオスのリアプノフスペクトラム $(+, 0, -)$ と一致している。

9.1.2 初期値敏感性

わずかに異なる初期値を与えた2つの軌道の推移をFig.10, Fig.11, Fig.12に示す。 $(x_1(t), y_1(t), z_1(t))$ の軌道は初期値を $x_1(0) = 1.00, y_1(0) = 1.00, z_1(0) = 1.00$ とし、 $(x_2(t), y_2(t), z_2(t))$ は初期値を $x_2(0) = 1.01, y_2(0) = 1.01, z_2(0) = 1.01$ としている。 x_1, x_2 の推移はFig.10, y_1, y_2 の推移はFig.11, z_1, z_2 の推移はFig.12に示す。Fig.10~12から2つの軌道は800秒付近からずれが生じ、最終的には異なる値を取るようになる。これはカオスの特徴である初期値敏感性を表している。

9.1.3 ポアンカレリターンマップ

カオス01のポアンカレリターンマップをFig.13に示す。Fig.13において1次元写像が確認でき、左側では引き伸ばし、右側で折りたたみの現象が確認できる。これらはカオスの現象を引き起こす重要な特徴である。したがって、カオス01のカオス性が、リアプノフ指数・初期値敏感性・ポアンカレリターンマップの観点から確認できた。

9.2 カオス02~カオス04

カオス02, カオス03, カオス04の軌道をFig.14, Fig.15, Fig.16に示す。これらの軌道もカオス01と同様に、リアプノフ指数, 初期値敏感性, ポアンカレリ

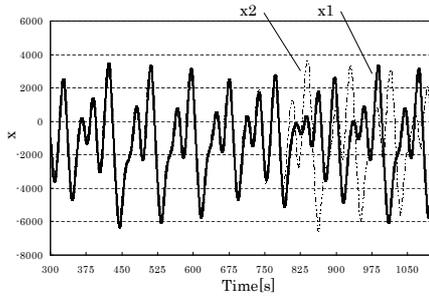


Fig. 10: Generated trajectory 01 of x (300[s] to 1100[s])

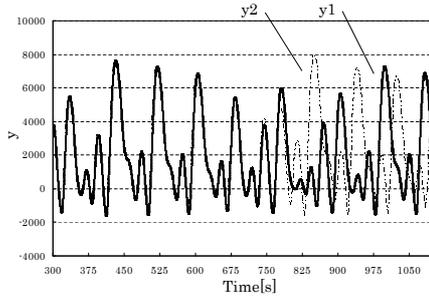


Fig. 11: Generated trajectory 01 of y (300[s] to 1100[s])

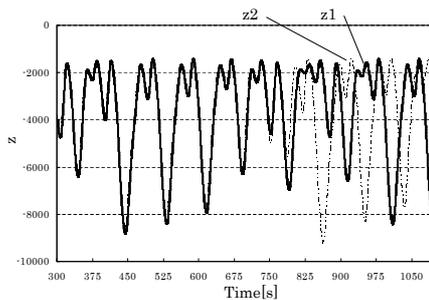


Fig. 12: Generated trajectory 01 of z (300[s] to 1100[s])

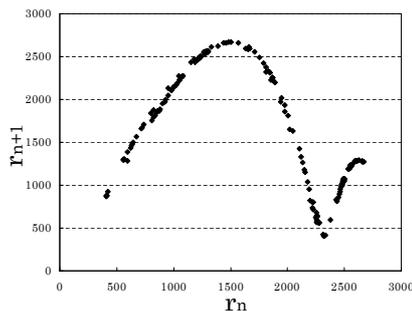


Fig. 13: Poincare return map of Chaos01

ターンマップにおいてカオス性を確認することができた。

10 ニューラルネットワークの重み係数と生成される軌道

9.2で示したカオス 03 とカオス 04 のニューラルネットワークの重み係数は非常に似ており、Fig.17 に示すように q_1 のみが異なることが分かった。そこで、重み係数 q_1 を $-1 \sim 1$ の範囲で 0.01 刻みで変化させ、

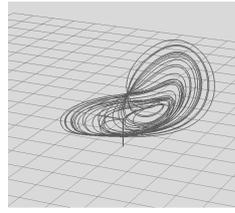


Fig. 14: Generated chaos trajectory 02

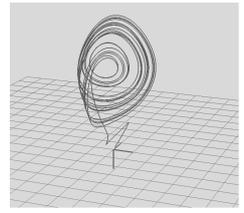


Fig. 15: Generated chaos trajectory 03

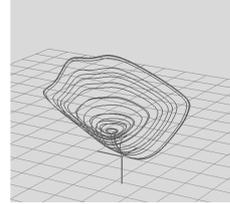


Fig. 16: Generated chaos trajectory 04

生成される軌道について検証を行なった。その結果を Table 1 に示す。5 つの区間それぞれの代表的な例として、 $q_1 = -0.50, 0.00, 0.30, 0.50, 0.90$ のときの軌道を Fig.18~22 に示す。また、カオスらしい軌道が確認されたときのリアプノフ指数と適合度の値を Fig.23, 24, 25, 26 に示す。カオスらしい軌道のリアプノフ指数は、カオスのリアプノフスペクトラム (+, 0, -) と一致していることが分かる。また、9.2 で示したカオス 03 とカオス 04 の q_1 の値はそれぞれ、0.829098955, -0.108415351 となっており、カオスらしい軌道が生成された区間であることから、この区間ではカオス軌道が生成されているのではないかと考えられる。このことから、生成される軌道がカオスとなる区間とカオスとならない区間が存在することが分かった。Fig.23 より、 λ_1 は重み係数が大きくなるにつれてわずかだが大きくなる傾向にあることが分かる。Fig.24 より、 λ_2 は重み係数が大きくなるにつれて、ばらつきが生じている。Fig.25 より、 λ_3 は重み係数が大きくなるにつれて、より小さい値を取るようにになっている。Fig.26 より、適合度は重み係数が大きくなるにつれて大きな値をとるようにになっているが、式 (5) において $k_1 = 8$, $k_2 = 3$, $k_3 = 1/3$ としているため、適合度の値が大きくなっていること的主要要因は λ_1 の値が大きくなることであると考えられる。これは、軌道がカオスとなるためには最大リアプノフ指数が正という条件が重要であることに基づいている。また、カオス軌道となる区間では λ_1 と λ_2 の値は、ランダムのように値が変化していることが Fig.23,24 から確認できるが、Fig.27,28 に示すように、カオス軌道とならない区間である $-1 \leq q_1 \leq -0.28$ と $0.85 \leq q_1 \leq 1$ における λ_1 と λ_2 は、連続して変化しているように思われる。なお、 $0.17 \leq q_1 \leq 0.4$ の区間でランダムのように変化しているのは、Fig.20 に示しているように、ある程度カオスのような軌道を描いた後発散する軌道であるからだと考える。一方、Fig.18, Fig.22 のようなカオス軌道とはまったく異なる軌道を生成する区間では、上で述べたように λ_1 と λ_2 が連続的に変化する傾向が見られる。しかし、この傾向は λ_3 には見られなかった。このことから、重み係数を変化させた際に、 λ_1 と λ_2 の値がランダムのように変化している区間を

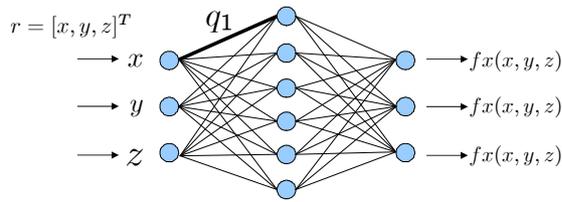


Fig. 17: Neural network for nonlinear function generation

Table 1: q_1 and generated trajectories

q_1	Generated trajectories
$-1 \leq q_1 \leq -0.28$	Not chaos
$-0.27 \leq q_1 \leq 0.16$	Chaotic
$0.17 \leq q_1 \leq 0.4$	Not chaos
$0.41 \leq q_1 \leq 0.84$	Chaotic
$0.85 \leq q_1 \leq 1$	Not chaos

探索すればカオス軌道を見つけることが出来るのではないかと考えられる。また、これらのことは q_1 以外のニューラルネットワークの重み係数にもあてはまると考えらる。ニューラルネットワークの重み係数の組み合わせとカオス生成との関連が判明すれば、さらなるカオス軌道の生成につながると思われる。

11 結言

本論文では、魚の知能を上回るロボット知能の生成のため、ニューラルネットワークと GA を利用した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を提案した。今回は、ニューラルネットワークの重み係数 q_1 の値を変化させることでカオス軌道を生成することが出来るか確認したが、今後は、 q_1 以外の重み係数を変更した場合でもカオス軌道を生成することができるか確認する。また、複数のカオス軌道を使用した魚の捕獲実験はまだ行っていないため、実際に捕獲実験を行うことで複数のカオスを使用することの有用性を検証する必要がある。

参考文献

- 1) R. Kelly, "Robust Asymptotically Stable Visual Servoing of Planar Robots", *IEEE Trans. Robot. Automat.*, vol.12, no.5, 759/766, (1996)
- 2) P.Y. Oh, and P.K. Allen, "Visual servoing by partitioning degrees of freedom", *IEEE Trans. Robot. Automat.*, vol.17, 1/17, (2001)
- 3) T. Fukuda, and K. Shimojima, "Intelligent Control for Robotics", *Computational Intelligence*, 202/215, (1995)
- 4) M. Bohlen, "A robot in a cage-exploring interactions between animals and robots", *CIRA.*, 214/219, (1999)
- 5) Hee-Jun Park, Byung Kook Kim, Kye Young Lim, "measuring the machine intelligence quotient (MIQ) of human-machine cooperative systems", *IEEE Trans.*, vol.31, 89/96, (2001)
- 6) M. Minami, H. Suzuki, J. Agbanhan, T. Asakura, "Visual Servoing to Fish and Catching Using Global/Local GA Search" *Int. Conf. on Advanced Intelligent Mechatronics*, Proc, 183/188, (2001)
- 7) M. Minami, J. Agubanhhan, and T. Asakura, "Manipulator Visual Servoing and Tracking of Fish using Genetic Algorithm", *Int. J. of Industrial Robot*, Vol.29, No.4, 278/289, (1999)

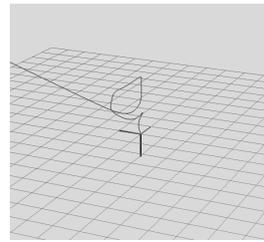


Fig. 18: $q_1 = -0.50$

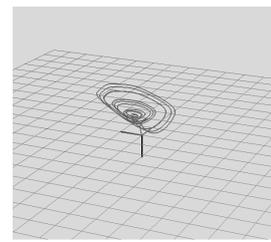


Fig. 19: $q_1 = 0.00$

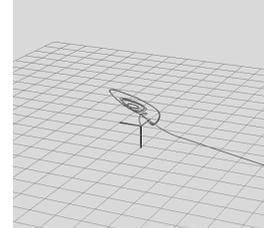


Fig. 20: $q_1 = 0.30$

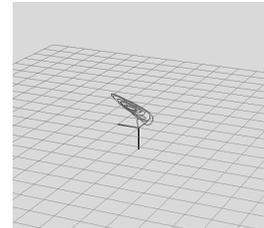


Fig. 21: $q_1 = 0.50$

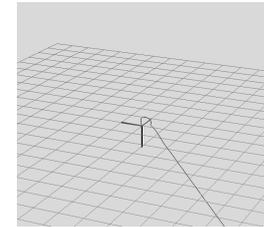


Fig. 22: $q_1 = 0.90$

- 8) H. Suzuki, M. Minami, J. Agbanhan, "Fish Catching by Robot Using Gazing GA Visual Servoing", *Transaction of the Japan Society of Mechanical Engineers*, C-68-668, 1198/1206, (2002)
- 9) Jun Hirao and Mamoru Minami: "Intelligence Comparison between Fish and Robot using Chaos and Random", *International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics*, 552/557, (2008)
- 10) K. Aihara, "Chaos in Neural System", 126/151, (1993)
- 11) R. FitzHugh, "Impulses and physiological states in theoretical models of nerve membrane", *Biophys.J.1*, 445/466, (1961)
- 12) C. T. Lin and C. S. Lee, "Neural Fuzzy Systems", *Englewood Cliffs, NJ:Prentice Hall PTR*, (1996)
- 13) Limin Peng and Peng-Yung Woo, "Neural-Fuzzy Control System for Robotic Manipulators", *IEEE Control Systems Magazine*, 53/63, (2002)
- 14) M. Suzuki, "Evolutionary acquisition of complex behaviors through intelligent composite motion control", *Computational Intelligence in Robot. Automat. CIRA*, vol.27-30, 231/236, (2005)
- 15) R. Endo, J. Hirao and M. Minami, "Intelligent Chaos Fish-Catching Based on Neural-Network-Differential-Equation", *SICE Annual Conference*, 1957/1962, (2010)
- 16) William H. Press, Saul A. Teukolsky, William T. Vetterling, Brian P. Flannery, "NUMERICAL RECIPES in C", *The Art Scientific Computing Second Edition*, (2002)
- 17) M. Minami, J. Hirao, "Intelligence comparison between fish and robot using chaos and random", *Int. Conf. on Advanced Intelligent Mechatronics*, Proc., 552/557, (2008)
- 18) Jun Hirao, Mamoru Minami, Yasushi Mae and Jingyu Gao, "Emergence of Robotic Intelligence by Chaos for Catching Fish", *SICE Annual Conference 2007*, 969/975, (2007)

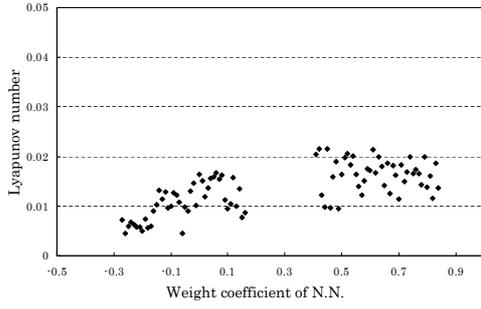


Fig. 23: Lyapunov number λ_1

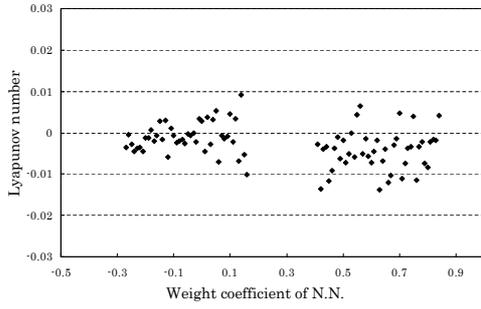


Fig. 24: Lyapunov number λ_2

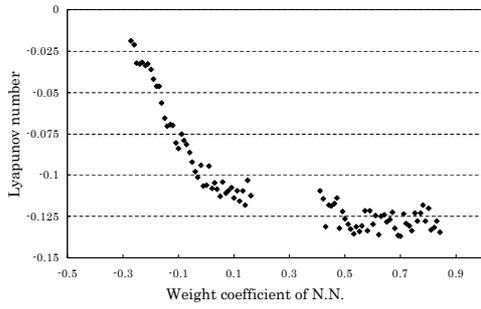


Fig. 25: Lyapunov number λ_3

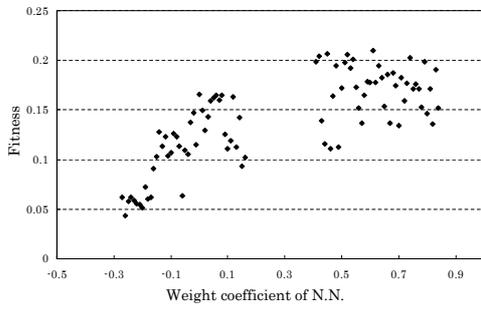


Fig. 26: Fitness g

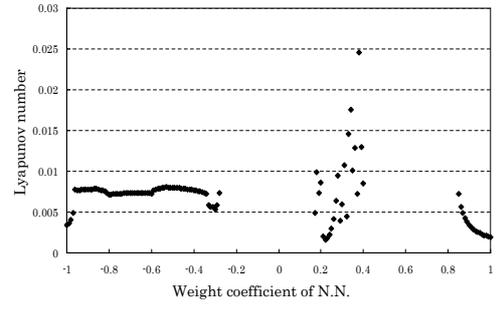


Fig. 27: Lyapunov number λ_1 (not chaos)

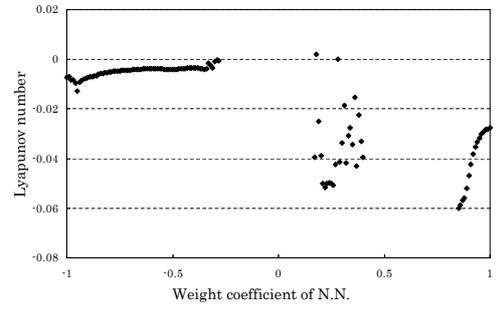


Fig. 28: Lyapunov number λ_2 (not chaos)