

デジタルバグのカオスによる挙動解析

旭川高専 ○末木慎一 渡辺美知子 古川正志

要旨

デジタルバグは進化にともないある時期にロトカ・ボルテラの方程式を発現することを報告した。しかし、その行動を初期条件から観察すると初期条件によっては致死にいたり、また他の条件によってはアトラクタを周回するリミットサイクルを観察できる。本研究ではデジタルバグの進化をカオスの様相の観点から解析し報告する。

1. はじめに

バグと呼ばれる虫型タイプのモデルは緩やかな進化と強化学習を備え、種々の面白い性質を発現する。本研究では、このような性質のモデルを確率的学習オートマトンとして定式化し、これをデジタルバグと呼ぶ。このようなデジタルバグは入力及び環境を変化させることにより、数値計算シミュレーションからあたかもそれらが社会性を持つような幾何パターンや環境との相互関係を発生するのを確認しており、特に、ある条件の下ではロトカ・ボルテラの方程式を満たすことをすでに報告した。本報告では、数値実験シミュレーションから得られた行動をカオス挙動の観点から解析し報告する。

2. デジタルバグの確率的オートマトンによる定式化
デジタルバグを以下のように5項組のオートマトン(1)として定式化する。

$$A = \{ A_i; i = 1, 2, \dots, Nall \} \quad (1)$$

$$A_i = \{ I_i, O_i, S_i, f_i, g_i \} \quad (2)$$

ここで、Aは集団のデジタルバグを表し、 A_i はオートマトンで表された個々のバグである。 A_i の各項 I_i , O_i , S_i , f_i , g_i はオートマトンとしての入力、出力、状態、状態行動関数、出力関数を示す。これらの設定を以下のように行なう。なお、個々のオートマトンであることを示す添字*i*をここでは取り除いて表記する。

2. 1 入力 $I = \{ dx, dy, c \}$

各バグの入力情報は、最も近い目標(餌)への方向ベクトル $[dx \ dy]$ とバグの周辺に障害物(他のバグ)が存在する($c=1$)かどうか($c=0$)を示す情報*c*とする。

2. 2 出力 $O = \{ F, R, HR, RV, HL, L, P \}$

出力はバグの移動する方向とする。出力の移動方向は

F: Forward, R: Right, HR: Hardly Right

RV: Reverse, HL: Hardly Left, L: Left

P: Pause

を表わす。バグ間の衝突を避けるために(P:Pause)がこのモデルでは導入されている。

2. 3 状態 S

バグの状態はバグが行動に必要な保持するエネルギー量で決定する。このエネルギーはバグの1行動につき $\Delta E1$ 失い、バグが餌に遭遇したとき $\Delta E2$ 得られるとする。すなわち、

$$E(n) = E(n-1) - \Delta E1; c=0$$

$$E(n) = E(n-1) - \Delta E1 + \Delta E2; c=1$$

れる。2個体が受け継ぐエネルギー量は $E_{max}/2$ である。2個体は状態行動関数の $\phi1$, $\phi2$ も受け継ぐ。但し、強化値には緩やかな突然変異が起きるとする。すなわち、

$$b_k = b_k \pm \Delta b, k = rand(7)$$

を一度実行する。rand(7)は1から7までの整数乱数であり、これにより定められた2つの行動の強化値を分裂した2個体に振り分ける。

2. 4 出力関数 $g: S \times O \rightarrow O$

出力関数 g はバグの現在の状態 S からその時点の行動 O を定める関数である。状態が $\phi0$, $\phi3$ の時は決定的であり、状態が $\phi1$, $\phi2$ の時は確率的な行動をする。この行動は強化値を行動確率に変換し以下のよう求める。

$$g_k = \frac{\exp(b_k)}{\sum_{k=1}^7 \exp(b_k)} \quad (3)$$

$$o(n) = \text{Prob}(g_k). \quad (4)$$

2. 5 強化学習

強化学習法には、以下に示すような学習法を採用する。

$$b_k(n) = b_k(n-1) + \mu R(I(n-1), O(n-1)) + \lambda P(I(n-1), O(n-1)) \quad (5)$$

ここで、 R は環境からの報酬を表す関数であり、 P は環境からのペナルティを表す関数である。これらは、行動によって餌が得られたとき報酬を得ることができ、そうでないときはペナルティを強化値が受けるとしたものである。 μ , λ はそれぞれ学習係数である。

5. バグの進化シミュレーション

バグにその周囲に関してのみ標的(餌)のセンサーを与え、初期バグ数50で進化を行なわせる。初期エネルギーは500単位とし、 $E_{max} = 1000$, $E_h = 100$ と設定する。餌は時刻毎に1000x1000内のバグの活動する2

次元平面上にマリンズノウの様に一定に与える。バグの初期能力となる bk は、 $0 \leq bk \leq 1$ の範囲で乱数で決定する。このとき、バグと餌の関係は、進化を進めるに従って餌と一定の関係を持つように安定化して行く。これらの進化に従ったグラフを図1に示す。バグの能力は当初バラバラであるが進化に従って、直線方向に進むようになる。安定期では、バグの数と餌の数の関係は、Lotka-Vorteraの生態方程式の様相をなしている(2)。

3. カオス性の判別

カオス性を判別するには、(1) FFTによる連続したパワースペクトルの存在、(2) 最大リアプノフ指数が正值、(3) フラクタル次元が非整数値、(4) 自己相関関数が時間発展により0になる、(5) ポアンカレ・マップ上に重畳しない多数の点が現れ、かつそれが空間内に閉じこめられている、などを調べる必要がある。デジタルバグの挙動がカオス性を持つかどうかを調べるために、ここではポアンカレマップの埋め込みについての実験を行い、そのカオス性について検討する。

3. 1 ポアンカレマップ

ポアンカレマップは連続系の非線形微分方程式

$$\dot{x}(t) = f(x(t), \lambda_0) \quad (1)$$

を離散時間 t_1, t_2, \dots を用いて離散系システム

$$x_n = f(x_{n-1}, \lambda_0) \quad (2)$$

と書き表し、 $x_n = x(t_n)$ と置いたものと等価である。このとき、式(2)は式(1)より低次元となり、ポアンカレマップと呼ばれる。今、ある観測された時系列データ $y(t)$ から、ベクトル $[y(t), y(t-\tau), \dots, y(t-(d-1)\tau)]$ を作り、 t を変化させると d 次元再構成状態空間に軌道が描ける。対象システムが決定論的力学系であって、観測時系列データがこの力学の状態空間から1次元ユークリッド空間 R への C^1 連続写像に対応した観測系を介して得られたものと仮定すれば、再構成軌道は、 d を十分大きくとると、元の決定論的力学系の埋め込みになっている。つまり、もとの力学系になんらかのアトラクタが現れていれば、再構成状態空間には位相構造を保存したアトラクタが再現する。従って、ポアンカレマップの埋め込みを調べ、アトラクタが観察されるかどうかのシミュレーション実験を行えばよい。

3. 2 シミュレーション実験

デジタルバグの初期数を10匹、餌の初期数を1000としてデジタルバグの進化と学習の実験を行い、そのポアンカレマップの埋め込みを調べた。図1. はバグの個体数と餌の数の変化を示し、図2はそのときのトラジェクトリを示す。これに対してバグの個体数 N_t の埋め込みを行う。図3は $d=2$ のとき $[N_t, N_{t+1}]$ の埋め込み再構成空間を作図したものである。この埋め込みからアトラクタを確認することができた。このことからデジタルバグの個体数の変化には決定論的な力学系が存在することがわかる。

4. おわりに

デジタルバグの個体数の変化がその進化と学習に従い、アトラクタを持ち、カオス的挙動の中にあることが数値シミュレーションから観察された。このことは、生物の進化をカオス的な見地から予想可能であることを示している。今後、ポアンカレマップ以外の観点からもデジタルバグのカオス性を検討したい。

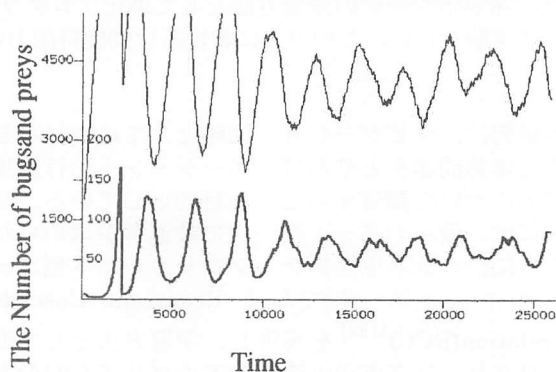


Fig1. Transition of the number of bugs and preys.

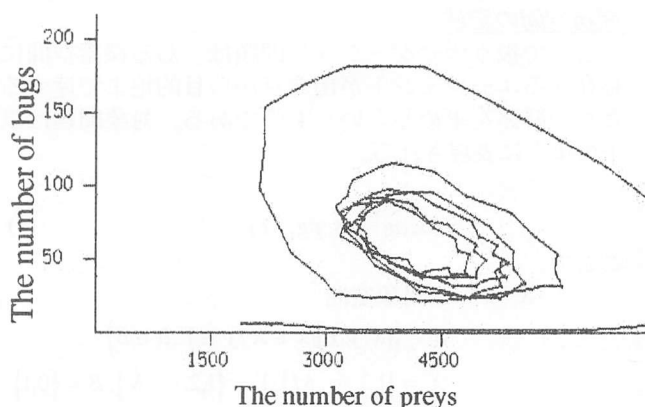


Fig2. Trajectory made by the number of bugs and preys.

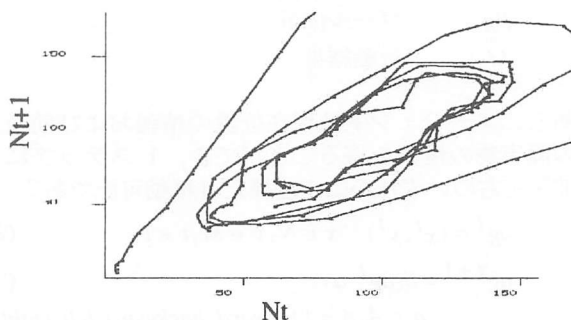


Fig3. $[N_t, N_{t+1}]$ embedding.

参考文献

- (1) Narendra, K.S., 1989, "Learning Automata an introduction", Prentice Hall
- (2) 古川他, 1993, "ボルテラ方程式上のパルミターの虫の進化とその応用", Fan Symposium 講演論文集
- (3) 廣田 薫: 知能工学概論, 昭晃堂(1996)