

遺伝的アルゴリズムを用いた2次元セルオートマトンの構成

宮原 俊明† 中村 克彦‡

† 東京電機大学大学院理工学研究科 ‡ 東京電機大学理工学部

1 まえがき

セル・オートマトン (CA : Cellular Automata) は、同一の順序機械 (セル) を格子状に配置・接続して構成されるシステムである。CA は von Neumann が生物の自己増殖モデルとして最初に取り上げたほか、物理系、化学系などを含む複雑系のモデルとして研究されている。

CA のもっともよく知られた例として Conway が考案したライフゲームがある。ライフゲームは同一のセルが2次元格子状に配列された構造をもつ CA である。各セルは生と死の2状態をもち、自分自身と周囲の8セルの状況にしたがって次の時点の状態が決まる。単純な規則から出現するパターンはきわめて複雑なふるまいを示す。

CA の並列計算能力を明らかにする研究のなかで1次元 CA の実時間および線形時間の言語認識能力を明らかにするための研究が進められている。われわれは、形式言語を受理する1次元1方向性 CA (OCA : One-way Cellular Automata) を機械学習によって構成する研究を行ってきた。OCA の学習には、遺伝的アルゴリズム (GA : Genetic Algorithm) の他に、文脈自由文法の漸次学習を応用した方式がある [1, 2]。GA を用いた言語認識の学習は、求めたい言語の正例と負例の記号列集合を入力とし、全ての正例を受理し、負例は受理しない OCA の規則集合を探索する。遺伝子を局所関数とし、適応度は入力された正例の記号列集合と負例の記号列集合から算出する。これまでに、基本的な文脈自由及び非文脈自由な言語を認識する OCA の規則集合を、比較的少ない時間で学習することができた [1]。

本研究の第1の目的は、ライフゲームの興味深いパターンを GA を用いて発見することである。第2の目的は、ライフゲームの状態数を拡張し、パターンの合成を行う。この多状態ライフゲームを拡張ライフゲームと

呼ぶ。さらに第3の目的は、2次元多状態 CA の状態遷移規則を GA を用いて合成することである。

以上のような初期パターンや規則集合の効率の良い合成のためには、一般の GA を使用する場合と同様に、適応度の評価の設定が重要になる。

2 2次元 CA の GA による学習

本研究での2次元 CA は、中央セルと周りの8つのセルを近傍 (Moore 近傍) とする。以下、標準的なライフゲームのルールを 2-3/3 と表記する。左側の数は生存に必要な生きの近傍セルの個数を表し、右側の数は誕生に必要な個数を表す。学習の対象は以下の3つである。

(1) ライフゲームの初期状態 (パターン) ライフゲームの初期状態を学習する。遺伝子を CA の初期状態とし、目標とするパターンに応じた遺伝子長の値を、入力として与える。

(2) 拡張ライフゲームの初期状態 拡張ライフゲームとは、ライフゲームの生きの状態を 1, 2 の2状態にし、死の状態である 0 を含めた3状態に拡張したものである。ライフゲームの 2-3/3 ルールを基に、拡張ライフゲームのルールを以下のように設定する。パターンの学習や遺伝子の設定はライフゲームと同様に行う。

- 生のセルに隣接する生きたセルが3つあれば、セルの状態が1増える。
- 生のセルに隣接する生のセルが2つか3つならば、次の世代でも生存する。
- 生のセルに隣接する生のセルが1つ以下ならば、セルの状態が1減る。
- 生のセルに隣接する生のセルが4つ以上ならば、セルの状態が1減る。

これは、上のルールほど優先度が高い。また、セルの状態数を超える範囲の値は取らず、現在の状態を維持する。まえがきで述べた2種類の学習について、それぞれ概要を示す。

Two-Dimensional Cellular Automata by Using GA

Toshiaki Miyahara†, Katsuhiko Nakamura‡

†Graduate School of Science and Engineering, Tokyo Denki University

‡School of Science and Engineering, Tokyo Denki University

†11rmj34@ms.dendai.ac.jp, ‡nakamura@rd.dendai.ac.jp

表 1: GA を用いたシステムの学習結果

パターン	生のセル数	世代数	種類
プリンカー	3	65	振動子
ヒキガエル	6	47	振動子
ビーコン	8	119	振動子
グライダー	5	35	移動型

(3) 2次元多状態 CA における局所関数の学習 ペントミノなどの簡単な初期パターンを入力とし、特徴的なふるまいを示す 2次元 CA の規則集合を探索する。このために、各遺伝子を並べて局所関数の値を表す。この方法は、Mitchell らの局所関数を自動的に獲得する手法 [3] を基にしている。本研究で用いる 2次元 CA の遷移規則はライフゲームの標準ルールを参考に行っているため、生き残るために必要なセルの数や、誕生に必要なセルの数を GA で探索している。

適応度の評価 3つの学習における共通の目標として、振動子や移動物体、繁殖型を興味深いパターンとして発見する。そのために、適応度の評価には自己相関関数を用いて周期性の度合いを確認する。自己相関関数は、次のような量 $A(t)$ の時間平均をとったものである。

$$A(t) = v(t) \cdot v(t + \tau)$$

時間的に変化する状態中で生きているセルの総数 $v(t)$ について、ある時刻 t での値と、その τ だけ後の時刻での値の積を $A(t)$ とする。 $v(t)$ について、自己相関関数 $R(\tau)$ を次式で定義する。

$$R(\tau) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_0^T A(t) dt$$

$R(\tau)$ は状態について、時間 τ だけ離れた点の相関の大きさを表す量である。また移動型などを考える場合、上で述べた方法では $v(t)$ と $v(t + \tau)$ でずれが生じてしまい、うまく相関が取れない。そのため、本方式では τ の値によって相関を取る範囲を広げていく方法を取っている。

3 実験結果

(1) ライフゲームの初期状態 学習方式の評価のため 2-3/3 ルールのライフゲームに対し、パターンを発見する実験を行った。GA を用いた学習システムの実験結果の例を表 1 に示す。結果から、学習に自己相関関数を用いることにより周期性のあるライフゲームのパターンを発見できることを確認した。



図 1: R ペントミノの無限増殖

(2) 拡張ライフゲームの初期状態 コンウェイのライフゲームのよりも複雑なふるまいを示す振動型や無限増殖するパターンを発見できた。

(3) 2次元多状態 CA における局所関数の学習 初期状態を R ペントミノとし、局所関数を学習する実験を行った。得られた局所関数を適用し、シミュレーションを行った結果を図 1 に示す。

以上の図のように、無限増殖する R ペントミノの局所関数を見出すことができた。

4 むすび

GA を用いた 2次元 CA の学習実験を行い、初期状態および規則集合を合成することができた。問題点として、今回使用した方式では局所解に陥ることが多く、規則集合を求めるために初期化を何度も行う必要があった。この原因は、個体数、交叉率、突然変異率などの探索能力に大きく影響するパラメータの設定が不十分であったことが考えられる。

今後の課題として次のものがある。

- 最適なパラメータの値を十分な準備実験により求める。
- 規則集合の生成時間を短くするために、アルゴリズムを改良し、より多くの興味深いパターンを生成する。

参考文献

[1] 中村 克彦, 宮原 俊明, GA を用いた形式言語を認識するセルオートマトンの学習, 2012

[2] K. Nakamura and K. Imada, Incremental Learning of Cellular Automata for Parallel Recognition of Formal Languages, LNCS6332, pp.117-131, 2010.

[3] M. Mitchell, James P. Crutchfield, and Peter T. Hraber, Evolving Cellular Automata to Perform Computations: Mechanism and Impediments, Physica D, vol.75, pp.361-391, 1994.