

## 混合ルールセルオートマトンの解析と合成

SAWAYAMA, Ryo / 澤山, 良

---

(開始ページ / Start Page)

1

(終了ページ / End Page)

72

(発行年 / Year)

2015-03-24

(学位授与年月日 / Date of Granted)

2015-03-24

(学位名 / Degree Name)

修士(工学)

(学位授与機関 / Degree Grantor)

法政大学 (Hosei University)

# 2014年度 修士論文

論文題名 混合ルールセルオートマトン  
の解析と合成

指導教授 斎藤 利通 教授

法政大学大学院理工学研究科

電気電子工学専攻修士課程

学生証番号：13R3131

サヤマ リョウ

氏名 澤山 良

# あらまし

本論文では, 所望の時空間パターンを生成できる混合ルールセルオートマトン (MCA) の合成法や安定性に関する考察を行う. MCA のダイナミクスはルールテーブルによって決定されるが, ルールテーブルの組み合わせ方は膨大である. その合成には何らかの手法が必要である. 本論文は以下の3つの手法について考察する. 3つの手法は遺伝的アルゴリズム (GA) を使用し, 安定性について考察していることが共通している.

まず1つ目の手法は AC/DC コンバータのスイッチング制御信号を教師信号とし, その教師信号への安定性について解析する. GA の適応度は教師信号への局所的安定性になる.

次に, 2つ目の手法は1次元2状態3近傍セルオートマトン (ECA) を使用した場合, ある周期信号に対して過渡現象が起こらない時空間パターンがある. そのパターンに対して, MCA と GA を使用して安定性を考察する. GA の適応度は過渡現象が起こらないパターンへの大域的安定性になる.

最後に, 3つ目の手法は ECA を使用した場合, 定常状態のみ存在するパターンがある. そのパターンを合成し, 安定性について考察する. GA の適応度は過渡現象を生成する頻度になる.

# Analysis of Cellular Automata with Mixed Rules and its Synthesis

## **Abstract**

This paper studies the synthesis and the stability of the cellular automata with mixed rules (MCA). Although the dynamics of MCA are determined by rule tables, the number of rule tables is enormous and brute-force search is almost impossible. We propose three synthesis methods based on the genetic algorithm (GA) which is related to the stability.

First, we analyze the stability of the teacher signal which is a periodic control signal of AC/DC converter. The fitness of GA is the local stability of the teacher signal.

Second, there are several isolated spatiotemporal patterns without transient phenomena by using the elementary cellular automata (ECA). We analyze the stability of those patterns by using MCA and GA. The fitness of GA is the global stability of an isolated pattern.

Finally, there are only isolated spatiotemporal patterns without transient phenomena by using ECA. We synthesize those patterns and analyze the stability. The fitness of GA is the number of times to enlarge transient states for steady states.

# 目次

<b>第1章</b>	<b>まえがき</b>	<b>9</b>
1.1	研究背景	9
1.2	研究目的	10
1.3	本論の構成	10
<b>第2章</b>	<b>混合ルールセルオートマトンへの周期信号の学習とその安定性</b>	<b>12</b>
2.1	導入	12
2.2	混合ルールCA	13
2.3	Digital return map	13
2.4	学習アルゴリズム	14
2.4.1	染色体とルールテーブル	14
2.4.2	適応度関数	14
2.4.3	アルゴリズム	15
2.5	数値実験	15
2.6	まとめ	16
<b>第3章</b>	<b>エデンの園配置に対する混合ルールセルオートマトンの学習</b>	<b>26</b>
3.1	導入	26
3.2	混合ルールCA	27
3.3	学習アルゴリズム	27
3.4	数値実験	28
3.5	まとめ	29

第4章 アフィン写像を形成するルールの合成と混合ルールセルオートマトン	42
4.1 導入	42
4.2 混合ルールCA	43
4.3 学習アルゴリズム	43
4.4 数値実験	45
4.5 まとめ	46
第5章 むすび	66
参考文献	67
研究業績	69
謝辞	71

# 目次

2.1	(a) MCA の時空間パターン (b) $i = 1$ のときのルールテーブル (RN145)	
	(c) $i = 4$ のときのルールテーブル (RN225) . . . . .	17
2.2	デジタルリターンマップ (a) 3 周期 PEO に対する EPP (b) 3 周期 PEO に対する DEPP . . . . .	18
2.3	教師信号 . . . . .	19
2.4	3 相 AC/DC コンバータ回路 . . . . .	19
2.5	AC/DC コンバータの入出力波形とスイッチング制御信号 . . . . .	20
2.6	GA の進化過程 . . . . .	21
2.7	図 2.6 に対応するデジタルリターンマップ ( $g = 0$ ; #DEPP of TPEO = 15 ( $f_c = 26[\%]$ )) . . . . .	22
2.8	図 2.6 に対応するデジタルリターンマップ ( $g = 25$ ; #DEPP of TPEO = 22 ( $f_c = 38[\%]$ )) . . . . .	23
2.9	図 2.6 に対応するデジタルリターンマップ ( $g = 50$ ; #DEPP of TPEO = 26 ( $f_c = 45[\%]$ )) . . . . .	24
3.1	時空間パターン (赤い部分は定常状態を示し, 青い部分は過渡状態を示す. (a) ECA of RN56 (b) MCA of RN56 and 43 ) . . . . .	30
3.2	RN56 のデジタルリターンマップ (図 3.1(a) に対応した 8 周期 PEO.) . . . . .	31
3.3	RN56 のデジタルリターンマップ (2 周期 PEO) . . . . .	32
3.4	RN56 のデジタルリターンマップ (4 周期 PEO) . . . . .	33
3.5	RN56 のデジタルリターンマップ (8 周期 PEO) . . . . .	34
3.6	RN56 のデジタルリターンマップ (8 周期 PEO) . . . . .	35

3.7	RN56 のデジタルリターンマップ (8 周期 PEO) . . . . .	36
3.8	RN56 と RN43 の MCA に対する進化過程の CR と #PEO. . . . .	37
3.9	RN56 と RN43 を使用した MCA のデジタルリターンマップ. (a) 8 周期 PEO で, その PEO に対する #EPP は 246 個. (b) 2 周期 PEO で, その PEO に対する #EPP は 0 個. . . . .	38
3.10	GA の進化過程 (a) $K = 6$ (b) $K = 10$ . . . . .	39
4.1	時空間パターン (赤い部分は定常状態を示し, 青い部分は過渡状態を示 す. (a) ECA of RN15 (b) MCA of RN15 and 85 ) . . . . .	47
4.2	RN15 のデジタルリターンマップ (図 4.1(a) に対応した 8 周期 PEO) . . .	48
4.3	RN15 のデジタルリターンマップ (2 周期 PEO) . . . . .	49
4.4	RN15 のデジタルリターンマップ (4 周期 PEO) . . . . .	50
4.5	RN15 のデジタルリターンマップ (4 周期 PEO) . . . . .	51
4.6	RN15 のデジタルリターンマップ (8 周期 PEO) . . . . .	52
4.7	RN15 のデジタルリターンマップ (8 周期 PEO) . . . . .	53
4.8	RN85 のデジタルリターンマップ (8 周期 PEO) . . . . .	54
4.9	RN85 のデジタルリターンマップ (2 周期 PEO) . . . . .	55
4.10	RN85 のデジタルリターンマップ (4 周期 PEO) . . . . .	56
4.11	RN85 のデジタルリターンマップ (4 周期 PEO) . . . . .	57
4.12	RN85 のデジタルリターンマップ (8 周期 PEO) . . . . .	58
4.13	RN85 のデジタルリターンマップ (8 周期 PEO) . . . . .	59
4.14	RN15 と RN85 を使用した MCA に対する進化過程 (#EPP, #PEO). . . .	60
4.15	RN15 と RN85 を使用した MCA のデジタルリターンマップ. ( $g = 3$ のと き 2 周期 PEO を示していて, EPP の総数は 192 個.) . . . . .	61
4.16	RN15 と RN85 を使用した MCA のデジタルリターンマップ. ( $g = 10$ の とき 2 周期 PEO を示していて, EPP の総数は 240 個.) . . . . .	62

4.17 RN15 と RN85 を使用した MCA のデジタルリターンマップ. ( $g = 20$ のとき 2 周期 PEO を示していて, EPP の総数は 252 個.) . . . . .	63
---	----

# 表目次

2.1	教師信号 . . . . .	25
2.2	表 2.1 に対応したルールテーブル . . . . .	25
3.1	ECA と MCA の典型例 . . . . .	40
3.2	教師信号: 8 周期 PEO のエデンの園配置 . . . . .	40
3.3	教師信号の PEO に対する #EPP (エデンの園配置を実現させるルールの 組合せ) . . . . .	41
3.4	#PEO (エデンの園配置を実現させるルールの組合せ) . . . . .	41
4.1	ECA と MCA の典型例 . . . . .	64
4.2	The maximum number of EPP . . . . .	64
4.3	The minimum number of PEO . . . . .	64
4.4	定常状態と過渡状態の特徴量 . . . . .	65

# 第1章 まえがき

## 1.1 研究背景

セルオートマトン (CA) とは格子状のセルと単純なルールによって、複雑なダイナミクスを生成する時間、空間、状態が離散的な数学モデルである [1]. すべてのセルは自身とその周囲のセルの状態から次の時間の状態を決定するルールに支配され、その状態を一斉に変える. このとき、参照されるセルを近傍セル、その数を近傍数と呼ぶ. CA のルールテーブルは次の時間の状態を決定する遷移ルールの集合であり、近傍セルのとり得る状態の組み合わせの数だけのルールからなる. したがって、状態数、近傍数の増加によりその多様性は増す.

CA は 1940 年代にウラムとノイマンによる生物の自己複製モデルが提案された. 1980 年代になり、ウルフラムが CA の複雑な時空間パターンの振る舞いを膨大な計算機実験により系統的に以下の 4 つのクラスに分類した. クラス 1 が線形的構造, クラス 2 が周期的構造, クラス 3 がカオスの構造, クラス 4 が複雑な局所構造に対応することを示し、CA と微分方程式との対応を明らかにした. ラングトンは パラメータを導入し、先のウルフラムが提唱したクラスとルールテーブルの関係性を明らかにした. クラス 1, クラス 2 からクラス 3 のカオスの構造へ至る間に、あるセルが次の時間に 0 以外の内部状態に遷移する確率が、ある値を超えるとクラス 4 が現れるというルールテーブルの共通点を発見した.

CA は気流やカオス、フラクタルなどのシミュレーションや解析に用いるほか、物理、生物、化学、社会学の分野などのシステムのモデリングなど多種多様な応用がなされている. 他にも工学的応用として、サウンドデータの信号処理や情報圧縮、画像処理、自己複製、公開鍵暗号に対する暗号化アルゴリズム、[2]-[6] など多岐にわたる.

## 1.2 研究目的

CAには様々な応用が提案されているが,本論文では混合ルールCA (Mixed rules Cellular Automata, MCA)の解析や安定性に目的を絞る. MCAは1次元2状態3近傍CA (Elementary Cellular Automata, ECA)に比べて,多彩な時空間パターンを生成でき,また過渡状態の生成を可能とするため,安定性に優れる. MCAの研究はあまり行われていないので,本論文はMCAの基本動作解析の基礎となる. 特に定常状態と過渡状態に着目した解析を行う.

## 1.3 本論の構成

本論文は5章から構成され,以下にその概要を述べる.

### 第2章 混合ルールセルオートマトンへの周期信号の学習とその安定性

空間に依存したルールによって時間発展する新しいセルオートマトンを紹介し,それに所望の周期信号を銘記する学習アルゴリズムを提案する. MCAはECAに比べて,多彩な時空間パターンを生成する. 例題として,AC/DCコンバータのスイッチング制御信号を使用し,MCAを適用した場合をデジタルリターンマップ(Dmap)で解析する. 学習アルゴリズムとして遺伝的アルゴリズムを適用し,適応度計算では周期信号の局所的安定性に着目する. そのときに信号の安定性や学習過程について考察する.

### 第3章 エデンの園配置に対する混合ルールセルオートマトンの学習

使用するルールの数を2つ以内に限定したMCAを紹介し,それに所望の周期信号を銘記する学習アルゴリズムを提案する. まず,ある周期信号に対して過渡状態が存在しないECAの解析を行う. 次に,所望の周期信号に対して,安定性を高めるルールの組み合わせ方を最適化するアルゴリズムの提案を行う. 数値実験を行い,本章で提案されるアルゴリズムが過渡状態を生成し,所望の周期信号に対して安定性を高めることを示していく.

#### 第4章 アフィン写像を形成するルールの合成と混合ルールセルオートマトン

ECAにおいて,すべての定常状態に対して過渡状態が存在しないルールに着目したMCAを紹介する.今回,MCAを紹介するとともに定常状態に過渡状態を生成する学習アルゴリズムを提案する.まず,すべての定常状態に過渡状態が存在しないルールのECAを解析する.次に,すべての定常状態に過渡状態が存在しないルール同士を組み合わせ,過渡状態の生成を高めるルールの組み合わせ方を最適化するアルゴリズムの提案を行う.数値実験を行い,Dmapを用いて,学習過程における定常状態と過渡状態を解析する.

#### 第5章 むすび

本論文の総括をすると共に,今後の課題および展望について述べる.

# 第2章 混合ルールセルオートマトンへの の周期信号の学習とその安定性

## 2.1 導入

セルオートマトン (CA) [1] は時間, 空間, 状態がすべて離散的なデジタル力学系である. 簡素なルールによって, 状態が時間発展する. CA はルールと初期状態に依存して, 多彩な時空間パターンを生成することができる. CA の工学的応用としては, 信号処理, 情報圧縮, 自己複製, 暗号 [2]-[6] などが研究されている. CA の研究は基本的な非線形問題だけでなく, 応用においても重要である.

本章では, ダイナミクスが離散空間に依存した複数のルールによって決められる CA を提案する. このシステムを混合ルール CA (MCA) と呼ぶ. MCA はダイナミクスが単一のルールによって決まる 1 次元 2 状態 3 近傍 CA (ECA) を含んでおり, ECA よりも多彩な時空間パターンを生成することができる. MCA のダイナミクスを視覚化するために, 格子点で構成されたデジタルリターンマップ (Dmap) を導入する. 学習させる教師信号として, パワーエレクトロニクスの典型的な回路である AC/DC コンバータのスイッチング制御信号に対応した周期的時空間パターンを用いる [7]-[9]. この教師信号を埋め込み, その収束域をできるだけ広げることを目的とした学習アルゴリズムを提案する. 同アルゴリズムでは, GA [11] を使用する. まず, 教師信号を埋め込むためのルールを決定する. 本章ではルールの全ては決定せず, 未確定部 (Don't Care, DC) が存在する場合を対象とし, その DC を調整することによって教師信号への収束域の拡大を試みる. GA の染色体はその DC に対応し, 適応度関数はある教師信号の局所収束率に対応する. パラメータを適当に決定すると, ある程度の広さの収束域が得られることを示す. 本章の結果は MCA の学習アルゴリズムに関する基礎的なものであり, 今後の研究の発展が

期待される。

## 2.2 混合ルール CA

$S_N \equiv \{l_1, l_2, \dots, l_N\}$  を 1 次元リング型に配置された  $N$  個の格子点で構成される状態空間とする。  $l_1$  は  $l_N$  と隣接していて、  $l_{i+N}$  は  $l_i$  に等しい。  $x_i^t \in B$  は離散時間  $t$  における離散空間  $i$  の 2 値の状態変数とする。 MCA の動作は次式で記述される。

$$x_i^{t+1} = F_i(x_{i-1}^t, x_i^t, x_{i+1}^t) \quad (2.1)$$

ただし、  $i = 1 \sim N$ 。  $F_i$  は空間  $i$  に対して時間発展ルールを支配するブール関数である。 特有のルール番号が  $F_i$  に割り当てられる。 すなわち、  $o_0 = F_i(0, 0, 0), \dots, o_7 = F_i(1, 1, 1)$  とすると 2 進数の  $R_i = (o_0, \dots, o_7)$  が得られる。 これを 10 進数表現に変換するとルール番号 (RN) になる。  $i$  番目の 2 値状態の更新は両隣の状態に依存し、この場合を 3 近傍 CA と呼ぶ。 3 近傍の MCA では空間の位置  $S_N$  を固定した場合、ルール数は  $2^{2^r N}$  個存在する。 ルール数は空間  $N$  が増加するにしたがって、指数関数的に増加する。 簡素にするため、この後も  $r = 3$  の場合の MCA について解析する。 図 2.1 から空間によって異なる RN が適用されていることがわかる。 このことから MCA は ECA では表せない時空間パターンを生成できる。 なお、単一ルールをもつ ECA は Eq. (2.1) ですべての空間  $i$  に対して  $F_i = F$  が成り立つ場合に対応する。  $r$  近傍の CA ではルール数は  $2^{2^r}$  個存在し、  $r$  が増加するにしたがってルール数は指数関数的に増加する。

## 2.3 Digital return map

MCA の動作を視覚化するために、  $N = 4$  のときの Dmap を定義する。 定義は  $N$  次元まで拡張できる。 このとき、MCA は 4 次元 2 値空間  $B^4$  からそれ自身への写像と定義する。

$$\mathbf{x}^{t+1} = F_D(\mathbf{x}^t), \mathbf{x} \in B^N \quad (2.2)$$

もし,  $B^4$  のすべての要素を 10 進数で表せば,  $B^4$  は有理数の集合の部分集合である.

$$I_D = \{C_1, C_2, \dots, C_{2^4}\}, C_j = j/2^4.$$

$$C_1 \equiv (0000)_2, \dots, C_{2^4} \equiv (1111)_2$$

つまり,  $I_D$  からそれ自身への写像 (2.2) について論ずることができる. これをデジタルリターンマップ (Dmap) と言う. これから Dmap の基本的な定義について述べる.

定義 1 (定常状態):  $p = F_D^k(p), p \neq F_D^l(p), 0 < l < k$  であるとき, 点  $p \in I_D$  は  $k$  周期点 (PEP) と呼ぶ. ただし,  $F_D^k$  は  $F_D$  の  $k$  回合成である. 周期点の系列  $\{F_D(p), F_D^2(p), \dots, F_D^k(p)\}$  を周期軌道 (PEO) と呼ぶ. 図 2.2 (a) では 3 周期軌道を示している.

定義 2 (過渡状態): 周期点でないある点  $q \in I_D$  が軌道に落ち込むとき, 点  $q$  を最終的周期点 (EPP) と呼ぶ. このとき, 点  $F_D^m(q)$  が周期点となる正の整数  $m$  が存在する. また,  $m = 1$  のときの EPP を DEPP と呼ぶ. この DEPP は 1step の過渡状態をもつことを意味している. 図 2.2 (a) では 3 周期軌道に落ち込む EPP を示し, 図 2.2 (b) では 3 周期軌道に落ち込む DEPP を示している.

## 2.4 学習アルゴリズム

### 2.4.1 染色体とルールテーブル

本章の GA では, 染色体を CA のルールテーブルの出力ビットに対応させる. たとえば,  $RN145 \equiv (10010001)_2$  の染色体は図 2.1 (b) のようになる.

### 2.4.2 適応度関数

図 2.2 (b) で示すように, 周期軌道に収束する様子が確認できる. このとき, 定常状態に落ち着く前に 1step の過渡状態が存在することがわかる. ここで 1step の過渡状態をもつ EPP を DEPP と表す. 本章の GA の適応度関数は #DEPP に着目する. 適応度を以下で定義する.

$$fitness = \frac{\#DEPP}{\text{全ての格子点} - \#周期点} \times 100[\%] \quad (2.3)$$

たとえば, 図 2.2 (b) で #DEPP=1 であり, 適応度を計算すると  $fitness = \frac{1}{2^4 - 3} \times 100 \approx 7.69$  になる.

## 2.4.3 アルゴリズム

### Step 1: 初期集団生成

初期集団として  $K$  個の染色体を生成し, 初期世代  $g=0$  とする.

### Step 2: 評価

各染色体の適応度を計測する.

### Step 3: GA operation

最も適応度が高い染色体を次世代にそのまま残す. また, 最も適応度が低い染色体を最も適応度が高い染色体に置き換える. 次に 1 点交叉や突然変異を各々の確率で行う.

### Step 4: 終了条件

最大世代数 ( $g = G$ ) に達すれば終了する. そうでなければ ( $g < G$ ),  $g = g + 1$  とし Step2 へ戻る.

## 2.5 数値実験

MCA の学習アルゴリズムの機能を検討するために, 表 2.1 の教師信号を用いて数値実験を行う. 表 2.1 の教師信号を CA の時空間パターンに表したものが図 2.3 になる. この教師信号は 6 周期 6 次元の AC/DC コンバータのスイッチング制御信号である. この制御信号は図 2.4 の回路モデルに対して生成され, その目的は交流入力電圧を 6 個のスイッチによって直流出力電圧に変換することである. 図 2.5 はスイッチング制御信号を示してある. 図 2.4 の回路モデルのスイッチ  $S$  が on のときは表 2.1 の  $z_i^t = 1$  に対応し, off のときは  $z_i^t = 0$  に対応している.

ここで表 2.1 からルールテーブルを作ると, 表 2.2 となる. ルールの 8 出力のうち, 3 つの未確定部があり, これらを “Don’t Care” (DC) と呼ぶ. DC には 0 か 1 の 2 通りがあり, 表

2.2 から #DC=18 なのでルールの組み合わせ総数は  $2^{18}$  通り存在する。本論文では, DC に着目したルールの組み合わせ方に対して GA を使用する。

本数値実験では MCA を扱う。GA についてのパラメータは集団中の個体数:  $K = 20$ , 交叉を起こす確率:  $P_c = 0.9$ , 突然変異を起こす確率:  $P_m = 0.1$ , 最大世代数:  $G = 50$  として実験を行った。これらのパラメータを適当に設定した。

図 2.6 は各世代における最大適応度, 染色体集団の平均適応度を示したものである。また, 図 2.7, 2.8, 2.9 では各世代の最大適応度の染色体における Dmap を示している。これらの Dmap は  $g = 0$  のとき #DEPP=15,  $g = 25$  のとき #DEPP=22,  $g = 50$  のとき #DEPP=26 と推移した。本数値実験では  $g = 29$  以降, 最大適応度が更新されなかった。本数値実験の教師信号では #DEPP が増加した。#DEPP が増加したということは速い応答で誤り訂正を可能とすることになる。つまり, 本アルゴリズムが教師信号に対する安定性を強めたことになる。

## 2.6 まとめ

本章では MCA を提案し, AC/DC コンバータのスイッチング制御信号を教師信号として使用した。また, 周期信号の収束域に着目し, 安定性を考慮した学習アルゴリズムを提案した。本数値実験では局所的収束領域が広いのだが, これはルールテーブルの #DC が多かったためだと考えられる。#DC の変化による学習過程の変化を解析する必要があると考えられる。今後の課題として, MCA の定常状態や過渡状態の詳細な解析, 様々な教師信号や工学的応用への適用になる。

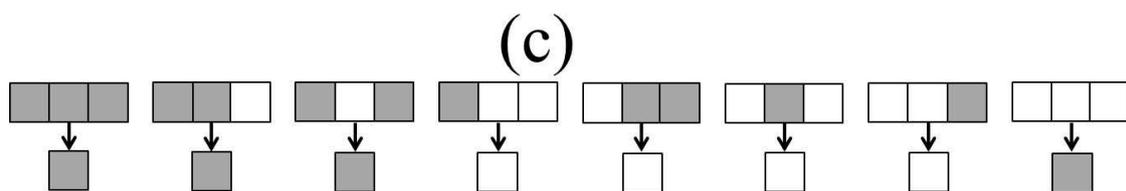
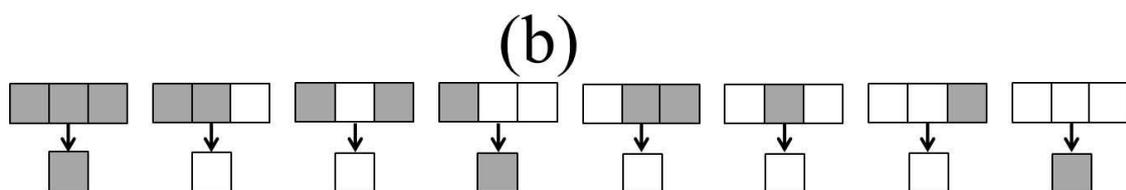
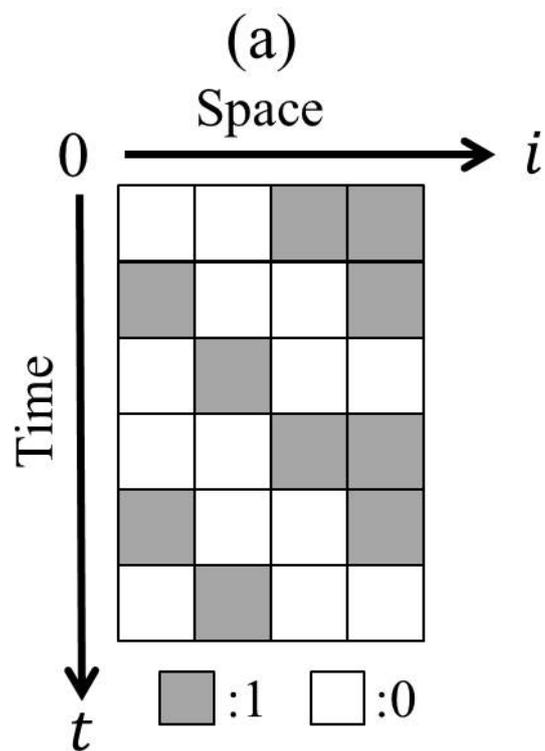


図 2.1: (a) MCA の時空間パターン (b)  $i = 1$  のときのルールテーブル (RN145) (c)  $i = 4$  のときのルールテーブル (RN225)

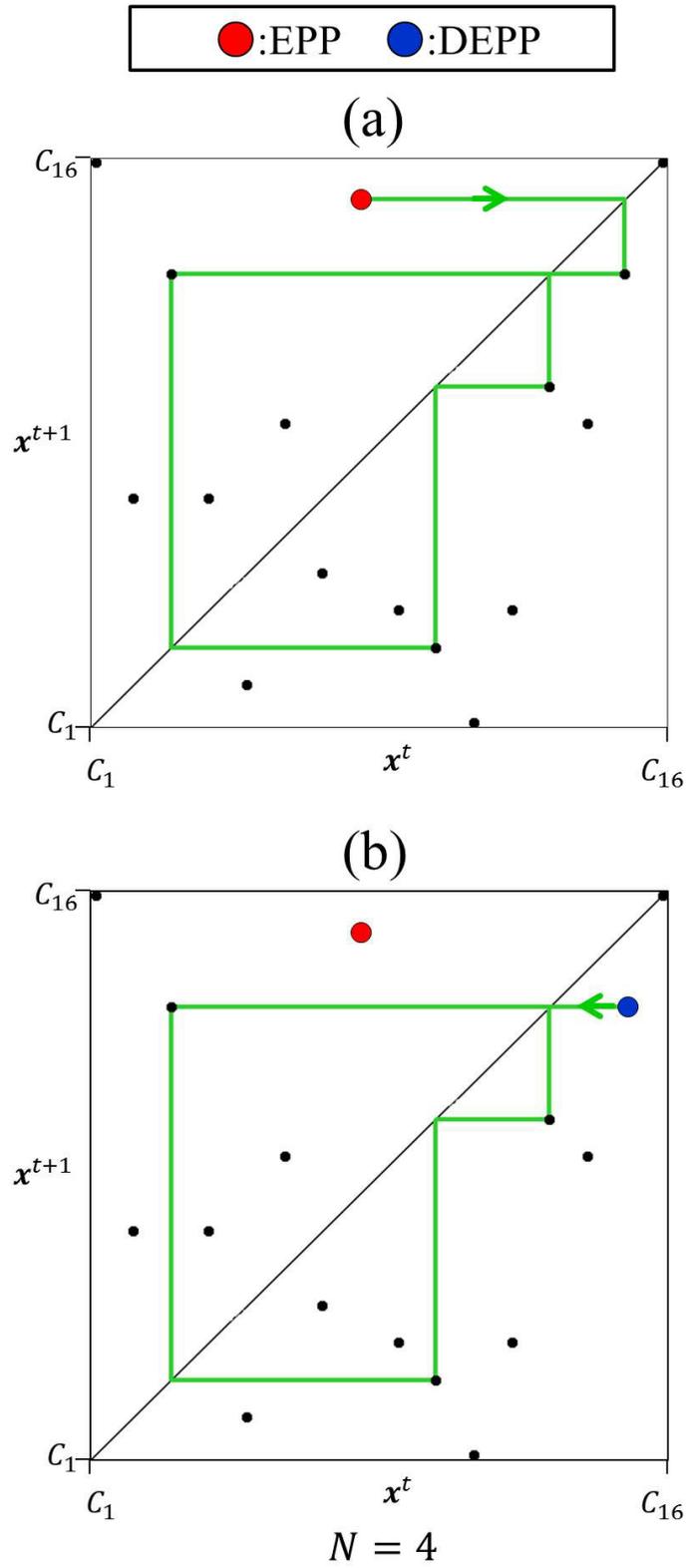


図 2.2: デジタルリターンマップ (a) 3 周期 PEO に対する EPP (b) 3 周期 PEO に対する DEPP

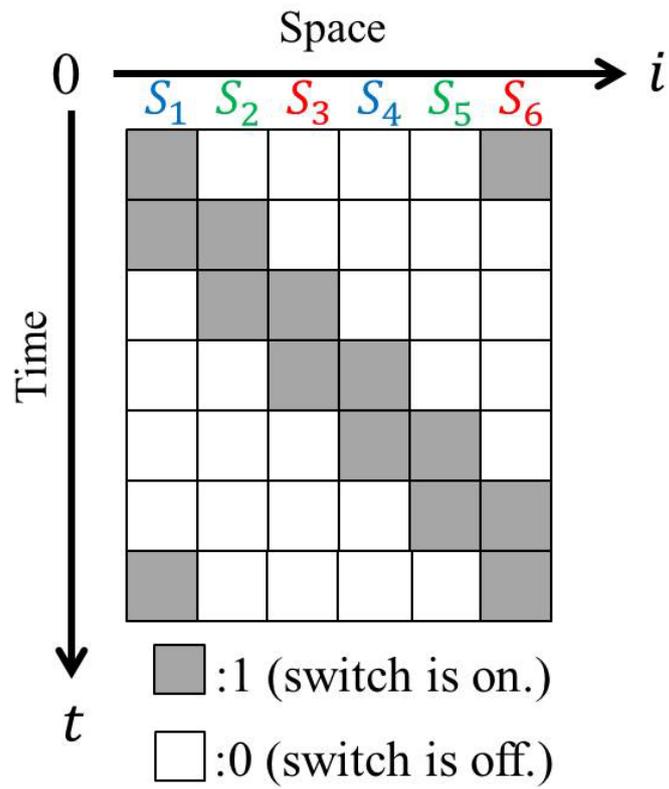


図 2.3: 教師信号

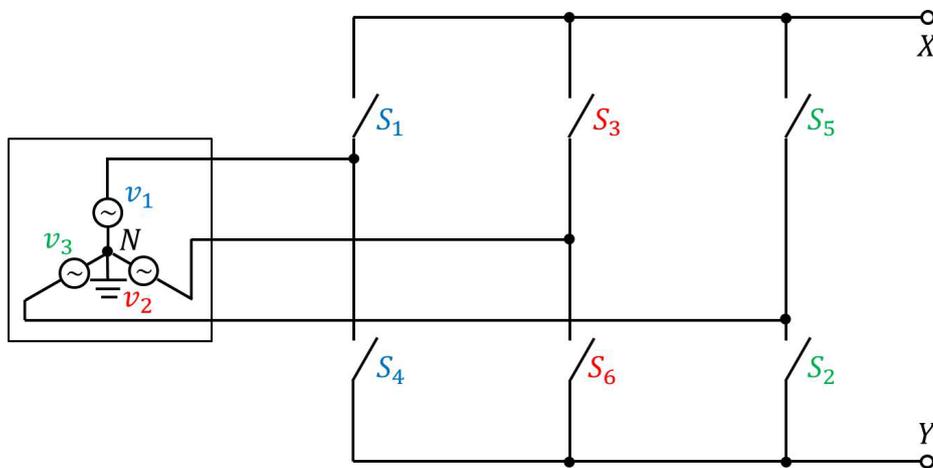


図 2.4: 3相 AC/DC コンバータ回路

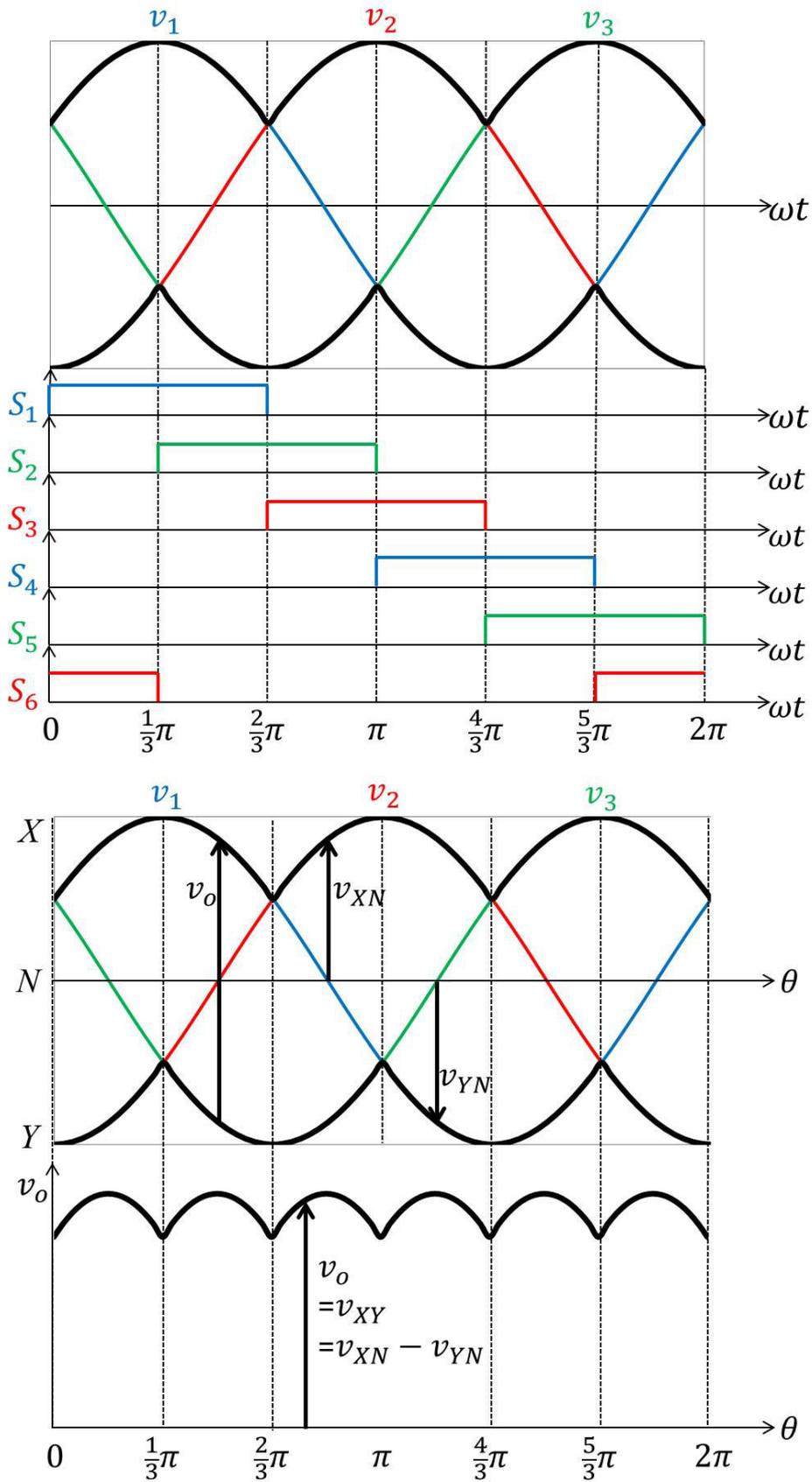


図 2.5: AC/DC コンバータの入出力波形とスイッチング制御信号

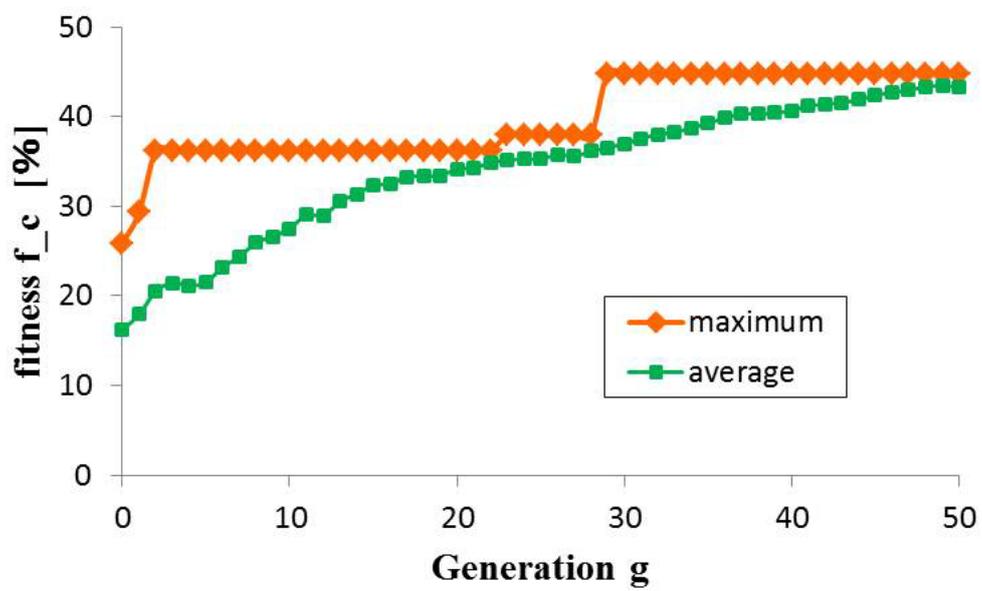


図 2.6: GA の進化過程

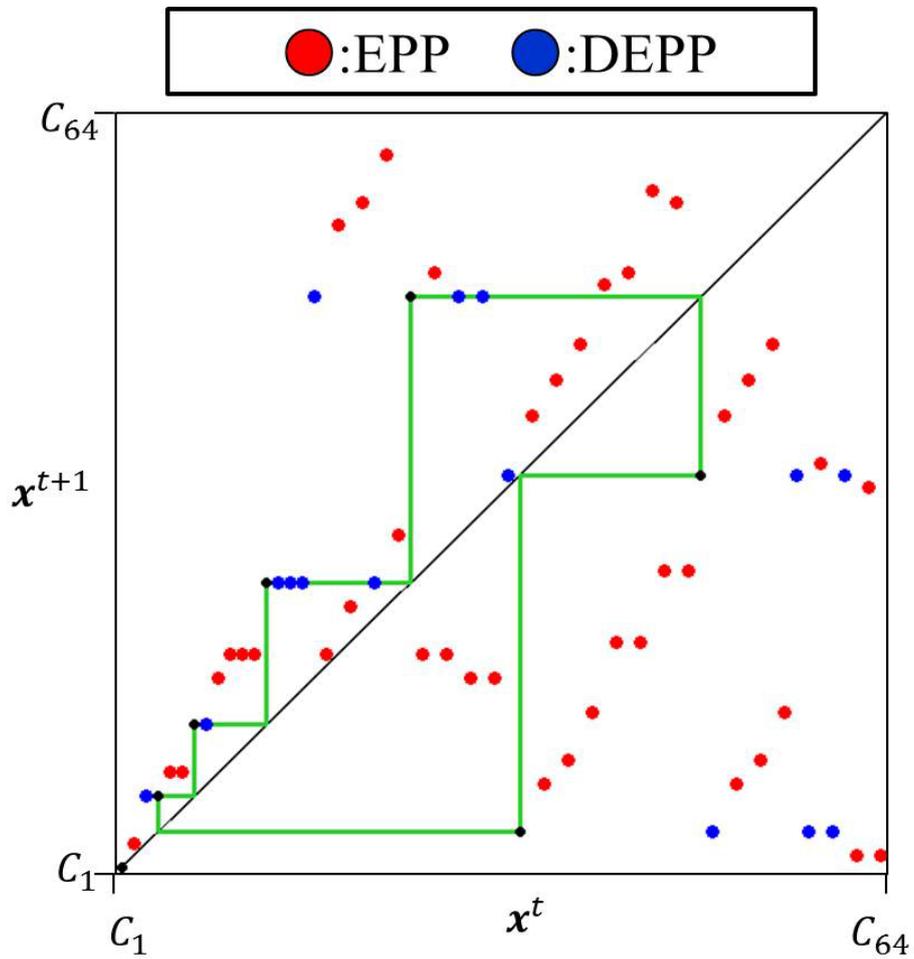


図 2.7: 図 2.6 に対応するデジタルリターンマップ ( $g = 0$ ; #DEPP of TPEO = 15 ( $f_c = 26[\%]$ ))

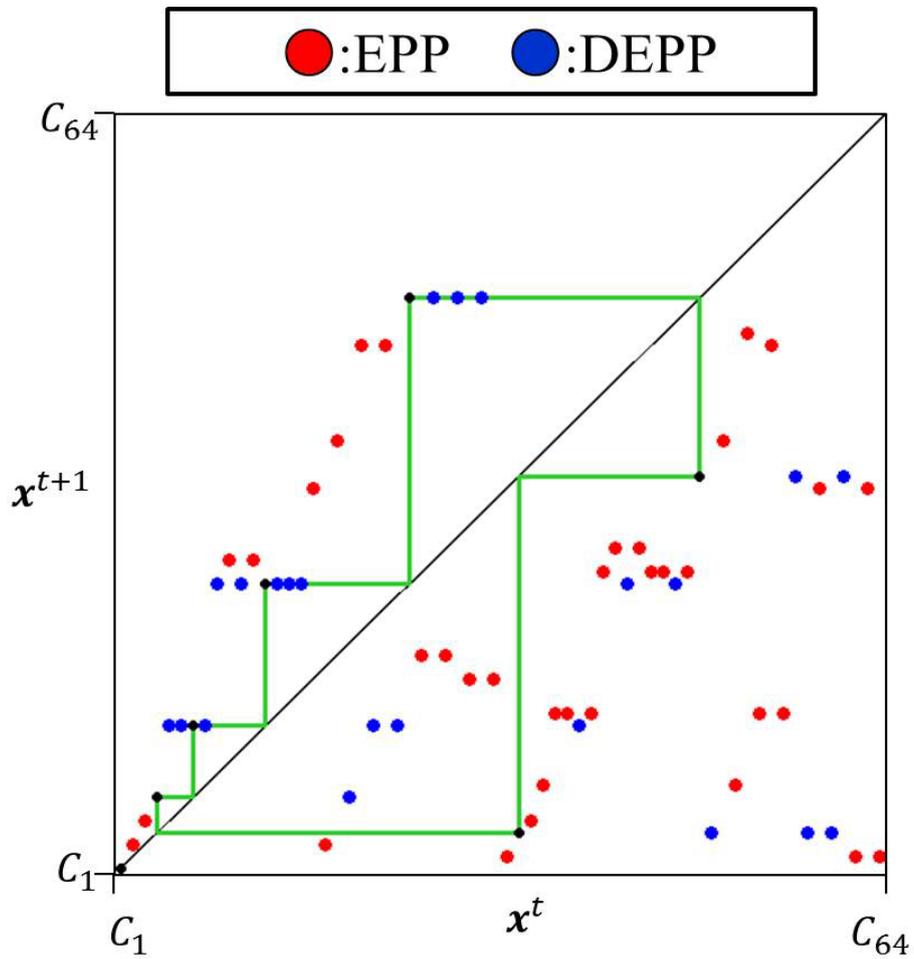


図 2.8: 図 2.6 に対応するデジタルリターンマップ ( $g = 25$ ; #DEPP of TPEO = 22 ( $f_c = 38[\%]$ ))

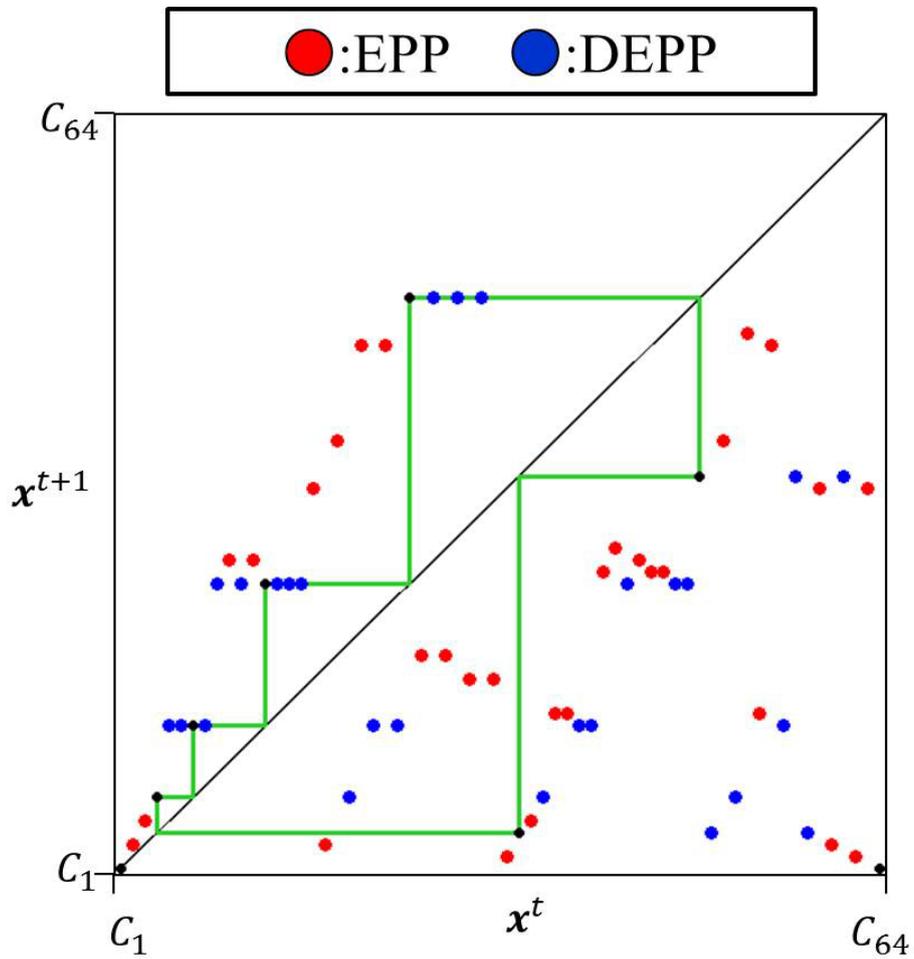


図 2.9: 図 2.6 に対応するデジタルリターンマップ ( $g = 50$ ; #DEPP of TPEO = 26 ( $f_c = 45[\%]$ ))

表 2.1: 教師信号

$z^1$	(1, 0, 0, 0, 0, 1)
$z^2$	(1, 1, 0, 0, 0, 0)
$z^3$	(0, 1, 1, 0, 0, 0)
$z^4$	(0, 0, 1, 1, 0, 0)
$z^5$	(0, 0, 0, 1, 1, 0)
$z^6$	(0, 0, 0, 0, 1, 1)
$z^7 = z^1$	(1, 0, 0, 0, 0, 1)

表 2.2: 表 2.1 に対応したルールテーブル

	111	110	101	100	011	010	001	000
$i = 1$	DC	1	DC	1	0	DC	0	0
$i = 2$	DC	1	DC	1	0	DC	0	0
$i = 3$	DC	1	DC	1	0	DC	0	0
$i = 4$	DC	1	DC	1	0	DC	0	0
$i = 5$	DC	1	DC	1	0	DC	0	0
$i = 6$	DC	1	DC	1	0	DC	0	0

# 第3章 エデンの園配置に対する混合 ルールセルオートマトンの学習

## 3.1 導入

セルオートマトン (CA) [1] は時間, 空間, 状態が離散的なシステムである. 簡素なルールによって, 状態が時間発展する. ルールと初期状態によって, CA は多彩な時空間パターンを生成できる. CA は基本的な非線形ダイナミクスの研究だけでなく, 信号処理, 情報圧縮, 自己複製, 暗号 [2]-[6] のような様々な工学的応用として研究されている. 本章では, 混合ルールを有するセルオートマトン (MCA) について解析を行う. CA は1つのルールによって状態が時間発展するが, 2つのルールの組み合わせによって状態が時間発展する MCA はより多彩な時空間パターンを生成できる. MCA の一般的な解析は困難であるため, 以下では MCA の分類とある定常状態の安定性について考察を行う. まず, 過渡現象が起こらない定常状態を生成する 1次元2状態3近傍 CA (ECA, [1]) について解析を行う. そのような定常状態をもつパターンはエデンの園配置 [10] と呼ばれる. デジタルリターンマップ (Dmap) を用いることで, 定常状態の数と種類を視覚化することができる. 次に, ECA によって得られる所望のエデンの園配置からロバスト性を向上させるために, 2つのルールの組合せ方を最適化するアルゴリズムを提案する. このアルゴリズムは遺伝的アルゴリズム (GA, [11]) を参考にしている. 以前にも, GA を用いた MCA に関するアルゴリズムの提案 [12] を行ったが, そのときは MCA で用いるルールの数を限定しなかった. 本章では, 使用するルール数を2つに限定することで, MCA の基礎解析を行う. 典型的なエデンの園配置に対して数値実験を行うと, この GA を基本としたアルゴリズムは過渡現象を生成し, 所望のエデンの園配置を安定化することができる. つまり, MCA は ECA よりもロバスト性のあるパターンを多く生成すること

ができる。本研究の結果は MCA の幅広い現象解析, 誤り訂正やロバスト性のある信号生成などの工学的応用に発展するかもしれない。

## 3.2 混合ルール CA

MCA と Dmap の基本定義は第 2 章にあるので, 本章では省く。図 3.2 は図 3.1 (a) の時空間パターンに対応しているエデンの園配置であり, 8 周期 PEO を表した RN56 の Dmap である。RN56 では他にも 8 個の PEO が存在し, 図 3.3 から 3.7 までに示されている Dmap はそのうちの 5 個である。つまり, RN56 は 1 周期 PEO が 1 個, 2 周期 PEO が 1 個, 4 周期 PEO が 1 個, 8 周期 PEO が 6 個で合計 9 個の PEO を生成でき, ECA は他の PEO が初期値に依存していることを示している。しかし, RN56 と RN43 の MCA では表 3.1 で示されているように図 3.2 にある 8 周期 PEO は EPP をもつ。その EPP は図 3.1 (b) の MCA の定常状態に遷移するまでの過渡状態に対応している。この MCA は 2 周期 PEO と 8 周期 PEO の合計 2 個の PEO が存在し, 図 3.2 にある 8 周期 PEO に対して 246 個の EPP が存在する。

## 3.3 学習アルゴリズム

MCA を合成するために, GA を基本としたアルゴリズムを提案する。MCA には膨大な種類が存在するため, 本章ではエデンの園配置の PEO に対して 2 種類のルールを混ぜた MCA に着目する。教師信号は ECA で実現できるエデンの園配置とする。エデンの園配置はロバスト性がないため, 安定性が低いと考えられる。安定性を高めるため, 教師信号の PEO に対して EPP を発生させることを目的とする。エデンの園配置の PEO を実現するルールは多種多様に存在するが, 本章では表 3.2 (図 3.1 (a)) にあるエデンの園配置の PEO に着目する。この PEO を実現できるルール番号の集合体 (RNS) を以下に示す。

$$\text{RNS} = \{40, 41, 42, 43, 56, 169, 170\} \quad (3.1)$$

これらのルールとエデンの園配置の PEO は文献 [10] に紹介されている。本章で提案する GA を基本としたアルゴリズムにおいて, RNS から 2 つのルールが選ばれ, 選ばれた

ルールをルール A とルール B とする. このアルゴリズムはルール A とルール B の 2 つのルールから構成され, 8 ビットの長さをもつ染色体を  $K$  個用意する. たとえば, 染色体として “ABBAABAB” が考えられる. どの染色体も時空間パターンの横軸のセル数と同じ数になる. アルゴリズムは以下で説明する.

#### Step 1: 初期集団生成

初期世代を  $g=0$  とする. 初期集団として半数の染色体を “AAAAAAAA” で生成し, もう半数の染色体を “BBBBBBBB” で生成する.

#### Step 2: 評価

染色体は以下の式で評価される.

$$CR = \frac{\#EPP \text{ of teacher signal PEO}}{2^N - \#PEP \text{ of teacher signal PEO}} \quad (3.2)$$

収束率 (Convergence Rate:CR) は教師信号の PEO への収束する割合を示している. もし,  $CR=100$  なら, すべての初期値が教師信号の PEO に収束し, その PEO は安定である. もし,  $CR=0$  なら, その PEO はエデンの園配置となる.

#### Step 3: GA operation

最も適応度が高い染色体を次世代にそのまま残す. また, 最も適応度が低い染色体を最も適応度が高い染色体に置き換える. 次に 1 点交叉や突然変異を各々の確率で行う.

#### Step 4: 終了条件

最大世代数 ( $g = G$ ) に達すれば終了する. そうでなければ ( $g < G$ ),  $g = g + 1$  とし Step2 へ戻る.

### 3.4 数値実験

前述のアルゴリズムと MCA の動作を確認するために数値実験を行う. 教師信号の PEO は表 3.2 (図 3.1 (a)) で示されている 8 周期の周期点をもち, 2 つのルール番号は RNS から選ばれる. GA のパラメータで, 個体数  $K = 8$ , 交叉率  $P_c = 0.9$ , 突然変異率  $P_m = 0.1$ , 最大世代数  $G = 30$  に固定する. RNS にあるすべてのルールは教師信号の PEO を生成できるので, GA のすべての世代で PEO の埋め込みは保証している. 図 3.8

は RN56 と RN43 の MCA に対する進化過程を示している。この典型例では、CR は早い世代で増加し、 $g = 11$  で収束する。CR が増加する一方で、PEO の数は減少している。最終的には図 3.9 で示しているように MCA は 2 個の PEO を生成する。Dmap を使用することで、8 周期 PEO には EPP の数が 246 個で教師信号の PEO が安定化することがわかった。ほかには 2 周期 PEO の EPP の数が 0 個となっていた。また、図 3.10 で個体数  $K$  を変化させたときの GA の進化過程を示している。それぞれ収束速度が変化していることが分かる。

RNS の中から 2 つのルールを選び、そのすべての組合せに対して本アルゴリズムを適用した結果を表 3.3, 3.4 に示す。表 3.3 は教師信号の PEO に対する EPP の数を表し、対角要素の部分は ECA を使用した場合である。一方、非対角要素の部分は MCA を使用した場合である。表 3.4 は PEO の数を表し、対角要素の部分は ECA を使用した場合で、非対角要素の部分は MCA を使用した場合である。ほとんどすべての組合せにおいて、MCA を使用した場合、ECA よりも多くの EPP の数をもつ。また、ECA よりも少ない PEO の数をもつ。これらの結果は MCA が安定した時空間パターンを生成できることを示唆している。

### 3.5 まとめ

本章では、使用するルールの数を 2 つに限定し、エデンの園配置を実現するルールを組み合わせた MCA に着目した。ECA のエデンの園配置の PEO を安定化するために、GA を基本としたアルゴリズムの提案を行った。MCA のダイナミクスを視覚化するために、Dmap を紹介した。数値実験を行った結果、教師信号の PEO を安定化するために GA を基本としたアルゴリズムが有効であると確認した。今後の課題として、MCA のダイナミクスの解析や工学的応用への検討が考えられる。

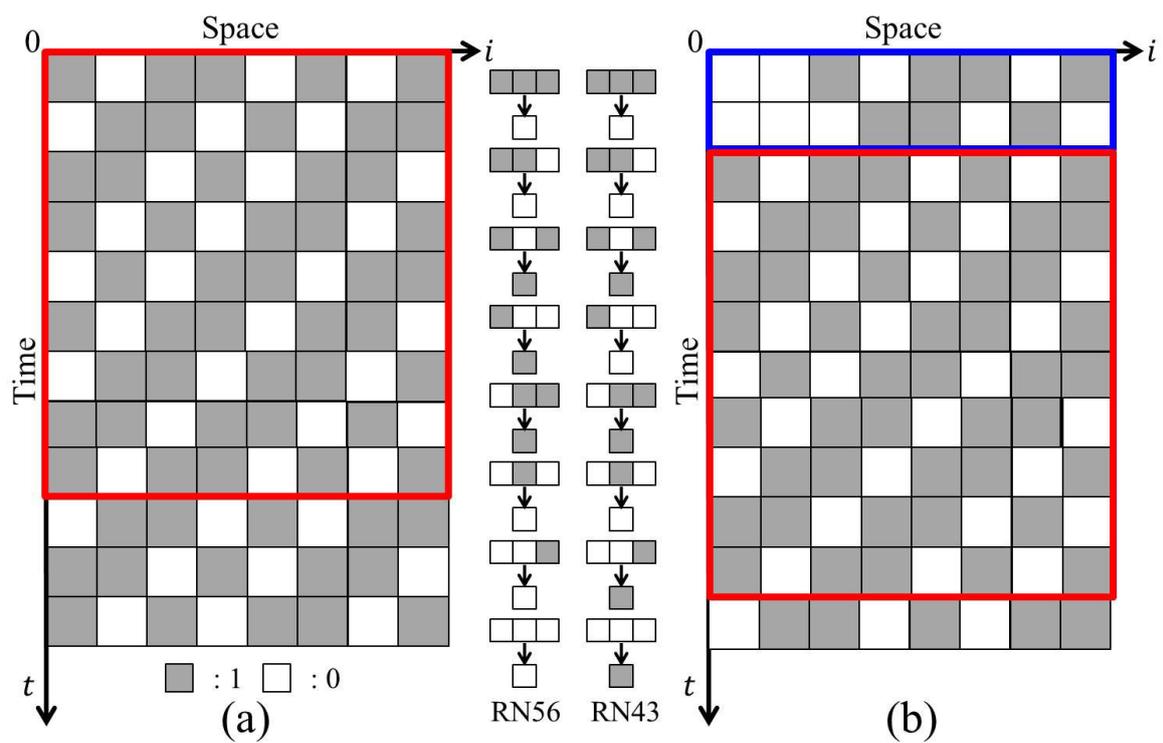


図 3.1: 時空間パターン (赤い部分は定常状態を示し, 青い部分は過渡状態を示す. (a) ECA of RN56 (b) MCA of RN56 and 43 )

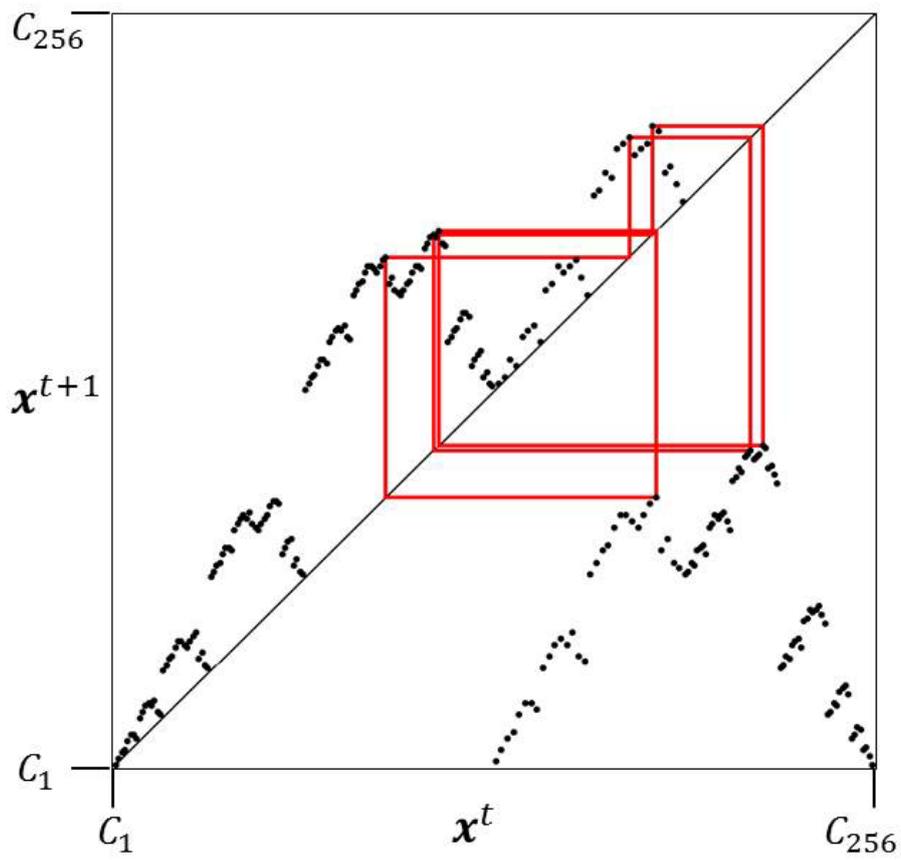


図 3.2: RN56 のデジタルリターンマップ (図 3.1 (a) に対応した 8 周期 PEO.)

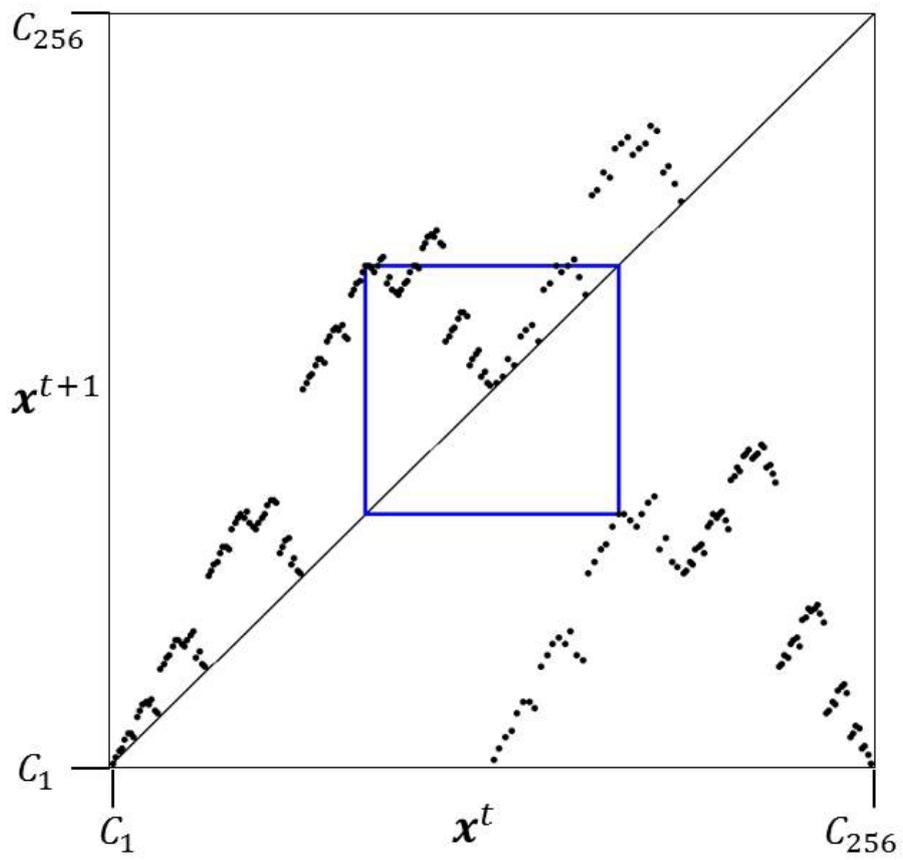


図 3.3: RN56 のデジタルリターンマップ (2 周期 PEO)

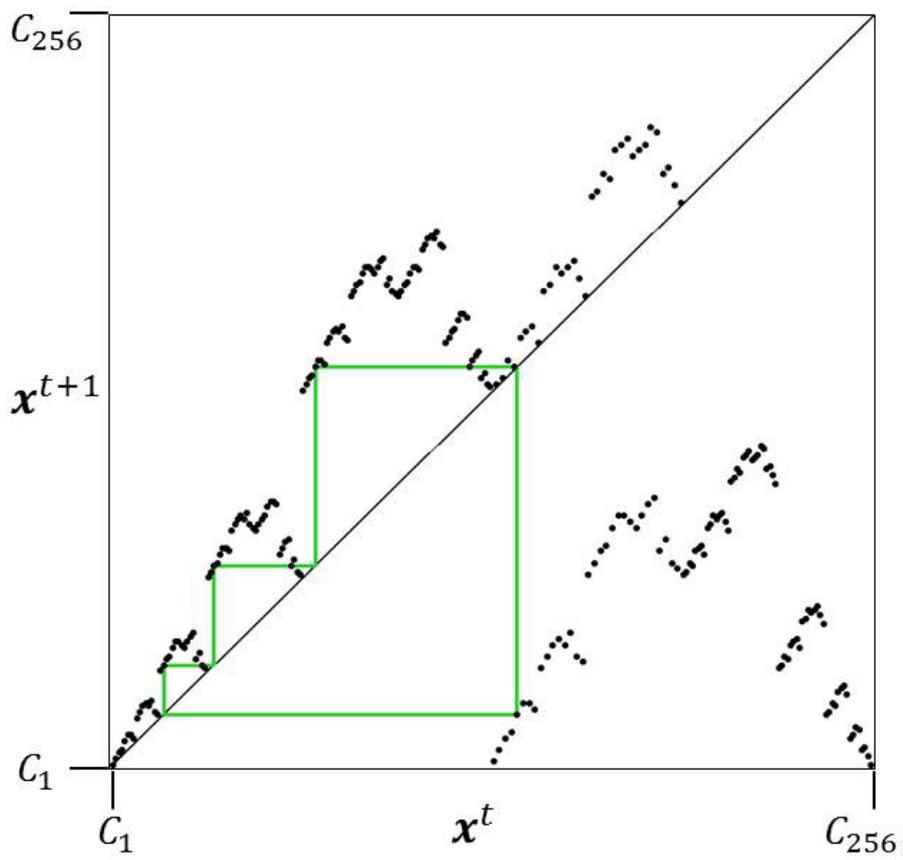


図 3.4: RN56 のデジタルリターンマップ (4 周期 PEO)

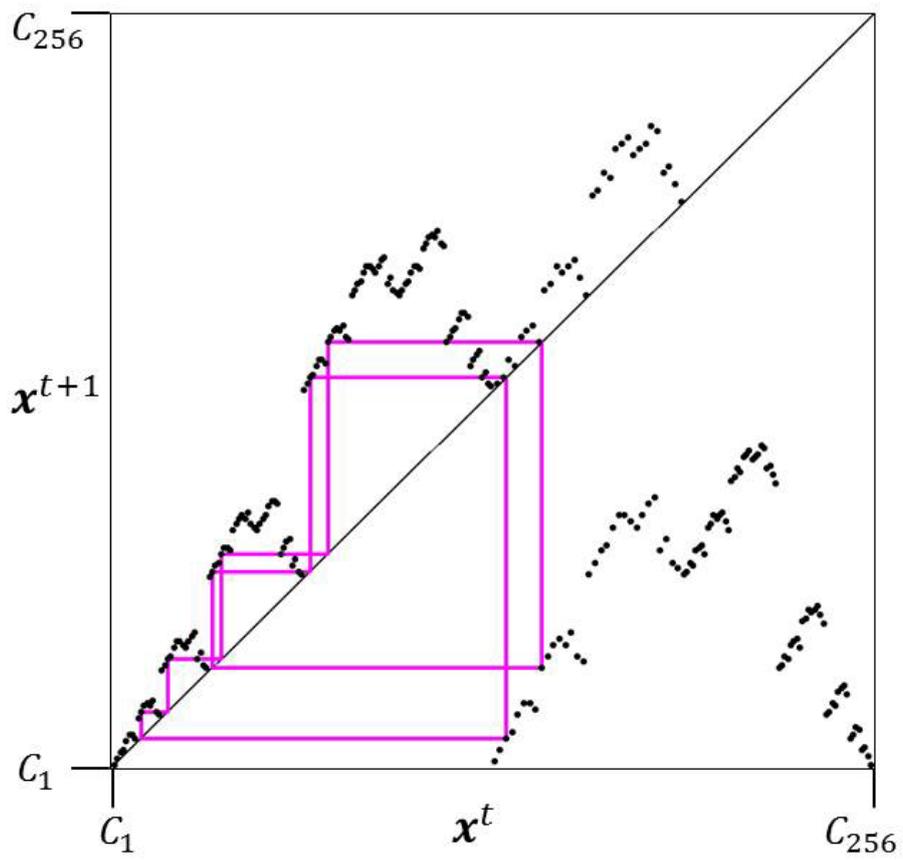


図 3.5: RN56 のデジタルリターンマップ (8 周期 PEO)

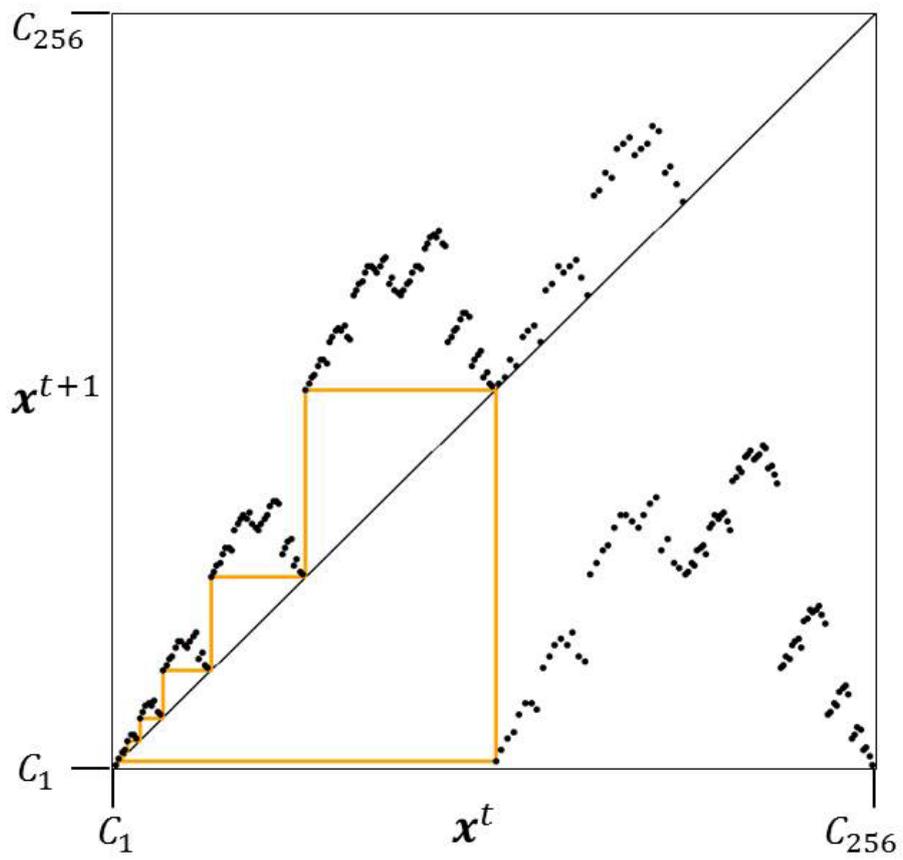


図 3.6: RN56 のデジタルリターンマップ (8 周期 PEO)

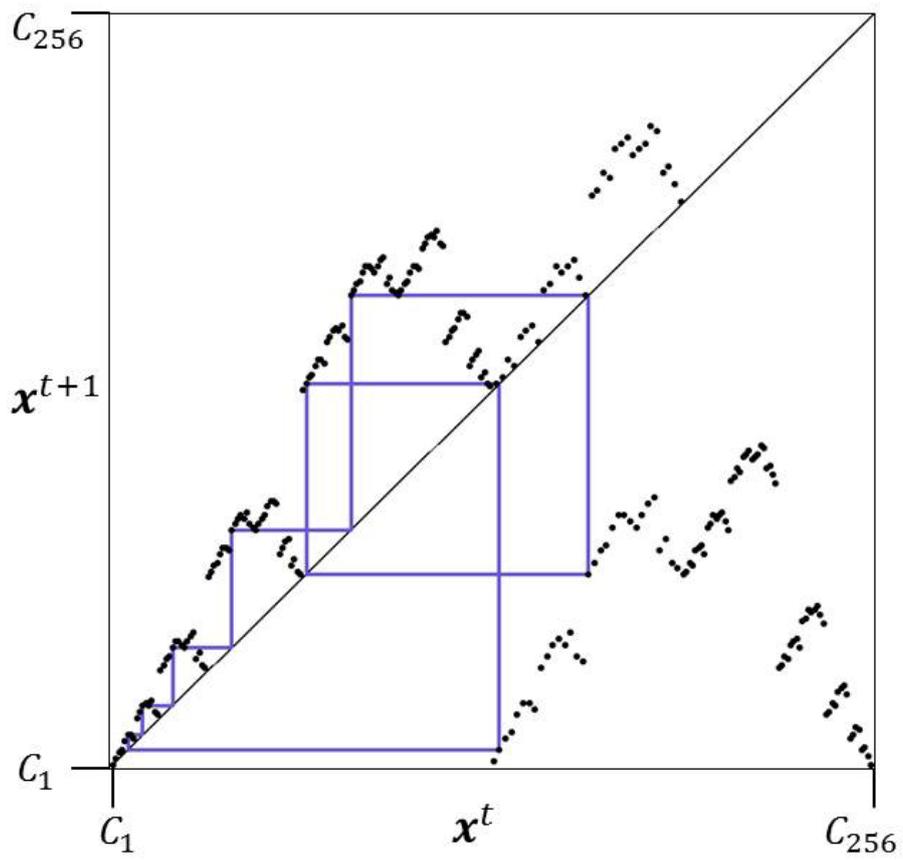


図 3.7: RN56 のデジタルリターンマップ (8 周期 PEO)

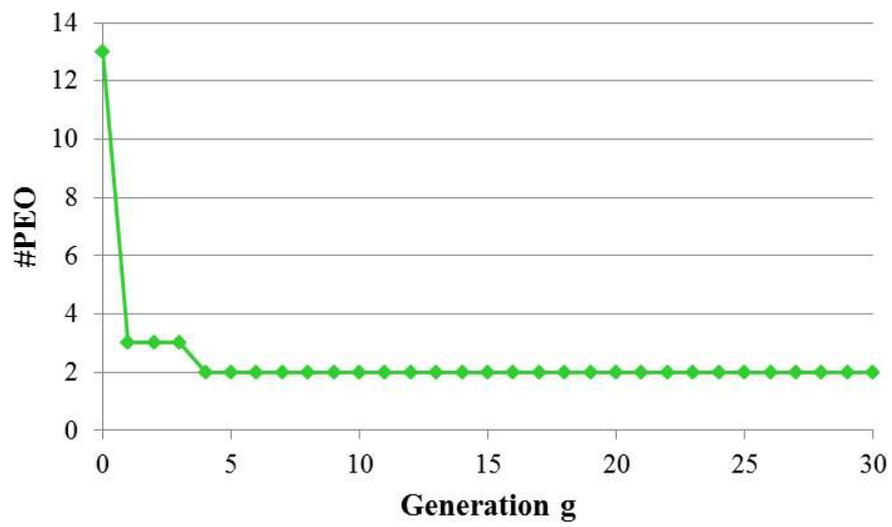
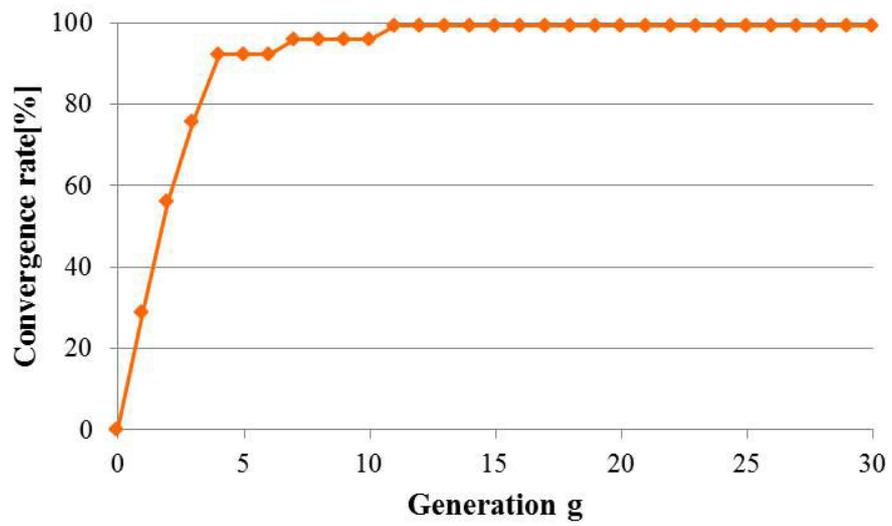


図 3.8: RN56 と RN43 の MCA に対する進化過程の CR と #PEO.

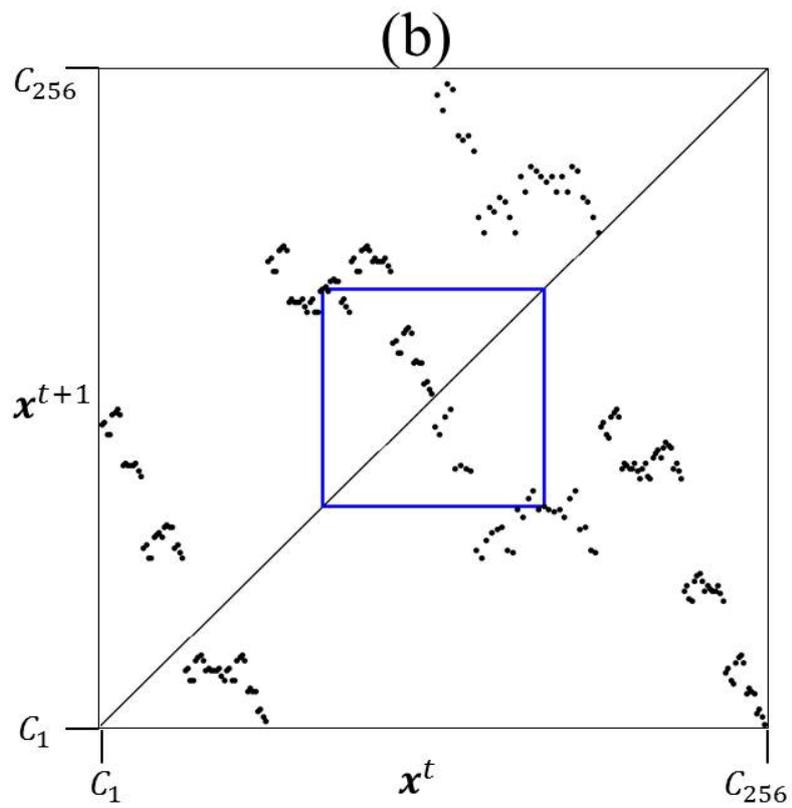
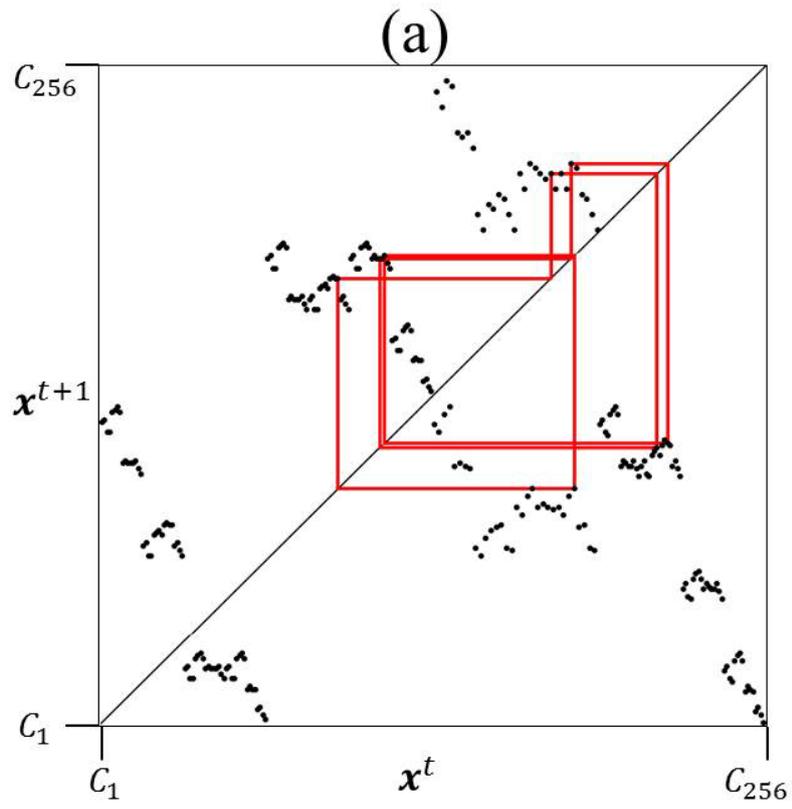


図 3.9: RN56 と RN43 を使用した MCA のデジタルリターンマップ. (a) 8 周期 PEO で, その PEO に対する #EPP は 246 個. (b) 2 周期 PEO で, その PEO に対する #EPP は 0 個.

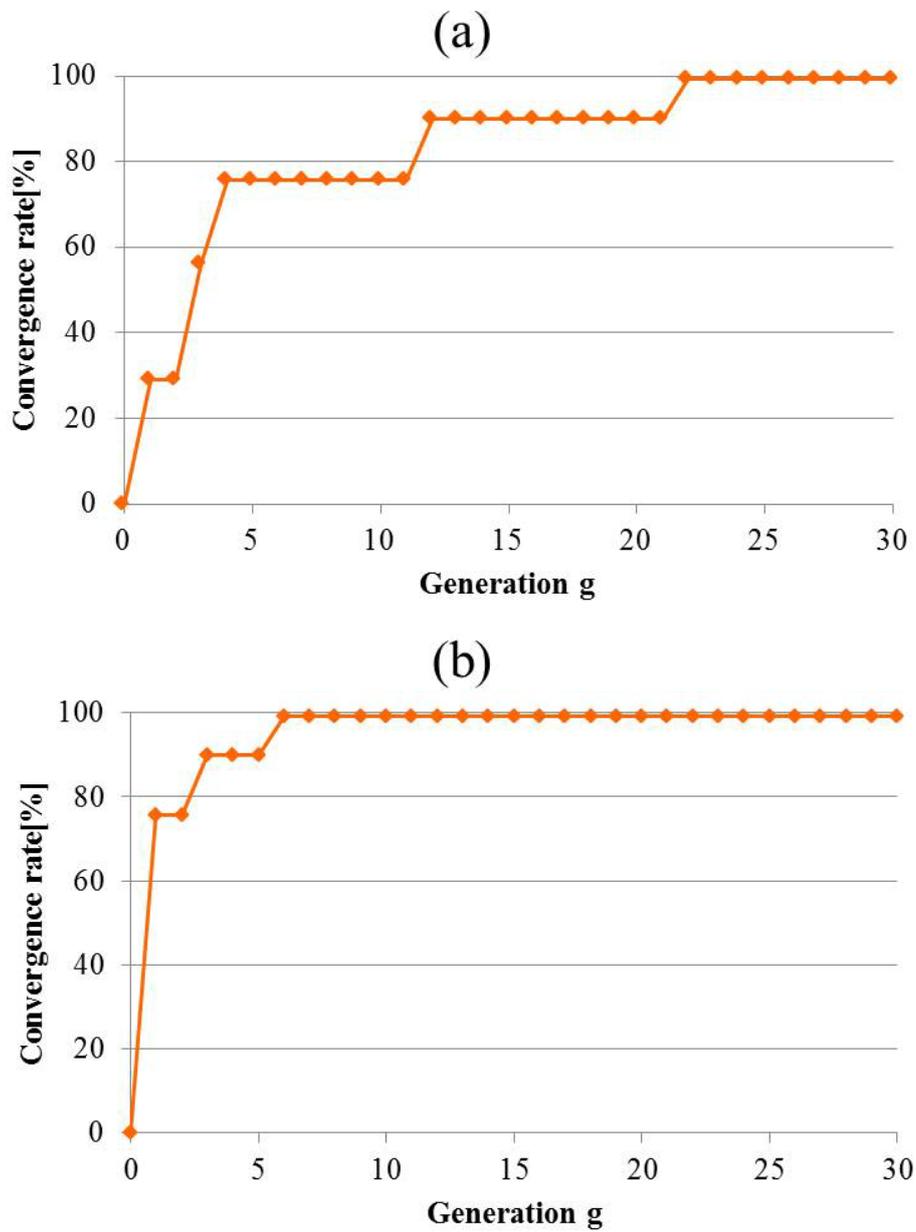


図 3.10: GA の進化過程 (a)  $K = 6$  (b)  $K = 10$

表 3.1: ECA と MCA の典型例

cell index	1	2	3	4	5	6	7	8	#PEO	#EPP
RN of ECA	56	56	56	56	56	56	56	56	9	0
RN of MCA	43	56	43	56	43	43	43	56	2	246

表 3.2: 教師信号: 8 周期 PEO のエデンの園配置

$z^1$	(1, 0, 1, 1, 0, 1, 0, 1)
$z^2$	(0, 1, 1, 0, 1, 0, 1, 1)
$z^3$	(1, 1, 0, 1, 0, 1, 1, 0)
$z^4$	(1, 0, 1, 0, 1, 1, 0, 1)
$z^5$	(0, 1, 0, 1, 1, 0, 1, 1)
$z^6$	(1, 0, 1, 1, 0, 1, 1, 0)
$z^7$	(0, 1, 1, 0, 1, 1, 0, 1)
$z^8$	(1, 1, 0, 1, 1, 0, 1, 0)
$z^9 = z^1$	(1, 0, 1, 1, 0, 1, 0, 1)

表 3.3: 教師信号の PEO に対する #EPP (エデンの園配置を実現させるルールの組合せ)

B \ A	40	41	42	43	56	169	170
40	0	2	0	2	0	21	20
41		0	2	0	147	21	20
42			0	2	136	21	20
43				0	246	21	20
56					0	169	168
169						0	1
170							0

表 3.4: #PEO (エデンの園配置を実現させるルールの組合せ)

B \ A	40	41	42	43	56	169	170
40	3	4	3	4	3	6	3
41		9	4	6	5	8	3
42			19	8	3	4	19
43				13	2	6	7
56					9	4	3
169						19	9
170							36

# 第4章 アフィン写像を形成するルールの合成と混合ルールセルオートマトン

## 4.1 導入

セルオートマトン (CA) [1] は時間, 空間, 状態が離散的なシステムである. 簡素なルールによって, 状態が時間発展する. ルールと初期状態によって, CA は多彩な時空間パターンを生成できる. CA は基本的な非線形ダイナミクスの研究だけでなく, 信号処理, 情報圧縮, 自己複製, 暗号 [2]-[6] のような様々な工学的応用として研究されている. 本章では, 混合ルールを有するセルオートマトン (MCA) について解析を行う. CA は1つのルールによって状態が時間発展するが, 2つのルールの組み合わせによって状態が時間発展する MCA はより多彩な時空間パターンを生成できる. MCA の一般的な解析は困難であるため, 以下では MCA の分類と過渡状態の生成について考察を行う. まず, 1次元2状態3近傍 CA (ECA, [1]) において, すべての定常状態に対して過渡現象が起こらないルールについて解析を行う. 一般に過渡現象が存在しない定常状態のパターンはエデンの園配置 [10] と呼ばれる. 本研究で扱うルールはすべての定常状態に対して過渡現象が起こらないため, すべての定常状態のパターンがエデンの園配置ともいえる. 解析手法としてデジタルリターンマップ (Dmap) を用いることで, 定常状態の数と種類を視覚化することができる. 次に, すべての定常状態に過渡状態が存在しないルール同士を組み合わせ, 過渡状態の生成を高めるため, 2つのルールの組合せ方を最適化するアルゴリズムを提案する. このアルゴリズムは遺伝的アルゴリズム (GA, [11]-[13]) を参考にしている. 本章では, 使用するルール数を2つに限定することで, MCA の基礎解析を行う. すべての定常状態に過渡状態が存在しないルール同士で数値実験を行うと,

GA を基本としたアルゴリズムは過渡状態を生成し, 特定の定常状態を安定化することができる. つまり, MCA は ECA よりもロバスト性のあるパターンを多く生成することができる. 本研究の結果は MCA の幅広い現象解析, 誤り訂正やロバスト性のある信号生成などの工学的応用に発展するかもしれない.

## 4.2 混合ルール CA

MCA と Dmap の基本定義は第 2 章にあるので, 本章では省く. 図 4.2 は図 4.1 (a) の時空間パターンに対応しているエデンの園配置であり, 8 周期 PEO を表した RN15 の Dmap である. RN15 では他にも 35 個の PEO が存在し, 図 4.3 から 4.7 までに示されている Dmap はそのうちの 5 個である. つまり, RN15 は 1 周期 PEO が 2 個, 2 周期 PEO が 1 個, 4 周期 PEO が 3 個, 8 周期 PEO が 30 個で合計 36 個の PEO を生成でき, ECA は他の PEO が初期値に依存していることを示している. RN85 も RN15 と似た特性をもち, 1 周期 PEO が 2 個, 2 周期 PEO が 1 個, 4 周期 PEO が 3 個, 8 周期 PEO が 30 個で合計 36 個の PEO を生成できる. 図 4.8 から 4.13 に示されている Dmap はそのうちの 6 個である. しかし, RN15 と RN85 の MCA では表 4.1 で示されているように EPP をもつ. その EPP は図 4.1 (b) の MCA の定常状態に遷移するまでの過渡状態に対応している. この MCA は 1 周期 PEO が 2 個と 2 周期 PEO が 1 個の合計 3 個の PEO が存在し, 1 周期 PEO に対して 126 個の EPP, 2 周期 PEO に対して 126 個の EPP が存在する.

## 4.3 学習アルゴリズム

MCA を合成するために, GA を基本としたアルゴリズムを提案する. MCA には膨大な種類が存在するため, 本章ではすべての定常状態がエデンの園配置であり, かつ Dmap の形状がアフィン写像であるルールに絞り, 2 種類のルールを混ぜた MCA に着目する. 評価関数を過渡状態の生成数, つまり EPP の数とし, 学習過程における PEO, EPP の数と Dmap の変化を解析していく. すべての定常状態がエデンの園配置になるルール番号

の集合体 (RNS) を以下に示す.

$$\text{RNS} = \{15, 85, 170, 240, 51, 204\} \quad (4.1)$$

これらのルールとエデンの園配置の PEO は文献 [10] に紹介されている. 本章で提案する GA を基本としたアルゴリズムにおいて, RNS から 2 つのルールが選ばれ, 選ばれたルールをルール A とルール B とする. このアルゴリズムはルール A とルール B の 2 つのルールから構成され, 8 ビットの長さをもつ染色体を  $K$  個用意する. たとえば, 染色体として “ABBAABAB” が考えられる. どの染色体も時空間パターンの横軸のセル数と同じ数になる. アルゴリズムは以下で説明する.

#### **Step 1: 初期集団生成**

初期世代を  $g=0$  とする. 初期集団として半数の染色体を “AAAAAAAA” で生成し, もう半数の染色体を “BBBBBBBB” で生成する.

#### **Step 2: 評価**

染色体は EPP の総数で評価される. たとえば, EPP の総数が 0 個のとき, すべての定常状態に対して過渡現象が起こらないことを意味している. また, どの染色体にも任意の PEO が最低 1 個以上存在するので, 1 周期 PEO が 1 個だけ存在するとき,  $N = 8$  の場合, EPP の数が 255 個で最大となる.

#### **Step 3: GA operation**

最も適応度が高い染色体を次世代にそのまま残す. また, 最も適応度が低い染色体を最も適応度が高い染色体に置き換える. 次に 1 点交叉や突然変異を各々の確率で行う.

#### **Step 4: 終了条件**

最大世代数 ( $g = G$ ) に達すれば終了する. そうでなければ ( $g < G$ ),  $g = g + 1$  とし Step2 へ戻る.

## 4.4 数値実験

前述のアルゴリズムと MCA の動作を確認するために数値実験を行う。2つのルール番号は RNS から選ばれる。GA のパラメータで、個体数  $K = 4$ , 交叉率  $P_c = 0.9$ , 突然変異率  $P_m = 0.1$ , 最大世代数  $G = 30$  に固定する。RNS にあるすべてのルールはすべての定常状態に過渡状態をもたない。図 4.14 は RN15 と RN85 の MCA に対する進化過程を示している。この典型例では、EPP の数は早い世代で増加し、 $g = 15$  で収束する。EPP の数が増加する一方で、PEO の数は減少している。RN15 と RN85 を合成した Dmap が図 4.15, 4.16, 4.17 となる。学習過程における Dmap の格子点の変化を図 4.15, 4.16, 4.17 で示している。Dmap を使用することで、EPP の総数が  $g = 3$  のとき図 4.15 で 192 個、 $g = 10$  のとき図 4.16 では 240 個、 $g = 20$  のとき図 4.17 では 252 個存在することがわかった。

RNS の中から 2つのルールを選び、そのすべての組合せに対して本アルゴリズムを適用した結果を表 4.2, 4.3 に示す。表 4.2 は EPP の総数を表し、対角要素の部分は ECA を使用した場合である。一方、非対角要素の部分は MCA を使用した場合である。表 4.3 は PEO の総数を表し、対角要素の部分は ECA を使用した場合で、非対角要素の部分は MCA を使用した場合である。ほとんどすべての組合せにおいて、MCA を使用した場合、ECA よりも多くの EPP の数をもつ。また、ECA よりも少ない PEO の数をもつ。これらの結果は MCA が安定した時空間パターンを生成できることを示唆している。

表 4.4 は定常状態と過渡状態の特徴量を示したものである。この表は表 4.2 の場合、ある PEO に対する EPP の最大数を表したものである。まず、安定 PEP の割合について説明する。RN15&85 (RN170&240) を組み合わせた MCA の場合、1 周期 PEO が 2 個、2 周期 PEO が 1 個存在し、PEP の合計が 4 個となる。このとき、2 個の 1 周期 PEO はそれぞれ、63 個の EPP をもち、2 周期 PEO は 126 個の EPP をもつ。したがって、2 周期 PEO が EPP の最大数を持ち、安定 PEP の割合が  $2/4 = 0.5$  となる。表 4.4 はすべての PEO に対して EPP をもたない MCA のルールの組合せについては言及していない。表 4.4 の結果は RNS にあるルールの Dmap の形状に関係しているかもしれない。

## 4.5 まとめ

本章では, 使用するルールを2つに限定し, すべての定常状態に過渡状態が存在しないルールを組み合わせたMCAに着目した. 過渡状態を生成するために, GAを基本としたアルゴリズムの提案を行った. MCAのダイナミクスを視覚化するために, Dmapを紹介した. 数値実験を行った結果, GAを基本としたアルゴリズムで定常状態, 過渡状態の解析に有効であると確認した. 今後の課題として, MCAの特徴量抽出や工学的応用への検討が考えられる.

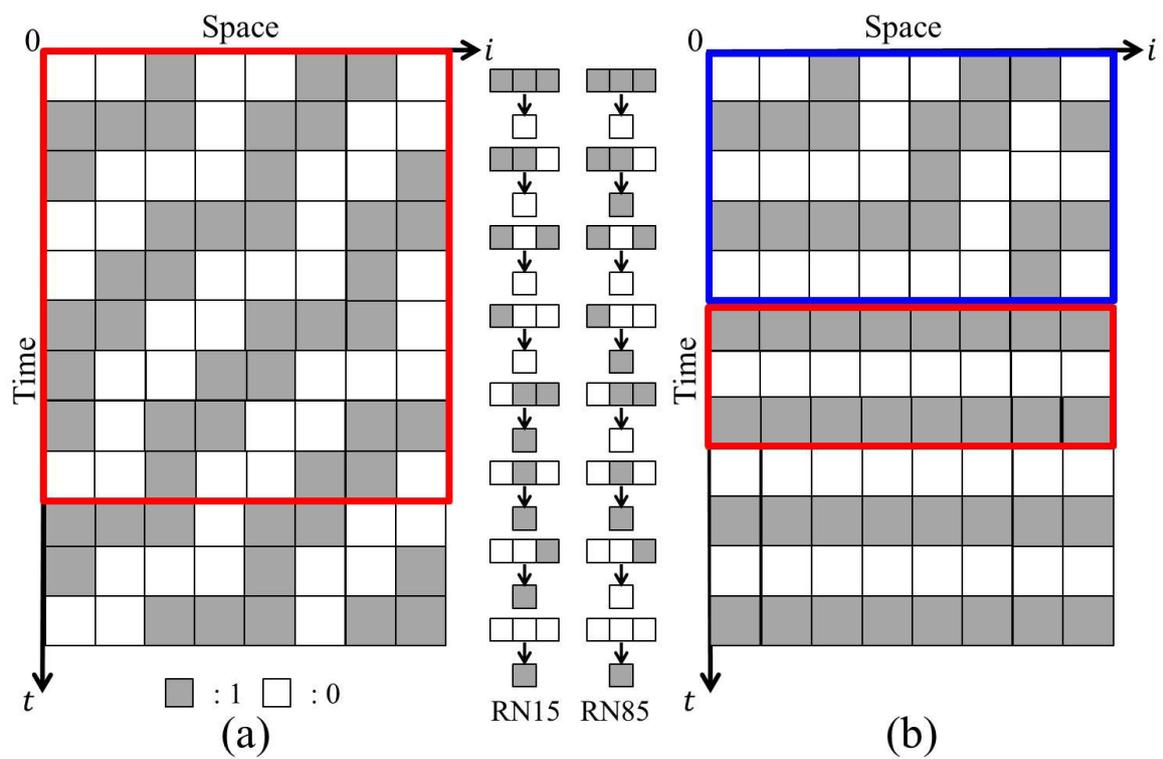


図 4.1: 時空間パターン (赤い部分は定常状態を示し, 青い部分は過渡状態を示す. (a) ECA of RN15 (b) MCA of RN15 and 85 )

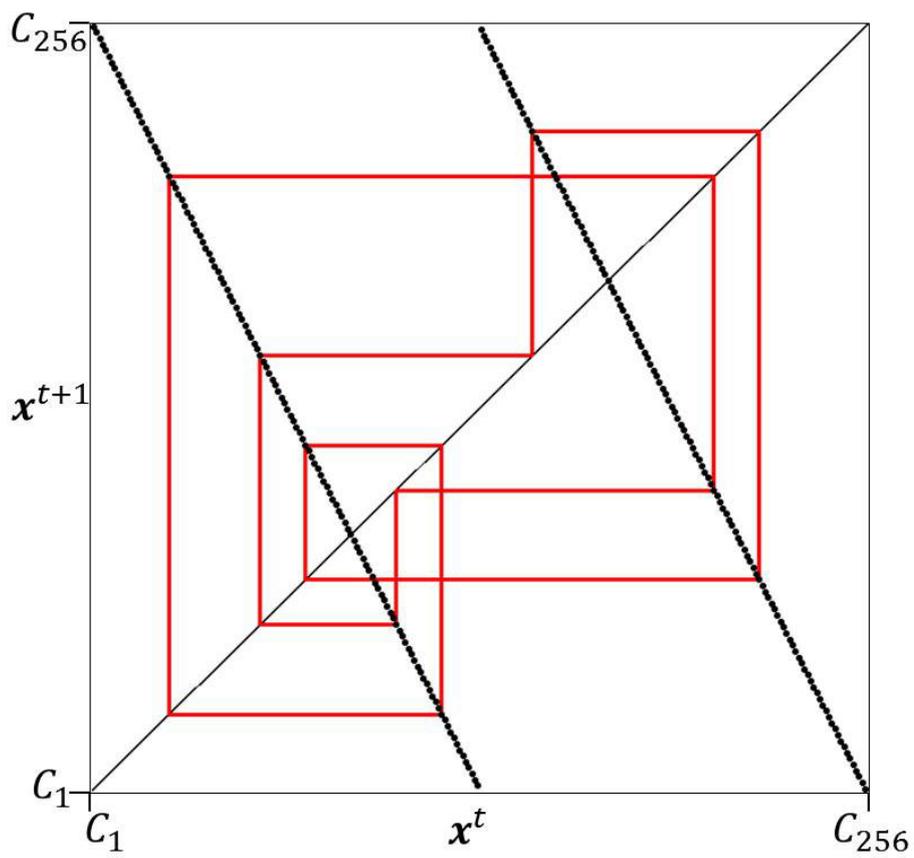


図 4.2: RN15 のデジタルリターンマップ (図 4.1 (a) に対応した 8 周期 PEO)

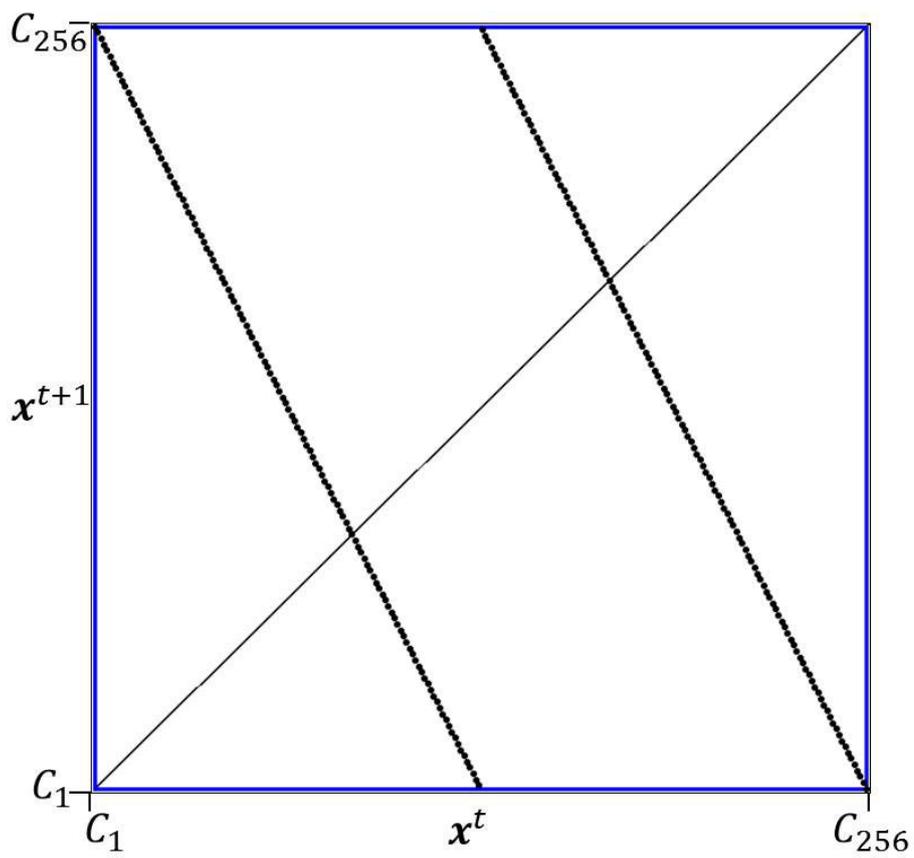


図 4.3: RN15 のデジタルリターンマップ (2 周期 PEO)

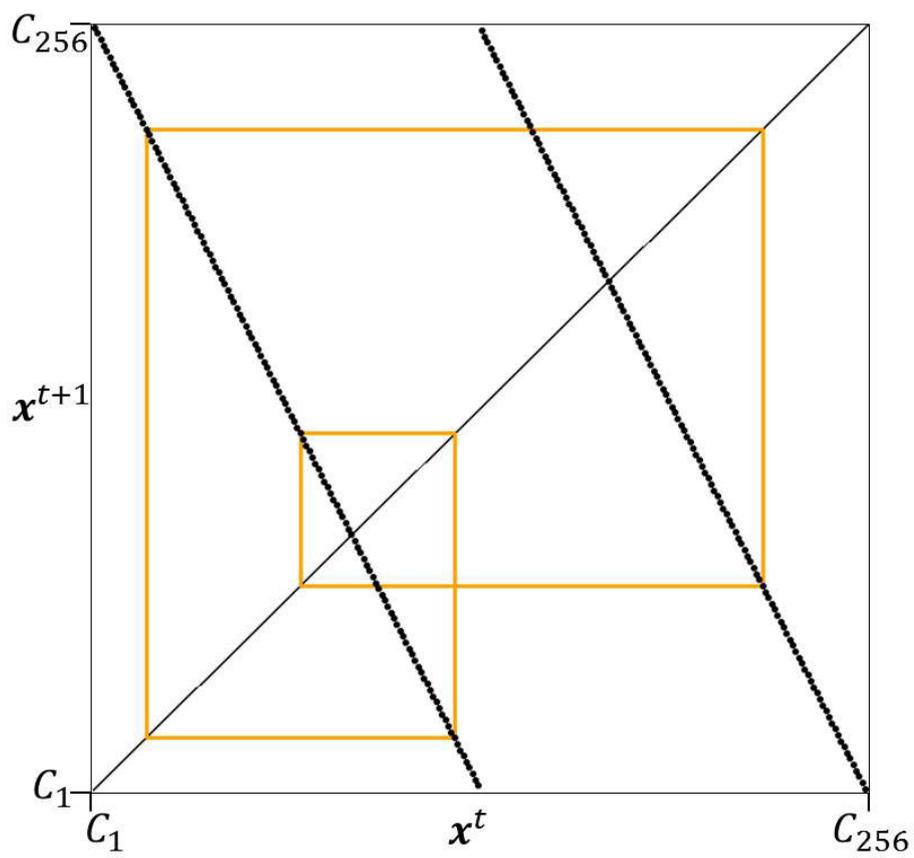


図 4.4: RN15 のデジタルリターンマップ (4 周期 PEO)

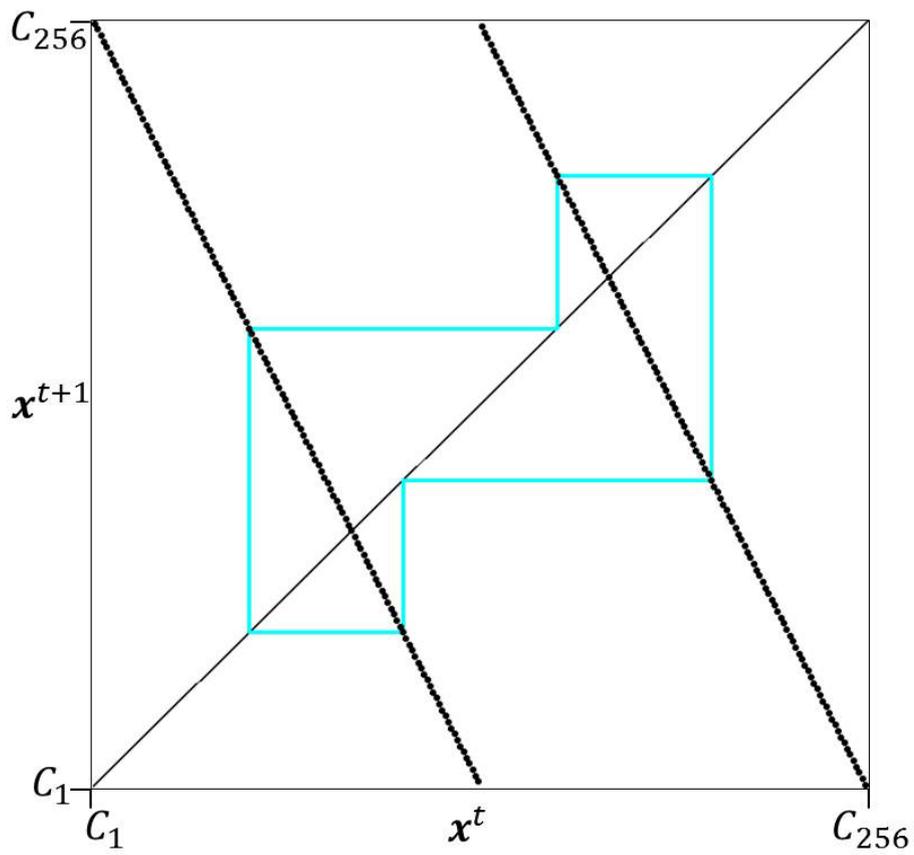


図 4.5: RN15 のデジタルリターンマップ (4 周期 PEO)

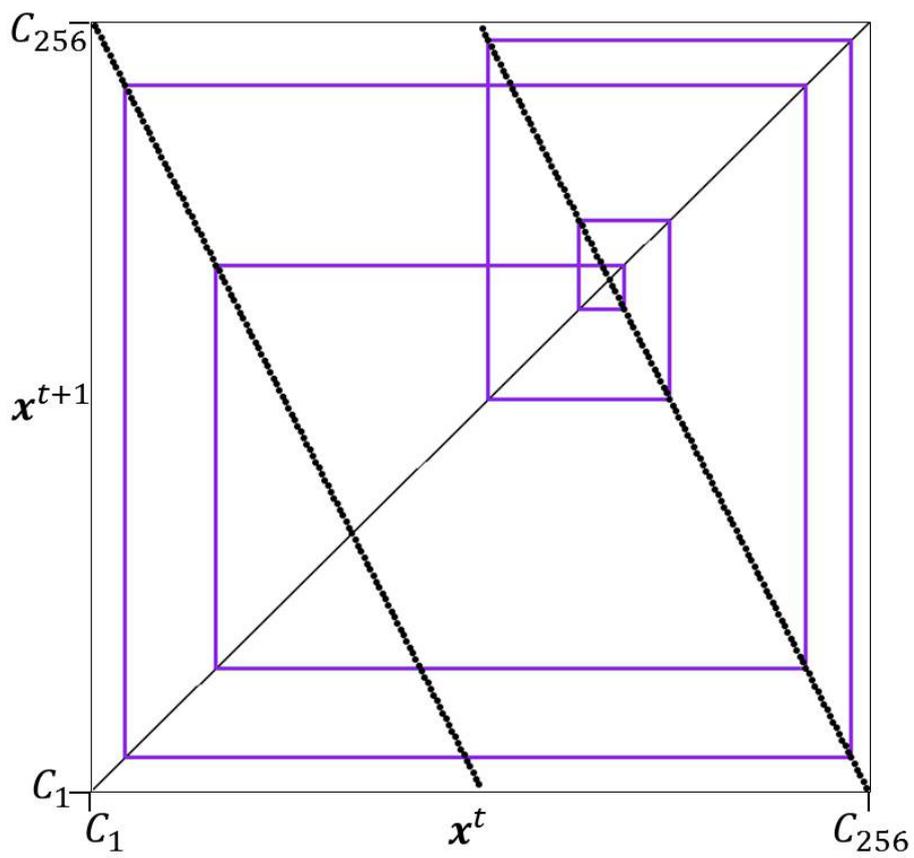


図 4.6: RN15 のデジタルリターンマップ (8 周期 PEO)

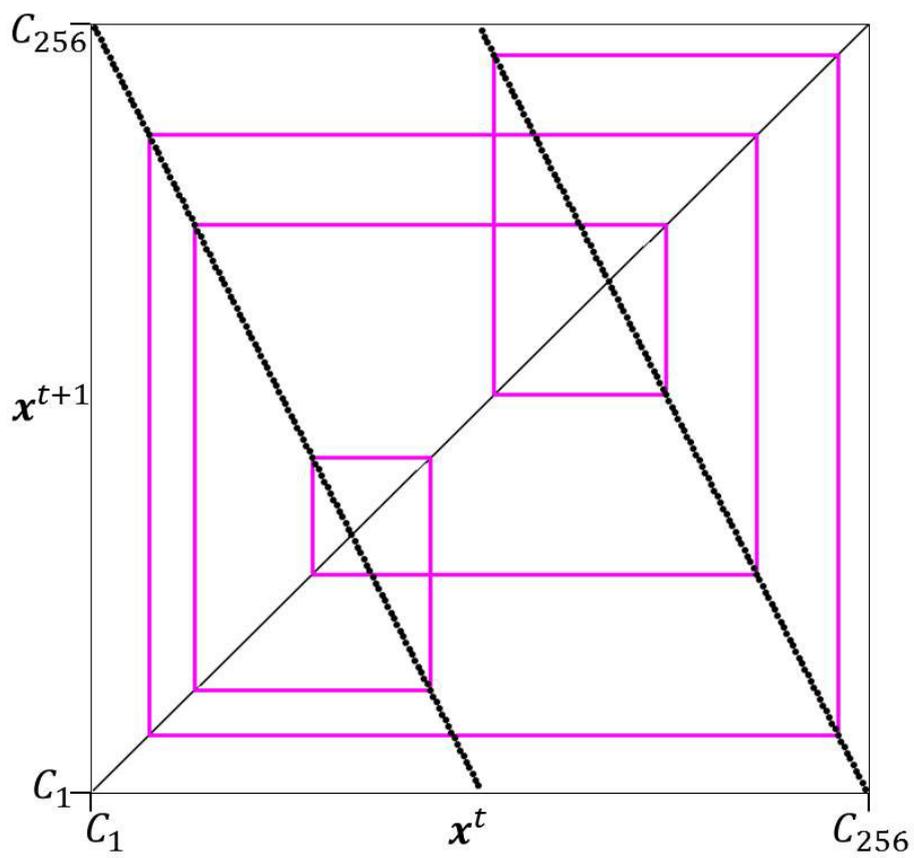


図 4.7: RN15 のデジタルリターンマップ (8 周期 PEO)

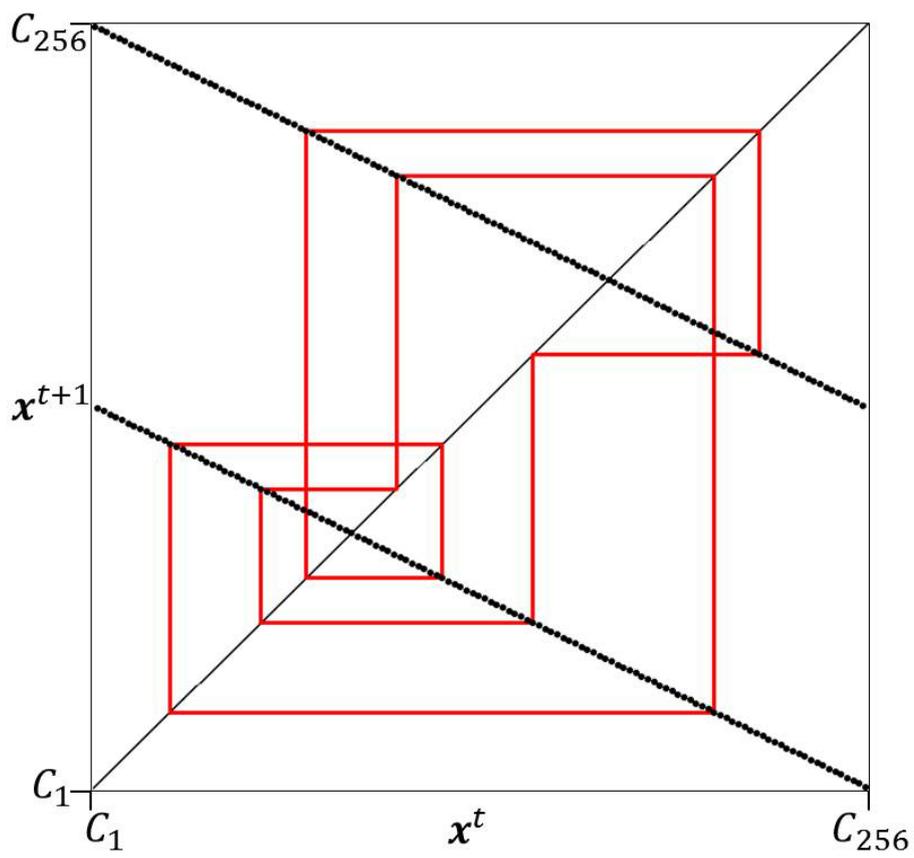


図 4.8: RN85 のデジタルリターンマップ (8 周期 PEO)

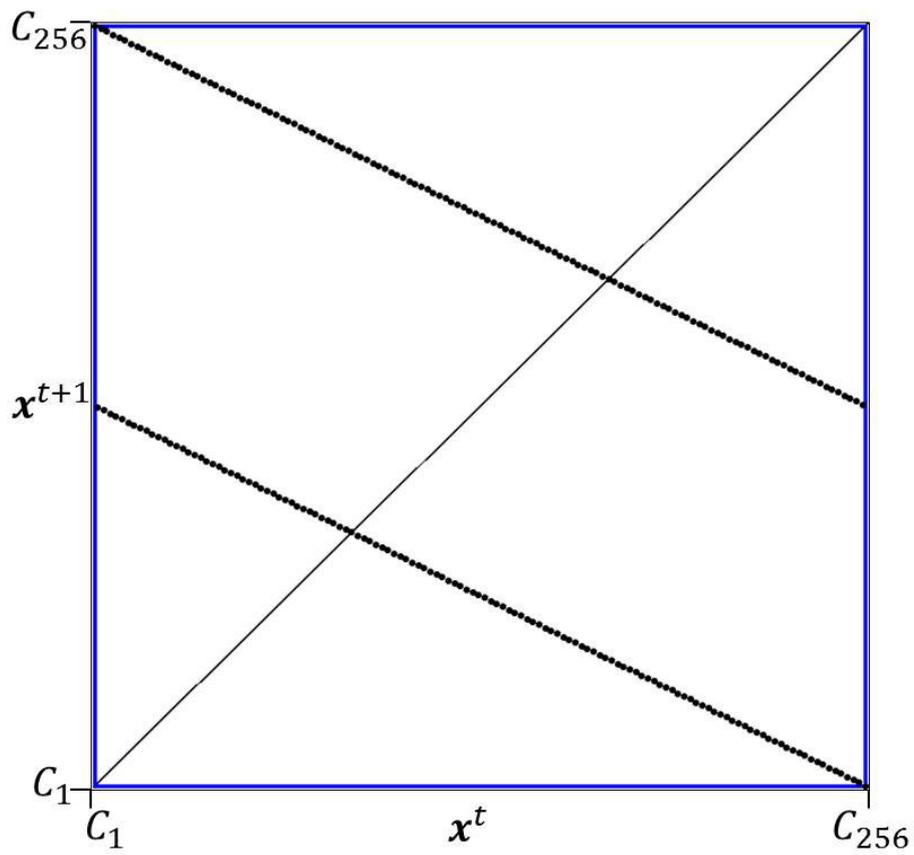


図 4.9: RN85 のデジタルリターンマップ (2 周期 PEO)

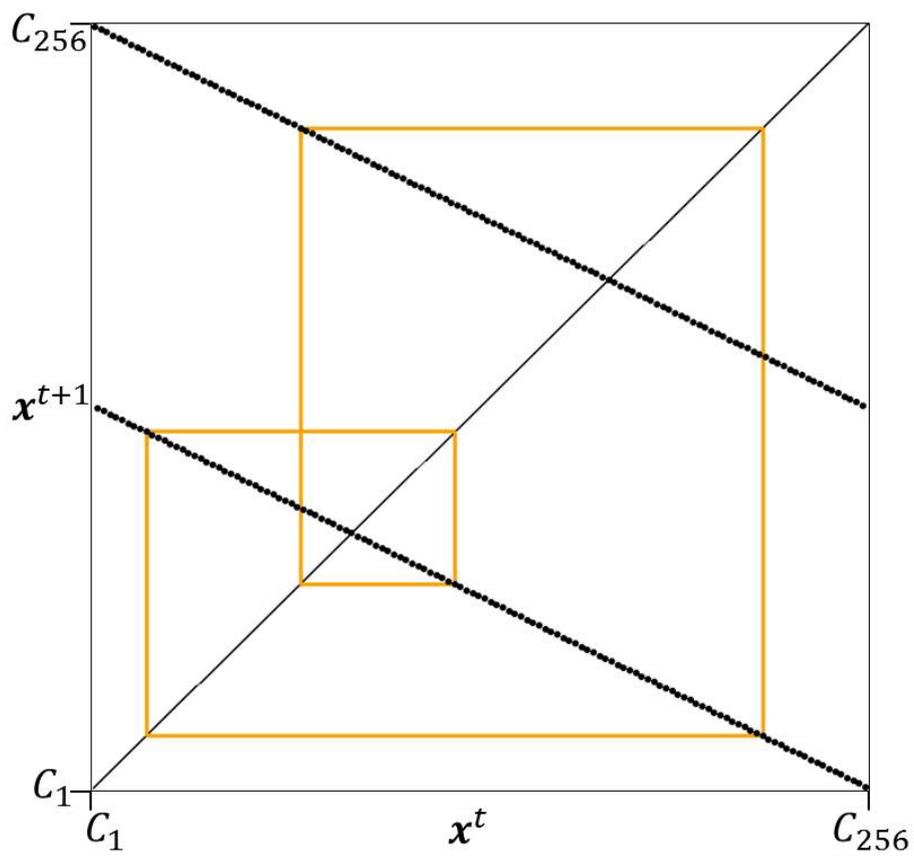


図 4.10: RN85 のデジタルリターンマップ (4 周期 PEO)

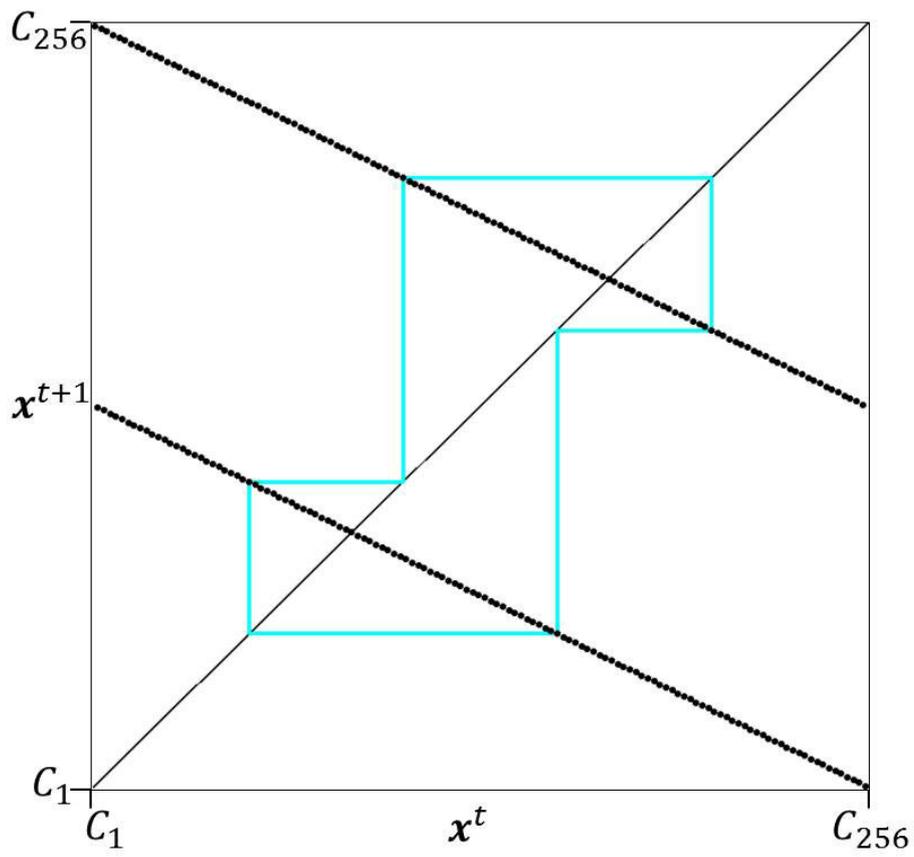


図 4.11: RN85 のデジタルリターンマップ (4 周期 PEO)

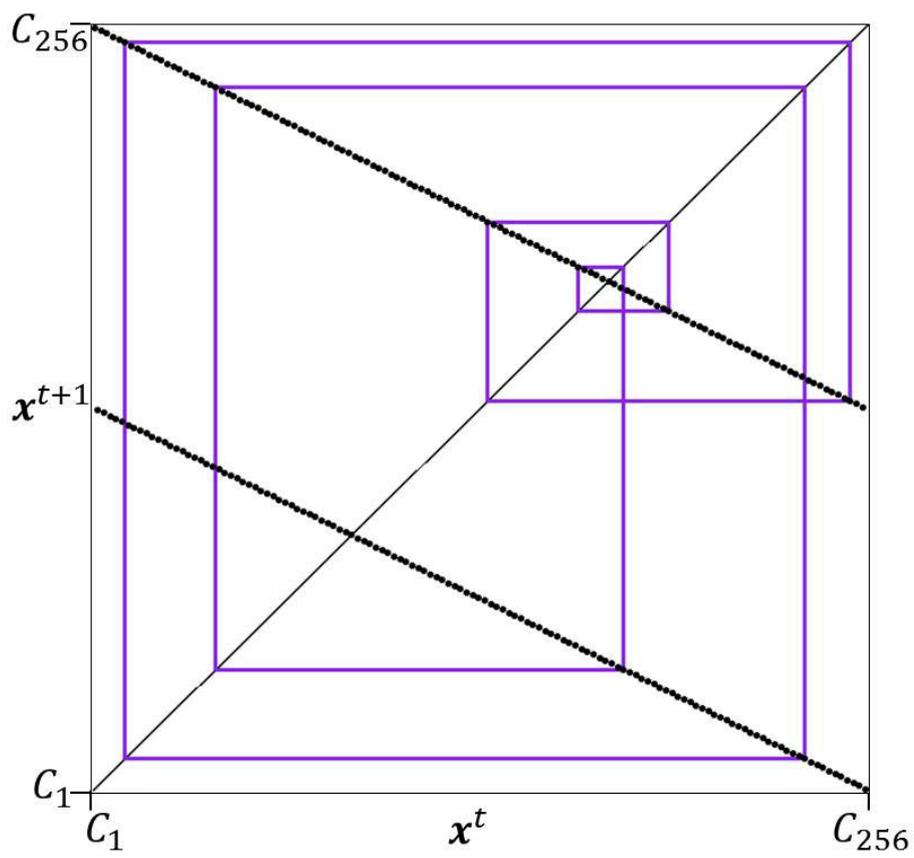


図 4.12: RN85 のデジタルリターンマップ (8 周期 PEO)

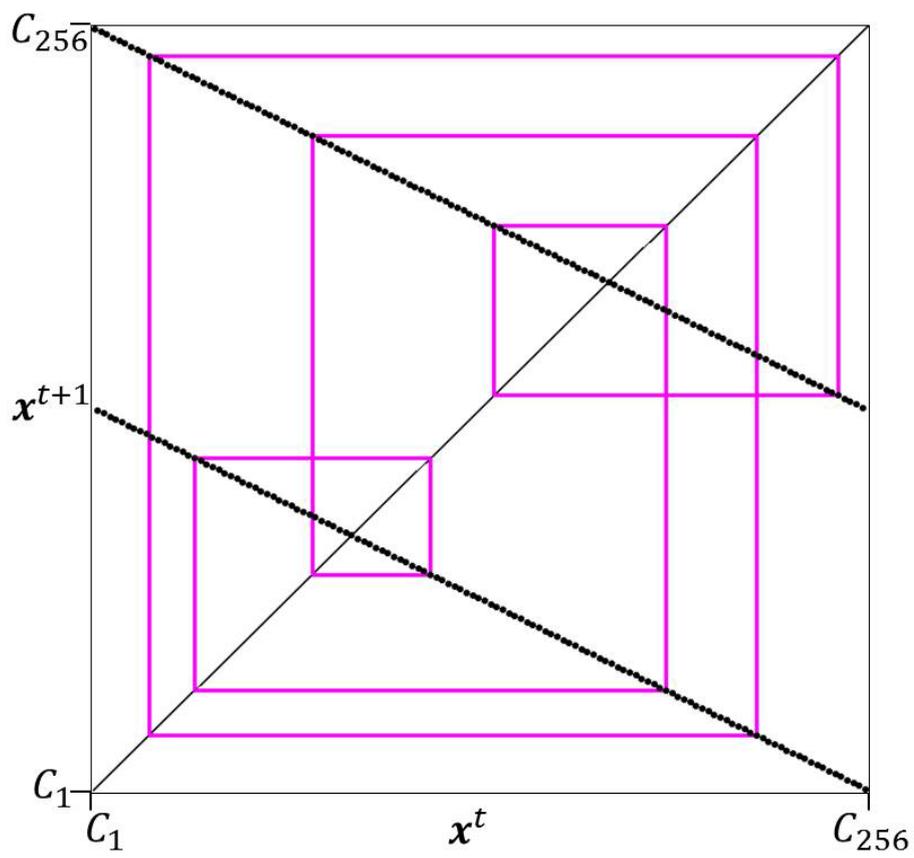


図 4.13: RN85 のデジタルリターンマップ (8 周期 PEO)

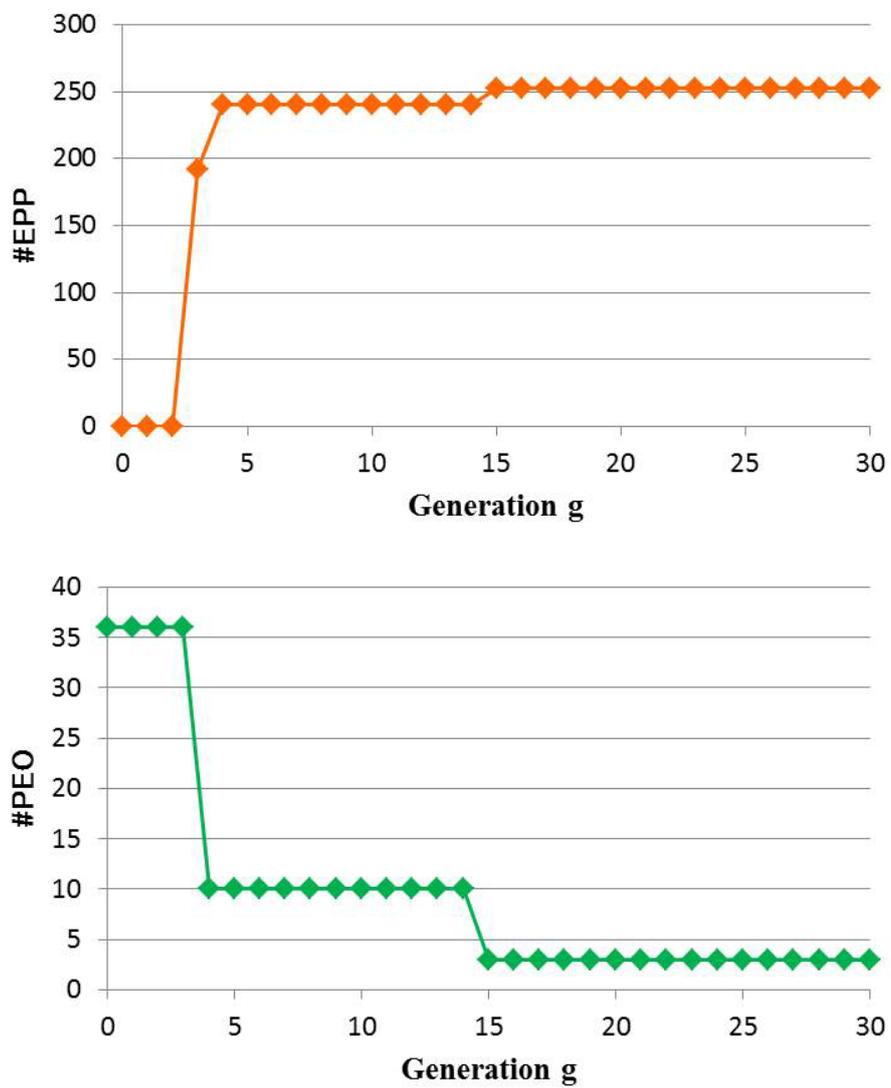


図 4.14: RN15 と RN85 を使用した MCA に対する進化過程 (#EPP, #PEO).

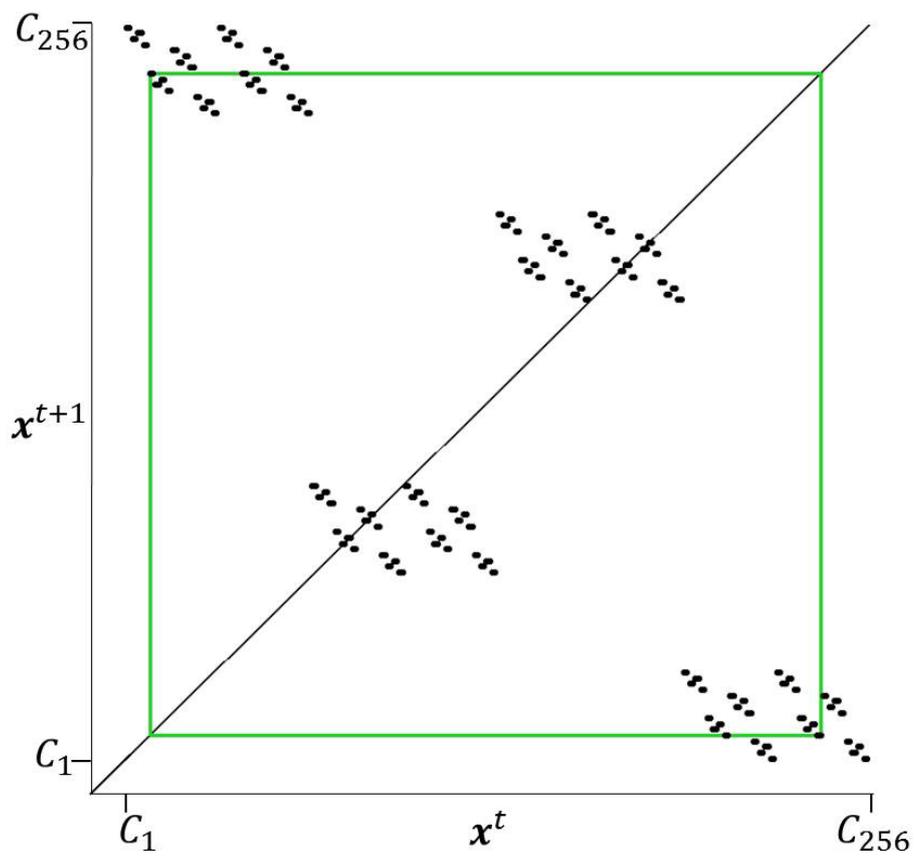


図 4.15: RN15 と RN85 を使用した MCA のデジタルリターンマップ. ( $g = 3$  のとき 2 周期 PEO を示していて, EPP の総数は 192 個.)

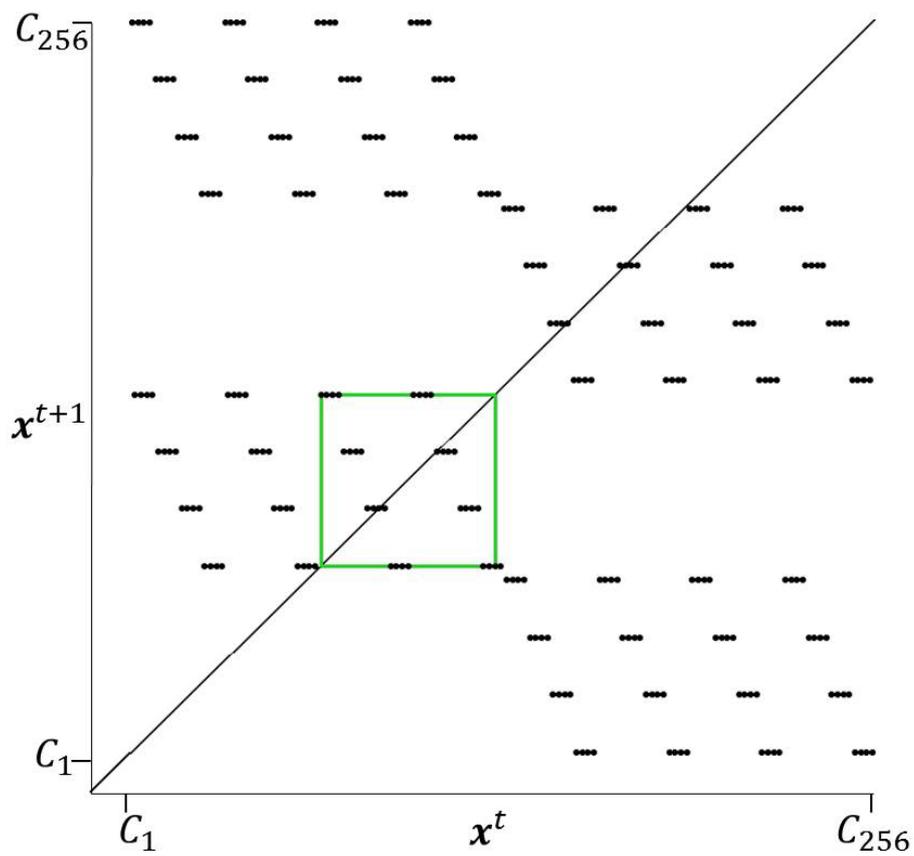


図 4.16: RN15 と RN85 を使用した MCA のデジタルリターンマップ. ( $g = 10$  のとき 2 周期 PEO を示していて, EPP の総数は 240 個.)

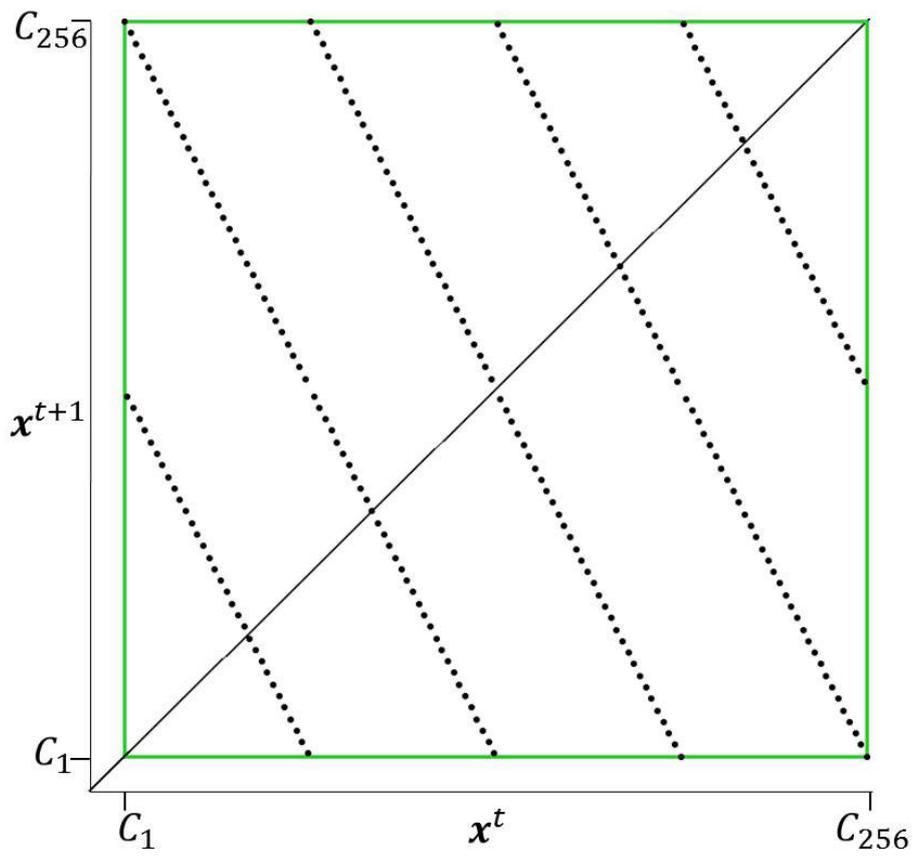


図 4.17: RN15 と RN85 を使用した MCA のデジタルリターンマップ. ( $g = 20$  のとき 2 周期 PEO を示していて, EPP の総数は 252 個.)

表 4.1: ECA と MCA の典型例

cell index	1	2	3	4	5	6	7	8	#PEO	#EPP
RN of ECA	15	15	15	15	15	15	15	15	36	0
RN of MCA	15	15	15	15	15	15	15	85	3	252

表 4.2: The maximum number of EPP

B \ A	15	85	170	240	51	204
15	0	252	252	0	254	254
85		0	0	252	254	254
170			0	252	254	254
240				0	254	254
51					0	0
204						0

表 4.3: The minimum number of PEO

B \ A	15	85	170	240	51	204
15	36	3	1	16	1	2
85		36	16	1	1	2
170			36	3	1	2
240				36	1	2
51					128	128
204						256

表 4.4: 定常状態と過渡状態の特徴量

RN	#EPP	安定 PEP の割合
15&85, 170&240	126	0.5
15&170, 85&240	252	1
15&51, 85&51, 170&51, 240&51	254	1
15&204, 85&204, 170&204, 240&204	126	0.5

## 第5章 むすび

本論文ではMCAの解析や安定性について考察した。Dmapを用いて、定常状態と過渡状態の解析を行った。また、GAに基づくMCAの合成方法を適用し、その安定性について考察を行った。MCAはECAよりもロバスト性に優れたパターンを多く生成できることがわかった。第2章では、今後マトリックスコンバータなどのスイッチング制御信号に適用できる基礎となるかもしれない。第3章、第4章では、新たな誤り訂正のある信号生成の工学的応用に発展するかもしれない。

今後の課題として、以下に示すような課題が挙げられる：

1. 新たな特徴量の導入
2. 学習過程の詳細な分析
3. 工学的応用への検討
4. FPGA等による実装

## 参考文献

- [1] S. Wolfram, Universality and Complexity in Cellular automata, *Physica D*, vol. 10, pp. 1-35, 1984.
- [2] W. Wada, J. Kuroiwa, S. Nara, Completely reproducible description of digital sound data with cellular automata, *Physics Letters A* 306, pp. 110-115, 2002.
- [3] P. L. Rosin, Training cellular automata for image processing, *IEEE Trans. Image Process.*, 15, 7, pp. 2076-2087, 2006.
- [4] T. Tang and R. Tetzlaff, Codebook Generation Based on Complex Systems, *NDES*, 2012.
- [5] Lohn, J. D., Reggia, J. A.: Automatic discovery of self-replicating structures in cellular automata, *IEEE Trans. Evolutionary Computation*, 1, 3, pp. 165-178, 1997.
- [6] M. Seredynski and P. Bouvry, Block cipher based on reversible cellular automata, *Proc. of CEC*, pp. 2138-2143, 2004.
- [7] J. Vithayathil, *Power Electronics*, McGraw-Hill, 1992.
- [8] J. Moriyasu, R. Kouzuki and T. Saito, Dynamic Binary Neural Networks and Storage of Control Signals for Switching Circuits, *Proc. IEEE APCCAS*, pp. 491-494, 2012.
- [9] R. Kouzuki and T. Saito, Learning of simple dynamic binary neural networks, *IEICE Trans. Fund*, E96-A, 8, pp. 1775-1782, 2013.
- [10] L. O. Chua, *A nonlinear dynamics perspective of Wolfram's new kind of science*, I, II, World Scientific, 2005.

- [11] S. Suzuki and T. Saito, Synthesis of Desired Binary Cellular Automata through the Genetic Algorithm, ICONIP, pp. 738-745, 2006.
  
- [12] R. Sawayama, R. Kouzuki and T. Saito, Basic dynamics of elementary cellular automata with mixed rules: periodic patterns and transient phenomena, In: Proc. NOLTA, pp. 154-157, 2013.
  
- [13] R. Sawayama and T. Saito, Evolutionary Learning and Stability of Mixed-Rule Cellular Automata, ICONIP, pp. 271-278, 2014.

## 研究業績

### (国際会議)

1. R. Sawayama and T. Saito, “Evolutionary Learning and Stability of Mixed-rule Cellular Automata,” Proc. of the 21st International Conference on Neural Information Processing (ICONIP 2014), Kutching, Malaysia, LNCS 8835, pp. 271–278, 2014.
2. R. Sawayama, R. Kouzuki and T. Saito, “Basic Dynamics of Elementary Cellular Automata with Mixed Rules: Periodic Patterns and Transient Phenomena,” Proc. of 2013 International Symposium on Nonlinear Theory and its Applications (NOLTA2013), Santa Fe, USA, pp. 154–157, 2013.

### (国内発表)

1. 多田直樹, 澤山良, 斎藤利通, “簡素な混合ルールセルオートマトンの基本動作,” 電子情報通信学会総合大会, 立命館大学, 滋賀, 2015年3月.
2. 澤山良, 斎藤利通, “混合ルールセルオートマトンの安定性について,” 電子情報通信学会技術研究報告 (NC研究会), 九州工業大学, 北九州, 2015年1月, NC2014–57, pp.1–6.
3. 今泉栄里, 澤山良, 斎藤利通, “基本セルオートマトンの過渡現象の解析,” 電子情報通信学会ソサイエティ大会, 徳島大学, 徳島, 2014年9月.
4. 澤山良, 斎藤利通, “遺伝的アルゴリズムに基づく混合ルールセルオートマトンの学習,” 電子情報通信学会技術研究報告 (NC研究会), 岡山大学, 岡山, 2014年7月, NC2014–19, pp. 15–19.
5. 澤山良, 斎藤利通, “Prediction of Spatiotemporal Patterns based on Cellular Automata with Mixed Rules,” 2013 IEEE Workshop on Nonlinear Circuit Networks (NCN13), 徳島, 2013年12月, pp. 34–35.

6. 澤山良, 斎藤利通, “Basic Dynamics of Cellular Automata with Mixed Rules,” 第 26 回 回路とシステムワークショップ, 淡路島, 2013 年 7 月, pp. 289–292.
7. 澤山良, 斎藤利通, “混合ルールセルラーオートマトンへの周期信号の学習とその安定性,” 電子情報通信学会技術研究報告 (NC 研究会), 沖縄科学技術大学院大学 (OIST), 沖縄, 2013 年 6 月, NC2013–7, pp.107–110.
8. 澤山良, 上月良太, 斎藤利通, “空間依存ルールを有する簡素なセルオートマトンの基本動作,” 電子情報通信学会総合大会, 岐阜大学, 岐阜, 2013 年 3 月, A–2–13.

## 謝辞

本修士論文は著者が法政大学大学院理工学研究科電気電子工学専攻修士課程において非線形回路工学研究室にて行った研究をまとめたものである。この研究は同大学理工学部電気電子工学科 斎藤利通教授の指導下で行ったもので、全ての研究活動を遂行するにあたり同氏から大変御参考になる御指導・御鞭撻を沢山賜りました。ここに心から深く感謝致します。

法政大学理工学部電気電子工学科 斎藤利通研究室の皆様にはいろいろな有益な御討論・ご助言を戴きました。ここに感謝の意を表します。