

## 行動ルールが変化する人工社会の進化的設計手法

烏 云<sup>†1</sup>, 狩野 均<sup>†2</sup>

本稿では、行動ルールが時間的に変動する人工社会を対象として、要求された指標を満たす社会を実現するためのエージェントの行動ルールを遺伝的アルゴリズム(GA)を用いて、効率的に設計する手法を提案する。本手法は行動ルールならびにルールの適用回数をGAの染色体としてコード化する。これは、一定期間ごとに異なるルールを適用する方がルールを順次適用する通常手法より、安定したエージェント集団の成長と持続的な行動を達成できると考えたからである。本手法を人工社会の創発に適用し、通常手法より効率が向上することを実験により確認した。

### Evolutionary Design of Rule Changing Artificial Society Using Genetic Algorithms

Yun Wu<sup>†1</sup>, Hitoshi Kanoh<sup>†2</sup>

In this paper we address an artificial society in which action rules change with time. We propose a new method to design action rules of agents in artificial society that can realize given requests using genetic algorithms(GAs). In the proposed method, each chromosome in the GA population represents a candidate set of action rules and the number of rule iterations. While a usual method applies distinct rules in order of precedence, the present method applies a set of rules repeatedly for a certain period. The present method is aiming at both firm evolution of agent population and continuous action by that. Experimental results using the artificial society prove that the proposed method is more efficient than the usual method.

#### 1. はじめに

近年、エージェントシミュレーションを用いて人工社会を生成し、社会的<sup>2)</sup>、経済的<sup>3)</sup>、政治的<sup>4)</sup>組織や現象を解明しようという試みが多くなされている。

Epstein らは Sugarscape モデルを提案し、環境に反応する単純なルールを持つエージェントの進化を通して、社会制度や文化がどのように伝播していくのかを分析した<sup>1)</sup>。また、倉橋らはエージェントの内部状態（先天的な属性）を染色体として表現し、遺伝的アルゴリズム(GA)を用いて、エージェントシミュレーションによる共同分配規範モデルを構築した<sup>5)</sup>。これに対して、本研究では Sugarscape モデ

ルをベースとして、行動ルールが時間的に変化する人工社会を検討した。本稿では、要求を満たす人工社会を実現するためのエージェントの行動ルールを、GA を用いて効率的に設計する手法を提案する。本手法は、「行動ルール」と「ルールの適用回数」の組を染色体にしたものである。これにより、人工社会を進化的に設計する効率が向上することが見込まれる。

著者らは密度分類問題を対象として、問題を解く一次元 2 状態のセルオートマトン(CA)の状態遷移ルールを進化的に獲得する手法を提案した<sup>6)</sup>。その結果、1 組みのルールを用いる場合よりも複数のルールを適用する場合(すなわちルールが時間的に変化する)は正解率が向上することを実験により確認した。本研究は、この手法をエージェントシミュレーションに応用したものである。

以下では、まず、研究分野の概要について述

†1 筑波大学・システム情報工学研究科  
Graduate School of Systems and Information Engineering, University of Tsukuba

†2 筑波大学・電子情報工学系  
Institute of Information Sciences and Electronics, University of Tsukuba

べる。次に、提案方法のコード化とアルゴリズムを説明する。最後に本手法を人工社会の生成に適用した実験結果示し、考察を行う。

## 2. 研究分野の概要

本研究では *Epstein* らによる汎用シミュレータの一種である *Sugarscape* モデルを採用する<sup>1)</sup>。このモデルでは、エージェントは二次元格子上を移動し、砂糖やスパイスといった食糧を摂取および交換などを行うものである。これは要求を満たす人工社会を設計する目的によく適している。

### 2.1 環境

環境はエージェントが生き残るために必要な財、すなわち食糧の空間分布と定義される。ここでは二種類の財を提供する。エージェントはどちらの財の蓄積がなくなったときに餓死する。

### 2.2 エージェント

人工社会に住む人々のことをエージェントと呼ぶ。各エージェントはそれぞれの内部状態と行動ルールを持ち、環境内で行動する。

#### 2.2.1 内部状態

エージェントの内部状態は表 1 に示したように、現在位置、視力、代謝率、財産、性別、年齢などがある。これらは各エージェントの固有の値である。

表 1 エージェントの内部状態

現在位置	$(x,y)$ という値のペアを持つ
視力	格子の直行 4 方向について視力の分だけ見渡すことができる
代謝率	期間ごとに燃焼する食糧の量
財産	エージェントの蓄積する食糧の量
性別	男 また 女
年齢	1 期間ごとに 1 歳増加する

### 2.2.2 行動ルール

エージェントには表 2 に示したような四つの行動ルールを与える。移動、収穫ルールは環境とエージェントの間で相互作用し、取引、交配ルールはエージェントとエージェントの間で相互作用する。

表 2 エージェントの行動ルール

移動	視力の届く範囲で自分が長く生き伸びられるところに移動する
収穫	その場の食糧のすべてを財産として蓄える
取引	近隣と砂糖とスパイスを交換する
交配	交配条件を満たす場合、近隣と交配して子孫を残す

## 3. 提案する手法

### 3.1 コード化

通常は図 1 のようなコード化が考えられる<sup>7)</sup>。すなわち、行動ルールをそのまま染色体にしたものである。

本研究では、通常のコード化方法に対して、図 2 のように改良したものである。 $R_n$  は  $n$  番目のルール組を表し、4 つの行動ルールの組み合わせから 1 つを選んだものである。ここでは、染色体は  $4!=24$  個のルール組からなる。

また、 $M_n$  は  $R_n$  の適用回数を表す。例えば、 $R_1$  を  $M_1$  回適用し、次に  $R_2$  を  $M_2$  回適用する。

本手法は一定期間ごとに異なるルール組を適用することによって安定したエージェント集団の成長と持続的な行動を達成し、その結果効率よく人工社会を設計することを狙ったものである。

3	0	2	1	…	2	1	0	1
---	---	---	---	---	---	---	---	---

0 : 移動ルール    1 : 収穫ルール  
2 : 取引ルール    3 : 交配ルール

図 1 通常のコード化

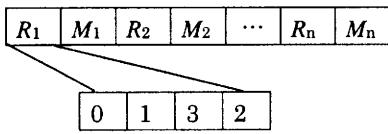


図 2 提案する手法のコード化

### 3.2 適応度

本研究では経済的に「豊かな社会」を効率的に生成するための行動ルールを獲得することを目的とする。ここでは、①人口が一定数を超える、②生まれたときよりも多くの財産を持ち、③エージェントの財産の最小値がある値以上となる社会を「豊かな社会」と定義する。この基本方針に従って適応度関数  $F$  は次式で計算する。

$$F = f_1(\text{MinStock}) + f_2(\Delta Stock) + f_3(P)$$

$\text{MinStock}$  : エージェントの最小財産

$\Delta Stock$  : 一人当たりの財産の増加値

$$\Delta Stock = \sum (\text{Stock} - \text{IniStock}) / p$$

$\text{Stock}$  : 財産の現在量

$\text{IniStock}$  : 初期財産

$P$  : 生存人口

$\text{MinStock}$  と  $\Delta Stock$  は初期財産の平均値を上回ること、 $P$  は初期エージェント数の  $1/4$  を越えることを目標とする。例として、閾値がそれぞれ 100, 100 と 350 である  $f_1$ ,  $f_2$ ,  $f_3$  を図 3 に示す。その合計が 3 の場合満点になる。

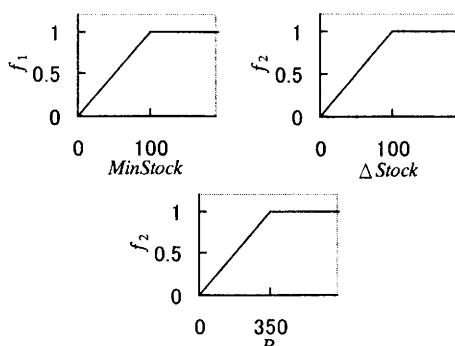


図 3 適応度関数

### 3.3 アルゴリズム

*Step1* : 初期集団として  $K$  個の個体（行動ルール）を生成する。

*Step2* : 世代ごとに、各個体をエージェントの初期配置に適用し、人工社会を生成して適応度を計算する。

*Step3* : 集団中の個体を適応度でランク付け、適応度がもっとも高い  $E$  個のエリートな個体を修正なしで次世代に残す。

*Step4* : 残りの  $K-E$  個の個体はエリートな  $E$  個とルーレット戦略で選らんだ個体から一つずつ選び、一点交叉を行う。

*Step5* : 交叉でできた子個体に 0.05 の確率で突然変異を行う。

## 4. 実験

### 4.1 実験方法

ここでは、エージェントの活動範囲を  $50 \times 50$  セルとし、そこにエージェントをランダムに 400 個配置した（これを初期配置と称す）。エージェントの内部状態を表 3 に示す。GA の条件としては、集団サイズ  $K=50$ 、エリート個体数  $E=10$ 、世代数の上限は 100 とした。

表 3 エージェントの内部状態の設定

視力	1~10
代謝率	1~4
初期財産	20~60
性別	男、女
年齢	0 歳から始まる
交配開始年齢	12~15
交配終了年齢	男 50~60、女 40~50
寿命	60~100

### 4.2 実験結果

ここでは、 $\text{MinStock}$ 、 $\Delta Stock$  と  $P$  の異なる閾値に対して通常手法と本手法の比較実験を行った。ルールの適用回数は  $1 \leq M_n \leq 10$  とする。

表 4 通常方法と本手法の適応度 (Max=3)

<i>MinStock</i>	$\Delta Stock$	<i>P</i>	通常方法	本手法
50	50	120	2.3(3%)	3(0%)
50	50	150	2.2(12%)	3(0%)
70	70	200	2.0(0.2%)	2.96(6%)
100	100	350	2.0(0.3%)	2.83(12%)

表 4 は乱数のシードを 5 回変え、50 世代まで進化させて、得られた最良適応度の平均値（標準偏差）を示している。

表 4 からわかるように、通常手法の適応度が 2.0～2.3 になっているのに対して本手法が 2.83～3 になっている。すなわち、要求を満たす人工社会を生成することに成功した。

#### 4.3 考察

*MinStock*、 $\Delta Stock$  と *P* の閾値がそれぞれ 100, 100 と 350 である場合の実験において、初期集団中で適応度が中間値を取る個体（初期世代）と最終世代（100 世代）におけるエリート個体を 1 つ取り出して比較した結果を表 5 と表 6 に示す。

表 5 は各評価指標の進化を表している。表 5 からわかるように本手法では最終世代ですべての指標が目標値を上回っている。

表 6 は最終世代のエリート個体に含まれるルールの比率を表している。この表から移動と収穫ルールが増え、取引ルールが減少していることがわかる。これにより、要求を満たす人工社会を実現するには移動と収穫ルールが重要な役割を演じていると考えられる。

表 5 人工社会の評価指標の進化

<i>指標 世代</i>	<i>MinStock</i>	$\Delta Stock$	<i>P</i>
初期世代	30	19.5	217
最終世代	100	112.5	369
目標値	100	100	350

表 6 ルールの適用比率の変化

<i>ルール 世代</i>	移動 (0)	収穫 (1)	取引 (2)	交配 (3)
初期世代	25	25	25	25
最終世代	28.6	37.4	10.1	23.9

#### 5. おわりに

行動ルールが時間的に変動する人工社会を対象として、GA を用いてルール組を獲得する方法について検討した。その結果、一定期間ごとにルール組を変化させて適用することによって、効率的に人工社会を設計することができることを確認した。今後の課題として、行動ルールの追加と詳細なデータ解析を実施する予定である。

#### ☆ 参考文献 ☆

- 1) Joshua M Epstein, Robert Axtell 著: “人工社会－複雑系とマルチエージェント・シミュレーション,” 共立出版, 1999.
- 2) Stephen M. Younger: “Discrete Agent Simulations of the Effect of Simple Social Structures on the Benefits of Resource Sharing,” *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*. Vol.6, No.3, 2003.
- 3) W. Brian Arthur, John H. Holland, Blake LeBaron, Richard Palmer, and Paul Tayler: “Asset Pricing Under Endogenous Expectations in an Artificial Stock Market,” SFI Paper 96-12-093, *Economic Notes*. Addison-Wesley, 1997.
- 4) Cederman, Lars-Erik: “Emergent Actors in World Politics: How States and Nations Develop and Dissolve,” Princeton University Press, 1997.
- 5) 倉橋節也, 寺野隆雄: “エージェントシミュレーションによる共同分配規範モデル,” 電子情報通信学会論文誌, Vol.J84-D-I, No.8, pp.1160-1168, 2001.
- 6) 烏云, 寺野均: “遺伝的アルゴリズムによるルール変化型一次元セルオートマトンの進化,” 人工知能学会論文誌, Vol.18, No.6, pp.325-332, 2003.
- 7) 真坂友子, 烏云, 寺野均: “遺伝的アルゴリズムによる人工社会の進化,” 情報処理学会, 第 65 回全国大会 1X-6, 2003.