

LF-006

## セルの入出力観測に基づくセルオートマトンの定量的分析

Quantitative Analysis of Cellular Automata with Input/Output Data

高橋 春樹†

川村 秀憲†

山本 雅人†

大内 東†

Haruki Takahashi

Hidenori Kawamura

Masahito Yamamoto

Azuma Ohuchi

## 1 はじめに

従来の多くのマルチエージェントシステム (MAS) の研究において, MAS の性質の分析は主に利得和やタスク達成率といった指標で行われてきた. 一方で, MAS の各エージェントは入力を受け取りそれに基づいた出力をする一つの処理装置とみなすならばエージェントの入出力の観察から情報理論的な分析が可能であり, これまでとは異なった視点で MAS を分析できると考えられる.

そのような試みとして, MAS の性質をエントロピーや相互情報量を用いて分析する研究が行われている [1], [2], [3], [5]. MAS で起こる現象を理解し, MAS の持つ性質を情報処理の観点から分析するためにさらに情報理論的な分析手法の検討が必要であると思われる.

そこで本研究では [3], [5] を基に, エージェント同士の入出力の組み合わせも考慮した MAS の性質の評価方法を提案した.

検証として1次元セルオートマトンの分析に適用した. セルオートマトンは単純化されたモデルであるが, 局所的な遷移規則から様々な振る舞いを見せ, 物理学, 数学, 生物学などの研究にも利用される. これまでに定性的な分析が行われているが, 本研究ではその性質を情報量として定量的に評価をした.

## 2 マルチエージェントシステム

ここで, MAS における各エージェントとは環境からの入力を覚知し, それを内部で処理し出力を決定する一つの処理装置と定義する. そのようなエージェントが多数集まり, 局所的に作用することによって全体としての性質が生まれる. 従ってエージェントの入出力の変化や傾向から MAS の性質の分析を行えると考えられる.

分析の際には, 各エージェントへの入力として生起する事象の集合を  $IN = \{in_1, in_2, \dots, in_n\}$ , 出力の集合を  $OUT = \{out_1, out_2, \dots, out_{n'}\}$  としてシステムの挙動を観測し, エージェント毎に観測された確率分布  $P_{IN}$ ,  $P_{OUT}$  からエントロピーと相互情報量を求める.

一般に情報エントロピーは不確かさを表す量とされている. 自己組織化するシステムについて適用した際は, 情報エントロピーが低い状態となっていればそのシステ

ムは情報を獲得し自己組織化しており, 逆に情報エントロピーが高い状態ならば自己組織化していない, といったことが知られている. また, 熱力学的に定義されたエントロピーとも関連があると考えられており, 自己組織化と熱力学的概念を結びつけた研究もされている [1][2]. このような点から, MAS の持つ性質を評価する指標として適していると考えられる.

相互情報量は二つの事象の関係性を評価した値である. MAS における複雑な現象はエージェント同士が互いに影響を与えることによって引き起こされると考えられており, エージェント同士の関係性を評価することによって分析が行えると考えられる.

## 3 エントロピーと相互情報量による観測

エントロピーと相互情報量の算出方法を以下に示す. 例えば, あるエージェントの入力のエントロピー  $H(IN)$  を求める場合,  $IN = \{in_1, in_2, \dots, in_n\}$  の各入力が生起する確率が  $p_1, \dots, p_n$  であるとする. このときエージェントの入力のエントロピー  $H(IN)$  は

$$H(IN) = - \sum_{i=1}^n p_i \log(p_i) \quad (1)$$

となる.

またエントロピーをその最大値  $\log(n)$  で割ったものは相対エントロピーといい, これを用いることで状態数などによらずに比較することが可能となる.

事象  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  と事象  $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_{n'}\}$  の状態がどのような関係にあるかは, 相互情報量  $I(X; Y)$  によって評価できると考える.

$$I(X; Y) = \sum_i \sum_j p(x_i, y_j) \log \frac{p(x_i, y_j)}{p(x_i)p(y_j)} \quad (2)$$

エージェントのエントロピー  $H(IN)$  は入力の不確か性を評価した値である.  $H(IN)$  が大きいとき様々な入力があり, 小さいときは一定の入力しかないと分かる.  $H(IN)$  からエージェントの環境を評価できると考える.

相互情報量  $I(X; Y)$  は, 例えば  $X$  にエージェント A の入力,  $Y$  にエージェント A の出力を当てはめるとエージェント A の入力と出力の関係性を評価することができ,  $X$  にエージェント A の出力,  $Y$  にエージェント B

†北海道大学大学院 情報科学研究科  
(札幌市北区北 13 条西 8 丁目)

の出力を当てはめるとエージェント A の出力とエージェント B の出力の関係性を評価できる。

こうしてエントロピーと相互情報量によって、各エージェントの性質やエージェント間の関係性を情報量で扱うことができる。

1体のエージェントについて見ると、入力のエントロピー  $H(IN)$  を見ることによって、そのエージェントにとっての環境の不確実性を知ることができる。 $H(IN)$  が高ければ多くの種類の入力がある均等な確率で起こっている環境であり、逆に  $H(IN)$  が低ければ特定の入力だけが低い確率で起こっている環境であるといえる。よって  $H(IN)$  は環境の複雑性を表す値と考えられる。

同様に出力のエントロピー  $H(OUT)$  はエージェントの行動の複雑性を示す値、入力と出力を組み合わせたエントロピー  $H(IN \times OUT)$  は環境と行動の総合的な複雑性と考える。

また入力  $IN$  と出力  $OUT$  の相互情報量  $I(OUT;IN)$  は各エージェントへの入力が出力をどの程度決定するかの量を表している。 $I(OUT;IN)$  が高ければある入力に対して一定の行動を取り下げれば同じ入力があっても行動が定まらないといえる。 $I(OUT;IN)$  は入力に対する出力の規則性を表しておりエージェントの環境に対する適応性を評価した値と考えられる。

さらに、二つのエージェントの入出力を組み合わせ、一つのエージェントへの入出力とみなすこともできれば全体としての入出力の傾向を分析できると考える。

このように二つのエージェントを組み合わせたエージェントをメタエージェントと定義し、これによって全体的な傾向を分析する。

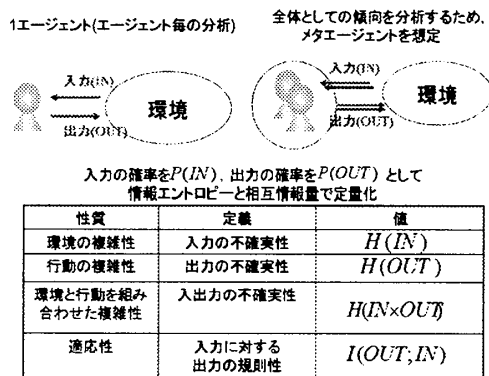


図 1: 入出力から MAS の性質を分析

エージェント同士の入出力の関係の分析には相互情報量を用いる。

互いの行動がどのように関係しているかは、エージェント A の出力 ( $OUT_A$ ) とエージェント B ( $OUT_B$ ) の出力の相互情報量  $I(OUT_A;OUT_B)$  によって定量化でき、

この値が高ければ A と B はある特定の行動を同時に取ることが多いと言える。相互情報量  $I(OUT_A;OUT_B)$  はエージェント同士の行動の同期性を表した値と言える。

同様に入力と出力の相互情報量  $I(IN_A;IN_B)$  を見ることで環境の同期性が測れると考えられる。

また、入力と出力の相互情報量  $I(IN_A;OUT_B)$  はエージェント B の出力がエージェント A の入力に与える影響を数値化しているため相互作用性を表した値と言える。

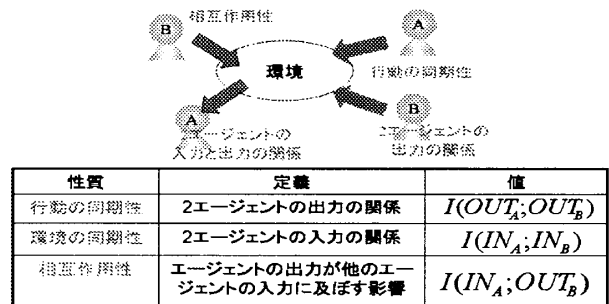


図 2: MAS の性質の定量化

## 4 実験対象と設定

### 4.1 実験対象

検証するモデルは入出力が分かりやすく、性質が詳細に分析がされているモデルが望ましい。

そういった点から 1次元セルオートマトン [4] について分析を行うことにした。

セルオートマトンでは各セルは近傍のセルの出力を自身への入力とし、その入力に応じて出力が変化していく。これは近隣のエージェントの出力が入力となって影響を与え合う単純な MAS と考えることができる。セルオートマトンを用いる利点として、遷移規則によって振る舞いがクラス I~IV に分類されており定性的な分析がされているのでその特徴を分析できているかどうかで分析手法の評価ができる、また、入出力が明確である、といった点が挙げられる。

しかし欠点として、与えられた遷移規則によって入力に対する出力が決まっており、学習による行動の変化や適応性の変化の分析はできない、という点が挙げられる。

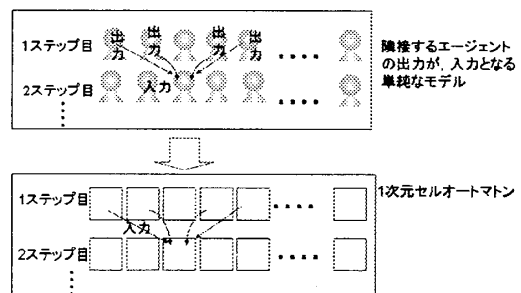


図 3: エージェントとセルオートマトンの対応

#### 4.2 実験設定

エージェントの数を100として5近傍2状態のオートマトンについて分析を行う。エージェントの出力は2状態で、入力1ステップ前の近傍の4エージェントの出力である。各エージェントは前のステップでの自身の出力を内部状態として保持しているとする。端のエージェントに関しては反対側の端のエージェントと隣接しているトラス状であり、全てのエージェントに同じ遷移規則を適用させる。

1000ステップ経過した後に入力と出力の確率を求め、それらからエントロピーと相互情報量を求める。

1 エージェントの各値は、全エージェントについて各値を求め、その平均値とした。メタエージェントの値は、全てのエージェントの組(この場合は $100C_2$ 通りの組)の値を求め、その平均値とした。2 エージェント A, B の同期性と相互作用性もメタエージェントの場合と同様に、全てのエージェントの組の平均値とした。

相対エントロピーを用いているので各値の最大値は1である。

セルオートマトンは遷移規則によってクラスI~IVに分類されることが知られており [4], 各クラスの遷移規則のうちの一つを選び分析を行った。

### 5 結果

#### 5.1 クラス I

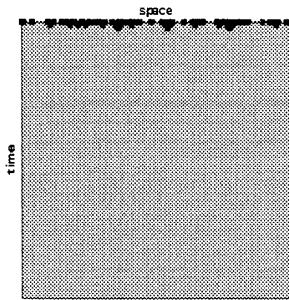


図 4: クラス I の遷移図

開始数ステップで全てのセルが一つの状態を取り続けるようになる遷移規則はクラス I に分類される。

H(IN)	環境の複雑性	0.00
H(OUT)	行動の複雑性	0.00
H(IN × OUT)	環境と行動の複雑性	0.00
I(IN;OUT)	適応性	0.00
H(IN)	環境の複雑性 (メタ)	0.00
H(OUT)	行動の複雑性 (メタ)	0.00
H(IN × OUT)	環境と行動の複雑性 (メタ)	0.00
I(IN;OUT)	適応性 (メタ)	0.00
I(OUT <sub>A</sub> ;OUT <sub>B</sub> )	行動の同期性	0.00
I(IN <sub>A</sub> ;IN <sub>B</sub> )	環境の同期性	0.00
I(IN <sub>A</sub> ;OUT <sub>B</sub> )	相互作用性	0.00

表 1: クラス I の各値

メタエージェントの値を測定したものは、(メタ)と記してある。

クラス I では初期に生成された状態の影響が大きかったため、最初の5ステップは除いて値を算出した。

クラス I は測定した値がほぼ0となり、複雑性もエージェント間の作用もないクラスと言える。

#### 5.2 クラス II

周期的な変化を続ける遷移規則はクラス II に分類される。

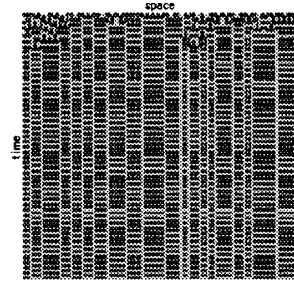


図 5: クラス II の遷移図

H(IN)	環境の複雑性	0.26
H(OUT)	行動の複雑性	0.77
H(IN × OUT)	環境と行動の複雑性	0.00
I(IN;OUT)	適応性	0.96
H(IN)	環境の複雑性 (メタ)	0.14
H(OUT)	行動の複雑性 (メタ)	0.49
H(IN × OUT)	環境と行動の複雑性 (メタ)	0.11
I(IN;OUT)	適応性 (メタ)	0.99
I(OUT <sub>A</sub> ;OUT <sub>B</sub> )	行動の同期性	0.97
I(IN <sub>A</sub> ;IN <sub>B</sub> )	環境の同期性	0.59
I(IN <sub>A</sub> ;OUT <sub>B</sub> )	相互作用性	0.71

表 2: クラス II の各値

1 エージェントで見た場合では行動の複雑性は高いがメタエージェントで見た場合では下がっている。入力、出力の同期性  $I(IN_A;IN_B), I(OUT_A;OUT_B)$  が高く、同じ入力や出力が多いことを示している。全体として規則的な出力をしていることが分析できており遷移図の様子とも一致する。

#### 5.3 クラス III

カオス的な非周期的なパターンが出現する遷移規則はクラス III に分類される。

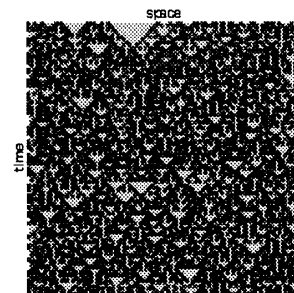


図 6: クラス III の遷移図

H(IN)	環境の複雑性	0.99
H(OUT)	行動の複雑性	0.99
H(IN × OUT)	環境と行動の複雑性	0.01
I(IN;OUT)	適応性	1.00
H(IN)	環境の複雑性 (メタ)	0.96
H(OUT)	行動の複雑性 (メタ)	0.99
H(IN × OUT)	環境と行動の複雑性 (メタ)	0.77
I(IN;OUT)	適応性 (メタ)	0.99
I(OUT <sub>A</sub> ;OUT <sub>B</sub> )	行動の同期性	0.08
I(IN <sub>A</sub> ;IN <sub>B</sub> )	環境の同期性	0.01
I(IN <sub>A</sub> ;OUT <sub>B</sub> )	相互作用性	0.01

表 3: クラス III の各値

環境の複雑性と行動の複雑性はほぼ最大値となっており、全ての種類の入出力が均等に発生している。また、適応性が高く入力に対して常に一定の出力が起こる。

このように局所的には入力に対して常に一定の出力を繰り返しているにも関わらず、全体として複雑な挙動を示し、カオス的な性質を分析できていると思われる。

#### 5.4 クラス IV

これまでの3つのクラスに属さない複雑な挙動を取る遷移規則はクラス IV に分類される。

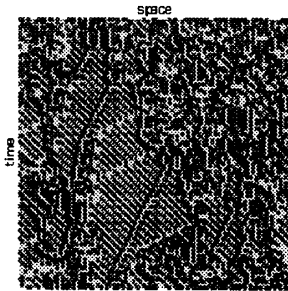


図 7: クラス IV の遷移図

複雑性と適応性が高い値となっており、クラス III と似た性質を示している。

H(IN)	環境の複雑性	0.92
H(OUT)	行動の複雑性	0.98
H(IN × OUT)	環境と行動の複雑性	0.01
I(IN;OUT)	適応性	0.64
H(IN)	環境の複雑性 (メタ)	0.87
H(OUT)	行動の複雑性 (メタ)	0.97
H(IN × OUT)	環境と行動の複雑性 (メタ)	0.76
I(IN;OUT)	適応性 (メタ)	0.74
I(OUT <sub>A</sub> ;OUT <sub>B</sub> )	行動の同期性	0.11
I(IN <sub>A</sub> ;IN <sub>B</sub> )	環境の同期性	0.02
I(IN <sub>A</sub> ;OUT <sub>B</sub> )	相互作用性	0.02

表 4: クラス IV の各値

しかし、クラス III と比べると複雑性、適応性が若干低い値となっておりクラス III と比べてある程度入出力

の偏りあり、入力に対して常に同じ出力をしているわけではないことが分かる。

このような性質がクラス III との違いになっていると考えられる。

クラス III とクラス IV の相互作用性を見ると 0 に近い値となっているが、これは互いに全く影響を与えていないということではなく、近隣のエージェント同士の相互作用性は高くても離れたエージェント同士では相互作用性が低くなってしまいうので、平均では低い値になってしまうからである。

## 6 まとめ

本研究では、MAS におけるエージェントを情報処理装置とみなして、MAS の性質を情報エントロピーと相互情報量を用いて情報量で評価した。その際、これまでの手法に加えてエージェントの入出力の組み合わせから相互作用性などを評価した。

この分析手法を 1 次元セルオートマトンに適用し検証を行った。その結果、これまでに定性的に分類されていた各クラス毎に特徴的な数値が現れており、複雑性や相互作用性といった性質を情報量として評価することができた。

これにより MAS をエージェントの入出力の観測から、情報理論的な分析することが可能であることを示した。

## 参考文献

- [1] H. Van Dyke Parunak, Sven Brueckner, "Entropy and Self-Organization in Multi-Agent Systems", Proceedings of the Fifth International Conference on Autonomous Agents, pp.124-130, 2001
- [2] Stephen Guerin, Daniel Kunkel, "Emergence of Constraint in Self-Organizing System", Journal of Non-linear Dynamics in Psychology and Life Sciences, accepted for 2004 (in press)
- [3] 西川浩司: マルチエージェントが構成するネットワークと相互作用の分析, JAWS2004(2004).
- [4] Stephen Wolfram, "Universality and Complexity in Cellular Automata" (1984)
- [5] 柳沢紀子: マルチエージェントシステムにおける相互作用の定量的分析法に関する基礎研究, 信学技報, AI2003-93, 2004 年