

相互作用の定量化手法を用いた マルチエージェントシステムの学習過程の分析

荒井 良太 渡辺 成良

電気通信大学 電気通信学部 情報通信工学科

1 はじめに

マルチエージェントシステムは人工生命や人工社会等の複雑系のシミュレーションモデルとして注目されている。エージェントを用いたシミュレーションでは、従来の代数的モデルによるシミュレーションに比べ、より現実的な結果が得られることが示されているが、実験によって得られた結果を客観的な視点で分析するための方法論が不十分であり、実験方法の選択や新しい性質の発見は研究者の直感に左右されてきた。我々は実験結果の分析や特徴的な現象の発見等の作業の、計算機による自動化を志向しており、高階らはシミュレーション及び分析の系統的な実験支援環境である Masse[1] を構築し、客観的な指標として個体レベル分析 [2] の枠組みを提案している。

本稿ではマルチエージェントのゲームである Minority Game[3] を題材に、エージェント間の関係に着目した分析手法として提案された相互作用の定量化手法 [4] を用いてエージェントの学習過程の分析を行う。

2 相互作用の定量化手法

相互作用の定量化手法ではエージェント間の相互作用は環境を媒介して働くとみなす。そして、エージェントの行動が環境へ与えた影響力と、環境を知覚することでエージェントの意思決定に及ぼす影響力を、相互情報量の考え方を基にして求めることで、エージェント間に働く相互作用の量を定量化する。対象とするエージェントは知覚器、意思決定器、効果器によって構成されるリアクティブエージェントとする。以下では、エージェント a_i からエージェント a_j への作用の量を考える。表 1 に使用する記号の一覧を示す。

2.1 エージェントから環境への作用

エージェントの取った行動が環境の変化に与えた影響を捉える。 a_i のとった行動 B_i が b であったということによる作用の量は次のようになる。

$$i_{a_i \rightarrow e_k}(t) = H(V_k) - H(V_k|B_i = b)$$

2.2 環境からエージェントへの作用

エージェントは環境の状態を知覚し、その知覚情報によって行動が決定される。よって、 e_k を知覚することによって a_j がとる行動の確率分布にどの程度の大き

表 1: 記号一覧

環境	$E = \{e_i i = 1, \dots, m\}$
エージェントの集合	$A = \{a_i i = 1, \dots, n\}$
環境属性 e_i のとる値の集合	$V_i = \{v_i^j j = 1, \dots, o_i\}$
a_i がとり得る行動の集合 B_i	$B_i = \{b_i^j j = 1, \dots, q_i\}$

さの影響があるのかを捉える。環境属性 e_k がエージェントの意思決定に及ぼす影響力は次のようになる。

$$i_{e_k \rightarrow a_j}(t) = H(B_j) - H(B_j|V_k = v)$$

2.3 エージェント間の作用

時刻 t における a_i から a_j への作用の量 $i_{a_i \rightarrow a_j}$ は各環境属性を媒介して行われる作用の和であり、次のようになる。

$$i_{a_i \rightarrow a_j} = \begin{cases} \sum_{e_k \in E} i_{a_i \rightarrow e_k}(t-1) \times i_{e_k \rightarrow a_j}(t) & i \neq j \\ 0 & i = j \end{cases}$$

エージェント間の相互作用を求める点から自分に対する作用の大きさは 0 とする。以上の計算を全てのエージェント間において行うことでマルチエージェントシステム全体の相互作用を定量化することができる。

3 Minority Game での実験

Minority Game は Challet らによって提案されたエージェント集団によるゲームの一種であり [3]、シンプルな市場のモデルと見なすことができる。各エージェントは過去 M ステップ分の勝敗履歴のみを元に side A または side B のどちらに行くかを決定する。そして全エージェントが行動した後、エージェントの数が少ない side が勝ちとなり、報酬が得られる。

ここではエージェントの学習機構として、クラシファイアシステムの一つである ZCS[5] を用いる。クラシファイアの構造は、条件部を過去の勝敗の履歴を受け M 桁の bit 列、行動部をどちらの side に行くかを示す 1bit とする。本実験では履歴を $M = 3$ とした。

3.1 システムの振舞いと相互作用

エージェントの数が 7 体のとき、side A を選択したエージェント数の推移を図 1 の上図に示す。side A を選択したエージェント数は最終的に 3~4 で収束している。最も勝者が多い状態は 3:4 であるので、エージェントは学習によってその状態に近づいたと考えられる。図 1 の下の図はシステム内で起きた相互作用の総和を表しており、step600 まで相互作用が活発に起き、その後は減衰していることがわかる。システムに働く相

Analysis of Learning Process of Multi-Agent Systems Using the Quantification Technique of Interaction
Ryota Arai, Shigeyoshi Watanabe
The University of Electro-Communications, Department of Information and Communication Engineering

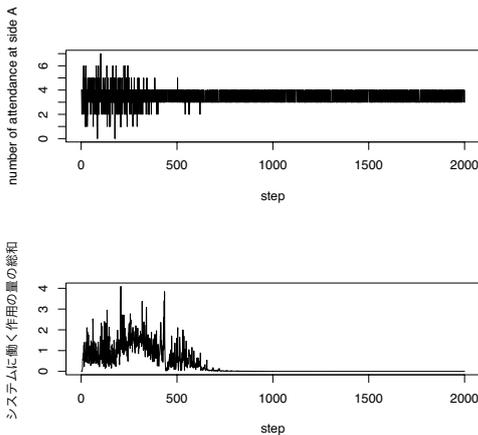


図 1: システムの振舞いと相互作用

相互作用の総量を図示する方法では、具体的にどのエージェント間に相互作用が働いているのかとらえる事が出来ない。そこで、エージェント間の関係を可視化するため以下の方法を用いる。

関係構造 一定のしきい値以上の相互作用が働いているエージェント同士の関係を有効グラフを用いて表す。これにより、どのエージェントがどのエージェントに作用を及ぼしているのかを視覚的に読み取ることができる。

3.2 相互作用の定量化による分析

相互作用を定量化することによって得られた図 2 の関係構造を用いることでエージェントの学習過程における行動の分析を行う。

3.2.1 序盤

全てのエージェントが環境の状態変化に影響を与え、その変化を受けてエージェントが意思決定を行っている様子が確認でき、全てのエージェントが学習期間中であると判断できる。

3.2.2 中盤

step511-550 において作用を及ぼしているエージェントは a_3 と a_4 である。従って、 a_3 と a_4 が環境の状態変化に影響を及ぼし、その行動によってゲームの勝敗が決まる。一方、出次数がゼロである $a_{1,2,5,6,7}$ は学習が収束し、入力に対する行動選択の曖昧さがなくなっていることがわかる。

step551-1000 において環境の状態変化に影響を及ぼしているエージェントは a_4 のみであり、 a_4 の行動によって勝敗が決まる。ゲームのルール上、エージェント a_4 は報酬を貰えないので、確率 $\frac{1}{2}$ でどちらかの side に移動し続けることになる。一方、他のエージェントはどちらかの side に留まり続けられれば確率 $\frac{1}{2}$ で報酬を得ることができるため、そのような戦略をとることになると考えられる。

3.2.3 終盤

図 1 の上図では 3 ~ 4 の付近で状態の変動が見られるが、step1000 以降の関係構造からシステム内に相互作用が働いていないことがわかる。従ってエージェン

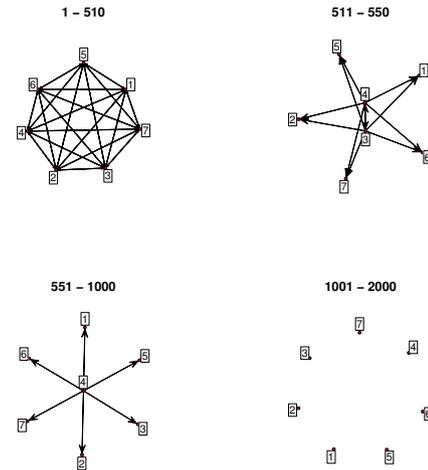


図 2: 関係構造による可視化

トが意思決定をする際に、他のエージェントの影響を受けることがなくなり、システムが定常状態に入ったことがわかる。

4 おわりに

本稿では Minority Game を題材に、相互作用の定量化手法を用いることでエージェントの学習過程を分析した。

本手法によりシステムの振舞いを相互作用という尺度でとらえ直すことができる。また関係構造を用いることで、環境の状態変化に影響を与える特徴的なエージェントを抽出し、エージェントの戦略や行動をとらせる事ができた。そしてシステムに相互作用が働かなくなることで、システムが定常状態に入ったことをとらえる事が出来ることを示した。

問題点として、関係構造を得るときにある一時点の関係をとるべきか、何ステップかの平均を取るべきなのか、議論できていない。また、しきい値をどのように設定するかという点で任意性が存在する。

今後はより客観的な分析手法とするために、様々なマルチエージェントシステムに適用して有効性を検証していく必要がある。

参考文献

- [1] T. Takashina, et al. Masse:Environment supporting for simulation and analysis of multiagent systems. International Symposium on Collaborative Technologies and Systems, 2005.
- [2] T. Takashina, K. Tanaka, and S. Watanabe. Individual Level Analysis Using Decision Making Features in Multiagent Based Simulation. In K. Kuwabara and J. Lee, editors, *Intelligent Agents and Multi-Agent Systems*, pp. 33-47. 5th Pacific Rim International Workshop on Multi-Agents, PRIMA 2002, 2002.
- [3] D. Challet and Y. C. Zhang. Emergence of Cooperation and Organization in an Evolutionary Game. *Physica A*, Vol. 246, No. 407, 1997.
- [4] 足立和騎. 相互作用の定量化によるマルチエージェントシステムの評価手法. Master's thesis, 電気通信大学, 2002.
- [5] S. W. Wilson. ZCS: A Zeroth Level Classifier System. *Evolutionary Computation*, Vol. 2, No. 1, pp. 1-18, 1994.