

# ネットワーク形成に関する エージェントベースシミュレーション分析

神原 李佳\*・林田 智弘\*\*・西崎 一郎\*\*\*・片桐 英樹\*\*\*\*

Agent-Based Simulation Analysis for Network Formation

Rika KAMBARA, Tomohiro HAYASHIDA, Ichiro NISHIZAKI and Hideki KATAGIRI

**Abstract:** In the mathematical models for network formation by Bala and Goyal(2000), it is shown that a star network is the strict Nash equilibrium. However, the result of the experiments in a laboratory using human subjects by Berninghaus *et al.*(2007) basing on the model of Bala and Goyal indicates that players reach a strict Nash equilibrium and deviate it. In this paper, an agent-based simulation model in which artificial adaptive agents have mechanisms of decision making and learning based on neural networks and genetic algorithms is constructed, and we provide that one of the reason of the deviation from the strict Nash equilibrium in the experiments by Berninghaus *et al.* is that the players have mechanisms of decision making by trial and error and with a long-term view.

**Key words:** network formation, agent-based simulation, decision making, neural network

## 1. はじめに

個人, 企業, 国家など意思決定主体であるプレイヤー間で形成される関係は, 意思決定主体を頂点, その間の相互作用や関係を枝としてグラフモデルを用いて数学的に定義される. 意思決定主体をプレイヤー, その間の関係をリンクといい, プレイヤーの集合とリンクの集合の組をネットワークという. ネットワーク形成に関する分析では, 形成されるネットワークの構造や, その安定性や効率性などに関心が集められ, 数理モデルを用いて様々な社会現象に対する説明が試みられている<sup>3, 4, 11</sup>.

Myerson<sup>13</sup>) は, 協力ゲームにおける公平な利得の配分方法である Shapley 値の拡張として, ネットワークを形成することで得られる利得を公平に配分する方法を提案した. Aumann and Myerson<sup>2</sup>) は, ネットワークの構造だけでなくその形成過程にも依存する利得配分法を提案した. Currarini and Morreli<sup>6</sup>), Mutuswami and Winter<sup>12</sup>) は, プレイヤー同士の交渉を考慮することで, 効率的なネットワークが形成される可能性があることを示した. Jackson and Wolinsky<sup>11</sup>) は, 2人のプレ

イヤーの合意の下にリンクが形成されるネットワーク形成に関する数理モデルを構築し, ネットワークの安定性と効率性を定義し, 完全ネットワーク, 空ネットワーク, スターネットワークが安定的であることを示した.

また, Bala and Goyal<sup>3</sup>) は, 相手の合意なしにリンクが形成されるネットワーク形成モデルに関して, リンクを形成したプレイヤーのみが利得を得ることができる一方向フローモデルと, リンクの両端のプレイヤーが利得を得ることができる二方向フローモデルの2つの数理モデルを構築し, ネットワーク形成モデルにおいて狭義ナッシュ均衡は安定的な状態であることを示した. そして, 一方向フローモデルでは空ネットワークとリングネットワークが狭義ナッシュ均衡となり, 二方向フローモデルでは空ネットワークと中心支援スターネットワークが狭義ナッシュ均衡となることを示した.

Callander and Plott<sup>5</sup>) は, Bala and Goyal<sup>3</sup>) の数理モデルの一方向フローモデルの妥当性を検証するために被験者実験を行い, 被験者の行動は数理モデルの予測に従うことを示した. 同様に, Falk and Kosfeld<sup>7</sup>) が Bala and Goyal<sup>3</sup>) の数理モデルの妥当性を検証するた

\* 広島大学 大学院工学研究科 複雑システム工学専攻 博士課程前期 学生  
\*\* 広島大学 大学院工学研究科 複雑システム工学専攻 助教  
\*\*\* 広島大学 大学院工学研究科 複雑システム工学専攻 教授  
\*\*\*\* 広島大学 大学院工学研究科 複雑システム工学専攻 准教授

めに被験者実験を行った結果，二方向フローモデルにおいて数理モデルの予測とは一致しないネットワーク形成が観測された．また，Berninghaus *et al.* <sup>4)</sup> はネットワーク形成に関する数理モデルを構築し，周辺支援スターネットワークが形成されると予測した．さらに，そのモデルに対応する被験者実験を行った結果，数理モデルで予測されていた周辺支援スターネットワークの形成が確認されたが，複数のプレイヤーの均衡戦略からの逸脱により，スターネットワークの中心プレイヤーが交替するというネットワーク形成が観測された．

この原因として，人間の意思決定が必ずしも数理モデルで仮定されていたような合理的なものではなく，試行錯誤的であることが考えられるため，人間の意思決定構造を模倣することのできるエージェントベースシミュレーションモデルによる分析が必要であると考えられる．

これまで，適応型人工エージェントを用いたシミュレーションモデルがさまざまな状況における人間の意思決定構造を模倣することが可能であることが示されている<sup>1, 8, 9)</sup>．本論文では，人間の試行錯誤的な意思決定構造を模倣することのできるエージェントベースモデルを構築し，Berninghaus *et al.* の被験者実験に対応するネットワーク形成に関するシミュレーション分析を行い，被験者が数理モデルの予測とは異なる行動をとった原因を明らかにする．

本論文の構成は次の通りである．第2節では，ネットワーク形成に関する数理モデルの概要を述べ，第3節では，本論文で提案する人工適応型エージェントを用いたシミュレーションモデルを構築し，第4節で，シミュレーション実験の詳細とその結果に関する分析を行う．最後に，第5節で，まとめと今後の課題を述べる．

## 2. ネットワーク形成

Berninghaus *et al.* <sup>4)</sup> のネットワーク形成に関する数理モデルと被験者実験について簡単に述べる．

### 2.1 ネットワーク形成に関する数理モデル

プレイヤーの集合を  $N = \{1, 2, \dots, n\}$ ，プレイヤー  $i$  から  $j$  へのリンクを  $\vec{ij}$ ， $L$  をリンクの集合とし，ネットワーク  $g$  は，プレイヤーとリンクの集合の組  $(N, L)$  により定義される．また， $\vec{ij}$  をプレイヤー  $i$  の能動リンク， $\vec{ji}$  をプレイヤー  $i$  の受動リンクといい， $ij$  は  $\vec{ij}$  または  $\vec{ji}$  を表す．

リンクの集合  $L^c = \{\vec{ij} \mid \forall i, j \in N, i \neq j\}$  に対して，ネットワーク  $g^c = (N, L^c)$  を完全ネットワークといい，リンクが存在しないネットワーク  $g^\phi = (N, \phi)$  を空ネットワークという．完全ネットワークと空ネットワークの

例を図1に示す．

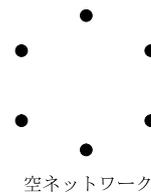
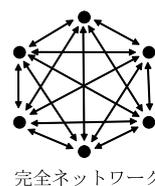


図1: 完全ネットワークと空ネットワーク

完全ネットワーク  $g_m^c = (N, L_m^c)$  に対して， $\vec{ij} \in L_m^c$  かつ  $\vec{ji} \notin L_m^c, \forall i, j \in N$  の場合， $g_m^c$  を最小接続完全ネットワークといい，完全ネットワーク  $g_{2w}^c = (N, L_{2w}^c)$  に対して， $\vec{ij} \in L_{2w}^c, i \neq j, \forall i, j \in N$  の場合， $g_{2w}^c$  を二方向完全ネットワークという．すなわち最小接続完全ネットワークは全てのプレイヤー間に片方向のリンクが形成されているネットワークであり，二方向完全ネットワークは全てのプレイヤー間に両方向のリンクが形成されているネットワークである．

リンクの集合  $L^s = \{ij \mid \forall j \in N \setminus \{i\}\}$  に対して，ネットワーク  $g^s = (N, L^s)$  をスターネットワークといい， $L^w = \{i_2i_1, \dots, i_ni_{n-1}, \dots, i_1i_n\}$  に対して，ネットワーク  $g^w = (N, L^w)$  をリングネットワークという．スターネットワーク  $g_m^s = (N, L_m^s)$  に対して， $\vec{ij} \in L_m^s$  かつ  $\vec{ji} \notin L_m^s, \forall i, j \in N$  のとき， $g_m^s$  を最小接続スターネットワークといい，スターネットワーク  $g_{2w}^s = (N, L_{2w}^s)$  に対して， $\vec{ij} \in L_{2w}^s, i \neq j, \forall i, j \in N$  のとき， $g_{2w}^s$  を二方向スターネットワークという．すなわち最小接続スターネットワークは片方向のリンクが形成されているスターネットワークであり，二方向スターネットワークは両方向のリンクが形成されているスターネットワークである．

また，スターネットワークにおいて，リンクの集合  $L_c^s = \{\vec{ij} \mid \forall j \in N \setminus \{i\}\}$  に対して，ネットワーク  $g_c^s = (N, L_c^s)$  を中心支援スターネットワークといい， $L_p^s = \{\vec{ji} \mid \forall j \in N \setminus \{i\}\}$  に対して，ネットワーク  $g_p^s = (N, L_p^s)$  を周辺支援スターネットワークという．中心支援スターネットワークと周辺支援スターネットワークの例を図2に示す．

定義 1 (利得関数) 任意のネットワーク  $g = (N, L)$  において，各プレイヤー  $i \in N$  に対して実数値  $\Pi_i(g) \in \mathbb{R}$  を割り当てる実数値関数  $\Pi_i(i = 1, 2, \dots, n)$  をプレイヤー  $i$  の利得関数という．

ネットワーク  $g = (N, L)$  において，プレイヤー  $i$  の全てのリンクが削除されたときのリンクの集合を  $L_{-i} = \{\vec{jk} \mid \vec{jk} \in L, j \neq i, j, k \in N\}$  とする．



図 2: スターネットワーク

$$\Pi_i(g^* = (N, L_i^*)) \geq \Pi_i(g_{-i} = (N, L_i \cup L_{-i}^*)), \quad (1)$$

$\forall i \in N$

式(1)が成り立つとき、 $L_i^*$ は $L_{-i}^*$ に対するプレイヤー $i$ の最適反応であるという。ネットワーク $g_{-i}$ に対するプレイヤー $i$ の最適反応集合を $BR_i(g_{-i})$ とする。

定義 2 (ナッシュネットワーク)  $g_i \in BR_i(g_{-i}), \forall i$  が成り立つとき、ネットワーク $g = (N, L)$ をナッシュネットワークといい、プレイヤーはナッシュ均衡を形成している。特に、全てのプレイヤーに対して式(1)の等号が成り立たないとき、 $g$ を狭義ナッシュネットワークという。

以下に、本論文で用いるネットワーク構造指標として距離測度を定義する。

定義 3 (距離測度) ネットワーク $g = (N, L)$ に対して、特定のネットワーク $g^* = (N, L^*)$ との構造的な違いを示す指標を距離測度 $d(g; g^*)$ という<sup>4)</sup>。

本論文で用いる周辺支援スターネットワーク $g_p^s$ との距離測度を式(2)に示す。

$$d(g; g_p^s) = \begin{cases} |P(i^*) - \max_{j \neq i^*} \{P(j)\} - (n-1)| \\ \quad : i^* \text{ exists and } P(i^*) > \frac{n-1}{2} \\ n-1 : \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

ここで、 $P(i)$ はプレイヤー $i$ の受動リンク数を示し、 $i^*$ は受動リンク数が最大である唯一のプレイヤーとし、受動リンク数が最大であるプレイヤーが複数存在する場合は、 $i^*$ は存在しないものとする。

距離測度は各プレイヤーの受動リンク数に基づくネットワーク構造に関する指標である。式(2)より、受動リンク数が最大であるプレイヤーが存在し、かつその受動リンク数が過半数以上であるとき、最大受動リンク数と2番目に多い受動リンク数の差をとることで距離測度を求める。また、受動リンク数が過半数以上であるプレイヤーが存在しないときは、距離測度は $n-1$ とする。

周辺支援スターネットワークにおいて、中心プレイヤーの受動リンク数は $n-1$ で、その他のプレイヤーの受動リンク数は0となることから、 $d(g; g_p^s) = 0$ ならば、ネットワーク $g$ は周辺支援スターネットワークであり、 $1 \leq d(g; g_p^s) \leq n-1$ ならば、ネットワーク $g$ は周辺支援スターネットワークとは異なる構造をしていると考えられる。

$N_i^a(g) = \{j \mid \vec{ij} \in L, j \in N, j \neq i\}$ をプレイヤー $i$ の能動隣人、 $N_i^p(g) = \{j \mid \vec{ji} \in L, j \in N, j \neq i\}$ を $i$ の受動隣人、 $N_i^{ind}(g) = \{k \mid \vec{ij} \in L \text{ and } jk \in L, j \in N, j \neq i\}$ を $i$ の間接隣人とし、 $N_i(g) = N_i^a(g) \cup N_i^p(g) \cup N_i^{ind}(g)$ を $i$ の隣人とする。

プレイヤー $i$ の利得は式(3)で定義される。

$$\Pi_i(g) = a|N_i(g)| - c|N_i^a(g)| \quad (3)$$

ここで、 $a$ と $c$ はそれぞれプレイヤーの情報価値とリンクコストであり、 $|N_i(g)|$ と $|N_i^a(g)|$ はそれぞれ隣人数と能動隣人数を表す。リンク形成もしくは削除は一方的に行うことができるものとし、式(3)より、リンクコストはリンク形成を提案するプレイヤーが支払うが、利得は両端のプレイヤーが得ることができるものとする。

命題 1  $c < (n-1)a$ かつ $n > 3$ ならば、周辺支援スターネットワークは狭義ナッシュネットワークである。

## 2.2 被験者実験

Berninghaus *et al.*<sup>4)</sup>は、離散時間実験と連続時間実験の2種類の被験者実験を行った。両方の実験において、被験者は意思決定として他の被験者に対してリンクを形成、あるいは削除するかを決定する。

離散時間実験では、被験者は1グループ6人で構成されるグループに分けられ、10グループで15期間ネットワーク形成を繰り返す。期のはじめに、被験者は他の被験者へのリンクを選択し、全ての被験者が意思決定するとネットワーク構造が更新され、次の期へと変わる。被験者には、情報価値とリンクコストと現在の期における利得、そして前期のネットワークが与えられ、それらを基に被験者は意思決定を行う。情報価値とリンクコストを $(a, c) = (3, 2)$ 、初期ネットワークを二方向完全ネットワークとして、全ての被験者の初期利得を5とする。

離散時間実験の主な結果として、多くのグループにおいて、数理モデルで狭義ナッシュネットワークであるとされていた周辺支援スターネットワークの形成が確認された。しかし、ナッシュネットワークを形成した後、一部のグループが均衡から逸脱するグループもあった。離散時間実験において、15期間にわたって毎期の距離測度 $d(g; g_p^s)$ を調べた結果を表1に示す。

表 1: 離散時間実験における各グループの距離測度

期	グループ									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	4	5	4	3	5	4	5	4	4	4
2	4	4	4	2	4	5	4	5	4	5
3	5	5	5	5	4	4	4	2	5	5
4	5	5	4	5	2	2	5	3	3	3
5	5	3	5	5	2	1	5	4	5	3
6	4	4	3	5	2	3	4	4	5	2
7	5	4	5	4	1	1	3	2	5	1
8	4	4	4	5	1	1	5	3	3	1
9	5	5	4	5	0	1	4	2	4	0
10	4	3	4	4	0	0	5	1	4	0
11	5	3	4	4	0	0	4	1	4	0
12	3	4	4	4	0	2	5	2	5	1
13	5	3	5	3	0	1	5	1	4	0
14	4	5	5	1	0	0	5	2	3	0
15	5	3	4	1	0	0	4	1	2	0

表 1 より, 3 グループが周辺支援スターネットワークを形成し, 2 グループにおいて  $d(g; g_p^s) = 1$  となり, 周辺支援スターネットワークに近い構造を持つネットワークを形成した. 周辺支援スターネットワークを形成するのに要した期間は, 最も早いグループはグループ 5 であり, 9 期であった. 周辺支援スターネットワークを形成したグループのうち, 2 グループは周辺支援スターネットワークを離れたが, 残りの 1 グループは周辺支援スターネットワークを離れなかった. また, 毎期の  $d(g; g_p^s) \leq 1$  となるグループ数を調べた結果単調増加が確認されたことから, 被験者は周辺支援スターネットワークを形成する方法を集団レベルで学習するよう見える.

連続時間実験では, 被験者は 8 グループで全ての被験者が最初の意思決定をした時点から, 30 分間ネットワーク形成を繰り返す. 被験者は実験中であれば, いつでもリンクの形成, 削除ができる. ネットワーク構造や情報価値, リンクコストの情報リアルタイムで全ての被験者に与えられる. 連続時間実験においても, 情報価値とリンクコストは毎分  $(a, c) = (3, 2)$  とされ, 実験が終わった後に 30 分間の被験者の累積利得に応じて報酬が支払われる.

結果として, 離散時間実験と同様に周辺支援スターネットワークが形成されたが, その後中心プレイヤーが交代し, 数種類のスターネットワークの形成が確認された. 表 2 に, 連続時間実験における各グループの振る舞

いとして, 周辺支援スターネットワークにおける異なる中心プレイヤー数と, 最初の周辺支援スターネットワークを形成するまでに要した時間を示す.

表 2: 連続時間実験における各グループの振る舞い

グループ	中心プレイヤー数	時間 (分)
1	2	8
2	3	13
3	1	3
4	2	21
5	4	10
6	3	18
7	6	11
8	0	-
平均	3	12

表 2 より, 7 グループが少なくとも 1 つの周辺支援スターネットワークを形成し, そのうち, 6 グループにおいてスターネットワークの中心プレイヤーが交代した. 周辺支援スターネットワークを形成するのに要した時間は, 最も早いグループで 3 分, 平均時間は全体の 4 割で, この時間は周辺支援スターネットワークを形成するために必要な協力時間であると解釈できる.

Berninghaus *et al.*<sup>4)</sup> の被験者実験において, 利得関数が式 (3) で与えられるとき, 数理モデルで予測されていた狭義ナッシュネットワークである周辺支援スターネットワークの形成が確認された. また, 実験の最初は何のグループもスターネットワークを形成しない期間があり, 段階的に周辺支援スターネットワークに近いネットワークを形成していることから, グループ全体でスターネットワークを形成する方法を学習する段階を必要としていると考えられる.

離散時間実験では被験者はそれぞれ 15 回ずつしか意思決定できないのに対して, 連続時間実験では被験者が意思決定できる機会が増えていることから, 連続時間実験は離散時間実験の延長であると考えられる. また, 連続時間実験では被験者が任意のタイミングで意思決定できるので, 離散時間実験よりも被験者の意志がネットワーク形成に反映されやすいモデルになっている.

### 3. シミュレーションモデル

本論文では, Berninghaus *et al.* の離散時間実験に対応するモデルを構築し, 意思決定回数を増やしてシミュレーション分析を行うことで, 被験者が狭義ナッシュネットワークから逸脱した原因を探る. そのために, 被験者

が数理モデルとは異なる行動をした要因として考えられる, 試行錯誤的で長期的な視野に基づく意思決定を考慮したエージェントベースシミュレーションモデルを構築する.

本論文におけるシミュレーションモデルでは, プレイヤーの代わりに複数のエージェントが入力層, 中間層, 出力層の三層からなるニューラルネットワークに基づいて意思決定する. プレイヤー  $i$  は対応するエージェント群  $A_i = \{i_1, i_2, \dots, i_m\}$ ,  $i = 1, 2, \dots, n$  の中から選ばれたエージェントの意思決定を採用する. ニューラルネットワークの重みと閾値を遺伝子情報として各エージェント  $i_k$ ,  $k = 1, 2, \dots, m$  が保持し, 遺伝的アルゴリズムを用いてニューラルネットワークを学習させることで, 試行錯誤的な意思決定構造を実装する.

シミュレーションモデルの概要を下記に要約する.

手順 1 エージェントの初期集団を生成する.

手順 2  $t = 1$  とする.

手順 3  $i = 1$  とする.

手順 4  $i$  番目のプレイヤーに対応するエージェント群  $A_i = \{i_1, i_2, \dots, i_m\}$  がニューラルネットワークに基づいた意思決定を行う.

手順 5 得られた利得を適合度として, 遺伝的アルゴリズムによりニューラルネットワークを更新する.

手順 6 手順 4, 5 を  $f_g$  回繰り返していれば手順 7 に進み, そうでなければ手順 4 に戻る.

手順 7  $i = n$  ならば手順 8 に進み, そうでなければ  $i = i + 1$  として手順 4 へ戻る.

手順 8  $t = T$  ならば終了し, そうでなければ  $t = t + 1$  として手順 3 へ戻る.

$n$  人のプレイヤーは予め定められた順番で意思決定を繰り返す. その際, 各プレイヤーに対応する  $m$  体のエージェントがニューラルネットワークに基づいて意思決定する. 1 人のプレイヤーの意思決定後すぐにネットワークが更新され,  $n$  人のプレイヤーが意思決定した段階を 1 期とし, これを  $T$  期繰り返す. エージェントのニューラルネットワークを図 3 に示す.

ここで,  $g(t)$  は時刻  $t$  におけるネットワークである. ニューラルネットワークの入力値として, 直前のネットワークにおける全てのプレイヤーの能動リンク数と, 過去のネットワークのうち全てのプレイヤーの  $P$  期分の累積利得が与えられる. 出力層の各ノードからの出力値は  $n$  人のプレイヤーに対応し, それぞれの出力値が閾値

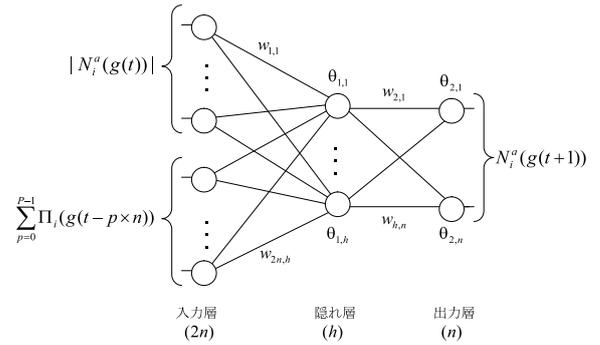


図 3: ニューラルネットワーク

$\varphi$  より大きければリンクを形成し, そうでなければリンクを削除する. ニューラルネットワークの隠れ層, 出力層の伝達関数はシグモイド関数 ( $f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$ ) とする.

各プレイヤーは対応するエージェントの中から適合度に基づいたルーレット選択によって選ばれたエージェントが提案する意思決定を採用するとし, 基本的には適合度の高いエージェントの意思決定が採用されるが, 稀にエラー行動として適合度の低いエージェントの意思決定を採用することもある.

エージェントの遺伝子はニューラルネットワークの重み ( $w_1, w_2$ ) と閾値 ( $\theta_1, \theta_2$ ) によって構成され, それぞれ  $[-1, 1]$  のランダムな実数を割り当てて初期個体群を生成する. エージェントの遺伝子に対して, ルーレット選択による再生を行った後, 確率  $p_c$  で一点交叉, 確率  $p_m$  で突然変異を行い, さらにエリート保存を行うことでエージェントの個体群を進化させる.

また, 適合度の計算には過去  $P_f$  期分のネットワークにおけるプレイヤー  $i$  の利得を用いるとする. エージェント  $i_k$  の適合度は式 (4) により計算される.

$$f_{i_k}(g(t)) = \sum_{\tau=0}^{P_f \times n - 1} r^\tau \Pi_i(g(t+1-\tau)) \quad (4)$$

ここで,  $r$  は過去の利得に対する割引率である.

## 4. シミュレーション実験

本論文では, 連続時間実験を離散時間実験の延長と捉え, 試行錯誤的で長期的な視野に基づく意思決定構造を考慮したモデルによるシミュレーションを行う.

### 4.1 シミュレーション結果

提案モデルにおいて, プレイヤーは過去  $P$  期分のネットワークを基に, 過去  $P_f$  期までのネットワークにおけるプレイヤーの累積利得を適合度として意思決定を行っており,  $P$  と  $P_f$  はプレイヤーが意思決定するときに参

考にする過去ネットワークの情報量となる．したがって， $(P, P_f) = (10, 10)$  として，長期的な視野に基づく意思決定を行ったときのシミュレーション実験を行う．

表 3: 基準パラメータ値

プレイヤー数	$n = 6$
エージェント数	$m = 50$
期数	$T = 10000$
情報価値	$a = 3$
リンクコスト	$c = 2$
情報量	$(P, P_f) = (10, 10)$
過去に得た利得に対する割引率	$r = 0.99$
遺伝的アルゴリズムに関するパラメータ	
交叉確率	$p_c = 0.8$
突然変異確率	$p_m = 0.01$
世代間ギャップ	$G = 0.5$
学習回数	$f_g = 100$
閾値	$\varphi = 0.5$

表 3 のパラメータ値を用いてシミュレーション実験を 100 回行ったうちの代表例として，1 回分の毎期の中心プレイヤーを図 4 に示す．ここで，中心プレイヤーが 0 の場合は周辺支援スターネットワークを形成していないことを表す．

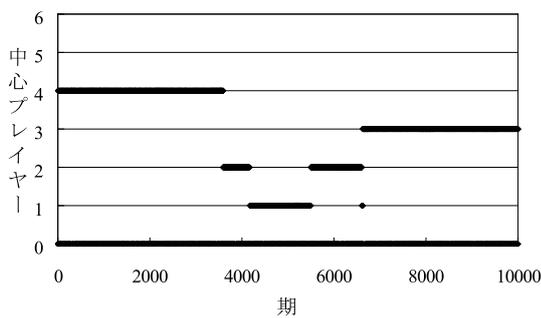


図 4: 中心プレイヤーの遷移

図 4 より，早い段階でプレイヤー 4 が中心プレイヤーとなるような周辺支援スターネットワークを形成ししばらくの間安定的になっているが，3600 期辺りでプレイヤー 2 が中心プレイヤーとなり，その後はプレイヤー 1, 2, 1, 3 と中心プレイヤーが遷移していることが分かる．このように，過去に中心プレイヤーとなったプレイヤーが再び中心プレイヤーとなることも考えられ，本論文では中心プレイヤーの遷移に着目しているので，今後は中心プレイヤーが遷移した回数を用いて分析を行う．

図 4 において，周辺支援スターネットワークの中心プレイヤーとなったプレイヤー数は 4 人であるが，中心プレイヤーが遷移した回数は 7 回となる．また，離散時間実験で見られたように，狭義ナッシュネットワークである周辺支援スターネットワークを形成した後，均衡から逸脱するというネットワーク形成が観測されており，均衡を逸脱した後に元の均衡に戻る場合もあれば，異なる中心プレイヤーから成る周辺支援スターネットワークを形成する場合もある．したがって，離散時間実験において被験者が意思決定を繰り返すと，シミュレーション結果と同様に，中心プレイヤーが遷移するようなネットワーク形成が観測されると考えられる．

また，中心プレイヤーが遷移する一例を図 5 に示す．

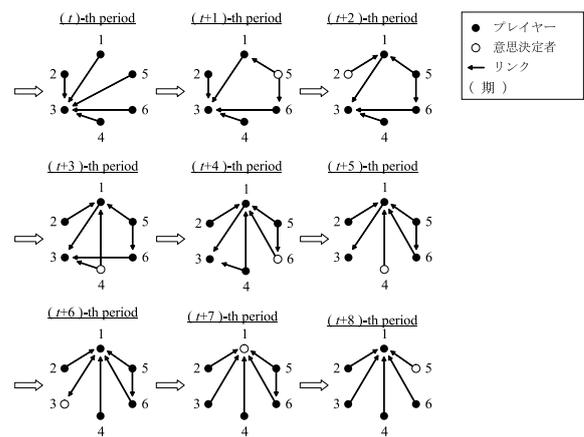


図 5: 中心プレイヤーが遷移する例

図 5 は時刻  $t$  から  $t+8$  までのネットワーク形成過程が示されており，黒丸，白丸と矢印はそれぞれプレイヤー，意思決定するプレイヤーとリンクを示している．また，丸の横の数字はプレイヤー番号を示しており，時刻  $t$  においてプレイヤー 3 を中心とする周辺支援スターネットワークが形成されている．

図 5 より，時刻  $t+1$  に周辺プレイヤー 5 が最適反応でない意思決定を行い，中心プレイヤー 3 へのリンクを削除してプレイヤー 1 と 6 にリンクを形成して均衡を逸脱している．そして，時刻  $t+2$  に別の周辺プレイヤー 2 がプレイヤー 5 に賛同して，プレイヤー 1 にリンクを形成し，最終的に多くのプレイヤーが中心プレイヤーでない特定のプレイヤーにリンクを形成した場合，プレイヤー 3 から 1 へと中心プレイヤーが遷移していることが分かる．

したがって，プレイヤー間の協調行動は中心プレイヤーが遷移する要因の一つであると考えられる．

4.2 情報量の変動実験

意思決定に用いる過去ネットワークの情報量の変動実験を行い、エージェントが短期的な視野に基づいて意思決定した場合と長期的な視野に基づいて意思決定した場合のシミュレーション結果を比較することで、被験者実験において狭義ナッシュネットワークである周辺支援スターネットワークから逸脱した原因を探る。

長期的な視野に基づく意思決定を行ったときの実験結果と比較するために、 $(P, P_f) = (1, 1)$  として、短期的な視野に基づく意思決定を行ったときのシミュレーション実験を 100 回行う。

情報量  $(P, P_f)$  を  $(10, 10)$ ,  $(1, 1)$  と変動させたときの実験結果として、形成された周辺支援スターネットワークにおいて中心プレイヤーが遷移した回数 (CN) とその平均と分散を表 4 と図 6 に示す。

表 4: 情報量の変動実験

CN	$(P, P_f)$	
	(1,1)	(10,10)
1	0	0
2	1	0
3	2	1
4	5	5
5	9	6
6	9	10
7	13	6
8	7	4
9	2	7
10	1	6
11	1	0
12	0	2
13	0	2
14	0	1
平均	6.3	7.5
分散	3.19	6.81

表 4, 図 6 より、情報量  $(P, P_f) = (1, 1)$  のときは中心プレイヤーは約 6 回遷移しているのに対して、 $(P, P_f) = (10, 10)$  のときは約 8 回遷移していることが分かる。また、 $(10, 10)$  のときは分散が大きく、遷移回数にバラツキがある。これは、エージェントの適合度の計算に用いる過去ネットワークの情報量  $P_f$  の影響が大きく、 $P_f$  が大きくなると、エージェントごとの適合度の差も大きくなるので、ルーレット選択によって最適でない意思決定、すなわちエラー行動を行う確率が増えるためであると考

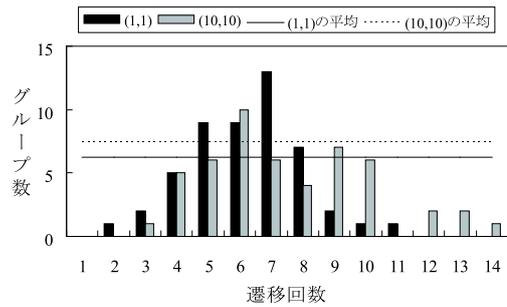


図 6: 中心プレイヤーの遷移回数

えられる。したがって、短期的な視野に基づく意思決定に比べて長期的な視野に基づく意思決定を行った方が中心プレイヤーが遷移しやすくなると考えられる。

5. おわりに

ネットワーク形成に関する数理モデル<sup>3)</sup>では狭義ナッシュ均衡は安定的だったが、被験者実験<sup>4)</sup>では狭義ナッシュ均衡形成後、均衡から逸脱するという数理モデルと矛盾する結果が観測された。本論文では、人工適応型エージェントを用いたシミュレーション分析により、人間の試行錯誤的で、長期的な視野に基づく意思決定構造によって被験者が均衡から逸脱したことを示した。

今後の課題として、情報価値やリンクコストを非対称にした場合など、様々な状況下におけるネットワーク形成に関するシミュレーション実験を行い、被験者の行動を説明することのできる数理モデルを構築することが考えられる。

参考文献

[1] J. Andreoni and J.H. Miller, “Auctions with Artificial Adaptive Agents”, *Games and Economic Behavior* **10**, 39–64, 1995.

[2] R.J. Aumann and R.B. Myerson, “Endogenous formation of paths between players and coalitions: an application of the Shapley value”, In A. Roth(eds.): *The Shapley Value*, Cambridge University Press, 175–191, 1988.

[3] V. Bala and S. Goyal, “A non-cooperative model of network formation”, *Econometrica* **68**, 1181–1229, 2000.

[4] S.K. Berninghaus, K.M. Ehrhart, M. Ott and B. Vogt, “Evolution of networks - an experimental

- analysis” , *Journal of Evolutionary Economics* **17**, 317–347, 2007.
- [5] S. Callander and C.R. Plott, Principles of network development and evolution: an experimental study, *Journal of Public Economics* **89**, 1469–1495, 2005.
- [6] S. Currarini and M. Morelli, “Network formation with sequential demands”, *Review of Economic Design* **5**, 229–250, 2000.
- [7] A. Falk and M. Kosfeld, “It’s all about connections: evidence on network formation”, *IEW Working paper* **146**, 2003.
- [8] T. Hayashida, I. Nishizaki and H. Katagiri, “Agent-based modelling and simulation for the analysis of network formation depending on social reputation”, *Proceedings of the Joint 4th International Conference on Soft Computing and Intelligent Systems and 9th International Symposium on Advanced Intelligent Systems*, 975–980, 2008.
- [9] J.H. Holland and J.H. Miller , “Adaptive intelligent agents in economic theory”, *American Economic Review* **81** , 365–370, 1991.
- [10] N.P. Hummon, “Utility and dynamic social networks” , *Social networks* **22**, 221–249, 2000.
- [11] M.O. Jackson and A. Wolinsky, “A strategic model of social and economic networks”, *Journal of Economic Theory* **71**, 44–74, 1996.
- [12] S. Mutuswami and E. Winter, “Subscription mechanisms for network formation”, *Journal of Economic Theory* **106**, 242–264, 2002.
- [13] R. Myerson, “Graphs and cooperation in games”, *Mathematics of Operations Research* **2**, 225–229, 1977.

平成 21 年 10 月 30 日 受理