

社会的評判を考慮した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

広島大学大学院 工学研究科 林田 智弘 (Tomohiro Hayashida)

Graduate School of Engineering, Hiroshima University

広島大学大学院 工学研究科 西崎 一郎 (Ichiro Nishizaki)

Graduate School of Engineering, Hiroshima University

広島大学大学院 工学研究科 片桐 英樹 (Hideki Katagiri)

Graduate School of Engineering, Hiroshima University

1 はじめに

複数のプレーヤーが存在する状況下で、プレーヤー間で形成されるリンクの集合はネットワークと呼ばれる。本研究では、例えば、環境保全ボランティア団体などの公共財保全団体のように、ネットワークに参加するプレーヤーが協力して公共財を保護し、公共財からの効用をすべてのプレーヤーが均等に得るモデルを考える。

Jackson and Wolinsky [2] は、安定的ネットワークとして空ネットワークや完全ネットワークだけでなく、スター型ネットワークと呼ばれるものが形成されるモデルを提案した。スター型ネットワークは現実形成されるネットワークの一つの状況を表しているといえる。しかし、本研究で取り扱う状況において、現実形成される社会的ネットワークは、スター型が唯一というよりもむしろ連結された形を成し、かつその連結されたスター型が分散して複数個存在するようなネットワークとなっていると考えられる。

Jackson and Wolinsky [2] などの研究ではプレーヤーがネットワークから直接効用を得る状況に関する分析が行なわれたが、本研究ではプレーヤーがネットワークから間接的に効用を得るような状況に関する分析を行なう。さらに、Akerlof [1] により提案された社会的評判の項を効用関数に導入した数理モデルを考え、安定的ネットワークに関する分析を行い、現実の社会的ネットワークとの類似性について考察する。

社会的評判を考慮したネットワーク形成に関する数理モデル [3] では、プレーヤーは効用最大化の行動選択基準に従うものとして、ネットワーク形成に関する分析を行なった。しかし、現実の人間の行動は、必ずしも効用最大化の行動選択基準に従っているわけではなく、自分が過去に取った行動の結果得られた効用や利得を評価し、自らの意思決定を修正していくという適応的な行動を取る。したがって、本モデルの有効性を検証するためには、数理モデルを用いた考察のみならず、適応モデルを用いた検証が必要となる。適応モデルの検証には、現実の様々な状況を実装できるエージェントベースのシミュレーション分析が有効である。

人間は様々な情報に基づいた意思決定を行うことから、エージェントは柔軟に入力情報をとり入れることのできるニューラルネットワークに基づく意思決定機構をもつものとする。ニューラルネットワークの特徴を決定する閾値や重みなどの値は、染色体として各エージェントが保持しており、後に紹介するリンク形成や破棄の試行の結果得た効用を適合度として、遺伝的アルゴリズムに基づいた学習を行ない、長期間にわたって繰り返し進化していく。本研究では、ニューラルネットワークに基づいた意思決定機構と、遺伝的アルゴリズムに基づいた学習機構をもつ人工適応型エージェントによるシミュレーション分析を行なう。

2 シミュレーション実験

2.1 シミュレーションモデル

ここでは、 n 人のプレーヤーによるネットワーク形成に関する分析を行なう。ネットワーク形成のためのプレーヤーの集団を $NET = \{1, 2, \dots, n\}$ とし、任意の順番に従って 1 期間に 1 人のプレーヤーが意思決定を行なう。期間 t にプレーヤー $i \in NET$ が意思決定を行なうとき、プレーヤー i のリンクの形成もしくは破棄に関する意思決定は、 $(t-1)$ 期において形成されているネットワーク $g(t-1)$ に対するリンクの形成もしくは

は破棄の試行を、遺伝的アルゴリズムに基づいた学習を行いながら繰り返し行い、 $g(t-1)$ に対して十分に進化したエージェントの意思決定を採用するものとする。このような意思決定機構を実現するために、ネットワーク $g(t-1)$ に対するリンクの形成もしくは破棄の試行を行い、学習するためのエージェントの集団を N 個用意し、 $NET_k = \{1_k, 2_k, \dots, n_k\}, k=1, \dots, N$ とする。また、各集団において形成されているネットワークを $g^k = g(t-1), k=1, \dots, N$ とする。各プレイヤーは異質なので、プレイヤー i の学習は同じプレイヤー i に対応するエージェント群 $L_i = \{i_1, \dots, i_N\}$ の中で行なわれる。

2.2 シミュレーション目的

エージェントベースのシミュレーション分析のトリートメントとして、次に挙げるようなものが考えられる。

1. 数理モデルとの比較のため、リンク形成コスト c を変動させたときのシミュレーション分析。
2. 社会的評判の影響を分析するために、プレイヤーの効用関数を $\pi_i = \alpha a_i R_i(g) + v(g) - e_i^g c$ とし、社会的評判の項の重み α を変動させたときのシミュレーション分析。
3. 新しくリンクが形成されたときのネットワークの価値 $v(g)$ の増分 (δ, ϵ) を変動させたときのシミュレーション分析。

数理モデルとの比較のため、新しくリンクを形成したときのネットワークの価値の増分 (δ, ϵ) を固定し、リンク形成コスト c を変動させたときのエージェントベースモデルを用いたシミュレーション分析を行う。Hayashida *et al.* [3] は、プレイヤーの効用関数が $\pi_i(g) = a_i R_i(g) + v(g) - e_i^g c$ で与えられるとき、リンク形成コスト c 、 (δ, ϵ) とプレイヤー数 n の大小関係に従って、次の4種類の条件において形成されるネットワークを数理モデルを用いて証明した。(1) $c \leq \epsilon$ の場合に完全ネットワークが安定的ネットワークとして形成される。(2) $\epsilon < c \leq \delta + \epsilon$ の場合にはすべてのプレイヤーが属する1つのコンポーネントが形成される。(3) $\delta + \epsilon < c \leq \delta + \epsilon + a_{\max} n/2$ の場合には連結したスター型ネットワークが分散して形成されるネットワークが形成され、安定的ネットワークとなり得ることもある。(4) $\delta + \epsilon + a_{\max} n/2 < c$ の場合には、空ネットワークが安定的ネットワークとして形成される。

本研究では、上述の4種類についてのシミュレーション実験を行い、厳密な効用最大化の行動基準に従う意思決定を行なう数理モデルと、試行錯誤的な意思決定を行い適応的な行動を取るエージェントベースモデルとで、形成されるネットワークにどのような違いがあるかを分析する。

2.3 シミュレーション手法

本研究におけるシミュレーション実験では、ネットワークの初期状態を空ネットワークとし、プレイヤー数を $n = 20$ 、ネットワーク形成ゲーム数を 100 とする。すなわち、エージェント数を $n \times N = 2000$ とする。1人のプレイヤーの意思決定の期間を1期間とし、すべてのプレイヤーの意思決定が一巡したことを1ラウンド経過したとすると、シミュレーションは100ラウンド、すなわち2000期間で終了させる。また、リンク形成によるネットワークの価値の増分を $\delta = 0.25, \epsilon = 0.15$ とし、リンク形成コストを $c = 0.8$ とする。遺伝的アルゴリズムについては、交叉確率を $P_c = 0.5$ 、突然変異確率を $P_m = 0.001$ 、世代間ギャップを $GAP = 0.8$ とし、ニューラルネットワークの入力層の数を $2n+1 = 41$ 、中間層の数を $h = 30$ 、出力層の数を $n = 20$ としている。ニューラルネットワークにおける伝達関数は、シグモイド関数 ($f(x) = \frac{1}{1+e^{-kx}}$) を用いており、 $a = 0, k = 0.1$ としている。初期個体群を発生させる場合には、すべてのエージェントの遺伝子の要素を $[-1, 1]$ の値をランダムに割当て、突然変異が適用される遺伝子に対しては、 $[-1, 1]$ の値をランダムに発生させ、その値に書き換える。以上のような数値条件におけるシミュレーション実験を、以下では基準実験とよぶことにする。

2.4 シミュレーション結果

プレーヤー $i \in N$ の嗜好パラメータを $a_i \in [0, 1]$ とし、ネットワークの初期状態の空ネットワークの価値を $v(0) = 0$ としている。また、プレーヤーはランダムに決定された順番で意思決定する。エージェントは試行錯誤的な意思決定を行いながら進化するので、十分に学習を繰り返したものと考えられる 1500 期以降の 500 期間の平均値を図 1 に示す。図 2 に、横軸を期間、縦軸をリンク数ごとのプレーヤー数の 10 回の試行の平均値としたグラフを示す。図 3 に、横軸を期間、縦軸を形成されたコンポーネント数の 10 回の試行の平均値としたグラフを示す。

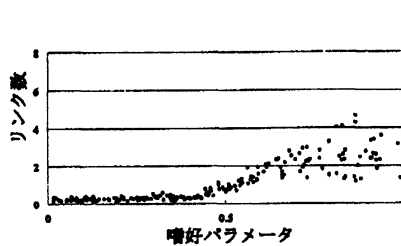


図 1: a - e 平面 (1501–2000 期)

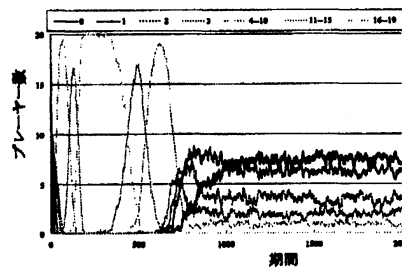


図 2: リンク数ごとのプレーヤー数

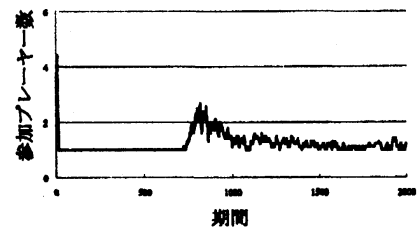


図 3: コンポーネント数

図 1 より、基準実験においては $a_i < 0.5$ であるエージェントはリンクを形成しておらず、 $a_i \geq 0.5$ であるエージェントはリンクを形成し、ネットワークに参加していることがわかる。さらに、 $a_i \geq 0.5$ であるエージェントは、その嗜好パラメータと形成リンク数には正の相関があることがわかる。

図 2 より、1000 期以降ではプレーヤーのリンク数が安定しており、約 8 人のプレーヤーがリンク数を 0 としており、ネットワークに参加していない。図 3 より、1000 期以降ではコンポーネント数の平均値はおおよそ 1 となっているが、10 回の試行のうち 2000 期にコンポーネント数が 1 となった試行が 8 回、2 となった試行が 2 回であった。図 4, 5 に、コンポーネント数が 1 となった試行と 2 となった試行の 2000 期のネットワーク構造をそれぞれ示す。

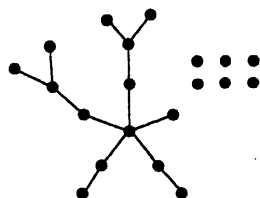


図 4: コンポーネント数が 1 のネットワーク

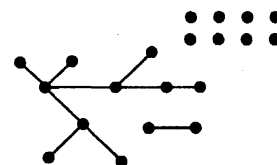


図 5: コンポーネント数が 2 のネットワーク

図 4, 5 より、いずれのコンポーネントも最小コンポーネントとなっていることがわかる。これは、 $\delta = 0.25, e = 0.15$ としており、同じコンポーネントに属するプレーヤー間のリンク形成では、ネットワークの価値が 0.15 増加するのに対し、異なるコンポーネント間のリンクでは、 $\delta + e = 0.4$ 増加するため、プレーヤーが新たにリンクを形成する場合、同じコンポーネントに属するプレーヤーよりも異なるコンポーネントに属するプレーヤーとリンクを形成したほうが効用の増分がより大きくなるため、最小コンポーネントが形成されたものと考えられる。また、図 5 に示されるネットワークにおけるそれぞれのコンポーネントに属するプレーヤー数は、10 人、2 人となっており、その規模に偏りがある。プレーヤー数が 10 人であるコンポーネントには、0.48 ~ 0.99 と比較的高い嗜好パラメータ a_i を持つプレーヤーが多く属し、他方のコンポーネントに属するプレーヤーの嗜好パラメータは 0.26, 0.36 と比較的小さな値となっている。プレーヤーの効用関数が $\pi_i(g) = a_i e_i^g / \bar{e}^g + v(g) - e_i^g c$ により与えられることより、嗜好パラメータが高いプレーヤーはより多くのリンクを形成しようとする。このことから、高い嗜好パラメータを持つプレーヤーが属するコ

ンポーネントに多くのプレーヤーが集中したため、このようにコンポーネントの規模に隔たりができたものと考えられる。次に、シミュレーション実験に対する各トリートメントの結果を示す。

2.4.1 リンク形成コスト c 変動実験

本節では、シミュレーションのトリートメント 1. として挙げた、リンク形成コスト c の変動実験の結果について述べる。実験では、リンク形成コストを、 $c = 0.1, 0.15, 0.3, 0.4, 0.8, 1.3, 10.4, 20$ と変動させたシミュレーション実験を行った。Hayashida *et al.* [3] は、 $\varepsilon \leq c$ の場合に安定的ネットワークとして完全ネットワーク、 $\varepsilon < c \leq \delta + \varepsilon$ の場合にすべてのプレーヤーが属する唯一のコンポーネントが形成され、 $\delta + \varepsilon < c \leq \delta + \varepsilon + a_{\max}n/2$ の場合に複数のスター型ネットワークが連結したいくつかのコンポーネントが形成され得ることを示した。さらに、 $\delta + \varepsilon + a_{\max}n/2 < c$ の場合に安定的ネットワークとして空ネットワークが形成されることを示した。ここで、 $a_{\max} = \max_{i \in N} a_i$ である。

本研究では、 $\delta = 0.25, \varepsilon = 0.15, a_i = [0, 1]$ としており、このときのそれぞれの $c, \delta, \varepsilon, n$ の関係を次の表に示す。また、 $c = 0.15, 0.4, 10.4$ ではそれぞれ $c = \varepsilon, c = \delta + \varepsilon, c = \delta + \varepsilon + a_{\max}n/2$ が成り立つ。

表 1: $c, \delta, \varepsilon, n$ の関係

$c = 0.1, 0.15$	$c = 0.3, 0.4$	$c = 0.8, 1.3, 10.4$	$c = 20$
$c \leq \varepsilon$	$\varepsilon < c \leq \delta + \varepsilon$	$\delta + \varepsilon < c \leq \delta + \varepsilon + a_{\max}n/2$	$\delta + \varepsilon + a_{\max}n/2 < c$

図 6-8 に横軸をリンク形成コスト c とした c 変動実験の結果を示す。ただし、横軸の範囲は $0 \leq c \leq 2$ としている。図 6 は縦軸をリンクを少なくとも 1 本以上形成しているプレーヤー数である。これらのプレーヤーを、リンクを形成してネットワークに参加していることから、「参加プレーヤー」とよぶことにする。また、図 7, 8 にそれぞれ縦軸をコンポーネント数、全プレーヤーの平均リンク数としたグラフを示す。それぞれのグラフの縦軸の値は、シミュレーション実験における 1501-2000 期の 500 期間の各値の平均値の 10 回の試行の平均値を示している。

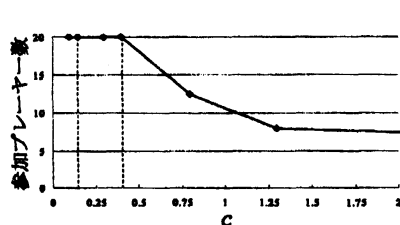


図 6: 参加プレーヤー数

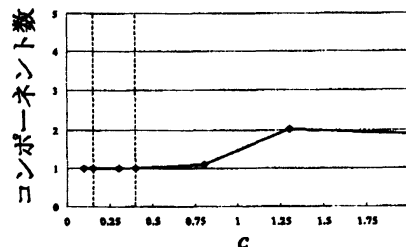


図 7: コンポーネント数

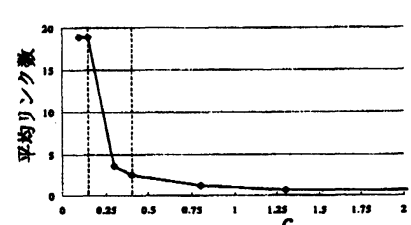


図 8: 全プレーヤーの平均リンク数

$c \leq \varepsilon$ の場合、すなわち、 $c = 0.1, 0.15$ の場合、図 6 より参加プレーヤー数は 20 であり、図 7 よりコンポーネント数は 1、図 8 より平均リンク数は 19 となっていることから、完全ネットワークが形成されている。このことは、Hayashida *et al.* [3] の結果に一致している。

$\varepsilon < c \leq \delta + \varepsilon$ の場合、すなわち、 $c = 0.3, 0.4$ の場合、図 6 より参加プレーヤー数は 20 であり、図 7 よりコンポーネント数は 1 である。このことから、 $\varepsilon < c \leq \delta + \varepsilon$ の場合、すべてのプレーヤーが属する 1 つのコンポーネントが形成されていることがわかる。

$c = 0.8, 1.3$ の場合、すなわち、 $\delta + \varepsilon < c \leq \delta + \varepsilon + a_{\max}n/2$ の場合、図 6, 7 より、 $c = 0.8$ の場合に比べて、 $c = 1.3$ の場合のほうが参加プレーヤー数が少ないが、コンポーネント数は多い。また、図 8, ?? より、全プレーヤーの平均リンク数、参加プレーヤーの平均リンク数は $c = 0.8$ の場合に比べて、 $c = 1.3$ の場合のほうが少ない。このことから、 $c = 0.8$ の場合と比較して、 $c = 1.3$ の場合は全体的に形成しているリンク数が少ないといえる。また、「 $\varepsilon < c \leq \delta + \varepsilon$ の場合」において述べたように、プレーヤーはより少ないコンポーネ

ントを形成しようとするが、図7からわかるように、 $c=0.8$ の場合、平均的に約1つのコンポーネントが形成されているのに対して、 $c=1.3$ の場合、平均的にコンポーネントが2つ形成されている。図9, 10に $c=0.8, 1.3$ の場合に、横軸を嗜好パラメータ a_i 、縦軸を1501期から2000期の500期間における各プレイヤーのリンク数の平均値をとったグラフを示す。

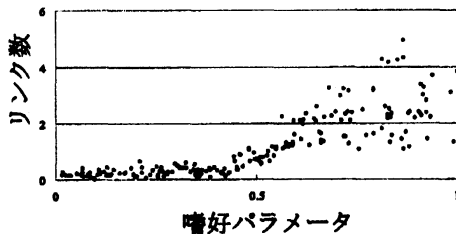


図9: 嗜好パラメータとリンク数の関係 ($c=0.8$)

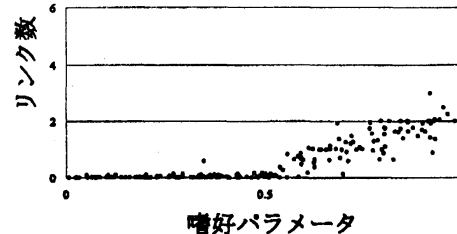


図10: 嗜好パラメータとリンク数の関係 ($c=1.3$)

図9, 10より、 $c=0.8$ の場合と比較して、 $c=1.3$ の場合は、多くても3本程度のリンクを形成しているプレイヤーが存在していることがわかる。 $c=1.3$ の場合、リンク形成コストが高いため、多くのリンクを形成するプレイヤーが出現しない。このため、多くのプレイヤーが1つのコンポーネントに属するのではなく、少数のプレイヤーが属する複数のコンポーネントが形成されたものと考えられる。本研究では、プレイヤー数を $n=20$ としているため、 $c=1.3$ の場合に形成されたコンポーネントは2つであったが、プレイヤー数をより多くすると、形成されるコンポーネントはさらに増加するものと予想される。

次に、 $c=10.4$ の場合に関する分析を行う。図11, 12に横軸を c 、縦軸をそれぞれ参加プレイヤー数、コンポーネント数としたグラフを示す。また、図13には、横軸を嗜好パラメータ a_i とし、縦軸をそれぞれ全プレイヤーの平均リンク数の10回の試行の平均値としたグラフを示す。

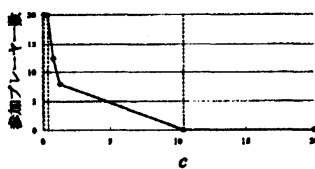


図11: 参加プレイヤー数

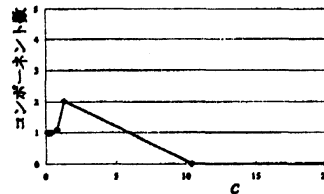


図12: コンポーネント数

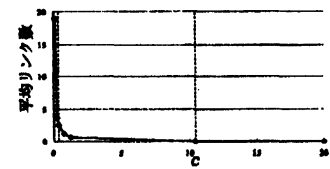


図13: 全プレイヤーの平均リンク数

図11, 12より、 $c=10.4$ の場合、参加プレイヤー数、コンポーネント数が0となっており、10回の試行すべてにおいて空ネットワークが形成されていることがわかる。Hayashida *et al.*[3] による数理モデルでは、 $c=10.4$ の場合、 $a_i = \max_{i \in N} a_i$ である嗜好パラメータを持つプレイヤーがリンク形成することが示されていたが、本実験では、プレイヤーの嗜好パラメータは $[0, 1]$ の乱数で発生させており、 $c=10.4$ の場合には、 $a_i = 1.0$ となるプレイヤーが2人以上存在することで、リンクが形成される。図11, 12に示される結果は、本実験における10回の試行では $a_i = 1.0$ という嗜好パラメータを持つ2人のプレイヤーが同時に存在しなかったことを示している。

図13より、 $c=10.4, 20$ の場合、空ネットワークが形成されていることがわかる。このことは、Hayashida *et al.*[3]の結果と一致するものである。

2.4.2 社会的評判に対する重み α 変動実験

本節では、シミュレーション実験のトリートメント2.として挙げた、社会的評判に対する重み α の変動実験の結果を述べる。ここでは社会的評判に対する重みを、 $\alpha = 0.0, 0.1, \dots, 1.5$ と変動させたシミュレーション実験を行う。

図 14, 15 に、横軸を α とし、縦軸をそれぞれ参加プレーヤー数、コンポーネント数、全プレーヤー、参加プレーヤーの平均リンク数の 10 回の試行の平均値としたグラフを示す。

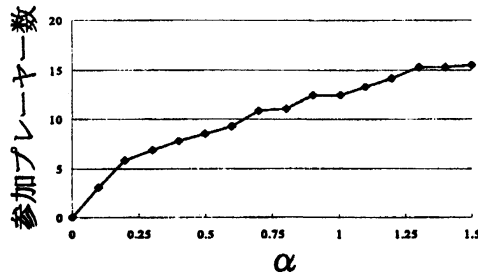


図 14: 参加プレーヤー数

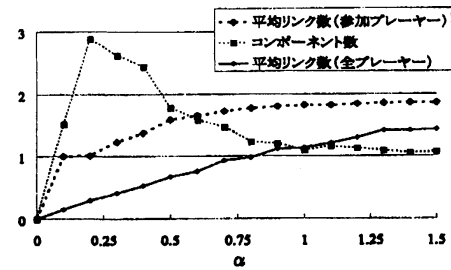


図 15: 平均リンク数とコンポーネント数

図 14, 15 より、 $\alpha = 0.0$ のとき、シミュレーション実験においても空ネットワークが形成され、安定的となっていることがわかる。次に、 $\alpha = 0.1, 0.2$ の場合、 α が大きくなると、平均リンク数や参加プレーヤー数は緩やかに増加しているのに対し、少数のプレーヤーが属する多くのコンポーネントが形成されているため、コンポーネント数が急激に増加している。

社会的評判に対する重みが、 $\alpha = 0.3, 0.4, \dots$ と大きくなると、図 14, 15 より、参加プレーヤー数が増加し、平均リンク数が増加していることから、 α が大きくなるとコンポーネント数が減少するのは、 α が阿智委細場合に形成されていたような、いくつかの規模の小さなコンポーネントが結合したためであると考えられる。また、 α が増加すると参加プレーヤー数の平均リンク数は増加しているが、コンポーネント数は緩やかに減少している。これは、複数のコンポーネントが結合され、コンポーネント内部で多くのリンクが形成されていることを示している。社会的評判に対する重み α が、1.0 よりも大きくなると、参加プレーヤー数、全プレーヤーの平均リンク数は増加しているが、コンポーネント数、参加プレーヤーの平均リンク数はほとんど変化しない。 α が 1 よりも小さな値では、その値が大きくなると複数のコンポーネントが結合され、より大きなコンポーネントが形成されていたが、 α の値 1 よりも大きくなると、それまでにリンクを形成していなかったプレーヤーが、新しくリンクを形成することで参加プレーヤーとなり、ネットワークの規模が大きくなっているものと考えられる。

本研究では、社会的評判は、 $R_i(g) = e_i^g / \bar{e}$ により与えられると仮定しているため、社会的評判に対する重み α が小さい値の場合は、一部の大きい嗜好パラメータを持つプレーヤーのみがごく少数のリンクを形成し、少数のプレーヤーが属する多くのコンポーネントが分散して形成される。 α の値が大きくなると、分散して形成されていたコンポーネントが結合し、多くのプレーヤーが属する少数のコンポーネントが形成される。さらに α の値が大きくなると、1 つのコンポーネントのみが形成され、 α の値が増加すると参加プレーヤー数が多くなり、ネットワークの規模が大きくなる。

2.4.3 ネットワークの価値 $v(g)$ の増分 δ 変動実験

本節では、シミュレーション実験のトリートメント 3. として挙げたネットワークの価値 $v(g)$ の増分 δ の変動実験に関する考察を行う。ネットワークの価値 $v(g)$ は、初期状態を空ネットワーク、すなわち、初期状態を $g = \emptyset$ とし、 $v(g = \emptyset) = 0$ としている。また、ネットワーク $g = (N, L)$ に対して、新しいリンク $ij \notin L$ が形成されると、式 (1) に示されるように $v(g)$ が増加すると仮定している。

$$v(g + ij) = \begin{cases} v(g) + \varepsilon & (\text{if } i \overset{g}{\nleftrightarrow} j) \\ v(g) + \delta + \varepsilon & (\text{if } i \overset{g}{\leftrightarrow} j) \end{cases} \quad (1)$$

基準実験では $\delta = 0.25, \varepsilon = 0.15$ としており、 δ 変動実験では、 δ の値を変動させることにより、2 つのコンポーネントが結合したときの $v(g)$ の増分の、形成されるネットワークへの影響を分析する。あるネットワー

クにおいて新しくリンクが形成され、異なる2つのコンポーネントが結合される場合のネットワークの価値の増分を、 $\delta = 0.00, 0.05, \dots, 0.70$ と変動させたシミュレーション実験を行う。図16, 17に、横軸を δ 、縦軸をそれぞれ参加プレーヤー、コンポーネント数、全プレーヤー、参加プレーヤーの平均リンク数の10回の試行の平均値としたグラフを示す。

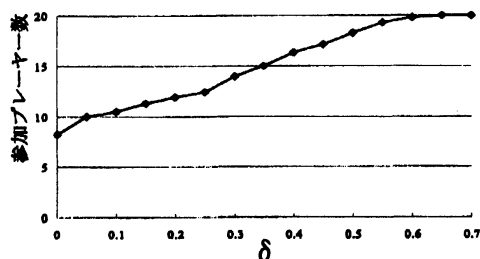


図 16: 参加プレーヤー数

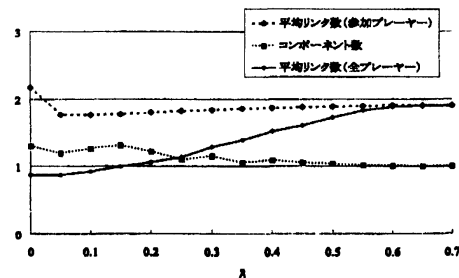


図 17: 平均リンク数とコンポーネント数

図16, 17より、 δ の値が大きくなると、参加プレーヤー数と全プレーヤーの平均リンク数が増加している。 $\delta = 0.0$ を除いて、 δ の値が増加すると、参加プレーヤーの平均リンク数が微小に増加している。

まず、 $\delta = 0.0$ の場合、ネットワークの価値 $v(g)$ の増分に関して、式(1)より、 $\epsilon = \delta + \epsilon$ が成り立つことから、同一コンポーネント内でのリンク形成と異なるコンポーネント間でのリンク形成とを比較しても、プレーヤーの得られる効用の増分に差がない。すなわち、 $\delta = 0.0$ の場合は、他の場合と比較するとコンポーネントが結合されにくい状況であり、参加プレーヤーが少なく、リンクを1本以上形成しているプレーヤー同士でリンクを形成することから、参加プレーヤーの平均リンク数が他の場合と比較して高い値になったものと考えられる。

次に、 $0.05 \leq \delta \leq 0.15$ の場合、 δ の値が増加すると、参加プレーヤー数、コンポーネント数、全プレーヤーの平均リンク数、参加プレーヤーの平均リンク数はすべて増加している。ここで、図18に、横軸を δ とし、縦軸をリンク数1もしくは2のプレーヤーの数の1501–2000期の500期間の平均値の10回の試行の平均値としたグラフを示す。

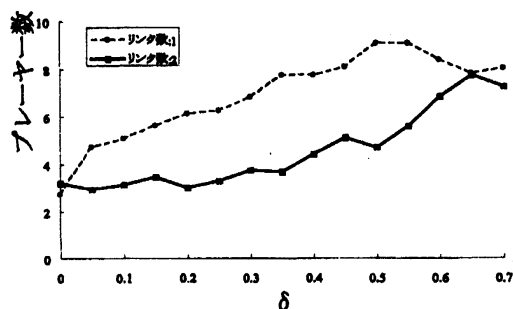


図 18: リンク数が1もしくは2のプレーヤー数

図18より、 $0.05 \leq \delta \leq 0.15$ の場合、 δ の値が大きくなるとリンク数が1のプレーヤーの数が増加しているが、リンク数が2のプレーヤーは変化がないことがわかる。式(1)より、リンク数を0とするプレーヤーが新しくリンクを形成した場合でも、ネットワークの価値が $\delta + \epsilon$ 増加することから、 δ の値が小さい場合にはリンクを形成していなかったようなプレーヤーが、 δ の値が増加するとリンクを1本だけ形成したものと考えられる。また、2つのコンポーネントが結合することでネットワークの価値は $\delta + \epsilon$ だけ増加するが、 $0.05 \leq \delta \leq 0.15$ の場合、 $\delta + \epsilon$ の値がリンク形成コスト $c = 0.8$ と比較すると非常に小さいため、プレーヤーは新しいリンクの形成には積極的ではないといえる。このため、 δ の値が小さいときにはリンクを形

成していなかったようなプレーヤーが、 δ の値が大きくなることにより、そのようなプレーヤーが互いにリンクを形成することにより新しくリンクを形成するような状況が起こりやすいものといえる。したがって、 $0.05 \leq \delta \leq 0.15$ の場合には、 δ の値が大きくなるとコンポーネント数が増加しやすい状況であるといえる。

一方、 $0.20 \leq \delta \leq 0.70$ の場合、 δ の値が大きくなると、複数のコンポーネントが結合することによるネットワークの価値の増分が増加するため、コンポーネント数が減少し $\delta = 0.65, 0.70$ では1となっている。これは、 $\delta + \varepsilon$ の値がリンク形成コスト c と比較して低い場合でも、その差が小さいため、 $0.05 \leq \delta \leq 0.15$ の場合と比較してプレーヤーは新しいリンクを形成することによるコンポーネントの結合により積極的になっているといえる。このため、 δ が増加することによりコンポーネント数が減少したものと考えられる。ここで、 $\delta = 0.65, 0.70$ のとき、参加プレーヤー数は20となっていることから、 $\delta = 0.65, 0.70$ の場合は、すべてのプレーヤーが属する1つのコンポーネントが形成されていることがわかる。 $\delta \geq 0.65$ の場合、 $\varepsilon < c \leq \delta + \varepsilon$ が成り立つことから、 $\delta = 0.65, 0.75$ の場合の結果は数理モデルを支持する結果である。また、 $\delta = 0.65, 0.70$ の場合の、全プレーヤー数と参加プレーヤーの平均リンク数を比較すると、その数に変化がない。これは、 δ は2つのコンポーネントが結合した場合もしくはリンク数が0であるプレーヤーが新しくリンクを形成した場合のネットワークの価値の増分であり、参加プレーヤー数が20人、コンポーネント数が1である $\delta = 0.65$ の場合と比較して、 $\delta = 0.70$ と増加した場合でもプレーヤーの得る効用に影響がないためであるといえる。

また、図18に示されるように、 $0.25 \leq \delta \leq 0.55$ の場合、 δ の値が増加すると、リンク数が1のプレーヤー数が増加している。ここで、 $\delta = 0.55$ の場合、図16より参加プレーヤー数は約19人となっており、リンク数を0とするプレーヤーが平均的に約1人しか存在しないことがわかる。 $\delta = 0.55, 0.60, 0.65$ の場合、 δ の値が増加すると、リンク数を1とするプレーヤーが減少し、リンク数を2とするプレーヤーが増加していることから、 $\delta = 0.60, 0.65$ の場合は、 $\delta \leq 0.55$ の場合にリンク数を1としていたプレーヤーが、さらに他のプレーヤーとリンクを形成しているといえる。また、リンク数を1とするプレーヤーの数は、 $\delta = 0.65$ の場合が約7.8人、 $\delta = 0.70$ の場合が8.0人とほぼ同じ結果となっていることから、 $\delta = 0.65, 0.70$ の場合は同じようなネットワークが形成されているといえる。

3 まとめ

本研究では、Hayashida *et al.* [3] により提案された、社会的評判の影響を考慮した社会的ネットワークに関する数理モデルに対するエージェントシミュレーション分析を行った。しかし、計算機性能の制限によりプレーヤー数を20人とした実験を行ったが、現実社会ではより規模の大きな社会的ネットワークが形成されていると考えられるため、現実的なプレーヤー数によるシミュレーション実験が実行可能な、例えば、多数の計算機による並列処理などを利用したシステムによるシミュレーション実験を行うことが今後の課題である。

参考文献

- [1] G. A. Akerlof, "A theory of social custom, of which unemployment may be one consequence", *The Quarterly Journal of Economics* **94**, 1980, pp. 749–775.
- [2] M. O. Jackson and A. Wolinsky, "A Strategic Model of Social and Economic Networks", *Journal of Economic Theory* **71**, 1996, pp. 44–74.
- [3] T. Hayashida, I. Nishizaki and H. Katagiri, "Network structures in a society composed of individuals with utility depending on their reputation," *Proceedings of the First World Congress of the International Federation for System Research*, CD-ROM, 2005.