

## ネットワーク外部性の働く製品市場のモデル化とプレゼント戦略の評価

川村 秀憲          大内 東  
北海道大学

(受理 2004年 9月 28日; 再受理 2005年 5月 6日)

**和文概要** 本論文では、ネットワーク外部性の働く製品市場のモデル化とプレゼント戦略の評価を行う。エージェントベースモデルを用いることにより、消費者間の相互作用ネットワークを明示的にモデルに取り込むことが可能である。本モデルは、消費者間のネットワークの構造とネットワーク外部性の効果の関係について明らかにすることが出来る点に特徴がある。シミュレーションでは、企業の視点に立つことにより、競争が重要な意味を持つネットワーク外部性を有する製品の市場において、企業が独立に操作可能なマーケティング変数であるプレゼント戦略を導入し、その有効性の検証を行う。実験結果より、ネットワークの構造と有効なプレゼント戦略には密接な関係があり、同じ数のプレゼントを行っても構造に応じて効果的な戦略が存在することを示す。

**キーワード:** ネットワーク外部性, マーケティング, マルチエージェント, シミュレーション, ネットワーク

### 1. はじめに

コンピュータによるデータ交換, VTRで録画したテープの共有, 友人とのゲームソフトの貸し借りといった, 他の消費者との交流が頻繁に起こるような状況では, 他の消費者との規格の共有や使用される製品の互換性などが重要な意味を持つ。消費者間に頻繁な相互作用が存在する状況において, 同製品を持つ他の消費者が多ければ多いほどその製品の価値が大きくなるという性質をネットワーク外部性と言う[12, 20]。ネットワーク外部性を有する製品の市場では, 既に売れている製品がさらに売れるというポジティブ・フィードバック[1]が働く。このポジティブ・フィードバックの効果は, デファクト・スタンダードや市場のロック・イン, IT産業を中心に観察される「一人勝ち現象」(Winner-Takes-All)などをもたらす重要な要因の一つであると考えられる[2]。

複数の競合製品が存在する市場を考えた場合, ネットワーク外部性を有しない製品や規格であれば, 市場はそれぞれの製品に対する消費者のニーズに応じたシェアに収束すると考えられる。しかし, ネットワーク外部性を有する製品市場では, 一つの製品や規格が市場のシェアを独占してしまうことが多数見られ, それぞれの製品の性能だけではなく, 初期の段階での消費者の購入状況がその結果に大きな影響を与えていることも多い[22]。このように, 各消費者の製品の選択とその購入のタイミングに依存して将来の市場での製品シェアが決まってしまう特性のことを経路依存性と言う[23]。ネットワーク外部性を有する製品市場では, 経路依存性によって, ある製品に支配された市場が別の製品にスイッチすることも困難であると考えられる。

これらの特性で表されるように, ネットワーク外部性を有する製品市場では, 通常の製品市場の振る舞いと異なる特性を示すことが知られており, 複雑系の研究課題の一つとして

注目されている。ネットワーク外部性を有する製品市場に関する従来研究の焦点は、市場が非効率な状態に収束することを回避することが中心課題であり、個人の情報の完全性がテーマのものや [3, 13, 38]、あるいは市場を独占する製品のスイッチを扱ったものなどがある [21, 28]。これらの研究は数理的解析に基づくものが主流であり、具体的な相互作用のモデルを導入せずに、シェアに代表される既得基盤としてネットワーク外部性の効果をモデル化するものが多かった。しかし、文献 [40] で指摘されているように、ネットワーク外部性の効果は消費者間の相互作用によって生じることから、消費者間の相互作用を明示的にモデルに導入し、その相互作用に基づいてネットワーク外部性の性質を明らかにすることも重要な研究課題の一つであると言える。

そこで本論文では、消費者間の相互作用ネットワークを明示的に組み込んだ製品市場のモデル化を行い、消費者の個々の振る舞いとネットワークの構造から創発的に生じる経路依存性の基本的な理解を目的とする。研究の方向性として、具体的な事例と実データを用いて事例分析的にモデル化を行う方法もあるが、詳細なモデル化を行うために必要不可欠なデータは企業が非公開で調査している場合がほとんどであること、ある特定の相互作用ネットワークの構造を簡便に測定することは困難であること、また、不確実なデータから粒度の細かいモデルを作成して一般的な性質を議論することは有意義でないことを考慮して、ここでは細に入ることはせず、可能な限り単純な個々の消費者のモデルと相互作用ネットワークからボトムアップにモデルの構築を行うことで現象の理解を試みる。

具体的には、Axelrod[4] や Epstein[11]、寺野等の議論 [31, 32] に準じて、できるだけ単純な仮定のもとに、外部からの入力に対して独自の反応ルールを持った自律的行動主体であるエージェントとして個々の消費者をモデル化し、それらのエージェントからなる相互作用ネットワークを構築して計算機シミュレーションを行うエージェントベースモデリングを採用する。エージェントベースモデリング [33] は、経済現象を解明しようと試みるマルチエージェント実験経済学に関する研究領域 [34] だけではなく、行動ファイナンスや政策シミュレーション、国際排出権取引シミュレーション、など広い対象に適用されており [33-35]、オペレーションズ・リサーチの分野でも従来は取り扱うことが困難であった複雑系に対する新たな知見を得るためのツールとして定着しつつある。

ここで提案するモデルは、消費者間の相互作用ネットワークを組み込んだ製品市場のエージェントベースモデルであり、既存の社会ネットワーク研究で提案されている典型的なネットワーク構造に基づいて、Regular モデル、Random モデル、Small World モデル、Scale Free モデルの4つのモデルを導入する。また、製品市場の経路依存性を議論するために、企業が独自に実現可能な市場への介入方法としてのプレゼント戦略に焦点をあてる。プレゼント戦略とは、新発売時に無作為に選定した消費者に製品をプレゼントして使用してもらうことで、その消費者と相互作用のある消費者が同製品を購入することを促す戦略である。プレゼント戦略としては、全員無作為に選定した消費者にプレゼントする単純プレゼント戦略と、既に製品を所有する人の友人の中から対象者を選定する友人プレゼント戦略の二つの戦略について考察を行う。計算機シミュレーションの結果から、たとえ同数のプレゼントを行っても、ネットワークの構造によって経路依存性の効果が異なり、プレゼント戦略の有効性に違いが生じることを確かめ、プレゼント戦略による経路依存性の効果を明らかにする。

## 2. シミュレーションモデル

本論文では、消費者間の相互作用ネットワークを導入し、相互作用ネットワークを通じて形成されるネットワーク外部性をモデル化する。その際、ここでは以下の仮定に基づいてモデルの構築を行うものとする。

- 消費者はそれぞれ独立に製品を使用して得られる製品そのものの価値を持っている
- 消費者はそれぞれ自分が直接相互作用する他の消費者との相互作用ネットワークを持っている
- 相互作用ネットワークには他の消費者との親密さに応じた影響力の度合いが存在する
- 製品のネットワーク外部性は消費者のもつ相互作用ネットワークのみに基づいて形成される
- 消費者はネットワーク外部性を含めた製品の価値を見積もり、それに対する希求水準を超えたところでその製品の購入を決定する

これらの仮定を自然に表現するモデルの枠組みとして、「プラットフォーム」と「消費者エージェント」の二つを構成要素とするエージェントベースモデルを構築した [25, 27]。エージェントベースモデルはエージェント毎に異なる設定が可能であり、社会的ネットワークのような消費者が相互作用する構造を明示的にモデルに組み込むことが可能である [5]。本論文のように消費者をエージェントとしてモデル化した研究もマーケティングの分野において行われており、その有効性が確かめられている [14, 19, 30, 41, 42]。

本モデルにおいて、プラットフォームは消費の対象となる製品であり、ネットワーク外部性を有するものとする。具体的には、VTR や DVD の規格、OS の方式、コンピュータゲームのハード規格、携帯電話のキャリアなどがプラットフォームの例として挙げられる。消費者エージェントは、相互作用ネットワークを通じて得られる他の消費者エージェントの状況と自分の状況に基づいて、実際にプラットフォームの選択と購入を行う。単純化のために、本モデルでは今まで市場に普及していなかった新プラットフォームが発売されてから普及するまでの期間をシミュレーションの対象とし、故障や代替新製品の登場などによる買い換え需要によって形成される市場動向については対象としないこととする。

以下、相互作用ネットワークと消費者エージェントのモデルについて説明する。

### 2.1. 相互作用ネットワーク

消費者エージェント集合を  $N = \{1, 2, \dots, n\}$  とする時、相互作用ネットワークは消費者エージェント  $i$  と  $j$  のリンクの有無を示すダミー変数  $L_{ij} \in \{0, 1\}$ ,  $i, j \in N$ ,  $L_{ij} = L_{ji}$  によって定義される。 $L_{ij}$  が 0 の時は  $i$  と  $j$  には社会的な相互作用が存在しないことを表し、1 の場合は相互作用が存在することを表す。相互作用ネットワークが与えられた際、消費者エージェント  $i$  の友人エージェント集合  $N_i \subseteq N \setminus \{i\}$  が以下のように表される。

$$N_i \equiv \{j \mid j \in N, L_{ij} = 1, j \neq i\} \quad (2.1)$$

$N_i$  は消費者エージェント  $i$  にとっての友人や家族、同僚、取引相手といった親しい関係を持つ消費者の集合であり、プラットフォームの選択に影響を与える。

更に、相互作用ネットワークで結ばれる友人間の影響度の差異を実現するために、親密度  $w_{ij}$  を導入する。

$$w_{ij} \begin{cases} > 0 & \text{if } L_{ij} = 1 \\ = 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2.2)$$

$$\text{subject to } \sum_{j \in N_i} w_{ij} = 1$$

この値が大きい場合、その消費者エージェントの所有するプラットフォームに強い影響を受けることになる。ここでは、消費者エージェント間での整合性を保つために、各消費者エージェントに関する親密度の総和は1とする。すなわち、 $w_{ij}$  は  $i$  について友人間で相対化された親密度であると解釈できる。

## 2.2. 消費者エージェントの意思決定モデル

各ステップ毎に、消費者エージェント  $i$  はプラットフォーム  $k$  について、他の消費者エージェントと相互作用せず単独でプラットフォームを使用することにより得られる使用価値  $U_{ik}(t)$  と、相互作用を行うことにより得られる効果を含めた製品価値  $R_{ik}(t)$  を見積もり、プラットフォームに対する希求水準  $A_i$  と比較する。市場で発売されているプラットフォームの中で、 $A_i$  を上回る製品価値に達したプラットフォームが現れた場合には、そのプラットフォームの購入を決定する。すなわち、希求水準  $A_i$  は消費者の需要レベルを表している。一般的に、需要は製品の性能と価格の関係に基づいて決定されると考えられるが、ここでの希求水準は単位価格当たりの製品のパフォーマンス表示による需要を表していると考えてよい。したがって、 $A_i$  が小さいほどその消費者の需要レベルは高いものとなる。シミュレーションの想定期間が比較的短期間であることから、簡単化のために消費者エージェントがプラットフォームを購入できるのは1度だけとし、買い換えや買い増しは行わないこととする。

具体的に、シミュレーションステップ  $t$  における消費者エージェント  $i$  のプラットフォーム  $k$  に対する使用価値  $U_{ik}(t)$  は以下のように与えられる。

$$U_{ik}(t) = \begin{cases} \alpha_{ik} & \text{if } i \text{ has platform } k \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2.3)$$

ここで、パラメータ  $\alpha_{ik}$  は消費者エージェント  $i$  が実際にプラットフォーム  $k$  を使用するとき得られる価値を表す非負の定数である。プラットフォームを持っていないときには使用価値は0である。

ネットワーク外部性を考慮した製品価値  $R_{ik}(t)$  は、使用価値  $U_{ik}(t)$  と、相互作用が存在する消費者エージェント  $j$  とのネットワーク外部性の効果  $y_{ik}^j(t)$  を用いて以下のように定義される。

$$R_{ik}(t) = U_{ik}(t) + \sum_{j \in N \setminus \{i\}} y_{ik}^j(t) \quad (2.4)$$

消費者エージェント  $j$  から受ける  $i$  のネットワーク外部性の効果  $y_{ik}^j(t)$  は、 $i$  と  $j$  の直接的な効果、共通な一人の友人を介した効果、二人の友人を介した効果の3次までの効果を考慮して、

$$\begin{aligned} y_{ik}^j(t) &= U_{jk}(t) \cdot w_{ij} \\ &+ U_{jk}(t) \cdot \sum_{x \in N \setminus \{i,j\}} w_{ix} \cdot w_{xj} \\ &+ U_{jk}(t) \cdot \sum_{x,y \in N \setminus \{i,j\}, x \neq y} w_{ix} \cdot w_{xy} \cdot w_{yj} \end{aligned} \quad (2.5)$$

と定義する。式の形式上、1次から  $n-1$  次までの効果を導入することが可能であるが、親密度の値の定義より3次以降の効果を導入してもあまりモデルの挙動に影響を与えないこと

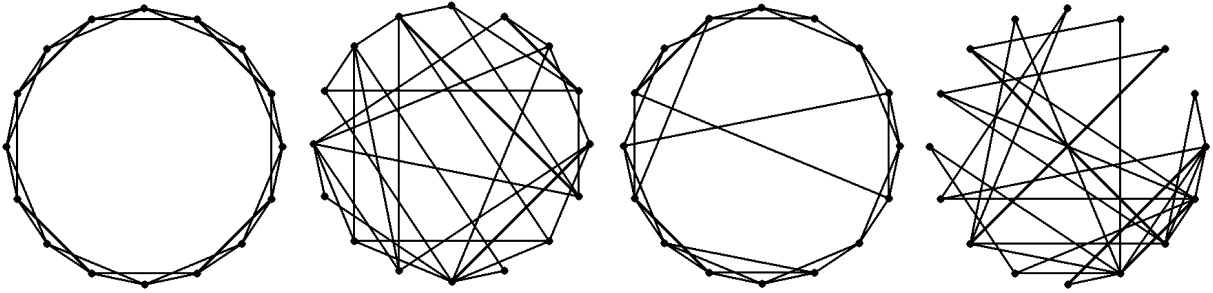


図 1: Regular モデルの例 図 2: Random モデルの例 図 3: Small World モデルの例 図 4: Scale Free モデルの例

から，ここでは3次までを考慮することとした． $R_{ik}(t)$  は，友人の中でプラットフォーム  $k$  を所有する消費者エージェントが増加するにつれて高い値をとり，ネットワーク外部性の効果と対応する．そして，この値が最初に希求水準  $A_i$  を越えたプラットフォームが消費者エージェント  $i$  に購入される．

シミュレーションの開始時には数人の消費者エージェントにプラットフォームを購入させることにより，ネットワーク外部性の効果が働きはじめ，他の消費者の購入を誘発しながらステップ  $t$  が進行していく．このモデルでは，ネットワーク外部性の効果は何人先までであっても瞬時に伝搬される．すなわち，ネットワーク外部性における効果の伝搬の時間遅れはモデル化していない．そのため，ステップ  $t$  の進行は時間の概念というよりも状態の推移として捉える方が適切である．あるステップにおいて新規の購入者が現れないという状態に達した場合は，それ以降の変化が生じないためその時点でシミュレーションは停止する．

### 3. 相互作用ネットワークの構造

シミュレーションの対象となる製品市場のモデル化を行う際，製品の使用形態に応じて消費者間に形成される相互作用ネットワークの特徴が異なることが予想される．さらに，ネットワーク外部性の効果は消費者間の相互作用に基づくため，相互作用ネットワークの構造の違いは普及率やシェアといったマクロ変数に影響を与えられと考えられる [39]．例えばゲームソフトの貸し借りでは，地理的な条件に強く拘束された相互作用ネットワークが想定され，地理的に近い友人とのハードの共有は大きな意味を持つ．携帯電話では，地理的な要因よりも頻繁に連絡を取る家族や恋人によって相互作用ネットワークが形成され，そこで相手と同一のキャリアを持つことによる割引や機能の共有が重要であろう．また，パソコンの文章を編集・表示するソフトウェアでは，ビジネスシーンの使用が頻繁なことから，ビジネスに関わる業種間の関係に影響を受けた相互作用ネットワークが想定される．

つまり，製品市場のモデル化に当たっては，製品の使用される形態と消費者の社会的ネットワークの二つの要因によって相互作用ネットワークが形成されるため，それらの特徴を考慮して相互作用ネットワークをモデル化する必要がある．実世界の消費者間の相互作用ネットワークを正確に測定してモデル化することは容易ではないが，ここでは社会的ネットワークやネットワーク外部性に関する先行研究で広く用いられている4つの構造を採用することとする．各モデルの採用における基準はできるだけ特徴が異なるということであり，モデルが実世界での製品特性による消費者構造が及び可能領域の広い範囲を形成することを意図した．以下に各モデルについて説明する．

### 3.1. Regular モデル

Regular モデル (以下 Reg) は, 社会的な距離に基づいて自分の近隣  $r$  人とリンクを持つよう定義された構造が最も単純な相互作用ネットワークモデルの1つである (図1 参照). シミュレーションで使用する Reg は消費者エージェントを環状に配置し, 各消費者エージェントに関して, 両隣各3 エージェントにリンクを作成するモデルを採用する. したがって, 相互作用ネットワークにおける総リンク数は  $3n$  となる. Reg は地理的要因を考慮した社会的ネットワークをモデル化する場合に使用される機会の多いモデルであり, 例えば, VTR の規格競争を扱った研究で利用されている [18].

### 3.2. Random モデル

Random モデル (以下 Ran) は, あらかじめ決められたリンク数に基づいて消費者エージェント同士がランダムに結合された相互作用ネットワークである (図2 参照). すなわち, 社会的ネットワークの複雑さを単にランダムな結合で近似したモデルであり, 物質の結晶構造の特徴解析に使用されるパーコレーションモデルを基礎としている. シミュレーションに用いる Ran の総リンク数は Reg と同じ  $3n$  とする. 明示的にネットワーク構造を取りあげていない研究や理論的解析を試みる研究では, Ran を採用しているものが多い [3, 13, 21].

### 3.3. Small World モデル

Small World モデル (以下 SW) は, Reg と Ran の中間の特徴を持ったモデルであり, 決められた置換確率にしたがって Reg の各リンクをランダムリンクに置き換えることで生成される相互作用ネットワークである (図3 参照). 友人関係の大部分は, 地理的な要因などに基づいて概ねグループを形成しているが, 小さい割合で他のグループと繋がるリンクを持ったエージェントが存在する. このリンクのことを文献 [16, 17] では “weak tie” と表現し, 情報収集の際の情報の多様性を生み出す役割を果たすとしている. SW の特徴は, 一定の weak tie リンクを含むことで平均パス距離\*が短くなっていることにある [26, 36]. シミュレーションで用いる各リンクのランダムリンクへの置換確率は, SW の特徴が最もよく現れる 0.01 とする.

### 3.4. Scale Free モデル

Scale Free モデル (以下 SF) は, 各消費者エージェントが持つリンク数  $r$  の分布  $P(r)$  がべき乗分布に従い,  $P(r) \sim r^{-\gamma}$  と近似できるモデルである (図4 参照). 本論文での SF では, 順に各消費者エージェントからのリンクを生成する際, 相手となる消費者エージェントを等確率に選択するのではなく, 相手が持っているリンクの数に比例した確率によって選択することでべき乗分布に従う相互作用ネットワークを作成する. シミュレーションに使用するモデルでは, 各消費者エージェントから順に3 リンクを作成していき, 全リンク数が  $3n$  のネットワークを作成する.

このモデルの特徴は, 非常に多くの相互作用の相手を持つハブと呼ばれるエージェントが存在することである. 文献 [15] によれば, 現実の社会的ネットワークにも多くの友人をもつハブが存在することが指摘されており, 対象とする製品によってはハブを含む相互作用ネットワークが形成されると考えられるものもある. べき乗分布に従うモデルは, ハブが存在する社会的ネットワークの表現としてよく当てはまると言われている [7, 8]. 文献 [7] によると, SF の代表例である映画の共演俳優ネットワークでの  $\gamma$  の実測値は 2.3, WWW では

\*平均パス距離とは, ある二人が最短で何人を経由して到達することが出来るかという最短パス距離を, グラフに存在する全ての消費者エージェントの組み合わせについて平均化したものである.

$\gamma = 2.3$ , 電力送電網では  $\gamma = 4.0$  程度であることがわかっている．ここでの作成法に従う場合,  $\gamma$  の理論的な値は 3.0 となり, ハブが存在する社会的ネットワークのモデルとして十分妥当な範囲にあると考えられる．

### 3.5. クラスタリング係数の比較

実際にシミュレーションで使用する各モデルの特徴を明らかにしておくために, それぞれのモデルのクラスタリング係数を測定する．クラスタリング係数とはグループ化の度合いを示す指標で, ある消費者エージェントの友人二人もまた友人である場合の割合を表す．厳密な定義としては, 消費者ごとの値の平均を取ったものをクラスタリング係数とする定義と, グラフ全体で割合を求めた値をクラスタリング係数とする 2 つの定義があるが [10], ここでは前者の方法を採用し, 下記の式によって算出する．

$$C = \frac{1}{n} \sum_{i \in N} c_i \quad (3.1)$$

$$c_i = \sum_{x, y \in N_i, x \neq y} L_{xy} / |N_i| \times |N_i - 1| \quad (3.2)$$

表 1 は各モデルで実際に測定されたクラスタリング係数を示している．値を見てみると, Reg と SW はクラスタリング係数が大きい高クラスタ構造をなしており, Ran と SF はクラスタリング係数が小さい低クラスタ構造になっていることがわかる．すなわち, Reg と SW ではある消費者エージェントの友人同士が更に友人である割合が高いことを示しており, Ran と SF ではその割合が低いことを表している．高クラスタ構造では, あるプラットフォームが購入されると友人同士で相互にそのプラットフォームの使用価値を高めあうことが予想され, 低クラスタ構造とは違ったネットワーク外部性が現れることが予想される．

表 1: 各モデルのクラスタリング係数

モデル	Reg	Ran	SW	SF
$C$	0.600	0.040	0.568	0.033

## 4. シミュレーション

本論文では最も単純な競争状況として, 2 プラットフォームでの競争市場におけるプレゼン戦略の有効性の検証を行うが, まずは外部からの特別な介入がない場合のモデルの基本特性を調べる．シミュレーションのパラメータ設定は次の通りである．

消費者エージェント数  $n = 1000$  とし, 前章で説明した各相互作用ネットワークに対してシミュレーションを行う．使用価値に関する各消費者エージェントのパラメータ  $\alpha_{ik}$  は,  $\alpha_{ik} \sim N(3, 1)$ ,  $k = 1, 2$  とし, 両プラットフォームとも差異なく平均 3, 分散 1 の正規分布によって与える．親密度  $w_{ij}$  については, 各消費者エージェントで合計値が 1 となるようランダムに値を割り振った．これらの設定は全てのシミュレーションで共通である．プラットフォームに対する市場の需要は単純な線形の需要関数をなしていると仮定し, 各消費者エージェントの希求水準  $A_i$  は  $A_i \sim I(0, A_{max})$  と一様分布に基づいて割り当てる． $\alpha_{ik}$  の平均値を 3 に設定していることから, 需要決定パラメータ  $g$  を用いて  $A_i$  の上限値を  $A_{max} = 3g$  と設定する．シミュレーションにおいては,  $g$  の値を 1.0 ~ 3.0 の範囲で 0.2 刻みで設定するこ

とによって、プラットフォームに対する需要とその普及の関係を検証する。各シミュレーション結果は、100 試行の平均を取ったものである。

シミュレーションを行う際、最初にプラットフォームを購入する人々は先駆的消費者と考えられる。文献 [29] では、イノベーションを始めに採用する上位 2.5 % を先駆的消費者と定義しており、先駆的消費者は他の消費者から独立した自己の選好に基づいて購入を行うことに特徴があると述べている。したがって、ここでのシミュレーションでは、プラットフォーム間の性能に差がない場合は独立な選好により半々の割合で購入すると仮定し、市場より希求水準  $A_i$  が最も低い消費者エージェント 20 人を選択してランダムに 10 エージェントずつ各プラットフォームを購入させることで先駆的消費者とする。すなわち、普及率は 0.02、シェアは 0.50 対 0.50 の状態から競争が開始されるものとする。

#### 4.1. 基本特性

図 5, 6 に消費者エージェントの購入行動が停止したステップでの結果を示す。それぞれのグラフにおいて、横軸は  $g$  の値、縦軸は各試行における普及率の平均値と市場で勝者となったプラットフォームの獲得シェアの平均値である。シミュレーションは全て 50 ステップ以内に収束した。

普及率の結果を見ると、Ran と SF で構成される市場ではプラットフォームが普及しやすく、次に SW, Reg と続いていることがわかる。どの相互作用ネットワークにおいても、希求水準を決定する  $g$  が高くなるにつれてプラットフォームの製品価値に対する要求が高くなるので、普及率は減少している。一般的な傾向として、Ran, SF で経路依存性の影響が強く、SW, Reg ではそれよりも低いと考えられる。それぞれの結果での勝者プラットフォームの獲得シェアの結果を見ると、Ran と SF では市場が勝者にロック・インされる傾向が強く、SW と Reg ではその傾向は弱いことがわかる。

これらの結果は、相互作用ネットワークの構造の違いが影響している。Reg や SW は高クラスタ構造であるため、ある消費者エージェントの購入の影響がそのエージェントの属するクラスタ内で大きくなりやすく、同クラスタに属する周囲の消費者エージェントにネットワーク外部性の効果が自己強化的に波及していく。しかし、さらにプラットフォームの普及が進むためには、クラスタ間を橋渡しする weak tie の消費者エージェントが効率よくネットワーク外部性の効果を伝達していく必要がある。しかし、高クラスタ構造の相互作用ネットワークでは、weak tie を担うエージェントの存在が多くないため、もしそのエージェントの  $A_i$  が大きければその効果はそこで遮断されてしまう。すなわち、高クラスタ構造の相互作用ネットワークでは、クラスタ内でのネットワーク外部性の波及効果は大きいですが、他のクラスタへの波及効果が小さいために全体としてネットワーク外部性の効果が小さく、製品価値も上がらないことから全体的に普及率が低いと考えられる。

一方、Ran は高クラスタ構造ではないので、局所的なネットワーク外部性の効果は小さいが、効果が波及するための迂回路がいくつも存在し、全体としてのネットワーク外部性の効果は均一にある一定の水準が保たれ、プラットフォームが広く普及しているものと考えられる。Reg と SW を比較すると、わずかなランダムリンクの存在によって全体的に普及率が若干上昇していることからこのことが確認できる。

勝者の獲得シェアを見ると、いずれの相互作用ネットワークでもある  $g$  にピークが存在する。特に、Ran では 1.6, SF では 1.4 にそれぞれピークが存在する。これは、 $g$  の低い市場では消費者エージェントの希求水準が低いために、勝者プラットフォームが市場をロック・インする前に敗者プラットフォームも普及してしまうためである。 $g$  の低い値でのこの傾向は Ran



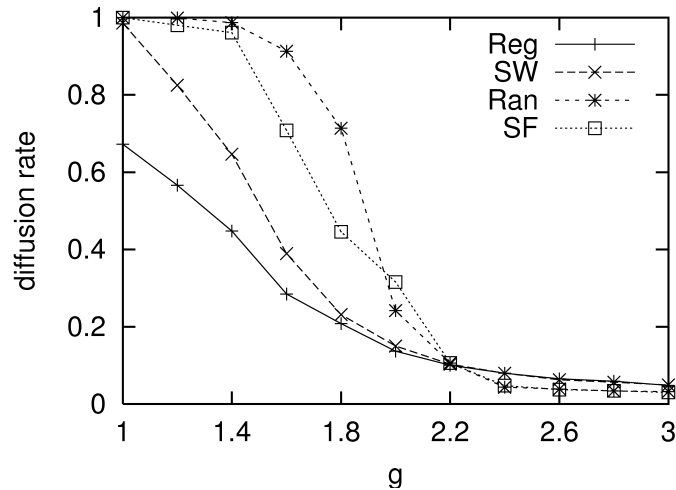


図 5: 普及率の平均値

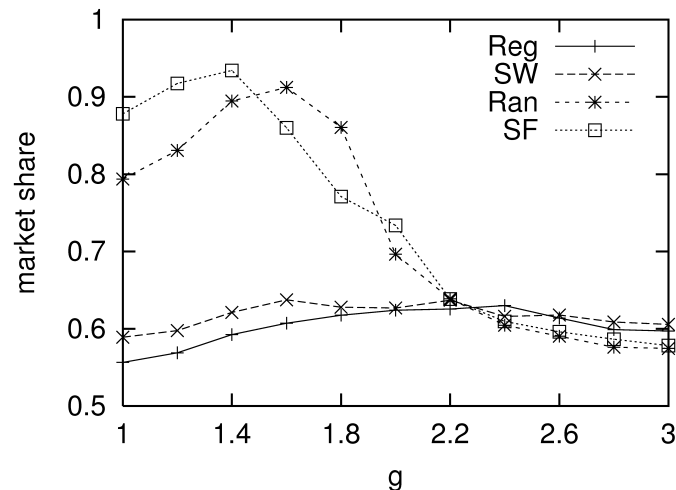


図 6: 勝者シェアの平均値

で強いが、SFでは小さい。これは、SFではハブの影響力が強く、ハブを獲得したプラットフォームが  $g$  に関わらず広く普及するためである。逆にハブが購入を行わないとプラットフォームが全く普及せず、 $g$ が増加した場合にRanよりもネットワーク外部性の効果が小さくなるのが早いのが観察できる。

#### 4.2. 単純プレゼント戦略の導入

ここでは、企業が市場に介入するためのマーケティング戦略のひとつとして単純プレゼント戦略を導入し、その効果を検証する。単純プレゼント戦略は、市場から無作為に選定した消費者エージェントに無条件にプラットフォームを供与するものであり、一般的な懸賞などと同等の効果を持つと解釈できる。

シミュレーションにおいては、前節の設定と同様に先駆的消費者が各プラットフォームを購入した後、一方のプラットフォームのみに対して単純プレゼント戦略が実行される。抽選と同様の効果を生むように、 $A_i$ に関係なく無作為にプレゼント人数  $p$  だけ消費者エージェントを抽出し、プラットフォームを供与する。ここで、プレゼント戦略をとるプラットフォームを  $k_{pre}$  と表すと、シミュレーション開始時において  $k_{pre}$  は  $(10 + p)$  人、もう一方は 10 人が

所有することになる。

上記の設定に基づいて、前シミュレーションと同様の範囲の  $g$  の設定でシミュレーションを行った。プレゼント戦略の有効性を評価するにあたり、普及率が 50 % を超えた場合を一つの基準と見なして、競争市場での勝ち回数、負け回数の増減に基づいて戦略評価を行う。具体的には、ある  $g$  と  $p$  の設定における 100 試行において、プラットフォームの普及率が 50 % を超えた試行数を  $D_p^g$  とし、その試行中で  $k_{pre}$  が勝者となった試行数を  $W_p^g$ 、敗者となった試行数を  $L_p^g$  とする。この時、プレゼント戦略の総効果、普及効果、競争効果を以下のように算出する。

$$\text{総効果} = \sum_g W_p^g / \sum_g W_0^g - 1 \quad (4.1)$$

$$\text{普及効果} = \sum_g D_p^g / \sum_g D_0^g - 1 \quad (4.2)$$

$$\text{競争効果} = 1 - \sum_g L_p^g / \sum_g L_0^g \quad (4.3)$$

$W_0^g, D_0^g, L_0^g$  の値はプレゼント戦略を導入しない  $p = 0$  の場合の結果を表しているので、総効果はプレゼント戦略導入前後での勝ち試行数の増加割合、普及効果は 50 % を超えた試行数の増加割合、競争効果は負け試行数の減少割合を表していることとなる。これらの指標を見ることで、プレゼント戦略によってプラットフォームの普及を促進できたのか、そして競争の中でどのような効果があったのかを検証することができる。

図 7 の横軸は  $p$ 、縦軸は総効果の値である。ネットワークの構造によって若干効果は異なるが、どの構造においても単純プレゼント戦略は勝ち試行数を増やすことに効果をあげている。初期シェアが 0.67 対 0.33 である  $p = 20$  の時では勝ち試行数の増加割合が 180 % 以上になっており、初期のシェアの差が経路依存性として最終的な結果に強く影響を及ぼしていることがわかる。特に、Reg でその効果は大きい。

図 8 に普及効果の結果を示す。横軸は  $p$ 、縦軸は普及効果の値を表している。グラフより、普及効果はプレゼント数にほぼ比例して増加することがわかる。一見、全ての場合において普及効果が上昇しているように見える。しかし詳しくみると、単純プレゼント戦略を用いない時には普及率 50 % を超えることがない  $g$  の値の大きい区間では、Reg, SW, Ran とともに  $p$  が 20 でも単純プレゼント戦略の効果はほとんど現れなかった。SF では若干の効果が見られた。このことにより、単純プレゼント戦略は全ての設定で効果的というよりは、潜在的に普及する余地があった市場に対してプラットフォームの購入を促進することが出来たと考えられる。

図 9 に競争効果の結果を示す。横軸は  $p$ 、縦軸はそれぞれの競争効果の値を表している。 $k_{pre}$  の負け試行数が 0、すなわち競合プラットフォームの勝ち試行数が 0 になる場合が競争効果の上限値 100 % に対応する。グラフを見ると、どの構造においても競争効果はあるプレゼント数でほぼ上限に達している。Ran では  $p$  が 2~4 あたりから大きな競争が現れていることから、初期の普及の段階での僅かなシェアの違いが大きな効果を生んでおり、強い経路依存性を示す要因となっていることがわかる。一方、SF では他の構造と比較して若干競争効果が小さい。これは SF の構造上、初期のシェアの差によってネットワーク外部性の自己強化を促進することよりも、ハブを獲得する機会を増やすことが重要であるためと考えられる。効果が 80 % を超える  $p$  を見ると、Reg と SW で 6、Ran で 8、SF で 10 であり、全消費者エージェント数の 0.01 以下という比較的少ないプレゼント数でも十分その効果があると

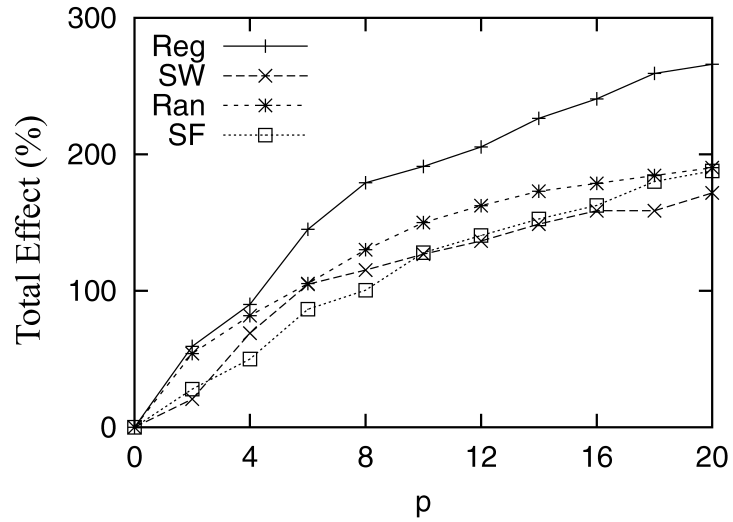


図 7: プレゼント数変更による総効果

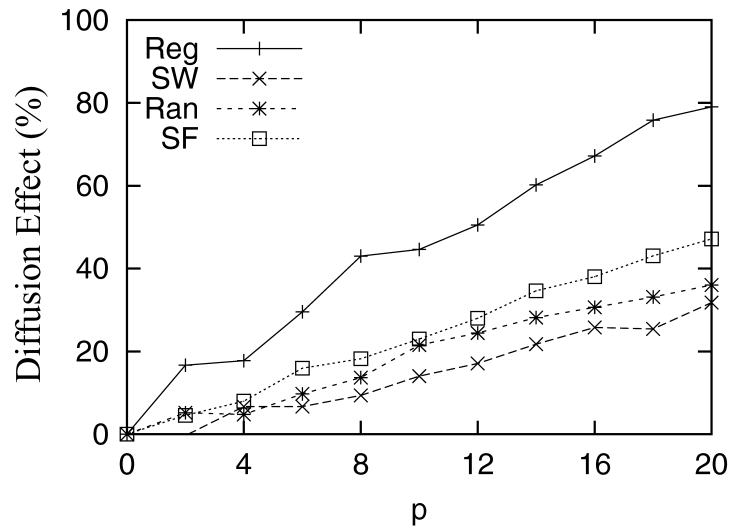


図 8: プレゼント数変更による普及効果

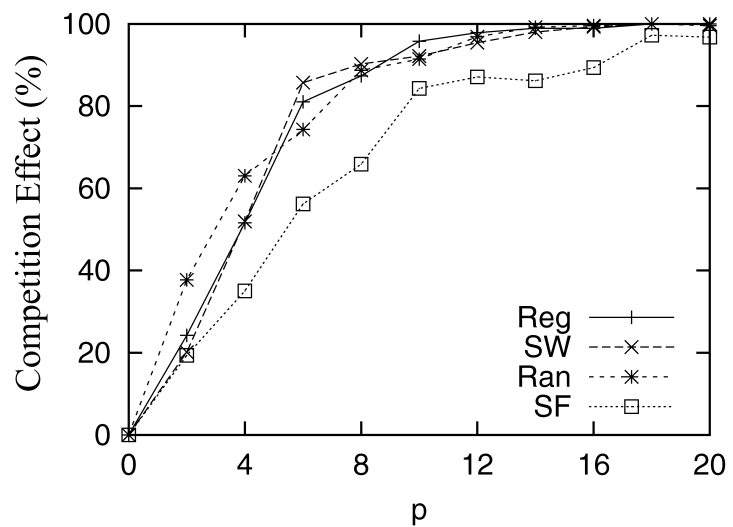


図 9: プレゼント数変更による競争効果

いえる。

以上の結果から、単純プレゼント戦略の効果は潜在的にプラットフォームを購入する可能性のある消費者に対して、相手の普及より速いスピードで  $k_{pre}$  を普及させることに効果的であったと考えるのが自然である。

### 4.3. 友人プレゼント戦略の導入

単純プレゼント戦略は、市場より無作為に抽出した消費者エージェントにプラットフォームを供与することによって普及を促す戦略であったが、ここでは無作為に抽出する代わりに消費者エージェント同士のリンクを考慮した友人プレゼント戦略を導入する。具体的に、市場からの無作為な抽出によってプレゼントを行うのではなく、既に  $k_{pre}$  を持っている消費者エージェントの友人エージェント集合よりプレゼント対象を抽出する。このようなプレゼントの方法は、応募券付きの販売や友人紹介キャンペーンなどで実際に行われており、消費者の友人関係などの特別な情報が無くても、低コストで実行可能な戦略の一つである。ここでは二つの戦略の有効性を比較するため、プレゼント数を固定した上で2つの戦略を実行する比率を変化させてシミュレーションを行う。

シミュレーションにおけるプレゼントの手順は次の通りである。まず、 $s$  を友人プレゼントを実行する割合として、 $p \times (1 - s)$  エージェントだけ消費者エージェントを無作為に抽出し、単純プレゼント戦略を実行する。その後、残りの  $p \times s$  エージェントについて友人プレゼント戦略を実行する。友人プレゼント戦略の対象者を選定する際には、先駆的消費者を含めて既に  $k_{pre}$  を購入している消費者エージェントを無作為に抽出し、選定されたエージェントの友人エージェントのうちいずれのプラットフォームも所有していない集合から、親密度の最も高いエージェントを  $k_{pre}$  のプレゼント対象とする。一度プレゼントの対象になったエージェントは友人プレゼントの応募資格を失ったとして、次のプレゼント対象から除かれる。実験において、プレゼント数は  $p = 10$  で固定し、 $s$  を 0 から 1 まで 0.1 刻みで変更してシミュレーションを行った。 $s = 1$  ではプレゼントは全て友人プレゼント戦略で行われ、初期購入者 10 人の友人が各一人ずつプレゼントを受けることになる。

それぞれ、図 10 に総効果、図 11 に普及効果、図 12 に競争効果の結果を示す。各グラフにおいて、横軸が  $s$ 、縦軸が効果の値を示している。結果を見てみると、相互作用ネットワークの構造によって友人プレゼント戦略の効果が異なることがわかる。総効果のグラフより、Reg と SW では単純プレゼント戦略が、SF では友人プレゼント戦略の効果が高く、Ran ではあまり違いが現れなかったことがわかる。

図 11 を見ると、SF での友人プレゼント戦略の優位性は主に普及効果の影響によってもたらされると考えられる。 $s = 0$  における完全な単純プレゼント戦略実行時と、 $s = 1$  における完全な友人プレゼント戦略実行時を比較すると、ほぼ 2 倍の差が生じている。どちらの場合も  $p$  は 10 であり、全消費者エージェントに対して少ないプレゼント数であるにも関わらず効果の差異が大きいのは、SF ではランダムにプレゼントするよりも消費者のリンクを利用するほうが圧倒的にハブを獲得する可能性が高くなるからと考えられる。モデルの設定上、SF のリンク数は  $P(r) \sim r^{-3}$  の分布にしたがっており、少数存在するハブが片方のプラットフォームを使用することによって周りに与える影響が、無作為にプレゼントを配布することにより普及を目指す単純プレゼント戦略の効果を上回っているということである。一方、Reg, Ran, SW のリンク数の分布は設定上ほぼ 3 に集中しており、ハブは存在しないので友人プレゼント戦略があまり効果を持たないと考えられる。特に、クラスタ係数が高い Reg と SW では、高クラスタ構造であるためにクラスタ内でネットワーク外部性の効果が自己強化的に

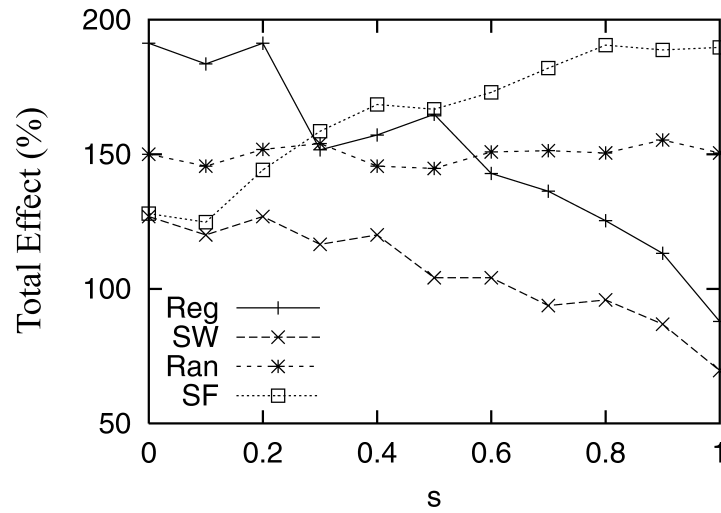


図 10: 友人割合変更による総効果

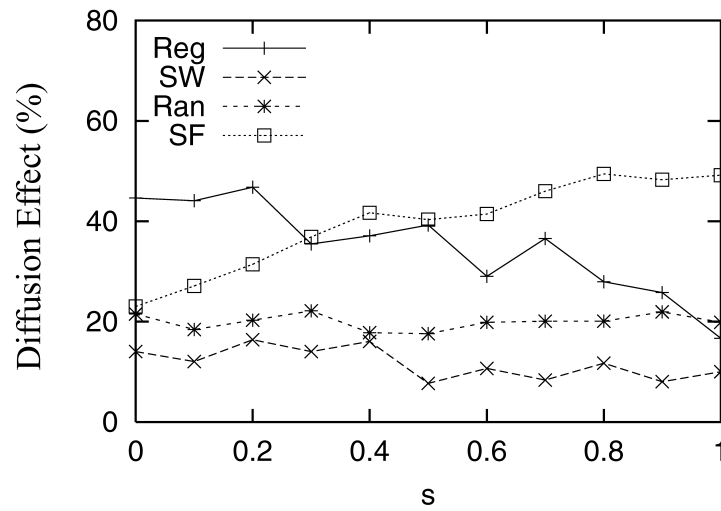


図 11: 友人割合変更による普及効果

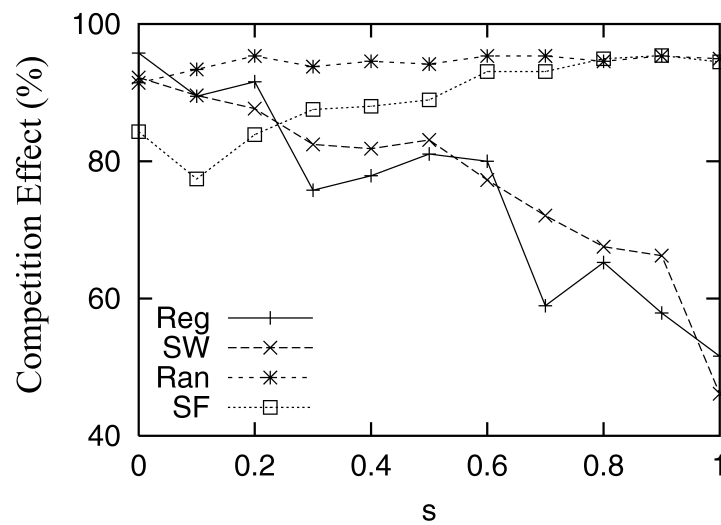


図 12: 友人割合変更による競争効果

強められるので、わざわざ友人プレゼントを導入することの効果は小さい。

更に Reg と SW では、 $s$  を大きくとって単純プレゼントの対象者が減ると、広く  $k_{pre}$  を普及させるための種となる消費者エージェントの数が少なくなるので、競合プラットフォームの普及を先に許してしまうことが図 12 より見て取れる。この傾向は Reg と SW に特徴的なことから、クラスタ係数が大きい高クラスタ構造の相互作用ネットワークでは、友人プレゼント戦略を導入することによって相対的に単純プレゼント戦略にあてられる数が減少することの弊害が大きいことを示している。また、ネットワークの構造上、Reg と SW では平均パス距離が大きく違うが、本モデルではプラットフォームの購入によるネットワーク外部性の効果は近隣の消費者エージェントの影響によるものが大きく、平均パス距離の違いがあまり影響を与えない。したがって、クラスタ係数とリンク数の分布の特徴が似ているこれら二つのモデルには大きな結果の違いが現れなかったと考えられる。

一方、Ran においては、ネットワーク内に明確なクラスタが存在しないため、消費者エージェントの友人がクラスタ間の橋渡しとなる weak tie の役割を担っているというケースがほとんど無い。つまり、Ran における友人間のネットワークはランダムに全く別のプレゼント対象者を選定するのとほとんど変わらない程度のつながりでしかなく、友人のリンクを利用することのメリットがあまり無いという結果になった。

## 5. まとめ

本論文では、消費者間の相互作用の関係を明示的に導入した製品市場のエージェントベースモデルを構築し、社会的ネットワークとして典型的な 4 つの構造に対してシミュレーションを行うことでネットワーク外部性の効果に関する考察を行った。更に、企業が市場の外部から介入可能な戦略の一つであるプレゼント戦略をシミュレーションに導入し、同コストで実行可能な二つのプレゼント戦略について有効性の比較を行った。シミュレーション結果から、プレゼント数は市場競争において正の効果をもっており、比較的少ないプレゼント数でもポジティブフィードバックの効果から相手が勝つ可能性を減少させることができることがわかった。また、Reg や SW のような高クラスタ構造では、懸賞などの単純なプレゼント戦略が有効であり、SF のように多くのリンクをもつハブが存在する構造においては、消費者のつながりを利用した友人プレゼント戦略をとることによってプレゼントの効果を最大限引き出すことができることを確かめた。

言い換えると、所属するコミュニティや地理的要因などの制約によって互いの相互作用が閉じたクラスタに限定されやすい製品に対しては、単純に多くの消費者に影響を与えるよりも、多くのクラスタで優位性を確保するという意味から、できるだけ同じクラスタに含まれない消費者を選び出してプレゼントを行うことが有効であるといえる。一方、相互作用を形成するための制約が少なく、その使用頻度も消費者のもつネットワーク構造に応じてべき乗に分布するような状況が想定できる製品においては、友人プレゼント戦略を有効に利用することで市場をロック・インできる可能性を高めることができる。例えば、インターネットを介してやりとりされる様々なデータフォーマットなどは、一部の機関・企業などの発信者がハブとして機能し、多くのデータがダウンロードされる。そのようなハブを獲得することがフォーマットの普及に重要な影響を及ぼす。ネットワーク構造が既知であれば効果的にハブを獲得することも可能であるが、友人プレゼント戦略はネットワーク構造が未知な場合においてもハブを獲得するための有効な戦略の一つであるといえる。実世界の消費者間の相互作用ネットワークにおいて、ある製品やソフトウェアなどが実際にどのようなネットワーク構

造に基づいて使用されているのかを正確に把握することは容易ではないが、複雑ネットワークの研究によって全体像を把握するための方法論が徐々に研究されてきており [6, 9, 24, 37], 実際の製品市場の相互作用ネットワークの構造と本論文での結果との対比は今後の研究課題である。

まとめとして、本論文では、単純なルールに従うエージェントがネットワークとして形成される製品市場を通して相互作用を行うことによって、創発的に経路依存性が生じること、また、市場外部からの介入による経路依存性が相互作用ネットワークの構造によって影響を受けることを具体的なモデルとシミュレーション結果をもって示した。ここでのエージェントの意志決定モデルは単純な仮定に基づいて構築されており、Axelrod や寺野の KISS 原理に関する議論で述べられるように [4, 31, 32], そのまま社会現象の直接的なシミュレーションと解釈することは困難である。しかし、わずかな制御量で製品市場の創発的な振る舞いに介入することが可能であるというネットワーク型製品市場の基本的な性質の一端を示したことは有用な成果であると考えられる。

## 参考文献

- [1] W.B. Arthur: Positive feedbacks in the economy. *Scientific American*, **262** (1990), 92–99.
- [2] W.B. Arthur: Increasing returns and the new world of business. *Harvard Business Review*, **July-Aug** (1996).
- [3] W.B. Arthur and D.A. Lane: Information contagion. *Structural Change and Economic Dynamics*, **4-1** (1993), 81–104.
- [4] ロバート・アクセルロッド 著, 寺野隆雄 監訳: 対立と協調の科学 (ダイヤモンド社, 2003).
- [5] R. Axtell: Why agents? on the varied motivations for agent computing in the social science. *Center on Social and Economic Dynamics Working Paper*, **17** (2000).
- [6] アルバート・ラズロ・バラバシ 著, 青木薫 訳: 新ネットワーク思考 (NHK 出版, 2002).
- [7] A.L. Barabási: *LINKED: The New Science of Networks* (Perseus Publishing, 1st edition, 2002).
- [8] A.L. Barabási and R. Albert: Emergence of scaling in random networks. *Science*, **286** (1999), 509–512.
- [9] マーク・ブキャナン 著, 阪本芳久 訳: 複雑な世界, 単純な法則 (草思社, 2005).
- [10] H. Ebel, J. Davidsen, and S. Bornholdt: Dynamics of social networks. *Complexity*, **8** (2002), 24–27.
- [11] J.M. Epstein and R. Axtell: *Growing artificial societies* (The Brookings Institution, 1996).
- [12] J. Farrell and G. Saloner: Standardization, compatibility and innovation. *Rand Journal of Economics*, **16-1** (1985), 70–83.
- [13] J.K. Frels, D. Heisler, and J.A. Reggia: Standard-scope: an agent-based model of adoption with incomplete information and network externalities. *Proceedings of 3rd International Workshop on CIEF* (2003), 1219–1222.

- [14] 藤井慎太郎, 王衆托, 中森義輝: エージェントベースシミュレーションによる流行の発生の研究. 経営情報学会 2002 春季全国研究発表大会 (2002).
- [15] M. Gladwell: *The Tipping Point* (Little Brown, New York, 2000).
- [16] M.S. Granovetter: The strength of weak ties. *American Journal of Sociology*, **78** (1973), 1360–1380.
- [17] M.S. Granovetter: Threshold models of collective behavior. *American Journal of Sociology*, **83-6** (1978), 1420–1443.
- [18] 伊庭崇, 竹中平蔵, 武藤圭恭: 人工市場アプローチによる家庭用 VTR の規格競争シミュレーション. 情報処理学会論文誌: 数理モデル化と応用, **42-SIG14** (2001), 73–89.
- [19] 石川泰志, 寺野隆雄: 分類子システムによるエージェントの共進化とマーケティングシミュレーション. 知能と複雑系, **119-10** (2000), 65–72.
- [20] M.L. Katz and C. Shapiro: Network externalities, competition, and compatibility. *American Economic Reviews*, **75** (1985), 424–440.
- [21] A. Khalak: Agent-based model for economic impact of free software. *Complexity*, **8** (2003), 45–55.
- [22] S.J. Liebowitz and S.E. Margolis: Network externality: an uncommon tragedy. *Journal of Economic Perspectives*, **8-2** (1994), 133–150.
- [23] S.J. Liebowitz and S.E. Margolis: Path dependence, lock-in, and history. *Journal of Law, Economics and Organization*, **April** (1995).
- [24] 増田直紀, 今野紀雄 著: 複雑ネットワークの科学 (産業図書, 2005).
- [25] 生天目章: マルチエージェントと複雑系 (森北出版, 1998).
- [26] M.E.J. Newman: Models of the small world. *Journal of Statistical Physics*, **101** (2000), 819–841.
- [27] 大内東, 山本雅人, 川村秀憲: マルチエージェントシステムの基礎と応用 (コロナ社, 2002).
- [28] D. Phan, S. Pajot, and J.P. Nadal: The monopolist's market with discrete choices and network externality revisited: small-worlds, phase transition and avalanches in an ACE framework. *Proceedings of the Ninth annual meeting of the Society of Computational Economics* (2003).
- [29] E.M. Rogers: *Diffusion of Innovation* (The Free Press, 3rd edition, 1985).
- [30] 高玉圭樹, 辻中尚宏, 下原勝憲: エージェント指向シミュレーションにおけるブランドマーケティングの解釈. シミュレーション, **21-1** (2002), 113–122.
- [31] 寺野隆雄, 倉橋節也: エージェントシミュレーションと人工社会・人工経済. 人工知能学会誌, **15-6** (2000), 966–973.
- [32] 寺野隆雄: エージェントベースモデリング: KISS 原理を超えて. 人工知能学会誌, **18-6** (2003), 710–715.
- [33] 特集: エージェント・ベース・モデリング. オペレーションズリサーチ学会誌, **49-3** (2001).
- [34] 特集: マルチエージェント実験経済学. オペレーションズリサーチ学会誌, **46-10** (2001).
- [35] 特集: 多主体複雑系のパラダイム. オペレーションズリサーチ学会誌, **42-9** (2001).



- [36] D.J. Watts and S. H. Strogatz: Collective dynamics of small-world networks. *Nature*, **393** (1998), 440–442.
- [37] ダンカン・ワッツ 著, 辻竜平, 友知政樹 訳: スモールワールド・ネットワーク (阪急コミュニケーションズ, 2004).
- [38] T. Weitzel, D. Beimborn, and W. Konig: An individual view on cooperation networks. *Proceedings of the 36th Hawaii International Conference on System Science* (2003).
- [39] T. Weitzel, O. Wendt, and F. Westarp: Reconsidering network effect theory. *Proceedings of the 8th European Conference of Information Systems* (2002), 484–491.
- [40] O. Wendt and F. Westarp: Determinants of diffusion in network effect markets. *SFB 403 Research Report* (2000).
- [41] 山本仁志, 岡田勇, 小林伸睦, 太田敏澄: 音楽ソフト市場における消費者選択の多様性に対する情報チャネル効果. *経営情報学会誌*, **11-3** (2002), 37–54.
- [42] 山本仁志, 岡田勇, 小林伸睦, 太田敏澄: 情報社会における Winner-Takes-All 現象の事例調査とシミュレーションモデル. 第8回社会情報システム学シンポジウム学術講演論文集 (2002).

川村 秀憲

北海道大学大学院情報科学研究科

複合情報学専攻複雑系工学講座

調和系工学研究室

〒060-0814 札幌市北区北14条西9丁目

E-mail: kawamura@complex.eng.hokudai.ac.jp

## ABSTRACT

**EVALUATION OF PRESENT STRATEGIES  
IN MULTIAGENT PRODUCT MARKET MODEL  
WITH NETWORK EXTERNALITY**

Hidenori Kawamura Azuma Ohuchi  
*Hokkaido University*

In this paper, we design a multiagent product market model with network externality, and evaluate the effectiveness of present strategy, which is one of sales promotion like that a sales corporation chooses customers in a market and gives him/her a product without compensation. The proposed multiagent model can explicitly involve customers' interaction network, and we can clarify the relationship between the effectiveness of network externality and the structure of customers interaction network. The customers interaction networks we prepared contain 4 types; random, regular, small world, and scale-free. In the computer simulations, we evaluated the effectiveness of two present strategies; a simple present strategy and friend present strategy. In the random and small world graph, which are high-clustered networks, the simple present strategy is effective that a promoter randomly chooses customers who are given the product. Otherwise, in the regular and scale-free graph, which have network hubs with much links to other customers, the friend present strategy is effective that a promoter determines presented customers by using of customer's relationship like friendship.