

社会的ネットワークを考慮した消費者行動の エージェントベースモデル —デジタルミュージックプレーヤー市場への適用—

増田浩通（千葉工業大学），上村亮介（株式会社リコー）
新井 健（東京理科大学）

要旨：消費者の購買品決定に至るメカニズムは複雑であり，さらに情報化の進展により入手可能な情報が増えたことで複雑化を増した．この消費者の購買行動を理解する一手段としてマルチエージェントシミュレーションによる研究を試みた．本研究では，複数の競合製品があり，また個性が異なる複数の消費者が存在する市場をモデル化する．このモデルでは，一定期間内における複数の同種製品の販売量を推計する．対象とした製品は各製品固有の期日に発売され，時間経過に伴って販売価格が変動し，各製品の属性と各消費者の価値観の関係によって製品購買ごとにより消費者それぞれが得られる効用値が異なるという性質を有する．また各消費者は，既に製品を購入済みである消費者から製品情報を入手し，さらに社会全体での売れ筋情報も伝えられる．このモデルをネットワーク外部性効果が働くデジタルミュージックプレーヤー市場に適用し，市場全体の反応を分析することの有効性を探る．

キーワード：マルチエージェントシミュレーション，消費者購買行動，社会的ネットワーク，ネットワーク外部性，妥当性検証

An Agent-based Model of Consumer Behavior Including Social Network

Hiroyuki Masuda (Chiba Institute of Technology), Ryosuke Kamimura (Ricoh Co.),
Takeshi Arai (Tokyo University of Science)

Abstract: The process of consumer's purchasing decision is overly complicated. We applied a multi-agent model to simulate consumer behavior, which has been more complicated because the available information has increased through wide use of the Internet. We constructed a consumer goods market model, which there are several competing products and several consumers with different personality. The model estimates the amount of sales of several competing products. Each product comes to the market at a specific date, and the sales price changes with time, and the utilities that each consumer obtains by purchasing each product are different because of the relations between the individuality of each product and each consumer's worth. As the information about the product, "word-of-mouth (WOM)" and "Internet WOM" are included in the model as communication channels. And in addition, consumers can see information about sales in the overall market. In this study, we applied the model to the Digital Music Player industry and examine the effectiveness of the analysis of the reaction of the entire market.

Keywords: multi-agent model, word-of-mouth (WOM), consumer behavior, network externality

1. はじめに

企業間における消費者の獲得競争は激しく、企業が自社の新商品やサービスをヒットさせようと思っても、それを事前に予測するのは困難である。なぜならば消費者の購買行動は日常的であるにもかかわらず、商品に対する評価要因には、消費者の好みや財政状況、口コミによる評判、社会動向などが考えられ、購買品決定に至るメカニズムは極めて複雑だからである。しかも消費者を取り巻く市場環境は、インターネットの普及を始めとする情報化の進展により急激に変化してきており、それまで主にマスメディアから一方的に発信される情報を受信していた消費者に、自ら情報を取りにいく双方向の情報流通チャンネルをもたらした。このような状況下では、消費者は企業の意図や戦略とは独立に情報を収集したり交換したりすることができ、入手可能な情報が増えることで消費者の意識や行動はますます多様化し、個々の消費者さらには市場全体の反応を解明することは困難になっている。

消費者の購買行動を解明する研究法の一つに、エージェントベースアプローチがある[3]。エージェントとは、自律的な意思決定を行う個人あるいは組織を指しており、エージェントをシステムの構成要素とし、エージェント間の相互作用を記述することでシステム全体の振る舞いをシミュレーションにより解析しようとする試みである[4]。消費者行動をエージェントベースシミュレーションにより分析している先行研究[2][6][17][18][19]では、消費者行動を理解する上で消費者間の相互作用が重要であり、しかも消費者はそれぞれの判断にもとづき、商品を購入しているので、購買行動を行う自律的な意思決定主体をエージェントとして消

費者行動をシミュレートすることにより、消費者間の相互作用と意思決定に関する諸要因の消費者行動への影響を同時に分析する必要性があることを示唆している。Janssen[18]は消費者心理と社会ネットワークの関係について分析し、市場動態は商品特性、消費者の意思決定過程、そして消費者間の相互作用によって決まることを示した。また Goldenberg[17]は、口コミを通じた情報普及において、人間関係の違いが及ぼすマクロ的な影響力について分析を行っている。これら[17][18]は、仮想的な商品や情報を対象にしており、構築したモデルの妥当性に関しては言及されていない。一方で対象市場を明確にしてモデル化を行い、現実のデータとの適合性を図ることでモデルの妥当性を示した研究がある[2][19]。しかし、対象商品の価格やインターネットを介した情報流通などは考慮されておらず、実際の市場状況を十分に反映しているとはいえない。

そこで本研究では、エージェントベースアプローチを用いて、複数の競合製品があり、また個性が異なる複数の消費者が存在する市場をモデル化する。本論で提案するモデルでは、一定期間内における複数の同種製品の販売量を推計する。対象とした製品は各製品固有の期日に発売され、時間経過に伴って販売価格が変動し、各製品の属性と各消費者の価値観の関係によって製品購買ごとに消費者それぞれが得られる効用値が異なるという性質を表現することが可能である。また各消費者は、既に製品を購入済みである消費者から製品情報を入手し、さらに社会全体での売れ筋情報も伝えられることも同モデルに入れることが可能となる。このモデルをネットワーク外部性効果が働くデジタルミュージックプレーヤー市場に適用し、市場全体の反応を分析することの有効性を探ることを目的とする。また将来、製品シェアの推移の将来予測

を行うことおよび、新規事業・新製品発売における戦略を策定する支援ツールを開発することを目指す。

2. 研究方法

消費者行動のエージェントベースモデルを構築し、マーケティング活動に対する個々の消費者、さらには市場全体の反応を分析することの有効性を探るにあたり、構築したモデルが現実の市場動態をどこまで反映できるのかを検証する必要がある。エージェントベースアプローチはシミュレーション結果の妥当性検証 (validation) という問題があり、具体的な方法論も確立していない [10]。そこでモデルを構築する段階では、フィールドサーベイやマーケティング理論等、裏付けのある行動仮説 [14] から消費者エージェントのルールを構築し、さらに出力されたシミュレーション結果と現実のデータとの整合性を調べることによって、妥当性を評価する必要がある。本研究に先行して、商品に対する周りの評価が意思決定に大きな影響を与える場合の一例として映画市場を対象に消費者行動をモデル化し、複数商品間の競合、情報伝達経路の複数化を想定した場合へと展開した [7] [8] [16]。続いて本研究では商品の評価そのものに加え、近隣の消費者内の普及率および社会全体の普及率が意思決定に大きな影響を与える場合の一例としてデジタルミュージックプレーヤー (DMP) 市場を対象にモデルの構築を行う。なお本研究では、(株) 構造計画研究所のマルチエージェント・シミュレータ, *artiso*c をプラットフォームとしてシミュレーションモデルを構築する。

3. 研究対象とする市場

3.1 対象市場におけるネットワーク外部性

ある類似した機能を提供する製品において、複数の異なる規格が存在する場合、一般の製品とは異なり、消費者の選択が特定の製品に集中していき、一つの規格が圧倒的なマーケットシェアを獲得するという「Winner-Take-All 現象」が起こりやすい [2]。そこには互換性という要因が引き起こす「ネットワーク外部性」が存在するからである。ネットワーク外部性とは、「財あるいはサービスの利用者が多ければ多いほど、当該財あるいはサービスから得られる便益が大きくなる性質」と定義される製品便益に関する性質であり、その効果をネットワーク外部性効果という [6]。ネットワーク外部性が存在する場合、シェアが優勢になった規格がますますシェアを高めるというポジティブ・フィードバックが働くことになり、一人勝ち現象を生み出すのである。

3.2 対象市場の特徴

本研究で取り上げる DMP は音楽データを端末に転送する際、「圧縮」を行うので多くの音楽を格納できるのが特徴であるが、メーカーにより圧縮方式に差があるため互換性が意味を持ち、ネットワーク外部性が働く。DMP 購買の意思決定を行う際、消費者は音楽データを交換する可能性のある他の個人や、利用法を教えてくれる他の個人がどのメーカーの端末を利用しているのかを考慮に入れ、購買する製品を決定している可能性がある。したがって、ネットワーク外部性が存在する場合、消費者が製品を購入することにより得られる効用は、消費者と製品との間のみで決まるのではなく、他の消費者の選択に依存して決まるという点に特徴があ

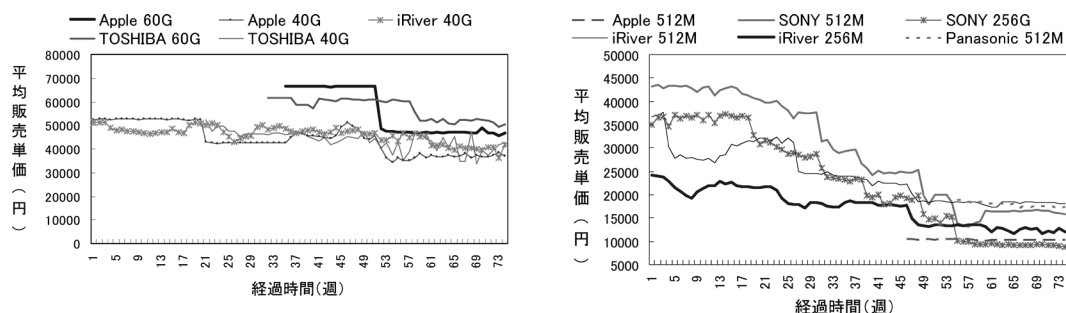


図1 容量別平均販売単価 (左: 60, 40GB 右: 512, 256MB)

る。またそれだけでなく、社会全体ではどのようなメーカーの製品が購買されているのかということも考慮に入れるだろう。そこで、製品の評価そのものに加え、社会的な「近隣」¹⁾の消費者内のメーカー普及率と社会全体のメーカー普及率が意思決定に大きな影響を与える場合の一例として消費者行動をモデル化する。

3.3 対象製品のデータ

本研究では、データが入手可能であった2004/3～2005/7における期間に発売されていた5つのメーカーを取り上げる。なお2004年3月時点を実験開始時としており、当時のDMPの人口普及率と各メーカーのシェアのデータ[23]をもとに、メーカー普及率の初期設定を行い、そこからシミュレーションを開始する。今回はメーカーごとの製品に関して、容量別に分類したまとまりを各メーカーの一つの製品とし、計27製品を消費者エージェントの購買選択の対象とする。また(株)BCN「BCNランキング」の調査データ[23]より「メーカー」、「容量」、「週ごとの容量別平均販売単価」、「発売日」を各製品の属性データとして使用した。図1は週ごとの容量別平均販売単価のデータの一部である。

4. シミュレーションモデル

4.1 シミュレーションの流れ

手順1: 消費者エージェントの生成

購買行動を行う消費者としてのエージェントが人工社会に生成される。また現実の人間が、個々に違う性質を備えているのと同様に、生成された各消費者エージェントにもそれぞれ個性を持たせる。ここでは、消費者エージェントの内部要素として、4.3.1および4.3.2で定義する意思決定要因を設定する。

手順2: 対象の生成

購買選択の対象としてDMP製品が形成される。3.3で述べた製品データをもとに、各製品に情報が与えられ購買対象が生成される。

手順3: ルールに従った、個々の消費者行動

①消費者エージェントと製品情報が形成されると全ての消費者エージェントが決められた流れに従いルールを繰り返し実行する。②消費者エージェントは製品情報、過去の購買経験、独自の選好による判断に加えて、周囲の消費者エージェントと相互作用を図りながら製品を評価し購買決定を行う。③このとき消費者エージェントが購買を決定した製品を販売台数とし

て記録する。

この一連の流れを個々の消費者エージェントの1回の行動とし、1 step とする。シミュレーションは、現実社会の約1年半にあたる期間を再現する。1 step を1週間とおき74 steps を1回のシミュレーションとする。

4.2 モデルの構造

4.2.1 コミュニケーション空間と消費者の種類

インターネットの普及に伴い、「電子掲示板やメーリングリストなどのコミュニティサイトのサービスが消費者の購買のきっかけを生み出しているツールの一つである」という認識がある [9]。また、コミュニティサイトにおけるメンバー間のインタラクションに注目し、コミュニティサイトにおいて発言などを行いアクティブに活動しているメンバーと、ROM (read only members) と呼ばれる発言することなく単にアクセスし情報のみを収集しているノンアクティブなメンバーの影響が注目されているという報告がある [12]。インターネットの場合、ただサイトを傍観しているだけという

人が数多く存在し、サイト内では発言しないものの、インターネットを離れてコミュニティ外へ大きな影響を及ぼしているとされ、リアルとヴァーチャルの二つの世界のインタラクションが重要であることを示唆している。そこで本研究では、表1に示す役割を担う消費者エージェントを定義し、図2のような2重構造のコミュニケーション空間モデルを提案する。なおネットフォロワーエージェントは、ヴァーチャル空間およびリアル空間双方で他のエージェントとインタラクションをするものとする。

4.2.2 ヴァーチャル空間とリアル空間

図2の2重構造をモデル化するにあたり、図3に示す二つの仮想的空間を構築する。ネットフォロワーエージェントと一般消費者エージェントは格子状のセル空間にランダムに配置し、リアル社会と見なす。またネットユーザーエージェントはインターネットを介した情報伝達を行うと想定しているため、エージェント間をリンクで繋ぐネットワーク構造とし、地理的な距離に依存しないヴァーチャル社会と見なす。ま

表1 消費者エージェントの定義

消費者エージェント	役割
ネットユーザーエージェント	ヴァーチャル空間およびリアル空間のネットフォロワーエージェントとインタラクション
ネットフォロワーエージェント	ヴァーチャル空間にアクセス、リアル空間でインタラクション
一般消費者エージェント	リアル空間でのみインタラクション

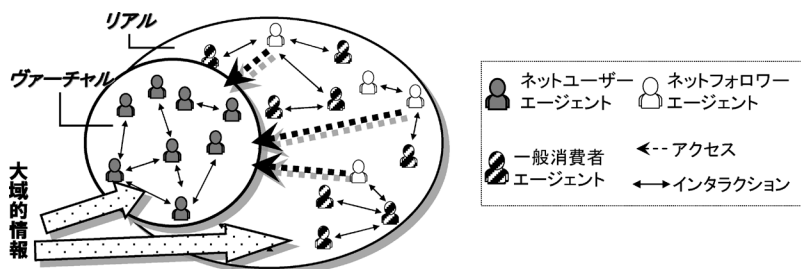


図2 コミュニケーション空間の2重構造

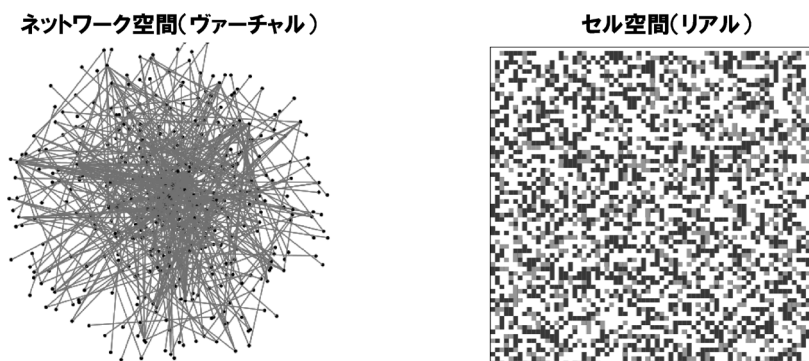


図3 ネットワーク空間とセル空間 (シミュレーション実行画面)

た両空間はネットフォロワーエージェントを介してリンクされている。

4.2.3 消費者エージェント間の関係

I ネットユーザーエージェント

4.2.2 で述べたネットユーザーエージェント間の繋がりとして、Scale Free Network (以下 SFN) を用いる。SFN とは、AL. Barabasi らによって提示されたもので、リンク数の度数分布を見たときに、ベキ乗分布になっているネットワークのことを言う [1]。このネットワークのコンセプトは、多くのリンクを持つノード²⁾ ほど、将来的により多くのリンクを持つようになるというものであり、非常に多くの相互作用の相手を持つハブと呼ばれるノードが存在することが特徴である。現実の社会的ネットワークにも多くの友人を持つハブが存在することが指摘されており、この考え方をマーケティングのモデルに対応させると、消費者間で参考にされることが多い人ほど将来的にもより多くの人から参考にされる、即ち影響力のある消費者の存在が商品の普及には不可欠であるという発想と共通する。本研究での SFN は、図 4 (最上段左端) に示すように、リンクされた 2 人のネットユーザーエージェントから出発して、矢印の順に進むに連れて 1 人ずつ付け加わる。新し

いネットユーザーエージェントがリンク先を決める際には、リンクの多いネットユーザーエージェントを優先的に選択する。成長と優先的選択により、多数のリンクを獲得したハブが少数誕生する [1]。なお本研究では、ネットユーザーエージェント i と一つのリンクを介して繋がっているネットユーザーエージェントをネットユーザーエージェント i の「近隣エージェント」とする。

II ネットフォロワーエージェント

ネットフォロワーエージェントは 4.2.1 で述べた ROM の役割を果たすものとし、本研究では、ネットフォロワーエージェントがリアルとヴァーチャルの世界を繋ぐ役割を担うものとする。まず 4.2.2 で定義したセル空間の形状としては、メッシュ構造の空間格子を採用しており、空間内にネットフォロワーエージェントと一般消費者エージェントをランダムに配置した。なお本研究では、例えば図 5 に示すようにネットフォロワーエージェント i の周囲 1 近傍 (3 セル × 3 セル) 内に存在するネットフォロワーエージェント、もしくは一般消費者エージェントをネットフォロワーエージェント i の「近隣 1」とする。さらにネットフォロワーエージェントは表 1 に標記したようにヴァーチャル

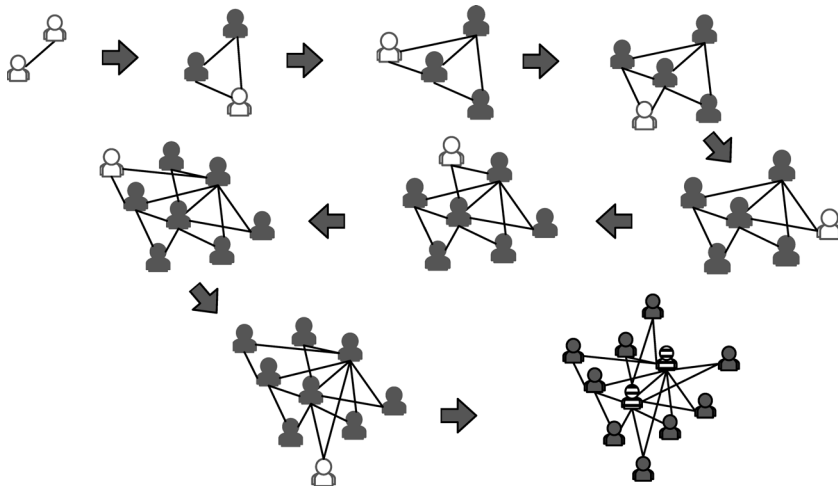


図4 スケールフリーネットワークの生成 (新しく増えるノード: 白, ハブ: 縞模様)

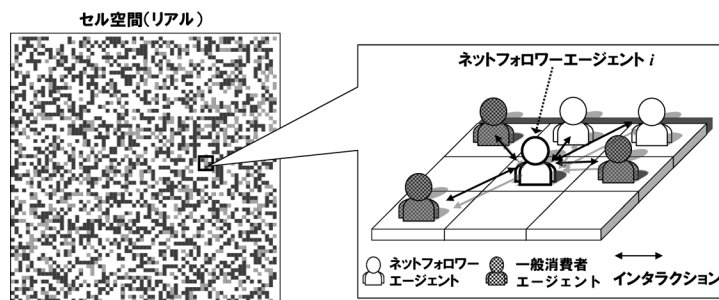


図5 ネットフォロワーエージェントの「近隣1」

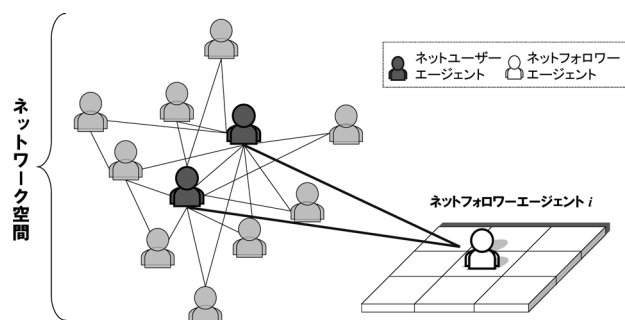


図6 ネットフォロワーエージェントの「近隣2」

空間にもアクセス可能であり、ネットフォロワーエージェントは、SFNで繋がっているネットユーザーエージェントに対して、リンク数の多いネットユーザーエージェントを優先的に選

択する。なお図6に示すように、ネットフォロワーエージェント i と一つのリンクを介して繋がっているネットユーザーエージェントをネットフォロワーエージェント i の「近隣2」とし、

「近隣1」と「近隣2」を合わせた消費者エージェントをネットフォロワーエージェント i の「近隣エージェント」とする。

III 一般消費者エージェント

最後に、一般消費者エージェントは表1にリアル空間でのみインタラククションを行うと明記したように、対面的な情報伝達のみを行うものとしセル空間にランダムに配置した。またセル空間内でのネットフォロワーエージェントの役割と同様に、周囲1近傍内に存在するネットフォロワーエージェント、もしくは一般消費者エージェントを自身の「近隣エージェント」と見なす。

以上、ヴァーチャル（ネットワーク）空間内においてはネットユーザーエージェントがリンクを介して繋がっており、一方でリアル（セル）空間内においてはネットフォロワーエージェントと一般消費者エージェントが対面的なインタラククションを行い、さらに両空間はネットフォロワーエージェントを介して繋がっており、リアルとインターネットを介したヴァーチャルの二つの世界のインタラククションを明示的に表現した。

4.3 消費者エージェントの意思決定

4.3.1 意思決定要因

消費者がDMPを購入する際に重要視する点として、「モバイル音楽市場」に関する調査データ[22]の中で上位に挙げられていた製品の「価格」、「容量」、「デザイン」、「ブランド」の4点を消費者エージェントが製品を購入する際に考慮する評価要因とする。さらに近隣エージェント内と市場全体でのメーカー普及率による影響を受けて購買決定を行うものとする。まず、「価格」と「容量」に対する評価であるが、DMPの購買を検討している消費者は、自身が希望する価格や容量を基準に製品を選択すると思われる。よって本研究では、購買決定を行うとき、消費者は当該製品の価格や容量が自分の希望している価格や容量に近いかどうかを検討するものとする。そこで図7に示す割合にもとづいて各消費者エージェントの「希望価格」と「希望容量」を設定し、現実にもとづいた個人間の異質性を表現する。なお「デザイン」と「ブランド」に関しては4.3.2で述べる。

4.3.2 意思決定過程

購買行動を行う消費者エージェントのモデル化にあたって、消費者行動論における先行研究を参考にする。本研究では、Engel-Blackwell-Miniard (EBM) モデル[2]を消費者行動の

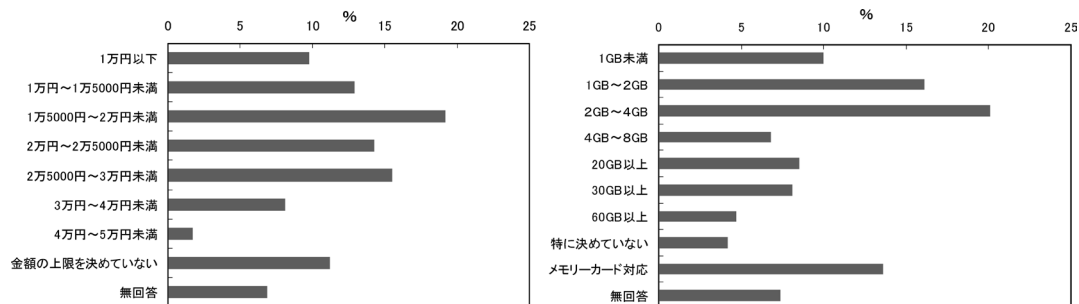


図7 消費者の希望価格と希望容量 [22]

枠組みとして取り上げ、消費者エージェントは、問題認識、情報探索、購買前代替案評価、購買決定、購買後行動といった5段階を踏んで意思決定がなされるものとする。

I 問題認識

消費者の購買行動は問題を認識することから始まる [13]。本研究では、製品購買の経験がない消費者エージェントが問題を認識することを「新規購買における問題認識」とし、製品を購買済みである消費者エージェントが、買い替え、もしくは買い増しを行いたいという問題を認識することを「買い替え、買い増しにおける問題認識」と定義する。

I.1 新規購買における問題認識

新製品、イノベーションの普及過程は、Rogers (1982) によって事例研究をもとにモデル化されている [2]。Rogers (1983) に代表される新商品や新技術の普及のプロセスに関する研究では、オピニオンリーダーあるいはイノベータと呼ばれる層において先行した後に、遅れてフォロワーあるいはイミテータと呼ばれる層へ進行していくと考える枠組みが一般的である。ファッションのようにライフサイクルが短い製品の普及プロセス、あるいはより一般的なヒット現象についても、同じような枠組みで理解されることが多い (参考文献 [29])。また DMP 製品は、メモリーの増大による従来製品の陳腐化や小型製品ゆえの紛失、故障などの諸事情により、ファッションのようにライフサイクルが短い製品の普及プロセスと考えることができる。そこで本研究では、図8の普及過程に見合う割合の消費者エージェントが DMP 製品の購買行動に移るものとする。

I.2 買い替え、買い増しにおける問題認識

製品を購買済みである消費者エージェントは、新製品が発売されると、製品を買い換えた

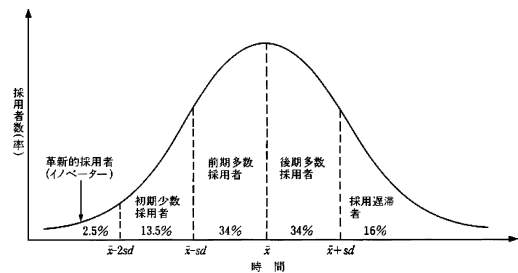


図8 採用決定時間の分布と採用者カテゴリー
($\bar{x}$, sd は採用決定時間の平均と標準偏差)

という問題を認識し、購買行動に移るものとする。この際、図8内の「革新的採用者」・「初期少数採用者」を、「新しい製品が発売されると、すぐ買い換える傾向のある消費者」と解釈し、Rogersの普及モデルに見合う割合で消費者エージェントが、買い替え、買い増しの行動に移るものとする。また本モデルでは、新製品が発売される度に、買い替え、買い増しにおける問題認識を行うものとする。

II 情報探索

問題を認識した消費者エージェントは、続いて情報探索を行う。情報探索では大きく分けて外的情報探索と内的情報探索を行う [13]。前者は消費者エージェントの外部の情報の探索を意味し、市場に流通している製品の種類や販売価格、さらには市場全体でのメーカー普及率と消費者エージェントの近隣における局所的なメーカー普及率の情報を入手する。後者は消費者エージェント自身の記憶をたどることを意味しており、過去の購買経験を参照するものとする。DMP市場はネットワーク外部性が働くため、別のメーカーに乗り換える際、新たに音楽プレーヤーソフトをインストールし、使い方を学習する手間や新たな周辺機器を購買する等のスイッチングコストがかかることから、買い替え行動に際しては、ブランドロイヤリティが働

き、過去に購買したメーカーを再び購買しやすいものとする。

III 購買前代替案評価

情報探索を行った後、その情報をもとに各製品の評価を行う。ここでは、4.3.1で述べたように、各製品の販売価格、容量、メーカー、デザイン、さらにメーカー普及率を評価指標に各製品を購買した場合に得られる効用値を算出する。そこで、 k 時において消費者エージェント i が製品 a を購買することで得られる効用値 $U_{ia}(k)$ を

$$U_{ia}(k) = \left\{ \frac{\alpha \cdot S_{Br(a)}(k-1) \times \beta \cdot F_{Br(a)}}{\chi \{ \sigma_i \cdot Cd_{ia} + \gamma_i \cdot Pd_{ia}(k) \}} \right\} \times \varepsilon_{iBr(a)} \quad (1)$$

α, β, χ : パラメータ, $1 \leq \varepsilon_{iBr(a)} \leq 2$

$Br(a)$: 製品 a のメーカーを表す

とした。 $\varepsilon_{iBr(a)}$ は 4.3.2 の II で述べたブランドロイヤリティの強さを表すパラメータであり、買い替え行動を行う際に機能する値である。すなわち同じメーカーの製品を再び購買した場合、メーカーを乗り換える際に掛かるであろうスイッチングコストは生まれなため、同メーカーの製品購買により得られる効用はより大きくなるように、 $\varepsilon_{iBr(a)}$ は一様分布に従うランダムな値をとるものとする。また α, β, χ の設定は 5.2 で述べる。

ネットワーク外部性が働く市場では、消費者が製品を購買することにより得られる効用は、消費者と製品との間のみで決まるのではなく、他の消費者の選択に依存して決まるという点に特徴があり、さらに社会全体ではどのようなメーカーの製品が購買されているのかということも重要であると考えられる。そこで消費者エージェントは、製品を購買する際、各メーカー

が社会でどれほど普及しているのかを一つの判断要因とするように、「普及率要因」 $S_{Br(a)}(k-1)$ を、(2) 式で定義した。

$$S_{Br(a)}(k-1) = (1-\omega) \cdot G_{Br(a)}(k-1) + \omega \cdot L_{S_{Br(a)}}(k-1) \quad (2)$$

G : 大域的普及率, L : 局所的普及率

ω : パラメータ (0.0 ~ 1.0)

なお局所的普及率は、4.2.3 で定義した「近隣エージェント」内における各メーカーの普及率を表しており、周りの消費者エージェントの選択が意思決定に影響を与える指標としてモデル化した。また ω の設定は 5.2 で述べる。

「普及率要因」に加え、4.3.1 で述べたように、消費者は製品を購買するにあたって、販売価格を重要視していることがうかがえ、消費者エージェントが最終的な購買決定に至るには価格による影響を考慮する必要がある。そこで本研究では、(3) 式に示すように、 k 時における製品 a の販売価格 $Sp_a(k)$ を消費者エージェント i の希望価格 Pb_i で除することで、希望価格からの乖離値を算出し、(1) 式に示すように組み込むことで、消費者エージェントの各製品の販売価格に対する充足度が製品評価に与える影響を表現した。

$$Pd_{ia}(k) = \exp \left(\frac{Sp_a(k)}{Pb_i} \right)^\phi \quad (3)$$

ϕ : パラメータ

また製品 a の容量 DC_a が消費者エージェント i の希望容量 Hdc_i からどれほど乖離しているのかを (4) 式に示すように定義し、(3) 式の希望価格からの乖離と (4) 式の希望容量からの乖離を (1) 式に示すように同時に考慮することで、当該製品 a が消費者エージェント i の

希望している容量に近似しており, かつ k 時における製品 a の販売価格が安ければ安いほど, 製品 a を購入することで得られる効用値 $U_{ia}(k)$ が大きくなるようにモデル化した.

$$Cd_{ia} = \begin{cases} \left(\frac{Dc_a}{Hdc_i} \right)^\theta, & \text{if } Dc_a > Hdc_i \\ \left(\frac{Hdc_i}{Dc_a} \right)^\theta, & \text{if } Dc_a \leq Hdc_i \end{cases} \quad (4)$$

θ : パラメータ

以上 (3), (4) 式を個々の消費者エージェントが製品購買にあたって評価要因の一つとする「希望要因」とする. なお, キャリブレーションにより, $\phi=0.5$, $\theta=0.5$ としている.

最後に (1) 式の $F_{Br(a)}$ は, 各製品固有の魅力度を表す「製品の魅力要因」であるとし, 以下 (5) 式で定義した.

$$F_{Br(a)} = \delta_i \cdot Bq_{Br(a)} + \lambda_i \cdot D_{Br(a)} \quad (5)$$

Bq : ブランド力, D : デザイン性

4.3.1 で述べたように DMP に関する調査データ [22] より, 消費者が製品を購入する際, 製品のデザインとブランドを重要視していることがうかがえたため, 「デザイン性」, 「ブランド力」を製品固有の魅力度とした. そして同調査データより, 「各メーカーに対するイメージに当てはまるものを複数選択する調査」の選択項目の中で, 本研究では「デザインが良い」, 「かっこいい」の 2 点をデザイン性を表す項目とし, また「信頼感がある」, 「一流の」, 「技術力が高い」の 3 点をブランド力を表す項目として平均値を集計し, それぞれ正規化した値を各メーカーのデザイン性 D , ブランド力 Bq を表す指標として設定した. なお, データが存在していなかったメーカー (iRiver) に関しては, 他

のメーカーの平均値を設定した. また (1) 式の σ_i, γ_i および (5) 式の δ_i, λ_i は, 0 もしくは 1 の値をとる 2 値変数であり, 調査データ [22] をもとに消費者エージェントごとに設定した. 同調査データでは, 購入する際のポイントとして, 「価格」72.3%, 「デザイン・色」54.2%, 「メーカー・ブランド」49.7%, 「対応メディアの容量」20.9% との数値が挙げられていたため, 例えば「価格」の場合, 72.3% の確率で $\sigma_i=1$, 27.7% の確率で $\sigma_i=0$ と設定し, 計算に使用した.

IV 購買決定

「購買前代替案評価」での評価をもとに製品の購買を決定する. 本研究では製品選択について, マーケティングサイエンスの分野で用いられている, ブランド選択の多項ロジットモデル [5] を採用し, k 時において消費者エージェント i が製品集合 A の中から製品 a を購入する確率 $P_{i(a|A)}(k)$ を (6) 式で定義した.

$$P_{i(a|A)}(k) = \frac{\exp(U_{ia}(k))}{\sum_{j=1}^n \exp(U_{ij}(k))} \quad (6)$$

$A = \{a \mid a=1, 2, \dots, n\}$: 製品集合

V 購買後行動

製品を購入した消費者エージェントは, 4.3.2 の I.2 で述べたように, 新製品が発売されると, 時間経過に伴って買い換えたい, もしくは買い増したいという問題認識をし, 情報探索行動に移る.

5. シミュレーション

5.1 シミュレーションケースの設定

表 2 の設定でシミュレーションを行い現実の

表2 シミュレーション設定

設定項目	内容
シミュレーション対象	DMPの販売成績(2004/3～2005/7)
エージェント数	1500
購買対象	5メーカー($n=27$ 製品)
シミュレーション時間	74 steps (1 step = 1 週)
試行回数	50 回

表3 消費者エージェントの存在割合

消費者エージェント	割合 (%)
ネットユーザーエージェント	16
ネットフォロワーエージェント	24
一般消費者エージェント	60

データと比較する。

本モデルでは、シミュレーション結果から乱数の影響を取り除くために同じ設定で50回のシミュレーションを行い、その平均値を「シミュレーション結果」とする。また消費者エージェントの存在比は既存研究[9]を参考に、表3のように設定した。

また、シミュレーション開始時としている2004年3月時点におけるDMPの人口普及率とその時の各メーカーのシェアのデータ[23]をもとに、各メーカーの製品を既に所有している消費者エージェントを予め設定し(初期設定)、そこからシミュレーションを開始する。以上の設定を現実社会を想定して定義した基本設定とする。

5.2 モデルの振る舞いとキャリブレーション

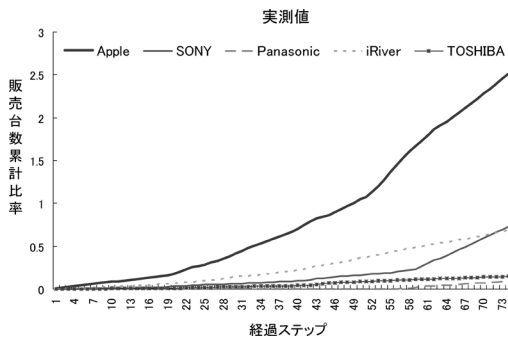
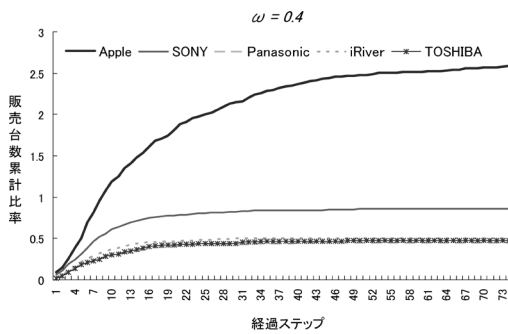
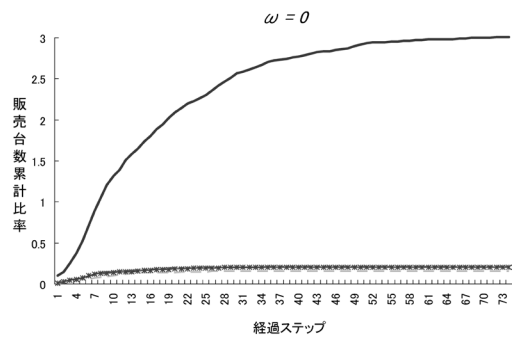
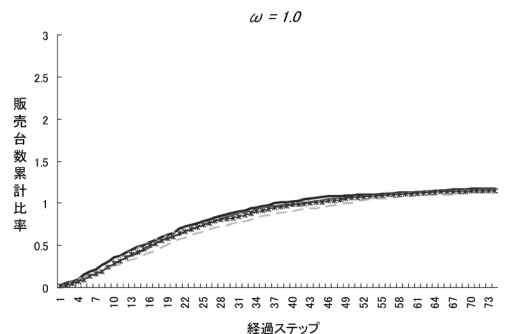
構築したモデルの詳細な性能分析を行うにあたって、まず一部の条件と本モデルの振る舞いとの関係を把握することでモデル内の各パラメータを決定していく。

5.2.1 局所的情報と大域的情報の影響

近隣エージェントによる局所的情報と市場全

体の状況といった大域的情報がDMP市場の動向にどのように影響しているのかを調べるために、(1)式の効用関数において「希望要因」と「製品の魅力要因」を省いた、「普及率要因」のみを採用した効用関数を用いて、パラメータ ω (近隣エージェントからの影響度)を0.0～1.0(0.1刻み)と変化させてシミュレーションを実行した。以下図9、図10は実測値のメーカー別販売台数累計の推移と ω を変化させた際のシミュレーション結果の一部である。なおここでは、販売台数累計の推移において、実測値とシミュレーション結果では市場規模が大きく異なるため、各製品の週ごとに集計したメーカー別販売台数累計を全メーカーの全期間にわたる販売台数累計の和(34721台)で除し、百分率した値を「販売台数累計比率」と呼ぶ。比較しやすいように実測値とシミュレーション結果を共に「販売台数累計比率」に変換し、これらを示した。なお「販売台数累計比率」の単位は(%)である。

図9の $\omega=0$ は近隣エージェントからの影響度が0、すなわち社会全体の動向からのみ影響を受ける場合である。この状況では初期はメーカー間で大きな差がないものの、シミュレーション開始直後に一つのメーカーに購買が集中し市場を独占するという状況がみられた。それに対して、 $\omega=1.0$ は近隣エージェントからの影響度が1、すなわち近隣エージェントの状況からのみ影響を受ける場合である。初期の普及の違いでメーカー間にわずかな差が見られる

図9 メーカー別販売台数累計比率の推移 (実測値, $\omega=0$)図10 メーカー別販売台数累計比率の推移 ($\omega=0.4$, $\omega=1.0$)

ものの、全てのメーカーが共存している。社会全体の動向から受ける影響と近隣の状況から受ける影響の大きさの違いが、市場独占や共存を促す可能性があることがうかがえる。また $\omega=0.4$ の場合が、最終的な販売台数累計比率において最も実測値に近い値となっており、対象としている市場においては局所的な影響と大域的な影響のバランスを比較的表现できていると思われる。

5.2.2 「希望要因」の影響

ネットワーク外部性が働く市場では、他者と同じ規格の製品を所有することでより便益を得られるが、4.3.1で述べたように消費者は製品を購入するにあたって販売価格を極めて重要視していることがうかがえ、消費者エージェント

が最終的な購買決定に至るには価格による影響を考慮する必要がある。そこで、ネットワーク外部性効果と希望容量・希望価格が消費者の製品購買に与える影響を調べるために、(1)式の効用関数において「製品の魅力要因」を省いたモデルを用いて、パラメータ α (ネットワーク外部性効果による影響度) が $0.5 \sim 0.9$ (0.1刻み) まで、パラメータ χ (希望容量・希望価格の影響度) が $5 \sim 25$ (5刻み) までの値をとる場合の25通りの組合せについてシミュレーションを実行した。

以下図11のように、 α と χ 各々の組合せにおけるメーカーごとの最終的な販売台数累計比率の平均誤差率を集計した。なお、 k 時における販売台数累計比率の誤差率 E_r^k は、以下(7)式で定義し、最終時点における全メーカーの誤

差率の平均値を平均誤差率とする。

$$Er^k = \frac{|A_2^k - A_1^k|}{A_1^k} \times 100 \quad (\%) \quad (7)$$

A_1^k : 実測値の販売台数累計比率

A_2^k : シミュレーション結果の販売台数累計比率

図 11 より, (1) $\alpha=0.8 : \chi=10$ と (2) $\alpha=0.9 : \chi=5$ の組合せにおける誤差率がそれぞれ 54.74%, 54.05% とその他の組合せと比較すると低く, 最終的な販売台数累計比率を最も表現できている組合せと考えられる。

そこで図 12 に示す, 誤差率の低い両組合せ

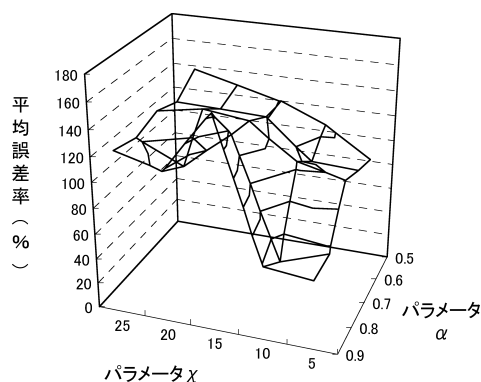
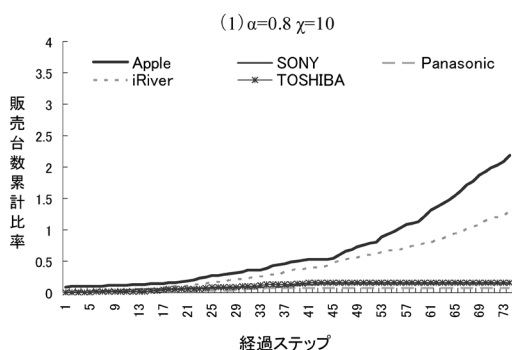


図 11 ネットワーク外部性効果による影響と希望容量・価格の影響の組合せにおける平均誤差率



時におけるメーカー別販売台数累計比率の推移と図 9 の実測値を比較したところ, 図 12 の (2) は (1) よりやや誤差率が低いものの, 実測値と比べると独占の傾向が強い. 一方で (1) に関しては, (2) よりやや誤差率が高いものの, 最も累計が大きい Apple の最終的な販売台数累計比率をより再現している. ただし, (1) では価格の優位性が強く反映されてしまい, 他のメーカーと比べると低価格である iRiver が実測値よりも販売数を伸ばしている. また (1) と (2) 共に, 初期の普及率, あるいは価格の面の 2 点において優位性のないメーカーは実測に比べて販売台数累計比率が極めて低い。

5.2.3 「製品固有の魅力要因」の影響

4.3.1 で検討した, 消費者が製品を購入する際に特に重要視すると考えられる「価格」, 「容量」, 「デザイン」, 「ブランド」の 4 つの要因全てを考慮したモデルにおいて, (1) 式のパラメータ β (製品の魅力による影響度) を変化させて, モデルの振る舞いを確認する. なお (1) 式におけるその他の各パラメータであるが, ω に関しては, 5.2.1 のシミュレーションにおいて最終的な販売台数累計比率が最も実測値に近似した $\omega=0.4$ を採用する. また α と χ (希望容量・希望価格の影響度) に関しては, 5.2.2

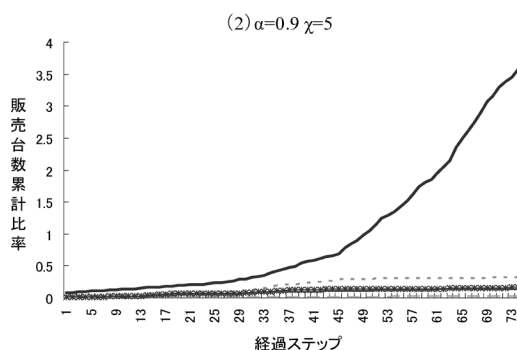


図 12 メーカー別販売台数累計比率の推移

のシミュレーションにおいて誤差率が他の組合せと比較して極めて低く、また Apple に関して最も実測値に近い最終的な販売台数累計比率を表現し、また実測値と同様に Apple 以外にも販売台数累計比率が収束していないメーカーが存在していた $\alpha=0.8$, $\chi=10$ の設定を採用する。

β を 1.0 ～ 5.0 (0.5 刻み) と変化させた際の最終的なメーカー別販売台数累計比率の平均誤差率を算出したところ、 $\beta=3.0$, 4.5 の設定下では、5.2.2 の結果と比較すると誤差率がより低くなった。また両設定下での販売台数累計比率の推移をみると、特に最も誤差率が低かった $\beta=3.0$ は、実測値における市場動向の傾向を捉えていると思われる。

5.3 パラメータ設定

構築したモデルが現実に近い市場動向を再現できているのか、モデルの性能を詳細に分析するにあたり、ここでは 5.2.1 ～ 5.2.3 の検証を踏まえ、現実と照らし合わせてより適していると思われるモデル設定を用いる。すなわち (1) 式で定義した「普及率要因」、「希望要因」、「製品の魅力要因」全てを考慮していた 5.2.3 で検証したモデルとパラメータ設定を採用して実測値との比較を行う。表 4 は採用したパラメータ設定値である。

5.4 モデルの性能分析

構築したモデルの挙動が現実の DMP 市場をどれだけ反映できているのかを検証する。キャ

リブレーションの過程で、モデルのパラメータの値は、製品の販売台数累計比率におけるシミュレーション結果の値と実測値の誤差ができるだけ低くなるように、探索的に設定したが、ここでは、より詳細な点での両者の差違の考察を行う。すなわちキャリブレートしたモデルのシミュレーション結果の値と実測値の比較を、「販売台数累計の推移」と「週ごとの販売台数シェアの推移」の 2 点で行い、モデルの妥当性を検証する。

5.4.1 販売台数累計の検証

I 最終的な販売台数累計比率

まず初めにメーカーごとの最終的な販売台数累計を再現できているのか誤差率による検証を行った。また対象としている期間が長期であるため、期間内の途中時点においても販売台数累計を再現できているのか考察する。そこで対象としている 74 週を 3 期間 (期間①, 期間②, 期間③) に等分し、各々の期間内の期末時点 k における販売台数累計比率の誤差率を (7) 式より算出した。

表 5 はメーカーごとに算出された誤差率の結果である。

表 5 に示すように、3 期間における Apple, SONY, iRiver の誤差率に関しては、SONY の誤差率 (期間③) が高いもののその他については約 30% 以内であり、特に Apple (期間

表 4 各パラメータの役割と設定値

パラメータ	説明	値
ω	近隣からの影響度	0.4
α	ネットワーク外部性効果による影響度	0.8
β	製品固有の魅力による影響度	3.0
χ	希望容量・希望価格による影響度	10.0

表 5 メーカーごとの誤差率

	期末誤差率 (%)		
	期間①	期間②	期間③
Apple	20.67	26.76	7.67
SONY	29.24	33.15	49.73
iRiver	24.75	6.35	11.59
TOSHIBA	97.89	147.53	151.58
Panasonic	143.18	789.48	35.63
平均	63.15	200.66	51.24

③) は7.67%とかなり高い精度が得られた。一方でTOSHIBA, Panasonicは大きな誤差が観察された。特にTOSHIBAは最終的な販売台数累計比率においても大きな誤差が見られたので、製品ごとに誤差率を集計したところ、60GBと40GBの2製品の誤差率が極めて高く、いずれもシミュレーション結果が実測値を大きく上回っていた。しかしながら3期間の期末時点におけるメーカーごとの販売台数累計比率について、実測値とシミュレーション結果の相関を調べた結果、相関係数 $r=0.976$ (図13参照)と強い正の相関がみられ、メーカーごとの販売台数累計比率の推移の傾向を表現できたといえる。さらに最終的な販売台数累計比率において、全27製品全ての実測値とシミュレーション結果の相関を調べた結果、相関係数 $r=0.675$ (図14参照)と正の相関がみられた。

II 販売台数累計比率の推移

ここでは、週ごとの販売台数累計比率の推移に関して、実測値とシミュレーション結果を比較するにあたり、シミュレーションを50回実行した際の週ごとの最小値-最大値区間、週ごとの95%信頼区間を算出しシミュレーション結果の信頼区間とする。 k 時におけるシミュレーション実行結果の95%信頼区間の下限値 DR_k^l と上限値 DR_k^u を以下の式で算出した[20]。

$$DR_k^l = \overline{A_2^k} - T(N-1, 0.05) \sqrt{\frac{V_k}{N}} \quad (8)$$

$$DR_k^u = \overline{A_2^k} + T(N-1, 0.05) \sqrt{\frac{V_k}{N}}$$

$$V_k = \frac{\sum_{m=1}^N \left((A_2^k)_m - \overline{A_2^k} \right)^2}{N-1} \quad (9)$$

$(A_2^k)_m$: 試行 m 回目のシミュレーション結果の販売台数累計比率

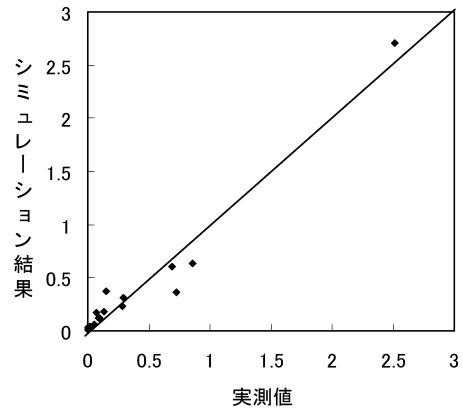


図13 実測値とシミュレーション結果との相関
(メーカー別, 3期間期末時点)

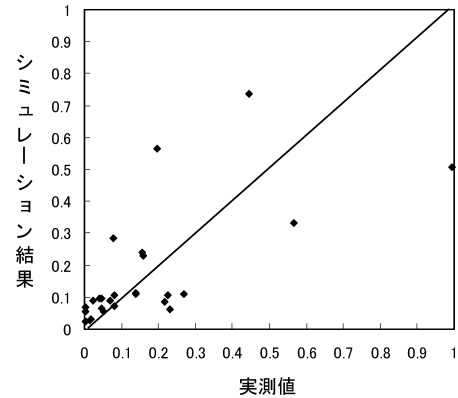


図14 実測値とシミュレーション結果との相関
(全27製品, 最終時点)

$\overline{A_2^k}$: シミュレーション結果の販売台数累計比率

$N (= 50)$ データの平均値

$T(N-1, 0.05)$: 自由度 $N-1$ の T 分布の両側5%を指す

評価に際しては2004年3月から2005年7月の現実のDMPの販売台数累計比率に関する週ごとのデータの74週のうち、信頼区間内に存在する実測値の個数を適合数とし[2], その割合を適合率と定義する。以下図15~17はメーカーごとの販売台数累計比率の推移とシミュレーション結果の95%信頼区間の結果の

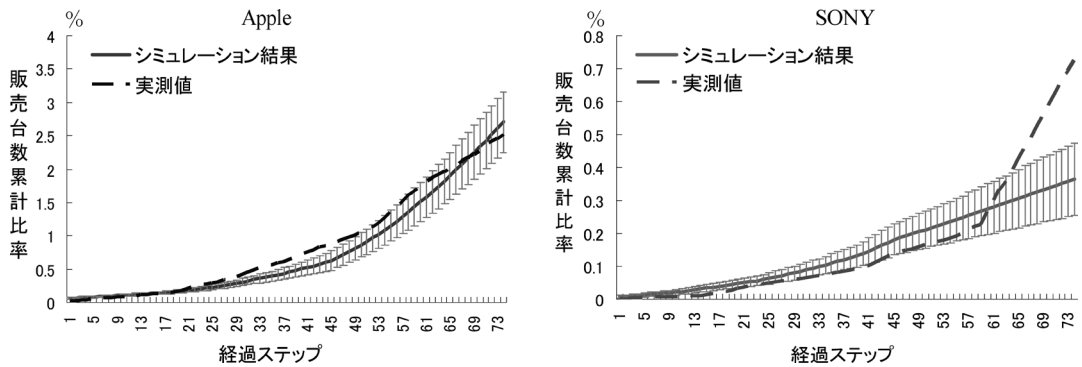


図 15 販売台数累計比率の推移 (Apple, SONY, 95% 信頼区間)

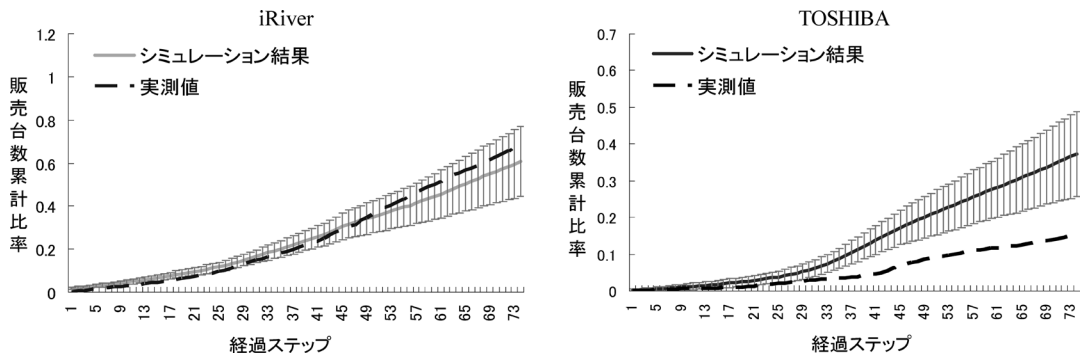


図 16 販売台数累計比率の推移 (iRiver, TOSHIBA, 95% 信頼区間)

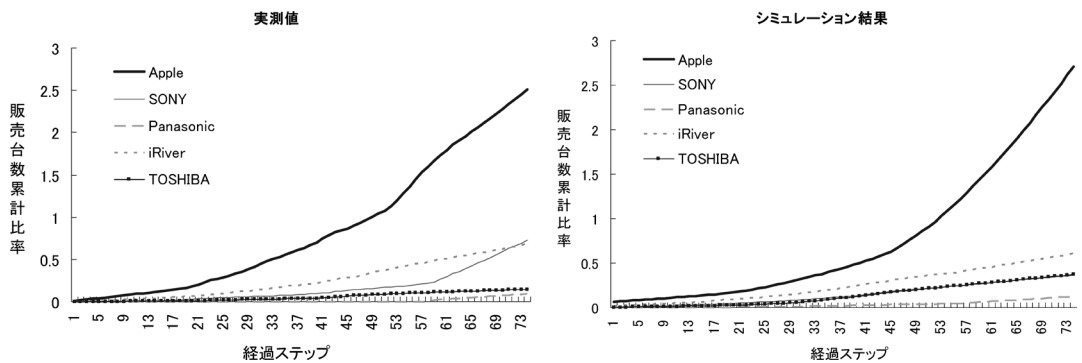


図 17 全製品の販売台数累計比率の推移

一部であり、図 18 は実測値への適合率である。

図 18 より最小値－最大値区間に関しては、全てのメーカーが高い確率で適合しており、また 95% 信頼区間に関しては、Apple, iRiver,

Panasonic が 46% 以上の適合率と、74 週ある中で半数近くは、実測値に近い推移を表現できたといえる。一方で、95% 信頼区間における適合率が 40% 以下の SONY は、図 15 より 59

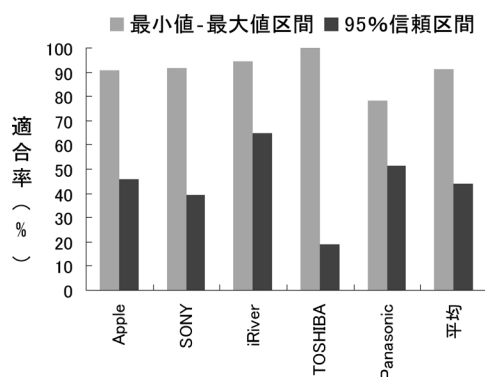


図 18 実測値への適合率

ステップ目から実測値が急増しており、最終的にシミュレーション結果は実測値を大きく下回った。現実の市場では、この59ステップ目(2005年4月)時点で複数の容量において新モデルが発売されており、新モデルの発売に伴う話題性の影響や時間経過に伴う製品の魅力度の向上といった要因を考慮していない本モデルでは、現実の市場で観察された飛躍的な変化を再現できなかった。

以上、メーカー間で適合率に差異があり、さらに製品間でも実測値とシミュレーション結果の乖離に差異があるものの、図18より全製品、全メーカーを集計した95%信頼区間における平均適合率は約45%と対象とした期間の半数時点においては、実測値に近い推移を表現できた。またメーカーごとに販売台数累計比率の推移において指数近似曲線を取り、実測値とシミュレーション結果の係数値の比を算出したところ、全てのメーカーの平均値が0.83と似た傾きを示しており、各メーカーの普及過程の傾向に関してはおおよそ再現することができたと思われる。

5.4.2 販売台数シェアの検証

I 販売台数シェアの推移(信頼区間への適合度)

本モデルでは、一定期間内において、対象と

した5メーカーの27種類のDMP製品が現実の市場にもとづく期日に発売されるように設定している。また時間経過に伴う各製品の価格の推移においても、同様に現実の市場にもとづく値を設定しており、消費者エージェントが意思決定を行う際それらの情報に加えて、各メーカーの普及率情報を判断要因とし、購買決定を行っている。そこで、本モデルが、経過ステップ(週)ごとの販売台数を表現できているのかどうかを検証するにあたり、週ごとの販売台数シェアの推移に関して、5.4.1のIIで採用した信頼区間への適合度による検証を行う。ただし、本モデルにおける消費者エージェント数の制限上、経過ステップによってはシェア0%といった極端な結果が得られることがあるため、販売台数シェアの推移における信頼区間への適合度による検証では、95%信頼区間のみを採用する。

以下図19、図20はメーカーごとの販売台数シェアの推移とシミュレーション結果の95%信頼区間の結果の一部である。

全期間におけるAppleとiRiverの適合率は50%を超えており、74週ある中で半数以上の週において、現実のシェアに近い推移を表現できた。ただし、図19のAppleにおいて、59ステップ目から実測値が前週に比べて10ポイント以上シェアを落としている現象を、シミュレーション結果は表現できていない。また同期間におけるSONYでは実測値が急増しており、5.4.1のIIで述べた新モデル発売による影響であると考えられる。本モデルでは、新モデルの発売による話題性の影響や時間経過に伴う製品固有の魅力度の向上を考慮していないため、SONYの躍進を再現することができず、ゆえにその影響を受けてAppleが大きくシェアを落としてしまったと考えられる現象を再現することができなかった。

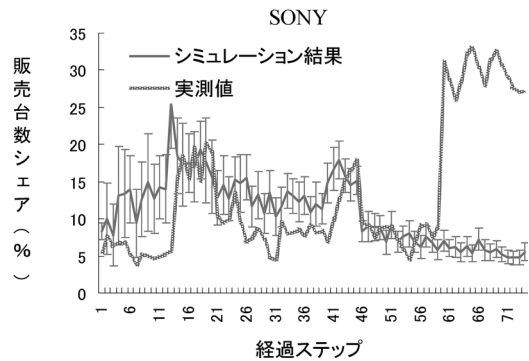
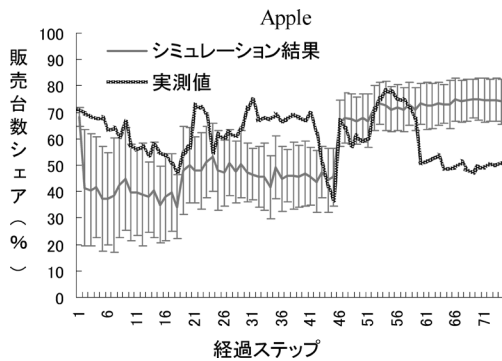


図 19 販売台数シェアの推移 (Apple, SONY, 95% 信頼区間)

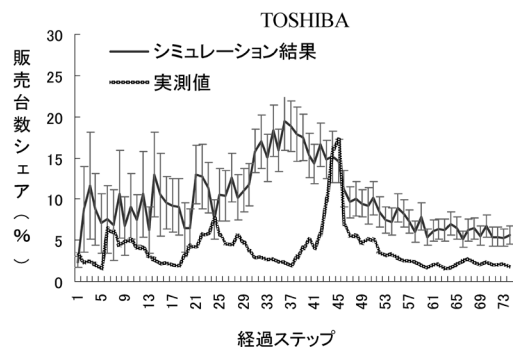
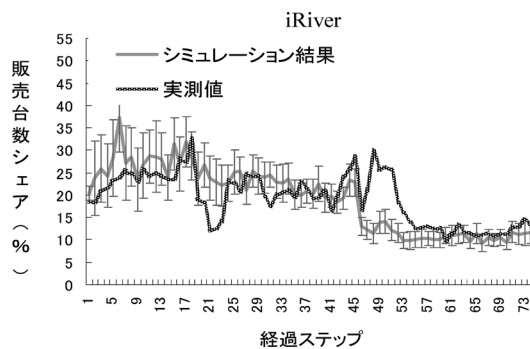


図 20 販売台数シェアの推移 (iRiver, TOSHIBA, 95% 信頼区間)

続いて TOSHIBA は 3 期間共に適合率が 20% を下回っていた。また図 20 よりほぼ全てのステップにおいてシミュレーション結果が実測値を上回っており、シミュレーション開始直後から大きく実測値を上回っている。本研究で対象としている DMP 市場は、3.1 で述べたようにネットワーク外部性効果が存在し、シェアが優勢になった製品がますますシェアを高めるといふポジティブ・フィードバックが働くことになると言われており、消費者が製品を購入することで得られる効用は、消費者と製品との間のみで決まるのではなく、近隣の消費者内の普及率、社会全体の普及率が影響を与えるという想定にもとづき、(2) 式の「普及率要因」を定義した。シミュレーション開始時の TOSHIBA の普及率は低いにもかかわらず、図 20 より、

開始直後からシミュレーション結果が実測値を大きく上回っている。このことから、モデル化した (2) 式が消費者エージェントの意思決定に強く反映されていないためである可能性があり、「普及率要因」の影響力が、メーカーの普及に伴い指数的に強くなるように (2) 式の設定を変更し、シミュレーションを実行した。以下図 21 が販売台数シェアの実測値と普及率要因を修正する前の結果 (シミュレーション結果) および普及率要因を修正した後の結果の一部である。

普及率要因を修正した結果は特に Apple, TOSHIBA に関しては、45 ステップまでは実測値に近づいて適合率が高くなり、他の 3 メーカーについても適合率が高くなった。さらに全期間を対象とした際の全メーカーの平均適合

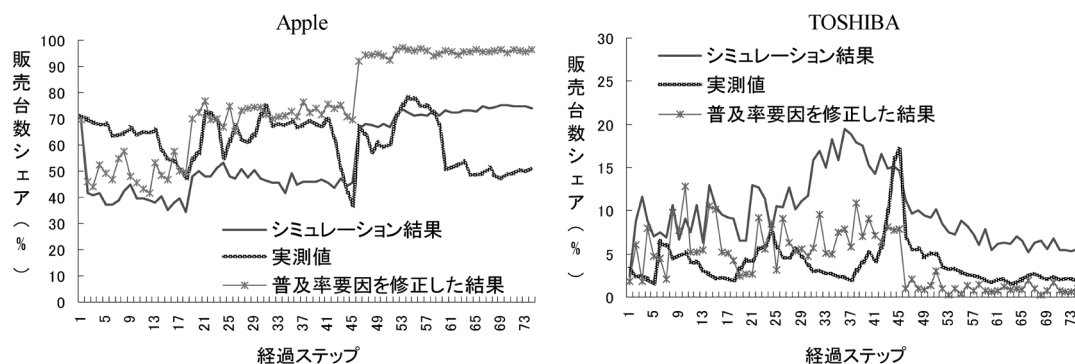


図 21 販売台数シェアの推移 (Apple, TOSHIBA, 普及率要因を修正)

率は 8 ポイント高くなったが、図 21 に示すように終盤において Apple のシェアが極めて大きく伸び、それに伴い、TOSHIBA をはじめとする他のメーカーがシェアを落とすという、マクロな状態が急激に変化する現象が本モデルのシミュレーション結果において観察された。

5.4.3 本提案モデルにおける数値的フィッティングの検討

本研究において構築したモデルがどこまで現実を表現できていて、逆にどこが表現できないのかを明らかにし、また表現できない原因を検証する目的で、数値的フィッティングを誤差率・相関関係・信頼区間を用いて行った。その結果、本論文の 5.4.1, 5.4.2 に記述したように、モデルで表現できた箇所もあり、また表現できていない箇所の原因として、とくに SONY 製品において 1. 新製品発売の話題性、2. 時間経過に伴う製品固有の魅力度の変化を考慮できていない点が挙げられた。また 5.4.2 に記述したように、SONY 製品シェアの変化を表現できていないことが、同時期の他社製品のシェアの変化を表現できていない原因ではないかと考えられる。

6. おわりに

本研究では、近年の情報化の進展を反映して、二つのコミュニケーション空間に存在する 3 タイプの消費者の消費者行動を表現するエージェントベースモデルを構築した。このモデルでは、一定期間内における複数の同種製品の販売量を推計するが、対象とした製品は、各製品固有の期日に発売され、時間経過に伴って販売価格が変動し、各製品の属性と各消費者の価値観の関係によって、各製品購買により各消費者が得られる効用値が異なるという性質を有するものとしている。また各消費者は、既に製品を購入済みである消費者から、インターネットおよび口コミを通じて製品の所有情報を入手し、さらに社会全体での売れ筋情報も消費者に伝えられる。具体的な対象としては、DMP、携帯電話、パソコンのオペレーティングシステム等、類似した機能を有する製品において、複数の異なる規格が存在する場合に働く、ネットワーク外部性が存在する製品があげられる。今回は購買選択の対象として DMP を採用し、2004 年 3 月～2005 年 7 月に発売された製品の中で、5 メーカー 27 製品をサンプルとして消費者購買行動のシミュレーションを行った。

特に本研究では、マーケティング上の意思決定支援が可能であるモデルの実現を目指し、現実の市場動態を極力反映できるモデルの構築に努めた。そこでモデルを構築する段階では、フィールドサーベイやマーケティング理論、消費者行動論などの既存のモデル等、裏付けのある行動仮説から消費者エージェントのルールを構築し、妥当性に注意を払ってモデルを構築した。その際、本研究でのパラメータ設定は、モデル構築を進める段階で試行錯誤した結果であり、パラメータを固定する順番が研究過程に依存している。エージェントベース型のシミュレーションでは、複雑系特有のパラメータの鋭敏性、すなわちパラメータ設定値のごく僅かな違いが、シミュレーション結果に大きな影響を与え、異なる振る舞いを生むことがあると考えられるため、今後パラメータ値の決定順序を変えたシミュレーションを行い、その影響の有無を確認する必要がある。さらに構築したモデルの評価として、キャリブレートしたモデルによるシミュレーション結果と現実のデータとの整合性を販売台数累計の推移、週ごとの販売台数シェアの推移の2点において定量的に調べることで、モデルの性能を分析した。

販売台数累計比率における比較では、各メーカーの最終的な販売台数累計を一定程度再現でき、DMPの普及過程の傾向を表現することができたが、特に新製品発売後は差異が見られた。現実の市場では、新製品発売に先立ち、製品情報が市場に広まり、消費者間で話題性が高まるといった現象が度々見受けられるが、本モデルではそのようなメカニズムをモデル化しておらず、さらに製品のデザイン性といった魅力を表す指標の時間経過に伴う変化を考慮できていない点がある。

また販売台数シェアにおける比較では、期間別に検証すると週ごとの販売台数を比較的回

できている時期もあり、さらに販売台数シェアの推移の傾向を表現することができたと言えるが、差異が見られた点もある。これは上記販売台数累計比率の考察で述べた原因に加え二つの要因が考えられる。一つは個人間の同質性の問題である。本研究では、製品を評価する際、「価格」「容量」「ブランド」「デザイン」の何れを判断要因として考慮するのか、のみでしか消費者エージェント間の異質性を表現していないので、どの要因をどれくらい重視するのかを消費者調査により消費者特性をセグメント化し、より詳細に個人間の異質性を表現する必要がある。次に定常性の問題である。対象期間内において、購買選択の対象である製品は特定の期日に発売され、また販売価格は変化する。故に市場に流通する製品数とその時の各販売価格は、時間によって異なるものの、購買する側の消費者エージェントの希望容量、希望価格は一定であるため、市場の変化に対応できていない。季節性・イベント性が影響する消費者心理の変化や製品を購入した経験により希望が変化する学習効果の機能を考慮する必要がある。高橋(2004)は、消費者は置かれている環境の変化に影響を受け、また社会の特質に合わせて選好が変化あるいは進化していることが明らかになりつつあると指摘している[11]。個人の内発的な要因だけでなく、他の消費者の意思決定過程や商品を提供する企業を含む他の外部要因までが個人の商品の評価に影響を与え、商品の評価し選択するルールが変化し、商品を取り巻く環境に対して適応していく[11]。水野(2002)は、消費者の選好ルールには個人差があり、成熟した市場においてさえ時間とともに選好の進化が起きることを明らかにした[15]。特に技術革新や製品差別化が激しく起きている市場ほど、消費者の選好の進化は起きやすい。現段階の設定下で構築したモデルが、大筋では対象と

した市場動向の変化や普及過程を反映していると思われるので、さらに上述した点もモデルに追加することにより、モデルの精緻化が可能となると考えられる。

今後DMP製品はより多くのメモリーを持つことにより、ビデオ画像も扱うことができるようになる。このような傾向を踏まえて、音楽用のみの使用者にくわえ携帯ビデオプレーヤーも兼ねた製品の投入方法や投入時期に本研究を応用する可能性があることが期待できる。

謝辞

二人の査読者より有益な助言・コメントおよび今後の研究に有効な示唆をいただきました。ここに謝意を表します。また(株)構造計画研究所よりマルチエージェント・シミュレータ, artisocを貸与していただきシミュレーションを実装しました。ここに記して謝意を表します。

注

- 1) 本研究における「近隣」は、自分が住んでいる近所、隣近所を指すのではなく、友人同士やインターネット上のヴァーチャルな世界において連絡を取り合う個人を指す。なおヴァーチャルな世界に関しては4.2.1で述べる。
- 2) ネットワークはノードとリンクから構成されており、ノードは頂点を表し、リンクはエッジとも呼ばれ、ノードとノードをつなぐ線を表している。つまり、ある二つのノード間に、リンクが存在している場合、それら二つのノードは接続されていることを表す。

参考文献

- [1] アルバート・ラズロ・バラバシ『新ネットワーク思考—世界のしくみを読み解く』, NHK出版, 2002年。
- [2] 井庭 崇「社会・経済シミュレーションの基

盤構築—複雑系と進化の理論に向けて—」, 慶應義塾大学大学院政策・メディア研究科博士論文, 2003年。

- [3] 北中英明『複雑系マーケティング入門』, 共立出版, 2005年。
- [4] 大内 東, 川村秀憲, 山本雅人『マルチエージェントシステムの基礎と応用—複雑系工学の計算パラダイム』, コロナ社, 2002年。
- [5] 岡太彬訓, 木島正明, 守口 剛『マーケティングの数理モデル』, 朝倉書店, 2001年。
- [6] 岡本 隆「情報ネットワーク型製品の普及特性および普及策—個人の心的接近要因を導入したネットワーク外部性モデル—」『日本社会情報学会学会誌』第15巻, 第1号, 2003年。
- [7] 上村亮介, 増田浩通, 新井 健「映画作品市場のマルチエージェントモデル」, 経営情報学会秋季全国研究発表大会予稿集, 2005年, 196–199ページ。
- [8] 上村亮介, 増田浩通, 新井 健「消費者購買行動のマルチエージェントモデル: 映画市場を事例として」『日本経営工学会論文誌』第57巻, 第5号, 2006年, 450–469ページ。
- [9] 國領二郎「電子多対多メディアによるコミュニケーションに黙って参加している人たち (ROM) の情報行動」『経営情報学会誌』第12巻, 第2号, 2003年, 37–46ページ。
- [10] 高玉圭樹「社会組織シミュレーションにおける妥当性検証: エージェントのモデリングから始めよう」『組織科学』第39巻, 第1号, 2005年, 15–25ページ。
- [11] 高橋真吾「エージェントベースアプローチによる消費者選好の進化過程の分析枠組」『経営情報学会誌』第13巻, 第1号, 2004年, 1–17ページ。
- [12] 田中 洋, 清水 聡『消費者・コミュニケーション戦略』, 有斐閣アルマ, 2006年。
- [13] 平久保伸人『消費者行動論』, ダイヤモンド社, 2005年。
- [14] 水野 誠「社会シミュレーションの技術的動向と実務的課題: マーケティング実務の立場から」, 計測自動制御学会システム工学部会・経営情報学会合同シンポジウム資料, 2006年。

- [15] 水野 誠「消費者選好の進化—経験的研究が示唆するもの—」『進化経済学論集第6集』, 進化経済学会, 2002年, 192–200ページ.
- [16] Masuda, H., Kamimura, R., and Arai, T., “An Agent-based Model of Consumers’ Behavior Influenced by the Media, the Internet and Word-of-Mouth: An Application to the Movie Market in USA,” *Proceedings of the First World Congress on Social Simulation*, Vol. 2, 2006, pp. 199–206.
- [17] Goldenberg, J., Libai, B., and Muller, E., “Talk of the Network: A Complex Systems Look at the Underlying Process of Word-of-Mouth,” *Marketing Letters*, Vol. 12, No. 3, 2001, pp. 211–223.
- [18] Janssen, M. A. and Jager, W., “Simulating Market Dynamics: Interactions between Consumer Psychology and Social Networks,” *Artificial Life*, Vol. 9, 2003, pp. 343–356.
- [19] Groot, R. D., “Consumers don’t Play Dice, Influence of Social Networks and Advertisements,” *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, Vol. 363, No. 2, 2006, pp. 446–458.
- [20] 森口繁一『新編 統計的方法 改訂版』, (財)日本規格協会, 2001年.
- [21] (株)BCN「BCN ランキング」, 「携帯オーディオ調査データ」.
- [22] (株)インフォプラント, 「モバイル音楽市場」に関する C-NEWS 生活者調査.
- [23] (株)アスキー, 「MP3/WMA プレーヤ」, <http://review.ascii24.com/db/review/ce/mp3/>
- [24] 中島正之, 吉松徹郎, 鈴木 司『図解でわかるくちコミマーケティング』, 日本能率協会マネジメントセンター, 2003年.
- [25] 山影 進, 服部正太『コンピュータのなかの人工社会』, 共立出版株式会社, 2002年.
- [26] Barabasi, A. L., *LINKED: The New Science of Networks*, Perseus Publishing, 2002. (青木 薫訳『新ネットワーク思考』, 日本放送出版協会, 2002年.)
- [27] Farrell, W., *How Hits Happen*, Haper Collins Publishers, 1998. (博報堂・複雑系研究グループ訳『ヒットエコノミー戦略』, レゾナンス, 2000年.)
- [28] 筒井泰裕, 増田浩通, 新井 健「スケールフリーネットワークを利用した消費者意思決定モデル」, 第4回KKMASコンペティション, (株)構造計画研究所, 2004年.
- [29] 野口雅美, 水野 誠「ヒット現象における消費者の相互作用とリーダーの創発」, 第5回KKMASコンペティション, (株)構造計画研究所, 2005年.
- [30] 筒井泰裕「情報伝播を組み込んだ消費者行動シミュレーションモデル」, 東京理科大学経営工学専攻修士論文, 2005年.
- [31] 上村亮介「社会的ネットワークを考慮した消費者購買行動のエージェントベースモデル」, 東京理科大学経営工学専攻修士論文, 2007年.
- [32] Evans, J. R., Olson, D. L., 服部正太, 桑原敬幸訳「リスク分析・シミュレーション入門」, 共立出版, 1999年.

増田 浩通

所 属：千葉工業大学 社会システム科学部
プロジェクトマネジメント学科
連絡先：〒275-0016 千葉県習志野市津田沼 2-17-1
電 話：047-478-0417
E-mail：masuda.hiroyuki@sun.it-chiba.ac.jp

上村 亮介

所 属：株式会社リコー生産事業本部
OM 事業部 MSC 生産管理部
電 話：046-243-1333
E-mail：ryohsuke.kamimura@nts.rioh.co.jp

新井 健

所 属：東京理科大学理工学部経営工学科
連絡先：〒278-8510 千葉県野田市山崎 2641
電 話：0471-24-1501 (内線：3806)
E-mail：tarai@rs.noda.tus.ac.jp