

2023年度

青山学院大学審査学位論文

指導教員 熊谷敏 教授

新商品普及過程における消費者行動に関する研究
—最寄品市場の購買グループ分類とキャズム検出—

A Study on Consumer Behavior in Process of New Product Diffu-
sion:
Purchasing Group Classification and Chasm Detection in Convenience
Products Market

理工学研究科
理工学専攻
岩田 遼

新商品普及過程における消費者行動に関する研究
—最寄品市場の購買グループ分類とキャズム検出—

岩田 遼

1. 序論	1
1.1 研究の背景	1
1.2 研究の目的	3
1.3 新商品普及過程における購買グループ分類に関する研究	4
1.4 新商品普及過程における売上下落現象の検出に関する研究	5
1.5 本研究の特徴	7
1.6 研究の構成	11
2. 最寄品の普及過程における購買グループ分類	12
2.1 イノベータースコアと SPC ポイントによる分類モデル	12
2.2 購買グループ分類手法を適用した分析事例	22
2.3 本章のまとめ	27
3. 最寄品の普及過程における売上下落現象の検出	29
3.1 エージェント・ベースの新商品普及モデルとキャズム・アット・リスク	29
3.2 提案モデルとキャズム・アット・リスクを適用した分析事例	38
3.3 本章のまとめ	52
4. 競争環境を考慮した最寄品市場の売上下落現象の検出	54
4.1 企業間の競争を考慮した新商品普及モデル	54
4.2 提案モデルとキャズム・アット・リスクを適用した分析事例	60
4.3 本章のまとめ	71
5. 口コミの種類を考慮した最寄品市場の売上下落現象の検出	73
5.1 肯定的な口コミと否定的な口コミを考慮した新商品普及モデル	73
5.2 提案モデルとキャズム・アット・リスクを適用した分析事例	79
5.3 本章のまとめ	89

6. 結論	91
6.1 本研究のまとめ	91
6.2 今後の課題	92
謝辞	94
参考文献	95
付録	104

1. 序論

1.1 研究の背景

食品や飲料等の最寄品市場は、比較的商品の価格が安く、消費者が熟慮して購入を検討するような市場ではないという点、消費者の口コミ情報や企業の販売促進（プロモーション）活動が消費者の購買行動に影響を与えるという点の特徴を有する市場である。このような最寄品市場の特徴から、最寄品の普及過程では市場で持続する商品もあれば、商品のブランドや品質に対する評価が低く、その結果売上下落が発生しライフサイクルが短くなる商品もある。

スーパーマーケットをはじめとした最寄品を販売する流通では、価格に依存したプロモーションを展開する傾向がある[1]。このようなプロモーション活動は消費者の参照価格との違いによる新商品のブランド評価の低下を招き、売上下落によるライフサイクルの短縮化を促している。図 1.1 に、日経 POS 情報で日本経済新聞社が収集した新商品の売上推移を示す。

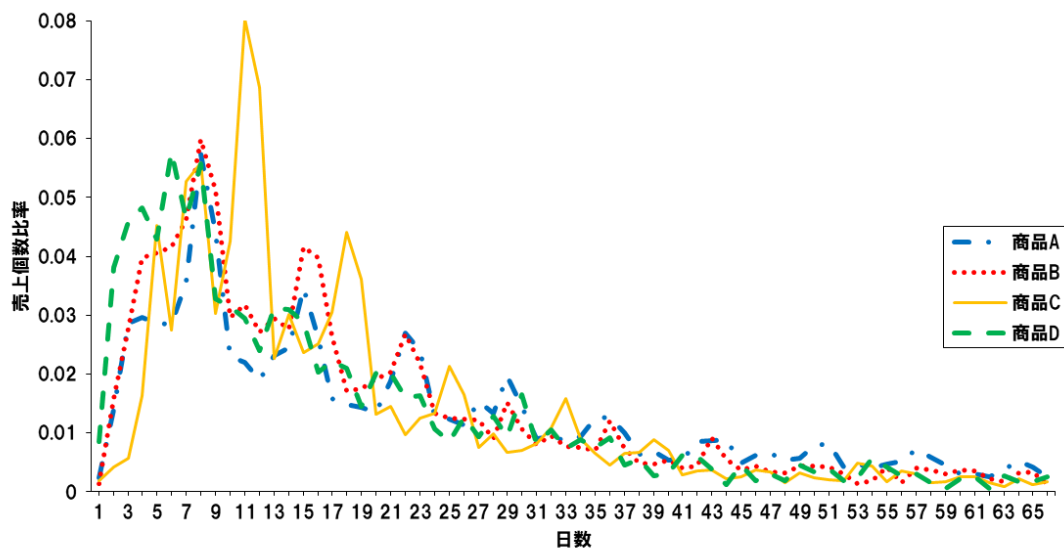


図 1.1 最寄品ごとの売上個数比率推移（例）

図 1.1 では、全ての新商品で 10 日前後から売上下落が発生している。このように、多くの新商品の販売期間は短縮化しており、市場で持続する最寄品が少なくなっている。新商品を市場に投入するメーカーとそれを販売する流通は、特にライフサイクルが短い商品の売上下落に歯止めをかけ、ライフサイクルを長期化するマーケティング施策を検討することが課題である。

そのようなマーケティング施策を検討するにあたって、企業は新商品普及とその過程で発

生する売上下落現象の要因を理解する必要がある。新商品普及過程と売上下落現象は個々の消費者行動から創発されるため、個々の消費者の購買行動を理解し、消費者ごとに別々の施策を設計することが理想である。個々の消費者の購買行動を捉える方法として、消費者を各種属性によってグループ化する必要がある[2]。消費者をグループ化するための属性としては、性別や年代といったデモグラフィック属性が盛んに利用されてきた。

マーケティング施策を検討するにあたって、それらの消費者の購買グループの行動を理解する必要があるが、近年のそのメカニズムは複雑である。消費者を取り巻く市場環境は、インターネットや SNS の普及をはじめとする情報化の進展により、急激に変化している。これらの進展は、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のみを受信して行動していた消費者に、自ら情報を取りにいけない双方向の情報流通チャネルをもたらした。このような状況下では、消費者は企業による情報伝達とは別に情報収集や交換をする[3]。したがって、入手可能な情報が増えたことによって消費者の意識や行動はさらに多様化し、性別や年代等の購買グループで消費者行動を合理的に説明することは難しくなっている。

そこで、消費者の活動、関心事、意見、パーソナリティ、および態度等のサイコグラフィック属性に注目が集まっており、サイコグラフィック属性を用いて消費者をグループ化し、消費者行動を理解しようとする傾向にある[2], [4]。サイコグラフィック属性の代表的な例として、Rogers が提唱したイノベーター理論がある[5]。この理論では消費者は新商品の購入時期の早さによって、イノベーター、アーリーアダプター等の 5 つの購買グループに分類され、各グループにおけるライフスタイルやパーソナリティの違いがあることが示されている。イノベーター理論における購買グループの分類は、より多くの商品のライフサイクルを長期化したい企業にとって、マーケティング施策検討時の消費者行動の理解に活用できる。

また、消費者行動の解明には、エージェント・ベース・モデルを取り込み研究を進めていく必要がある。例えば、経済活動を行う主体をコンピューター上で行動するエージェントとして捉え、シミュレートする方法がある。新商品普及過程と売上下落現象は消費者の意思決定プロセスや消費者間の相互作用等によって決まる[6]。消費者間の相互作用を口コミとして着目すると、消費者行動を理解する上で口コミを肯定的なものと否定的なものに分けることが重要であり、それらの新商品普及過程と売上下落現象への影響を分析する必要がある。特に否定的な口コミは消費者の購買行動に影響を与え、売上下落現象の発生を誘発する。口コミ以外で企業間の競争に着目すると、普及において商品のプロモーションによる競争によって生じる売上下落現象を再現する必要がある。普及は必ずしも一定に進むのではなく、商品分野によっては先行商品の売上を後発商品の売上が逆転し、市場全体で売上下落現象が発生する。消費者行動の理解に活用されるモデルは、プロモーションによる企業と消費者間の相

相互作用と企業間の競争を考慮することが重要である。

1.2 研究の目的

本研究では、最寄品を分析の対象とする。最寄品を採用したのは、①稀にロングセラー・ブランドがあり、その市場規模は大きいという点、②常に新商品が投入されライフサイクルが短いという点、③低価格商品であり、消費者が商品に対して熟慮する必要がなく、企業のプロモーションと他者からの口コミの影響を受けやすい点の3つの理由からである。③のメカニズムを理解し、②の新商品を①のロングセラー・ブランドにできれば、本研究はメーカーにとって価値のあるものになると考えている。

1.1節を踏まえ本研究では、まず消費者の活動、関心事、意見、パーソナリティ、および態度等のサイコグラフィック属性を用いて消費者を購買グループ化し、消費者行動を捉える。

そして、購買グループ内の消費者の購買行動、口コミ、企業のプロモーション等、自律的な意思決定主体をエージェントとして行動をモデル化することにより、エージェント間の相互作用と意思決定に関する諸要因の新商品普及過程と売上下落現象への影響を分析する。

このモデルには消費者間の口コミによる情報伝達、企業のプロモーションを介した情報伝達のメカニズムを含んでおり、さらに消費者の意思決定要因として、個人の購入確率、肯定的もしくは否定的な口コミの影響、企業間の競争の影響を要因に加える。

そして、エージェントの行動から創発された新商品普及過程と売上下落現象を観測する。さらに構築したモデルを用いて、消費者の意思決定要因が新商品普及過程と売上下落現象に与える影響を検証することを目的とする。

尚本研究では、購買グループ分類時のサイコグラフィック属性として Rogers が提唱したイノベーター理論[5]を用いる。図 1.2 にイノベーター理論の概念図を示す。

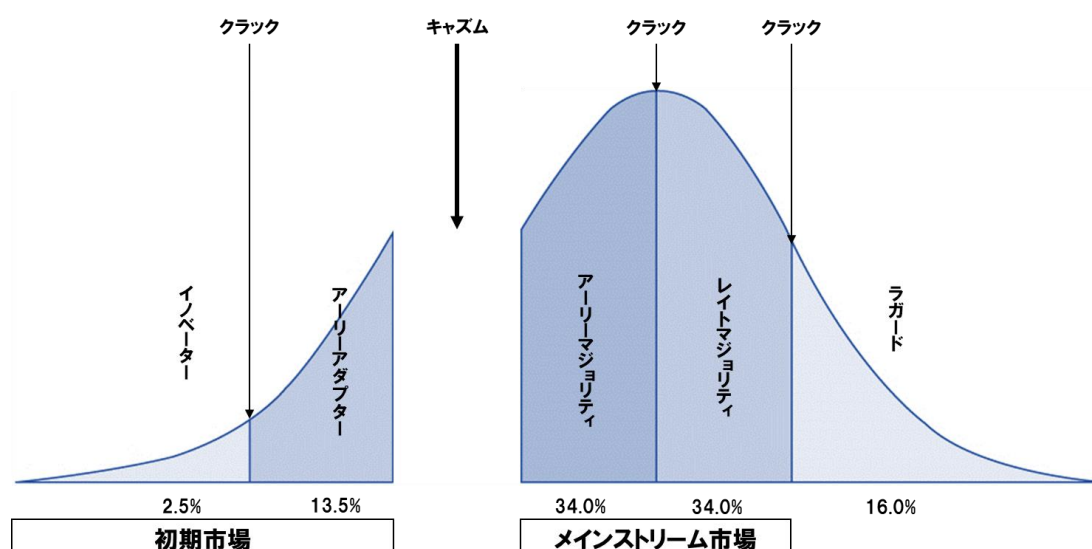


図 1.2 イノベーター理論

イノベーター理論によると、新商品浸透のライフサイクルは、各時点の売上を連続的につないだ曲線である。そして、その売上は、性質や行動が異なる 5 種の購買グループによって構成される。各グループは、イノベーター、アーリーアダプター、アーリーマジョリティ、レイトマジョリティ、ラガードと呼ばれ、イノベーターとアーリーアダプターに商品を普及させることが重要である。商品がイノベーターとアーリーアダプターに普及しても、その後の市場に普及せずに消えていくことも少なくない。これは、イノベーターとアーリーアダプターが主要な購買層である初期市場と、アーリーマジョリティとレイトマジョリティが主要な購買層であるメインストリーム市場の潜在的購入者間にキャズムがあるためである[7]。

Moore は、新商品の多くにおいて、初期の売上のピークと下落が観察されること、そして、その下落が長期にわたることを現場のデータから発見し、初期市場とメインストリーム市場の間で起こる売上下落現象をキャズムと名付けた。また、イノベーターとアーリーアダプターとの間、アーリーマジョリティとレイトマジョリティとの間、そしてレイトマジョリティとラガードとの間で起こる売上下落現象をクラックと名付け、その対策を示した。ハイテク業界の現場ではキャズム理論が有名であるが、Moore は、B to C 市場でもキャズムもしくはクラックが起こることを示唆している。

1.3 新商品普及過程における購買グループ分類に関する研究

従来、イノベーター理論のイノベーターやアーリーアダプターといった属性を持つユーザ进行分类する方法として、アンケートデータを分析する方法が用いられてきた。例えば、ユーザの革新性を測定するために自己報告式の尺度を用意し、アンケート結果から革新性スコア

を算出することにより、イノベーター理論の分類に適応する購買グループの分類が実現されている[8]-[11]。商品購入時期を把握するために、アンケートからユーザの相対的な購入時期を算出することにより、購買グループを分類する手法も提案されている[12]。その他、回帰分析[13]-[15]、クラスター分析[16], [17]、相関係数[18]、自己報告式尺度[19], [20]を用いた手法が提案されている。

これらの手法は、ユーザにとってアンケートへの回答負担が大きく、アンケートに回答した特定のユーザしか対象にできない。そのため、大規模な市場において、イノベーター理論に適応する購買グループを分類するのが難しい。

一方で、主に商品レコメンデーションに活用することを目的として、ユーザ間や商品間での商品購入の伝搬率や順序を考慮して、先に商品を購入したユーザをイノベーターとして分類する手法が提案されている。例えば、過去の購入履歴から算出される購入時期から購買グループを分類する手法が提案されている[21]-[24]。SNS 等のブログから作成される InfluenceRank アルゴリズムを用いて購買グループを分類する手法も提案されている[25]。商品レコメンデーション以外の分野では、イノベーション普及モデル[26]、イノベーションマップとペネトレーションマップ[27]を用いた手法が提案されている。

これらの手法は、アンケートのようなユーザからの回答入力が必要としない。特定の商品に対するユーザの購入順序を用いているため、多くのユーザが同一の商品を購入する分野（例えば家電製品等）において有効である。

1.4 新商品普及過程における売上下落現象の検出に関する研究

従来、新商品普及過程やキャズムとサドル[28]といった現象を再現する方法として、数理モデルによる分析方法が用いられてきた[29]-[32]。数理モデルは、商品普及過程の一般化を目指していたため、新商品の普及やキャズムを市場レベルでシンプルに記述できる。これらの研究では、キャズム現象は、技術の変化やマクロ経済事象等の原因に起因することがあるが、消費者の相互作用によって説明されることもある。例えば、キャズム現象は情報カスケード理論で説明できる[31]。小規模な景気後退のような市場への小さなショックが一時的に商品購入率を低下させ、潜在的消費者相互の情報カスケードによってその低下が拡大する。Bulte and Joshi[32]は、採用する集団の異質性と、その集団が2つに分かれるとしている。2購買グループの商品購入速度が大きく異なり、購買グループ間のコミュニケーションが弱い場合、売上は一時的に減少する可能性がある。これらの手法は、消費者の異質性と消費者相互作用を組み合わせ、商品普及過程が典型的なベル型の売上曲線にあてはまらないことを示している。

その後、エージェント・ベース・モデルの研究が発展した。ランダムネットワーク、セルオートマトン、スモールワールドネットワーク、パワーロー分布ネットワークと、様々なネットワーク構造を参考にして、商品普及過程とキャズム現象をモデル化した研究がある[33], [34]。これらは、キャズム現象は必ずしも市場レベルで単純に記述できるものではなく、消費者が市場内で他の潜在的消費者とどのようにつながり、どのように情報に反応するかを、様々なネットワーク構造で検証している。異なるネットワーク構造が商品普及過程に与える影響について、エージェント・ベースのモデリング手法を用いて分析している。

また、エージェント・ベース・モデルにより、企業、商品、消費者、政府の4種類のエージェントを設定し、それぞれのエージェント間に内在する相互依存関係を考察した研究がある[35]。実験では、商品の採用を加速させるメカニズムとして、テクノロジープッシュ、マーケットプル（口コミ）、規制プッシュが検討された。シミュレーションの結果、テクノロジープッシュが商品の普及を加速させる重要なメカニズムになり得るという考えが支持された。また、マーケットプルは商品の普及に正の影響を与え、社会的利益を増加させた。さらに、口コミは商品に対する支払い意思を高め、商品の知覚価値が口コミによって高まることを示した。

ONE COMPATH の調査[36]では、消費者が最寄品を購入する際に重視するものとして口コミが挙げられている。また、日本プロモーション・マーケティング協会の調査[37]では、消費者が商品を購入に役に立った情報源としてデジタル、リアル両方のプロモーションが挙げられている。しかし口コミ、プロモーションが最寄品市場のキャズムもしくはクラックに対する影響は明らかではない。

商品普及過程における企業間の競争の影響に関する研究としては、次のようなものがある。Wu et al.[38]は、政府と企業間のゲーム理論に基づく低炭素戦略の進化モデルを構築し、企業における低炭素戦略の普及過程を評価している。Zhang et al.[39]は、アライアンス型企業間の技術普及の進化ゲームモデルを構築し、企業間アライアンスにおけるグリーンテクノロジーの普及過程を評価している。最寄品の分野では、Greenwald and Kahn[40]が、コカ・コーラとペプシの競争状況を囚人のジレンマ・ゲーム[41]に照らし合わせ、両社の協力・非協力的な行動が利益に影響を与えているとしている。安部[42]は、ビール業界の競争状況を囚人のジレンマ・ゲームに照らし合わせ、サントリーが非協力的な行動をとることにより、市場シェアをアップさせたとしている。それらの囚人のジレンマ・ゲームが最寄品市場のキャズムもしくはクラックに対する影響は明らかではない。

商品普及過程における消費者間の口コミの影響に関する研究としては、次のようなものがある。ニュートラルな口コミの従来研究には、商品普及予測を目的としたもの[43]-[45]、口

口コミ拡散予測を目的としたもの[46], [47], 一般的な施策の提案を目的としたもの[48]-[59], 商品普及過程の理論的解明を目的としたもの[60]-[68], 口コミ拡散の理論的解明を目的としたもの[69]-[78]がある。肯定的もしくは否定的な口コミの従来研究には、次のようなものがある。Karakaya et al.[79]は、独占的な人口市場における技術製品のエージェント・ベース・モデルを構築し、消費者が肯定的な口コミを広めることによって、企業の利益に影響を与えることを示した。Edelkoort[80]は、市場で否定的な口コミが発生した場合、消費者は価格変動の影響を受けやすくなることを示した。このように一部の従来研究では、否定的な口コミによる損失は検証されているが、新商品普及過程におけるその重要な役割は、多くの従来モデルで考慮されていないことが指摘されている[81], [82]。また従来研究では、口コミを肯定的なものと否定的なものに分けているが[3], [83]-[91], それらの最寄品市場のキャズムもしくはクラックに対する影響は明らかではない。

データに着目すると、従来研究は市場データやアンケート等の実データではなく、仮想のデータを設定し、商品普及過程とキャズム現象をエージェント・ベース・モデルで再現している[92]-[94]。

研究対象の商品は、ハイテク業界を対象としたもの[95]-[100]や、自動車、バイオマス燃料、映画等を対象としたものがある[101]-[104]。

1.5 本研究の特徴

従来研究を体系的に整理し、本研究の位置づけを図 1.3 に示す。

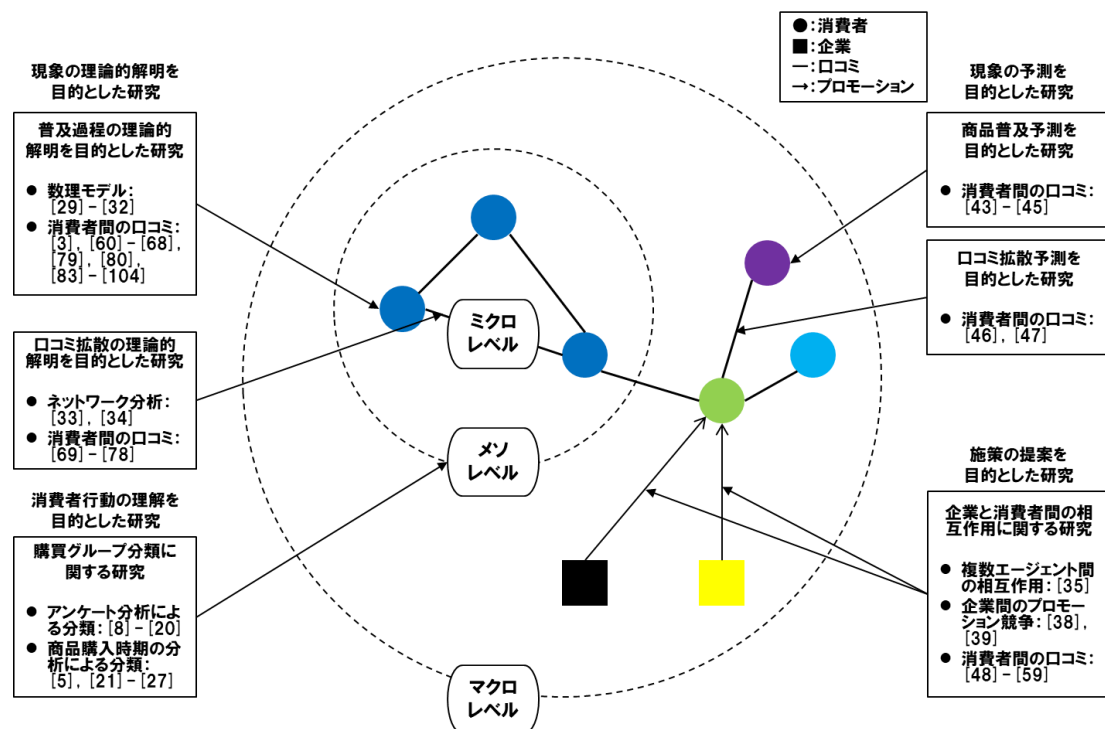


図 1.3 本研究の位置づけ

ミクロレベルでは、普及過程とロコミ拡散の理論的説明を目的とした研究がある。メソレベルでは、消費者行動の理解を目的とした購買グループ分類に関する研究がある。マクロレベルでは、商品普及とロコミ拡散の予測を目的とした研究がある。施策の提案を目的とした企業と消費者間の相互作用に関する研究もある。本研究では、ミクロレベルおよびメソレベルの消費者行動が、マクロレベルの新商品普及過程と売上下落現象に与える影響を検証することを目的としている。新商品普及過程と売上下落現象の要因である消費者行動を分析するため、ミクロレベルおよびメソレベルの研究に焦点を当てている。

また、新商品普及過程における売上下落現象の検出では、ベースラインとなる比較手法として、図 1.4 に示す[96], [99], [100]の従来研究を本研究と比較する。

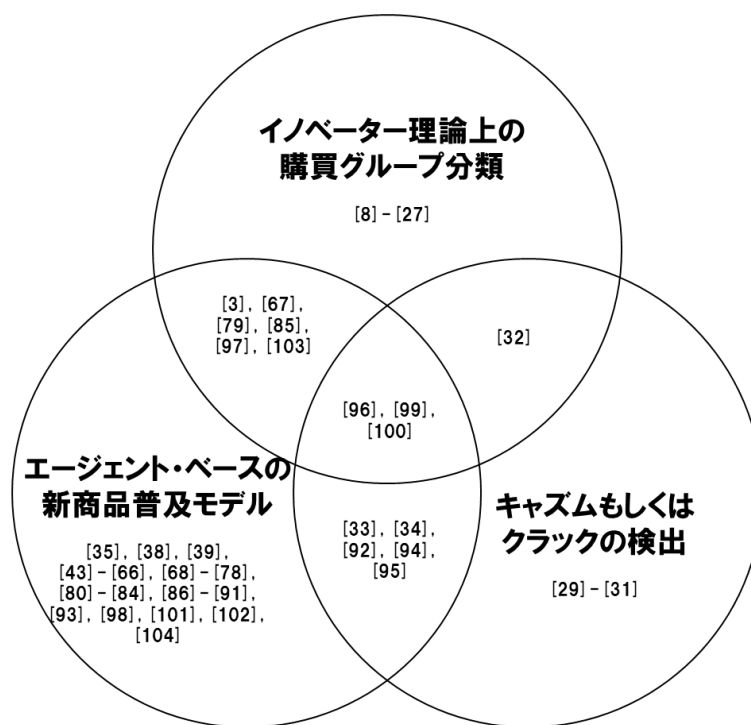


図 1.4 本研究と比較するベースラインの従来研究

手法として新しく、かつ、比較のしやすさを踏まえ、イノベーター理論上の購買グループ分類、エージェント・ベースの新商品普及モデル、キャズムもしくはクラックの検出の3つの分野に該当する従来研究を選択した。

本研究の提案手法と従来手法を比較し、表 1.1 と表 1.2 に整理した。

表 1.1 購買グループ分類に関する従来研究と本研究の特徴

	従来研究	本研究
消費者の購買グループ分類	アンケートから得られる意識データの分析による分類	購入履歴から得られる商品購入時期とリアル店舗訪問数の分析による分類（第 2 章）
	購入履歴から得られる商品購入時期の分析による分類	
分類結果の妥当性検証	アンケートから得られる意識データの分析による検証	

表 1.2 新商品普及過程における売上下落現象の検出に関する従来研究と本研究の特徴

	従来研究	本研究
企業のプロモーション	消費者のプロモーション情報を受け取る機会が一定	消費者のプロモーション情報を受け取る機会が変化 (第 3 章)
消費者の口コミ	消費者のニュートラルな口コミ情報を受け取る機会が一定	消費者の肯定的もしくは否定的な口コミ情報を受け取る機会が変化 (第 3 章, 第 5 章)
企業間の競争	競合商品の市場参入時期を考慮	競合商品の市場参入時期, 企業の戦略を考慮 (第 4 章)
キャズムもしくはクラック	グラフの形状確認による検出	キャズム・アット・リスク (CaR) による検出 (第 3 章)

購買グループ分類に関する従来研究では、アンケートから得られる意識データか、購入履歴から得られる商品購入時期を分析する手法が提案されている[8]-[11], [21]-[24]。一方、本研究では商品購入時期に加えて、消費者のリアル店舗訪問数を分析し、購買グループを分類する。また本研究では、従来研究と同様にアンケートから得られる意識データを分析し、分類結果の妥当性検証をする。

新商品普及過程における売上下落現象の検出に関する従来研究のモデルでは、消費者の口コミ情報とプロモーション情報を受け取る機会が一定である[96], [99], [100]。一方、本研究では消費者がこれらの情報を受け取る機会を変化させる。新商品普及過程において、口コミ効果とプロモーション効果が変わることによって、売上下落現象に影響すると想定した。また、従来研究のモデルでは、口コミはニュートラルであることが前提である[96], [99], [100]。一方、本研究では消費者の口コミを肯定的なものと否定的なものに分ける。新商品普及過程において、特に否定的な口コミが売上下落現象に影響すると想定した。

従来研究のモデルでは、競合商品の市場参入時期を考慮しており、本研究のモデルでは、これに加えて企業の戦略を考慮する。新商品普及過程において、これらが売上下落現象に影響すると想定した。

最後に従来研究では、新商品普及過程のグラフの形状を確認することにより売上下落現象

を検出している[96], [99], [100]. 一方, 本研究ではキャズム・アット・リスク (CaR) により, 売上下落現象を定量的に検出する.

1.6 研究の構成

図 1.5 に本研究の構成について示す.

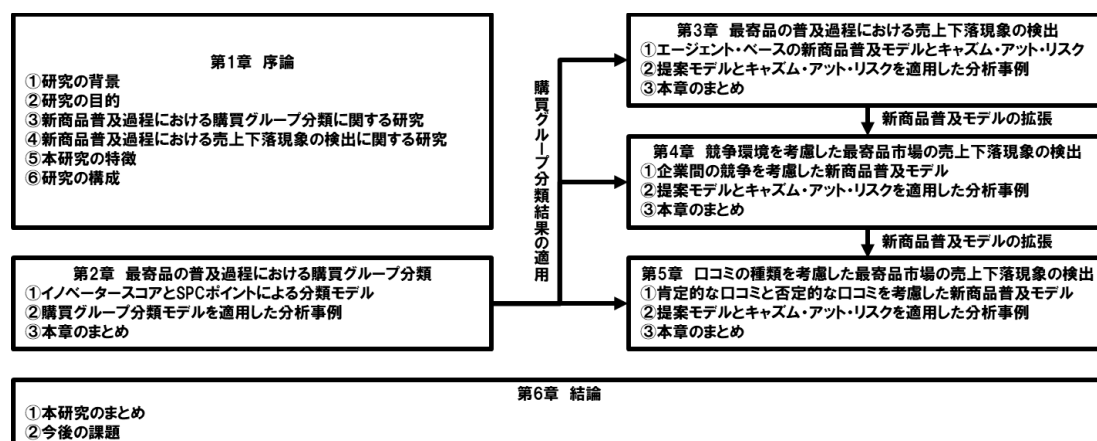


図 1.5 研究の構成

第 1 章では, 本研究の背景, 目的, 従来研究, 本研究の特徴, 構成について説明している.

第 2 章では, ユーザの Web サイトへのアクセスログとリアル店舗での購入履歴から, 普及過程における購買グループを分類する手法を提案する.

第 3 章では, 新商品の普及と売上下落の要因を把握するために, 複雑な消費者行動を理解する手段としてエージェント・ベースの新商品普及モデルを構築した.

第 4 章では, 商品間の競争はそれぞれの普及に影響するため, 第 3 章の基本モデルを拡張して自社エージェント (自社商品) と競合エージェント (競合商品) が競争するモデルを作成する.

第 5 章では, 消費者の肯定的もしくは否定的なロコミは新商品の普及に影響するため, 第 4 章のモデルを拡張してユーザエージェントの肯定的もしくは否定的なロコミによって新商品の購入確率が変化するモデルを作成する.

第 6 章では, 本研究の成果をまとめ, 購買グループ分類モデルと新商品普及モデルについて, 新たに検討する課題について考察する.

2. 最寄品の普及過程における購買グループ分類

2.1 イノベータースコアとSPCポイントによる分類モデル

Rogers は、消費者の新商品購入時期（革新性）の違いによって、社会経済的地位上の変数、人格上の変数、コミュニケーション上の変数に差があることを示している[5]。また Rossow は、最寄品購入者の外出頻度（コスモポリタン性）の違いによって、これらの変数に差があることを示している[13]。このことは、消費者のサイコグラフィック属性の購買グループによって、新商品購入時期とリアル店舗訪問数（コスモポリタン性）が異なる可能性があることを示唆しており、それに伴い社会経済的地位・人格・コミュニケーション上の変数の傾向も異なる可能性がある。ただし、最寄品を対象にした多くの既存研究においては、消費者のサイコグラフィック属性の購買グループによって、社会経済的地位上の変数に差はないことが示されている[11], [15]。以上より、各購買グループについて、Web 上のアクセスログとリアル店舗の購入履歴から得られる行動データの傾向の違いを用いて分類し、アンケートから得られる意識データを用いて社会経済的地位・人格・コミュニケーション上の変数の傾向の違いを検証できると考えられる。

例えば、イノベーターのように新商品に興味を持つ消費者はリアル店舗において新商品を販売する店舗を頻繁に訪問すると予想される。また、他消費者より早く新商品を購入すると予想される。逆にラガードのように保守的な消費者はリアル店舗を頻繁には訪問しないと予想され、他消費者より遅く新商品を購入すると予想される。このように、購買グループによってリアル店舗訪問数と新商品購入の早さが異なるため、人格上の変数、コミュニケーション上の変数もまた異なり、社会経済的地位上の変数は同じであることが予想される。そこで、リアル店舗訪問数と新商品購入の早さの違いによって消費者を各購買グループに分類し、購買グループ間の社会経済的地位・人格・コミュニケーション上の変数の違いに着目することで購買グループ分類の妥当性が検証可能であると仮説を立てた。

ここで Rogers は、消費者の革新性を「ある個人がシステムの他のメンバーよりも相対的に早く新商品を購入する度合い」と定義しているため、研究者は商品発売日から購入までの経過時間を分類の妥当性検証の指標とすることが適切であるように見える。このアプローチは、理論的にも方法論的にも批判されてきた[8]-[11]。理論的批判は、購入時期は時間的な概念であり、購入時期を革新性という概念と同一視しているが、購入時期と革新性は同じではないというものである。Rogers の手法で観測可能なのは、新商品を購入する行為とその時期である。革新性自体は、そのような観測可能な現象を説明したり予測したりするために仮定された仮説的な構成要素であるが、消費者の意識にのみ存在し、より高い抽象度で存在している。Rogers の手法を使用することによる方法論的な批判としては、購入時期を革新性と同一視し

ているため、その妥当性を評価する方法がないことが挙げられる。購入時期は行動であって行動につながる特性ではないため、購買グループ分類結果の妥当性検証の有効な指標としては疑わしい。そのため既存研究では、購買グループ別の社会経済的地位・人格・コミュニケーション上の意識をアンケートによって収集し、それらを特徴量として表すことによって分類結果の妥当性検証をしている。これにより、Rogers の手法の革新性測定に伴う妥当性の問題を回避できる。

ユーザ（消費者）の新商品購入の早さとリアル店舗訪問数の行動データを定量的に評価する手段としては、イノベータースコアを提案する。イノベータースコアは、ユーザの新商品購入の早さのスコアとリアル店舗訪問数のスコアの総和で定義される数値である。従来では、アンケートによる意識データを分析し、革新性スコアを算出することで購買グループを分類する方法が用いられてきた[8]-[11]。本研究のイノベータースコアは、アンケートのようなユーザの明示的な入力に頼らず各購買グループに分類できる方式である。

また、前述した仮説より、アンケートによる意識データからユーザの社会経済的地位・人格・コミュニケーション上の変数を算出する手段として、SPC ポイントを導入する。ここで SPC ポイントとはユーザの社会経済的地位（Socioeconomic status）、人格（Personality）、コミュニケーション（Communication）のポイントを表す。SPC ポイントを導入することにより、イノベーターの人格上のポイント（変数）は他購買グループより大きいのか、ラガードのコミュニケーション上のポイントは他購買グループより小さいかといった分類の妥当性を検証することが可能となる。SPC ポイントの構築には既存研究を活用する。Goldsmith[11]と Thøgersen[15]はあるユーザの人格上の変数とコミュニケーション上の変数が大きいほど、そのユーザは革新性の高いユーザ（イノベーターやアーリーアダプター）であることをアンケートデータを用いることにより示した。尚、アンケートデータの分析方法としては、購買グループごとのアンケート回答結果の傾向を見ることにより、購買グループ間の変数の差を検証している。そのため、本研究でもアンケートデータを用いて、同様に人格上の変数とコミュニケーション上の変数に購買グループ間で差が出るかを検証できる SPC ポイントを構築する。

以上述べた購買グループ分類と検証のフローを図 2.1 に示す。

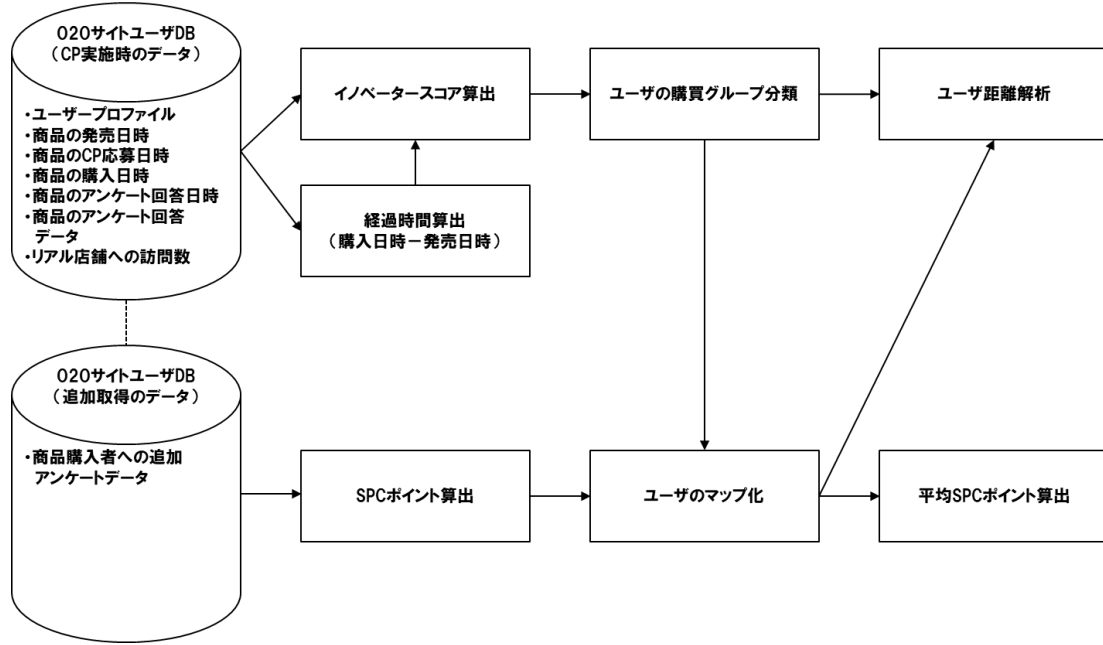


図 2.1 購買グループ分類と検証のフロー

以下、それぞれイノベータースコアによる購買グループ分類方法、および SPC ポイントによる分類結果の妥当性検証方法について詳細を述べる。

Rogers の定義ではユーザの新商品購入時期の違いによって、ユーザがイノベーターか否かの分類を行っている[5]。また Rossow は、最寄品のイノベーターは外出頻度が多いことを示している[13]。そこで、あるユーザが商品を購入する際に、その購入商品が発売開始されてからどれだけ経過しているか、そのユーザは今までどれだけの回数リアル店舗を訪問しているかによって購買グループに分類する方法としてイノベータースコアを提案する。これは、イノベーターは発売直後の最寄品を購入する傾向が強く、そうでないユーザは発売されてからある程度期間が経ってから購入するという仮説に従っている。また、イノベーターは新商品を販売するリアル店舗を頻繁に外出して訪問する傾向が強く、そうでないユーザはイノベーターほど頻繁には訪問しないという仮説に従っている。

イノベータースコアによる購買グループ分類は以下の流れで行う。

購入履歴に基づき、ユーザ j が購入した商品購入日時 PD と商品発売日時 SD の差（経過時間 $PD_j - SD$ ）を求める。ユーザ集合 $J = \{1, 2, \dots, n\}$ について、 $PD_j - SD$ を昇順に並べた順序を $s(j)$ とすると、式(2.1)となる。

$$PD_{s(1)} - SD < PD_{s(2)} - SD < \dots < PD_{s(j-1)} - SD < PD_{s(j)} - SD = PD_{s(j+1)} - SD < \dots < PD_{s(n)} - SD \quad (2.1)$$

ユーザの経過時間のスコア PSS を式(2.2)のように定義する.

$$PSS_{s(j)} = n - j + 1, (j = 1, 2, \dots, n) \quad (2.2)$$

ただし, 式(2.1)のように $PD_{s(j)} - SD = PD_{s(j+1)} - SD$ となった場合, $PSS_{s(j)} = PSS_{s(j+1)} = n - j$ とする. CP_j を昇順に並べた順序を $c(j)$ とすると, 式(2.3)となる.

$$CP_{c(1)} < CP_{c(2)} < \dots < CP_{c(j-1)} = CP_{c(j)} < CP_{c(j+1)} < \dots < CP_{c(n)} \quad (2.3)$$

ユーザのリアル店舗訪問数のスコア CPS を式(2.4)のように定義する.

$$CPS_{c(j)} = j, (j = 1, 2, \dots, n) \quad (2.4)$$

ただし, 式(2.3)のように $CP_{c(j-1)} = CP_{c(j)}$ となった場合, $CPS_{c(j-1)} = CPS_{c(j)} = j - 1$ とする. ユーザ集合 $J = \{1, 2, \dots, n\}$ についてイノベータースコアは, 式(2.5)となる.

$$IS_j = PSS_{s(j)} + CPS_{c(j)}, (j = 1, 2, \dots, n) \quad (2.5)$$

イノベータースコアの平均 μ_{IS} と標準偏差 σ_{IS} を用いてユーザ集合 J を式(2.6)~(2.10)によって 5 つのクラスター (IS_{IN} : イノベーター, IS_{EA} : アーリーアダプター, IS_{EM} : アーリーマジョリティ, IS_{LM} : レイトマジョリティ, IS_{LA} : ラガード) に分類する.

$$IS_{IN} = \{j \in J | IS_j \geq \mu_{IS} + 2\sigma_{IS}\} \quad (2.6)$$

$$IS_{EA} = \{j \in J | \mu_{IS} + 2\sigma_{IS} > IS_j \geq \mu_{IS} + \sigma_{IS}\} \quad (2.7)$$

$$IS_{EM} = \{j \in J | \mu_{IS} + \sigma_{IS} > IS_j \geq \mu_{IS}\} \quad (2.8)$$

$$IS_{LM} = \{j \in J | \mu_{IS} > IS_j \geq \mu_{IS} - \sigma_{IS}\} \quad (2.9)$$

$$IS_{LA} = \{j \in J | \mu_{IS} - \sigma_{IS} > IS_j\} \quad (2.10)$$

イノベータースコアによる購買グループ分類は, 各ユーザの商品購入データが観測されている必要があり, 特にライフサイクルが短い最寄品においては短期的な観測で購買グループ分類が可能となる.

提案手法は革新性 (イノベータースコア) が高ければ, 人格上の変数, コミュニケーショ

ン上の変数が高くなることを前提としている．既に述べたように，社会経済的地位上の変数は購買グループ間で差はないとしている[11], [15]．このようにする理由は，対象としている商品がスーパーマーケットやコンビニエンスストア等で販売されている最寄品であり，ユーザの社会経済的地位が高なくても購入できる可能性が高いと考えられるからである．イノベーター理論上で社会経済的地位と革新性に正の相関関係があるのは，費用がかかる自動車等の新商品購入時の不確実性やリスクに対処するだけの経済的地位がなければならぬためとされているが，食品等の最寄品は数百円程のことが多い．さらに，Rogers にも指摘されているように，経済的な要素だけで革新性を測れるわけではなく，経済的地位が高くないイノベーターは多く存在するとされている[5]．

SPC ポイントによる購買グループ分類結果の妥当性検証は以下のステップで行う．

Step1 対象商品を購入したユーザに対して，社会経済的地位，人格，コミュニケーションに関するアンケートを実施する．アンケート取得項目は Dedehayir et al.[105]がレビューしている論文と，Rogers[5]のイノベーター理論を参考に決定した．例えば，以下についてヒアリングする．

- 社会経済的地位：最終学歴（小学校，中学校，高等学校等から選択）や職業（会社員，会社経営・役員，公務員等から選択）等
- 人格：知識習得頻度（ほぼ毎日，週に 4～5 回程度，週に 2～3 回程度等から選択）や将来への考え方（自分の将来は自分の意思で決める，自分の将来は運命によって決められている等から選択）等
- コミュニケーション：新商品の認知情報（新商品について知っていることを選択）や新商品の口コミ人数（1 人，2 人，3 人等から選択）等

Step2 Step1 で収集したデータおよびその他ユーザのプロファイルデータ等を基に，回答結果に応じて，ユーザごとに社会経済的地位のポイント PT_{SS} ，人格のポイント PT_{PE} ，コミュニケーションのポイント PT_{CO} を付与する．例えば， $SSA, SSB, SSC, \dots$ を ei 個の社会経済的地位の評価項目とし，各項目のユーザ j の回答を $SSI, SSJ, SSK, \dots$ とする． ei 個の評価項目の具体的な例は，単一回答型質問項目や複数回答型質問項目等である．以下，式表示の簡便のため一般性を失うことなく $ei = 3$ としておく．ユーザ j の社会経済的地位のポイント PT_{jSS} ，人格のポイント PT_{jPE} ，コミュニケーションのポイント PT_{jCO} をそれぞれ式(2.11)～(2.13)のように定義する．

$$PT_{jSS} = PT_{jSSI}^{SSA} + PT_{jSSJ}^{SSB} + PT_{jSSK}^{SSC} \quad (2.11)$$

$$PT_{jPE} = PT_{jPEI}^{PEA} + PT_{jPEJ}^{PEB} + PT_{jPEK}^{PEC} \quad (2.12)$$

$$PT_{jco} = PT_{jcoI}^{COA} + PT_{jcoJ}^{COB} + PT_{jcoK}^{COC} \quad (2.13)$$

尚，本研究では各評価項目の最小ポイントを0，最大ポイントを4とし，選択肢数や選択肢内容等に応じて選択肢のポイント割付処理を行い，ユーザごとに SPC ポイントを算出できる表 2.1 を構築した．

表 2.1 SPC ポイントの算出方法

評価項目	回答とポイント												
SSA (年代)	20代 0	30代 1	40代 2	50代 3	60代以上 4								
SSB(最終学歴)	小学校 0	中学校 2/3	高等学校 4/3	短期大学 2	専門学校 8/3	大学 10/3	大学院 4	その他 0					
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮					
PEA (知識習得頻度)	ほぼ毎日 4	週に4～5 18/5 回程度	週に2～3 16/5 回程度	週に1回 14/5 程度	月に2～3 12/5 回程度	月に1回 2 程度	3ヶ月に 8/5 1回程度	半年に1 6/5 回程度	1年に1 4/5 回程度	1年に1 2/5 回未満	知識は身に 付けな い 0		
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮		
COA (新商品の認知情報)	●●を 使ってい ない 4/11	▲▲を 使ってい ない 4/11	■■を 使ってい ない 4/11	●●と▲ ▲だけで 作られて いる 4/11	飲む前に ●●する のがポイ ント 4/11	●●限定 4/11	果汁● ●% 4/11	●●の果 汁が入っ ている 4/11	▲▲の果 汁が入っ ている 4/11	■■の果 汁が入っ ている 4/11	●●年▲ ▲月■ 日発売 4/11	商品につ いて知っ ていない 0	その他 0
COB (新商品の口コミ人数)	0人 0	1人 2/3	2人 4/5	3人 6/5	4人 8/5	5人 2	6人 12/5	7人 14/5	8人 16/5	9人 18/5	10人以上 4		

例えば，SSA が単一回答型質問項目で年代の評価項目に該当する場合，各選択肢に対するポイントは，Dedehayir et al.[105]と Rogers[5]を参考に 20 代を 0，30 代を 1，40 代を 2，50 代を 3，60 代以上を 4 とポイント幅が均等になるよう割付処理を施した．また例えば，COA が複数回答型質問項目で新商品の認知情報の評価項目に該当する場合，各選択肢のポイントを同値にして全ての選択肢を選んだ場合の最大ポイントが 4 になるよう割付処理を施した．尚，「その他」の選択肢はユーザの回答内容によってポイントが大きく異なることが考えられるため 0 とした．

Step3 Step2 で算出した社会経済的地位，人格，コミュニケーションのポイントでユーザの特徴量をマップ化し，図 2.2 のようにユーザ間の距離を解析することによって類似度関係を表現する．

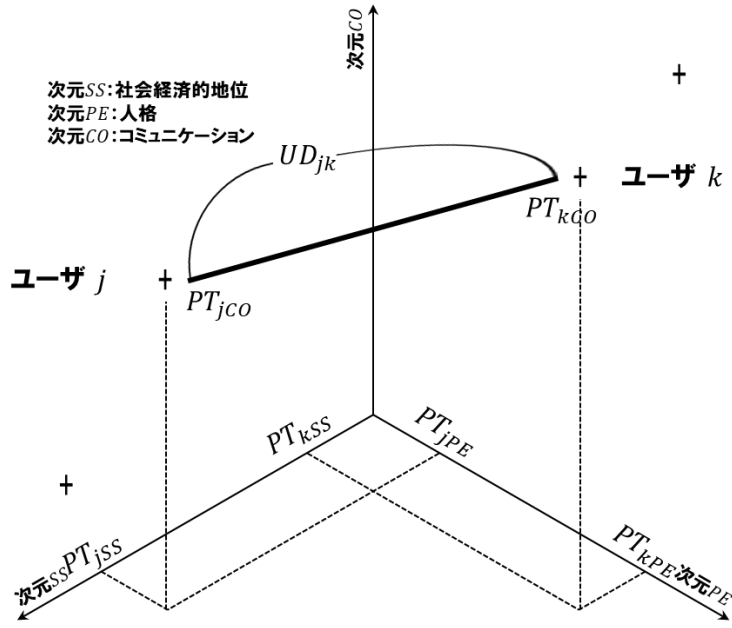


図 2.2 マップ内のユーザ間距離解析

ユーザ j を表現する点とユーザ k を表現する点の間の距離 UD_{jk} は式(2.14)である.

$$UD_{jk} = \sqrt{\sum_{f=1}^r (PT_{jdim} - PT_{kdim})^2} \quad (2.14)$$

ただし, PT_{jdim} は, 次元 dim におけるユーザ j の座標であり, r は次元数である. 続いて表 2.2 のような n 個のユーザ間の距離を求める.

表 2.2 マップ内のユーザ間距離行列

	ユーザ 1	ユーザ 2	...	ユーザ $j-1$	...	ユーザ $n-1$	ユーザ n
ユーザ 1							
ユーザ 2	UD_{21}						
ユーザ 3	UD_{31}	UD_{32}					
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$					
ユーザ j	UD_{j1}	UD_{j2}	...	$UD_{j,j-1}$			
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$		$\vdots$			
ユーザ $n-1$	$UD_{n-1,1}$	$UD_{n-1,2}$	...	$UD_{n-1,j-1}$	...	$UD_{n-1,n-2}$	
ユーザ n	UD_{n1}	UD_{n2}	...	$UD_{nj,j-1}$	...		UD_{nn-1}

表 2.2 は, n 個のユーザから作ることができる組み合わせの個数, すなわち, ${}_nC_2 = n \times (n-1) / 2$ 個の距離を示す (表は $n \times n$ の距離行列の主対角要素を除く下三角部分のみである). これは, $UD_{jk} = UD_{kj}$ であるためである.

Step4 Step3 算出した距離をクラスター単位で集計し、クラスター間の類似度関係を表現する。クラスター t 内のユーザを表現する点集合間の平均距離 $\overline{CD}_t$ は式(2.15)である。

$$\overline{CD}_t = \frac{\sum_{g=1}^{n_t} UD_{jk}}{n_t C_2} = \frac{\sum_{g=1}^{n_t \times (n_t - 1) / 2} \sqrt{\sum_{f=1}^r (PT_{jdim} - PT_{kdim})^2}}{n_t \times (n_t - 1) / 2} \quad (2.15)$$

ただし、 n_t は、クラスター t におけるユーザ数である。また、クラスター t 内のユーザを表現する点集合と、クラスター t' 内のユーザを表現する点集合の間の平均距離 $\overline{CD}_{tt'}$ は式(2.16)である。

$$\overline{CD}_{tt'} = \frac{\sum_{h=1}^{n_t \times n_{t'}} UD_{jk}}{n_t \times n_{t'}} = \frac{\sum_{h=1}^{n_t \times n_{t'}} \sqrt{\sum_{f=1}^r (PT_{jdim} - PT_{kdim})^2}}{n_t \times n_{t'}} \quad (2.16)$$

続いて表 2.3 の 5 個のクラスター間の平均距離を求める。

表 2.3 クラスター間平均距離行列

	イノベーター (IN)	アーリーアダプター (EA)	アーリーマジョリティ (EM)	レイトマジョリティ (LM)	ラガード (LA)
イノベーター (IN)	$\overline{CD}_{IN}$				
アーリーアダプター (EA)	$\overline{CD}_{EAIN}$	$\overline{CD}_{EA}$			
アーリーマジョリティ (EM)	$\overline{CD}_{EMIN}$	$\overline{CD}_{EMEA}$	$\overline{CD}_{EM}$		
レイトマジョリティ (LM)	$\overline{CD}_{LMIN}$	$\overline{CD}_{LMEA}$	$\overline{CD}_{LMEM}$	$\overline{CD}_{LM}$	
ラガード (LA)	$\overline{CD}_{LA IN}$	$\overline{CD}_{LA EA}$	$\overline{CD}_{LA EM}$	$\overline{CD}_{LA LM}$	$\overline{CD}_{LA}$

表 2.3 は、5 個のクラスターから作ることができる組み合わせの個数、15 個の平均距離を示す（表は 5×5 の距離行列の主対角要素を含む下 3 角部分のみである）。これは、 $\overline{CD}_{EAIN} = \overline{CD}_{INEA}$ であるためである。

Step5 Step3 で作成したマップ図を用いて妥当性検証をする。例えば、イノベーターに分類されたユーザとラガードに分類されたユーザを比較した場合、既存研究[11], [15]と同様であれば、マップ図内の人格とコミュニケーションの数値は、イノベーターの方が高くなる。また、Step4 で算出した平均距離を用いて、クラスター内およびクラスター間の平均距離を比較する。例えば、イノベーターに分類されたユーザとラガードに分類されたユーザを比較した場合、既存研究と同様であれば、イノベーター内のユーザ平均距離は、イノベーターとラガード間のユーザ平均距離よりも短くなる。

また、従来手法で用いられてきた商品購入の早さで同様に購買グループを分類できるか検証し、提案手法と比較する。従来手法による購買グループ分類と提案手法との比較は以下のステップで行う。

Step1 ユーザ集合 $J = \{1, 2, \dots, n\}$ について、 $PD_j - SD$ を昇順に並べた順序を $s(j)$ とすると、式(2.1)となる。経過時間データの平均 μ_{PD-SD} と標準偏差 σ_{PD-SD} 、および購買グループ分類時の調整用の係数 $w (w \geq 0)$ を用いてユーザ集合 J を式(2.17)~(2.21)によって 5 つのクラスター（ $PD_{IN} - SD$: イノベーター, $PD_{EA} - SD$: アーリーアダプター, $PD_{EM} - SD$: アーリーマジョリティ, $PD_{LM} - SD$: レイトマジョリティ, $PD_{LA} - SD$: ラガード）に分類する。

$$PD_{IN} - SD = \{j \in J | PD_j - SD \geq \mu_{PD-SD} - 2w\sigma_{PD-SD}\} \quad (2.17)$$

$$PD_{EA} - SD = \{j \in J | \mu_{PD-SD} - 2w\sigma_{PD-SD} > PD_j - SD \geq \mu_{PD-SD} - w\sigma_{PD-SD}\} \quad (2.18)$$

$$PD_{EM} - SD = \{j \in J | \mu_{PD-SD} - w\sigma_{PD-SD} > PD_j - SD \geq \mu_{PD-SD}\} \quad (2.19)$$

$$PD_{LM} - SD = \{j \in J | \mu_{PD-SD} > PD_j - SD \geq \mu_{PD-SD} + w\sigma_{PD-SD}\} \quad (2.20)$$

$$PD_{LA} - SD = \{j \in J | \mu_{PD-SD} + w\sigma_{PD-SD} > PD_j - SD\} \quad (2.21)$$

係数 w を用いる理由は、経過時間データの平均に対して標準偏差が大きすぎて、 $\mu_{PD-SD} - 2w\sigma_{PD-SD}$ の値がマイナスになり、イノベーターを上手く抽出できない可能性があるためである。

Step2 表 2.1 と同様に、ユーザごとに社会経済的地位のポイント PT_{SS} , 人格のポイント PT_{PE} , コミュニケーションのポイント PT_{CO} を付与する。

Step3 算出した社会経済的地位，人格，コミュニケーションのポイントでユーザをマップ化する．また，提案手法におけるクラスター t ，従来手法におけるクラスター t ，提案手法と従来手法で一致したクラスター t のユーザを図 2.3 のようにマップ化する．

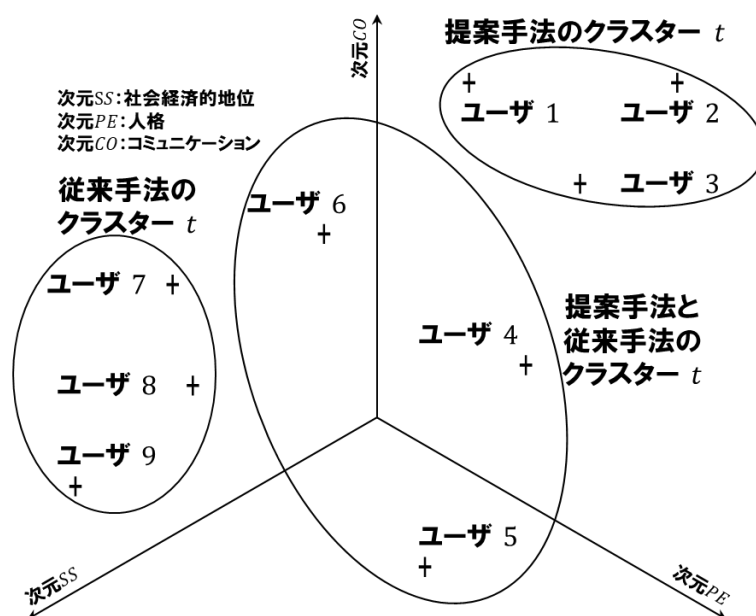


図 2.3 各手法の分類結果の比較

Step4 表 2.4 のように，提案手法および従来手法で分類したクラスター単位で平均 SPC ポイントを算出する．

表 2.4 各手法の平均 SPC ポイントの算出

クラス ター項目	社会経済的地位 (SS)		人格 (PE)		コミュニケーション (CO)	
	提案手法 (PM)	従来手法 (CM)	提案手法 (PM)	従来手法 (CM)	提案手法 (PM)	従来手法 (CM)
イノベー ター (IN)	$\overline{PT}_{INSS}^{PM}$	$\overline{PT}_{INSS}^{CM}$	$\overline{PT}_{INPE}^{PM}$	$\overline{PT}_{INPE}^{CM}$	$\overline{PT}_{INCO}^{PM}$	$\overline{PT}_{INCO}^{CM}$
アーリー アダプ ター (EA)	$\overline{PT}_{EASS}^{PM}$	$\overline{PT}_{EASS}^{CM}$	$\overline{PT}_{EAPE}^{PM}$	$\overline{PT}_{EAPE}^{CM}$	$\overline{PT}_{EACO}^{PM}$	$\overline{PT}_{EACO}^{CM}$
アーリー マジョリ ティ (EM)	$\overline{PT}_{EMSS}^{PM}$	$\overline{PT}_{EMSS}^{CM}$	$\overline{PT}_{EMPE}^{PM}$	$\overline{PT}_{EMPE}^{CM}$	$\overline{PT}_{EMCO}^{PM}$	$\overline{PT}_{EMCO}^{CM}$
レイトマ ジョリ ティ (LM)	$\overline{PT}_{LMSS}^{PM}$	$\overline{PT}_{LMSS}^{CM}$	$\overline{PT}_{LMPE}^{PM}$	$\overline{PT}_{LMPE}^{CM}$	$\overline{PT}_{LMCO}^{PM}$	$\overline{PT}_{LMCO}^{CM}$
ラガード (LA)	$\overline{PT}_{LASS}^{PM}$	$\overline{PT}_{LASS}^{CM}$	$\overline{PT}_{LAPE}^{PM}$	$\overline{PT}_{LAPE}^{CM}$	$\overline{PT}_{LACO}^{PM}$	$\overline{PT}_{LACO}^{CM}$

Step5 購買グループ分類の有用性について、Step3 および Step4 で作成したマップ図と平均 SPC ポイントを用いて、提案手法と従来手法の比較をする。

2.2 購買グループ分類手法を適用した分析事例

本検証では、購買グループを提案手法を用いて分類できるか検証した。また、ベースラインとなる比較手法として、従来手法を用いて同様に購買グループを分類できるか検証し、比較した。

実験データとして、株式会社ドゥ・ハウス（現：株式会社エクスクリエ）が収集した行動データとアンケートデータを用いた。行動データは、収集対象ユーザが Web サイトおよびリ

リアル店舗を訪問して購入した対象商品の商品名，ユーザ ID，購入日時，リアル店舗訪問数等の情報が記録されたデータである．一般的な市場と比較して偏りのない標本を得るために，収集対象ユーザの上限数は設けずに調査を行った．ただし，実験データは Web サイトに登録しているユーザより得たものであることに注意が必要である．データの収集期間は 2018 年 11 月中，分析対象ユーザ数は 17,450 人である．また，アンケートデータは，行動データの収集対象ユーザの中からイノベーター，アーリーアダプター，アーリーマジョリティ，レイトマジョリティ，ラガードに該当するユーザを一部抽出して，2019 年 3 月にアンケートを実施して取得した 2,161 人分のデータである．

今回の検証では，本研究の適用対象と考えている最寄品の中から，当時の新商品を含み，かつ購入者数が比較的多かった飲料ブランドの購入ユーザを対象に検証を行った．

表 2.5 にイノベータースコアと SPC ポイントに関するデータ概要をまとめた．

表 2.5 イノベータースコアと SPC ポイントに関するデータ概要

	イノベータースコア算出に関するデータ		SPC ポイント		
	購入までの経過時間	リアル店舗訪問数	社会経済的地位 (SS)	人格 (PE)	コミュニケーション (CO)
サンプル数	17,450 人	17,450 人	2,161 人	2,161 人	2,161 人
評価項目数	-	-	6 項目	10 項目	9 項目
平均値	79 時間 25 分 47 秒	40 訪店	12.312 ポイント	26.270 ポイント	8.784 ポイント
中央値	79 時間 26 分 30 秒	17 訪店	12.067 ポイント	24.271 ポイント	8.384 ポイント
最小値	0 時間 13 分 00 秒	0 訪店	2.333 ポイント	8.091 ポイント	0.983 ポイント
最大値	157 時間 50 分 00 秒	478 訪店	23.333 ポイント	39.583 ポイント	31.959 ポイント
標準偏差	45 時間 32 分 41 秒	55 訪店	4.346 ポイント	4.567 ポイント	3.433 ポイント

ユーザごとにイノベータースコアを求め，各購買グループに分類した．イノベータースコアの分布を図 2.4 に示す．

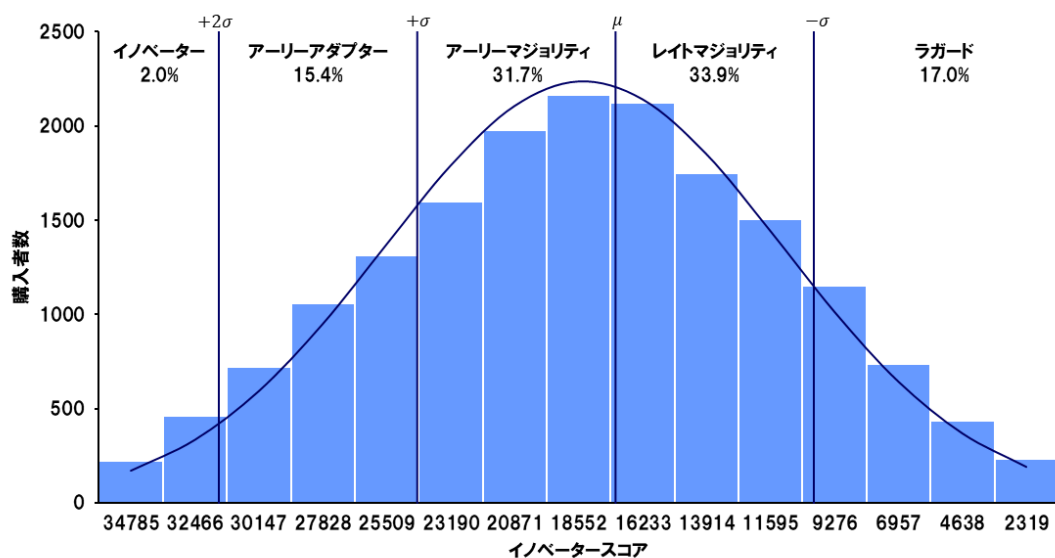


図 2.4 イノベータースコアの分布

横軸はユーザごとのイノベータースコア，縦軸はイノベータースコアごとの購入者数である．分布は正規分布に近い形状をしており，Rogers のイノベーター理論で示されている購入時期ごとの購入者数分布と近いことがわかる．

ユーザの SPC ポイントを算出し，マップ化した結果を図 2.5 に示す（イノベーターとラガードのみをプロット）．

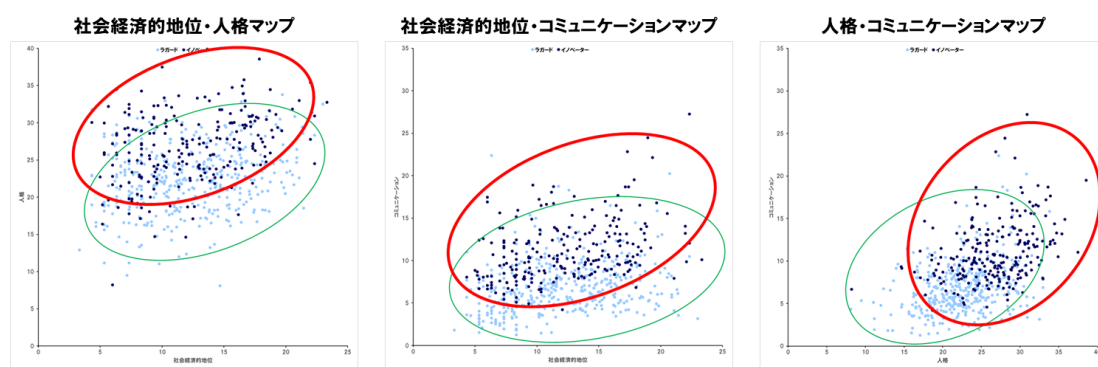


図 2.5 社会経済的地位・人格・コミュニケーションマップ

尚，マップ図については，社会経済的地位と人格，社会経済的地位とコミュニケーション，人格とコミュニケーションの 3 パターンを用意した．太線はイノベーター，細線はラガードのクラスターである．図 2.5 からイノベーターの方がラガードよりも，人格とコミュニケーションのポイントが高いことがわかる．また，イノベーターとラガード間で社会経済的地位

の差は小さいことがわかる。

続いて、クラスター間の平均距離を解析した。表 2.6 にその結果を示す。

表 2.6 マップのクラスター間平均距離

社会経済的地位・人格・コミュニケーションマップのクラスター間平均距離					
	イノベーター (IN)	アーリーアダプター (EA)	アーリーマジョリティ (EM)	レイトマジョリティ (LM)	ラガード (LA)
イノベーター (IN)	14.007				
アーリーアダプター (EA)	13.775	13.085			
アーリーマジョリティ (EM)	14.477	13.401	13.313		
レイトマジョリティ (LM)	15.458	14.059	13.627	13.589	
ラガード (LA)	16.086	14.382	13.708	13.411	12.913

社会経済的地位・人格マップのクラスター間平均距離					
	イノベーター (IN)	アーリーアダプター (EA)	アーリーマジョリティ (EM)	レイトマジョリティ (LM)	ラガード (LA)
イノベーター (IN)	10.134				
アーリーアダプター (EA)	9.936	9.621			
アーリーマジョリティ (EM)	10.488	9.945	9.927		
レイトマジョリティ (LM)	11.036	10.399	10.157	10.239	
ラガード (LA)	11.073	10.348	9.980	10.025	9.716

社会経済的地位・コミュニケーションマップのクラスター間平均距離					
	イノベーター (IN)	アーリーアダプター (EA)	アーリーマジョリティ (EM)	レイトマジョリティ (LM)	ラガード (LA)
イノベーター (IN)	8.825				
アーリーアダプター (EA)	8.721	8.298			
アーリーマジョリティ (EM)	8.982	8.396	8.443		
レイトマジョリティ (LM)	9.532	8.725	8.634	8.593	
ラガード (LA)	9.918	8.880	8.688	8.470	8.069

人格・コミュニケーションマップのクラスター間平均距離					
	イノベーター (IN)	アーリーアダプター (EA)	アーリーマジョリティ (EM)	レイトマジョリティ (LM)	ラガード (LA)
イノベーター (IN)	9.055				
アーリーアダプター (EA)	8.892	8.251			
アーリーマジョリティ (EM)	9.483	8.460	8.255		
レイトマジョリティ (LM)	10.348	8.993	8.464	8.346	
ラガード (LA)	11.184	9.537	8.748	8.326	8.040

表 2.6 はクラスター間平均距離が例えばイノベーター内ユーザでは近くなり、イノベーターとラガード間のユーザになるほど平均距離が遠くなる傾向を示している。

そして、図 2.3 で導出したマップ図と、表 2.4 で算出した平均 SPC ポイントを用いて、提案手法と従来手法を比較評価した。尚、これらの比較評価の前に、従来手法で購買グループを分類した際の分布を図 2.6 に示す。

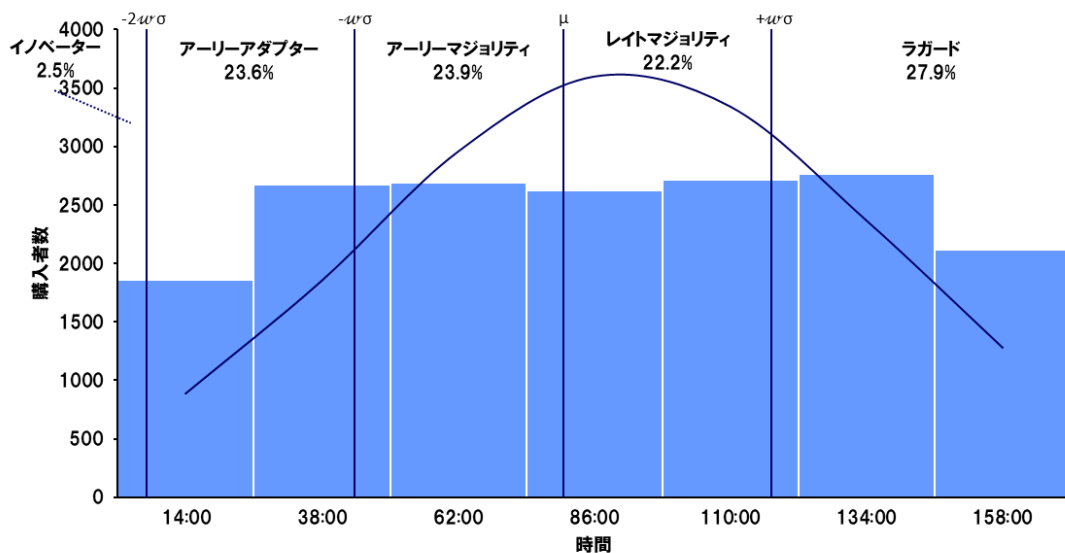


図 2.6 経過時間の分布

図 2.6 の分布はイノベーター理論に示される正規分布ではなく、一様分布に近い形状をしている。

最後に、提案手法と従来手法の比較結果を図 2.7 と表 2.7 に示す。

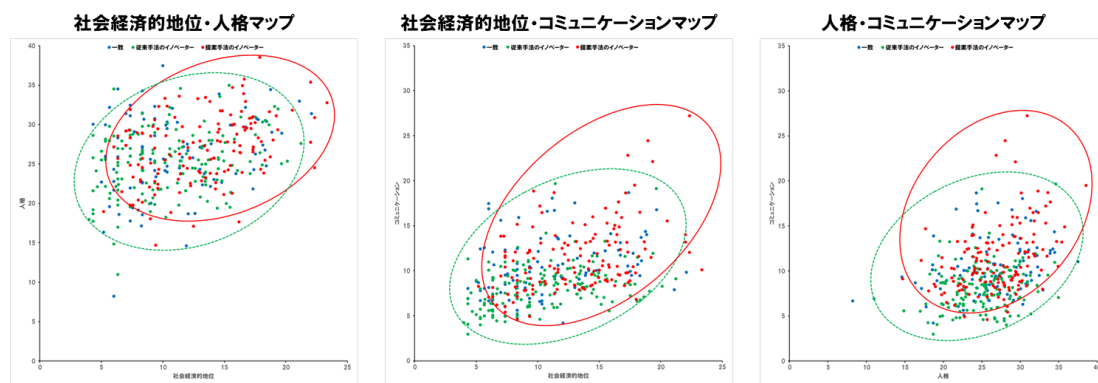


図 2.7 各手法のイノベーターの社会経済的地位・人格・コミュニケーションマップ

表 2.7 各手法の平均 SPC ポイントの結果

クラス ター項目	社会経済的地位 (SS)		人格 (PE)		コミュニケーション (CO)	
	提案手法 (PM)	従来手法 (CM)	提案手法 (PM)	従来手法 (CM)	提案手法 (PM)	従来手法 (CM)
イノベーター (IN)	12.291	10.713	26.654	25.579	11.045	9.019
アーリー アダプター (EA)	12.160	12.766	25.656	26.081	9.578	9.980
アーリー マジョリ ティ (EM)	12.277	12.160	24.055	24.923	8.944	9.007
レイトマ ジョリ ティ (LM)	12.802	12.471	23.045	23.543	7.949	8.065
ラガード (LA)	12.151	12.602	22.395	22.477	6.860	8.155

図 2.7 は、イノベーター推定時の社会経済的地位と人格，社会経済的地位とコミュニケーション，人格とコミュニケーションの 3 パターンの比較結果である。実線は提案手法，点線は従来手法で推定したイノベーターのクラスターである。図 2.7 と表 2.7 から，イノベータースコアでユーザ进行分类する提案手法がほとんどのマップ図と平均 SPC ポイントにおいて，ユーザを商品購入の早さのみで分類する従来手法を上回る精度で各クラスターの条件を満たしており，提案手法の購買グループ分類方法が有効であることがわかった。

2.3 本章のまとめ

本章では，イノベータースコアによりユーザを購買グループに分類する手法を提案し，

SPC ポイントにより分類結果の妥当性を検証した。本手法では、Web サイトとリアル店舗に自動的に記録される購買データとアクセスログを用いて、ユーザのイノベータースコアを算出し、それを購買グループ分類用のデータとする。そして、ユーザの社会経済的地位・人格・コミュニケーション上の変数をポイント化した SPC ポイントを用いて分類結果の妥当性を検証した。

飲料ブランドを対象にして検証を行った結果、提案手法はベースラインである商品購入の早さのみを用いた従来手法を上回る精度であることを確認した。本手法は、ユーザに負荷がかかる入力が必要とせず、行動データを用いて、短期間に購買グループを分類することができる点に特徴を持ち、簡単に大規模な購買グループの行動・意識を分析できる。

次章以降では、提案手法の購買グループ分類結果のデータをエージェント・ベースの新商品普及モデルに適用し、消費者行動の理解向上を図ると共に、売上下落現象の要因に関して分析していく。

3. 最寄品の普及過程における売上下落現象の検出

3.1 エージェント・ベースの新商品普及モデルとキャズム・アット・リスク

新商品普及過程と売上下落現象は複雑であることが多い。それは、消費者、メーカー、流通等、多くの個別エージェントの動機や行動が組み合わさった結果であり、単純な行動ルールであっても意外なパターンを生み出すことがあるためである。さらに、これらの集合的なパターンは、個人の選択に影響を与える。例えば、消費者は友人のアドバイスやソーシャルネットワーク上の口コミに基づいて購入を決定することが多く、これらが商品の普及に影響を与える。また、企業のプロモーションも、商品を購入するか否かという消費者の意思決定に影響を与える。多くの消費者と企業の相互作用から生じる普及パターンは、実際には、個人の意思決定ルールよりも複雑である。このように、単純な行動規則が複雑なパターンを生み出すことがある。

エージェント・ベース・モデル（ABM）は、研究者がこのような複雑なパターンを理解し、分析するのに役立つツールである。エージェント・ベース・モデルの基本的なコンセプトは、個々のエージェントの行動ルールを記述し、そのルールを集約することで、市場での新商品の購入、イノベーションの採用等の複雑なシステムをモデル化できるというものである。エージェント・ベース・モデルにおけるエージェントとは、独自の特性と行動を持つ自律的な意思決定主体のことで、研究者はエージェント・ベースのモデルを開発するために、エージェントの行動や特性、他のエージェントや環境との相互作用の方法を詳細に記述したエージェントの種類ごとの説明書を作成する。

エージェント・ベース・モデルには、単純で抽象的なものもあれば、地理的にも人口統計的にも現実的な都市圏のモデルもある。エージェント・ベース・モデルで時間、空間、社会的相互作用、人口統計、エージェントの異質性、意思決定の複雑性、ランダム性、協調性等をどのように表現するかには幅広いバリエーションがある。研究者は、複雑なシステムのどのような側面をモデルに記述するかを検討する必要がある。例えば、概念モデルとしての市場は三次元空間であるが、多くの既存モデルの市場では、焦点を絞るために仮想的な二次元空間が構築され、この空間全体を市場と見なしている[3], [96], [99], [100]。本研究の焦点は、消費者の口コミと企業のプロモーションが新商品普及過程と売上下落現象に与える影響を検証することである。そのため、既存モデルと同様のアプローチを適用する。

新商品普及過程を再現するために、仮想的な二次元空間を構築し、この空間全体を店頭等の一般社会、EC サイト等のネット社会と見なし、ブランドエージェントとユーザエージェントをそれぞれ配置したマーケット空間モデルを構築した。この空間は上端は下端に、右端は左端につながった構成で、エージェントが空間の範囲を超えたときは反対側にループする

トーラス状である。

そのエージェント・ベース・モデルで実験を行い、キャズム・アット・リスク (CaR) を用いて新商品の普及過程で発生し得る売上下落量を算出し、キャズムもしくはクラックを検出する。これにより、キャズムもしくはクラックに対する最寄品市場の戦略的行動についての示唆を得る。

消費者が商品を購入する際に入手する情報源として口コミとプロモーションがあり、これらの情報伝達に着目した。そこで図 3.1 のような構造のマーケット空間モデルを提案し、情報伝達の仕方の違いによってブランドエージェント（新商品）とユーザエージェント（消費者）を定義する。

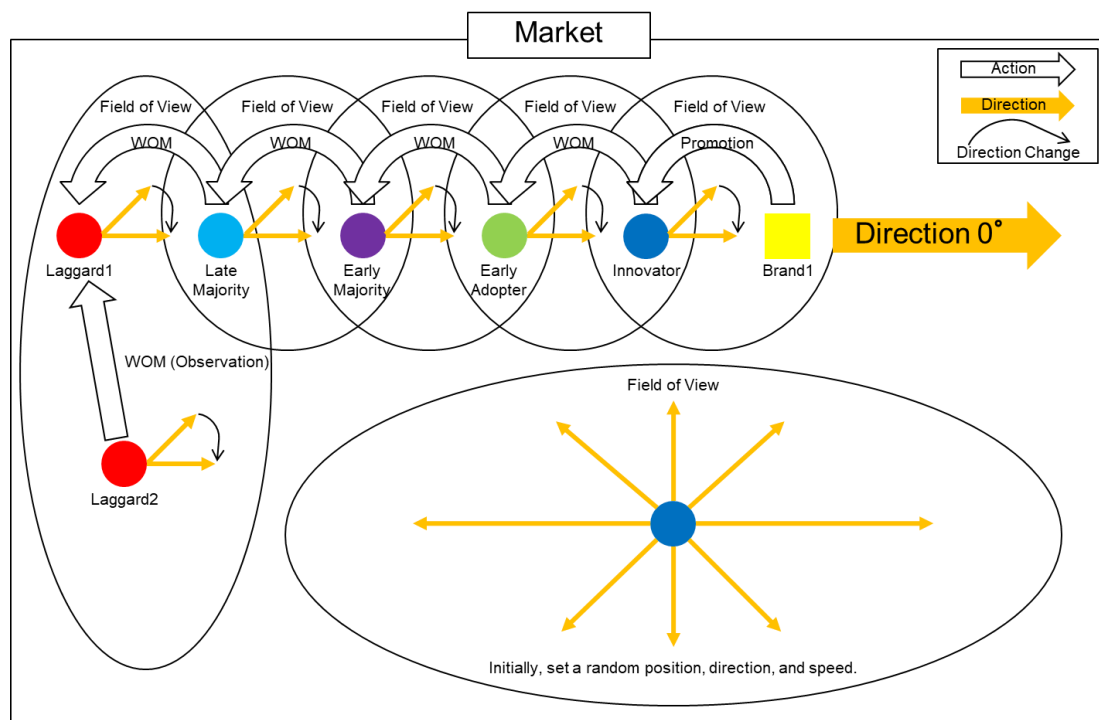


図 3.1 マーケット空間モデルの構造

本モデルのプロモーション (Promotion) の定義について述べる。消費者が日々多くの情報に接する中で、新商品を認知するきっかけ、もしくは購買を促す手段として企業側からのプロモーションがある。最寄品も、新商品発売時にリアルと Web を通じたプロモーション展開によって多くの消費者に認知される。ブランドエージェント (Brand1) はマーケット空間 (Market) 内で、認識範囲 (Field of View) のユーザエージェント (図 3.1 の Innovator) に新商品に関する情報をプロモーション (Promotion) によって伝達する。ブランドエージェントは、一般社会もしくはネット社会上で新商品の販売促進をする企業の役割を果たし、マー

ケット空間内でプロモーションをする．商品未購入ユーザエージェントは，ブランドエージェントから得たプロモーションを基に，新商品を購入するか否かを判断する．新商品を購入する場合は，ユーザエージェントの方角（Direction）をブランドエージェントと同じ 0 度にする．方角を 0 度にする理由は，最寄品は繰り返し購買が多いため，ブランドエージェントの固定方角 0 度に合わせることで，モデルをリピート購買型に拡張する際にユーザエージェントとブランドエージェント間の情報伝達をしやすくするためである．

イノベーター（Innovator），アーリーアダプター（Early Adopter），アーリーマジョリティ（Early Majority），レイトマジョリティ（Late Majority），ラガード（Laggard）の 5 種の購買グループのユーザエージェントはマーケット空間内で，周囲の他のユーザエージェントに新商品に関する情報を口コミ（WOM）で伝達する．新商品を購入したイノベーター，アーリーアダプター等は，新商品に関する一般社会上もしくはネット社会上でのオピニオンリーダーの役割を果たし，マーケット空間内で口コミを通じて情報伝達する．アーリーマジョリティ，レイトマジョリティ等は，イノベーター，アーリーアダプター等から得た口コミを基に，新商品を購入するか否かを判断し，購入した場合は新商品に関する情報をラガード等にも口コミで情報伝達する．尚，通常の口コミと同様に，消費者は観察型の口コミによって商品を購入しやすいという調査結果がある[106]．そこで本モデルでは，商品未購入のユーザエージェント（図 3.1 の Laggard2）は同一購買グループの商品購入済みユーザエージェント（図 3.1 の Laggard1）を観察（Observation）することで購入するか否かの判断も可能にする．

このようにマーケット空間では，ブランドエージェントが商品未購入ユーザエージェントにプロモーションをし，オピニオンリーダーのユーザエージェントがフォロワーのユーザエージェントに口コミをし，同一購買グループのユーザエージェント間で観察型の口コミが発生することで徐々に新商品が購入される．

マーケット空間の形状は，サイズが 467×467 のメッシュ構造の空間格子で，初期の空間内でユーザエージェントの配置，方角，移動速度はランダムにした．マーケット空間でのユーザエージェントの移動は，一般社会上もしくはネット社会上の消費者の情報収集活動と見なす．図 3.1 に示した口コミ伝達範囲はイノベーターが 3 近傍（7 セル $\times$ 7 セルの正方形内），アーリーアダプターとアーリーマジョリティとレイトマジョリティが 1 近傍（3 セル $\times$ 3 セルの正方形内）であり，範囲内の条件を満たした全ユーザエージェントに対して口コミ可能である．ここで，条件を満たしたユーザエージェントとは，まだ新商品を購入していない別購買グループのユーザエージェントである．

次に口コミを受け取ったクラスター（購買グループ） t 内のユーザエージェントは，購入確率を $IS_t^{\theta \neq 0^\circ} / \max_{1 \leq j \leq n} IS_j$ と $\delta_{t,t'}^{\theta \neq 0^\circ, \theta = 0^\circ} / \max \delta_{j,k}$ として，式(3.1)の $IS_t^{\theta \neq 0^\circ} / \max_{1 \leq j \leq n} IS_j \geq z$ か

$\delta_{t,t'}^{\theta \neq 0^\circ, \theta = 0^\circ} / \max \delta_{j,k} \geq z$ の条件を満たした場合、方角 θ_t を 0 度にし、新商品を購入する。

$$\theta_t = \begin{cases} 0^\circ & \text{if } \frac{IS_t^{\theta \neq 0^\circ}}{\max_{1 \leq j \leq n} IS_j} \geq z \text{ or } \frac{\delta_{t,t'}^{\theta \neq 0^\circ, \theta = 0^\circ}}{\max \delta_{j,k}} \geq z, \\ \theta_t & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3.1)$$

ここで $IS_t^{\theta \neq 0^\circ}$ は、商品未購入ユーザエージェントの革新性（イノベータースコア）、 $\max_{1 \leq j \leq n} IS_j$ は、全ユーザエージェントの革新性の最大値、 $\delta_{t,t'}^{\theta \neq 0^\circ, \theta = 0^\circ}$ は商品未購入ユーザエージェントと商品購入済みユーザエージェントの類似度、 $\max \delta_{j,k}$ は全ユーザエージェント間の類似度の最大値、 $(z \sim U[0,1])$ は、0.0 以上 1.0 未満の範囲の一様乱数である。尚、ユーザエージェント間の類似度算出方法の例を表 3.1 に示す。

表 3.1 ユーザエージェント間の類似度算出方法

評価項目	回答と類似度ポイント										
性別 (SA)	男性 1	女性 1									
⋮	⋮	⋮									
飲料購入時重視視点 (MA)	果汁感	アルコール度数	味の種類	ロコミ	ブランド	料理との相性	価格・コスバ	話題性	機能性	普段飲料を購入しない	その他
	1/11	1/11	1/11	1/11	1/11	1/11	1/11	1/11	1/11	1/11	1/11

各評価項目の最小ポイントを 0、最大ポイントを 1 とし、選択肢数や選択肢内容等に応じて選択肢のポイント割付処理を行い、ユーザエージェント間の類似度ポイントを算出した。例えば、ある基本属性が単一回答型質問項目で性別の評価項目に該当する場合、各選択肢に対するポイントは、男性を 1、女性を 1 とし、ユーザエージェント間の回答が一致した場合はポイントを付与する。また、あるアンケート項目が複数回答型質問項目で飲料購入時重視視点の評価項目に該当する場合、各選択肢のポイントを同値にして全ての選択肢の回答が一致した場合の最大ポイントを 1 にした。ユーザエージェント間の類似度は、パーソナリティやライフスタイル等が類似している消費者同士は購買行動上の相互作用を起こしやすいという想定から算出している。商品未購入ユーザエージェントが新商品を購入したら、そのユーザエージェントは近傍内の他の商品未購入ユーザエージェントに対してロコミで情報伝達する。

商品未購入ユーザエージェントは観察型の口コミによる情報伝達を vw_t 近傍内で行うものとする。すなわち商品未購入ユーザエージェントの vw_t 近傍に flw_t 以上の同一購買グループの商品購入済みユーザエージェントがいる場合、 vw_t 近傍の商品購入済みユーザエージェントを観察し式(3.1)により新商品を購入するか否かを判断する。仮に vw_t が大きく、 flw_t が小さい場合は、観察型の口コミが商品未購入ユーザエージェントに与える影響力は大きいと想定し、 vw_t が小さく、 flw_t が大きい場合は、影響力は小さいと想定する。

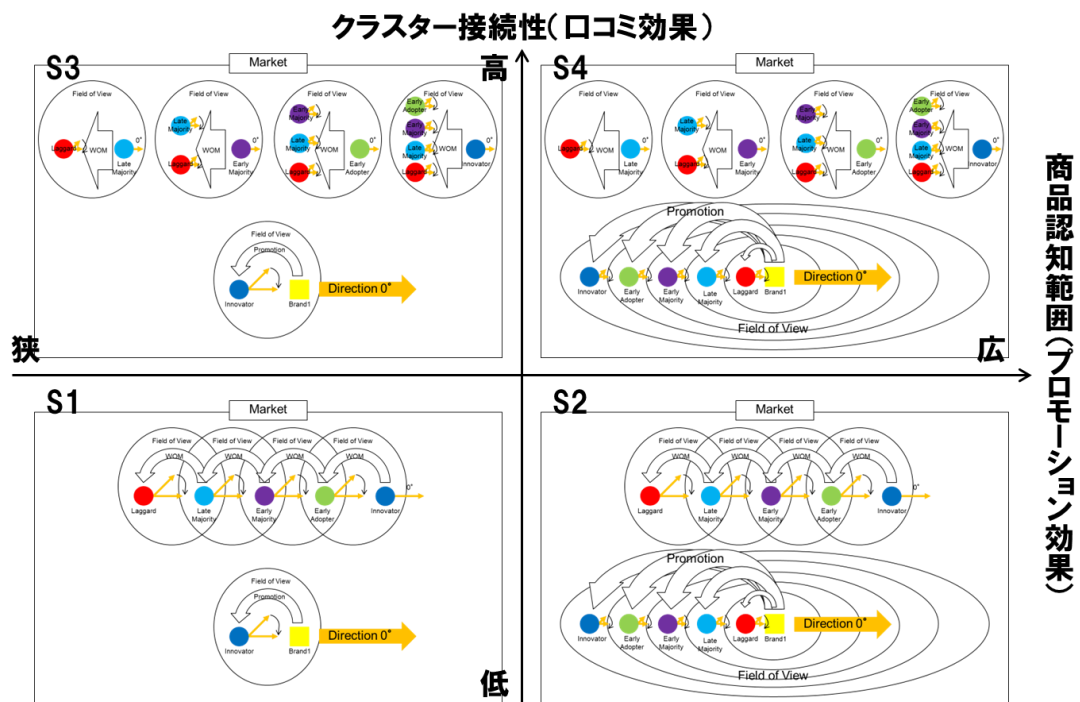
また、最寄品は新商品発売時からプロモーションを通じて商品情報が流れ最寄品市場に陳列され、消費者は商品情報と接する機会が多くなる。

ブランドエージェントにプロモーション伝達範囲を設定する。尚、初期の空間内でのブランドエージェントの配置、移動速度はランダムにし、方角は固定で 0 度にした。マーケット空間でのブランドエージェントの移動は、一般社会上もしくはネット社会上で消費者を探索するターゲティング活動である。図 3.1 に示したプロモーション伝達範囲は 15 近傍 (31 セル $\times$ 31 セルの正方形内) であり、範囲内の条件を満たした全イノベーターに対してプロモーションが可能である。ここで、条件を満たしたイノベーターとは、まだ新商品を購入していないイノベーターのユーザエージェントを指す。

次にプロモーションを受け取ったイノベーターのユーザエージェントは、購入確率を $IS_t^{\theta \neq 0^\circ} / \max_{1 \leq j \leq n} IS_j$ として、式(3.2)の $IS_t^{\theta \neq 0^\circ} / \max_{1 \leq j \leq n} IS_j \geq z$ の条件を満たした場合、方角 θ_t を 0 度にし、新商品を購入する。

$$\theta_t = \begin{cases} 0^\circ & \text{if } \frac{IS_t^{\theta \neq 0^\circ}}{\max_{1 \leq j \leq n} IS_j} \geq z, \\ \theta_t & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3.2)$$

また、ユーザエージェントが口コミ情報とプロモーション情報を受け取る機会は必ずしも一定ではないため、それぞれの接触範囲は口コミ効果を表すクラスター接続性、プロモーション効果を表す商品認知範囲で分類する。クラスター接続性の高低と、商品認知範囲の広狭におけるキャズムや新商品の普及への影響を評価するために、図 3.2 に示すシナリオ (S1 ~ S4) を構築した。



(S1)ブランドエージェントは伝達範囲内のイノベーターのみに対してプロモーションが可能で、ユーザエージェントの口コミ伝達範囲については、イノベーターはアーリーアダプターのみ、アーリーアダプターはアーリーマジョリティのみ、アーリーマジョリティはレイトマジョリティのみ、レイトマジョリティはラガードのみに対して可能である。(S2)ブランドエージェントは伝達範囲内のイノベーターからラガードまでプロモーションが可能で、ユーザエージェントの口コミ伝達範囲は S1 と同様である。(S3)ブランドエージェントのプロモーション伝達範囲は S1 と同様で、ユーザエージェントの口コミ伝達範囲については、イノベーターはアーリーアダプターからラガードまで、アーリーアダプターはアーリーマジョリティからラガードまで、アーリーマジョリティはレイトマジョリティとラガードに、レイトマジョリティはラガードのみに対して可能である。(S4)ブランドエージェントのプロモーション伝達範囲は S2 と同様で、ユーザエージェントの口コミ伝達範囲は S3 と同様な市場状況を表す。それぞれのシナリオの口コミ伝達範囲とプロモーション伝達範囲は既存研究[96], [99], [100]を参考に表 3.2～表 3.4 と設定した。

表 3.2 S1 と S2 の口コミ伝達範囲（近傍の値）

購入\未購入	Innovator	EarlyAdopter	EarlyMajority	LateMajority	Laggard
Innovator		3			
EarlyAdopter			1		
EarlyMajority				1	
LateMajority					1
Laggard					

表 3.3 S3 と S4 の口コミ伝達範囲（近傍の値）

購入\未購入	Innovator	EarlyAdopter	EarlyMajority	LateMajority	Laggard
Innovator		3	2	1	1
EarlyAdopter			1	1	1
EarlyMajority				1	1
LateMajority					1
Laggard					

表 3.4 シナリオごとのプロモーション伝達範囲（近傍の値）

BrandI\User	Innovator	EarlyAdopter	EarlyMajority	LateMajority	Laggard
S1 と S3	15				
S2 と S4	15	11.5	8	4.5	1

尚、図 3.1 に示した口コミ伝達範囲とプロモーション伝達範囲は S1 と同様である。

各ステップにおいてユーザエージェントは次のように動作する。

1. 全てのユーザエージェントをランダムな配置，方角，移動速度でマーケット空間に配置する。
2. 商品未購入ユーザエージェントは処理 1 の方角，移動速度でマーケット空間を移動する。
3. 商品未購入ユーザエージェントは vw_t 近傍に flw_t 以上の同一購買グループの商品購入済みユーザエージェントがいる場合，式(3.1)により新商品を購入するか否かを判断する。
4. 商品未購入ユーザエージェントは新商品を購入しない場合，方角と移動速度をランダムに変える。
5. 商品購入済みユーザエージェントは 0 度の方角，処理 1 の移動速度でマーケット空間を

移動する.

6. 商品購入済みユーザエージェントは表 3.2 あるいは表 3.3 の近傍に別購買グループの商品未購入ユーザエージェントがいる場合, 式(3.1)により商品未購入ユーザエージェントに新商品を購入させるか否かを判断する.
7. 商品未購入ユーザエージェントは処理 2 に, 商品購入済みユーザエージェントは処理 5 に戻り, 全ての商品未購入ユーザエージェントが新商品を購入するまで繰り返す.

各ステップにおいてブランドエージェントは次のように動作する.

1. 全てのブランドエージェントをランダムな配置, 移動速度でマーケット空間に配置し, 方角は 0 度にする.
2. 処理 1 の方角, 移動速度でマーケット空間を移動する.
3. 表 3.4 の近傍に商品未購入ユーザエージェントがいる場合, 式(3.2)により商品未購入ユーザエージェントに新商品を購入させるか否かを判断する.
4. 処理 2 に戻り, 全ての商品未購入ユーザエージェントが新商品を購入するまで繰り返す.

キャズムは継続的な売上下落を検出する必要がある. そこで, 時系列データは, 一時的な売上上昇と売上減少が, ノイズとして含むことを考慮し, そのデータをロジスティック曲線モデルに当てはめて, 曲線モデルの予測売上よりも下振れしたデータをキャズムもしくはクラックとする. 本研究では, 新商品の普及過程で発生し得る売上下落量を計測する指標としてキャズム・アット・リスク (CaR) を提案する. CaR の算出方法を示す.

ロジスティック曲線は, 連続関数 L_1^t を時間 τ までの商品普及数の累積値として, 微分方程式(3.3)で記述される.

$$\frac{dL_1^t}{d\tau} = \frac{\rho}{v} L_1^t (v - L_1^t) \quad (3.3)$$

式(3.3)の解は式(3.4)である.

$$L_1^t = \frac{v}{1 + \lambda e^{-\rho t}} \quad (v > 0, \lambda > 0, \rho > 0) \quad (3.4)$$

ここで, λ, ρ, v は定数で v は飽和値である. この時, L_1^t は式(3.5), 式(3.6)の性質をもつ.

$$L_1^0 = \frac{v}{1 + \lambda} \quad (3.5)$$

$$\lim_{\tau \rightarrow \infty} L_1^t = v \quad (3.6)$$

L_1^τ を τ で微分し、対数をとった上で L_1^τ で2回割ると式(3.7)となる.

$$\log \frac{dL_1^\tau}{d\tau} / (L_1^\tau)^2 = \log \frac{\lambda\rho}{\nu} - \rho\tau \quad (3.7)$$

式(3.7)は未知パラメータの推定に利用できる. ロジスティック曲線モデルの時間 τ あたりの普及数 L_2^τ は式(3.8)のように計算される.

$$L_2^\tau = L_1^\tau - L_1^{\tau-1} \quad (3.8)$$

エージェント・ベース・モデルの時間あたりの普及数 OAD_2^τ とロジスティック曲線モデルの時間あたりの普及数 L_2^τ の差 ΔD_2^τ は式(3.9)となる.

$$\Delta D_2^\tau = OAD_2^\tau - L_2^\tau = (OAD_1^\tau - OAD_1^{\tau-1}) - (L_1^\tau - L_1^{\tau-1}) \quad (3.9)$$

$D_2 = \{\Delta D_2^1, \Delta D_2^2, \dots, \Delta D_2^\tau, \dots, \Delta D_2^m\}$ を時間あたりの普及数の差のデータとする. $\Delta D_2^\tau < 0$ となる普及数の差のデータを D_3 とし, その要素数を $|D_3|$ とすると, 平均 $\mu_{D_3} = E[D_3]$ は以下となる.

$$\Delta D_3^\tau = \begin{cases} \Delta D_2^\tau & \text{if } \Delta D_2^\tau < 0, \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3.10)$$

$$E[D_3] = \frac{1}{|D_3|} \sum_{\tau=1}^m \Delta D_3^\tau \quad (3.11)$$

また, 分散 $V[D_3]$ と標準偏差 $\sigma_{D_3} = \sqrt{V[D_3]}$ は式(3.12), 式(3.13)となる.

$$V[D_3] = E[(D_3 - E[D_3])^2] = \frac{1}{|D_3|-1} \sum_{\tau=1}^m (\Delta D_3^\tau)^2 \quad (3.12)$$

$$\sqrt{V[D_3]} = \sqrt{\frac{1}{|D_3|-1} \sum_{\tau=1}^m (\Delta D_3^\tau)^2} \quad (3.13)$$

CaR をキャズムもしくはクラックの検出で使う場合, データ集合 D_3 から, 平均と標準偏差を計算し, 平均から標準偏差を減らした式(3.14)をキャズムもしくはクラックしきい値とする.

$$\Delta D_3^\tau \leq \mu_{D_3} - \sigma_{D_3} \quad (3.14)$$

しきい値以下の時間あたりの普及数の差が観測された場合、キャズムもしくはクラックが発生したと見なす。ここで式(3.14)では、エージェント生成後の時間が小さい場合、キャズムもしくはクラック検出がされやすい。本研究のエージェント・ベース・モデルでは、市場への商品投入時に多くのエージェントが生成されるため、生成後の普及数の差の値幅が大きくなるが、それらの値でキャズムもしくはクラックが発生したと見なすことは適切ではないと考えられる。そこで本研究のキャズムもしくはクラックの定義については、市場への商品投入後の最初の販売期間を除き、時間あたりの普及数の差が $\Delta D_3^t \leq \mu_{D_3} - \sigma_{D_3}$ 以下となるケースをキャズムもしくはクラックが発生するとした。キャズム・アット・リスク $CaR[D_4]$ は以下と定義する。

$$\Delta D_4^t = \begin{cases} \Delta D_3^t & \text{if } \Delta D_3^t \leq \mu_{D_3} - \sigma_{D_3}, \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3.15)$$

$$CaR[D_4] = |\sum_{t=1}^m \Delta D_4^t| \quad (3.16)$$

3.2 提案モデルとキャズム・アット・リスクを適用した分析事例

まずは妥当性検証のため、Web 上のオンラインとリアル店舗のオフラインを行き来するユーザが集まる O2O サイトのデータを用いて、新商品普及過程とキャズムもしくはクラック発生を再現する。対象とする商品カテゴリーは、日経 POS 情報で日本経済新聞社が収集した 12 種類の飲料ブランドである。

提案モデルの妥当性を実際の新商品普及過程とキャズム発生再現可能性により評価する。そのため、実際に商品が売れていた期間および売上がなくなった日付を基に検証を行う。まず各商品の売上情報が発生した際の状況を調べた。例えば商品 AA に関する販売個数は 2022 年 6 月 4 日から発生し始め、2022 年 12 月 26 日以降には販売個数の情報がない。上記期間内の販売個数比率が累積で 90%以上になった時点で市場が飽和したと見なす。本実験で使用する各購買グループのユーザエージェントのパラメータ設定を表 3.5 と表 3.6 に記す。

表 3.5 各商品におけるユーザエージェントの共通のパラメータ設定

パラメータ	Innovator	EarlyAdopter	EarlyMajority	LateMajority	Laggard
人数	345	2,685	5,534	5,912	2,974
イノベータースコア (革新性) の平均	32,906	27,421	20,503	13,902	6,605

表 3.6 各商品におけるユーザエージェントのパラメータ設定

シナリオ／商品／パラメータ			Innovator	Early Adopter	Early Majority	Late Majority	Laggard
S1	商品 AA	vw_t	2	2	2	2	2
		flw_t	1	1	2	3	3
	商品 AB	vw_t	2	1	1	2	2
		flw_t	1	10	10	3	3
	商品 AC	vw_t	1	1	1	1	1
		flw_t	10	10	10	10	10
S2	商品 AD	vw_t	2	2	2	2	2
		flw_t	1	1	2	3	3
	商品 AE	vw_t	2	1	1	2	2
		flw_t	1	10	10	3	3
	商品 AF	vw_t	1	1	1	1	1
		flw_t	10	10	10	10	10
S3	商品 AG	vw_t	2	2	2	2	2
		flw_t	1	1	2	3	3
	商品 AH	vw_t	2	1	1	2	2
		flw_t	1	10	10	3	3
	商品 AI	vw_t	1	1	1	1	1
		flw_t	10	10	10	10	10
S4	商品 AJ	vw_t	2	2	2	2	2
		flw_t	1	1	2	3	3
	商品 AK	vw_t	2	1	1	2	2
		flw_t	1	10	10	3	3
	商品 AL	vw_t	1	1	1	1	1
		flw_t	10	10	10	10	10

表 3.5 のパラメータ設定では、2.2 節のデータを用いた。各購買グループのユーザエージェントの人数は、イノベータースコアの算出結果に基づき発生させた。表 3.6 は、ユーザエージェントの観察型口コミの影響度のパラメータを記しており、キャリブレーションにより設定した。ユーザエージェントの多様性を考慮するため、ユーザエージェントの類似度算出に必要なパラメータの設定は、パーソナリティやライフスタイル等を異なる値とする。パラ

メータ設定では、株式会社ドゥ・ハウス（現：株式会社エクスクリエ）が収集したユーザのアンケートデータを用いた。アンケートデータは、行動データの収集対象ユーザに対してアンケートを実施して取得したデータで、基本属性が性別、年代、居住地の3問、それら以外の飲料購入時重視点等で6問、計9問である。また、各商品におけるブランドエージェントの共通のパラメータ設定として、ブランドエージェントの数はNomakuchi and Takahashi[99]を参考に87とした。

また、実験では実データとシミュレーション結果を比較する必要がある。実データとシミュレーション結果では時間単位が異なるため、各商品の市場が飽和するまでの日数を市場が飽和するまでのステップ数で除し、その値をシミュレーション1ステップあたりの日数とした。そして、ステップ数を日数に変換した。

2つの手法を用いて提案モデルの妥当性を評価する。

商品普及数比のユークリッド距離

実データとシミュレーション結果のユークリッド距離を用いて類似性を評価する。全体の商品普及数に対するシミュレーションの1日あたりの商品普及数比を $ODR = \{ODR_1, ODR_2, \dots, ODR_m\}$ 、実データの1日あたりの商品普及数比（販売個数比）を $ODR' = \{ODR'_1, ODR'_2, \dots, ODR'_m\}$ と表す場合、ユークリッド距離 $d_{ODR, ODR'}$ は、式(3.17)で計算される。

$$d_{ODR, ODR'} = \sqrt{(ODR_1 - ODR'_1)^2 + (ODR_2 - ODR'_2)^2 + \dots + (ODR_m - ODR'_m)^2} = \sqrt{\sum_{i=1}^m (ODR_i - ODR'_i)^2} \quad (3.17)$$

各商品で市場が飽和するまでの日数が異なるため、その日数で商品普及数比のユークリッド距離を割った式(3.18)の値を比較する。

$$\frac{1}{m} \sqrt{\sum_{i=1}^m (ODR_i - ODR'_i)^2} \quad (3.18)$$

キャズム・アット・リスク比のユークリッド距離

全体の商品普及数に対するシミュレーションの1日あたりのキャズム・アット・リスク比を $CRR = \{CRR_1, CRR_2, \dots, CRR_m\}$ とし、実データの1日あたりのキャズム・アット・リスク比を $CRR' = \{CRR'_1, CRR'_2, \dots, CRR'_m\}$ と表す場合、ユークリッド距離 $d_{CRR, CRR'}$ は、式(3.19)で計算される。

$$d_{CRR, CRR'} = \sqrt{(CRR_1 - CRR'_1)^2 + (CRR_2 - CRR'_2)^2 + \dots + (CRR_m - CRR'_m)^2} =$$

$$\sqrt{\sum_{i=1}^m (CRR_i - CRR'_i)^2} \quad (3.19)$$

各商品の市場が飽和するまでの日数でキャズム・アット・リスク比のユークリッド距離を割った式(3.20)の値を比較する.

$$\frac{1}{m} \sqrt{\sum_{i=1}^m (CRR_i - CRR'_i)^2} \quad (3.20)$$

また, 本実験用に改良した従来モデル[99]との比較も合わせて行う. 従来モデルの実験設定について, 各購買グループのユーザエージェントの人数は表 3.5 と同様である. 従来モデルでは S1 のみのシナリオを考慮しているため, ロコミ伝達範囲とプロモーション伝達範囲は図 3.2 の S1 と同様である. ユーザエージェントの観察型ロコミの影響度のパラメータの設定は表 3.6 と同様である. ただし, 従来モデルでは S1 のみのシナリオを考慮しているため, 例えば S1 の商品 AA のパラメータ設定は, S2 の商品 AD, S3 の商品 AG, S4 の商品 AJ と同様になる. そのため, これら 4 商品の従来モデルでの実験結果は同じものを用い, 提案モデルと比較する. ブランドエージェントの数は提案モデルと同様の 87 である.

各ステップにおいて, 従来モデルのユーザエージェントは次のように動作する.

1. 全てのユーザエージェントをランダムな配置, 方角, 移動速度でマーケット空間に配置する.
2. 商品未購入ユーザエージェントは処理 1 の方角, 移動速度でマーケット空間を移動する.
3. 商品未購入ユーザエージェントは vw_t 近傍に flw_t 以上の同一購買グループの商品購入済みユーザエージェントがいる場合, 新商品を購入する.
4. 商品未購入ユーザエージェントは新商品を購入しない場合, 方角と移動速度をランダムに変える.
5. 商品購入済みユーザエージェントは 0 度の方角, 処理 1 の移動速度でマーケット空間を移動する.
6. 商品購入済みユーザエージェントは表 3.2 の近傍に別購買グループの商品未購入ユーザエージェントがいる場合, 商品未購入ユーザエージェントに新商品を購入させる.
7. 商品未購入ユーザエージェントは処理 2 に, 商品購入済みユーザエージェントは処理 5 に戻り, 全ての商品未購入ユーザエージェントが新商品を購入するまで繰り返す.

各ステップにおいて従来モデルのブランドエージェントは次のように動作する.

1. 全てのブランドエージェントをランダムな配置, 移動速度でマーケット空間に配置し, 方角は 0 度にする.

2. 処理 1 の方角，移動速度でマーケット空間を移動する．
 3. 15 近傍にイノベーターの商品未購入ユーザエージェントがいる場合，商品未購入ユーザエージェントに新商品を購入させる．
 4. 処理 2 に戻り，全ての商品未購入ユーザエージェントが新商品を購入するまで繰り返す．
- ただし，ユークリッド距離については従来モデルと提案モデルでシミュレーションのステップ数が異なる．そのため，従来モデルについても各商品の市場が飽和するまでの日数を市場が飽和するまでのステップ数で除し，その値をシミュレーション 1 ステップあたりの日数とし，ステップ数を日数に変換する．その後，各商品の市場が飽和するまでの日数でユークリッド距離を割った値を比較する．表 3.7 に各商品の市場が飽和するまでの期間を示す．

表 3.7 検証対象商品の市場が飽和するまでの期間

商品	実データ (2022 年)	提案モデル	従来モデル
商品 AA	6 月 4 日 - 6 月 27 日	Step1 - 547	Step1 - 504
商品 AB	1 月 8 日 - 2 月 9 日	Step1 - 785	Step1 - 878
商品 AC	3 月 5 日 - 4 月 22 日	Step1 - 876	Step1 - 1023
商品 AD	6 月 19 日 - 7 月 14 日	Step1 - 437	Step1 - 504
商品 AE	2 月 11 日 - 3 月 17 日	Step1 - 540	Step1 - 878
商品 AF	1 月 8 日 - 3 月 6 日	Step1 - 570	Step1 - 1023
商品 AG	1 月 8 日 - 2 月 6 日	Step1 - 484	Step1 - 504
商品 AH	3 月 5 日 - 4 月 20 日	Step1 - 768	Step1 - 878
商品 AI	2 月 16 日 - 4 月 10 日	Step1 - 859	Step1 - 1023
商品 AJ	1 月 3 日 - 3 月 18 日	Step1 - 409	Step1 - 504
商品 AK	4 月 3 日 - 5 月 26 日	Step1 - 520	Step1 - 878
商品 AL	1 月 8 日 - 3 月 14 日	Step1 - 525	Step1 - 1023

表 3.8 に 1 日あたりの商品普及数比のユークリッド距離を記し，表 3.9 に 1 日あたりのキャズム・アット・リスク比のユークリッド距離を記す．

表 3.8 商品普及数比のユークリッド距離

S1	商品 AA	商品 AB	商品 AC	平均
提案モデル	0.01441	0.01011	0.00885	0.01112
従来モデル	0.01435	0.01179	0.00807	0.01140
S2	商品 AD	商品 AE	商品 AF	平均
提案モデル	0.01211	0.01464	0.00650	0.01108
従来モデル	0.02119	0.01164	0.00835	0.01373
S3	商品 AG	商品 AH	商品 AI	平均
提案モデル	0.01156	0.00715	0.00837	0.00903
従来モデル	0.01573	0.00854	0.00861	0.01096
S4	商品 AJ	商品 AK	商品 AL	平均
提案モデル	0.00777	0.00608	0.00656	0.00680
従来モデル	0.00938	0.00998	0.00847	0.00928

表 3.9 キャズム・アット・リスク比のユークリッド距離

S1	商品 AA	商品 AB	商品 AC	平均
提案モデル	0.00096	0.00107	0.00097	0.00100
従来モデル	0.00193	0.00086	0.00118	0.00132
S2	商品 AD	商品 AE	商品 AF	平均
提案モデル	0.00137	0.00096	0.00088	0.00107
従来モデル	0.00166	0.00195	0.00058	0.00139
S3	商品 AG	商品 AH	商品 AI	平均
提案モデル	0.00131	0.00104	0.00147	0.00127
従来モデル	0.00162	0.00086	0.00165	0.00138
S4	商品 AJ	商品 AK	商品 AL	平均
提案モデル	0.00061	0.00082	0.00102	0.00082
従来モデル	0.00079	0.00065	0.00106	0.00083

商品普及数比のユークリッド距離は、S1, S2, S3, S4 とともに従来モデルよりも平均の距離が短い。商品 AA, AC, AE の距離が従来モデルよりも大きい。その他の商品は距離が短く、平均的には距離が短い。さらに、キャズム・アット・リスク比のユークリッド距離も、S1, S2, S3, S4 とともに従来モデルよりも平均の距離が短い。商品 AB, AF, AH, AK の距離

が従来モデルよりも大きい、その他の商品は距離が短く、平均的には距離が短い。よって、提案モデルは飲料ブランドにおける新商品に関する普及過程とキャズム発生の再現性を有する。

次に、商品 AA, AD, AG, AJ に関する普及過程とキャズム発生の再現結果を図 3.3 に示す。

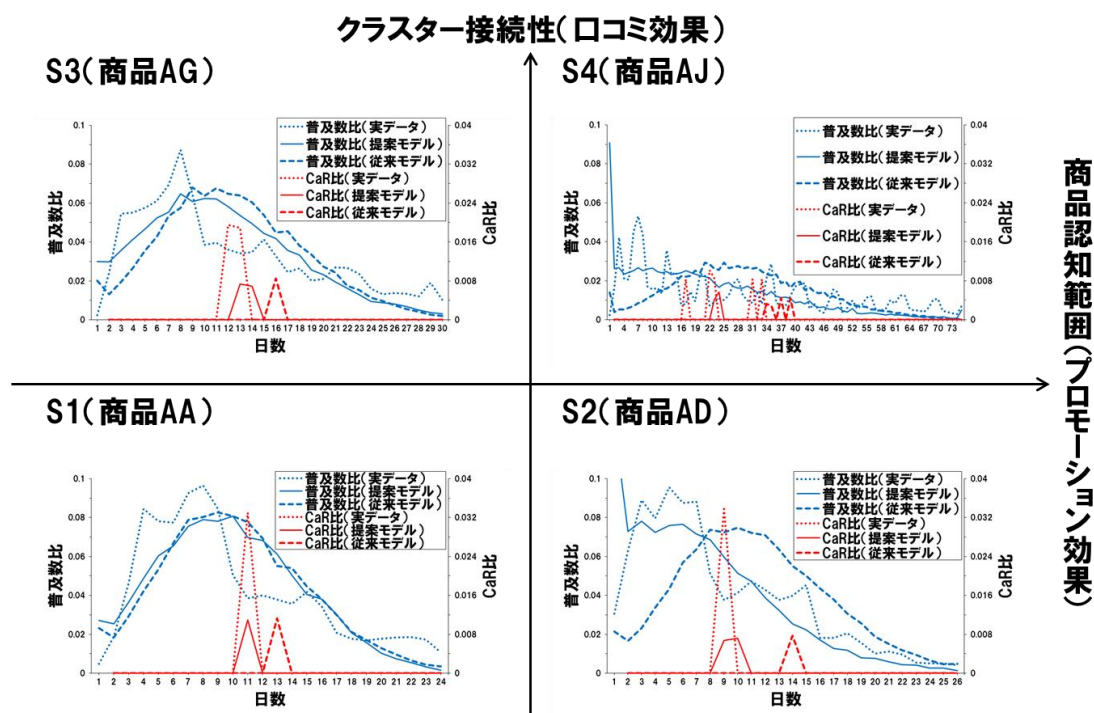


図 3.3 商品 AA, AD, AG, AJ に関する普及過程とキャズム発生の再現結果

S1 と S3 より、商品 AA と AG は実データよりも初期での商品普及が遅れており、普及数比の山が高くなったあたりで実データよりも購入者数が増えているものの、ある程度実データと一致している。また、キャズム・アット・リスク比の値は実データと乖離しているが、キャズム発生時期はある程度実データと一致している。S2 と S4 より、商品 AD と AJ は実データよりも初期での商品普及が早く、中盤の日数あたりで実データよりも購入者数が減っているものの、ある程度実データと一致している。また、キャズム・アット・リスク比の値は実データと乖離しているが、商品 AD のキャズム発生時期はある程度実データと一致している。商品 AJ のキャズム発生時期は、一部実データと乖離している。

次に、商品 AB, AE, AH, AK に関する普及過程とキャズム発生の再現結果を図 3.4 に示す。

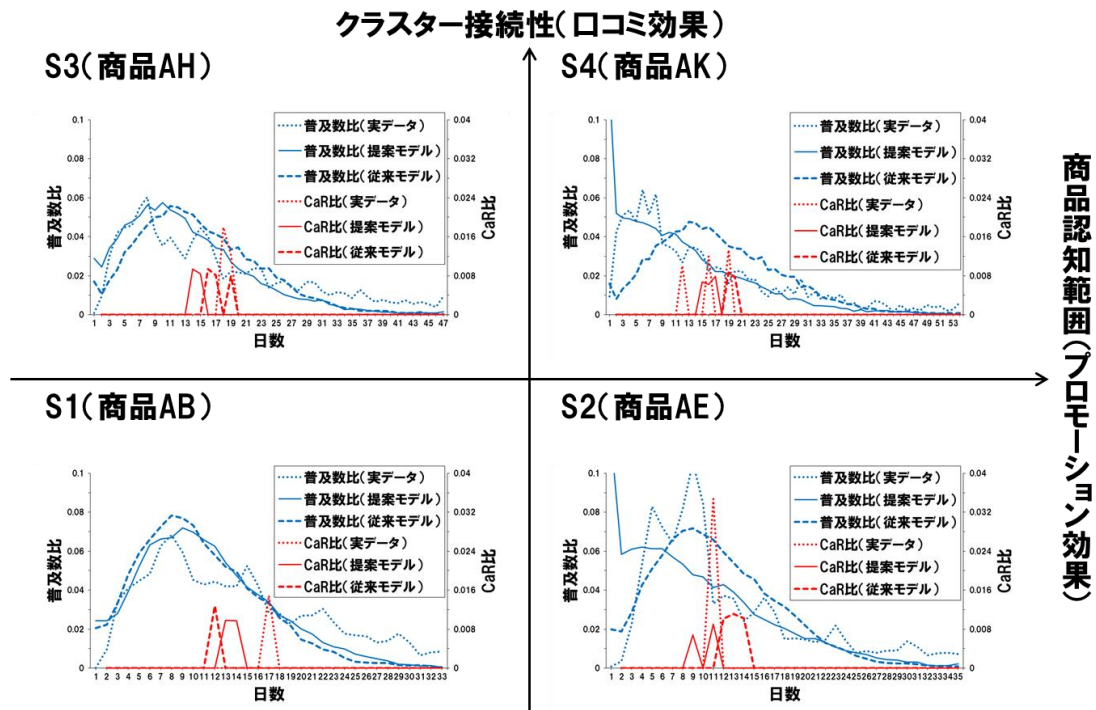


図 3.4 商品 AB, AE, AH, AK に関する普及過程とキャズム発生の再現結果

S1 と S3 から、商品 AB と AH の普及の様子は一部実データと乖離しているが、ある程度再現できている。また、キャズム・アット・リスク比の値はある程度実データと一致しているが、キャズム発生時期は、実データと乖離している部分がある。S2 と S4 より、商品 AE と AK は実データよりも初期での商品普及が早く、購入者数が多いものの、ある程度実データと一致している。また、キャズム・アット・リスク比の値は実データと乖離しているが、商品 AE のキャズム発生時期は一部実データと一致している。商品 AK のキャズム発生時期は、一部実データと乖離している。

最後に、商品 AC, AF, AI, AL に関する普及過程とキャズム発生の再現結果を図 3.5 に示す。

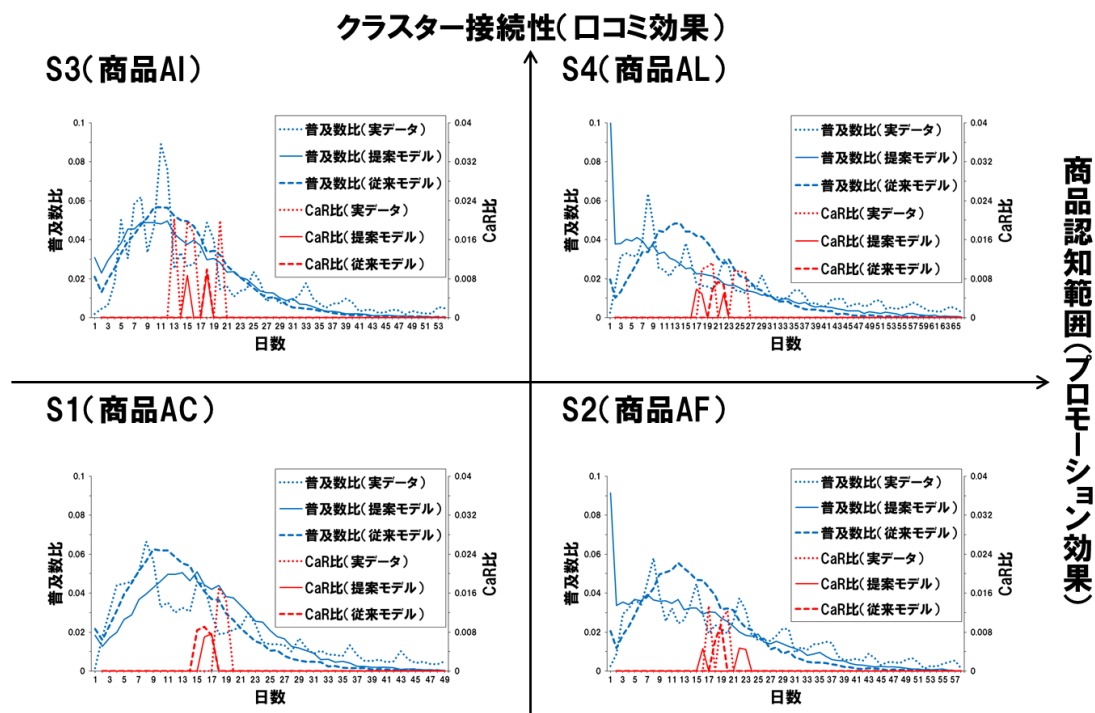


図 3.5 商品 AC, AF, AI, AL に関する普及過程とキャズム発生の再現結果

S1 より、商品 AC は実データよりも初期での商品普及が遅れており、普及数比の山が高くなったあたりで実データよりも購入者数が増えているものの、ある程度実データと一致している。S3 から、商品 AI の普及の様子は一部実データと乖離しているが、ある程度再現できている。また、商品 AC のキャズム・アット・リスク比の値は実データと乖離しているが、キャズム発生時期は一部実データと一致している。商品 AI のキャズム・アット・リスク比の値は実データと乖離しており、キャズム発生時期は、一部実データと乖離している。S2 と S4 より、商品 AF と AL は実データよりも初期での商品普及が早く、中盤の日数あたりで実データよりも購入者数が減っているものの、ある程度実データと一致している。また、キャズム・アット・リスク比の値は実データと乖離しており、キャズム発生時期は、一部実データと乖離している。

いくつかの実験では実データと比較すると、商品認知範囲の狭い(広い)市場で、初期商品普及比が小さく(大きく)なっている。これは実際のプロモーションとシミュレーション上のプロモーションの効果に乖離があり、ユーザーエージェントに情報が伝播しにくい、あるいは伝播しやすいことが原因と考えられる。今後、シミュレーション上のプロモーション効果に実際のプロモーション効果を反映して検証を進める必要がある。しかし、従来モデルでは考慮されていない商品認知範囲を考慮することにより、実際の現象にある程度近い現象を再現できた。よって、提案モデルは飲料ブランドにおける新商品に関する普及過程の再現性

を有する．また、いくつかの実験では実データと比較すると、キャズム・アット・リスク比が小さくなっており、キャズム発生時期に乖離がある．これは実際の売上下落よりもシミュレーション上の売上下落が小さく、キャズムもしくはクラックを検出しにくいことが原因と考えられる．今後、シミュレーション上の売上下落で実際の売上下落を再現できるようモデルを改善する必要がある．しかし、Nomakuchi and Takahashi の従来モデル[99]では、目検でキャズムもしくはクラック現象を検出しているが、キャズム・アット・リスクにより、実際の現象にある程度近い現象を定量的に検出できた．

続いて、本研究で提案したクラスター接続性と商品認知範囲の要素の必要性に関して述べる．これまで従来モデルでは図 3.2 の S1 のみを考慮した新商品普及モデルで再現実験を行っている．しかし、このモデルでは S2～S4 の新商品普及過程とキャズム発生の再現には至らなかった．今回、口コミ効果を表すクラスター接続性を考慮することにより S3 の新商品普及過程とキャズム発生を再現できた．また、消費者が商品を購入する際、企業のプロモーションを考慮して商品購入を行うこともあるため、商品認知範囲を考慮することは重要である．

また、式(3.1)、式(3.2)のように消費者が新商品を購入するか否かは消費者によって変わる．消費者の購入確率の考慮は、新商品普及過程やキャズム現象を表現するために重要である．なぜなら、消費者の購入確率（今回であれば革新性と類似度）を考慮しなければ、今回のような最寄品の売上推移における売上下落の検出には対応できないパターンが出てくると予想される．つまり、単にどの消費者も偏りなく商品購入を行えば、継続的な売上下落の発生期間が形成されず、キャズムもしくはクラックの検出ができないことがある．

続いて、消費者の口コミ効果の変化や企業のプロモーション効果が商品普及過程やキャズム現象に与える影響を検証する．実験の設定は商品 AA～AL と同様で、図 3.3～図 3.5 の提案モデルの実験結果と同じものを用い、時間はステップ数で表示する．飲料ブランドの新商品は S1～S4 で同様であるとし、口コミ効果とプロモーション効果、および観察型口コミの影響度のパラメータ vw_t と flw_t を変化させた際のキャズムへの影響を検証する．また、キャズム・アット・リスクについて式(3.14)では、ステップ数の値が日数の値より大きく、キャズムもしくはクラック検出がされやすい．本研究のエージェント・ベース・モデルでは、実データよりもデータが振動しているため、各ステップの普及数の差の値幅が大きくなるが、それらの値でキャズムもしくはクラックが発生したと見なすことは適切ではない．そこで本実験のキャズムもしくはクラックは、市場への商品投入後 6 ステップ以降に、ステップあたりの普及数の差が $\Delta D_3^T \leq \mu_{D_3} - 2\sigma_{D_3}$ 以下となるケースをキャズムもしくはクラックが発生するケースとした．

図 3.6 にシナリオごとの新商品普及数とキャズム・アット・リスクを記す（図 3.3 の実験結果）。

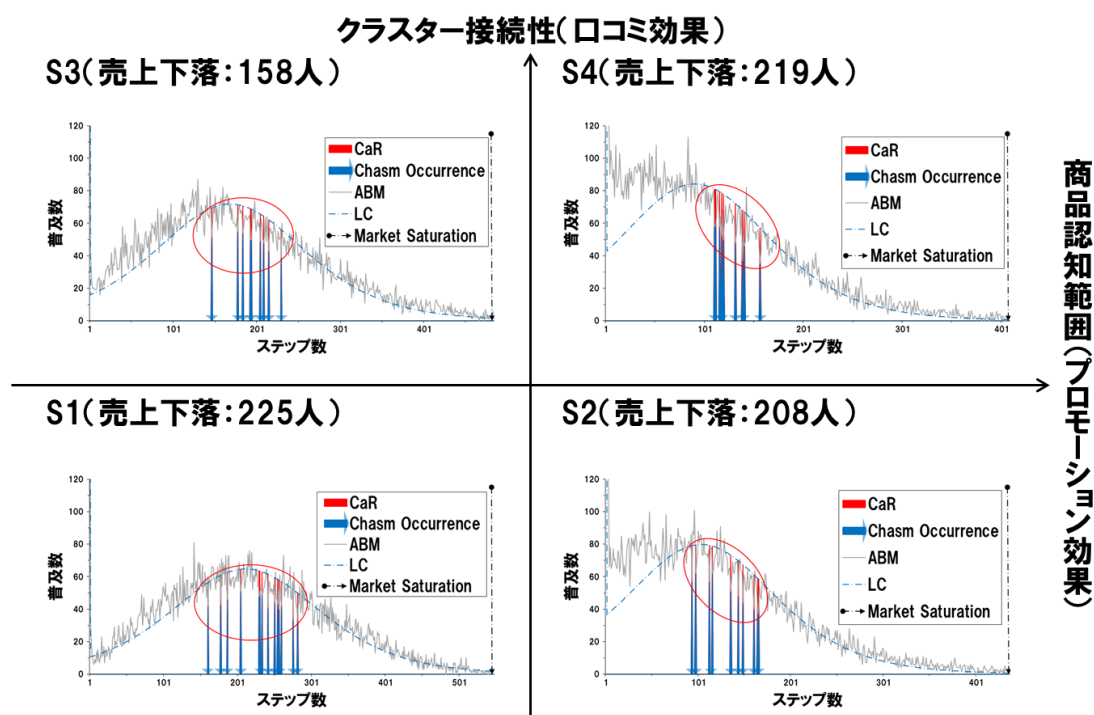


図 3.6 シナリオごとの新商品普及数とキャズム・アット・リスク（実験の条件 3.1）

グラフの中で振動している線がエージェント・ベース・モデル（ABM）のステップあたりの普及数、曲線がロジスティック曲線モデル（LC）のステップあたりの普及数である。ステップあたりのキャズム・アット・リスク（CaR）は赤い垂線であり、キャズム発生時期は青い矢印線である。尚、全体のキャズム・アット・リスクの値は各シナリオ上では売上下落という表現にしている。

エージェント・ベース・モデルのグラフの形状は、S1 と S3、S2 と S4 の間で類似しており、それぞれのシナリオの普及速度が異なっている。この意味で、クラスター接続性と商品認知範囲の 2 つが新商品の普及速度に影響を与えていると言える。

クラスター接続性が低いユーザエージェントの市場構造では、普及速度が遅く、市場が飽和するまでに時間がかかる。これは、クラスター接続性が高い市場では、あるユーザエージェントの購入の決定によりロコミが促進され、市場内の他ユーザエージェントの購入確率を高めるのに対し、クラスター接続性が低い市場では、商品購入済みユーザエージェントと接続された一部の他ユーザエージェントのみの購入確率を高め、その情報が市場で効率的に広がらないためである。

クラスター接続性とは異なり、商品認知範囲は普及速度だけでなく、エージェント・ベース・モデルのグラフの形状を変化させる。つまり、商品認知範囲が広いほど初期段階での購入数が多くなり、同一時期の商品認知範囲の狭い市場に比べて、早い時期に高い確率で購入者が現れることになる。

次に、シミュレーション結果を基に、キャズム・アット・リスク (CaR) を用いてキャズムもしくはクラックの検出を行った。それぞれのシナリオの売上下落は若干異なっている。この意味で、クラスター接続性と商品認知範囲の 2 つが新商品の普及速度だけでなく、売上下落にも多少影響を与えていると言える。実験の条件 3.1 の設定によれば、キャズム発生時期はユーザエージェントの購入確率の減衰の結果として現れる。レイトマジョリティやラガードと比較して、イノベーターやアーリーアダプターはイノベータースコアによる購入確率の値が高いため、一様乱数のしきい値を上回りやすいユーザエージェントが市場の初期段階で多く存在することになる。このようなイノベーターやアーリーアダプターの購入決定は、他のユーザエージェントへの口コミを促進させるため、普及過程が活性化されることになる。しかし、市場でレイトマジョリティやラガードの商品未購入者の数が相対的に増えると、普及速度は遅くなる。レイトマジョリティやラガードは購入の決定をするために、しきい値が適切なレベルに達するまで待たなければならない。以上の特徴により、市場が飽和するまで普及は初期段階で加速した後、減速し、結果としてキャズムもしくはクラックが発生する。

次に感度分析として、モデルのパラメータ vw_t と flw_t を変化させ、キャズム・アット・リスクの測定を行う実験をした。感度分析では、パラメータがキャズムもしくはクラックの発生に対して、どのような影響を与えるかを調べた。

図 3.7 にシナリオごとの新商品普及数とキャズム・アット・リスクを記す (図 3.4 の実験結果)。

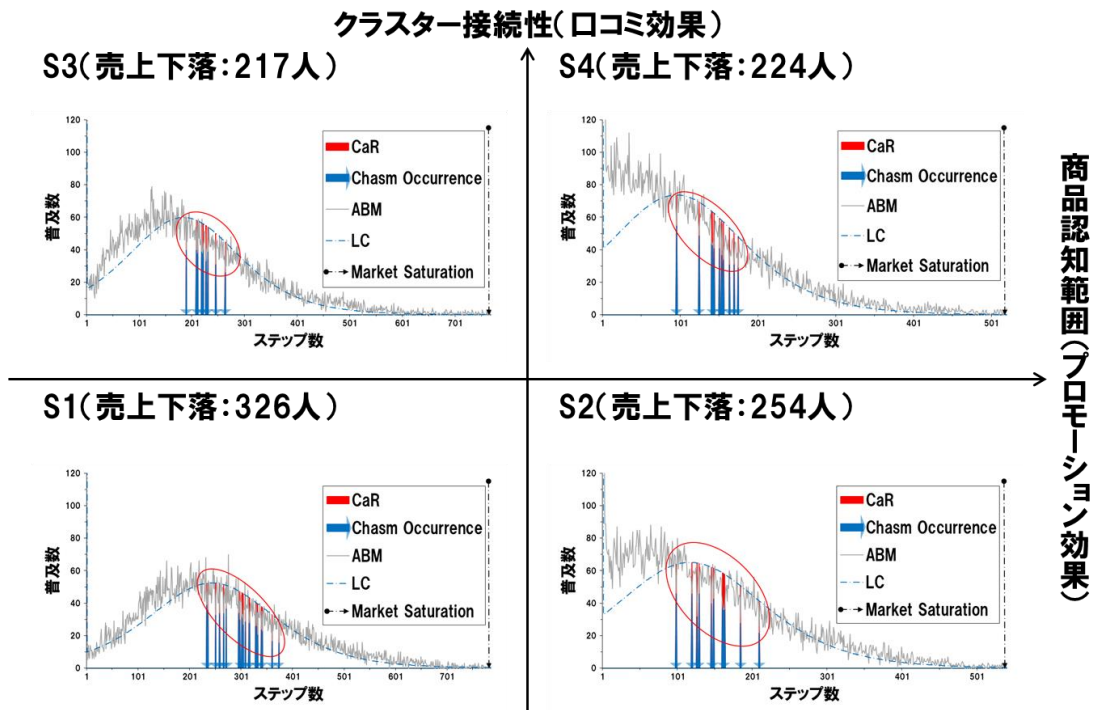


図 3.7 シナリオごとの新商品普及数とキャズム・アット・リスク (実験の条件 3.2)

図 3.7 から、 vw_t の値が小さいとき、そして、 flw_t の値が大きいときは、売上下落の値は若干変化することがわかる。また、図 3.6 と比較すると、各シナリオの市場飽和までの期間は長くなっていることがわかる。

図 3.8 に、パラメータをさらに変化させたシナリオごとの新商品普及数とキャズム・アット・リスクを記す(図 3.5 の実験結果)。

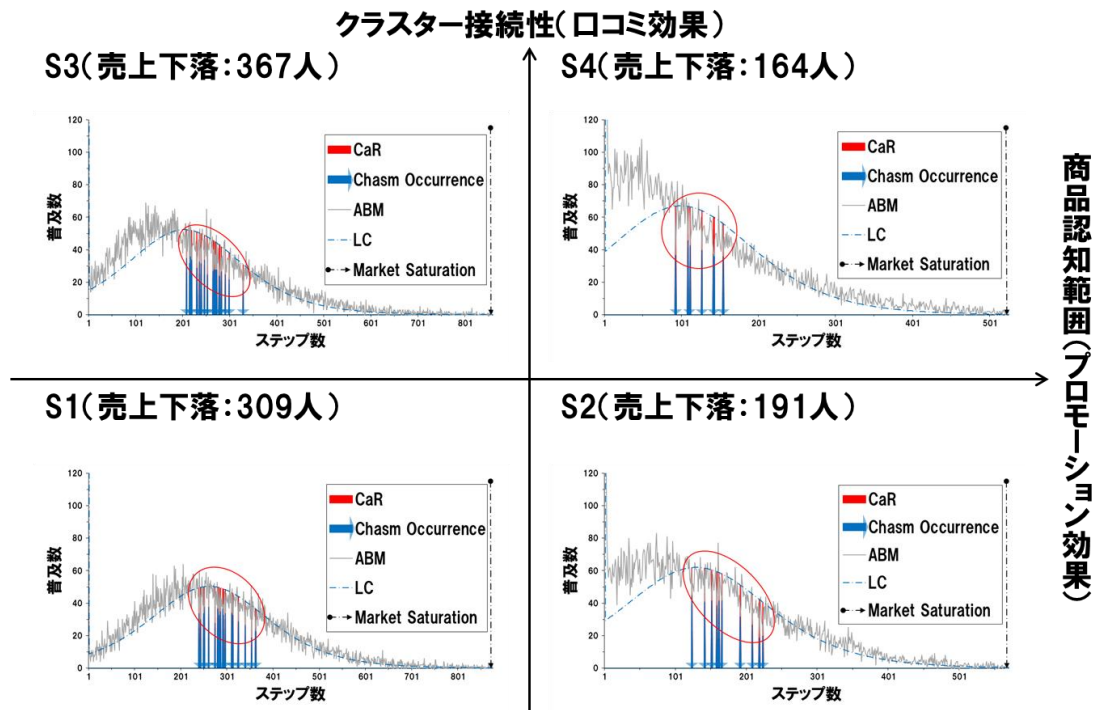


図 3.8 シナリオごとの新商品普及数とキャズム・アット・リスク (実験の条件 3.3)

図 3.8 から同様に、 vw_t の値が小さいとき、そして、 flw_t の値が大きいときは、売上下落の値は若干変化することがわかる。また、図 3.7 と比較すると、各シナリオの市場飽和までの期間は長くなっていることがわかる。

以上の結果より、本モデルにおいて、 vw_t と flw_t が商品普及速度の要因になることが明らかになった。さらに、クラスター接続性の高低と、商品認知範囲の広狭が市場における口コミ効果とプロモーション効果に影響を与えるという結果により、広く口コミを起こすオピニオンリーダーや、プロモーションの市場への投入が、商品普及速度に影響することが検証された。

分析結果より、 vw_t と flw_t が普及を減速させる値であっても、キャズムもしくはクラックの発生に影響を与えるわけではない。しかし、 vw_t と flw_t は各クラスター内での観察型の口コミの影響度を意味するパラメータであるので、その口コミ効果を高めるために、企業は尽力すべきであると考えられる。以前は、企業の口コミに対する操作可能性は低いと指摘されていた[28]。口コミと言えば、新商品を使用している人に直接会って使い心地等を聞いたり、使用しているシーンを直接目の当たりにすることで、商品の利便性を推し量る等、インターネットのような媒体を通さずに接触することを指していた[95]。以前は、消費者がそのような媒体を通さないで接触することは少ないと考えられるため、企業が口コミを操作できなかった。しかし、現在はインターネットの普及や、それに伴う SNS や商品の口コミサイ

ト等の発展により、消費者同士が接触する機会が増えていると考えられる。実際、食品等の最寄品を購入する前に、インターネットを使って口コミ情報を利用する人がいるといったデータもあり[36]、ネット上での口コミも購買行動に大きな影響を与えるようになってきている。このような現状より、企業は自社商品に関するサイトを運営して、口コミを起こすことが以前に増して可能になってきている。

一方、クラスター接続性はオピニオンリーダーによる別購買グループへの口コミ効果を意味する概念である。本モデルの vw_t と flw_t では、各購買グループ内の消費者は同一の購買グループ内の消費者のみに観察型の口コミを実施することを前提としているが、実際には、ある購買グループが別の購買グループに口コミをすることもあるだろう。そのため、実際は新商品を短期間に普及させるために、イノベーターやアーリーアダプターといったオピニオンリーダーを特定し、口コミを波及させるようにしなければならない。イノベーターやアーリーアダプターは、市場での消費者数が少ないため、特定できたとしても、すぐに口コミを起こすことは困難かもしれない。しかし、これらの特定は、市場へ新商品を短期間に普及させるための必要条件であるため、同業他社よりも先にイノベーターやアーリーアダプターにアプローチできるよう尽力すべきであると考えられる。

また、商品認知範囲はプロモーション効果を意味する概念である。プロモーションは市場へ新商品を短期間に普及させるための必要条件であるが、マーケティングコストが高い施策であるため、費用対効果を勘案した上で実施を検討すべきである。

3.3 本章のまとめ

ライフサイクルの短い食品等の最寄品市場について、マーケット空間に配置された企業（新商品）の行動と、5種の購買グループの消費者の消費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、市場飽和までの期間における新商品の販売量を推計する。さらに、キャズム・アット・リスクによって新商品の普及過程で発生し得る売上下落量を算出し、キャズムもしくはクラックを検出した。新商品はシミュレーションの初日に発売され、発売時点から一定期間経過すると発生するキャズムもしくはクラックを検出する。各消費者は同じ商品を重複して購入することではなく、新商品を購入した消費者は、未購入の消費者に対して、一般社会およびネット社会を通じて新商品の口コミをする。また、企業によるプロモーションも消費者に伝えられ、各消費者は新商品について、自身の革新性とユーザ同士の類似度を評価し、購入意思決定をする。

モデルの挙動が現実社会における最寄品市場での消費者行動をどれだけ反映しているかを検証するために、キャリブレートした提案モデルと従来モデルによるシミュレーション結果

の値と実データとの比較を行った。商品普及数比のユークリッド距離とキャズム・アット・リスク比のユークリッド距離の 2 点で比較した結果、シミュレーション結果の値と実データで一部乖離が見られたが、ある程度現実社会での最寄品市場における消費者行動と売上下落現象を反映できた。よって消費者の購入確率に基づいた個々の意思決定および消費者間の相互作用の影響に加え、プロモーションによる影響を同時に表現できるモデルを構築できた。

また、提案モデルを用い、消費者のロコミ効果の変化や企業のプロモーション効果が商品普及過程やキャズム現象に与える影響を検証した。その結果、キャズム発生時期は消費者の購入確率の減衰の結果として現れることがわかった。また、感度分析の結果より、新商品の普及を促進するためには、パラメータ vw_t とパラメータ flw_t の両方がともに望ましい値をとらなければならない。したがって、新商品を市場に普及させたい企業は、他社よりも先んじたオピニオンリーダーへのアプローチと、サイト運営による商品情報の流布を促進させることが新商品普及に必要であると考えられる。

次章では、本章のモデルを拡張して自社エージェント（自社商品）と競合エージェント（競合商品）が競争するモデルを作成し、売上下落現象への影響を検証する。

4. 競争環境を考慮した最寄品市場の売上下落現象の検出

4.1 企業間の競争を考慮した新商品普及モデル

商品間に競争関係があるときはそれぞれの普及に影響する．そこで，図 3.1 の基本モデルを拡張して自社エージェント（自社商品）と競合エージェント（競合商品）が競争する図 4.1 のモデルを作成する．

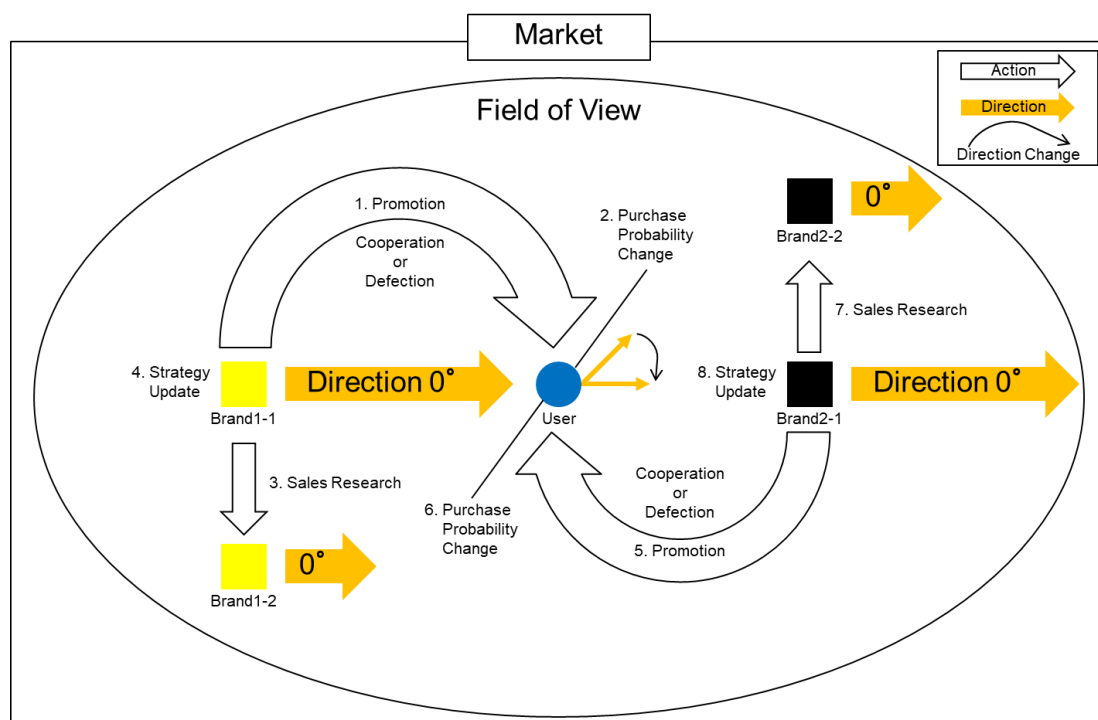


図 4.1 マーケット空間モデルの競争環境

尚，本モデルには自社商品と競合商品の 2 種が市場に存在するため，式(3.1)のロコミによるユーザエージェントの購入判断と，式(3.2)のプロモーションによるユーザエージェントの購入判断を次のように変更する．

ロコミを受け取ったクラスター（購買グループ） t 内のユーザエージェントは，購入確率を $IS_t^{sts} / \max_{1 \leq j \leq n} IS_j$ と $\delta_{t,t'}^{sts,sts} / \max \delta_{j,k}$ として，式(4.1)，式(4.2)の $IS_t^{sts} / \max_{1 \leq j \leq n} IS_j \geq z$ か $\delta_{t,t'}^{sts,sts} / \max \delta_{j,k} \geq z$ の条件を満たした場合，方角 θ_t を 0 度にし，自社商品（Brand1）あるいは競合商品（Brand2）を購入する．

$$sts_t = \begin{cases} 1(\text{Brand1 購入}) & \text{if } \frac{IS_t^{sts \neq 1}}{\max_{1 \leq j \leq n} IS_j} \geq z \text{ or } \frac{\delta_{t,t'}^{sts \neq 1, sts=1}}{\max \delta_{j,k}} \geq z, \\ 2(\text{Brand2 購入}) & \text{if } \frac{IS_t^{sts \neq 2}}{\max_{1 \leq j \leq n} IS_j} \geq z \text{ or } \frac{\delta_{t,t'}^{sts \neq 2, sts=2}}{\max \delta_{j,k}} \geq z, \\ 1(\text{Brand1 と 2 購入}) & \text{if } \frac{IS_t^{sts \neq 3}}{\max_{1 \leq j \leq n} IS_j} \geq z \text{ or } \frac{\delta_{t,t'}^{sts \neq 3, sts=3}}{\max \delta_{j,k}} \geq z, \\ sts_t & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4.1)$$

$$\theta_t = \begin{cases} 0^\circ & \text{if } \frac{IS_t^{sts=0}}{\max_{1 \leq j \leq n} IS_j} \geq z \text{ or } \frac{\delta_{t,t'}^{sts=0, sts \neq 0}}{\max \delta_{j,k}} \geq z, \\ \theta_t & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4.2)$$

ここで IS_t^{sts} は、商品未購入ユーザエージェントの革新性、 $\delta_{t,t'}^{sts, sts}$ は商品未購入ユーザエージェントと商品購入済みユーザエージェントの類似度、 $sts = 0$ は、商品未購入のステータスである。

プロモーションを受け取ったユーザエージェントは、購入確率を $IS_t^{sts} / \max_{1 \leq j \leq n} IS_j$ として、式(4.3)、式(4.4)の $IS_t^{sts} / \max_{1 \leq j \leq n} IS_j \geq z$ の条件を満たした場合、方角 θ_t を 0 度にし、自社商品 (Brand1) あるいは競合商品 (Brand2) を購入する。

$$sts_t = \begin{cases} 1(\text{Brand1 購入}) & \text{if } \frac{IS_t^{sts \neq 1}}{\max_{1 \leq j \leq n} IS_j} \geq z, \\ 2(\text{Brand2 購入}) & \text{if } \frac{IS_t^{sts \neq 2}}{\max_{1 \leq j \leq n} IS_j} \geq z, \\ 1(\text{Brand1 と 2 購入}) & \text{if } \frac{IS_t^{sts \neq 3}}{\max_{1 \leq j \leq n} IS_j} \geq z, \\ sts_t & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4.3)$$

$$\theta_t = \begin{cases} 0^\circ & \text{if } \frac{IS_t^{sts=0}}{\max_{1 \leq j \leq n} IS_j} \geq z, \\ \theta_t & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4.4)$$

マーケット空間モデルの競争環境では、自社エージェントと競合エージェントが商品未購入ユーザエージェントにプロモーションをし、さらに競合しないブランドエージェント同士で顧客獲得数を伝達し、顧客獲得数が少ないブランドエージェントはその数が多いブランドエージェントの戦略を模倣する。

競合エージェント (Brand2-1 と Brand2-2) は開始から τ_p ステップ後にマーケット空間 (Market) に参入する。競合エージェントのプロモーション (Promotion) は参入後に実施される。自社エージェント (Brand1-1 と Brand1-2) と競合エージェントのパラメータは図3.1の基本モデルと同一とする。自社エージェント (Brand1-1) と競合エージェント (Brand2-1)

はマーケット空間内で、認識範囲（Field of View）のユーザエージェント（User）に新商品に関する情報をプロモーションによって伝達する．商品未購入ユーザエージェントは、自社エージェントと競合エージェントから得たプロモーションを基に、自社商品あるいは競合商品を購入するか否かを判断する．尚、商品の購入判断の際に、自社エージェントと競合エージェントの行動（Cooperation or Defection）によって商品未購入ユーザエージェントの購入確率が変化する（Purchase Probability Change）．例えば、マーケット空間で自社エージェントが協力的なプロモーションを実施し、競合エージェントが非協力的なプロモーションを実施した場合、自社商品の購入確率は低くなり、競合商品の購入確率は高くなるようにすることで、企業の競争環境を表現した．自社商品あるいは競合商品を購入する場合は、ユーザエージェントの方角（Direction）をブランドエージェント（自社エージェントあるいは競合エージェント）と同じ 0 度にする．また、ブランドエージェントは競合しない同一タイプのブランドエージェント（Brand1-2 あるいは Brand2-2）の顧客獲得数を調査し（Sales Research），戦略を更新する（Strategy Update）．すなわち、マーケット空間でブランドエージェントは同一タイプのブランドエージェントの顧客獲得数を把握し、自身の顧客獲得数よりも多ければ同一タイプのブランドエージェントの戦略を模倣することで、企業の戦略学習行動を表現した．

ブランドエージェントの競合認識範囲は 30 近傍（61 セル×61 セルの正方形内）であり、範囲内の条件を満たした別タイプの全ブランドエージェントを競争相手と見なし、協力的あるいは非協力的なプロモーションをする．ここで、条件を満たしたブランドエージェントは、プロモーション伝達範囲である 15 近傍の商品未購入ユーザエージェントが自社エージェントと競合エージェントで同じである場合を指す．すなわち、ターゲットにしている商品未購入ユーザエージェントが自社エージェントと競合エージェントで同じである場合のみ、協力的あるいは非協力的なプロモーションをする．

次にプロモーションを受け取ったユーザエージェントは、協力的あるいは非協力的なプロモーションによる購入確率変動値を MAT_t^{B1B2} として、式(4.5)、式(4.6)の $IS_t^{sts} / \max_{1 \leq j \leq n} IS_j + MAT_t^{B1B2} \geq z$ の条件を満たした場合、方角 θ_t を 0 度にし、自社商品（Brand1）あるいは競合商品（Brand2）を購入する．

$$stS_t = \begin{cases} 1(\text{Brand1 購入}) & \text{if } \frac{IS_t^{sts \neq 1}}{\max_{1 \leq j \leq n} IS_j} + MAT_t^{B1B2} \geq z, \\ 2(\text{Brand2 購入}) & \text{if } \frac{IS_t^{sts \neq 2}}{\max_{1 \leq j \leq n} IS_j} + MAT_t^{B1B2} \geq z, \\ 1(\text{Brand1 と 2 購入}) & \text{if } \frac{IS_t^{sts \neq 3}}{\max_{1 \leq j \leq n} IS_j} + MAT_t^{B1B2} \geq z, \\ stS_t & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4.5)$$

$$\theta_t = \begin{cases} 0^\circ & \text{if } \frac{IS_t^{sts=0}}{\max_{1 \leq j \leq n} IS_j} + MAT_t^{B1B2} \geq z, \\ \theta_t & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4.6)$$

このとき MAT_t^{B1B2} の値は、最寄品における囚人のジレンマ・ゲーム[40], [42]の報告を基に、表 4.1 のようにする。

表 4.1 マーケット空間内の囚人のジレンマ・ゲーム

$B1 \setminus B2$	<i>cooperation</i>	<i>defection</i>
<i>cooperation</i>	R, R	S, T
<i>defection</i>	T, S	P, P

新商品 Brand1 ($B1$) と Brand2 ($B2$) は、表 4.1 のように *cooperation* (協調) と *defection* (裏切り) と呼ばれる 2 種の行動を持ち、新商品 $B1$ は行から、 $B2$ は列から行動を選択する。両商品はその行動の組み合わせから購入確率の変動値 $T, R, P, S \in \mathbb{R}$ をユーザエージェントに与える。ただし表 4.1 の購入確率変動値の左側が新商品 $B1$ 、右側が新商品 $B2$ のユーザエージェントの購入確率の変動値である。例えば、 $B1$ が *defection*、 $B2$ が *cooperation* を選択した場合、 $B1$ は購入確率の変動値 T を、 $B2$ は購入確率の変動値 S をユーザエージェントに与える。マーケット空間内の囚人のジレンマ・ゲームでは、購入確率の変動値 T, R, P, S 間に式(4.7)の関係を持つ。

$$T > R > P > S \text{ and } 2R > T + S \quad (4.7)$$

ブランドエージェントは、ステップ τ における現在の市場の状態 $s_\tau \in \mathcal{S}$ を知覚し、戦略 π に基づいて行動 $a_\tau \in \mathcal{A}(s_\tau)$ を選択する。 $\mathcal{S}$ は市場環境の状態の集合を、 $\mathcal{A}(s_\tau)$ は状態 s_τ において可能な行動の集合を表す。囚人のジレンマ・ゲームには様々な戦略モデルがあるが、本研究では Axelrod[107]が開催した戦略選手権で評価の高かった表 4.2 の 6 種の戦略をマーケット空間モデルに採用した。

表 4.2 ブランドエージェントの戦略

戦略	パラメータ	行動選択則
Random	π^1	ランダムに <i>cooperation</i> , <i>defection</i> を選択
AllC	π^2	競合の行動に関係なく常に <i>cooperation</i> を選択
AllD	π^3	競合の行動に関係なく常に <i>defection</i> を選択
TFT	π^4	最初は <i>cooperation</i> , 以後は競合が <i>cooperation</i> なら <i>cooperation</i> , <i>defection</i> なら <i>defection</i> を選択
Fried-man	π^5	最初は <i>cooperation</i> , 以後競合が <i>defection</i> を選択しない限り <i>cooperation</i> , 一度でも <i>defection</i> を選択したら, それ以降全て <i>defection</i> を選択
Tullock	π^6	最初の 10 ステップは <i>cooperation</i> を選択. 以後, その間に競合が <i>cooperation</i> を選択した頻度よりも 0.1 低い確率で <i>cooperation</i> を選択し, それ以外は <i>defection</i> を選択

最後にブランドエージェント l は自身が獲得した顧客数 $r_l^t \in \mathbb{R}$ と, 30 近傍の同一タイプのブランドエージェント o が獲得した顧客数 $r_o^t \in \mathbb{R}$ を知覚する. これらの情報を基に, ブランドエージェント l は戦略価値関数 Q を, 式(4.8)～式(4.10)により更新する.

$$Q_l(s_t, a_t) = \begin{cases} Q_o(s_t, a_t) & \text{if } Q_l(s_t, a_t) < Q_o(s_t, a_t), \\ Q_l(s_t, a_t) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4.8)$$

$$Q_l(s_t, a_t) \triangleq r_l^t \quad (4.9)$$

$$Q_o(s_t, a_t) \triangleq r_o^t \quad (4.10)$$

ブランドエージェント l の戦略価値関数が $Q_o(s_t, a_t)$ となった場合, ブランドエージェント o と同じ戦略に更新する. 戦略価値関数が $Q_l(s_t, a_t)$ となった場合, 戦略を更新しない.

また, ユーザエージェントが口コミ情報とプロモーション情報を受け取る機会はずしも一定ではないため, それぞれの接触範囲は図 3.2 の口コミ効果を表すクラスター接続性, プロモーション効果を表す商品認知範囲で分類する.

各ステップにおいてユーザエージェントは次のように動作する.

1. 全てのユーザエージェントをランダムな配置, 方角, 移動速度でマーケット空間に配置する.
2. $sts_t = 0$ のユーザエージェントは処理 1 の方角, 移動速度でマーケット空間を移動する.
3. $sts_t = 1, sts_t = 2, sts_t = 3$ のいずれかのユーザエージェントは 0 度の方角, 処理 1 の移

動速度でマーケット空間を移動する。

4. $sts_t = 0, sts_t = 1, sts_t = 2$ のいずれかのユーザエージェントは vw_t 近傍に $sts_t = 1, sts_t = 2, sts_t = 3$ のいずれかの同一購買グループのユーザエージェントが flw_t 以上いる場合、式(4.1)、式(4.2)により自社商品あるいは競合商品を購入するか否かを判断する。
5. $sts_t = 0$ のユーザエージェントは自社商品あるいは競合商品を購入しない場合、方角と移動速度をランダムに変える。
6. $sts_t = 1, sts_t = 2, sts_t = 3$ のいずれかのユーザエージェントは表 3.2 あるいは表 3.3 の近傍に $sts_t = 0, sts_t = 1, sts_t = 2$ のいずれかの別購買グループのユーザエージェントがいる場合、式(4.1)、式(4.2)により $sts_t = 0, sts_t = 1, sts_t = 2$ のいずれかのユーザエージェントに自社商品あるいは競合商品を購入させるか否かを判断する。
7. $sts_t = 0$ のユーザエージェントは処理 2 に、 $sts_t = 1, sts_t = 2, sts_t = 3$ のいずれかのユーザエージェントは処理 3 に戻り、全ての商品未購入ユーザエージェントが自社商品と競合商品の両方を購入するまで繰り返す。

各ステップにおいてブランドエージェントは次のように動作する。

1. 全てのブランドエージェントをランダムな配置、移動速度でマーケット空間に配置し、方角は0度にする。
2. 処理 1 の方角、移動速度でマーケット空間を移動する。
3. 表 3.4 の近傍に $sts_t = 0, sts_t = 1, sts_t = 2$ のいずれかのユーザエージェントがいる場合、そのユーザエージェントをターゲットに設定する。
4. 30 近傍に別タイプのブランドエージェントがいる場合、自分と相手のターゲットが同じか確認することにより、相手をターゲット顧客獲得にあたっての競争相手と見なすか否かを判断する。
5. 競争相手がいない場合、式(4.3)、式(4.4)により $sts_t = 0, sts_t = 1, sts_t = 2$ のいずれかのユーザエージェントに自社商品あるいは競合商品を購入させるか否かを判断する。
6. 競争相手がいる場合、式(4.5)、式(4.6)により $sts_t = 0, sts_t = 1, sts_t = 2$ のいずれかのユーザエージェントに自社商品あるいは競合商品を購入させるか否かを判断する。
7. 30 近傍に同一タイプのブランドエージェントがいる場合、同一タイプのブランドエージェントからランダムに1つ選択する。
8. 式(4.8)～式(4.10)により同一タイプのブランドエージェントの戦略を模倣するか否かを判断する。
9. 処理 2 に戻り、全ての商品未購入ユーザエージェントが自社商品と競合商品の両方を購

入するまで繰り返す.

4.2 提案モデルとキャズム・アット・リスクを適用した分析事例

まずは妥当性検証のため, 新商品普及過程とキャズムもしくはクラック発生を再現する. 対象とする商品カテゴリーは, 日経 POS 情報で日本経済新聞社が収集した 16 種類の飲料ブランドである.

提案モデルの妥当性を実際の新商品普及過程とキャズム発生の再現可能性により評価する. そのため, 実際に商品が売れていた期間および売上がなくなった日付を基に検証を行う. まず各商品の売上情報が発生した際の状況を調べた. 例えば商品 BA (自社商品) と商品 BB (競合商品) に関する合計販売個数は 2022 年 1 月 8 日から発生し始め, 2022 年 7 月 30 日以降には合計販売個数の情報がない. 上記期間内の合計販売個数比率が累積で 95%以上になった時点で市場が飽和したと見なす. 本実験で使用する各タイプのエージェントおよび囚人のジレンマ・ゲームのパラメータ設定を表 4.3~表 4.5 に記す.

表 4.3 各商品におけるユーザエージェントの共通のパラメータ設定

パラメータ	Innovator	EarlyAdopter	EarlyMajority	LateMajority	Laggard
人数	345	2,685	5,534	5,912	2,974
イノベータースコア (革新性) の平均	32,906	27,421	20,503	13,902	6,605
vw_t	2	2	2	2	2
flw_t	1	1	2	3	3

表 4.4 各商品におけるブランドエージェントのパラメータ設定

シナリオ／商品／パラメータ			Brand1	Brand2
S1	商品 BA と BB	数	87	87
		τ_p	0	10
	商品 BC と BD	数	87	87
		τ_p	0	400
S2	商品 BE と BF	数	87	87
		τ_p	0	10
	商品 BG と BH	数	87	87
		τ_p	0	400
S3	商品 BI と BJ	数	87	87
		τ_p	0	10
	商品 BK と BL	数	87	87
		τ_p	0	400
S4	商品 BM と BN	数	87	87
		τ_p	0	10
	商品 BO と BP	数	87	87
		τ_p	0	400

表 4.5 各商品における四人のジレンマ・ゲームの共通のパラメータ設定

$B1 \setminus B2$	<i>cooperation</i>	<i>defection</i>
<i>cooperation</i>	0.1, 0.1	-0.3, 0.3
<i>defection</i>	0.3, -0.3	-0.1, -0.1

表 4.3 の人数とイノベータースコアのパラメータ設定では、2.2 節のデータを用いた。各購買グループのユーザエージェントの人数は、イノベータースコアの算出結果に基づき発生させた。 vw_t と flw_t は、ユーザエージェントが観察型口コミの影響度のパラメータを記しており、キャリブレーションにより設定した。表 4.4 のブランドエージェントの数のパラメータ設定は、Nomakuchi[100]を参考に 87 とした。 τ_p は、新商品の市場参入時期のパラメータであり、キャリブレーションにより設定した。表 4.5 は、購入確率変動値 MAT_t^{B1B2} の決定に必要なパラメータを記しており、キャリブレーションにより設定した。

また、本実験用に改良した従来モデル[100]との比較を行う。従来モデルの実験において、

各購買グループのユーザエージェントの人数と、ユーザエージェントが観察型ロコミの影響度のパラメータの設定は表 4.3 と同様である。各タイプのブランドエージェントの数と、新商品の市場参入時期のパラメータの設定は表 4.4 と同様である。従来モデルでは S1 のみのシナリオを考慮しているため、ロコミ伝達範囲とプロモーション伝達範囲は S1 と同様である。ここで従来モデルでは、例えば S1 の商品 BA と BB のパラメータ設定は、S2 の商品 BE と BF, S3 の商品 BI と BJ, S4 の商品 BM と BN と同様になる。そのため、これら 8 商品の従来モデルでの実験結果は同じものを用い、提案モデルと比較する。

各ステップにおいて、従来モデルのユーザエージェントは次のように動作する。

1. 全てのユーザエージェントをランダムな配置、方角、移動速度でマーケット空間に配置する。
2. $sts_t = 0$ のユーザエージェントは処理 1 の方角、移動速度でマーケット空間を移動する。
3. $sts_t = 1, sts_t = 2, sts_t = 3$ のいずれかのユーザエージェントは 0 度の方角、処理 1 の移動速度でマーケット空間を移動する。
4. $sts_t = 0, sts_t = 1, sts_t = 2$ のいずれかのユーザエージェントは vw_t 近傍に $sts_t = 1, sts_t = 2, sts_t = 3$ のいずれかの同一購買グループのユーザエージェントが flw_t 以上いる場合、自社商品あるいは競合商品を購入する。
5. $sts_t = 0$ のユーザエージェントは自社商品あるいは競合商品を購入しない場合、方角と移動速度をランダムに変える。
6. $sts_t = 1, sts_t = 2, sts_t = 3$ のいずれかのユーザエージェントは表 3.2 の S1 の近傍に $sts_t = 0, sts_t = 1, sts_t = 2$ のいずれかの別購買グループのユーザエージェントがいる場合、 $sts_t = 0, sts_t = 1, sts_t = 2$ のいずれかのユーザエージェントに自社商品あるいは競合商品を購入させる。
7. $sts_t = 0$ のユーザエージェントは処理 2 に、 $sts_t = 1, sts_t = 2, sts_t = 3$ のいずれかのユーザエージェントは処理 3 に戻り、全ての商品未購入ユーザエージェントが自社商品と競合商品の両方を購入するまで繰り返す。

各ステップにおいて従来モデルのブランドエージェントは次のように動作する。

1. 全てのブランドエージェントをランダムな配置、移動速度でマーケット空間に配置し、方角は 0 度にする。
2. 処理 1 の方角、移動速度でマーケット空間を移動する。
3. 15 近傍に $sts_t = 0, sts_t = 1, sts_t = 2$ のいずれかのイノベーターのユーザエージェントがいる場合、 $sts_t = 0, sts_t = 1, sts_t = 2$ のいずれかのユーザエージェントに自社商品あるいは競合商品を購入させる。

4. 処理 2 に戻り，全ての商品未購入ユーザエージェントが自社商品と競合商品の両方を購入するまで繰り返す．

表 4.6 に各商品の市場が飽和するまでの期間を示す．

表 4.6 検証対象商品の市場が飽和するまでの期間

商品	実データ（2022 年）	提案モデル	従来モデル
商品 BA と BB	1 月 8 日 - 2 月 16 日	Step1 – 689	Step1 – 1081
商品 BC と BD	2 月 16 日 - 5 月 13 日	Step1 – 1301	Step1 – 1441
商品 BE と BF	2 月 11 日 - 3 月 28 日	Step1 – 637	Step1 – 1081
商品 BG と BH	1 月 8 日 - 4 月 22 日	Step1 – 1007	Step1 – 1441
商品 BI と BJ	6 月 4 日 - 7 月 5 日	Step1 – 610	Step1 – 1081
商品 BK と BL	3 月 5 日 - 6 月 4 日	Step1 – 1127	Step1 – 1441
商品 BM と BN	1 月 3 日 - 3 月 25 日	Step1 – 507	Step1 – 1081
商品 BO と BP	1 月 8 日 - 4 月 18 日	Step1 – 1005	Step1 – 1441

表 4.7 に 1 日あたりの商品普及数比のユークリッド距離を記し，表 4.8 に 1 日あたりのキャズム・アット・リスク比のユークリッド距離を記す．

表 4.7 商品普及数比のユークリッド距離

S1	商品 BA と BB	商品 BC と BD	平均
提案モデル	0.00903	0.00594	0.00748
従来モデル	0.01534	0.00750	0.01142
S2	商品 BE と BF	商品 BG と BH	平均
提案モデル	0.01008	0.00508	0.00758
従来モデル	0.01021	0.00603	0.00812
S3	商品 BI と BJ	商品 BK と BL	平均
提案モデル	0.00831	0.00608	0.00720
従来モデル	0.01975	0.00549	0.01262
S4	商品 BM と BN	商品 BO と BP	平均
提案モデル	0.00723	0.00682	0.00703
従来モデル	0.00871	0.00634	0.00752

表 4.8 キャズム・アット・リスク比のユークリッド距離

S1	商品 BA と BB	商品 BC と BD	平均
提案モデル	0.00079	0.00095	0.00087
従来モデル	0.00100	0.00144	0.00122
S2	商品 BE と BF	商品 BG と BH	平均
提案モデル	0.00096	0.00156	0.00126
従来モデル	0.00165	0.00203	0.00184
S3	商品 BI と BJ	商品 BK と BL	平均
提案モデル	0.00058	0.00099	0.00078
従来モデル	0.00190	0.00113	0.00151
S4	商品 BM と BN	商品 BO と BP	平均
提案モデル	0.00061	0.00150	0.00106
従来モデル	0.00094	0.00187	0.00140

商品普及数比のユークリッド距離は、S1, S2, S3, S4 とともに従来モデルよりも平均の距離が短い。商品 BK と BL, BO と BP の距離が従来モデルよりも大きい、その他の商品は距離が短く、平均的には距離が短い。さらに、キャズム・アット・リスク比 (CaR 比) のユークリッド距離も、S1, S2, S3, S4 とともに従来モデルよりも平均の距離が短い。よって、提案モデルは飲料ブランドにおける新商品に関する普及過程とキャズム発生の再現性を有する。

次に、商品 BA と BB, BE と BF, BI と BJ, BM と BN に関する普及過程とキャズム発生の再現結果を図 4.2 に示す (グラフの見やすさのため、普及数比の縦軸の最大値を 0.1 に設定していることに注意が必要である)。

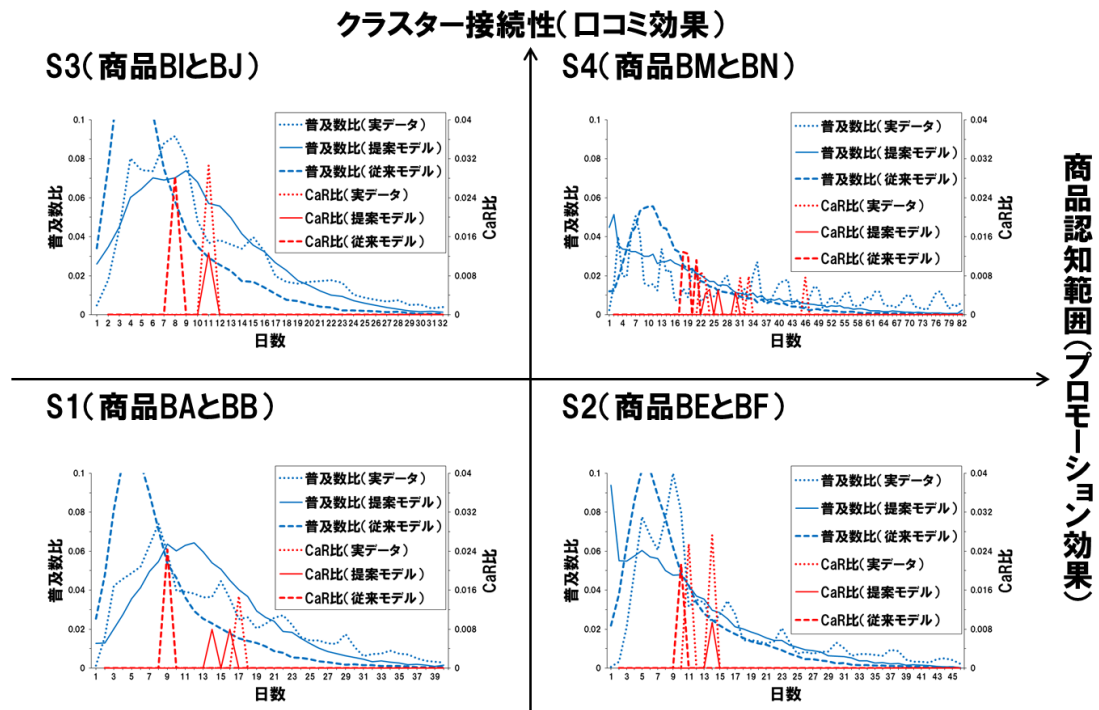


図 4.2 商品 BA と BB, BE と BF, BI と BJ, BM と BN に関する普及過程とキャズム発生の再現結果

S1 と S3 は実データよりも初期での商品普及が遅れており、普及数比の山が高くなったあたりで実データよりも購入者数が増えているものの、ある程度実データと一致している。また、キャズム・アット・リスク比の値は実データと乖離しているが、S3 のキャズム発生時期はある程度実データと一致している。S1 のキャズム発生時期は、一部実データと乖離している。S2 は実データよりも初期での商品普及が早く、購入者数が多いものの、ある程度実データと一致している。S4 は実データよりも初期での商品普及が早く、中盤の日数あたりで実データよりも購入者数が減っているものの、ある程度実データと一致している。また、キャズム・アット・リスク比の値は実データと乖離しているが、S2 のキャズム発生時期は一部実データと一致している。S4 のキャズム発生時期は、一部実データと乖離している。

最後に、商品 BC と BD, BG と BH, BK と BL, BO と BP に関する普及過程とキャズム発生の再現結果を図 4.3 に示す。

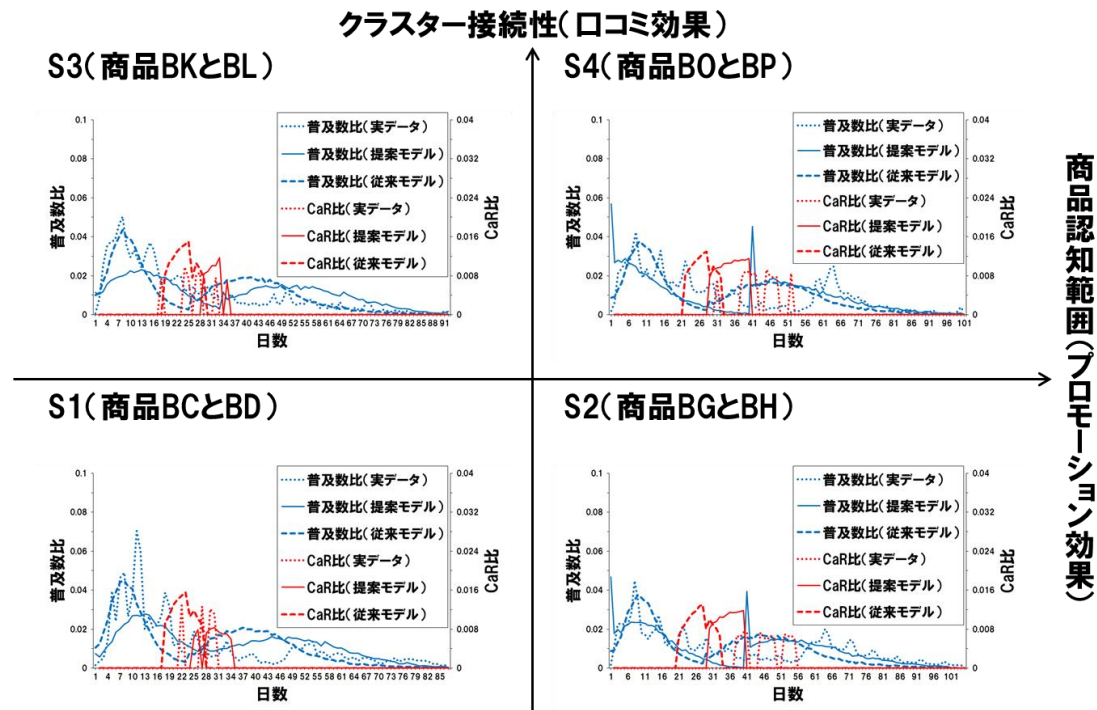


図 4.3 商品 BC と BD, BG と BH, BK と BL, BO と BP に関する普及過程とキャズム発生の再現結果

S1 と S3 は実データよりも初期での商品普及が遅れており、中盤の日数あたりで実データよりも購入者数が増えているものの、ある程度実データと一致している。また、キャズム・アット・リスク比の値はある程度実データと一致しているが、キャズム発生時期は、一部実データと乖離している。S2 と S4 は実データよりも初期での商品普及が早く、中盤の日数あたりで実データよりも購入者数が増えているものの、ある程度実データと一致している。また、S2 のキャズム・アット・リスク比の値は実データと乖離しており、キャズム発生時期は、一部実データと乖離している。S4 のキャズム・アット・リスク比の値はある程度実データと一致しているが、キャズム発生時期は、一部実データと乖離している。

競争環境を考慮することにより、実際のキャズムもしくはクラック現象にある程度近い現象を再現できた。従来モデルでは競合商品の市場参入時期のみを考慮した新商品普及モデルで再現実験を行っているが、最寄品の新商品普及過程とキャズム発生の再現には至らなかった。今回、自社と競合の戦略を考慮することにより新商品普及過程とキャズム発生を再現できた。企業は現在の売上状況等を考慮して戦略更新を行うため、企業の戦略学習行動を考慮することも重要である。

また、式(4.5)、式(4.6)のように消費者が新商品を購入するか否かは、自社と競合のプロモーションによる消費者への影響によって変わる。消費者の購入確率変動値の考慮は、新商

品普及過程やキャズム現象を表現するために重要である。どの消費者も偏りなく商品購入を行えば、継続的な売上下落の発生期間が形成されず、キャズムもしくはクラックの検出ができないことがある。

続いて、競合商品の市場参入時期の変化や企業間の競争が商品普及過程やキャズム現象に与える影響を検証する。実験の設定は商品 BA～BP と同様で、図 4.2 と図 4.3 の提案モデルの実験結果と同じものを用い、時間はステップ数で表示する。さらに、競合商品の市場参入時期を 200 ステップに変更して追加で実験を行う。飲料ブランドの新商品は S1～S4 で同様であるとし、口コミ効果とプロモーション効果、および競合商品の市場参入時期のパラメータ τ_p を変化させた際のキャズムへの影響を検証する。また 3.2 節と同様に、本実験のキャズムもしくはクラックは、市場への商品投入後 6 ステップ以降に、ステップあたりの普及数の差が $\Delta D_3^T \leq \mu_{D_3} - 2\sigma_{D_3}$ 以下となるケースをキャズムもしくはクラックが発生するケースとした。

図 4.4 にシナリオごとの新商品普及数とキャズム・アット・リスクを記す（図 4.2 の実験結果）。

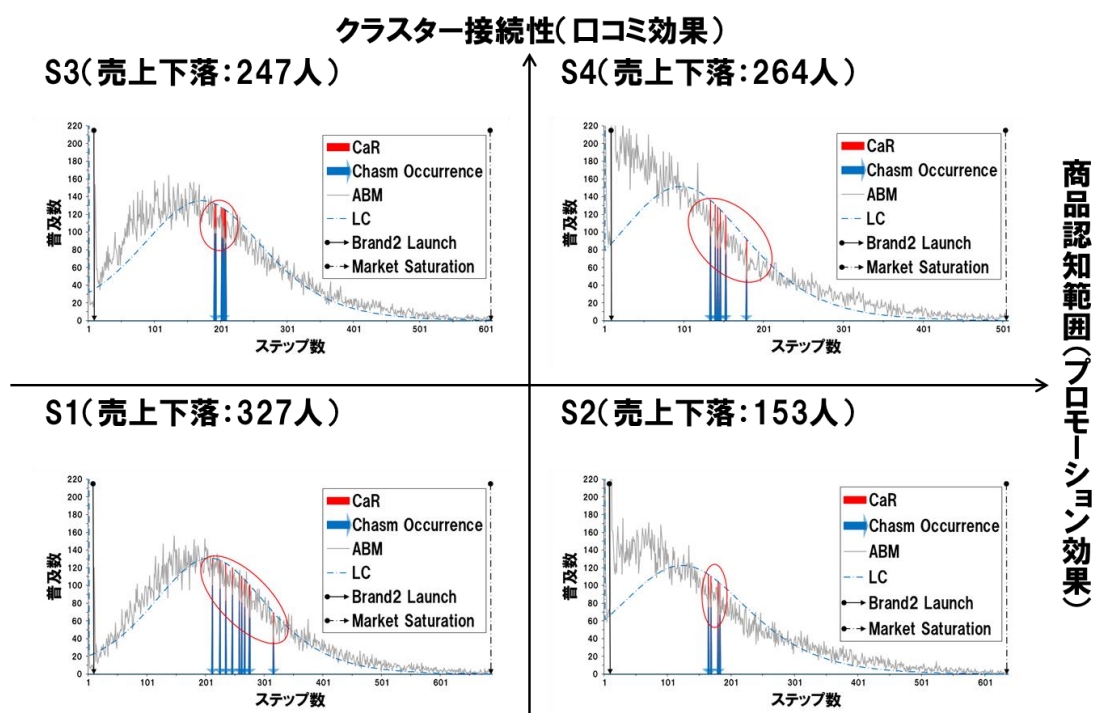


図 4.4 シナリオごとの新商品普及数とキャズム・アット・リスク（実験の条件 4.1）

グラフの中で競合商品の市場参入時期は矢印の実線である。

エージェント・ベース・モデルのグラフの形状は、S1 と S3、S2 と S4 の間で類似しており、それぞれのシナリオの普及速度が異なっている。

シミュレーション結果を基に、キャズム・アット・リスク (CaR) を用いてキャズムもしくはクラックの検出を行った。10 ステップ目に競合商品 (Brand2) を参入させた場合、各シナリオのキャズム発生時期は 130 ステップ以降と後ろの時期になる。実験の条件 4.1 の設定によれば、キャズム発生時期は(1)ユーザエージェントの購入確率の減衰(2)ブランドエージェントの非協力的な戦略の 2 つの特徴の結果として現れる。レイトマジョリティやラガードと比較して、イノベーターやアーリーアダプターはイノベータースコアによる購入確率の値が高いため、一様乱数のしきい値を上回りやすいユーザエージェントが市場の初期段階で多く存在することになる。市場の初期段階では、自社と競合のどちらか一方が裏切りの行動を選択したとしても、裏切られた方の商品の購入確率はしきい値を上回りやすいため、購入者が早期に現れる。このようなイノベーターやアーリーアダプターの購入決定は、他のユーザエージェントへのロコミを促進させるため、普及過程が活性化されることになる。しかし、市場でレイトマジョリティやラガードの商品未購入者の数が相対的に増え、裏切りの行動を選択するブランドエージェントの数が増えると、普及速度は遅くなる。市場の後期段階では、自社と競合のどちらか一方が裏切りの行動を選択した場合、裏切られた方の商品の購入確率はしきい値を下回りやすいため、しきい値が適切なレベルに達するまで待たなければならない。市場が飽和した時点でブランドエージェントが最も採用している戦略の数を見ると、S1 では Friedman が 50、S2 では Friedman が 45、S3 では Random が 45、S4 では TFT が 60 となっており、各シナリオで採用される戦略が異なっている傾向にある。つまり、自社と競合は必ずしも互いに協力的な行動を選択しているわけではないことがわかる。以上の特徴により、市場が飽和するまで普及は初期段階で加速した後、減速し、結果としてキャズム発生時期は後ろの時期になる。

次に感度分析として、モデルのパラメータ τ_p を変化させ、キャズム・アット・リスクの測定を行う実験をした。

図 4.5 にシナリオごとの新商品普及数とキャズム・アット・リスクを記す (競合商品の市場参入時期を 200 ステップに変更して実験)。

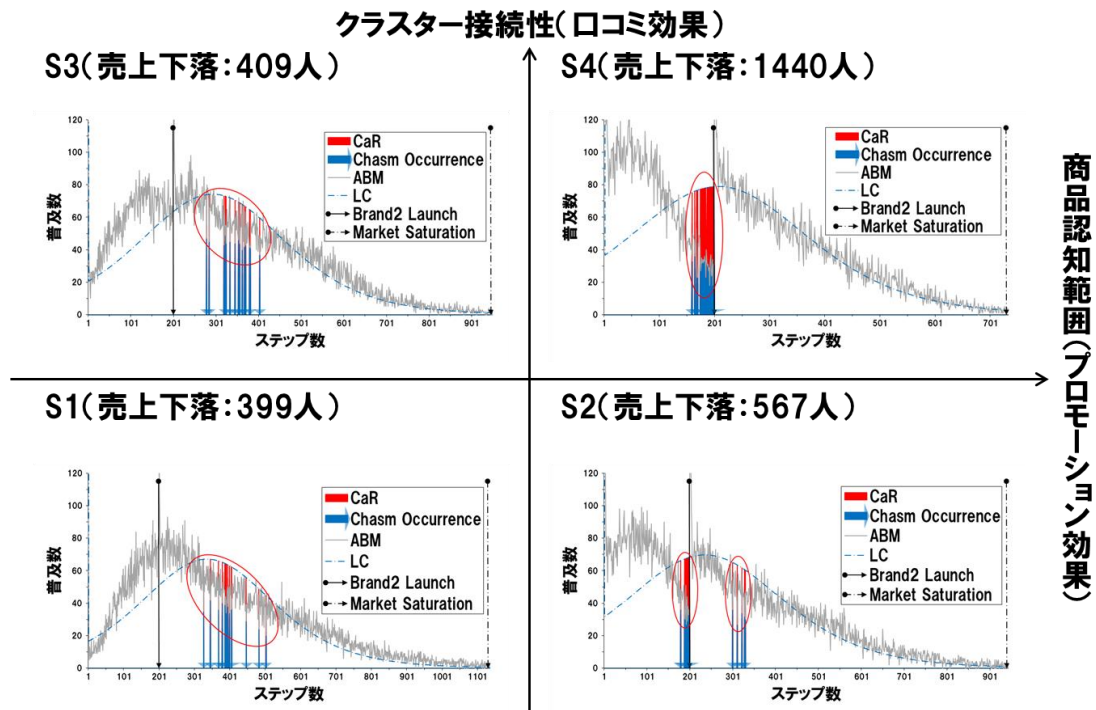


図 4.5 シナリオごとの新商品普及数とキャズム・アット・リスク (実験の条件 4.2)

図 4.5 から、 τ_p の値が大きいときは、売上下落の値も大きくなることがわかる。それぞれのシナリオのキャズム発生時期は、商品の普及速度に影響されている。

商品認知範囲が狭い S1 と S3 のユーザエージェントの市場構造では、S2 と S4 よりも普及速度が遅く、市場が飽和する前に競合商品が投入される。その結果、商品認知範囲が狭い市場では、普及過程が再活性化され、市場でレイトマジョリティやラガードの商品未購入者の数が相対的に増えるまでキャズムもしくはクラックが発生しにくくなる。

S1 と S3 とは異なり、商品認知範囲が広い S2 と S4 のユーザエージェントの市場構造では、普及速度が速く、キャズム発生時期を変化させる。つまり、商品認知範囲が広いほど市場の飽和が早くなり、競合商品が投入されることで普及過程が急激に再活性化されリバウンドが発生し、早い時期に高い確率でキャズムもしくはクラックが発生することになる。尚、S2 では市場飽和前と再活性化後の両方でキャズムもしくはクラックの発生が確認できる。

図 4.6 に、パラメータをさらに変化させたシナリオごとの新商品普及数とキャズム・アット・リスクを記す(図 4.3 の実験結果)。

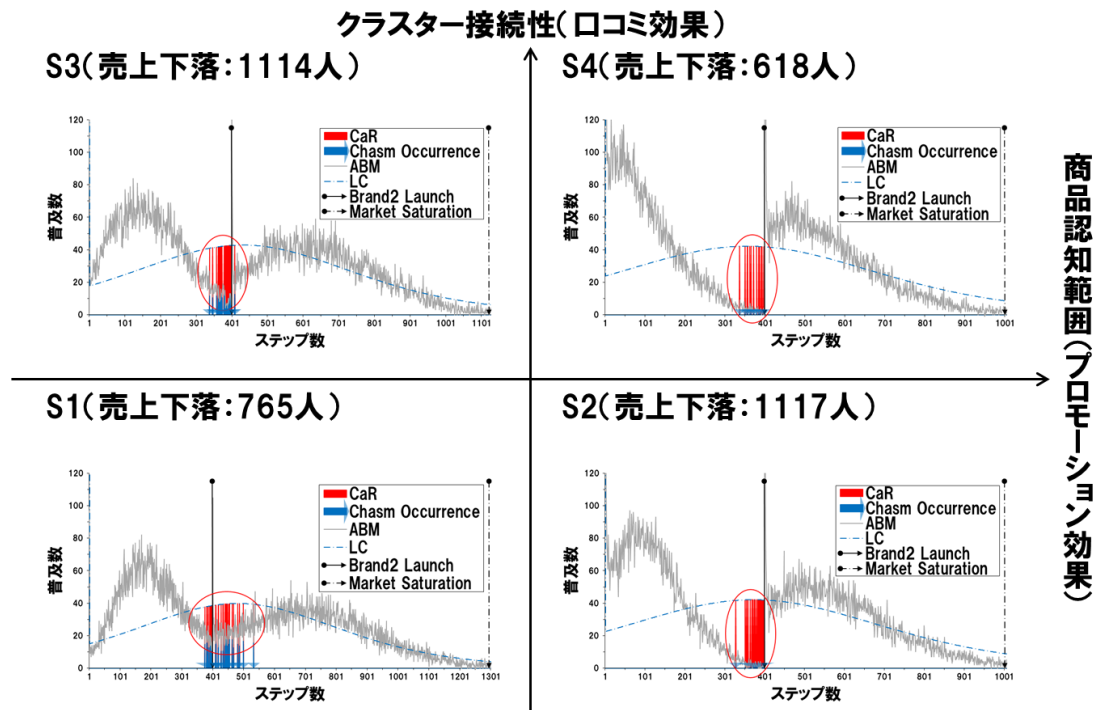


図 4.6 シナリオごとの新商品普及数とキャズム・アット・リスク (実験の条件 4.3)

図 4.6 から、S4 を除き、図 4.5 よりもさらに売上下落の値が大きくなっていることがわかる。それぞれのシナリオのキャズム発生時期は、S1 と S3 が競合商品の参入前後、S2 と S4 が競合商品の参入前となっている。

さらに、全てのシナリオで異なる 2 回の売上曲線を確認できる。図 4.6 では、400 ステップの段階まで自社商品のみが市場に存在するため、1 回目は山が高い売上曲線になっている。400 ステップの段階までは、自社商品のみ認知しているユーザエージェントが多いため、囚人のジレンマ・ゲームによる競争がなく、購入者が早期に現れる。このようなユーザの購入決定は、他のユーザエージェントへの口コミを促進させるため、普及過程が活性化されることになる。そして、自社商品のみ認知しているユーザエージェントの数が減ると、市場は飽和していく。その後、競合商品が市場に参入することで、普及過程が再活性化されるが、2 回目の売上曲線の山は 1 回目よりも低くなる。これは、実験の条件 4.1 で述べたブランドエージェントの非協力的な戦略の特徴の結果として現れる。市場が飽和した時点でブランドエージェントが最も採用している戦略の数を見ると、S1 では Tullock が 48, S2 では TFT が 60, S3 では AllID が 61, S4 では AllID が 35 となっており、自社と競合は必ずしも互いに協力的な行動を選択しているわけではない。この特徴により、競合商品が市場に参入した後、市場が飽和するまで普及過程は再活性化されるが、売上曲線の山は低くなる。

以上の結果より、本モデルにおいて、 τ_p がキャズムもしくはクラック発生の要因になる

ことが明らかになった。さらに、ブランドエージェントの非協力的な戦略が、市場におけるユーザの購入確率に影響を与えるという結果により、競合商品の市場への参入が、キャズムもしくはクラック発生の要因になることが検証された。

分析結果より、 τ_p がキャズムもしくはクラックを発生させる値であると、市場では長期間において売上下落停滞期を迎えてしまう。 τ_p はどの時点で競合商品が市場に参入したかを意味するパラメータである。本モデルでは、各購買グループ内の顧客カテゴリーは違う性質を持つように設定しており、実務上でも、性別、年代、居住地等の差異によって、その性質は異なる。そのため、実務ではターゲットとなる顧客カテゴリーに合わせてポジショニングを変更し、迅速に新商品を開発した上で、 τ_p を小さくしなければならない。ターゲットとなる顧客カテゴリーの性質が明確にわかったとしても、すぐに新商品を完成させることは困難かもしれない。しかし、迅速な新商品の開発は、市場へ新商品を普及させ、キャズムもしくはクラックから脱却させるための必要条件であるため、自社と競合は迅速に新商品を市場に投入できるよう尽力すべきであると考えられる。

一方、商品認知範囲は自社と競合のプロモーション効果を意味する概念である。本モデルでは、市場内の自社と競合はプロモーションで互いに協力し合うとは限らないことを仮定しているが、実際には、コカ・コーラとペプシ[40]のように企業の内部と外部環境等の変化によって、協力し合うこともある。本研究の結果より、キャズムもしくはクラックを抑制するためには他社との協力が必要である。企業同士の協力的な行動は、不確実性を伴うため、たとえ協力的な行動が市場全体の活性化につながるとわかっていたとしても、自社の利益を優先して非協力的な行動を選択するかもしれない。しかし、企業同士の協力的な行動も、キャズムもしくはクラックを脱却して市場へ新商品を普及させるための必要条件であるため、自社と競合は互いに協力できるよう尽力すべきであると考えられる。

4.3 本章のまとめ

最寄品市場について、マーケット空間に配置された企業とその競合企業の行動と、5種の購買グループの消費者の消費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、市場飽和までの期間における自社商品と競合商品の合計販売量を推計する。自社商品の発売時点から一定期間経過すると競合商品が発売される。商品（企業）の戦略と消費者への戦略の影響によって、商品に対する消費者の購入確率が変動する。このモデルでは、最寄品市場における四人のジレンマ・ゲームの事例を勘案して、従来モデルの競合商品の市場参入時期に加えて、企業同士の競争を通じた購入確率の変動を明示的に考慮する。

提案モデルと従来モデルによるシミュレーション結果の値と実データとの比較を行った結

果、ある程度現実社会での最寄品市場における新商品普及過程と売上下落現象を反映できた。

また、提案モデルを用い、競合商品の市場参入時期の変化や企業間の競争が商品普及過程やキャズム現象に与える影響を検証した。その結果、キャズム発生時期はブランドエージェントの非協力的な戦略の特徴の結果として現れることがわかった。また、感度分析の結果より、キャズムもしくはクラックの発生を抑制するためには、パラメータ τ_p が望ましい値をとらなければならない。したがって、新商品を市場に普及させたい企業は、迅速な新商品の開発と企業間の協力を促進させることが、新商品普及に必要であると考えられる。

次章では、本章のモデルを拡張してユーザエージェントが肯定的もしくは否定的な口コミをするモデルを作成し、売上下落現象への影響を検証する。

5. 口コミの種類を考慮した最寄品市場の売上下落現象の検出

5.1 肯定的な口コミと否定的な口コミを考慮した新商品普及モデル

肯定的もしくは否定的な口コミは新商品の普及に影響する．そこで，4 章のモデルを拡張して，ユーザエージェントの肯定的もしくは否定的な口コミによって新商品の購入確率が変わ化する図 5.1 のモデルを作成する．

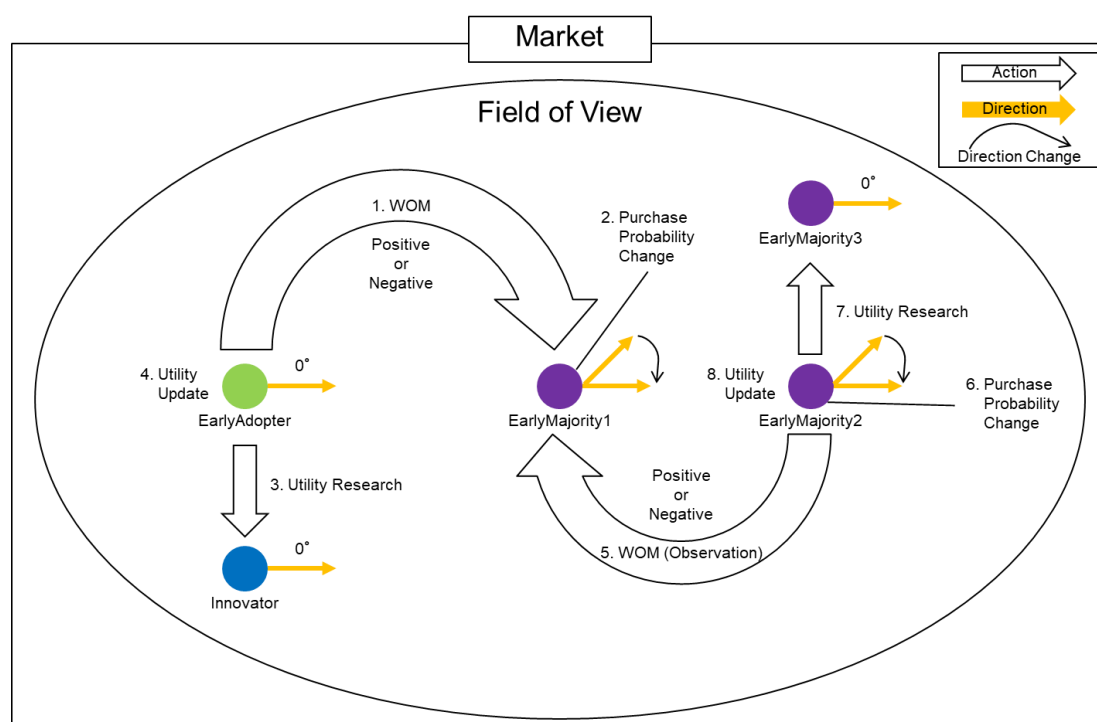


図 5.1 マーケット空間モデルでの肯定的もしくは否定的な口コミ

本モデルでは，商品の満足度を左右するような商品を構成する機能や属性について，効用を用いて表す[108]．マーケット空間モデルで，商品購入済みユーザエージェントは商品未購入ユーザエージェントに肯定的もしくは否定的な口コミをし，さらに商品購入済みユーザエージェント間で商品の効用を伝達し，効用の値がプラス（マイナス）のユーザエージェントはもう一方のユーザエージェントの効用の値にプラス（マイナス）の影響を与える．

商品購入済みユーザエージェント（図 5.1 の **Early Adopter**）はマーケット空間内で，認識範囲（Field of View）の商品未購入ユーザエージェント（図 5.1 の **Early Majority1**）に新商品に関する情報を口コミ（WOM）によって伝達する．商品未購入ユーザエージェントは，商品購入済みユーザエージェントから得た口コミを基に，新商品を購入するか否かを判断する．尚，商品の購入判断の際に，商品購入済みユーザエージェントの口コミが肯定的もしくは否定的

(Positive or Negative) であるかによって商品未購入ユーザエージェントの購入確率が変化する (Purchase Probability Change) . マーケット空間で商品購入済みユーザエージェントが肯定的 (否定的) な口コミを実施した場合に, 新商品の購入確率は高く (低く) なるようにすることで, 消費者の口コミの影響を表現した. 尚, 本モデルでは, 商品未購入ユーザエージェント (図 5.1 の EarlyMajority2) は同一購買グループの商品購入済みユーザエージェント (図 5.1 の EarlyMajority1) の肯定的もしくは否定的な商品の効用を観察 (Observation) することでも購入確率が変化するようにした. 新商品を購入する場合は, ユーザエージェントの方角 (Direction) をブランドエージェントと同じ 0 度にする. また, 商品購入済みユーザエージェント (Early Adopter あるいは EarlyMajority2) は他の商品購入済みユーザエージェント (Innovator あるいは EarlyMajority3) の商品の効用を調査し (Utility Research) , 効用を更新する (Utility Update) . すなわち, マーケット空間で商品購入済みユーザエージェントは他の商品購入済みユーザエージェントの商品の満足度を把握し, 相手の満足度がプラス (マイナス) であれば自身の満足度にプラス (マイナス) の影響を与えることで, 消費者の効用学習行動を表現した[109].

商品購入済みユーザエージェントの口コミ伝達範囲は表 3.2 あるいは表 3.3 であり, 範囲内の条件を満たした全ユーザエージェントに対して肯定的もしくは否定的な口コミが可能である. ここで, 条件を満たしたユーザエージェントとは, まだ新商品を購入していない別購買グループのユーザエージェントである.

次に肯定的な口コミを受け取った購買グループ t の商品未購入ユーザエージェントは, 口コミをした別購買グループ t'' の商品購入済みユーザエージェントの商品 p の全体効用, すなわち口コミによる購入確率変動値を $U_{t''}^p$ として, 式(5.1), 式(5.2)の $IS_t^{sts} / \max_{1 \leq j \leq n} IS_j + U_{t''}^p \geq z$ か $\delta_{t,t''}^{sts,sts} / \max \delta_{j,k} + U_{t''}^p \geq z$ の条件を満たした場合, 方角 θ_t を 0 度にし, 新商品を購入する.

$$sts_t = \begin{cases} 1(\text{Brand1 購入}) & \text{if } \frac{IS_t^{sts \neq 1}}{\max_{1 \leq j \leq n} IS_j} + U_{t''}^{B1} \geq z \text{ or } \frac{\delta_{t,t''}^{sts \neq 1, sts=1}}{\max \delta_{j,k}} + U_{t''}^{B1} \geq z, \\ 2(\text{Brand2 購入}) & \text{if } \frac{IS_t^{sts \neq 2}}{\max_{1 \leq j \leq n} IS_j} + U_{t''}^{B2} \geq z \text{ or } \frac{\delta_{t,t''}^{sts \neq 2, sts=2}}{\max \delta_{j,k}} + U_{t''}^{B2} \geq z, \\ 1(\text{Brand1 と 2 購入}) & \text{if } \frac{IS_t^{sts \neq 3}}{\max_{1 \leq j \leq n} IS_j} + U_{t''}^p \geq z \text{ or } \frac{\delta_{t,t''}^{sts \neq 3, sts=3}}{\max \delta_{j,k}} + U_{t''}^p \geq z, \\ sts_t & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5.1)$$

$$\theta_t = \begin{cases} 0^\circ & \text{if } \frac{IS_t^{sts=0}}{\max_{1 \leq j \leq n} IS_j} + U_{t''}^p \geq z \text{ or } \frac{\delta_{t,t''}^{sts=0, sts \neq 0}}{\max \delta_{j,k}} + U_{t''}^p \geq z, \\ \theta_t & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5.2)$$

否定的な口コミを受け取った購買グループ t の商品未購入ユーザエージェントは、式(5.3), 式(5.4)の $IS_t^{sts} / \max_{1 \leq j \leq n} IS_j + U_t^p \geq z$ の条件を満たした場合、方角 θ_t を 0 度にし、新商品を購入する。

$$sts_t = \begin{cases} 1(\text{Brand1 購入}) & \text{if } \frac{IS_t^{sts \neq 1}}{\max_{1 \leq j \leq n} IS_j} + U_t^{B1} \geq z, \\ 2(\text{Brand2 購入}) & \text{if } \frac{IS_t^{sts \neq 2}}{\max_{1 \leq j \leq n} IS_j} + U_t^{B2} \geq z, \\ 1(\text{Brand1 と 2 購入}) & \text{if } \frac{IS_t^{sts \neq 3}}{\max_{1 \leq j \leq n} IS_j} + U_t^p \geq z, \\ sts_t & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5.3)$$

$$\theta_t = \begin{cases} 0^\circ & \text{if } \frac{IS_t^{sts=0}}{\max_{1 \leq j \leq n} IS_j} + U_t^p \geq z, \\ \theta_t & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5.4)$$

このとき式(5.3), 式(5.4)で式(5.1), 式(5.2)の $\delta_{t,t'}^{sts,sts} / \max \delta_{j,k} + U_t^p \geq z$ の条件がない理由としては、人はポジティブな情報よりも、ネガティブな情報に注意を向けやすく、記憶にも残りやすいというネガティビティ・バイアス[110]を基に、消費者が否定的な口コミによって購入拒否をしやすい状況を表現するためである。

購買グループ t の商品未購入ユーザエージェントは観察型の口コミによる情報伝達を vw_t 近傍内で行うものとする。商品未購入ユーザエージェントの vw_t 近傍に flw_t 以上の同一購買グループ t' の商品購入済みユーザエージェントがいる場合、 vw_t 近傍の商品購入済みユーザエージェントを観察し、商品 p の全体効用 $U_{t'}^p$ の合計が正である場合、式(5.5), 式(5.6)により新商品を購入するか否かを判断する。

$$sts_t = \begin{cases} 1(\text{Brand1 購入}) & \text{if } \frac{IS_t^{sts \neq 1}}{\max_{1 \leq j \leq n} IS_j} + \sum_{\substack{t'=1 \\ t' \neq 0}}^{n(t')} U_{t'}^{B1} \geq z \text{ or } \frac{\delta_{t,t'}^{sts \neq 1, sts=1}}{\max \delta_{j,k}} + \sum_{\substack{t'=1 \\ t' \neq 0}}^{n(t')} U_{t'}^{B1} \geq z, \\ 2(\text{Brand2 購入}) & \text{if } \frac{IS_t^{sts \neq 2}}{\max_{1 \leq j \leq n} IS_j} + \sum_{\substack{t'=1 \\ t' \neq 0}}^{n(t')} U_{t'}^{B2} \geq z \text{ or } \frac{\delta_{t,t'}^{sts \neq 2, sts=2}}{\max \delta_{j,k}} + \sum_{\substack{t'=1 \\ t' \neq 0}}^{n(t')} U_{t'}^{B2} \geq z, \\ 1(\text{Brand1 と 2 購入}) & \text{if } \frac{IS_t^{sts \neq 3}}{\max_{1 \leq j \leq n} IS_j} + \sum_{\substack{t'=1 \\ t' \neq 0}}^{n(t')} U_{t'}^p \geq z \text{ or } \frac{\delta_{t,t'}^{sts \neq 3, sts=3}}{\max \delta_{j,k}} + \sum_{\substack{t'=1 \\ t' \neq 0}}^{n(t')} U_{t'}^p \geq z, \\ sts_t & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5.5)$$

$$\theta_t = \begin{cases} 0^\circ & \text{if } \frac{IS_t^{sts=0}}{\max_{1 \leq j \leq n} IS_j} + \sum_{\substack{t'=1 \\ t' \neq 0}}^{n(t')} U_{t'}^p \geq z \text{ or } \frac{\delta_{t,t'}^{sts=0, sts \neq 0}}{\max \delta_{j,k}} + \sum_{\substack{t'=1 \\ t' \neq 0}}^{n(t')} U_{t'}^p \geq z, \\ \theta_t & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5.6)$$

ここで $n(t')$ は同一購買グループ t' の商品購入済みユーザエージェントの人数である。仮に vw_t が大きく、 flw_t が小さい場合は、観察型の口コミが商品未購入ユーザエージェントに与える影響力は大きいと想定し、 vw_t が小さく、 flw_t が大きい場合は、影響力は小さいと想定する。商品 p の全体効用 U_t^p の合計が負である場合、式(5.7)、式(5.8)により新商品を購入するか否かを判断する。

$$sts_t = \begin{cases} 1(\text{Brand1 購入}) & \text{if } \frac{IS_t^{sts \neq 1}}{\max_{1 \leq j \leq n} IS_j} + \sum_{\substack{t'=1 \\ t' \neq 0}}^{n(t')} U_{t'}^{B1} \geq z, \\ 2(\text{Brand2 購入}) & \text{if } \frac{IS_t^{sts \neq 2}}{\max_{1 \leq j \leq n} IS_j} + \sum_{\substack{t'=1 \\ t' \neq 0}}^{n(t')} U_{t'}^{B2} \geq z, \\ 1(\text{Brand1 と 2 購入}) & \text{if } \frac{IS_t^{sts \neq 3}}{\max_{1 \leq j \leq n} IS_j} + \sum_{\substack{t'=1 \\ t' \neq 0}}^{n(t')} U_{t'}^p \geq z, \\ sts_t & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5.7)$$

$$\theta_t = \begin{cases} 0^\circ & \text{if } \frac{IS_t^{sts=0}}{\max_{1 \leq j \leq n} IS_j} + \sum_{\substack{t'=1 \\ t' \neq 0}}^{n(t')} U_{t'}^p \geq z, \\ \theta_t & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5.8)$$

最後に購買グループ t の商品購入済みユーザエージェントは自身の商品 p 自体の効用 UI_t^p , vw_t 近傍に flw_t 以上の同一購買グループ t' の商品購入済みユーザエージェントがいる場合のそれらのユーザエージェントの商品 p の全体効用 $U_{t'}^p$, 近傍の別購買グループ t'' の商品購入済みユーザエージェントの商品 p の全体効用 $U_{t''}^p$ を知覚する。これらの情報を基に、購買グループ t の商品購入済みユーザエージェントは自身の商品 p の全体効用 U_t^p を、式(5.9)により更新する。

$$U_t^p = UI_t^p + \beta^p \left(\sum_{\substack{t'=1 \\ t' \neq 0}}^{n(t')} U_{t'}^p + \sum_{\substack{t''=1 \\ t'' \neq 0}}^{n(t'')} U_{t''}^p \right) \quad (5.9)$$

ここで β^p は商品 p の効用係数、 $n(t'')$ は別購買グループ t'' の商品購入済みユーザエージェントの人数である。このように、ある消費者の商品の全体効用は、商品自体の効用と他消費者の商品の全体効用の和として表す[108]。これは消費者は商品を購入した後、口コミによって商品を再評価する[109]という報告を基に、消費者の効用学習行動を表現するためである。

ユーザエージェントが口コミ情報とプロモーション情報を受け取る機会はずしも一定ではないため、それぞれの接触範囲は図 3.2 の口コミ効果を表すクラスター接続性、プロモーション効果を表す商品認知範囲で分類する。また、それに伴いユーザエージェントが別購買

グループのユーザエージェントの商品の効用情報を受け取る機会はずしも一定ではないため、効用情報の接触範囲はクラスター接続性で分類する。効用情報の接触範囲について、図 5.2 に示すシナリオ (S1/S2 と S3/S4) を構築した。

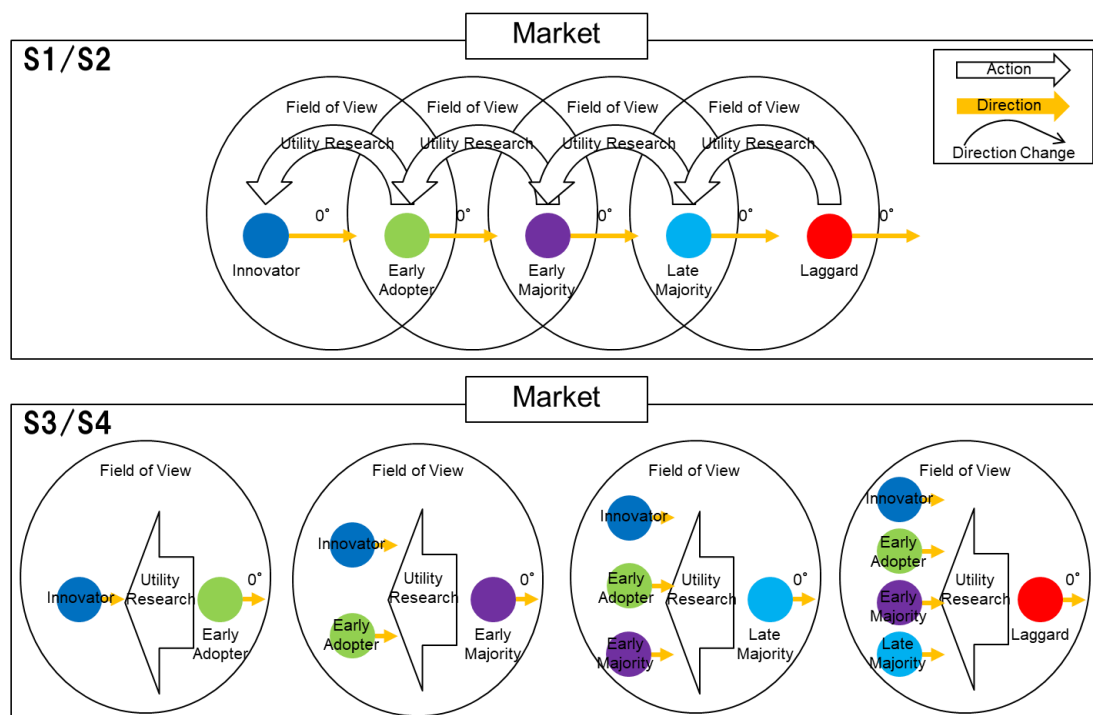


図 5.2 クラスター接続性に基づく商品効用情報の接触範囲

(S1/S2)ユーザエージェントの商品効用の接触範囲については、ラガードはレイトマジョリティのみ、レイトマジョリティはアーリーマジョリティのみ、アーリーマジョリティはアーリーアダプターのみ、アーリーアダプターはイノベーターのみに対して可能である。(S3/S4)ユーザエージェントの商品効用の接触範囲については、ラガードはイノベーターからレイトマジョリティまで、レイトマジョリティはイノベーターからアーリーマジョリティまで、アーリーマジョリティはイノベーターとアーリーアダプターに、アーリーアダプターはイノベーターのみに対して可能な市場状況を表す。それぞれのシナリオの商品効用の接触範囲は既存研究[100]を参考に表 5.1, 表 5.2 と設定した。

表 5.1 S1 と S2 の商品効用の接触範囲（近傍の値）

接触する\ 接触される	Laggard	LateMajority	EarlyMajority	EarlyAdopter	Innovator
Laggard		1			
LateMajority			1		
EarlyMajority				1	
EarlyAdopter					3
Innovator					

表 5.2 S3 と S4 の商品効用の接触範囲（近傍の値）

接触する\ 接触される	Laggard	LateMajority	EarlyMajority	EarlyAdopter	Innovator
Laggard		1	1	1	1
LateMajority			1	1	1
EarlyMajority				1	2
EarlyAdopter					3
Innovator					

各ステップにおいてユーザエージェントは次のように動作する．

1. 全てのユーザエージェントをランダムな配置，方角，移動速度でマーケット空間に配置する．
2. $sts_t = 0$ のユーザエージェントは処理 1 の方角，移動速度でマーケット空間を移動する．
3. $sts_t = 1, sts_t = 2, sts_t = 3$ のいずれかのユーザエージェントは 0 度の方角，処理 1 の移動速度でマーケット空間を移動する．
4. $sts_t = 0, sts_t = 1, sts_t = 2$ のいずれかのユーザエージェントは vw_t 近傍に $sts_t = 1, sts_t = 2, sts_t = 3$ のいずれかの同一購買グループのユーザエージェントが flw_t 以上いる場合， $sts_t = 1, sts_t = 2, sts_t = 3$ のいずれかの同一購買グループのユーザエージェントの肯定的もしくは否定的な商品の効用の受信を U_t^p の合計に基づき判定する．
5. $sts_t = 0, sts_t = 1, sts_t = 2$ のいずれかのユーザエージェントは肯定的な商品の効用を観察した場合，式(5.5)，式(5.6)により自社商品あるいは競合商品を購入するか否かを判断する．
6. $sts_t = 0, sts_t = 1, sts_t = 2$ のいずれかのユーザエージェントは否定的な商品の効用を観察した場合，式(5.7)，式(5.8)により自社商品あるいは競合商品を購入するか否かを判断する．

する.

7. $sts_t = 0$ のユーザエージェントは自社商品あるいは競合商品を購入しない場合、方角と移動速度をランダムに変える.
8. $sts_t = 1, sts_t = 2, sts_t = 3$ のいずれかのユーザエージェントは表 5.2 あるいは表 5.3 の近傍に $sts_t = 0, sts_t = 1, sts_t = 2$ のいずれかの別購買グループのユーザエージェントがいる場合、 $sts_t = 1, sts_t = 2, sts_t = 3$ のいずれかのユーザエージェントの肯定的もしくは否定的な口コミの発信を $U_{t''}^p$ の値に基づき判定する.
9. $sts_t = 0, sts_t = 1, sts_t = 2$ のいずれかのユーザエージェントは肯定的な口コミを受信した場合、式(5.1), 式(5.2)により自社商品あるいは競合商品を購入するか否かを判断する.
10. $sts_t = 0, sts_t = 1, sts_t = 2$ のいずれかのユーザエージェントは否定的な口コミを受信した場合、式(5.3), 式(5.4)により自社商品あるいは競合商品を購入するか否かを判断する.
11. $sts_t = 1, sts_t = 2, sts_t = 3$ のいずれかのユーザエージェントは vw_t 近傍に $sts_t = 1, sts_t = 2, sts_t = 3$ のいずれかの同一購買グループのユーザエージェントが flw_t 以上いる場合、または、表 5.1 あるいは表 5.2 の近傍に $sts_t = 1, sts_t = 2, sts_t = 3$ のいずれかの別購買グループのユーザエージェントがいる場合、式(5.9)により自身の商品の全体効用を更新する.
12. $sts_t = 0$ のユーザエージェントは処理 2 に、 $sts_t = 1, sts_t = 2, sts_t = 3$ のいずれかのユーザエージェントは処理 3 に戻り、全ての商品未購入ユーザエージェントが自社商品と競合商品の両方を購入するまで繰り返す.

各ステップにおけるブランドエージェントの動作は 5.1 節と同様である.

5.2 提案モデルとキャズム・アット・リスクを適用した分析事例

まずは妥当性検証のため、新商品普及過程とキャズムもしくはクラック発生を再現する. 対象とする商品カテゴリーは、日経 POS 情報で日本経済新聞社が収集した 24 種類の飲料ブランドである.

提案モデルの妥当性を実際の新商品普及過程とキャズム発生の再現可能性により評価する. そのため、実際に商品が売れていた期間および売上がなくなった日付を基に検証を行う. まず各商品の売上情報が発生した際の状況を調べた. 例えば商品 CA (自社商品) と商品 CB (競合商品) に関する合計販売個数は 2022 年 6 月 19 日から発生し始め、2022 年 11 月 5 日以降には合計販売個数の情報がない. 上記期間内の合計販売個数比率が累積で 95%以上になった時点で市場が飽和したと見なす. 本実験で使用する各購買グループのユーザエージェントのパラメータ設定を表 4.3 と表 5.3 に記す.

表 5.3 各商品における効用 UI_t^p のパラメータ設定

シナリオ／商品		Innovator	Early Adopter	Early Majority	Late Majority	Laggard
S1	商品 CA と CB	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3
	商品 CC と CD	0.3	0.3	-0.3	0.3	0.3
	商品 CE と CF	0.3	-0.3	-0.3	0.3	0.3
S2	商品 CG と CH	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3
	商品 CI と CJ	0.3	0.3	-0.3	0.3	0.3
	商品 CK と CL	0.3	-0.3	-0.3	0.3	0.3
S3	商品 CM と CN	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3
	商品 CO と CP	0.3	0.3	-0.3	0.3	0.3
	商品 CQ と CR	0.3	-0.3	-0.3	0.3	0.3
S4	商品 CS と CT	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3
	商品 CU と CV	0.3	0.3	-0.3	0.3	0.3
	商品 CW と CX	0.3	-0.3	-0.3	0.3	0.3

表 4.3 の人数とイノベータースコアのパラメータ設定では、2.2 節のデータを用いた。各購買グループのユーザエージェントの人数は、イノベータースコアの算出結果に基づき発生させた。 vw_t と flw_t は、ユーザエージェントが観察型口コミの影響度のパラメータを記しており、キャリブレーションにより設定した。表 5.3 は、ユーザエージェントの商品自体の効用のパラメータを記しており、キャリブレーションにより設定した。また、各商品におけるブランドエージェントの共通のパラメータ設定として、ブランドエージェントの数は Nomakuchi[100]を参考に 87 とした。新商品の市場参入時期のパラメータである τ_p は、キャリブレーションにより $\tau_{B1} = 0$, $\tau_{B2} = 10$ とした。商品の効用係数のパラメータである β^p は、キャリブレーションにより $\beta^p = 0.2$ とした。購入確率変動値 MAT_t^{B1B2} の決定に必要なパラメータ設定では、キャリブレーションにより表 4.5 のデータを用いた。

また、本実験用に改良した従来モデル[100]との比較を行う。従来モデルの実験において、各購買グループのユーザエージェントの人数と、ユーザエージェントの観察型口コミの影響度のパラメータの設定は表 4.3 と同様である。各タイプのブランドエージェントの数と、新商品の市場参入時期のパラメータの設定は提案モデルと同様である。従来モデルでは S1 のみのシナリオを考慮しているため、口コミ伝達範囲とプロモーション伝達範囲は S1 と同様

である。ここで従来モデルでは、S1～S4の商品CA～CXのパラメータ設定は全て同様になる。そのため、これら24商品の従来モデルでの実験結果は同じものを用い、提案モデルと比較する。

各ステップにおいて、従来モデルのユーザエージェントとブランドエージェントの動作は4.2節の従来モデルと同様である。

表 5.4に各商品の市場が飽和するまでの期間を示す。

表 5.4 検証対象商品の市場が飽和するまでの期間

商品	実データ (2022 年)	提案モデル	従来モデル
商品 CA と CB	6 月 19 日 - 7 月 14 日	Step1 - 848	Step1 - 1081
商品 CC と CD	3 月 28 日 - 5 月 26 日	Step1 - 1744	Step1 - 1081
商品 CE と CF	2 月 13 日 - 4 月 10 日	Step1 - 1828	Step1 - 1081
商品 CG と CH	4 月 18 日 - 7 月 16 日	Step1 - 621	Step1 - 1081
商品 CI と CJ	1 月 9 日 - 7 月 3 日	Step1 - 1026	Step1 - 1081
商品 CK と CL	1 月 8 日 - 3 月 8 日	Step1 - 1217	Step1 - 1081
商品 CM と CN	1 月 3 日 - 3 月 18 日	Step1 - 772	Step1 - 1081
商品 CO と CP	6 月 4 日 - 6 月 27 日	Step1 - 852	Step1 - 1081
商品 CQ と CR	1 月 8 日 - 2 月 13 日	Step1 - 1245	Step1 - 1081
商品 CS と CT	2 月 28 日 - 5 月 2 日	Step1 - 586	Step1 - 1081
商品 CU と CV	5 月 29 日 - 8 月 17 日	Step1 - 674	Step1 - 1081
商品 CW と CX	3 月 5 日 - 4 月 22 日	Step1 - 841	Step1 - 1081

表 5.5 に 1 日あたりの商品普及数比のユークリッド距離を記し、表 5.6 に 1 日あたりのキャズム・アット・リスク比のユークリッド距離を記す。

表 5.5 商品普及数比のユークリッド距離

S1	商品 CA と CB	商品 CC と CD	商品 CE と CF	平均
提案モデル	0.01150	0.01240	0.01237	0.01209
従来モデル	0.02057	0.01179	0.01417	0.01551
S2	商品 CG と CH	商品 CI と CJ	商品 CK と CL	平均
提案モデル	0.00628	0.00659	0.01072	0.00786
従来モデル	0.00712	0.00756	0.00844	0.00771
S3	商品 CM と CN	商品 CO と CP	商品 CQ と CR	平均
提案モデル	0.00792	0.02060	0.01695	0.01516
従来モデル	0.00936	0.03594	0.01807	0.02112
S4	商品 CS と CT	商品 CU と CV	商品 CW と CX	平均
提案モデル	0.00713	0.00583	0.01078	0.00791
従来モデル	0.00832	0.00634	0.01142	0.00869

表 5.6 キャズム・アット・リスク比のユークリッド距離

S1	商品 CA と CB	商品 CC と CD	商品 CE と CF	平均
提案モデル	0.00070	0.00139	0.00147	0.00118
従来モデル	0.00271	0.00127	0.00178	0.00192
S2	商品 CG と CH	商品 CI と CJ	商品 CK と CL	平均
提案モデル	0.00094	0.00074	0.00130	0.00099
従来モデル	0.00111	0.00093	0.00138	0.00114
S3	商品 CM と CN	商品 CO と CP	商品 CQ と CR	平均
提案モデル	0.00069	0.00211	0.00126	0.00135
従来モデル	0.00089	0.00312	0.00156	0.00186
S4	商品 CS と CT	商品 CU と CV	商品 CW と CX	平均
提案モデル	0.00117	0.00108	0.00120	0.00115
従来モデル	0.00147	0.00071	0.00110	0.00109

商品普及数比のユークリッド距離は、S1, S3, S4 で従来モデルよりも平均の距離が短い。商品 CC と CD, CK と CL の距離が従来モデルよりも大きい、その他の商品は距離が短く、平均的には距離が短い。さらに、キャズム・アット・リスク比 (CaR 比) のユークリッド距離は、S1, S2, S3 で従来モデルよりも平均の距離が短い。商品 CC と CD, CU と CV, CW

と CX の距離が従来モデルよりも大きいですが、その他の商品は距離が短く、平均的には距離が短い。よって、提案モデルは飲料ブランドにおける新商品に関する普及過程とキャズム発生 の再現性を有する。

次に、商品 CA と CB, CG と CH, CM と CN, CS と CT に関する普及過程とキャズム発生 の再現結果を図 5.3 に示す（グラフの見やすさのため、普及数比の縦軸の最大値を 0.1 に設定 していることに注意が必要である）。

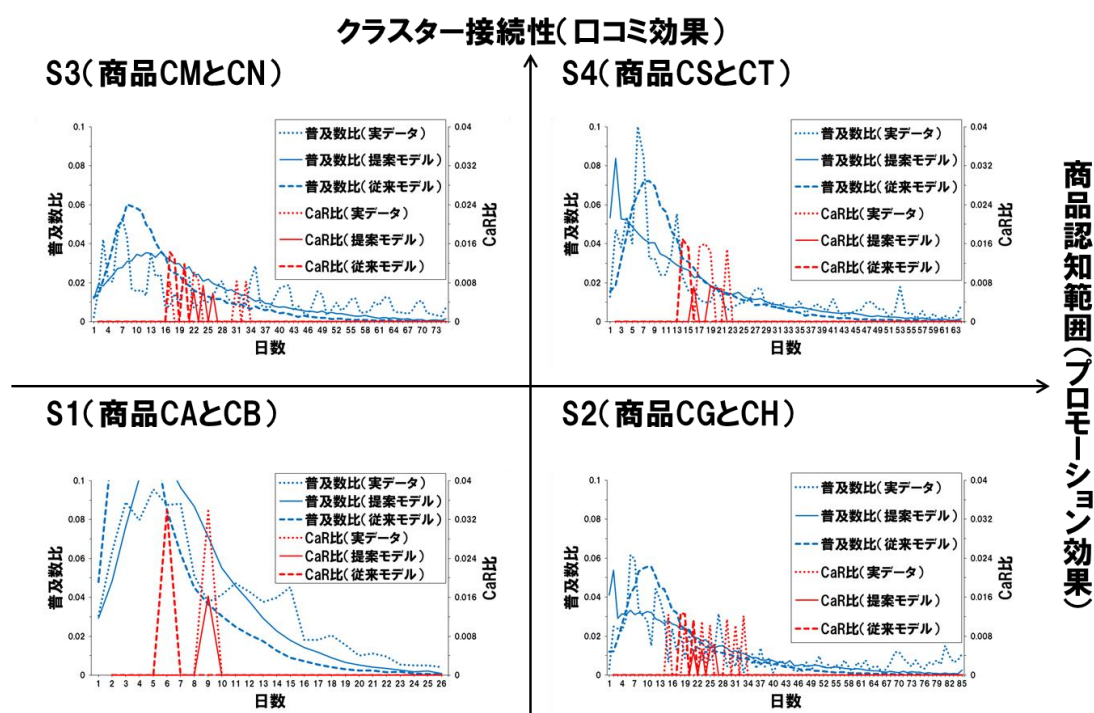


図 5.3 商品 CA と CB, CG と CH, CM と CN, CS と CT に関する普及過程とキャズム発生 の再現結果

S1 と S3 の普及の様子是一部実データと乖離しているが、ある程度再現できている。また、S1 のキャズム・アット・リスク比の値は実データと乖離しているが、キャズム発生時期はある程度実データと一致している。S3 のキャズム・アット・リスク比の値はある程度実データと一致しているが、キャズム発生時期は、一部実データと乖離している。S2 と S4 は実データよりも初期での商品普及が早く、終盤の日数あたりで実データよりも購入者数が減っているものの、ある程度実データと一致している。また、キャズム・アット・リスク比の値は実データと乖離しているが、S4 のキャズム発生時期は一部実データと一致している。S2 のキャズム発生時期は、一部実データと乖離している。

次に、商品 CC と CD, CI と CJ, CO と CP, CU と CV に関する普及過程とキャズム発生 の

再現結果を図 5.4 に示す.

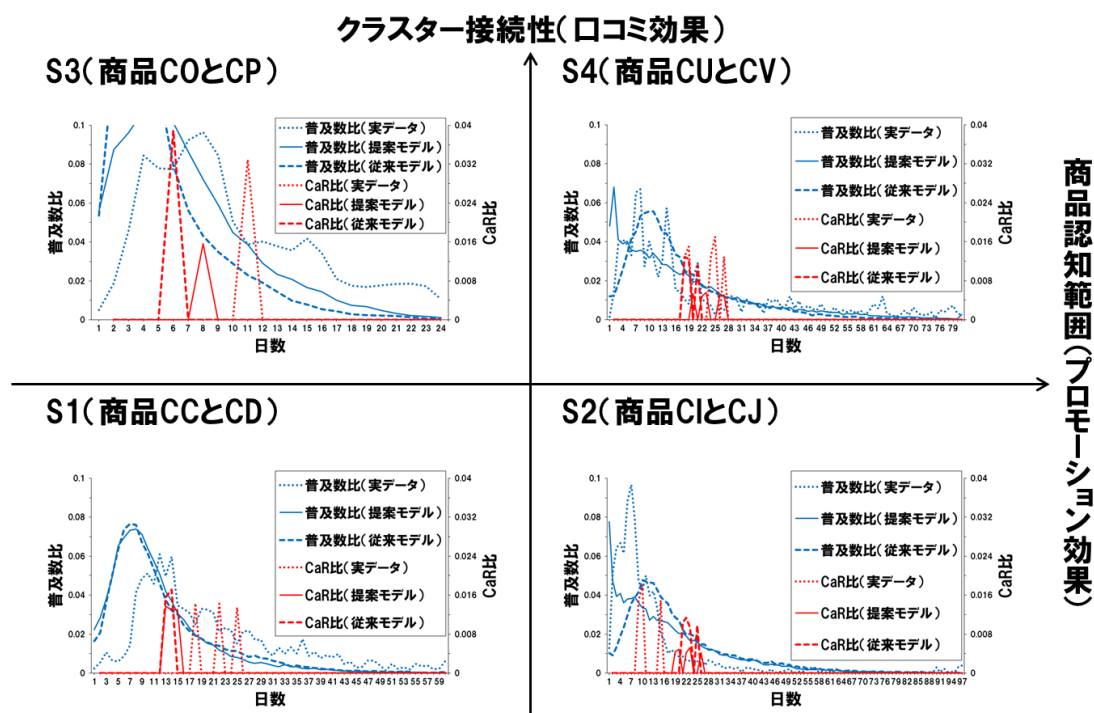


図 5.4 商品 CC と CD, CI と CJ, CO と CP, CU と CV に関する普及過程とキャズム発生の再現結果

S1 と S3 は実データよりも初期での商品普及が早く, 中盤の日数あたりで実データよりも購入者数が減っているものの, ある程度実データと一致している. また, キャズム・アット・リスク比の値は実データと乖離しており, キャズム発生時期は, 一部実データと乖離している. S2 と S4 は実データよりも初期での商品普及が早く, 購入者数が多いものの, ある程度実データと一致している. また, キャズム・アット・リスク比の値は実データと乖離しているが, S4 のキャズム発生時期は一部実データと一致している. S2 のキャズム発生時期は, 一部実データと乖離している.

最後に, 商品 CE と CF, CK と CL, CQ と CR, CW と CX に関する普及過程とキャズム発生の再現結果を図 5.5 に示す.

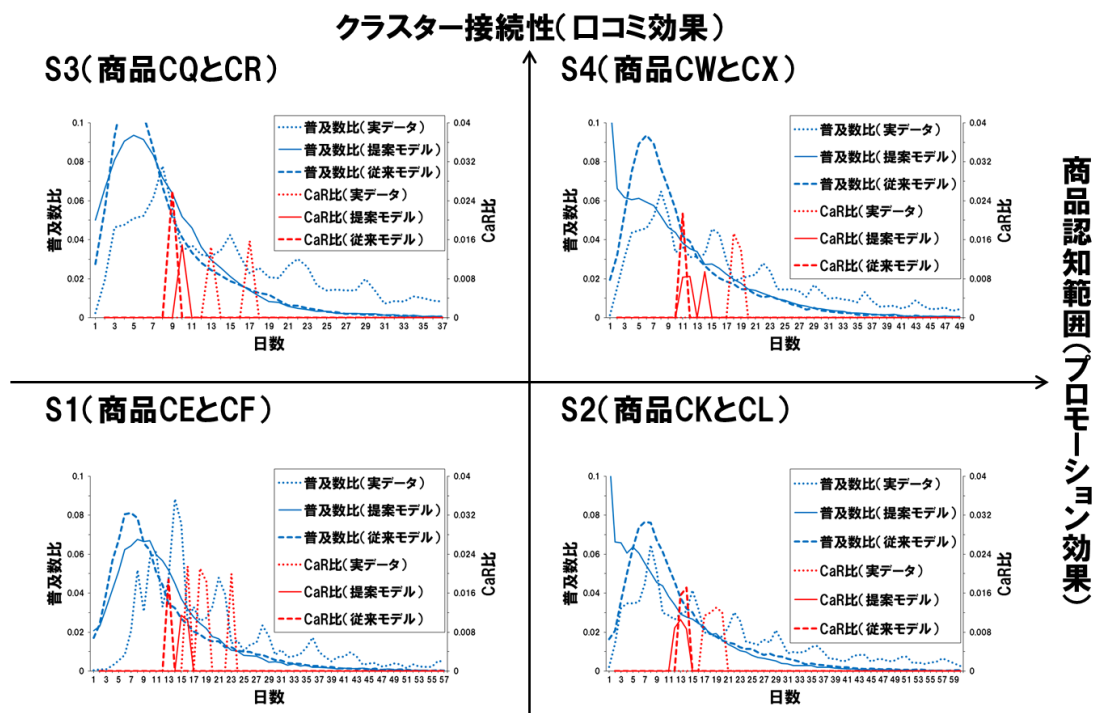


図 5.5 商品 CE と CF, CK と CL, CQ と CR, CW と CX に関する普及過程とキャズム発生
の再現結果

S1 と S3 は実データよりも初期での商品普及が早く、中盤の日数あたりで実データよりも購入者数が減っているものの、ある程度実データと一致している。また、キャズム・アット・リスク比の値は実データと乖離しており、キャズム発生時期は、一部実データと乖離している。S2 と S4 は実データよりも初期での商品普及が早く、中盤の日数あたりで実データよりも購入者数が減っているものの、ある程度実データと一致している。また、キャズム・アット・リスク比の値はある程度実データと一致しているが、キャズム発生時期は、一部実データと乖離している。

口コミの種類を考慮することにより、実際のキャズムもしくはクラック現象にある程度近い現象を再現できた。従来モデルでは消費者のニュートラルな口コミのみを考慮した新商品普及モデルで再現実験を行っているが、最寄品の新商品普及過程とキャズム発生の再現には至らなかった。式(5.1)～(5.8)のように消費者が新商品を購入するか否かは、肯定的もしくは否定的な口コミによる消費者への影響によって変わる。消費者の購入確率変動値の考慮は、新商品普及過程やキャズム現象を表現するために重要である。どの消費者も偏りなく商品購入を行えば、継続的な売上下落の発生期間が形成されず、キャズムもしくはクラックの検出ができないことがある。このように、今回、肯定的もしくは否定的な口コミを考慮することにより新商品普及過程とキャズム発生を再現できた。また、消費者は他消費者の商品の効用

を考慮して効用更新を行うため、消費者の効用更新行動を考慮することも重要である。

続いて、消費者の肯定的もしくは否定的な口コミ効果の変化が商品普及過程やキャズム現象に与える影響を検証する。実験の設定は商品 CA～CX と同様で、図 5.3～図 5.5 の提案モデルの実験結果と同じものを用い、時間はステップ数で表示する。飲料ブランドの新商品は S1～S4 で同様であるとし、口コミ効果とプロモーション効果、および商品自体の効用のパラメータ UI_t^p を変化させた際のキャズムへの影響を検証する。また 3.2 節と同様に、本実験のキャズムもしくはクラックは、市場への商品投入後 6 ステップ以降に、ステップあたりの普及数の差が $\Delta D_3^T \leq \mu_{D_3} - 2\sigma_{D_3}$ 以下となるケースをキャズムもしくはクラックが発生するケースとした。

図 5.6 にシナリオごとの新商品普及数とキャズム・アット・リスクを記す（図 5.3 の実験結果）。

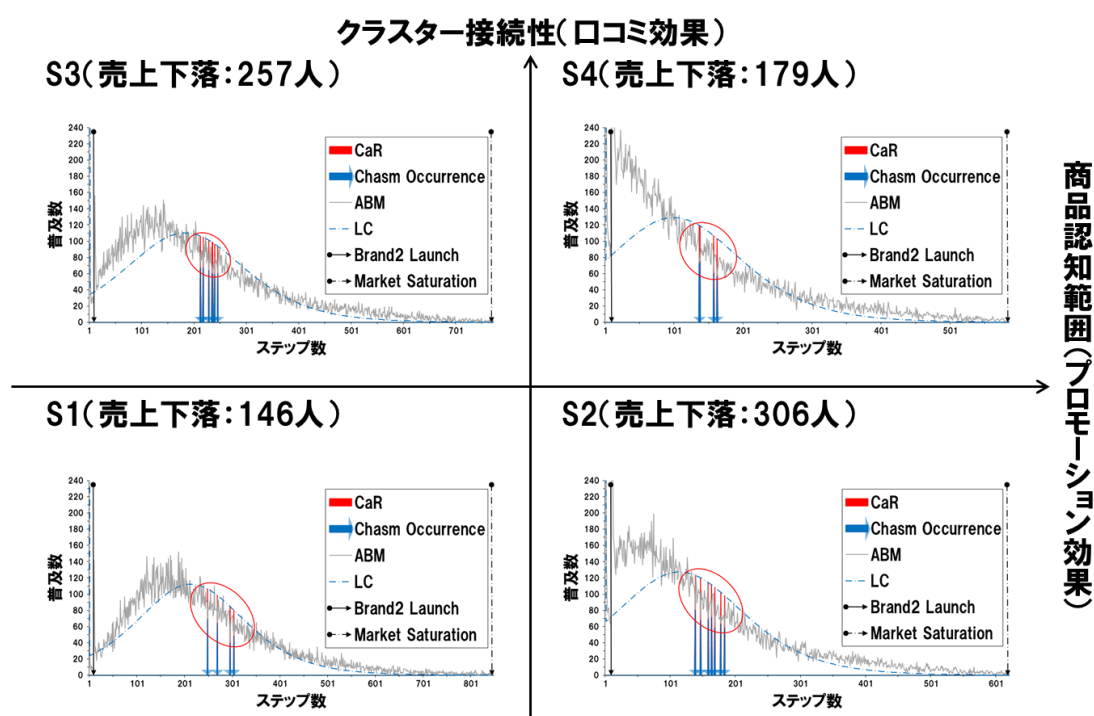


図 5.6 シナリオごとの新商品普及数とキャズム・アット・リスク（実験の条件 5.1）

エージェント・ベース・モデルのグラフの形状は、S1 と S3、S2 と S4 の間で類似しており、それぞれのシナリオの普及速度が異なっている。

シミュレーション結果を基に、キャズム・アット・リスク（CaR）を用いてキャズムもしくはクラックの検出を行った。実験の条件 5.1 の設定によれば、キャズム発生時期は図 3.6 と同様にユーザエージェントの購入確率の減衰の結果として現れる。市場が飽和するまで普及

は初期段階で加速した後、減速し、結果としてキャズムもしくはクラックが発生する。

尚、S1～S4 の市場が飽和した時点でのユーザエージェントの商品の全体効用 U_t^p の平均を見ると、イノベーターは 0.30102, アーリーアダプターは 0.31531, アーリーマジョリティは 0.31154, レイトマジョリティは 0.30859, ラガードは 0.31024 となっている。

次に感度分析として、モデルのパラメータ UI_t^p を変化させ、キャズム・アット・リスクの測定を行う実験をした。

図 5.7 にシナリオごとの新商品普及数とキャズム・アット・リスクを記す（図 5.4 の実験結果）。

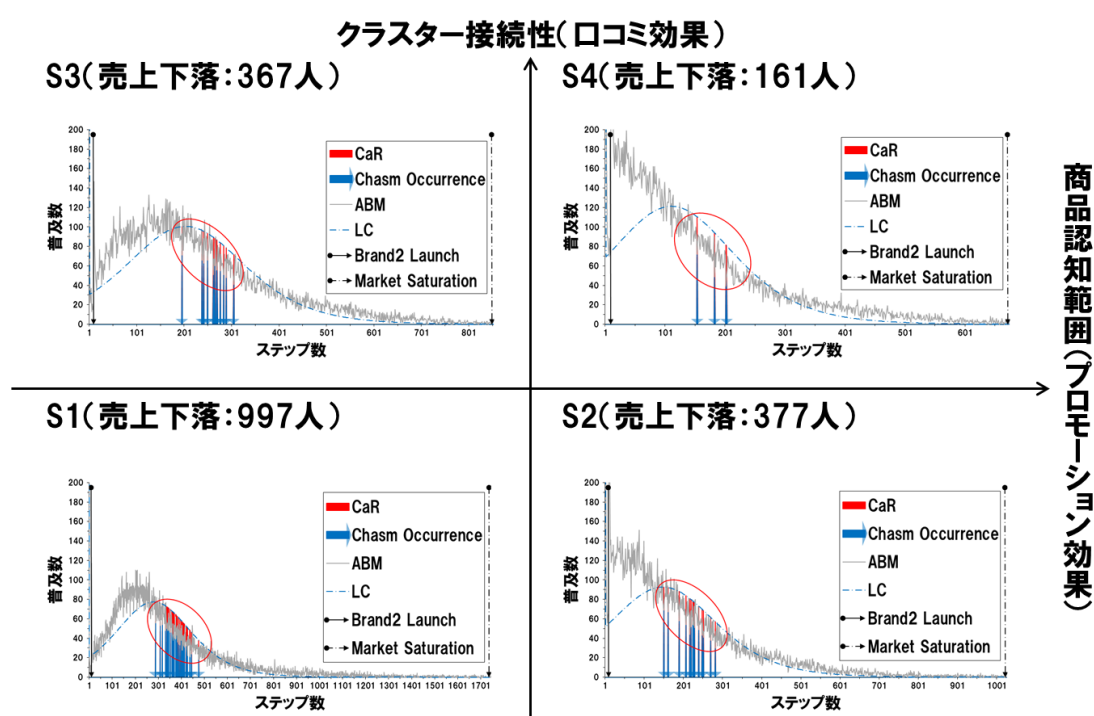


図 5.7 シナリオごとの新商品普及数とキャズム・アット・リスク（実験の条件 5.2）

図 5.7 から、 UI_t^p の値が小さいときは、特に S1 で売上下落の値が大きくなることがわかる。また、図 5.6 と比較すると、各シナリオの市場飽和までの期間は長くなっていることがわかる。

レイトマジョリティやラガードと比較して、イノベーターやアーリーアダプターはイノベータースコアによる購入確率の値が高いため、一様乱数のしきい値を上回りやすいユーザエージェントが市場の初期段階で多く存在することになる。市場の初期段階では、商品の全体効用 U_t^p の値が大きいユーザエージェントが多いため、商品の購入確率のしきい値の調整は必要なく、購入者が早期に現れる。このようなイノベーターやアーリーアダプターの購入

決定は、他のユーザエージェントへの肯定的な口コミを促進させるため、普及過程が活性化されることになる。しかし、市場で否定的な口コミを発信するアーリーマジョリティの数が相対的に増えると、普及速度は遅くなる。否定的な口コミを受信するレイトマジョリティやラガードは購入の決定をするために、しきい値が適切なレベルに達するまで待たなければならない。この普及の減速は、グラフに見られるように、ロングテールの形をしている。S1～S4の市場が飽和した時点でのユーザエージェントの商品の全体効用 U_t^p の平均を見ると、イノベーターは 0.30171, アーリーアダプターは 0.31512, アーリーマジョリティは -0.30463, レイトマジョリティは 0.29809, ラガードは 0.30424 となっており、アーリーマジョリティの効用が低くなっている傾向にある。つまり、アーリーマジョリティはレイトマジョリティやラガードに否定的な口コミをして、商品の購入確率を低くしていることがわかる。以上の特徴により、市場が飽和するまで普及は初期段階で加速した後、減速し、結果としてキャズムもしくはクラックが発生する。

図 5.8 に、パラメータをさらに変化させたシナリオごとの新商品普及数とキャズム・アット・リスクを記す（図 5.5 の実験結果）。

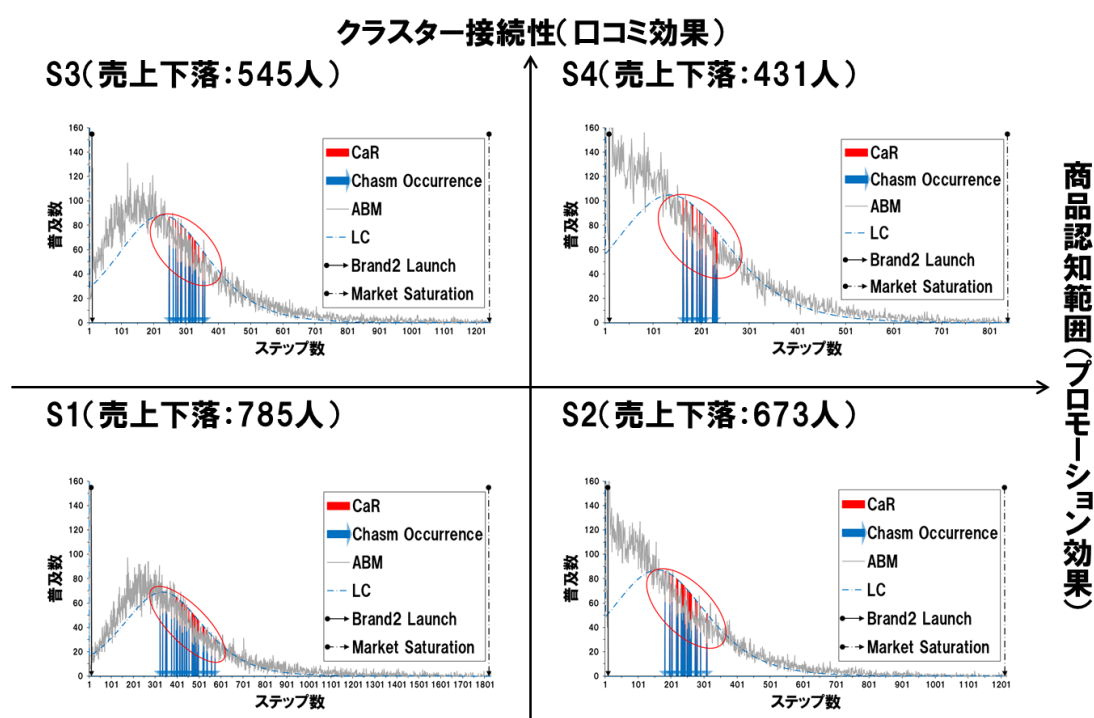


図 5.8 シナリオごとの新商品普及数とキャズム・アット・リスク（実験の条件 5.3）

図 5.8 から、S1 を除き、図 5.7 よりもさらに売上下落の値が大きくなっていることがわかる。また、図 5.7 と比較すると、各シナリオの市場飽和までの期間は長くなっていることが

わかる。

S1～S4 の市場が飽和した時点でのユーザエージェントの商品の全体効用 U_t^p の平均を見ると、イノベーターは 0.30178, アーリーアダプターは-0.30877, アーリーマジョリティは-0.30992, レイトマジョリティは 0.29523, ラガードは 0.30165 となっており、アーリーアダプターとアーリーマジョリティがレイトマジョリティやラガード等に否定的な口コミをして、商品の購入確率を低くしている。

以上の結果より、本モデルにおいて、 UI_t^p がキャズムもしくはクラック発生の要因になることが明らかになった。さらに、あるユーザの商品の満足度が、市場における他ユーザの商品の満足度に影響を与えるという結果により、商品の全体効用 U_t^p が、キャズムもしくはクラック発生の要因になることが検証された。

分析結果より、 UI_t^p がキャズムもしくはクラックを発生させる値であると、市場では長期間において売上の下落停滞期を迎えてしまう。 UI_t^p は商品そのものに対する満足度を意味するパラメータである。本モデルでは、各購買グループの UI_t^p は違う値を持つように設定しており、実務上でも、性別、年代、居住地等の差異によって、その値は異なる。そのため、実務ではターゲットとなる顧客カテゴリーに合わせてポジショニングを変更し、新商品を改善した上で、 UI_t^p を大きくし、肯定的な口コミを誘発しなければならない。企業は顧客カテゴリーに合わせて新商品を改善して市場へ普及させ、新商品をキャズムもしくはクラックから脱却させるよう尽力すべきであると考えられる。

一方、 U_t^p はある消費者の商品の満足度を、商品自体の満足度と他消費者の商品の満足度の和として表したパラメータである。本モデルの実験では、式(5.9)の商品の効用係を $\beta^p = 0.2$ としており、他消費者の商品の満足度はある消費者の商品の満足度に影響を与えにくいことを仮定しているが、実際には、食品、飲料、化粧品等の商品カテゴリーによって、その影響の与えやすさは異なる。そのため、実際は対象となる商品カテゴリーに合わせて β^p を変更し、キャズムもしくはクラックへの影響を検証しなければならない。また、 U_t^p の満足度は消費者の肯定的もしくは否定的な口コミに関連するため、肯定的な口コミの効果を高めるために、企業は商品満足度の向上に尽力すべきであると考えられる。

5.3 本章のまとめ

最寄品市場について、マーケット空間に配置された企業の行動と、5 種の購買グループの消費者の肯定的もしくは否定的な口コミ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、新商品から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。新商品を購入した消費者は効用値を基に、未購入の消費者に対して、一般社会およびネット

社会を通じて新商品の肯定的もしくは否定的な口コミをする。それらの口コミの影響によって、商品に対する消費者の購入確率が変動する。このモデルでは、最寄品市場における口コミの影響の調査を勘案して、従来モデルのニュートラルな口コミを肯定的なものと否定的なものに分け、それらの口コミを通じた購入確率の変動を明示的に考慮する。

提案モデルと従来モデルによるシミュレーション結果の値と実データとの比較を行った結果、ある程度現実社会での最寄品市場における新商品普及過程と売上下落現象を反映できた。

また、提案モデルを用い、消費者の肯定的もしくは否定的な口コミ効果の変化が商品普及過程やキャズム現象に与える影響を検証した。感度分析の結果より、キャズムもしくはクラックの発生を抑制するためには、パラメータ UI_t^p とパラメータ U_t^p の両方がともに望ましい値をとらなければならない。したがって、新商品を市場に普及させたい企業は、新商品を改善し、商品満足度の向上により肯定的な口コミを誘発させることが新商品普及に必要であると考えられる。

6. 結論

6.1 本研究のまとめ

消費者の意思決定要因が新商品普及過程と売上下落現象に与える影響を検証するために、購買グループ分類手法とエージェント・ベースの新商品普及モデルを構築した。

第2章では、ユーザの Web サイトへのアクセスログとリアル店舗での購入履歴から、普及過程における購買グループを分類する手法を提案した。購買グループとは、イノベーター理論におけるイノベーターやアーリーアダプターである。分類は、イノベーターとそうでないユーザは商品購入の早さとリアル店舗訪問数が異なるという仮説に基づき、これらをユーザごとに評価するイノベータースコアを提案する。本手法を、17,450 名のユーザから収集したデータを用いて分類し、SPC ポイントにより購買グループを検証した結果、新商品発売日から購入までの経過時間を用いた従来手法を上回る精度で分類できた。

第3章では、新商品の普及と売上下落の要因を把握するために、複雑な消費者行動を理解する手段としてエージェント・ベースの新商品普及モデルを構築した。消費者同士の情報伝達や個人の購入確率、さらにプロモーションによる情報伝達を加えることで消費者と企業の行動を記述し、それらの総体としての新商品普及過程と売上下落現象を観測できるモデルを構築した。消費者が口コミ情報とプロモーション情報を受け取る機会は必ずしも一定ではないため、それぞれの接触範囲は口コミ効果を表すクラスター接続性、プロモーション効果を表す商品認知範囲で分類して情報伝達現象を表現した。また、最寄品の普及過程における売上下落現象を検出するための手法として、キャズム・アット・リスク (CaR) を提案した。飲料ブランドを事例として、消費者の口コミ効果の変化や企業のプロモーション効果が新商品普及過程と売上下落現象に与える影響をシミュレーションで分析できた。

第4章では、商品間の競争はそれぞれの普及に影響するため、第3章の基本モデルを拡張して自社エージェント（自社商品）と競合エージェント（競合商品）が競争するモデルを作成した。競争環境では、自社エージェントと競合エージェントが商品未購入ユーザエージェントにプロモーションを行い、競合しないブランドエージェント同士で顧客獲得数を伝える。顧客獲得数が少ないブランドエージェントはその数が多いブランドエージェントの戦略を模倣する。競合エージェントは開始から一定期間後に市場に参入し、協力的もしくは非協力的なプロモーションを実施する。消費者を取り巻く企業戦略の変化や競合商品の市場参入時期が新商品普及過程と売上下落現象に与える影響をシミュレーションで分析できた。

第5章では、消費者の肯定的もしくは否定的な口コミは新商品の普及に影響するため、第4章のモデルを拡張してユーザエージェントの肯定的もしくは否定的な口コミによって新商品の購入確率が変化するモデルを作成した。またこのモデルでは、商品購入済みユーザエー

ジェント間で商品の効用を伝達し、効用の値がプラス（マイナス）のユーザエージェントはもう一方のユーザエージェントの効用の値にプラス（マイナス）の影響を与える。消費者が商品の効用情報を受け取る機会はずしも一定ではないため、効用情報の接触範囲は口コミ効果を表すクラスター接続性の高低で分類して情報伝達現象を表現した。消費者の肯定的もしくは否定的な口コミが新商品普及過程と売上下落現象に与える影響をシミュレーションで分析できた。

本研究の主要な貢献は、学術的な貢献と実務的な貢献である。

学術的な貢献として、従来研究では、イノベーター理論の文脈で買回品や専門品における消費者行動が取り上げられているが、最寄品における消費者行動にはこれまで注目が集まっていなかった。そのため本研究は、最寄品における消費者行動を理解する上での貢献をしている。方法論の観点からは、従来モデル[96], [99], [100]を拡張して、消費者の意思決定要因が新商品普及過程と売上下落現象に与える影響を検証する方法を示した。これは、モデル内に口コミ効果を表すクラスター接続性、プロモーション効果を表す商品認知範囲の概念を加え、さらに消費者の意思決定要因として、個人の購入確率、肯定的もしくは否定的な口コミの影響、企業間の競争の影響を要因に加えることで実現した。

実務的な貢献については、実社会では複雑かつ測定困難性が伴う新商品普及過程について、エージェント・ベース・モデルを用いて普及過程を再現し、さらにキャズム・アット・リスクによってキャズムもしくはクラックを検出した。実際の新商品普及過程と売上下落現象を分析することにより、それらの要因としての消費者行動を理解できる。メーカーが新商品投入前の段階で消費者の購買行動を理解できれば、メーカーにとって価値のある知見となる。

6.2 今後の課題

購買グループ分類手法については、以下の課題がある。

イノベータースコアにより購買グループを分類する方法はほとんどのクラスターにおいてベースラインを上回る精度を示しているが、表 2.6 のクラスター間平均距離でイノベーター内ユーザが、イノベーターとアーリーアダプター間のユーザよりも大きくなっている。このことは、イノベーター自体のサンプル数の少なさが平均距離に与える影響が大きいことを示唆しており、平均距離を短くするための効果的な方法を検討する必要がある。

また、イノベータースコアによる購買グループの分類では、商品購入の早さとリアル店舗訪問数（コスモポリタ性）の 2 項目のみでユーザを評価しており、ユーザの革新性を表す指標値としてはまだ適当でない可能性がある。革新性を測るのに適したデータによる分類手

法が求められる。例えば、Rogers は、ユーザのコミュニケーション上の変数と革新性には正の相関関係があるとしており[5]、ユーザの商品口コミを評価項目として加える方が精度が向上する可能性がある。

エージェント・ベースの新商品普及モデルについては、以下の課題がある。

まずは、提案モデルの持つ各パラメータをどのように推定するかという点である。提案モデルでは、観察型の口コミの影響度、購入確率変動値、商品自体の効用、商品の効用係数といったパラメータを導入した。しかし、これらのパラメータを実データからは推定できていない。実際のパラメータは消費者アンケートにより推定する方法や、消費者の購入履歴や Web ユーザのアクセスログを解析することにより推定する方法があると考えられる。今後、このような手法を基にパラメータ推定を行い、より現実的なシミュレーションを実施したい。そして、これらのパラメータを活かしたキャズムもしくはクラックの抑制方法の考察も行う予定である。

次に、本研究は、限定された消費者と企業の行動を対象にしたモデル化をしている。特に消費者の購買行動は購入前と購入後で明確に区別して単純に記述できない。O2O では消費者の行動を ARASL[111]の段階に分けることができる。一般の市場では、AIDMA や AISAS 等いくつかの段階を考慮した上で、より現実に近い市場を再現できる。また、本研究は、パラメータをキャリブレートしてシミュレーションを実施し、新商品普及過程と売上下落現象の傾向性を中心に分析している。そのため、新商品普及過程における具体的なマーケティング施策を検討するのは難しい。今後は、消費者や企業の行動の構造を追加でモデルに組み込み、その構造から分析される行動と意識の影響等の要素をマーケティング施策に反映していきたい。

次に、本研究では、最寄品市場を対象としたが、常に新商品が導入されそのライフサイクルが短いという点、比較的商品の価格が安いという点、消費者の口コミ情報と企業のプロモーション情報が消費者の購買行動に影響を与えるという点の特徴を有する市場であることから、本モデルが適用可能な対象市場として買回品市場が挙げられる。今後は、他の商品やサービスにも適用できるモデル化を目指し、本モデルに設定している様々なパラメータを変化させたシミュレーションを実施し、各パラメータの影響を考察する。

最後に、本モデルが不確実性のある最寄品市場におけるマーケティング施策のフレームワークとして合理的に活用しうるかについて、考察を深めていきたい。

謝辞

本論文は、筆者が青山学院大学理工学研究科理工学専攻マネジメントテクノロジーコースの博士後期課程に在学する前の2019年1月から入学後の2024年1月まで、青山学院大学理工学部経営システム工学科の熊谷敏教授、青山学院大学経営学部経営学科の中邨良樹教授、青山学院大学理工学部経営システム工学科の石津昌平教授、大内紀知教授、小野田崇教授、栗原陽介教授、宋少秋教授、松本俊之教授、水山元教授、小林和博准教授のご指導のもとで博士学位申請論文として取りまとめたものである。主査と副査の先生方からは、貴重なご指導、ご助言、ご支援をいただき、感謝申し上げます。

主査の熊谷敏教授には、筆者の青山学院大学理工学部経営システム工学科の4年生から現在に至るまで10年以上、暖かい目で筆者を見守りながらご指導をいただいていた。社会人である時期も研究生活で多大なご支援をいただいた。改めて心からお礼申し上げます。

また、筆者が本研究を始めた2019年から現在に至るまで、暖かい目で筆者を見守ってくださった青山学院大学理工学部経営システム工学科の蔵本薫先生には、多忙の中研究のご指導、ご助言をいただいた。ここに、蔵本薫先生に深謝の意を表したい。

本研究を進める過程で多くのご助言と励まし言葉をいただきました青山学院大学経営学部経営学科の中邨良樹教授に感謝申し上げます。先生からは、研究以外のことに関しても様々なご指導やご助言、ご支援をいただきました。

また、本研究の分析および検証用データの収集においては、株式会社ドゥ・ハウス（現：株式会社エクスクリエ）の皆様にも多大なご協力をいただき、深く感謝申し上げます。

最後に、筆者の社会人ドクターへの道を認めてくれ、様々な面で支援してくれた家族に心からの謝意を表す次第である。

2024年1月

岩田 遼

参考文献

- [1] 寺本高： “最寄品ブランドの小売店頭での販売展開方法とロングセラー化の関係”，日本商業学会流通研究， Vol.12， No.2， pp.59-73 (2009)
- [2] Armstrong, G. and Kotler, P.: Marketing: An Introduction (Global Edition), Pearson Education Limited, London, UK (2022)
- [3] 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， Vol.57， No.5， pp.450-469 (2006)
- [4] 平久保伸人： 「消費者行動論」，ダイヤモンド社 (2005)
- [5] Rogers, E. M.: Diffusion of Innovations (5th Edition), Free Press, New York (2003)
- [6] 平田久郎： “ネットワーク構造を考慮したクチコミ現象に関するシミュレーション分析”，経営情報学会全国研究発表大会要旨集， pp.5-5 (2003)
- [7] Moore, G. A.: Crossing the Chasm (3rd Edition), Harper Business, New York (2014)
- [8] Goldsmith, R. E. and Flynn, L. R.: “Identifying Innovators in Consumer Product Markets”, *European Journal of Marketing*, Vol.26, No.12, pp.42-55 (1992)
- [9] Flynn, L. R. and Goldsmith, R. E.: “Identifying Innovators in Consumer Service Markets”, *The Service Industries Journal*, Vol.13, No.3, pp.97-109 (1993)
- [10] Uray, N. and Dedeoglu, A.: “Identifying Fashion Clothing Innovators by Self-report Method”, *Journal of Euromarketing*, Vol.6, No.3, pp.27-46 (1998)
- [11] Goldsmith, R. E.: “Identifying Wine Innovators: A Test of the Domain Specific Innovativeness Scale Using Known Groups”, *International Journal of Wine Marketing*, Vol.12, No.2, pp.37-46 (2000)
- [12] Chau, Y. K. and Patrick, Hui, K. L.: “Identifying Early Adopters of New IT Products: A Case of Windows 95”, *Information and Management*, Vol.33, No.5, pp.225-230 (1998)
- [13] Rossow, I.: “Trends in Wine Consumption in Norway: is Diffusion Theory Applicable?”, *Advances in Health Economics and Health Services Research*, Vol.16, pp.215-228 (2005)
- [14] Laukkanen, T. and Pasanen, M.: “Mobile Banking Innovators and Early Adopters: How they Differ from Other Online Users?”, *Journal of Financial Services Marketing*, Vol.13, No.2, pp.86-94 (2008)
- [15] Thøgersen, J., Haugaard, P. and Olesen, A.: “Consumer Responses to Ecolabels”, *European Journal of Marketing*, Vol.44, No.11/12, pp.1787-1810 (2010)
- [16] 斎藤隆： 「食品市場の創造ーヒット商品開発装置 Japan-VALS の提案」，東急エージェンシー (1994)
- [17] Campbell, A. R., Ryley, T. and Thring, R.: “Identifying the Early Adopters of Alternative Fuel Vehicles: A Case Study of Birmingham, United Kingdom”, *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, Vol.46, No.8, pp.1318-1327 (2012)

- [18] Wansink, B. and Kranz, S.: “Who's using MyPlate?”, *Journal of Nutrition Education and Behavior*, Vol.45, No.6, pp.728-732 (2013)
- [19] Plötz, P., Schneider, U., Globisch, J. and Dütschke, E.: “Who will Buy Electric Vehicles? Identifying Early Adopters in Germany”, *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, Vol.67, pp.96-109 (2014)
- [20] Filová, J.: “Measuring Consumer Innovativeness: Identifying Innovators Among Consumers of Modern Technologies”, *Central European Business Review*, Vol.4, No.4, pp.18-29 (2015)
- [21] 川前徳章, 山田武士, 上田修功: “Innovator の発見によるリコメンデーションのパーソナライズ手法の提案”, 電子情報通信学会技術研究報告 = IEICE technical report : 信学技報, Vol.107, No.78, pp.19-24 (2007)
- [22] 市川裕介, 岸本康成, 小林透: “Web アクセスログに基づくユーザの革新性推定手法の提案”, 情報処理学会論文誌コンシューマ・デバイス&システム (CDS), Vol.3, No.3, pp.85-93 (2013)
- [23] 杉山啓太, 豊田秀樹, 長尾圭一郎, 磯部友莉恵, 岡律子: “ファッション EC サイトにおけるイノベーター検出モデル—基準変数のある多種混合の項目反応モデリング—”, オペレーションズ・リサーチ = Communications of the Operations Research Society of Ja-pan : 経営の科学, Vol.63, No.2, pp.75-82 (2018)
- [24] Rusmevichientong, P., Zhu, S. and Selinger, D.: “Identifying Early Buyers from Purchase Data”, *KDD '04: Proceedings of the 10th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, pp.671-677 (2004)
- [25] Song, X., Chi, Y., Hino, K. and Tseng, B.: “Identifying Opinion Leaders in the Blogosphere”, *CIKM '07: Proceedings of the 16th ACM Conference on Conference on Information and Knowledge Management*, pp.971-974 (2007)
- [26] Mahajan, V., Muller, E. and Srivastava, R. K.: “Determination of Adopter Categories by Using Innovation Diffusion Models”, *Journal of Marketing Research*, Vol.27, No.1, pp.37-50 (1990)
- [27] Kamakura, W. A., Kossar, B. S. and Wedel, M.: “Identifying Innovators for the Cross-selling of New Products”, *Management Science*, Vol.50, No.8, pp.1120-1133 (2004)
- [28] Goldenberg, J., Libai, B. and Muller, E.: “Riding the Saddle: How Cross-market Communications Can Create a Major Slump in Sales”, *Journal of Marketing*, Vol.66, No.2, pp.1-16 (2002)
- [29] Mahajan, V., Muller, E. and Bass, F. M.: “Diffusion of New Products: Empirical Generalizations and Managerial Uses”, *Marketing Science*, Vol.14, No.3, pp.79-88 (1995)
- [30] Bulte, C. V. and Stremersch, S.: “Social Contagion and Income Heterogeneity in New Product Diffusion: A Meta-analytic Test”, *Marketing Science*, Vol.23, No.4, pp.530-544 (2004)
- [31] Golder, P. N. and Tellis, G. J.: “Growing, Growing, Gone: Cascades, Diffusion, and Turning Points in the Product Life Cycle”, *Management Science*, Vol.23, No.2, pp.207-218 (2004)

- [32] Bulte, C. V. and Joshi, Y. V.: “New Product Diffusion with Influentials and Imitators”, *Marketing Science*, Vol.26, No.3, pp.400-421 (2007)
- [33] Bohlmann, J. D., Calantone, R. J. and Zhao, M.: “The Effects of Market Network Heterogeneity on Innovation Diffusion: An Agent - based Modeling Approach” , *Journal of Product Innovation Management*, Vol.27, No.5, pp.741-760 (2010)
- [34] Cho, Y. and Blommestein, K. V.: “Investigating the Adoption of Electric Vehicles Using Agent-based Model”, *2015 Portland International Conference on Management of Engineering and Technology (PICMET)*, pp.2337-2345 (2015)
- [35] Zhang, T., Gensler, S. and Garcia, R.: “A Study of the Diffusion of Alternative Fuel Vehicles: An Agent - based Modeling Approach” , *Journal of Product Innovation Management*, Vol.28, No.2, pp.152-168 (2011)
- [36] ONE COMPATH : 「Mapion Biz、食料品・日用品・医薬品の情報に関する意識調査」 (2022) <https://prtimes.jp/main/html/rd/p/000000244.000018526.html>
- [37] 日本プロモーション・マーケティング協会 : 「創立 50 周年 購買行動調査 2019」 (2020) https://jpm-inc.jp/wp/wp-content/uploads/2019_report_summary.pdf
- [38] Wu, B., Liu, P. and Xu, X.: “An Evolutionary Analysis of Low-carbon Strategies Based on the Government–enterprise Game in the Complex Network Context”, *Journal of Cleaner Production*, Vol.141, No.10, pp.168-179 (2017)
- [39] Zhang, L., Xue, L. and Zhou, Y.: “How do Low-carbon Policies Promote Green Diffusion Among Alliance-based Firms in China? An Evolutionary-game Model of Complex Networks”, *Journal of Cleaner Production*, Vol.210, No.10, pp.518-529 (2019)
- [40] Greenwald, B. C. and Kahn, J.: *Competition Demystified: A Radically Simplified Approach to Business Strategy*, Portfolio, New York (2005)
- [41] Poundstone, W.: *Prisoner's Dilemma*, Doubleday, New York (1992)
- [42] 安部徹也 : 「サントリーを 3 位に導いた「囚人のジレンマ」」 (2008) <https://alabout.co.jp/gm/gc/313400/>
- [43] Kuandikov, L. and Sokolov, M.: “Impact of Social Neighborhood on Diffusion of Innovation S-curve”, *Decision Support Systems*, Vol.48, No.4, pp.531-535 (2010)
- [44] Jahng, J. H. and Park, S. K.: “Simulation-based Prediction for 5G Mobile Adoption”, *ICT Express*, Vol.6, No.2, pp.109-112 (2020)
- [45] Zadbood, A. and Hoffenson, S.: “Social Network Word-of-mouth Integrated into Agent-based Design for Market Systems Modeling”, *Journal of Mechanical Design*, Vol.144, No.7, pp.071701-1-071701-12 (2022)
- [46] Brudermann, T. and Fenzl, T.: “Word-of-mouth Advertising: An Agent-based Modelling Approach”, *European Advertising Academy*, pp.1-8 (2009)

- [47] Hu, H., Wang, L., Jiang, L. and Yang, W.: “Strong Ties Versus Weak Ties in Word-of-mouth Marketing”, *BRQ Business Research Quarterly*, Vol.22, No.4, pp.245-256 (2019)
- [48] Mascia Mario, 中島望: “新ファッショントレンドにおけるメディア戦略”, 日本社会情報学会全国大会研究発表論文集, Vol.20, pp.225-228 (2005)
- [49] Garcia, R. and Atkin, T.: “Co-opetition for the Diffusion of Resistant Innovations: A Case Study in the Global Wine Industry using an Agent-based Model”, *25th International Conference of the System Dynamics Society*, Vol.3, pp.1-10 (2007)
- [50] 松山科子, 寺野隆雄: “エージェントシミュレーションによる個人間の情報ネットワークの分析モデル”, 人工知能学会論文誌, Vol.22, No.6, pp.612-620 (2007)
- [51] Gaudiano, P., Bandte, O., Duzevik, D. and Anev, A.: “How Word-of-mouth Impacts Medicare Product Launch and Product Design”, *WOMMA'07: Proceedings of the Word of Mouth Marketing Summit*, pp.1-13 (2007)
- [52] 庄司大亮, 新井健, 山下良平: “エージェントベースシミュレーションを用いた地域ブランド戦略の分析”, 経営情報学会全国研究発表大会要旨集, pp.37-37 (2009)
- [53] 村山智隆, 柴直樹: “スマートフォン・アプリケーション開発者の意思決定を支援するための人工社会の構築”, 経営情報学会全国研究発表大会要旨集, pp.24-24 (2009)
- [54] 後藤嵩允, 林田智弘, 西崎一郎, 片桐英樹: “流行の影響を考慮した商品販売戦略に関するエージェントベースシミュレーション分析”, 日本知能情報ファジィ学会 ファジィシステムシンポジウム講演論文集, Vol.26, pp.578-583 (2010)
- [55] Zechman, E. M.: “Agent-based Modeling to Simulate Contamination Events and Evaluate Threat Management Strategies in Water Distribution Systems”, *Risk Analysis: An International Journal*, Vol.31, No.5, pp.758-772 (2011)
- [56] Frydenlund, E. and Earnest, D. C.: “mSafety: An ABM of Community Information-sharing to Improve Public Safety”, *2011 AAAI Fall Symposium Series*, pp.55-61 (2011)
- [57] 稲葉達也: “マルチエージェントシミュレーションを用いた SNS の口コミ効果の評価手法の提案”, 経営情報学会全国研究発表大会要旨集, pp.76-79 (2012)
- [58] Chica, M. and Rand, W.: “Building Agent-based Decision Support Systems for Word-of-mouth Programs: A Freemium Application”, *Journal of Marketing Research*, Vol.54, No.5, pp.752-767 (2017)
- [59] Delre, S. A., Panico, C. and Wierenga, B.: “Competitive Strategies in the Motion Picture Industry: An ABM to Study Investment Decisions”, *International Journal of Research in Marketing*, Vol.34, No.1, pp.69-99 (2017)
- [60] 柴直樹, 北中英明: “エージェントベースアプローチによる消費材市場における新製品浸透のモデル”, 経営情報学会全国研究発表大会要旨集, pp.34-34 (2005)

- [61] 安井迪城, 根木佐一: “映画市場における長期試写会を使ったクチコミ効果の研究”, 東海大学紀要情報通信学部, Vol.4, No.2, pp.22-27 (2012)
- [62] 田中克典, 武藤敦子, 加藤昇平: “社会空間を考慮した人工社会モデルによるマスコミュニケーションが世論過程に与える影響の分析”, 情報処理学会全国大会講演論文集, Vol.73, No.2, pp.2.239-2.240 (2011)
- [63] 藤井信忠, 貝原俊也, 吉川智哉: “消費者ネットワークにおけるサービス普及のエージェントシミュレーション”, 横幹連合コンファレンス予稿集, pp.118-118 (2011)
- [64] 齋藤宗香, 倉橋節也: “製品普及と消費者間ネットワーク構造の関係”, 横幹連合コンファレンス予稿集, pp.67-67 (2011)
- [65] Collard, P. and Segretier, W.: “How can Imitation Counterbalance Innovation? An ABM Bass Model for Competing Products”, *RCIS: 2014 IEEE Eighth International Conference on Research Challenges in Information Science* (2014)
- [66] Opiyo, N. N.: “Impacts of Neighbourhood Influence on Social Acceptance of Small Solar Home Systems in Rural Western Kenya”, *Energy Research & Social Science*, Vol.52, pp.91-98 (2019)
- [67] Valentini, O., Maggi, E., Vallino, E. and Baruffini, M.: “An ABM Cellular Automata Simulating Innovation Diffusion in Retailers' Networks”, *SIET: Italian Society of Transport Economics and Logistics XXIV Conference* (2022)
- [68] Yang, L.: “Double-edged Effects of Pricing on Diffusion of Green Products”, *Journal of Cleaner Production*, Vol.359, pp.1-9 (2022)
- [69] Ellison, G. and Fudenberg, D.: “Word-of-mouth Communication and Social Learning”, *The Quarterly Journal of Economics*, Vol.110, No.1, pp.93-125 (1995)
- [70] Abdul-Rahman, A. and Hailes, S.: “Supporting Trust in Virtual Communities”, *Proceedings of the 33rd Annual Hawaii International Conference on System Sciences* (2000)
- [71] Banerjee, A. and Fudenberg, D.: “Word-of-mouth Learning”, *Games and Economic Behavior*, Vol.46, No.1, pp.1-22 (2004)
- [72] 下川哲矢, 参沢匡将, 渡邊恭子: “エージェントモデルを用いた情報伝達のモデル化と株価の予測可能性との関係”, 人工知能学会論文誌, Vol.21, No.4, pp.340-349 (2006)
- [73] 林剛史, 木嶋恭一: “マーケティングにおけるクチコミ現象のエージェントベースモデリング”, 経営情報学会全国研究発表大会要旨集, pp.27-27 (2006)
- [74] 松山科子, 國上真章, 寺野隆雄: “エージェントベースシミュレーションによるハブコンテンツ出現メカニズムの解明”, 人工知能学会全国大会論文集, Vol.JSAI07, pp.1C22-1C22 (2007)

- [75] Duzevik, D., Anev, A., Funes, P. and Gaudiano, P.: “The Effects of Word-of-mouth: An Agent-based Simulation of Interpersonal Influence in Social Networks”, *2007 Word of Mouth Research Symposium*, pp.1-17 (2007)
- [76] 武井瑞希, 片上大輔, 新田克己: “アドホックコミュニケーションにおける口コミの情報伝播の要因推定”, 人工知能学会全国大会論文集, Vol.JSAI08, pp.302-302 (2008)
- [77] 参沢匡将, 鈴木恭子, 岡野芳隆, 下川哲矢: “エージェントモデルによるオピニオンリーダーの創発とその株価への影響”, 電気学会論文誌C (電子・情報・システム部門誌), Vol.129, No.2, pp.336-343 (2009)
- [78] Kowalska-Styczeń, A.: “The Study of Properties of the Word of Mouth Marketing using Cellular Automata”, *Foundations of Computing and Decision Sciences*, Vol.39, No.1, pp.27-37 (2014)
- [79] Karakaya, Ç., Badur, B. and Aytekin, C.: “Analyzing the Effectiveness of Marketing Strategies in the Presence of Word of Mouth: Agent-based Modeling Approach”, *Journal of Marketing Research and Case Studies*, Vol.2011, No.2011, pp.1-17 (2011)
- [80] Edelkoort, D. A.: “The Effect of Negative Word-of-mouth on Innovation Diffusion and the Performance of Marketing Strategies: An Agent Based Percolation Model”, *Master's Thesis*, pp.1-72 (2016)
- [81] Kiesling, E., Günther, M., Stummer, C. and Wakolbinger, L. M.: “Agent-based Simulation of Innovation Diffusion: A Review”, *Central European Journal of Operations Research*, Vol.20, pp.183-230 (2012)
- [82] Alberto, M. M. C. C.: “Diffusion of Political Behaviors and the Role of Negative Word-of-mouth: An Agent-based Approach”, *Carlo Alberto Notebooks*, No.464, pp.1-30 (2016)
- [83] Allsop, D. T., Bassett, B. R. and Hoskins, J. A.: “Word-of-mouth Research: Principles and Applications”, *Journal of Advertising Research*, Vol.47, No.4, pp.398-411 (2007)
- [84] Siebers, P. O., Aickelin, U., Celia, H. and Clegg, C. W.: “Simulating Customer Experience and Word-of-mouth in Retail — A Case Study”, *Simulation*, Vol.86, No.1, pp.5-30 (2010)
- [85] 吉田孝志, 倉橋節也: “スノーボール調査とネットワーク分析に基づくエージェントベース普及モデルとビジネスゲーム”, シミュレーション&ゲーミング, Vol.24, No.2, pp.17-28 (2017)
- [86] 室佑樹, 岡田公治, 兼子毅: “消費者の購買行動過程の分析を目的とした仮想アンケート型モデル検証方式の提案”, 経営情報学会全国研究発表大会要旨集, pp.95-98 (2017)
- [87] Yi, S. and Ahn, J. H.: “Managing Initial Expectations when Word-of-mouth Matters: Effects of Product Value and Consumer Heterogeneity”, *European Journal of Marketing*, Vol.51, No.1, pp.123-156 (2017)

- [88] 池田圭佑, 榊剛史, 鳥海不二夫, 栗原聡: “ロコミに着目した情報拡散モデルの提案
およびデマ情報拡散抑制手法の検証”, 情報処理学会論文誌数理モデル化と応用
(TOM), Vol.11, No.1, pp.21-36 (2018)
- [89] Ukanwa, K. and Rust, R. T.: “Algorithmic Bias in Service”, *USC Marshall School of Business
Research Paper* (2021)
- [90] Huang, Q., Zheng, X., Zhang, M. and Zhang, X.: “Agent-based Modeling of the Word-of-mouth
Effect on Promoting Brand-name Agricultural Products”, *Journal of Economic Interaction and
Coordination*, Vol.17, No.3, pp.875-896 (2022)
- [91] England, R., Owadally, I. and Wright, D.: “An Agent-based Model of Motor Insurance Customer
Behaviour in the UK with Word of Mouth”, *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*,
Vol.25, No.2 (2022)
- [92] 難波和秀: “新規商品・サービスのマーケティングの為の普及現象の構造化”, 関西
ベンチャー学会誌, No.9, pp.35-42 (2017)
- [93] Kumar, Y., Sarkar, R. and Swami, S.: “Cluster-based Diffusion: Aggregate and Disaggregate
Level Modeling”, *Journal of Advances in Management Research*, Vol.6, No.1, pp.8-26 (2009)
- [94] Cadavid, L. and Cardona, C. J. F.: “Saddle Points in Innovation Diffusion Curves: An Explana-
tion from Bounded Rationality”, *Control and Intelligent Systems*, Vol.229, pp.73-82 (2013)
- [95] 酒井博章, 河合勝彦: “エージェント・ベース・モデルを利用した新製品普及戦略の
考察—キャズム発生要因の確認とその対策—”, *オイコノミカ*, Vol.43, No.2, pp.1-
16 (2006)
- [96] 野間口隆郎: “イノベーションのジレンマに関するマルチ・エージェント・シミュ
レーションによる考察”, 経営情報学会全国研究発表大会要旨集, pp.57-60 (2015)
- [97] Van. Eck, P. S., Jager, W. and Leeftang, P. S. H.: “Opinion Leaders' Role in Innovation Diffusion:
A Simulation Study”, *Journal of Product Innovation Management*, Vol.28, No.2, pp.187-203
(2011)
- [98] Zhang, T. and Nuttall, W. J.: “Evaluating Government's Policies on Promoting Smart Metering
Diffusion in Retail Electricity Markets via Agent Based Simulation”, *Journal of Product Inno-
vation Management*, Vol.28, No.10, pp.169-186 (2011)
- [99] Nomakuchi, T. and Takahashi, M.: “A Study on Innovation Diffusion Understanding with Multi-
agent Simulation”, *eKNOW 2014: The 6th International Conference on Information, Process,
and Knowledge Management*, pp.159-166 (2014)
- [100] Nomakuchi, T.: “A Multi-agent Simulation of Black Swan in Hi-tech Market Innovation”,
IMCIC 2015: The 6th International Conference on Complexity, Informatics and Cybernetics
(2015)

- [101] Broekhuizen, T. L. J., Delre, S. A. and Torres, A.: “Simulating the Cinema Market: How Cross-cultural Differences in Social Influence Explain Box Office Distributions”, *Journal of Product Innovation Management*, Vol.28, No.2, pp.204-217 (2011)
- [102] Günther, M., Stummer, C., Wakolbinger, L. M. and Wildpaner, M.: “An Agent-based Simulation Approach for the New Product Diffusion of a Novel Biomass Fuel”, *Journal of the Operational Research Society*, Vol.62, No.1, pp.12-20 (2011)
- [103] Kim, S., Lee, K., Cho, J. K. and Kim, C. O.: “Agent-based Diffusion Model for an Automobile Market with Fuzzy TOPSIS-based Product Adoption Process”, *Expert Systems with Applications*, Vol.38, No.6, pp.7270-7276 (2011)
- [104] İközler, H.: “Contagion of Network Products in Small-world Networks”, *Journal of Economic Interaction and Coordination*, Vol.14, No.2, pp.789-809 (2019)
- [105] Dedehayir, O., Ortt, R. J., Riverola, C. and Miralles, F.: “Innovators and Early Adopters in the Diffusion of Innovations: A Literature Review”, *International Journal of Innovation Management*, Vol.21, No.8, pp.1-21 (2017)
- [106] Hugh, N. W., Emma, K. M. and Shane, B.: What Really Makes Customers Buy a Product (2015)
<https://hbr.org/2015/11/what-really-makes-customers-buy-a-product>
- [107] Axelrod, R.: The Evolution of Cooperation (Revised Edition), Basic Books, New York (2006)
- [108] 岡太彬訓, 木島正明, 守口剛 (編), 木島正明, 岡太彬訓, 渡辺美智子, 生田目崇, 中川慶一郎, 守口剛, 井上哲浩 (執筆): 「経営科学のニューフロンティア 6 マーケティングの数理モデル」, 朝倉書店 (2001)
- [109] 蘇文: “ネット・クチコミが消費者行動に及ぼす影響のメカニズム—中国の旅行サービスに関する実証的研究—”, HUSCAP: Hokkaido University Collection of Scholarly and Academic Papers, pp.1-205 (2015)
- [110] Baumeister, R. F., Bratslavsky, E., Finkenauer, C. and Vohs, K. D.: “Bad is Stronger than Good”, *Review of General Psychology*, Vol.5, No.4, pp.323-370 (2001)
- [111] 松浦由美子: 「O2O 新・消費革命」, 東洋経済新報社 (2012)
- [112] Bass, F. M.: “A New Product Growth for Model Consumer Durables,” *Management Science*, Vol.15, No.5, pp.215-227 (1969)
- [113] Rand, W. and Rust, R. T.: “Agent-based Modeling in Marketing: Guidelines for Rigor”, *International Journal of Research in Marketing*, Vol.28, No.3, pp.181-193 (2011)
- [114] D'Alessandro, S., Johnson, L., Gray, D. and Carter, L.: “Consumer Satisfaction Versus Churn in the Case of Upgrades of 3G to 4G Cell Networks”, *Marketing Letters*, Vol.26, pp.489-500 (2015)
- [115] 山影進: 「人工社会構築指南—artisoc によるマルチエージェント・シミュレーション入門」, 書籍工房早山 (2008)

- [116] Schramm, M. E., Trainor, K. J., Shanker, M. and Hu, M. Y.: “An Agent-based Diffusion Model with Consumer and Brand Agents”, *Decision Support Systems*, Vol.50, No.1, pp.234-242 (2010)
- [117] 大江秋津： “合併における TQM が知識移転に与える影響：協調と裏切りのマルチエージェントシミュレーション分析” ， 経営情報学会全国研究発表大会要旨集， pp.257-260 (2013)

付録A

A.1 最寄品の普及過程における潜在的な購買グループ推定

本付録では、イノベータースコアによる購買グループ（クラスター）分類でラベル付与を行い、各購買グループのテキストデータから算出可能な素性ベクトルを組み合わせ、ナイーブベイズモデル（NBC）により潜在的な購買グループを推定した予備実験について述べる。

潜在的な購買グループ推定のフローを図 A.1 に示す。

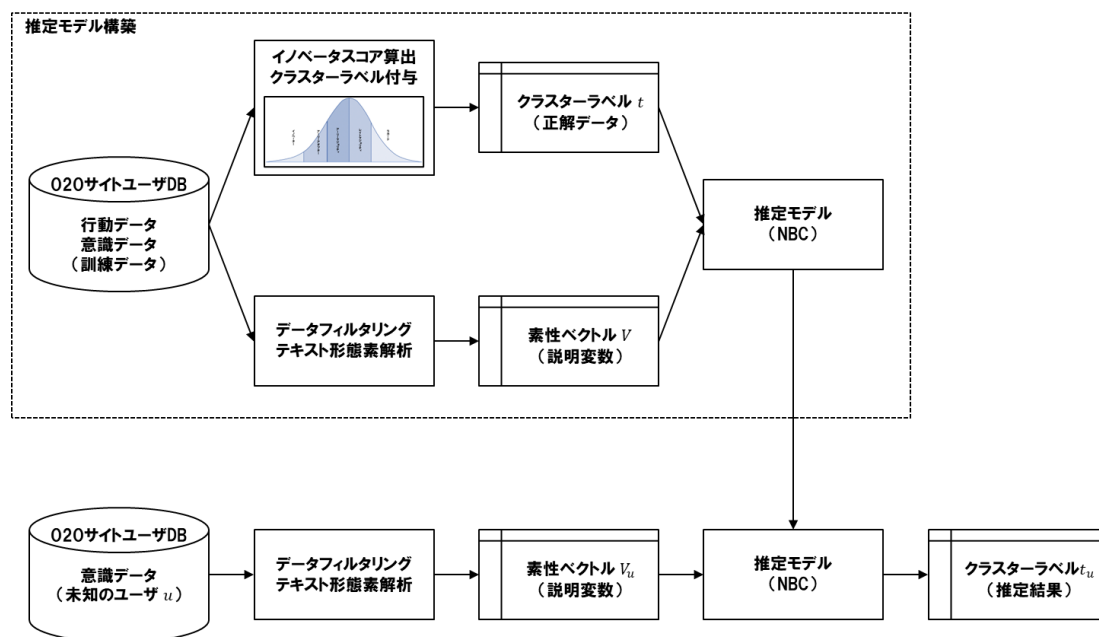


図 A.1 潜在的な購買グループ推定のフロー

A.2 潜在的な購買グループ推定手法を適用した分析事例

実験データとして、株式会社ドゥ・ハウス（現：株式会社エクスクリエ）が収集した行動データとアンケートデータを用いた。データの収集期間は2018年9月から2019年7月まで、分析対象ユーザ数は延べ90,754人である。適用対象は、最寄品の中から当時の新商品を含み、かつ購入者数が比較的多かった同一飲料ブランドを1つずつ、合計5つのブランド（以降、「ブランドA.1」「ブランドA.2」「ブランドA.3」「ブランドA.4」「ブランドA.5」とした。実験に使用したテキストデータは「商品購入意向あり/なしの理由」である。

本実験では、表 A.1 に示す3つの方法でユーザ进行分类してテキストデータを形態素解析したものを素性ベクトルとした。

表 A.1 分析方法

分析方法	クラスター項目
方法 1 (Bass[112])	イノベーター, イミテーター
方法 2 (Moore[7])	初期市場, メインストリーム市場, ラガード
方法 3 (Rogers[5])	イノベーター, アーリーアダプター, アーリーマジョリティ, レイトマジョリティ, ラガード

各クラスターのデータセットの概要を表 A.2 に示す.

表 A.2 実験対象クラスターごとのデータセット概要

		訓練用	テスト用	合計
分析方法 1 のユーザ数	イノベーター[人]	1,387	345	1,732
	イミテーター[人]	1,387	345	1,732
分析方法 2 のユーザ数	初期市場[人]	12,641	2,974	15,615
	メインストリーム市場[人]	12,641	2,974	15,615
	ラガード[人]	12,641	2,974	15,615
分析方法 3 のユーザ数	イノベーター[人]	1,387	345	1,732
	アーリーアダプター[人]	1,387	345	1,732
	アーリーマジョリティ[人]	1,387	345	1,732
	レイトマジョリティ[人]	1,387	345	1,732
	ラガード[人]	1,387	345	1,732
分析方法 1 の異なり語数[種類]		2,256	1,126	-
分析方法 2 の異なり語数[種類]		3,876	2,134	-
分析方法 3 の異なり語数[種類]		2,961	1,583	-

以降は実験結果である. まず, ユーザごとに求めたイノベータースコアの分布の一部を図 A.2 に示す (ブランド A.5 は図 2.4 と同様) .

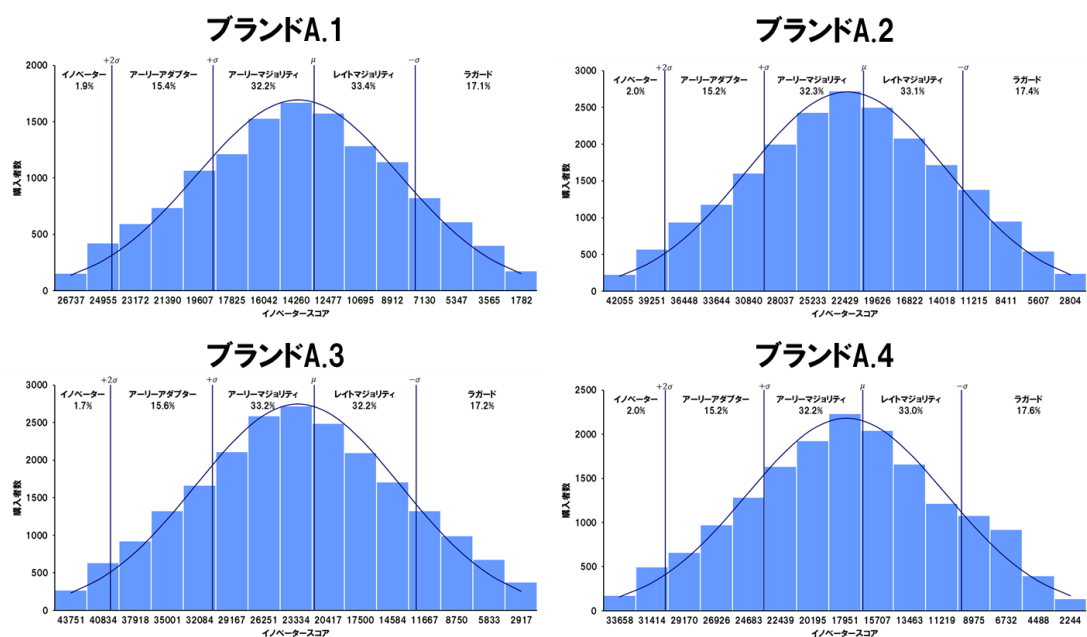


図 A.2 各ブランドのイノベータースコアの分布

クラスター別に上位抽出語のランキングを求めたものを表 A.3～表 A.5 に示す。

表 A.3 Jaccard 係数上位語（分析方法 1）

順位	イノベーター		イミテーター	
	抽出語	Jaccard 係数	抽出語	Jaccard 係数
1	フルーティー	0.017	飲む	0.455
2	フレッシュ	0.015	思う	0.361
3	手ごろ	0.009	果汁	0.306
4	控えめ	0.007	味	0.286
5	新鮮	0.005	美味しい	0.276
6	素材	0.005	チューハイ	0.248
7	豊か	0.004	甘い	0.242
8	美味	0.003	購入	0.234
9	香味	0.002	アルコール	0.186
10	信頼	0.002	感じる	0.174

表 A.4 Jaccard 係数上位語（分析方法 2）

順位	初期市場		メインストリーム市場		ラグード	
	抽出語	Jaccard 係数	抽出語	Jaccard 係数	抽出語	Jaccard 係数
1	美味しい	0.198	飲む	0.240	値段	0.028
2	果汁	0.188	果汁	0.227	安い	0.027
3	爽やか	0.023	美味しい	0.199	試す	0.018
4	季節	0.020	味	0.168	好み	0.016
5	自然	0.014	甘い	0.152	パ	0.008
6	フルーティー	0.013	思う	0.141	コス	0.008
7	濃い	0.011	チューハイ	0.107	ご飯	0.004
8	相性	0.010	食事	0.106	ほか	0.003
9	フレッシュ	0.010	良い	0.103	家	0.003
10	フルーティ	0.007	購入	0.100	凄い	0.003

表 A.5 Jaccard 係数上位語（分析方法 3）

順位	イノベーター		アーリーアダプター		アーリーマジョリティ		レイトマジョリティ		ラグード	
	抽出語	Jaccard 係数	抽出語	Jaccard 係数	抽出語	Jaccard 係数	抽出語	Jaccard 係数	抽出語	Jaccard 係数
1	美味しい	0.147	果汁	0.169	飲む	0.181	飲む	0.193	飲む	0.189
2	相性	0.017	美味しい	0.162	果汁	0.165	思う	0.171	思う	0.145
3	フルーティー	0.016	味	0.136	美味しい	0.154	味	0.147	甘い	0.135
4	濃い	0.015	甘い	0.118	思う	0.147	チューハイ	0.140	味	0.131
5	手ごろ	0.009	良い	0.102	味	0.135	甘い	0.138	チューハイ	0.128
6	素材	0.005	フレーバー	0.097	購入	0.122	購入	0.127	アルコール	0.101
7	邪魔	0.005	購入	0.095	甘い	0.122	アルコール	0.110	感じる	0.093
8	豊か	0.004	食事	0.089	チューハイ	0.112	感じる	0.102	購入	0.093
9	ピッタリ	0.003	合う	0.086	食事	0.110	良い	0.099	酒	0.087
10	美味	0.003	飲める	0.084	合う	0.109	フレーバー	0.090	他	0.079

提案手法による潜在的な購買グループ推定の評価結果を表 A.6 に示す。

表 A.6 各クラスターの推定精度の評価結果

分析方法とクラスター項目		Accuracy	Precision	Recall	F-measure
方法 1	イノベーター	0.79	0.80	0.77	0.78
	イミテーター		0.78	0.80	0.79
方法 2	初期市場	0.44	0.41	0.54	0.46
	メインストリーム市場		0.50	0.42	0.45
	ラガード		0.43	0.36	0.39
方法 3	イノベーター	0.31	0.51	0.48	0.49
	アーリーアダプター		0.31	0.41	0.35
	アーリーマジョリティ		0.21	0.15	0.18
	レイトマジョリティ		0.26	0.24	0.25
	ラガード		0.27	0.28	0.28

付録B

B.1 ガイドラインに沿ったモデル開発

Rand and Rust[113]はマーケティング研究におけるエージェント・ベース・モデルの厳密性を確保するための詳細なガイドラインを示しており、エージェント・ベース・モデルを用いたマーケティング研究の多くがこのガイドラインに準拠して構築、検証、妥当性確認のプロセスを経ている[47], [58], [59], [65], [68], [78], [80], [87], [89], [114]. 本研究でも、このガイドラインに沿ってエージェント・ベース・モデルの厳密性を担保している. 本付録では、このガイドラインにどのように沿ったかを説明する.

一般的にエージェント・ベース・モデルの構築は、(1)エージェント・ベース・モデルが適切かどうかの判断、(2)モデルの設計、(3)モデルの構築、(4)モデルの分析の4つのステップに分けられる.

Step1 エージェント・ベース・モデルが適切かどうかの判断

エージェント・ベースのモデルを構築する前に、まずエージェント・ベース・モデルが適切なアプローチであるかどうかを判断することが重要である. 表 B.1 では、本研究でエージェント・ベース・モデルのアプローチを適用する際に考慮した重要な項目について説明する.

表 B.1 エージェント・ベース・モデルのアプローチを適用する際に考慮した項目

項目	説明	本研究
中程度の数	Bass モデル[112]のような消費者採用モデルは、エージェントの数が中程度である (5,793~96,717) .	消費者を表すユーザエージェントの数は 17,450 人である. 企業を表すブランドエージェントの数は 87 である.
ローカルで潜在的に複雑な相互作用	エージェント・ベース・モデルは、個人間の相互作用がより複雑でローカルなものになればなるほど有用になる.	消費者間の相互作用は、ニュートラルな口コミ、ニュートラルな観察型の口コミ、肯定的もしくは否定的な口コミ、肯定的もしくは否定的な観察型の口コミがある. 企業・消費者間の相互作用は、通常のプロモーション、協力的あるいは非協力的なプロモーションがあ

		る。
異質性	エージェント・ベース・モデルの焦点は個人にあるため、各個人は必要に応じて他の個人とは異なるモデル化が可能である。	エージェントのタイプは、企業（新商品）と消費者の異なるタイプに分かれる。ユーザエージェントは異なるレベルの購入確率、人口統計学的特性を持ち、イノベーター、アーリーアダプター、アーリーマジョリティ、レイトマジョリティ、ラガードの異なるタイプを持つ。ブランドエージェントは自社エージェント、競合エージェントの異なるタイプを持つ。
豊かな環境	エージェント・ベース・モデルは豊かで動的な環境の表現を可能にする。これらの環境は、2次元の抽象的な空間のような単純なものから、地理情報システム（GIS）に含まれるデータから得られる空間や、ソーシャルネットワーク分析（SNA）のデータから得られるネットワークベースの空間のような現実的なものまである。	仮想的な二次元空間を構築し、この空間全体を店頭等の一般社会、EC サイト等のネット社会と見なし、ブランドエージェントとユーザエージェントをそれぞれ配置したマーケット空間モデルを構築する。
時間的側面	エージェント・ベース・モデルはプロセスをモデル化する技術であり、複雑なシステムが時間とともにどのように変化するかを調べるのに適している。	新商品普及過程と売上下落現象が時間とともにどのように変化するかを調べる。
適応型エージェント	エージェント・ベース・モデルは計算手法であるため、各エージェントに機械学習アプローチを組み込むことが可能であり、その結果、そのエージェントは自分が操	マーケット空間でブランドエージェントは同一タイプのブランドエージェントの顧客獲得数を把握し、自身の顧客獲得数よりも多ければ同一タイプのブランドエー

作するルールを動的に採用することができ.	ジェントの戦略を模倣することで、企業の戦略学習行動を表現する. 商品購入済みユーザエージェントは他の商品購入済みユーザエージェントの商品の満足度を把握し、相手の満足度がプラス（マイナス）であれば自身の満足度にプラス（マイナス）の影響を与えることで、消費者の効用学習行動を表現する.
----------------------	--

表 B.1 より、本研究のモデルにはエージェント・ベース・モデルが適切であると判断した.

Step2 モデルの設計

エージェント・ベース・モデルの手法でモデルを設計する際には、いくつかの決定事項がある. 表 B.2 では、モデルの範囲、エージェント、プロパティ、行動、環境、インプットとアウトプット、タイムステップを説明する.

表 B.2 エージェント・ベースのモデリングのためのデザインの選択

項目	説明	本研究
モデルの範囲	検討中の複雑なシステムのどのような側面をモデルに記述するか.	▼モデルの範囲 本モデルには消費者間の口コミによる情報伝達、企業のプロモーションを介した情報伝達のメカニズムを含んでおり、さらに消費者の意思決定要因として、個人の購入確率、肯定的もしくは否定的な口コミの影響、企業間の競争の影響を要因に加える. 本研究の焦点は、これらの消費者の意思決定要因が新商品普及過程と売上下落現象に与える影響を検証することである. ▼モデルの範囲外 本モデルの企業のプロモーションは、価格に

		関する訴求，内容量に関する訴求，陳列に関する訴求等，口コミ以外の施策から構成される．そのため，特定の施策が新商品普及過程と売上下落現象に与える影響については本モデルの範囲外である．
エージェン ト	モデルにはどのようなエージェン トタイプが存在する か．	▼消費者を表すユーザエージェン ト • イノベーター：345 人 • アーリーアダプター：2,685 人 • アーリーマジョリティ：5,534 人 • レイトマジョリティ：5,912 人 • ラガード：2,974 人 ▼企業を表すブランドエージェン ト • 自社：87 • 競合：87
プロパ ティ	各エージェン トはどのような プロパティを持 っているか．	▼ユーザエージェン トのプロパティ • θ_t：方角 • spd_t：移動速度 • sts_t：購入ステータス • vw_t, flw_t：観察型の口コミの影響度 • IS_t：イノベータースコア（革新性） • U_t^p：商品 p の全体効用 • UI_t^p：商品 p 自体の効用 • 性別，年代，居住地 • アンケートによる意識データ ▼ブランドエージェン トのプロパティ • θ_p：方角 • spd_p：移動速度 • τ_p：市場参入時期 • π_p：戦略 • a^p：行動（<i>cooperation</i> あるいは

		defection)
		• r_p : 獲得した顧客数 • β_p : 商品の効用係数
行動	各エージェントはどのような行動もしくはアクションを持っているか.	各ステップにおいて3.1節, 4.1節, 5.1節のよ うに動作する.
環境	他のエージェントや外部環境を含め, 各エージェントにどのような外力が作用するか.	各ステップにおいて3.1節, 4.1節, 5.1節のよ うな外力が作用する.
インプットとアウトプット	モデルへのインプットは何か. モデルからどのようなアウトプットが収集できるか.	▼インプット • vw_t, flw_t : 観察型の口コミの影響度 • IS_t : イノベータースコア (革新性) • UI_t^p : 商品 p 自体の効用 • 性別, 年代, 居住地 • アンケートによる意識データ • τ_p : 市場参入時期 • MAT_t^{B1B2} : 協力的あるいは非協力的なプロモーションによる購入確率変動値 • β_p : 商品の効用係数 ▼アウトプット • 時間あたりの商品普及数 • 時間あたりのキャズム・アット・リスク • 時間あたりのブランドエージェントが採用している戦略の数 • 時間あたりのユーザエージェントの商品の全体効用の平均
タイムステップ	モデル内のイベントの順序は.	各ステップにおいて3.1節, 4.1節, 5.1節のよ うに動作する.

Step3 モデルの構築

モデル構築の目的は, 計算機で実行可能な概念モデルに対応するモデルの実装バージョン

を作成することである．モデル実装の際に，現存する ABM ツールキットとして，
artisoc4[115]を利用した．

本モデルの実装は，Step2 で説明した内容に基づいて行った．本モデルのエージェントは，
図 B.1～図 B.11 のフローで構成されている．

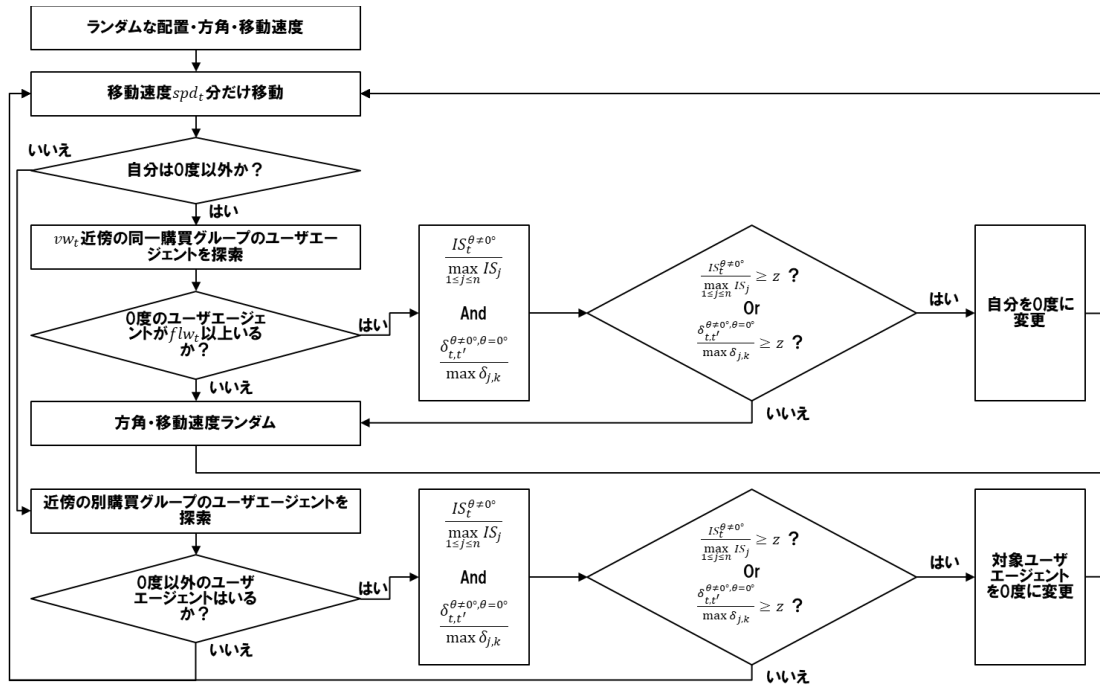


図 B.1 ユーザエージェントのフロー（第3章）

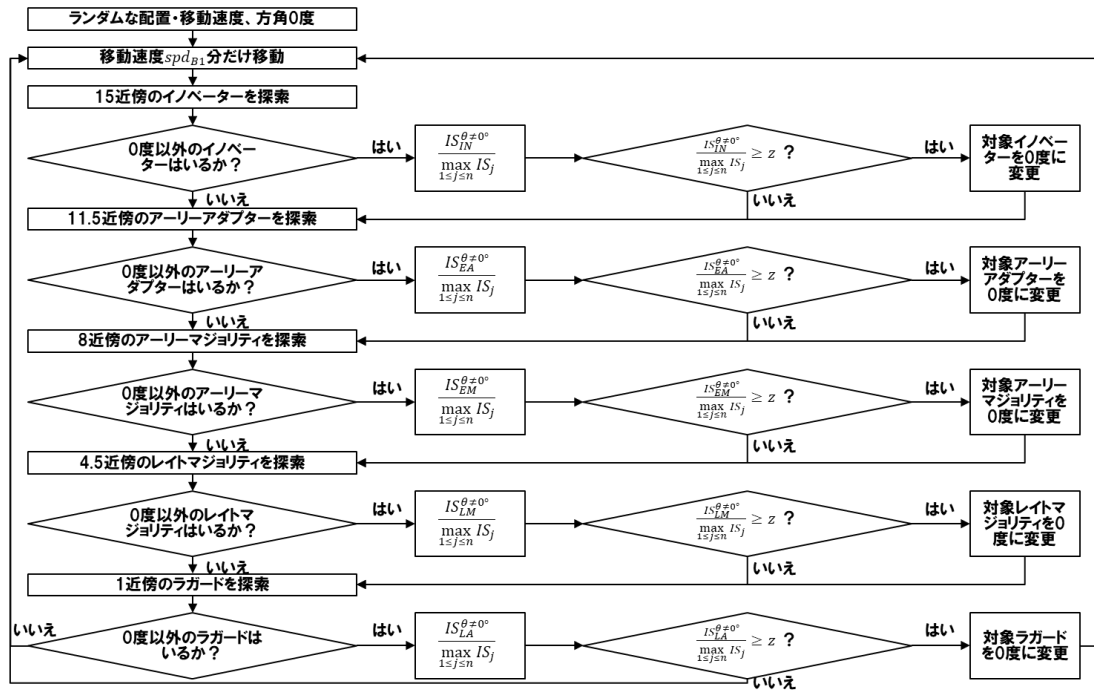


図 B.2 ブランドエージェントのフロー (第3章)

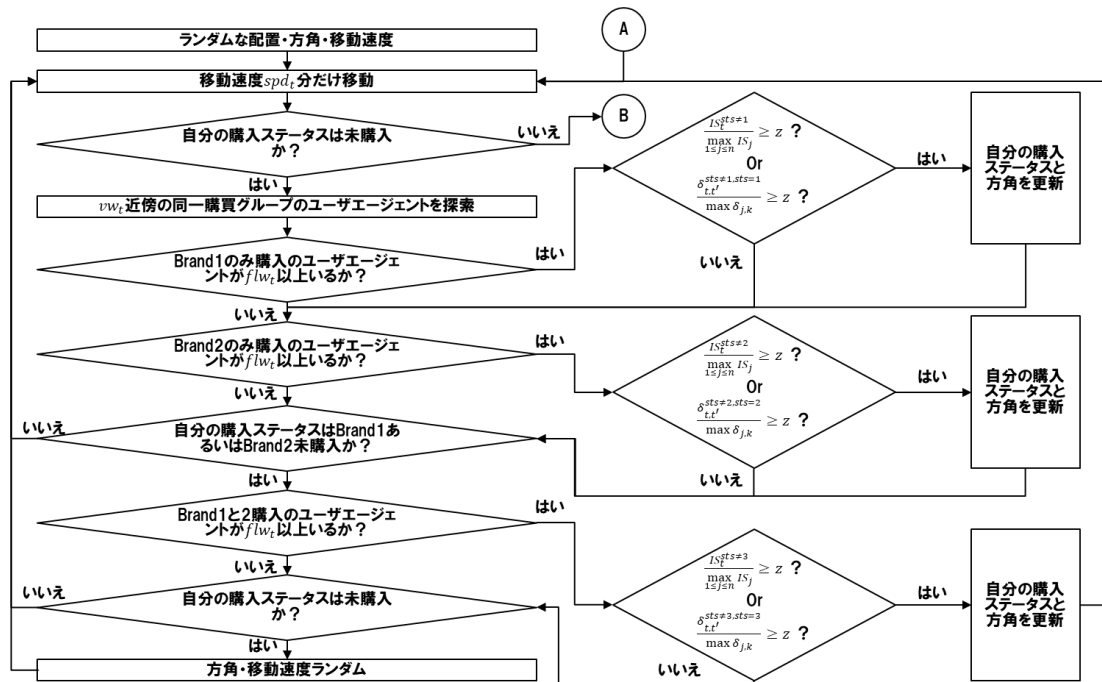


図 B.3 ユーザエージェントのフロー① (第4章)

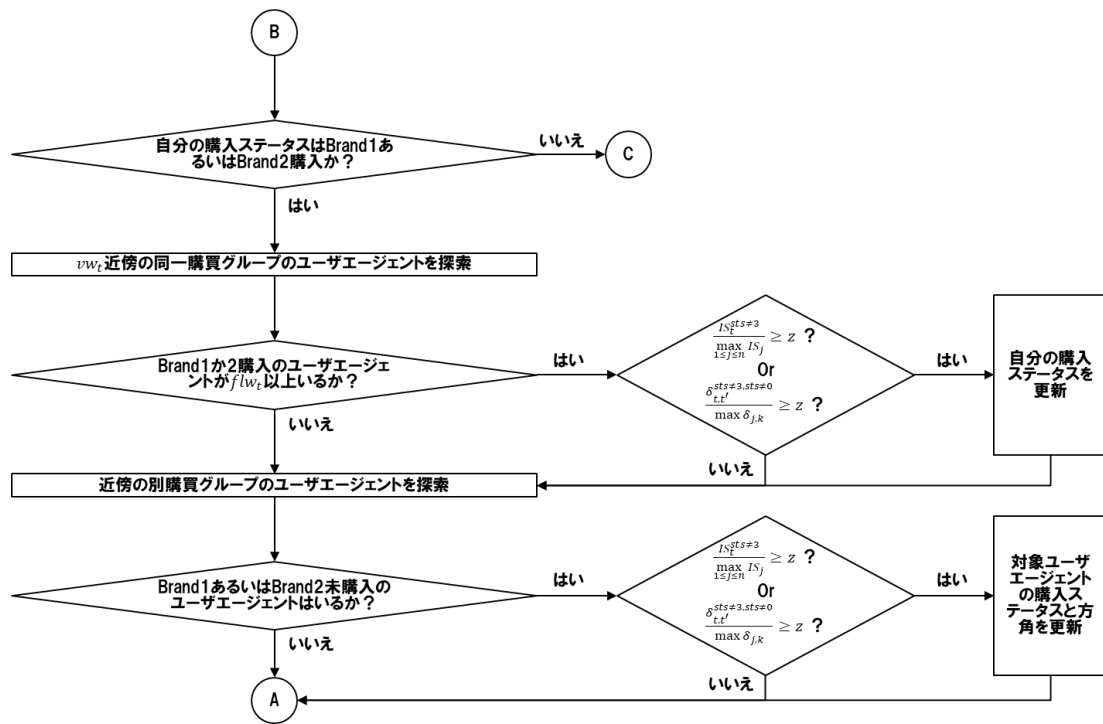


図 B.4 ユーザーエージェントのフロー② (第4章)

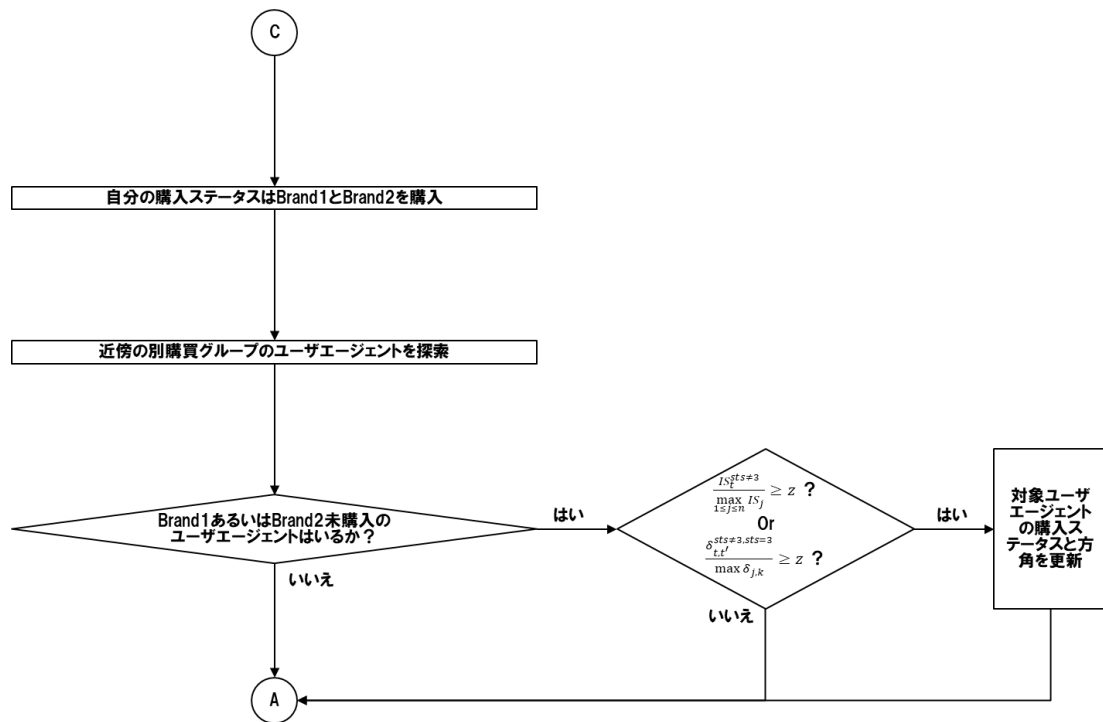
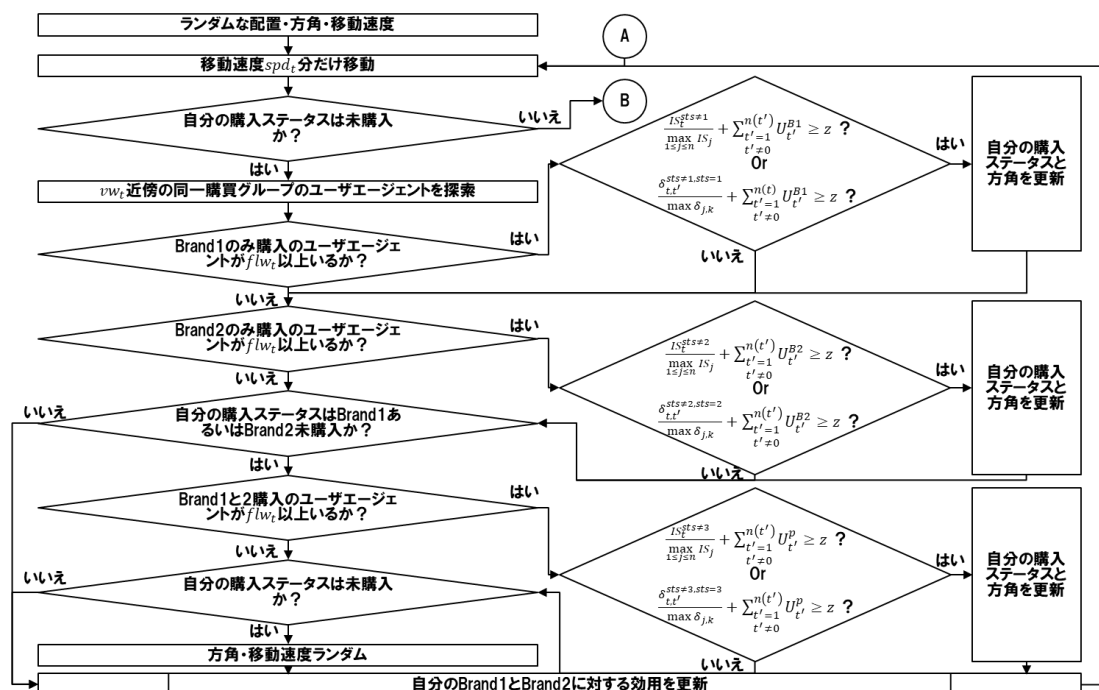
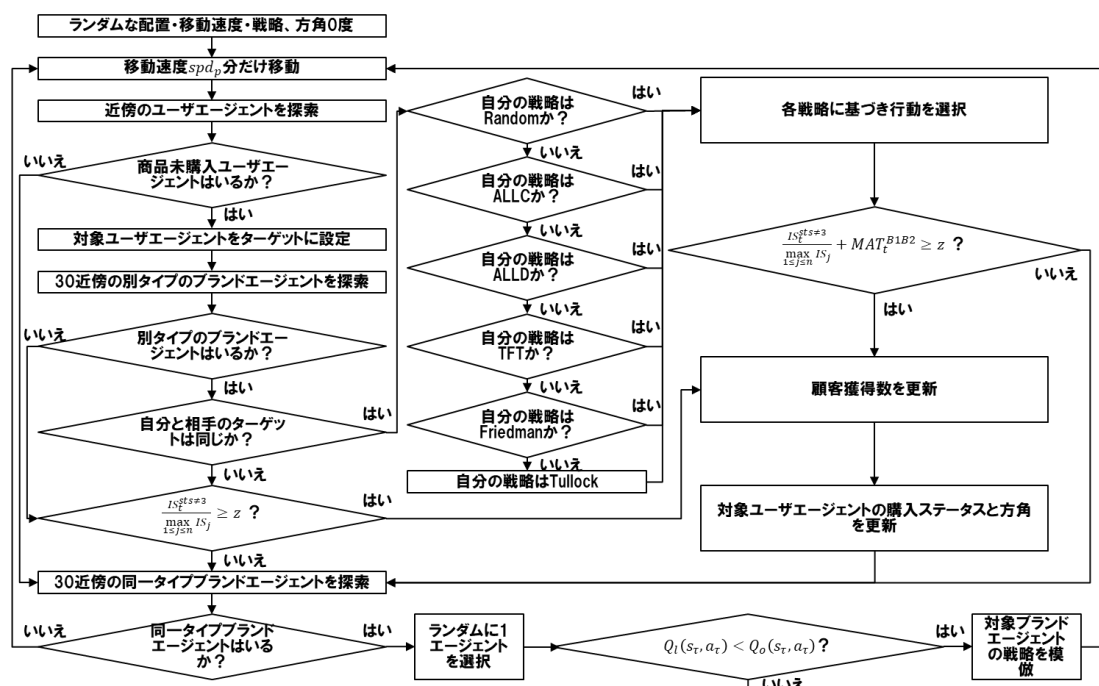


図 B.5 ユーザーエージェントのフロー③ (第4章)



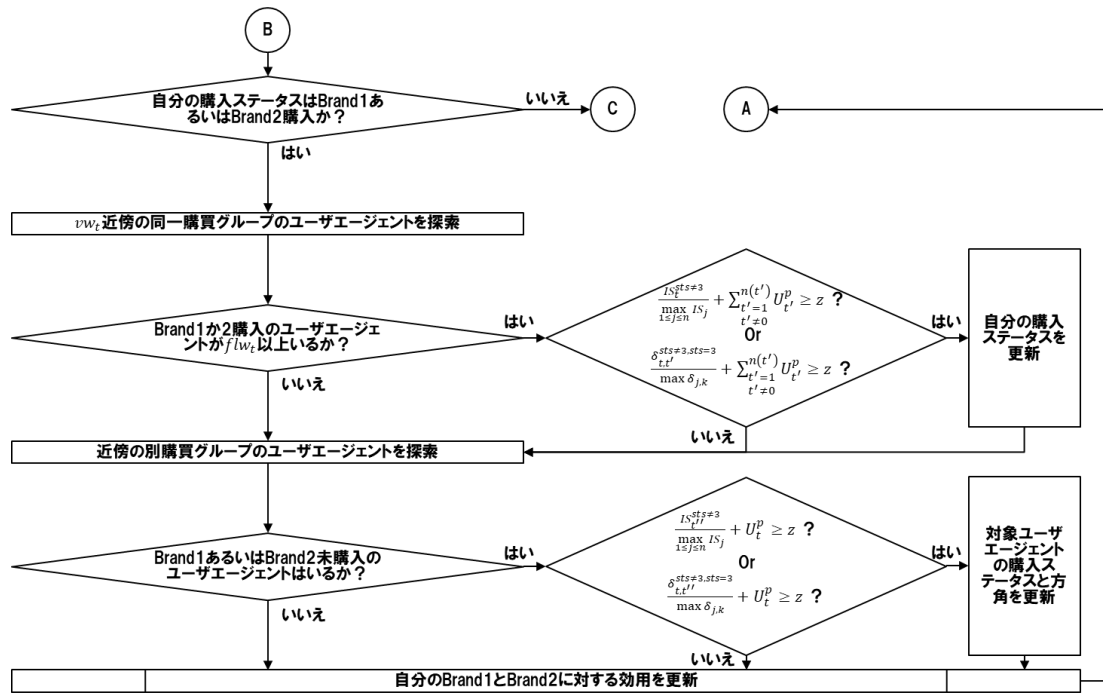


図 B.8 ユーザーエージェントのフロー② (第5章)

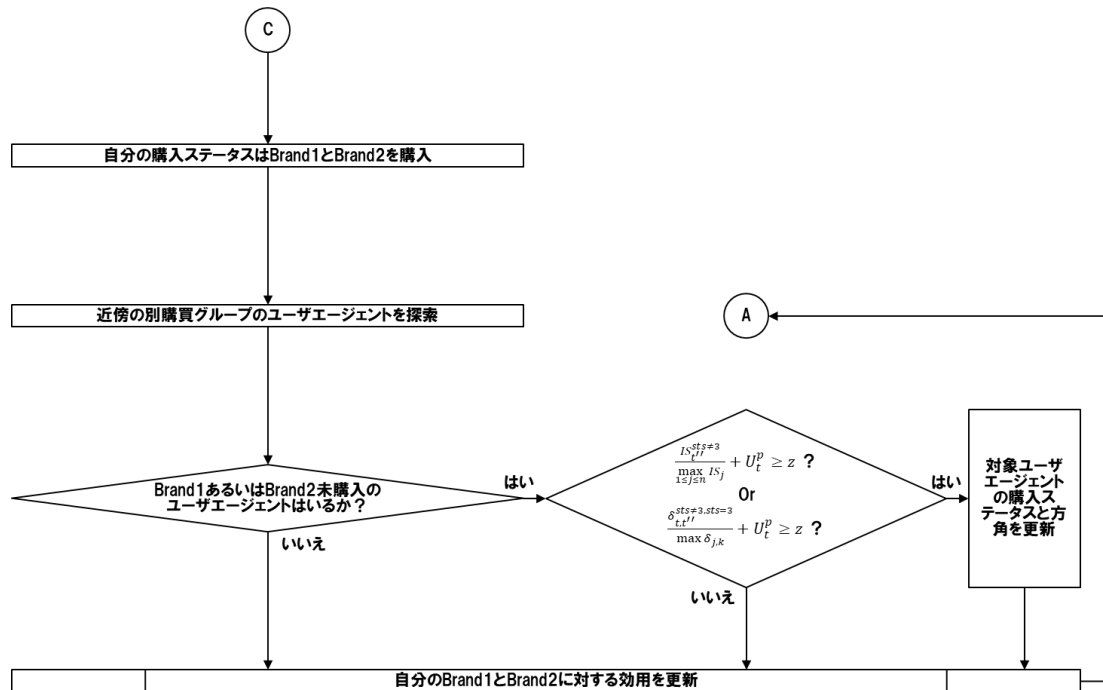


図 B.9 ユーザーエージェントのフロー③ (第5章)

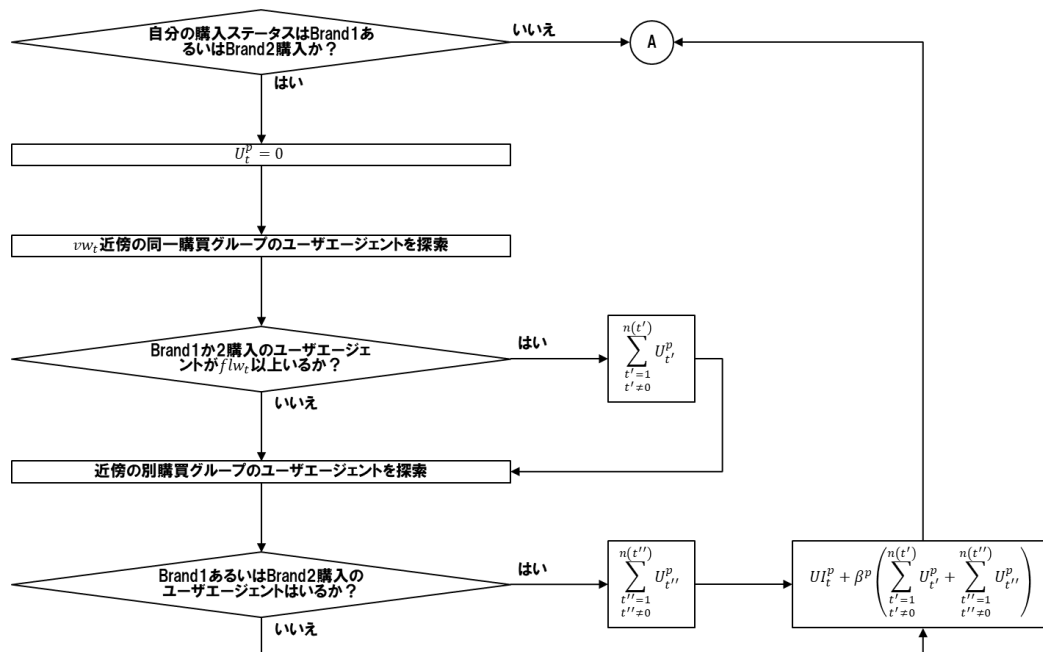


図 B.10 ユーザーエージェントの商品効用更新フロー（第5章）

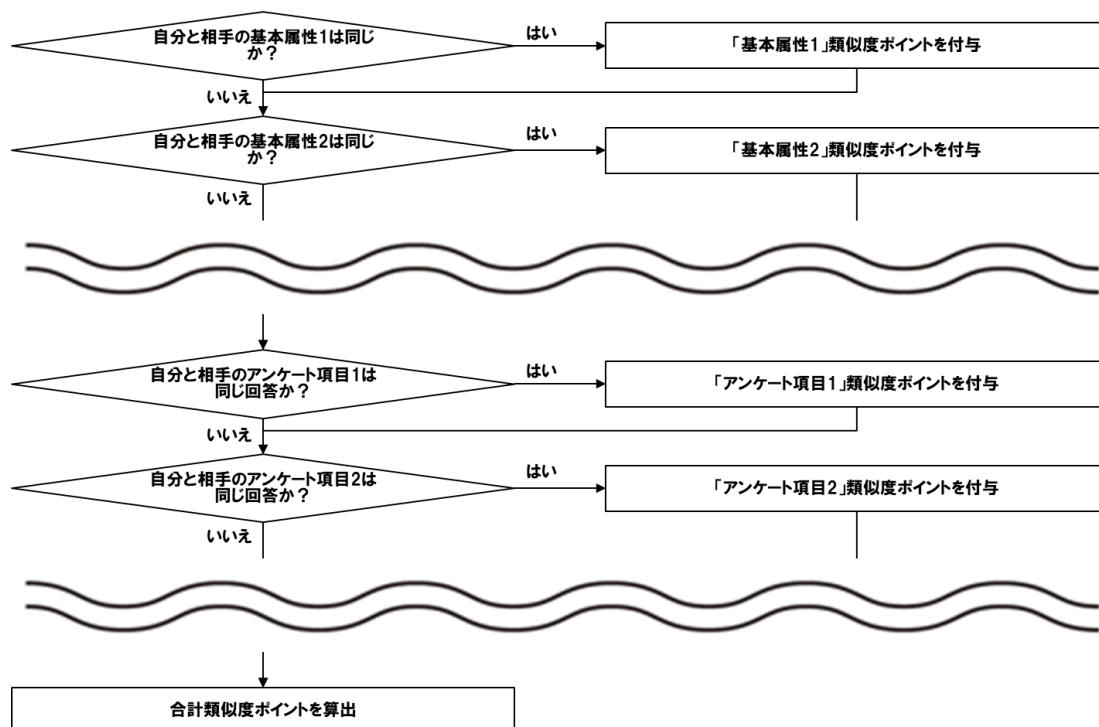


図 B.11 ユーザーエージェント間の類似度算出フロー（表 3.1）

Step4 モデルの分析

エージェント・ベース・モデルの構築，検証，妥当性確認が完了したら，実験ツールとし

て使用できる。モデルの分析については3.2節，4.2節，5.2節で詳しく説明している。

B.2 ガイドラインに沿ったモデルの検証と妥当性確認

エージェント・ベースのモデルの厳密さを根本的に規定するのは，検証と妥当性確認という2つのプロセスである。検証と妥当性確認は，エージェント・ベースのモデルに限らず，全てのモデルに適用されるべきだが，以下では本モデルでどのように検証と妥当性確認を行ったかを説明する。

検証は，実装されたモデルが概念モデルにどれだけ対応しているかを判断するものである。以下では，検証に必要な文書化，プログラムテスト，テストケースとシナリオを説明する。

文書化とは，概念モデルと実装モデルの両方を，容易に比較できるレベルの詳細さで記述した記録を作成するプロセスである。本研究では，モデルの設計に関連する概念モデルを本稿にて文書化し，実装モデルを `artisoc4` の `MODEL` ファイルにて文書化した。

プログラムテストでは，実装されたモデルが，プログラマーの期待通りに動作することを確認する。表 B.3 では，プログラムテストにおけるユニットテスト，コードウォークスルー，デバッグウォークスルー，形式的テストを説明する。

表 B.3 検証の厳しさを確保するためのプログラムテスト

項目	説明	本研究
ユニット テスト	機能コードの各 ユニットを個別 にテストする。	コードが期待通りの動作をしているかどうかを確認した。 コードは4つのシナリオ（図 3.2）で構成されており，それぞれのシナリオが期待通りに動作するかどうかを個別に調
コード ウォーク スルー	グループでコー ドを検証する。	査した。関数の中には，他の関数を入力として必要とするものもあるため，それらを個別にテストするために，テスト値を渡して，シナリオから期待される動作を予測した。
デバッグ ウォーク スルー	コードの実行を 段階的に行う。	各機能の信頼性が確立されると，それらを段階的に組み合わせ，再度検証していった。このように機能を積み上げていくことで，モデルの複雑さの増大を抑え，検証を容易にしている。
形式的テ スト	形式論理を用い た検証の証明。	既存のほとんどのエージェント・ベース・モデルは十分に複雑であり，形式的テストを実施することは困難である。 本研究では省略した。

テストケースでは、人工的に生成されたデータを用いて、モデルが説明通りに機能することを確認する。表 B.4 では、テストケースにおけるコーナーケース、サンプルケース、特定のシナリオ、相対値テストを説明する。

表 B.4 検証の厳しさを確保するためのテストケース

項目	説明	本研究
コーナーケース	モデルが期待通りに動作することを確認するために、極端な値を調べる。	全てのユーザエージェントの購入確率を 0 あるいは 1 とし、それ以外の入力パラメータの組み合わせでは、コーナーケースを検討し、ユーザエージェントが期待通りに新商品を購入する（購入しない）ことを確認した。また、購入確率が 0 より大きいにもかかわらず、普及数がマイナスになったり、完全に購入されない等の異常な挙動がないことを確認するために、いくつかのサンプルケースを無作為に選択した。また、相対値テストを採用し、表 3.2～表 3.4 の
サンプルケース	パラメータ入力のサブセットを検査し、異常な動作を発見する。	ロコミ伝達範囲とプロモーション伝達範囲を変化させ、これらにより普及数が変化するかどうかを確認した。
特定のシナリオ	出力がすでにわかっている特定の入力。	
相対値テスト	インプットとアウトプットの関係を検証する。	

以上の手順により、モデルは検証されていると考えられる。

妥当性確認とは、実装されたモデルが現実とどの程度一致しているかを判断するプロセスである。以下では、妥当性確認に必要なミクロ面の妥当性確認、マクロ面の妥当性確認、経験的入力 of 妥当性確認、経験的出力の妥当性確認を説明する。

表 B.5 では、ミクロ面の妥当性確認、マクロ面の妥当性確認、経験的入力 of 妥当性確認を説明する。

表 B.5 妥当性確認の厳密性を確保するための項目（経験的出力の妥当性確認）

項目	説明	本研究（以下の参考文献が有効である限り、本モデルの理論も有効であると考えられる）
ミクロ面の妥当性確認	実装モデルの各要素は、現	マーケット空間：多くの既存モデルの市場では、仮想的な二次元空間が構築され、この空間全体を店頭等の一般社会、EC サイト等のネット社会等と見なしている[3], [96], [99],

実の世界	[100].
と“表面的”に一致している.	• イノベーターからラガードのユーザエージェント：既存研究は最寄品市場において、イノベーターからラガードの消費者が存在することを示した[11], [13], [15], [16]. • ブランドエージェント（自社と競合含む）：Garcia and Atkin[49]と庄司ら[52]は最寄品市場において、企業のプロモーションと企業間の競争が新商品普及過程に影響を与えることを示しており、消費者だけでなく、企業を表すエージェントを設定している。Schramm et al.[116]はブランドエージェントにより、商品単位でのモデリングが可能であることを示した. • θ_t, θ_p（方角）：現実の社会では、消費者は常に移動しており、時間や環境の変化により社会的範囲や社会的対象が変化する。そこで Huang et al.[90]は、エージェントはランダムに周期的に任意の方角に移動することで、シミュレーションにおける現実を再現した. • spd_t, spd_p（移動速度）：下川ら[72]と D'Alessandro et al.[114]は、エージェントの移動は検索等による情報探索を意味していることを示した。武井ら[76]と参沢ら[77]は、エージェントが移動を行う過程で他のエージェントと接触することにより、情報伝播現象が生じることを示した。Kowalska-Styczeń[78]は、2次元格子上で、エージェントの移動性を導入している。これにより、口コミの情報源の多様性（友人、遠方の知人等）と、近親者や知人の数が不均等であるという自然現象を（局所的な関係のレベルで）考慮することができた. • sts_t（購入ステータス）：モデルに登場するユーザエージェントは、口コミとプロモーションに基づいて購入した場合にステータスが変化するようになっており、この要素は“表面的”には有効であると考えられる. • vw_t, flw_t（観察型の口コミの影響度）：Günther et al.[102], Broekhuizen[101], 池田ら[88]は、消費者エージェントは口コミ

ミの影響度を持っていることを示した。上村ら[3]は、口コミが消費者エージェントに与える影響度は、購入していない消費者エージェントよりも、すでに購入済みの消費者エージェントの方が高いことを示した。Duzevik et al.[75]は、口コミをする消費者エージェントの数が多いほど、影響度の重要性が高くなることを示した。稲葉[57]は、口コミの影響度により、商品を購入する確率が変化することを示した。

- IS_t （イノベータースコア）：Bulte and Stremersch[30]と Van Eck et al.[97]は、消費者の革新性と新商品購入との間に正の関連を見出している。Kumar et al.[93]は、新商品の購入確率は、イノベーター理論におけるグループ内の潜在的な購入者の革新性に依存することを示した。Günther et al.[102]は、新商品購入のしきい値は、消費者エージェントの革新性と解釈している。
- $\delta_{t,t'}$ （類似度）：松山と寺野[50]は、商品を購入する際に参考とする情報源として、よく知っている人を挙げている。そのため彼らのエージェント・ベース・モデルにおいては、情報流通相手を選択する指標として、知り合い度合い（親密度）、嗜好類似度等を用いている。Hu et al.[47]は、空間における個人の位置を、職業、地理的位置、年齢、社会的地位などの属性として表し、2人のユークリッド距離を社会的類似度で表した。空間内での位置に近いほど社会的類似度が高く、口コミによる相互作用が起こりやすいことを示した。Zadbood and Hoffenson[45]は、消費者が購入の意思決定をする際にソーシャルネットワークに情報を求める要因について研究をしており、その中で最も顕著なものとして類似性を挙げている。
- U_t^p, UI_t^p （商品 p の効用）：モデルに登場するユーザエージェントは、口コミとプロモーションに基づいて新商品を購入した後の満足度を持っており、この要素は“表面的”には有効であると考えられる。また、ユーザエージェントは、満足度に基づいて肯定的もしくは否定的な口コミをするように

なっており、この要素も“表面的”には有効であると考えられる.

- 性別, 年代, 居住地: モデルに登場するユーザエージェントは, 基本属性を持っており, この要素は“表面的”には有効であると考えられる.
- アンケートによる意識データ: モデルに登場するユーザエージェントは, 活動, 関心事, 意見, パーソナリティ, 態度等を持っており, これらの要素は“表面的”には有効であると考えられる.
- τ_p (市場参入時期): モデルに登場する自社エージェントと競合エージェントには市場参入時期があり, この要素は“表面的”には有効であると考えられる.
- π_p (戦略): モデルに登場する自社エージェントと競合エージェントは, プロモーションの戦略を持っており, この要素は“表面的”には有効であると考えられる.
- a^p (行動): 最寄品の分野では, Greenwald and Kahn[40]が, コカ・コーラとペプシの競争状況を囚人のジレンマ・ゲーム[41]に照らし合わせ, 両社の協力・非協力的な行動が利益に影響を与えるとしている. 安部[42]は, ビール業界の競争状況を囚人のジレンマ・ゲームに照らし合わせ, サントリーが非協力的な行動をとることにより, 市場シェアをアップさせたとしている.
- MAT_t^{B1B2} (協力的あるいは非協力的なプロモーションによる購入確率変動値): a^p (行動) と同様である.
- r_p (獲得した顧客数): モデルに登場する自社エージェントと競合エージェントは, プロモーションに基づいて購入した消費者の数を記録しており, この要素は“表面的”には有効であると考えられる.
- Q (戦略価値関数): 大江[117]は, 合併において組織構成員間で発生する協力と裏切りについて, 協力と裏切りを決定するための戦略を常に同じではなく一定の頻度で学習するモデルを採用し, 現実により近付けた. Wu et al.[38]は, 意思決定

		は熟考された一回限りの最適な決定を指すのではなく、間違いと学習を含む長期的なプロセスであることを示した。 Zhang et al.[39]は、新商品の普及は学習と購入のプロセスを含むため、情報の普及よりも複雑であることを示した。 • β_p（商品の効用係数）：岡太ら[108]は、商品の効用（全体効用）を部分効用の和として表し、部分効用に係数を掛けている。
マクロ面の妥当性確認	実装モデルのプロセスとパターン	図 3.6～図 3.8, 図 4.4～図 4.6, 図 5.6～図 5.8 の S1 の集計結果は、最初は少数の購入者が存在し、徐々に増えていき、全消費者が購入するという典型的なイノベーション採用パターンを示唆している。本モデルの基礎となる理論は、イノベーションは、現実の拡散に関する古典的な文献[5]に基づいている。 “表面的”に一致している。
経験的入力力の妥当性確認	モデルの入力として使用されるデータは、現実の世界と一致している。	• マーケット空間のサイズ（467×467）：既存研究[96], [99], [100]のサイズ（50×50）に基づいて算出した。これは、既存研究のモデルでは、サイズに対するユーザエージェントの数が 200 だからである。 • イノベーターからラガードのユーザエージェントの人数（表 3.5 参照）：各購買グループのユーザエージェントの人数は、イノベータースコアの算出結果に基づき発生させた。 • ブランドエージェントの数（87）：既存研究[96], [99], [100]の数に基づいて算出した。これは、既存研究のモデルでは、ユーザエージェントの数（200）に対するブランドエージェントの数が 1 だからである。 • 初期ステップでの全てのユーザエージェントの配置、方角、移動速度（ランダム）：既存研究[96], [99], [100]から引用した。柴と北中[60]は、消費者が商品情報と確率的に遭遇するというイベントをシミュレーションプログラムとして実装す

る際には、2次元のセル平面上を不規則に動く消費者エージェントが、商品情報のおかれたセルに到達することとして表現した。他の消費者と出会うというイベントは、セル平面上をランダムに動く消費者エージェント同士が、同一のセル上に到達することとして表した。Karakaya et al.[79]は、消費者を空間にランダムに分布させている。彼らは、消費者は自分の好みに従って行動し、お互いの購買決定に影響を与える能力を持っているとしている。

- vw_t, flw_t (表 3.6 参照) : キャリブレーションにより設定した。
 - IS_t (表 3.5 参照) : 2.2 節のデータを用いた。
 - 商品未購入ユーザエージェントが新商品を購入しない場合の方角と移動速度 (ランダム) : 既存研究[96], [99], [100]から引用した。
 - 商品購入済みユーザエージェントの方角 (0 度) : 既存研究[96], [99], [100]から引用した。既存研究は、0 度を向いて進む状況を普及と見なすアナロジーとしている。
 - シナリオごとのロコミ伝達範囲 (表 3.2, 表 3.3 参照) : 表 3.2 は既存研究[96], [99], [100]から引用した。表 3.3 のロコミ伝達範囲は、表 3.2 の既存研究と異なる。これは、既存研究では、消費者がロコミ情報を受け取る機会は一定と仮定しているためである。本モデルのシナリオは、上記の仮定よりは現実的であると考えられる。
 - UI_t^p (表 5.3 参照) : キャリブレーションにより設定した。
 - 初期ステップでの全てのブランドエージェントの配置、移動速度 (ランダム) : 既存研究[96], [99], [100]から引用した。柴と北中[60]は、消費者が商品情報と確率的に遭遇するというイベントをシミュレーションプログラムとして実装する際には、2次元のセル平面上を不規則に動く消費者エージェントが、商品情報のおかれたセルに到達することとして表現した。商品情報は、想定する商品種の数だけセル平面上にランダムに配置された。
-

-
- シナリオごとの商品効用の接触範囲（表 5.1, 表 5.2 参照）：表 5.1 は既存研究[96], [99], [100]を参考に設定した．表 5.2 の商品効用の接触範囲は，表 5.1 の既存研究と異なる．これは，既存研究では，消費者が口コミ情報を受け取る機会は一定と仮定しているためである．本モデルのシナリオは，上記の仮定よりは現実的であると考えられる．
 - 性別，年代，居住地（3.2 節参照）：株式会社ドゥ・ハウス（現：株式会社エクスクリエ）が収集したユーザのアンケートデータを用いた．
 - アンケートによる意識データ（3.2 節参照）：株式会社ドゥ・ハウス（現：株式会社エクスクリエ）が収集したユーザのアンケートデータを用いた．
 - ブランドエージェントの方角（0 度）：既存研究[96], [99], [100]から引用した．
 - τ_p （表 4.4 参照）：キャリブレーションにより設定した．
 - ブランドエージェントの競合認識範囲（30）：キャリブレーションにより設定した．
 - MAT_t^{B1B2} （表 4.5 参照）：キャリブレーションにより設定した．
 - シナリオごとのプロモーション伝達範囲（表 3.4）：表 3.4 の S1 と S3 は既存研究[96], [99], [100]から引用した．既存研究は，イノベーターは新商品を積極的に購入するという想定から表 3.4 を設定している．表 3.4 の S2 と S4 のプロモーション伝達範囲は，表 3.4 の S1 と S3 の既存研究と異なる．これは，既存研究では，消費者がプロモーション情報を受け取る機会は一定と仮定しているためである．本モデルのシナリオは，上記の仮定よりは現実的であると考えられる．
 - 同一タイプのブランドエージェントの認識範囲（30）：キャリブレーションにより設定した．
 - 戦略学習時の同一タイプのブランドエージェントの選択（ランダム）：既存研究[39]から引用した．大江[117]は，合併において組織構成員間で発生する協力と裏切りについて，協力
-

と裏切りを決定するための戦略を常に同じではなく一定の頻度で学習するモデルを採用し、現実により近付けた。より優れた戦略を学習するために各人はランダムに選択した他の人と自分の利得を比較し、自分より多い場合は相手の戦略、少ない場合は自分の戦略を選択させている。Zhang et al.[39]は、企業がランダムに他企業を1つ選んで検査し、戦略を修正するようにした。

- β_p (0.2) : キャリブレーションにより設定した。

経験的出力の妥当性確認では、実装したモデルの出力が現実世界と一致していることを示す。これは、モデルの妥当性を検証する重要なテストである。表 B.6 では、経験的出力の妥当性確認における定型化された事実、実世界のデータ、クロスバリデーションを説明する。

表 B.6 経験的出力の妥当性確認

項目	説明	本研究
定型化された事実／専門分野のエキスパート	モデルで再現することが重要な、一般的に知られている行動パターン。	本モデルはイノベーションの拡散に関する文献[5]で定型化された事実と一致している。
実世界のデータ	モデルを使って実世界の結果を再現する。	日経 POS 情報で日本経済新聞社が収集した飲料ブランドの新商品普及過程とキャズム
クロスバリデーション	新しいモデルを、すでに検証された以前のモデルと比較する。	発生を再現した (3.2 節, 4.2 節, 5.2 節参照)。商品普及数比とのユークリッド距離と、キャズム・アット・リスク比のユークリッド距離以外の結果を表 B.7～表 B.21 に示す。尚、キャズム・アット・リスク比の最小ユークリッド距離は全て 0 であったため省略する。

表 B.7 商品普及数比のユークリッド距離標準偏差 (3.2 節)

S1	商品 AA	商品 AB	商品 AC	平均
提案モデル	0.00977	0.00632	0.00725	0.00778
従来モデル	0.01170	0.00603	0.00739	0.00837
S2	商品 AD	商品 AE	商品 AF	平均
提案モデル	0.01876	0.02282	0.01208	0.01789
従来モデル	0.01769	0.00891	0.00691	0.01117
S3	商品 AG	商品 AH	商品 AI	平均
提案モデル	0.00707	0.00580	0.00820	0.00703
従来モデル	0.00952	0.00585	0.00737	0.00758
S4	商品 AJ	商品 AK	商品 AL	平均
提案モデル	0.01079	0.01458	0.01314	0.01284
従来モデル	0.00889	0.01029	0.00722	0.00880

表 B.8 商品普及数比の最大ユークリッド距離 (3.2 節)

S1	商品 AA	商品 AB	商品 AC	平均
提案モデル	0.03562	0.02460	0.02683	0.02902
従来モデル	0.04228	0.02803	0.02916	0.03316
S2	商品 AD	商品 AE	商品 AF	平均
提案モデル	0.09814	0.11604	0.08878	0.10099
従来モデル	0.06592	0.03396	0.03104	0.04364
S3	商品 AG	商品 AH	商品 AI	平均
提案モデル	0.02772	0.02810	0.04087	0.03223
従来モデル	0.03505	0.02406	0.03228	0.03046
S4	商品 AJ	商品 AK	商品 AL	平均
提案モデル	0.08851	0.10789	0.10444	0.10028
従来モデル	0.04463	0.03762	0.03000	0.03742

表 B.9 商品普及数比の最小ユークリッド距離 (3.2 節)

S1	商品 AA	商品 AB	商品 AC	平均
提案モデル	0.00102	0.00101	0.00012	0.00072
従来モデル	0.00023	0.00100	0.00029	0.00051
S2	商品 AD	商品 AE	商品 AF	平均
提案モデル	0.00005	0.00007	0.00002	0.00005
従来モデル	0.00033	0.00148	0.00057	0.00080
S3	商品 AG	商品 AH	商品 AI	平均
提案モデル	0.00222	0.00030	0.00073	0.00108
従来モデル	0.00268	0.00001	0.00035	0.00101
S4	商品 AJ	商品 AK	商品 AL	平均
提案モデル	0.00009	0.00000	0.00003	0.00004
従来モデル	0.00022	0.00001	0.00039	0.00020

表 B.10 キャズム・アット・リスク比のユークリッド距離標準偏差 (3.2 節)

S1	商品 AA	商品 AB	商品 AC	平均
提案モデル	0.00460	0.00348	0.00348	0.00385
従来モデル	0.00717	0.00341	0.00371	0.00477
S2	商品 AD	商品 AE	商品 AF	平均
提案モデル	0.00553	0.00452	0.00287	0.00431
従来モデル	0.00686	0.00653	0.00252	0.00530
S3	商品 AG	商品 AH	商品 AI	平均
提案モデル	0.00428	0.00359	0.00481	0.00422
従来モデル	0.00512	0.00320	0.00529	0.00454
S4	商品 AJ	商品 AK	商品 AL	平均
提案モデル	0.00214	0.00271	0.00287	0.00257
従来モデル	0.00233	0.00242	0.00291	0.00255

表 B.11 キャズム・アット・リスク比の最大ユークリッド距離 (3.2 節)

S1	商品 AA	商品 AB	商品 AC	平均
提案モデル	0.02207	0.01488	0.01711	0.01802
従来モデル	0.03301	0.01488	0.01711	0.02167
S2	商品 AD	商品 AE	商品 AF	平均
提案モデル	0.02701	0.02567	0.01342	0.02203
従来モデル	0.03376	0.03472	0.01342	0.02730
S3	商品 AG	商品 AH	商品 AI	平均
提案モデル	0.01955	0.01794	0.02032	0.01927
従来モデル	0.01955	0.01794	0.02032	0.01927
S4	商品 AJ	商品 AK	商品 AL	平均
提案モデル	0.01016	0.01329	0.01128	0.01158
従来モデル	0.01016	0.01202	0.01052	0.01090

表 B.12 商品普及数比のユークリッド距離標準偏差 (4.2 節)

S1	商品 BA と BB	商品 BC と BD	平均
提案モデル	0.00731	0.00742	0.00737
従来モデル	0.01523	0.00712	0.01118
S2	商品 BE と BF	商品 BG と BH	平均
提案モデル	0.01735	0.00621	0.01178
従来モデル	0.01176	0.00430	0.00803
S3	商品 BI と BJ	商品 BK と BL	平均
提案モデル	0.00717	0.00559	0.00638
従来モデル	0.01947	0.00506	0.01227
S4	商品 BM と BN	商品 BO と BP	平均
提案モデル	0.00707	0.00807	0.00757
従来モデル	0.00901	0.00521	0.00711

表 B.13 商品普及数比の最大ユークリッド距離 (4.2 節)

S1	商品 BA と BB	商品 BC と BD	平均
提案モデル	0.02592	0.04341	0.03466
従来モデル	0.06561	0.03736	0.05148
S2	商品 BE と BF	商品 BG と BH	平均
提案モデル	0.09316	0.04489	0.06903
従来モデル	0.04208	0.01824	0.03016
S3	商品 BI と BJ	商品 BK と BL	平均
提案モデル	0.02149	0.03042	0.02595
従来モデル	0.07998	0.01899	0.04948
S4	商品 BM と BN	商品 BO と BP	平均
提案モデル	0.04246	0.05490	0.04868
従来モデル	0.04075	0.02109	0.03092

表 B.14 商品普及数比の最小ユークリッド距離 (4.2 節)

S1	商品 BA と BB	商品 BC と BD	平均
提案モデル	0.00073	0.00005	0.00039
従来モデル	0.00241	0.00004	0.00122
S2	商品 BE と BF	商品 BG と BH	平均
提案モデル	0.00011	0.00005	0.00008
従来モデル	0.00005	0.00009	0.00007
S3	商品 BI と BJ	商品 BK と BL	平均
提案モデル	0.00030	0.00010	0.00020
従来モデル	0.00288	0.00001	0.00144
S4	商品 BM と BN	商品 BO と BP	平均
提案モデル	0.00028	0.00002	0.00015
従来モデル	0.00001	0.00003	0.00002

表 B.15 キャズム・アット・リスク比のユークリッド距離標準偏差 (4.2 節)

S1	商品 BA と BB	商品 BC と BD	平均
提案モデル	0.00291	0.00270	0.00280
従来モデル	0.00451	0.00388	0.00419
S2	商品 BE と BF	商品 BG と BH	平均
提案モデル	0.00459	0.00326	0.00393
従来モデル	0.00627	0.00368	0.00498
S3	商品 BI と BJ	商品 BK と BL	平均
提案モデル	0.00322	0.00279	0.00300
従来モデル	0.00737	0.00310	0.00524
S4	商品 BM と BN	商品 BO と BP	平均
提案モデル	0.00196	0.00335	0.00266
従来モデル	0.00293	0.00378	0.00336

表 B.16 キャズム・アット・リスク比の最大ユークリッド距離 (4.2 節)

S1	商品 BA と BB	商品 BC と BD	平均
提案モデル	0.01483	0.01290	0.01387
従来モデル	0.02435	0.01554	0.01994
S2	商品 BE と BF	商品 BG と BH	平均
提案モデル	0.02546	0.01149	0.01847
従来モデル	0.02729	0.01302	0.02015
S3	商品 BI と BJ	商品 BK と BL	平均
提案モデル	0.01791	0.01174	0.01482
従来モデル	0.03064	0.01385	0.02225
S4	商品 BM と BN	商品 BO と BP	平均
提案モデル	0.00884	0.01120	0.01002
従来モデル	0.01286	0.01298	0.01292

表 B.17 商品普及数比のユークリッド距離標準偏差 (5.2 節)

S1	商品 CA と CB	商品 CC と CD	商品 CE と CF	平均
提案モデル	0.00966	0.01356	0.01377	0.01233
従来モデル	0.02217	0.01401	0.01791	0.01803
S2	商品 CG と CH	商品 CI と CJ	商品 CK と CL	平均
提案モデル	0.00708	0.01139	0.01570	0.01139
従来モデル	0.00721	0.01280	0.00805	0.00935
S3	商品 CM と CN	商品 CO と CP	商品 CQ と CR	平均
提案モデル	0.00676	0.01596	0.01259	0.01177
従来モデル	0.00931	0.03362	0.01683	0.01992
S4	商品 CS と CT	商品 CU と CV	商品 CW と CX	平均
提案モデル	0.01064	0.00935	0.01670	0.01223
従来モデル	0.00956	0.00639	0.01043	0.00879

表 B.18 商品普及数比の最大ユークリッド距離 (5.2 節)

S1	商品 CA と CB	商品 CC と CD	商品 CE と CF	平均
提案モデル	0.03540	0.06083	0.05398	0.05007
従来モデル	0.08503	0.06491	0.07221	0.07405
S2	商品 CG と CH	商品 CI と CJ	商品 CK と CL	平均
提案モデル	0.03784	0.06476	0.11016	0.07092
従来モデル	0.04038	0.06072	0.03818	0.04643
S3	商品 CM と CN	商品 CO と CP	商品 CQ と CR	平均
提案モデル	0.02568	0.06871	0.04760	0.04733
従来モデル	0.04258	0.14187	0.07218	0.08555
S4	商品 CS と CT	商品 CU と CV	商品 CW と CX	平均
提案モデル	0.05466	0.05347	0.11045	0.07286
従来モデル	0.03994	0.02899	0.04775	0.03890

表 B.19 商品普及数比の最小ユークリッド距離 (5.2 節)

S1	商品 CA と CB	商品 CC と CD	商品 CE と CF	平均
提案モデル	0.00127	0.00091	0.00119	0.00112
従来モデル	0.00089	0.00074	0.00050	0.00071
S2	商品 CG と CH	商品 CI と CJ	商品 CK と CL	平均
提案モデル	0.00023	0.00001	0.00016	0.00013
従来モデル	0.00012	0.00001	0.00021	0.00011
S3	商品 CM と CN	商品 CO と CP	商品 CQ と CR	平均
提案モデル	0.00002	0.00014	0.00174	0.00063
従来モデル	0.00028	0.00198	0.00384	0.00203
S4	商品 CS と CT	商品 CU と CV	商品 CW と CX	平均
提案モデル	0.00012	0.00000	0.00079	0.00030
従来モデル	0.00023	0.00037	0.00080	0.00047

表 B.20 キャズム・アット・リスク比のユークリッド距離標準偏差 (5.2 節)

S1	商品 CA と CB	商品 CC と CD	商品 CE と CF	平均
提案モデル	0.00349	0.00416	0.00489	0.00418
従来モデル	0.00937	0.00422	0.00576	0.00645
S2	商品 CG と CH	商品 CI と CJ	商品 CK と CL	平均
提案モデル	0.00290	0.00295	0.00361	0.00315
従来モデル	0.00339	0.00342	0.00419	0.00367
S3	商品 CM と CN	商品 CO と CP	商品 CQ と CR	平均
提案モデル	0.00219	0.00747	0.00424	0.00463
従来モデル	0.00286	0.01039	0.00547	0.00624
S4	商品 CS と CT	商品 CU と CV	商品 CW と CX	平均
提案モデル	0.00363	0.00343	0.00374	0.00360
従来モデル	0.00459	0.00302	0.00436	0.00399

表 B.21 キャズム・アット・リスク比の最大ユークリッド距離 (5.2 節)

S1	商品 CA と CB	商品 CC と CD	商品 CE と CF	平均
提案モデル	0.01746	0.01432	0.02112	0.01763
従来モデル	0.03395	0.01718	0.02152	0.02422
S2	商品 CG と CH	商品 CI と CJ	商品 CK と CL	平均
提案モデル	0.01244	0.01805	0.01306	0.01451
従来モデル	0.01279	0.01805	0.01718	0.01601
S3	商品 CM と CN	商品 CO と CP	商品 CQ と CR	平均
提案モデル	0.00853	0.03294	0.01575	0.01908
従来モデル	0.01299	0.03891	0.02598	0.02596
S4	商品 CS と CT	商品 CU と CV	商品 CW と CX	平均
提案モデル	0.01599	0.01708	0.01729	0.01679
従来モデル	0.01700	0.01708	0.02137	0.01848