

情報伝播と購買意思決定に関する MAS モデルの構築

井上理香子*1・桑名杏奈*2・浅本紀子*3

Email: inoue.rikako@is.ocha.ac.jp

*1: お茶の水女子大学大学院人間文化創成科学研究科

*2: お茶の水女子大学大学院准教授

*3: お茶の水女子大学大学院教授

◎Key Words

情報拡散, イノベータ理論, 消費者行動, 情報リテラシー

1. はじめに

近年、ソーシャルネットワーク(SNS)の普及により、消費者は企業の公式な広告だけでなく、個人による口コミやレビューなど非公式な情報にも大きな影響を受けるようになってきている。特に X(旧 Twitter)や Instagram, TikTok などでは、情報が短期間で広く拡散され、特定の商品やサービスへの関心が急速に高まる現象がしばしば見られる。また、SNS で多くのフォロワーを持つユーザー、インフルエンサーによる発信の影響力は大きい。SNS が普及した現代では、インフルエンサーの投稿がきっかけに商品が注目され、ヒットにつながる事例も多い。しかし、こうした情報の伝播が消費者の購買意思決定にどのような影響を与えているのかについては、依然として十分に解明されていない。

そこで本研究では、マルチエージェントシミュレーション(MAS)を用いて、SNS 上の情報伝播と消費者の購買行動の関係をモデル化することを目的とする。イノベータ理論に基づき消費者を 5 つの属性に分類して、属性に応じた情報受容や購買行動の違いをもとに、SNS における情報の影響構造を仮想的に再現することで、そのメカニズムを解明することを目指す。

2. シミュレーションツールについて

モデルを作成するにあたり、本研究では MAS を用いた。MAS とは、複数のエージェントがそれぞれのルールに従って動き、互いに影響を与え合うことで全体としての振る舞いを観察・分析するシミュレーション手法である。MAS を用いることで、個々の行動が全体の動きにどのような影響を及ぼすかを仮想的に再現できるため、社会現象の可視化および分析に適している。

本研究では、この MAS を利用するために、artisoc Cloud⁽¹⁾ を使用する。

3. モデル概要

本モデルでは、SNS 上の情報拡散の特徴を再現するために、Barabási-Albert モデル(BA モデル)に基づくスケールフリーネットワークを採用した。ネットワーク上のエージェント同士のつながりは、SNS におけるフォロー関係を表しており、この構造によって一部のエージェントが多くのリンクを持つハブとして機能し、現実の SNS に見られるような偏ったつながりの構造を表現している。

また、本研究では「新商品普及モデル⁽²⁾」を参考にモデルを構築した。

3.1 エージェント

SNS ユーザー(消費者)として、エージェントを生成し、イノベータ理論に基づいて 5 つのカテゴリーに分類する。イノベータ(inn)、アーリーアダプタ(ead)、アーリーマジョリティ(emj)、レイトマジョリティ(lmj)、ラガード(lag)の 5 つである。イノベータ理論は、新しい商品が社会に広がっていく過程を示すもので、それぞれのカテゴリーは情報の受容速度や購買行動の特徴が異なる。

各カテゴリーの比率および特徴については表 1 に示す。

表 1 イノベータ理論に基づいたカテゴリー分類⁽³⁾

カテゴリー	特徴
inn(2.5%)	情報感度が高く、初期段階で新しいものを積極的に導入する好奇心旺盛な層
ead(13.5%)	流行に敏感で情報収集力が高く、周囲に先んじて新しいものを取り入れる層
emj(34%)	慎重ではあるが、周囲の動向を見て比較的早い段階で導入する層
lmj(34%)	導入に消極的で、周囲の多くが使用し始めた後により取り入れる層
lag(16%)	最も保守的で、社会に広く定着し安心できるまで導入を避ける層

3.2 行動ルール

ユーザーエージェントは、カテゴリーごとに異なる振る舞いをしたのち、商品を購入するかどうかを決定する。また、広告が一定の周期で流れるようになっており、ユーザーは広告を確率 0.2 で受け取る。

・イノベータ

広告により商品を知ったら、即購入する。その後、非認知者に商品を口コミで伝える。

・アーリーアダプタ

広告や購入者による口コミを受けて、商品を購入するかどうか判断する。

・アーリーマジョリティ、レイトマジョリティ、ラガード

購入者の割合が、それぞれの購入閾値を超えている場合、広告や購入者による口コミから商品を購入するかどうか判断する。アーリーマジョリティ、レイトマジョリティ、ラガードの順で購入閾値は高くなる。

3.3 商品購入判断⁽²⁾

ユーザーは、広告と口コミの影響が加算された購入確率 p に基づき、商品を購入するか否かを判断する。

なお、以下の購入確率関数から確率 p を求める。この時利用した変数について表2に示す。

$$p^i(t) = \sum_s c_{ad} \cdot \exp(-\lambda \cdot (t - t_s)) + \sum_{i \neq j}^N c_{com} \cdot \exp(-\lambda \cdot (t - t_j - 1))$$

表1 購入確率関数の変数

変数	説明
C_{ad}	1回の広告による購入確率の増加量
C_{com}	1回の口コミによる購入確率の増加量
λ	購入確率の減衰(興味の減少)の速さ
t_s	消費者 i が広告を受けたステップ
t_j	消費者 i とリンクでつながっている消費者 j が購入したステップ
t	現在のステップ

4. インフルエンサーの影響力を考慮しないモデル

エージェント数は1,000 エージェント、広告周期は5ステップ毎とし、購入者数の増加が落ち着く200ステップでシミュレーションを終了する。

4.1 結果

結果の出力については、イノベータ理論に基づいて分類したユーザーのうち、イノベータとアーリーアダプタは商品への関心が高く最終的に全員が購入するため、分析対象から除外した。そのため、購入に至るまでに周囲の様子を伺う傾向があるアーリーマジョリティ、レイトマジョリティ、ラガードの購入割合を計算対象とする。

$$\text{購入割合 (\%)} = \frac{\text{そのカテゴリーの購入者数}}{\text{そのカテゴリーの総人数}} \times 100$$

シミュレーションを10回実行した結果を表3、図1に示す。

表3 結果

試行回	emj(%)	lmj(%)	lag(%)
1	72.78	54.18	18.82
2	78.63	60.32	59.67
3	73.62	59.67	9.40
4	74.53	51.12	4.76
5	72.92	55.52	28.99
6	80.46	65.37	40.36
7	77.08	62.72	28.37
8	75.84	62.80	24.32
9	79.94	61.52	32.88
10	77.50	66.67	29.55
-----	-----	-----	-----
平均値	76.33	59.99	24.75

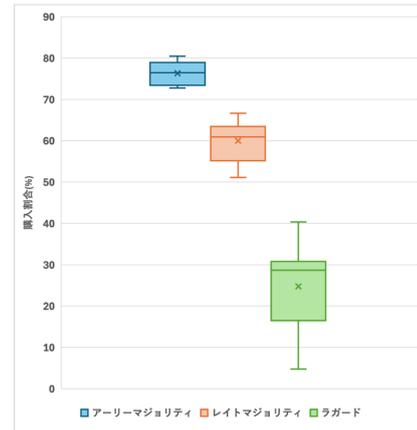


図1 結果

表3および図1より、10回のシミュレーションを通じて、アーリーマジョリティは購入割合が73%~81%の範囲に収まり、平均値は約76%と高く、購入割合が安定していることが確認された。レイトマジョリティは、51%~66%の範囲に分布し、平均値は約60%であり、一定のばらつきは見られるものの、比較的安定した購入割合を示した。一方で、ラガードの購入割合は、4%~40%と分布のばらつきが大きく、平均値は約25%と他の2つのカテゴリーと比べて低かった。以上より、ラガードは購入行動に移行する割合が低いことが確認できた。

5. インフルエンサーの影響力を考慮したモデル

次に、インフルエンサーが他のユーザーに及ぼす影響を観察するために、インフルエンサーをハブとして位置づけしたモデルを作成した。

5.1 インフルエンサーの定義と設定

総エージェント数の3%を超える数のエージェントと接続しているハブとなるエージェントを、本研究ではインフルエンサーと定義する。

本モデルでは、BAモデルに基づくネットワークを構築した後、各エージェントが接続しているエージェント数を取得し、それが総エージェント数の3%を超えている場合、そのエージェントをハブとして扱う。

現実世界でのSNSにおけるインフルエンサーの影響力は大きいことから、本モデルではインフルエンサーから受けた口コミは一般ユーザーから受けた口コミの1.3倍の影響力を持つものとする。

5.2 シミュレーション

4. インフルエンサーの影響力を考慮しないモデルと同様の条件(エージェント数:1,000, 広告周期:5ステップ毎, 終了条件:200ステップ)で、インフルエンサーの影響力を考慮したモデルによるシミュレーションを実行した。

5.3 結果

シミュレーションを10回実行した結果を表4、図2に示す。

表4 結果

試行回	emj(%)	lmj(%)	lag(%)	ハブ
-----	--------	--------	--------	----

1	80.52	65.75	38.31	6
2	78.07	57.28	25.97	8
3	77.46	69.21	35.44	6
4	75.50	54.32	20.53	5
5	73.56	52.41	21.51	5
6	80.18	62.17	40.35	7
7	76.71	62.64	39.26	7
8	79.35	66.87	36.26	7
9	75.68	58.21	27.70	9
10	75.96	62.24	19.89	9
-----	-----	-----	-----	-----
平均値	77.30	61.11	30.56	6.9

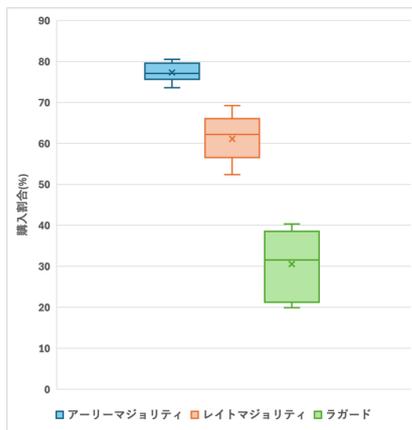


図2 結果

表4および図2より、10回のシミュレーションを通じて、アーリーマジョリティの購入割合の範囲は75%~81%に収まり、平均値は約77%であった。レイトマジョリティは、購入割合が52%~69%に分布し、平均値が約61%であった。これら2つのカテゴリーについては、インフルエンサーの影響力を考慮しなかったモデルの結果(第4章)と比較して、購入割合に大きな差は見られなかった。一方、ラグガードは購入割合の分布が19%~40%、平均値が約31%となっており、第4章と比較すると購入割合が向上していることが確認できた。

また、表4より、インフルエンサー数(ハブ数)の違いはユーザーの購入割合には大きな影響を及ぼさないことが確認された。

6. 考察

本モデルは、インフルエンサーを接続数が総エージェント数の3%を超えたエージェントと定義したため、インフルエンサーのカテゴリーがレイトマジョリティやラグガードに該当する場合も含まれていた。その結果、商品購入に消極的なエージェントがハブとなるケースが発生し、インフルエンサーの影響力が十分に購買促進に結びつかない可能性がある。

今後、購入時期の早いイノベーターやアーリーアダプタがインフルエンサーとなるような条件を設定したモデルへ改良し、口コミ情報がより効率的に拡散することによる購入割合の変化を検証する予定である。実際、イノベーター理論においては商品の普及過程においてはアーリーア

ダプタの存在が重要であるとされており、彼らが影響力のあるインフルエンサーとなることが普及促進に寄与する可能性が高い。

7. おわりに

本研究では、SNS 上での広告および口コミ情報が消費者の購買意思決定に与える影響を明らかにすることを目的とし、イノベーター理論に基づいてユーザーをカテゴリー別に分類したうえで、マルチエージェントシミュレーションを用いて新商品の購入に積極的ではないユーザーの購入割合を分析した。その結果、アーリーマジョリティおよびレイトマジョリティでは高い購入割合が安定して観測された。一方で、ラグガードの購入割合は他のカテゴリーに比べて低く、インフルエンサーの影響力を考慮することで一定の向上が見られたものの、依然として購買行動に移行する割合は低いことが確認された。

今後の課題として、本モデルではインフルエンサーを接続数の多さによって一律に定義していたが、その結果、商品購入に消極的なユーザーがハブとなり、インフルエンサーの効果が十分に発揮できなかった可能性がある。このため、イノベーターやアーリーアダプタがインフルエンサーとなる条件を設定し、口コミ情報の拡散過程をより現実に近い形で再現できるモデルに改良する必要があると考える。また、現実のSNS 上ではフォロワー数の多い情報発信力が高いユーザーが商品の普及の鍵を握っていることから、こうした背景も考慮してモデルの改善に努めていきたい。

また、SNS における情報拡散の仕組みやその影響力への理解を促すことで、誤情報や過度な宣伝に流されず、消費者が情報の流れを正しく読み解き、情報リテラシーの向上や主体的に判断する力を育むことにも貢献したい。

参考文献

- (1) 構造計画研究所「artisoc Cloud」
<https://mas.kke.co.jp/artisoccloud/>
- (2) 井出恕也, 土井厚志, 西岡美都: “新商品普及モデル”, https://mas.kke.co.jp/model/new_product_diffusion/, 構造計画研究所 (2025).
- (3) “イノベーター理論とは”, <https://www.utokyo-ipc.co.jp/column/innovation-theory/>, 東大IPC (2022).