

Title	消費者間の情報流通を考慮した製品・サービスの普及に関する研究
Author(s)	新井, 雄大; 大内, 紀知
Citation	年次学術大会講演要旨集, 26: 931-934
Issue Date	2011-10-15
Type	Conference Paper
Text version	publisher
URL	http://hdl.handle.net/10119/10267
Rights	本著作物は研究・技術計画学会の許可のもとに掲載するものです。This material is posted here with permission of the Japan Society for Science Policy and Research Management.
Description	一般講演要旨

○新井 雄大, 大内 紀知 (青山学院大学)

1. 序論

1.1 研究背景

製品やサービスの普及プロセスを解明することは、マーケティング戦略などを考える上で重要な課題とされている。新製品が次々と打ち出され、製品ライフサイクルが短くなってきている近年では、その重要性はますます高まってきている。

製品やサービスの普及プロセスを解明するためには、消費者が製品やサービスを購買するまでの意思決定プロセスを把握することが必要である。近年、Twitter や SNS の登場に代表される情報化の進展によって、消費者間のつながり¹⁾が多岐にわたり、消費者をめぐる情報流通のメカニズムは複雑化している。それに伴い、消費者の意思決定プロセスも複雑性を増し、製品やサービスの普及プロセスが大きく変化している可能性がある。

1.2 本研究の目的

本研究では、マルチエージェントシミュレーションを用いて、消費者間の情報流通を考慮した普及モデルを構築する。分析対象として全米映画作品を取り上げ、構築したモデルの検証を行う。さらに、構築したモデルを用いて、消費者間のつながりの変化が普及プロセスに与える影響を解明することを目的とする。

2. 既存研究

2.1 代表的な普及モデル

製品やサービスの代表的な普及モデルに Bass モデル (Bass, 1969) があり、(1)式の微分方程式で表される。

$$\frac{dN(t)}{dt} = p(m - N(t)) + \frac{q}{m}N(t)(m - N(t)) \quad (1)$$

$N(t)$: 時点 t における採用者数, p : 外的影響係数
 q : 内的影響係数, m : マーケットサイズ

Bass モデルでは、採用者を宣伝などの外的影響によって自ら採用する者とクチコミなどの内的影響によって採用する者の 2 種類に分類している。前者は時点 t において外的影響係数 p に従って一定確率で製品やサービスを採用し、後者は時点 t までの採用者数に比例して採用する。Bass モデルのようなマクロ的な視点を持つ普及モデルは数理解析が容易であるという特長があるが、その反面、普及プロセスにおいてミクロ的な要因を捨象してしまう短所もある。例えば、近年の消費者間の複雑多岐なつながりを考慮することはできていない。

2.2 消費者間のつながり

消費者間のつながりにはべき乗則²⁾があることが知られており (Barabasi, 2002; 増田・今野, 2005)、それを数理モデルで表したものの 1 つに Barabasi-Albert モデル (Barabasi and Albert, 1999) がある。

Barabasi-Albert モデルでは、既存のノードの次数の大きさに従って新たなノードとのリンクが決定されるため、次数の大きなノードがさらに大きくなっていき、べき乗則を持つネットワークが形成される。

2.3 消費者購買行動モデル

消費者購買行動をモデル化した先行研究に上村 (2006) がある。上村 (2006) は、映画作品を分析対象として消費者をネットユーザー、ネットフォロワー、一般消費者の 3 種類に分け、インターネットユーザーがインターネット世界で発信する作品情報をネットフォロワーが収集して現実世界に伝達し、それを現実世界で一般消費者が伝達しようという仮定で消費者購買行動を表した。しかし、近年の Twitter や SNS などの消費者間のつながりの影響は考慮されていない。

3. 分析のフレームワーク

3.1 分析手法

分析手法としてマルチエージェントシミュレーションを使用する。マルチエージェントシミュレーションとは、コンピュータ上に仮想社会を構築し、その仮想社会に人間を模した多様な行動特性を持つエージェントを配置し、個々の行動を観察するシミュレーション手法である (北中, 2005)。マルチエージェントシミュレーションは、多種・多様なエージェントによるミクロ的な相互作用が社会全体に及ぼす影響を観察するのに適しているという特長があり、複雑な消費者間の情報流通のメカニズムを解明するアプローチとしては有効な手法だと言える。

3.2 分析対象

本研究では、分析対象に映画作品を選定する。宮田 (2008) によると、消費者間で話題によく出る製品やサービスとして、(1) レジャー・旅行、(2) 飲食店・レストラン、(3) パソコン及び関連製品、そして(4) 映画・CD が挙げられる。この中で、他人から影響を受けやすい低価格な製品・サービスは、映画・CD である³⁾。ただし、CD は映画と違いテレビ番組やラジオで視聴や録音・録音ができ、また友人同士で貸し借り可能であるため、商品価値を享受するために必ずしも購買が必要なわけではない。

従って、映画作品は、①消費者の間で話題に出やすい ②低価格であるため、購買に際しての障壁が低く、他人から影響を受けやすい ③商品価値を享受するためには購買することが必要であるの 3 点から、消費者間の情報流通が購買に与える影響を分析するのに適していると考えられる。

3.3 分析対象データ

分析対象データとして、2010 年に全米で公開が開始された映画作品の中で、2010 年の興行収入成績上位 5 作品を取り上げる。加えて、他の作品とは異なる動員数推移を見せた 1 作品 (The King's Speech) を取り上げる。表 1 は、The Numbers より引用した各作品のタイトル、興行収入、ジャンル、製作費、評価値、及び公開日のデータである。なお、評価値はサイト閲覧者がつけた 10 段階評価値の平均値である。

表 1 映画作品データ

No.	タイトル	興行収入	ジャンル
1	Toy Story 3	\$415,004,880	Adventure
2	Alice in Wonderland	\$334,191,110	Adventure
3	Iron Man 2	\$312,433,331	Adventure
4	The Twilight Saga: Eclipse	\$300,531,751	Drama
5	Inception	\$292,568,851	Science-Fiction
6	The King's Speech	\$138,797,449	Drama

No.	製作費	評価値	公開日
1	\$200,000,000	8.84	2010/6/18
2	\$200,000,000	7.18	2010/3/5
3	\$170,000,000	7.27	2010/5/7
4	\$68,000,000	6.86	2010/6/30
5	\$160,000,000	8.25	2010/7/16
6	\$15,000,000	8.25	2010/12/25 ⁴⁾

4. モデルの構築

4.1 空間の設定と消費者エージェントの配置

消費者エージェントを配置する空間を、50 セル×50 セルの 2 次元空間として設定する。空間はトラス状になっているものとする。そこに、消費者エージェント 1000 体をランダムに配置する。図 1 に、消費者エージェントを配置した空間の例を示す。

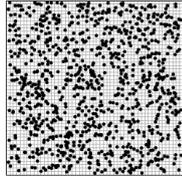


図 1. 空間の例.

4.2 消費者エージェントの分類

Rogers の採用者カテゴリー (Rogers, 1962) に基づき、消費者エージェントを革新的採用者 (2.5%)、前期少数採用者 (13.5%)、前期多数採用者 (34%)、後期多数採用者 (34%)、採用延滞者 (16%) の 5 つのカテゴリーに分ける。なお、革新的採用者に関しては、先行上映などにより鑑賞済みであるとする。

4.3 消費者エージェントの意思決定要因

消費者が映画を鑑賞するまでの意思決定要因として、表 2 に示す総情報量 (宣伝による情報、周囲によるクチコミ、インターネットによって得られるクチコミ、つながりによるクチコミの累積量)、効用値、ジャンル選好度、情報量閾値、効用閾値を取り上げる。

表 2 消費者エージェントの意思決定要因

意思決定要因	説明
総情報量	宣伝から得る情報
	周囲のエージェントから得るクチコミ
	インターネットから得るクチコミ
	つながりから得るクチコミ
効用値	作品鑑賞により得られる効用値
ジャンル選好度	消費者の各ジャンルに対する選好度
情報量閾値	作品鑑賞を決定する情報量の閾値
効用閾値	作品鑑賞を決定する効用値の閾値

4.3.1 宣伝から得る情報

消費者が宣伝から受ける情報を以下のように設定する。エージェントが宣伝により情報を得る条件

$$Rnd < P_A * A Q(k) \quad (2)$$

宣伝から得る情報

$$A(i, k) = A(i, k - 1) + \{adv * m_A * A Q(k)\} * E_1(i) \quad (3)$$

宣伝の強さ

$$adv = Rnd * 4 + 3 \quad (4)$$

Rnd は、0.0 以上 1.0 未満の値を各エージェントにランダムに与える一様乱数である。i は i 番目のエージェント、k は第 k 週を表す。ここでは、 $P_A=0.306$ とする⁹⁾。宣伝の強さは各作品の宣伝費に依存すると考えられるが、対象作品の宣伝費を入手することができなかった。そこで、宣伝費が入手可能な過去の作品をいくつか調べてみたところ、どの作品も製作費に関わらず宣伝費が 3 千万ドルから 7 千万ドルの間であったため、それを考慮してここでは宣伝の強さを(4)式のように設定した。m_Aは効果の大きさを表すパラメータである。ここでは、カリブレーションにより、m_A=3 とする。AQ(k)は宣伝量を表す。ここでは上村 (2006) を参考に、図 2 のように公開 4 週間前から公開 1 週間前まで (1 ≤ k ≤ 3)は AQ(k)=0.7、公開直前 1 週間(k=4)はピーク時として AQ(k)=1、公開後 (5 ≤ k)は徐々に減少するものとして AQ(k)=0.93^{k-5} と設定した。また、E₁(i)は個人ごとの影響の受けやすさを表し、0.5-1.5 の間の値をランダムに取るものとする (後述の E₂(i)~E₄(i)においても同様)。

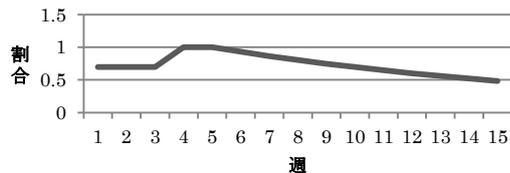


図 2. 宣伝量の推移.

4.3.2 周囲から得るクチコミ

消費者は、映画作品についての情報を宣伝から受け取る以外にも、友人や知人などからクチコミとして受け取る。本モデルではそれを周囲のエージェント (3 セル×3 セルの正方形内) から得るクチコミとして設定する。ここでは、作品公開前のクチコミは

出演俳優の知名度や作品のスケールといった製作費に関わる部分と宣伝の強さに依存するものとし、作品公開後は作品の評価値によって決定されるとする。

エージェントが周囲からクチコミを得る条件

$$Rnd < P_N * l * W Q(k) \quad (5)$$

公開前のクチコミ

$$N(i, k) = N(i, k - 1) + \{(PB + adv) * m_N\} * E_2(i) \quad (6)$$

公開後のクチコミ

$$N(i, k) = N(i, k - 1) + (R * l) * E_2(i) \quad (7)$$

$$R = \begin{cases} \text{評価値} & (\text{If } Rnd < c * R/d) \\ -(10 - \text{評価値}) * m_R & (\text{Else}) \end{cases} \quad (8)$$

$$l = \begin{cases} l_a & (\text{周囲のエージェントが未鑑賞の場合}) \\ l_b & (\text{周囲のエージェントが鑑賞済の場合}) \end{cases} \quad (9)$$

$$PB = \frac{\text{製作費 (百万ドル)}}{20} \quad (10)$$

ここでは、 $P_N=0.320$ とする。製作費が 10 段階評価になるように(10)式を設定する (6 作品の中で製作費が最大である Toy Story 3 と Alice in Wonderland が最大値 10 をとる)。評価値によるクチコミは正のクチコミと負のクチコミの両方を考慮し、評価値が高ければ高いほど正のクチコミが流れやすく、また低ければ低いほど負のクチコミが流れやすくなると考え、(8)式を設定した。m_N, m_Rは効果の大きさを表すパラメータである。また、周囲のエージェントが未鑑賞か鑑賞済かで情報量に差をつけるため、(9)式を設定した。WQ(k)はクチコミ量を表す。クチコミ量は、ある時期までは増加していき、それ以降は減少していくと考えられるため、ここでは図 3 のように公開 4 週間前から公開開始 (1 ≤ k ≤ 4) までは WQ(k)=0.04×k²、公開直後 1 週間 (k = 5) はピーク時として WQ(k)=1、その後 (6 ≤ k) は徐々に減少していくように WQ(k)=-0.0714×k+1.428 と設定した。ここでは、カリブレーションにより、m_N=0.3, m_R=1.5, c=0.5, d=7.1, l_a=0.5, l_b=1 とする。

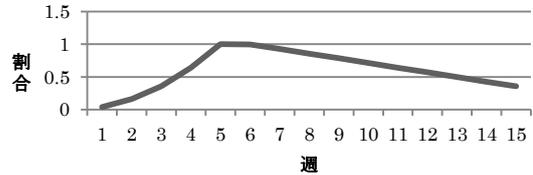


図 3. クチコミ量の推移.

4.3.3 インターネットから得るクチコミ量

インターネットを利用することで、消費者はより広範囲に情報を得ることができるようになった。よって、インターネットによって得られるクチコミの領域は、周囲のエージェント領域 (3 セル×3 セルの正方形内) よりも大きくなるように設定した (21 セル×21 セルの正方形内)。

エージェントがインターネットからクチコミを得る条件

$$Rnd < P_I * l * W Q(k) \quad (11)$$

公開前のクチコミ

$$I(i, k) = I(i, k - 1) + \{(PB + adv) * m_I\} * E_3(i) \quad (12)$$

公開後のクチコミ

$$I(i, k) = I(i, k - 1) + (R * l) * E_3(i) \quad (13)$$

ここでは、 $P_I=0.153$ とする。m_Iは効果の大きさを表すパラメータである。ここでは、カリブレーションにより、m_I=0.3 とする。

4.3.4 つながりから得るクチコミ量

Twitter や SNS の登場によって、消費者は周囲の友人や知人以外にもバーチャル上でつながりを持つようになり、そこから情報を得ることも可能となった。本モデルは、MAS コミュニティにあるサンプルモデルの中の Barabasi-Albert モデル¹⁰⁾を参考につながりの本数と割合を決定した。また、つながっている相手の中には強い影響力を持つ者も存在すると考えられるため、「通常のつながり」と「強いつながり」の 2 種類のつながりを考慮することにする。ここでは、全てのつながりの中で強いつながりの割合を 0.2 と設定する。

エージェントがつながりからクチコミを得る条件

$$Rnd < link * l * WQ(k) \quad (14)$$

公開前のクチコミ

$$L(i, k) = L(i, k - 1) + \{(PB + adv) * m_L\} * E_4(i) \quad (15)$$

公開後のクチコミ

$$L(i, k) = L(i, k - 1) + (R * n) * E_4(i) \quad (16)$$

$$n = \begin{cases} n_a & \text{(未鑑賞)} \\ n_b & \text{(鑑賞済) または (未鑑賞、つながり強)} \\ n_c & \text{(鑑賞済、つながり強)} \end{cases} \quad (17)$$

ここでは、link=0.3 と設定する。m_Lは効果の大きさを表すパラメータである。また、通常をつながりか強いつながりか、つながっている相手が未鑑賞か鑑賞済かで情報量に差をつけるため、(17)式を設定した。ここでは、カリブレーションにより、通常をつながりの場合 m_L=0.3, 強いつながりの場合 m_L=0.5, n_a=0.5, n_b=1, n_c=3 とする。

4.3.5 効用値

消費者は、あらかじめ鑑賞すると決めている映画作品に関しては、情報量に関係なく鑑賞しに行くと考えられる。その要因を総情報量とは別の効用値として考慮する。効用値は、消費者のそれぞれのジャンルに対する選好度、製作費、宣伝の強さ、そして作品の外的影響要因に基づき決定されるとする。作品の外的影響要因とは、小説などの原作を持つ作品や、前回作を持つ続編作品が一定のファンをすでに獲得している状況を考慮した要因であり、ここでは定数項として設定する。図4の消費者のジャンルに対する選好度は上村(2006)を参考にした。

選好ジャンルに該当する条件

$$Rnd < Genre \quad (18)$$

効用値

$$U(i) = (PB * Range + adv + ex) * UQ(k) \quad (19)$$

Genreは図4に示すようにジャンル別選好割合であり、例えば作品のジャンルが Drama の場合、Genre=0.61 となる。製作費から受ける効用の大きさは消費者ごとに異なると考えられるため、ここではPBを20%の範囲で増減させることにする(Rangeはそのための変数であり、0.8-1.2の間をランダムに取るものとする)。exは外的影響要因であり、定数項とする。ここでは、カリブレーションにより、Toy Story 3は1.0, Alice in Wonderlandは0.6, Iron Man 2は1.5, Twilight Saga: Eclipseは7.2, InceptionとThe King's Speechでは0とした。Twilight Saga: Eclipseは、原作である小説「トワイライト」シリーズがアメリカで若者を中心に絶大な人気を誇っており、その影響を考慮して外的影響要因を高め設定した。UQ(k)は効用量を表す。効用量は、ある時期から徐々に減少していくと考えられるため、ここでは図5のように作品公開直後1週間(k ≤ 5)はピーク時としてUQ(k)=1、その後(6 ≤ k)はUQ(k)=0.85^{k-6}と徐々に減少していくように設定した。

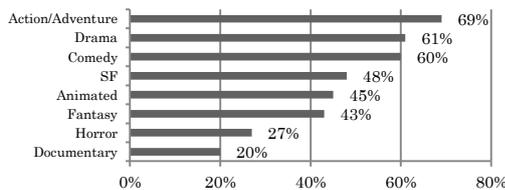


図4. 消費者のジャンル別選好割合。

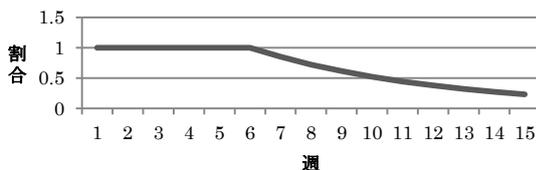


図5. 効用量の推移。

4.3.6 情報量閾値と効用閾値

作品を鑑賞するかどうかを決定するにあたり、総情報量、効用値をそれぞれ情報量閾値、効用閾値と比較する。

情報量閾値

$$B_t = Rnd * \alpha + \beta \quad (20)$$

効用閾値

$$B_u = Rnd * \gamma + \delta \quad (21)$$

$\alpha, \beta, \gamma, \delta$ は閾値を設定するためのパラメータである。ここでは、カリブレーションにより、表3のように各採用者カテゴリによってそれぞれ設定した。

表3 情報量閾値と効用閾値の設定

消費者エージェント	α	β	γ	δ
前期少数採用者	120	130	8	9
前期多数採用者	150	400	8	10
後期多数採用者	150	600	8	11
採用延滞者	200	800	9	15

5. シミュレーション

構築したモデルのシミュレーションを行う。シミュレーション期間は映画作品のおおむねの公開期間である20週とし、1週間を1stepとして20step実行する。個々の個性や作品の評価値はシミュレーション期間で変化しないものとする。1stepごとに各エージェントがそれぞれ宣伝や他人から受ける情報を蓄積し、また効用値を計算して、それぞれ閾値との比較により鑑賞するかどうかを決定する。1stepごとに鑑賞したエージェント数を動員数として記録する。以上を分析対象である6作品それぞれについて実行する。また、本モデルでは一様乱数を使用しているため、乱数の影響を取り除くためにシミュレーションをそれぞれの作品において20回実行し、平均を取った。

6. モデルの検証

シミュレーションで得られた結果を実際のデータと比較し、モデルの妥当性を検証する。検証方法として、各作品のk週までの累積動員数比を実測値とシミュレーション値で比較する。ここでは、対象作品の中で興行収入が最も高かったToy Story 3の最終的な興行収入を基準とすることにし、実測値とシミュレーション値の累積動員数比を以下の式で算出する。

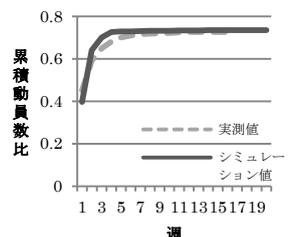
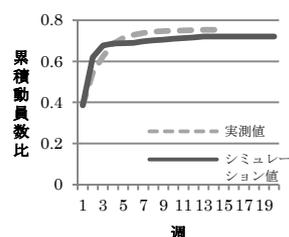
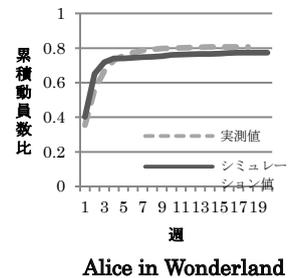
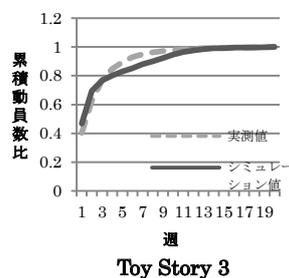
実測値

$$\text{累積動員数比} = \frac{\text{各作品のk週までの累積興行収入}}{\text{Toy Story 3の最終的な興行収入}} \quad (22)$$

シミュレーション値

$$\text{累積動員数比} = \frac{\text{各作品のk週までの累積鑑賞エージェント数}}{\text{Toy Story 3の最終的な鑑賞エージェント数}} \quad (23)$$

図6は各作品の実測値とシミュレーション値である。また、表4に各作品の実測値とシミュレーション値の誤差率を示す。これらより、最初の4作品は高精度で近似することができた一方で、InceptionとThe King's Speechに関しては実測値とシミュレーション値で差異が生じたことがわかる。これは、Inceptionにおいては、出演俳優の知名度の影響を製作費では反映しきれなかったことが可能性として考えられる。また、The King's Speechは、表1で示した公開日より約1カ月前から限定公開が行われており、その影響により差異が生じたものと考えられる。最後の2作品に関しては前述のような差異が見られたが、全体としては実際の累積動員数比をある程度再現することができたため、本モデルの妥当性は検証されたと考えられる。



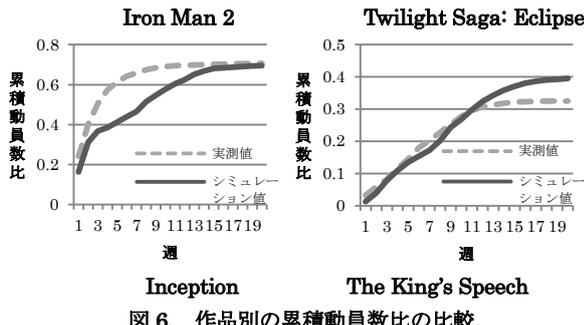


図 6. 作品別の累積動員数比の比較.

表 4 実測値とシミュレーション値の誤差率

作品名	Toy Story 3	Alice in Wonderland	Iron Man 2	Twilight Saga: Eclipse	Inception	The King's Speech
平均誤差率	3.70	5.73	5.09	3.52	15.89	15.20
最大誤差率	15.81	16.65	14.21	12.21	33.01	63.13
最小誤差率	0.00	1.64	0.10	1.14	1.67	0.88

数値は(%)

7. シミュレーション条件の変更

ここでは、本モデルのシミュレーション条件を変更して、消費者間のつながりの変化が動員数にどのような影響をもたらすかについて考察する。今後、Twitter や SNS、またはその他サービスのさらなる浸透によって、消費者間のつながりは普及プロセスを考える上でより一層大きな要因になっていくと考えられる。そこで、シミュレーション条件の変更として、つながりからクチコミを得る確率を高め (link=0.3 から link=0.8)、製作費、評価値との関連を調べる。

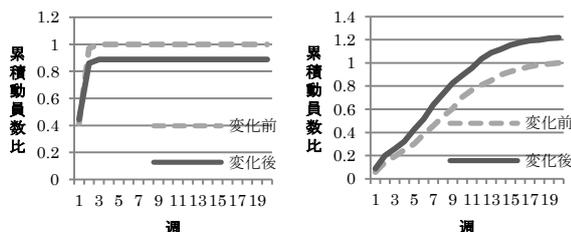
条件の変更は表 5 に示す 4 通りを考える。

表 5 シミュレーション条件の変更

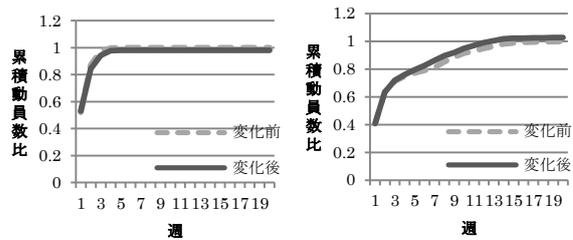
		PB	評価値	link
I	変化前	3.5	4.8	0.3
	変化後			
II	変化前	3.5	8.5	0.3
	変化後			
III	変化前	9.0	4.8	0.3
	変化後			
IV	変化前	9.0	8.5	0.3
	変化後			

結果を図 7 に示す。図 7 より、つながりから得るクチコミの割合が増えたことにより、評価値が高い作品 (II, IV) は正のクチコミをさらに獲得するため動員数を伸ばし、反対に評価値が低い作品 (I, III) は負のクチコミがより一層多く流れるため動員数が減少したことがわかる。さらに、評価値による動員数の増減が、製作費が低い作品 (I, II) では顕著に現れ、製作費が高い作品 (III, IV) ではあまり大きな変化がなかったということも見て取れる。

今後つながりの重要性が高まっていくという前提のもとでは、いままで消費者間であまり認知されていなかった製作費が低い作品も消費者間で活発に情報伝達され、認知されていく。その際、作品が高評価であるか低評価であるかで流れるクチコミに大きな差が生じ、その結果、動員数に大きな差を生むことになる。従って、今後は、製作費の規模よりも作品の質の重要性が今まで以上に高まっていくと考えられ、それに応じた戦略が必要とされる。



I 製作費低・評価値低 II 製作費低・評価値高



III 製作費高・評価値低 IV 製作費高・評価値高

図 7. シミュレーション条件の変更結果.

8. 結論と今後の課題

本研究では、Twitter や SNS の登場に代表される近年の情報化の進展によって消費者間のつながりが大きく変化してきていることに着目し、それが製品やサービスの普及プロセスに与える影響の可能性に焦点を当てて研究を試みた。分析対象として全米映画作品を取り上げ、さまざまな情報流通の要因を考慮して普及モデルを構築し、その妥当性を検証した。さらに、構築したモデルを使用し、今後のつながりの更なる重要化が普及プロセスに与える影響を考察し、製品やサービスの普及戦略における重要性が確認された。

本研究で構築したモデルでは、原作や前回作などによる外的な影響を定数項として設定したが、今後は原作や前回作の興行収入や評価値などの関数とすることが課題として挙げられる。また、今回は分析対象として映画作品を選定したが、今後は他の製品やサービスへの適用が望まれる。

注

- 1) 本研究で述べる消費者間のつながりとは、Twitter や SNS のパースナル上での人と人のつながりを指す。
- 2) 大多数の人が限られた知人関係しか持たないのに対し、ごく少数の人が非常に多くの知人関係を持つような次数分布がべき乗に従う法則。スケールフリー性とも呼ばれる。
- 3) 飲食店・レストランには高級店も含まれるため、ここでは低価格でないとする。
- 4) 約 1 か月前から限定公開されているが、ここでは一般公開の公開日とする。
- 5) 宮田 (2008) によると、映画におけるコミュニケーション行為率では、消費者は 30.6% の確率でテレビなどのマスメディアから情報を集め、32.0% の確率で周りの人から情報をもらい、15.3% の確率でインターネットから情報を集める。本研究では、この数値を参考に P_A, P_N, P_I を設定した。
- 6) このサンプルは、<http://mas.kke.co.jp/index.php> より入手可能である。

謝辞

本研究は科研費 (若手研究 (B))、「製品・サービスの普及に対する最適投資戦略の研究」、課題番号「23730365」の助成を受けたものである。

本研究に際し、(株) 構造計画研究所よりマルチエージェント・シミュレータ *artisoac academic 2.6* を無償貸与いただいた。ここに記して感謝の意を表したい。

参考文献

- [1] Barabasi, A.L., 2002. *Linked: The New Science of Networks*. Cambridge, MA: Perseus.
- [2] Barabasi, A.L., Albert, R., 1999. Emergence of scaling in random networks. *Science*, 286, 509-512.
- [3] Bass, F.M., 1969. A new product growth model for consumer durables. *Management Science*, 15, 215-227.
- [4] Rogers, E.M., 1962. *Diffusion of Innovations*. New York: The Free Press.
- [5] The Numbers, <http://www.the-numbers.com/>
- [6] 上村亮介, 増田浩通, 新井健, 2006. 「消費者購買行動のマルチエージェントモデル 映画市場を事例として」『日本経営工学会論文誌』, 第 57 巻第 5 号, 450-469.
- [7] 北中英明, 2005. 『複雑系マーケティング入門』 共立出版.
- [8] 増田直紀, 今野紀雄, 2005. 『複雑ネットワークの科学』 産業図書.
- [9] 宮田加久子, 池田謙一, 2008. 『ネットが変える消費者行動: クチコミの影響の実証分析』 NTT 出版.