

# スノーボールサンプリングに基づくマーケットメイブンへの紹介 キャンペーン効果の分析

○吉田孝志 (筑波大学)

## Snowball Sampling Analysis of Viral Marketing Campaigns Targeting Market Mavens

\*T. Yoshida (University of Tsukuba)

**Abstract**— By analyzing consumers' word-of-mouth activities using the snowball sampling technique, market mavens were shown to be included more among influential consumers than average and acts as an information hub between communities. A research question to analyze the community structure inside social networks is also created. Based on these outcomes, we developed a multi-agent simulation framework. Simulation results endorsed our framework that consists of a network model reflected community structure and consumer type dispositions on the network. Moreover, we used the framework to analyze the method for improving the effects of introductory offers. By accumulating the information of introducers, and moreover by removing the information of introducers who does not introduce extra ones within particular period, suppliers can sieve influential consumers.

**Key Words:** snowball sampling, market maven, social network, community structure, multi-agent simulation, introductory offer

### 1 はじめに

クチコミを活用したマーケティング手法が「クチコミマーケティング」「バイラルマーケティング」「Word-of-Mouth (WoM) マーケティング」などと呼ばれ注目されている<sup>1)</sup>。しかし消費者間にクチコミ情報が広がってゆく経路は複雑であり、クチコミ効果の計測は難しい<sup>2)</sup>。東京大学社会心理学研究室と日本電気株式会社では、消費者行動分析に関する産学共同研究において、消費者のクチコミ行動に関するアンケート調査を実施している<sup>3)4)5)</sup>。本研究では発表済みの成果内容に対してさらにデータ分析を行い、マルチエージェントシミュレーションの枠組みを構築し、またこれを用いて、クチコミを活用したマーケティング手法である「紹介キャンペーン」の効果分析了。シミュレーションの枠組みは、スノーボールサンプリングと呼ばれる調査手法を用いた消費者のクチコミ行動分析と、複雑ネットワークの理論を応用した社会ネットワーク分析の2つの成果に基づくものである。

### 2 調査手法

アンケート調査では政治心理学の分野で用いられる調査手法であるスノーボールサンプリングを採用した<sup>6)7)</sup>。この手法では、主回答者に対して、知人や友人の間からさらに調査対象者を紹介してくれるよう依頼する。こうして抽出されたサンプルは雪球のように成長してゆく。抽出されたサンプルは商品に関するコミュニケーションにおいて影響力の強い消費者でもある。この手法に基づく調査は次の3ステップからなる。

第1のステップはスクリーニング調査である。広い範囲の調査対象者へ少数の設問を送付し、日ごろ商品に関して会話している人物を、新たな調査対象者(「スノー他者」)として紹介してもらえるかを依頼する。紹介に同意した回答者の中から、年齢・性別等による層化も考慮して「主回答者」を選択する。

第2のステップはスノーボール調査である。主回答者とスノー他者の双方に対し、調査対象となる商品に

Table 1: Factor-matrix loadings among research questions.

Question	Factor 1 Opinion leader	Factor 2 Market maven
Q1	0.721	
Q2	0.458	0.354
Q3	1.008	-0.108
Q4	0.709	0.213
Q5		0.791
Q6	0.352	0.406
Q7	-0.128	0.914
Variance	34.1%	25.8%

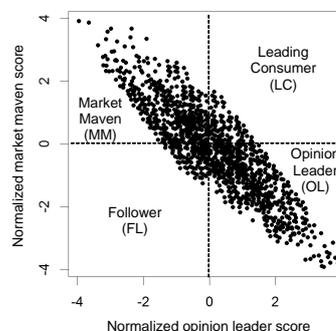


Fig. 1: Opinion leader and market maven scores and consumer types.

関してどのような内容のコミュニケーションを行ってきたかを聞く。

第3のステップは補助調査である。補助調査の回答者は、スクリーニング調査の回答者から層化も考慮してランダムに抽出する。補助調査はスノーボール調査のサンプルの偏りを修正する目的もある。

アンケート調査は *Edy* と *mixi* を題材として実施した。*Edy* (現・楽天 *Edy*) は2001年11月に実用サービスが開始された前払い形式の電子マネーであり、*mixi* は2004年3月3日に開始されたソーシャルネットワークサービスである。調査は2007年10月~12月に実施した。スクリーニング調査では調査会社のアフィリエイト会員のうち20歳から49歳の3万人の会員に

Table 2: Consumer types of research respondents.

(a) Consumer types of screening research respondents.

	LC	OL	MM	FL	$\chi^2(3)$	<i>p</i>
Screening Research Total	543 (9.1%)	2,020 (33.8%)	1,923 (32.2%)	1,492 (25.0%)		
Male 20-29	43 (13.2%)	145 (44.5%)	84 (25.8%)	54 (16.6%)	28.8	<0.001***
Male 30-39	136 (11.7%)	496 (42.6%)	283 (24.3%)	249 (21.4%)	53.0	<0.001***
Male 40-49	182 (11.5%)	562 (35.7%)	425 (27.0%)	407 (25.8%)	20.4	<0.001***
Female 20-29	29 (6.1%)	154 (32.3%)	187 (39.2%)	107 (22.4%)	12.6	0.006**
Female 30-39	96 (7.3%)	353 (26.9%)	515 (39.3%)	347 (26.5%)	36.6	<0.001***
Female 40-49	57 (5.1%)	310 (27.6%)	429 (38.2%)	328 (29.2%)	46.0	<0.001***

\*\*\*  $p < 0.001$ , \*\*  $p < 0.01$ , \*  $p < 0.05$ , Sum of each row equals 100%.

(b) Consumer types of complementary/main/snowball respondents.

	LC	OL	MM	FL	$\chi^2(3)$	<i>p</i>
<i>Edy</i> complementary	101 (11.2%)	289 (32.0%)	264 (29.3%)	248 (27.5%)		
<i>Edy</i> main	191 (20.0%)	286 (29.9%)	350 (26.6%)	129 (13.5%)	75.9	<0.001***
<i>Edy</i> snowball	114 (16.6%)	179 (26.0%)	266 (38.7%)	129 (18.8%)	30.1/12.1 †	<0.001***/0.007** †
<i>mixi</i> complementary	101 (11.3%)	306 (34.1%)	285 (31.8%)	205 (22.9%)		
<i>mixi</i> main	196 (19.5%)	306 (30.4%)	369 (36.6%)	136 (13.5%)	48.9	<0.001***
<i>mixi</i> snowball	104 (15.1%)	209 (30.3%)	259 (37.5%)	118 (17.1%)	16.3/8.1 †	<0.001***/0.044* †

\*\*\*  $p < 0.001$ , \*\*  $p < 0.01$ , \*  $p < 0.05$ , Sum of each row equals 100%, †The left side number is the chi-square value and the p-value between random and snowball respondents. The right side number is the chi-square value and the p-value between main and snowball respondents.

対して調査票を送付し、19,172人から回答を得た。回答内容と会員登録してあるプロフィールとが食い違うもの等は信頼性が低いとみて無効回答とした。そこから *Edy* と *mixi* に関してそれぞれ 985人と1,038人を主回答者として抽出し、調査票を送付し、956人および1,007人から有効回答を得た。スノーボール調査では、主回答者とスノー他者をセットとして688件および690件の回答が得られ、そこから主回答者とスノー他者の互いのプロフィールに食い違いがあるもの等を信頼性が低いとみて無効回答とし、577件および513件を有効回答とした。補助調査では、*Edy* と *mixi* に関して1,001人および1,000人から回答が得られ、902件および897件を有効回答とした。

### 3 消費者のクチコミ行動分析

#### 3.1 4種類の消費者タイプ分類

アンケート調査では、消費者のクチコミ行動のパターンを探るために下記の質問を「あてはまる/ややあてはまる/あまりあてはまらない/あてはまらない」の4点尺度で聞いた。

問1 以下の事柄について、あなたご自身にどの程度あてはまりますか。

1. 特定分野の商品について良く知っている
2. いろいろな商品について良く知っている
3. 特定分野の商品についてよく聞かれる
4. いろいろな商品についてよく聞かれる
5. 新製品や新店は人より早く使ってみる
6. 友人から何か相談されたり聞かれる
7. 周囲に新しい考え方や流行を持ち込む

回答に対して因子分析を行い、Table 1の通りオピニオンリーダー因子(OL因子)とマーケットメイブン因子(MM因子)の2因子を抽出した。OL因子は、消費者が自分の持っている商品に関する意見を他者へ伝えようとする意欲の強さを反映している。MM因子は、消費者がさまざまな種類の商品やサービスに関する情報を収集し広めようとする意欲の強さを反映している。Fig.1はこれらの因子得点を標準化してプロットした散

布図である。消費者は、2つのそれぞれの因子得点が平均以上か以下かで4タイプに分類される。

リーディングコンシューマー(LC): OL得点, MM得点ともに平均以上の消費者である。広く情報を収集し、広い範囲の知人へ伝える働きをする。

オピニオンリーダー(OL): OL得点が平均以上, MM得点が平均以下の消費者である。狭い分野の深い知識を、狭い範囲の知人へ伝える働きをする。

マーケットメイブン(MM): OL得点が平均以下, MM得点が平均以上の消費者である。深くはないが様々な分野にわたる意見を、広い範囲の知人へ伝える働きをする。MMは、インターネットの普及によって、意見をより広い範囲へ広めることが可能となっているため、重要性を増しつつある<sup>8)9)</sup>。

フォロワー(FL): OL得点, MM得点ともに平均以下の消費者である。

回答者の消費者タイプ分類はTable 2の通りであった。男女別・年代別では20代男性にOLが、20代女性にMMが多かった。またスノー他者にはMMが多く含まれていた。この結果は、消費者間のコミュニケーションにおいて影響力の強い消費者にMMがより多く含まれることを意味している。

#### 3.2 6段階の消費者フェーズ分類

それぞれの消費者は商品・サービスに関する知識の水準を持っている。本研究では消費者は「未認知」「認知」「関心」「所有」の4段階で遷移するものとした。消費者は、未認知段階では商品・サービスをまだ知らない。認知段階では商品・サービスに関する曖昧なイメージを持っている。関心段階では商品・サービスに関して買いたい、買いたくないという具体的な意見を持っている。所有段階では商品・サービスを所有している。また、関心段階と所有段階の消費者は商品・サービスに対して好意的な意見を持つ消費と否定的な意見を持つ消費者に細分する。以上より、消費者の取りうるフェーズは「未認知(N)」「認知(R)」「好意的関心(P+)」「否定的関心(P-)」「好意的所有(P+)」「否定的所有(P-)」の6種類となる。

消費者のフェーズ遷移は次の2つの場合に発生すると考える。第一は、消費者が社会ネットワークを介し

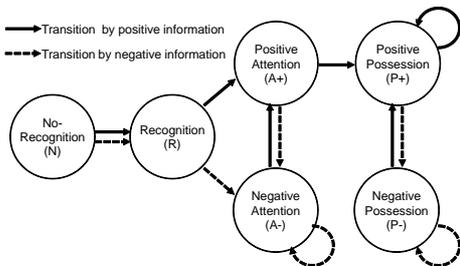


Fig. 2: Six consumer phases and eight phase transitions.

て他の消費者からクチコミ情報を受信したときである。クチコミ情報の発信は、発信者が関心段階か所有段階にあるときに発生する。情報の内容は肯定的情報と否定的情報とがある。また、情報発信頻度は消費者タイプにも依存する。情報発信頻度はアンケート調査から得る。情報を受信した消費者は、アンケート調査から得られた確率のもとでフェーズ遷移する。第二は、定率的に一定確率で発生するフェーズ遷移である。確率はアンケート調査をもとに定める。このフェーズ遷移は、消費者がマスメディアなどの外部の情報ソースから情報を得たことにより発生する。また、発生確率は消費者タイプによっても異なる。

発生しうるフェーズ遷移は、Nで好意的または否定的クチコミを聞いたとき  $N \rightarrow R$ , Rで好意的クチコミを聞いたとき  $R \rightarrow A+$ , Rで否定的クチコミを聞いたとき  $R \rightarrow A-$ , A+で好意的クチコミを聞いたとき  $A+ \rightarrow P+$ , A+で否定的クチコミを聞いたとき  $A+ \rightarrow A-$ , A-で好意的クチコミを聞いたとき  $A- \rightarrow A+$ , P+で否定的クチコミを聞いたとき  $P+ \rightarrow P-$ , P-で好意的クチコミを聞いたとき  $P- \rightarrow P+$ , の8種類である。6段階のフェーズと8種類のフェーズ遷移の全体を Fig.2 に示す。

### 3.3 フェーズ遷移の推定

それぞれの消費者のフェーズ分類を調査するための設問は次の通りである。

問2 あなたは商品についてどのくらいご存知ですか (1つだけ)

1. 名前程度は知っているが、詳しくは知らない
2. ある程度知っている。どちらかといえば使いたい
3. ある程度知っている。どちらかといえば使いたくない
4. 現在使っている。どちらかといえば満足
5. 現在使っている。どちらかといえば不満
6. 以前は使っていたが、現在は使っていない

それぞれの消費者のフェーズ変化の履歴を聞くための設問は次の通りである。

問3 商品を初めて知ったのはいつですか

問4 商品を使いたい、使いたくないとはっきり意識したのはいつですか

問5 商品を使いたい、使いたくないという考え方を変えたのはいつですか

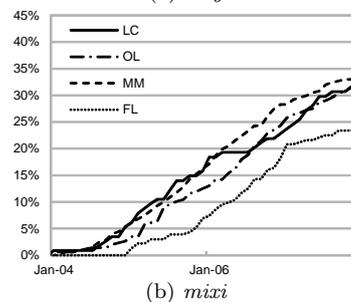
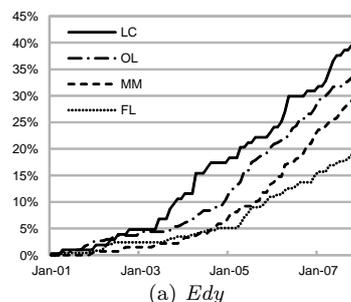


Fig. 3: Possession rate transition by consumer type.

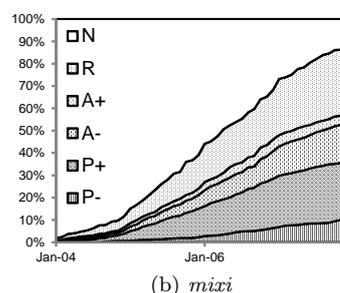
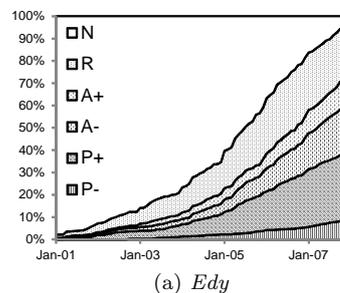


Fig. 4: Estimated phase history.

問6 商品を使い始めたのはいつですか

問7 商品に不満を感じたのはいつですか

問6への回答を消費者タイプ別に集計し、Fig.3に示した所有率の消費者タイプ別の推移を得た。また、問2への回答を現時点でのフェーズ、問3~問7への回答をそれぞれ  $N \rightarrow R$ ,  $R \rightarrow A+$ もしくは  $R \rightarrow A-$ ,  $A+ \rightarrow A-$ もしくは  $A- \rightarrow A+$ ,  $A+ \rightarrow P+$ ,  $P+ \rightarrow P-$ の発生時期と解釈すれば、回答内容から過去の各時点において調査対象者がどのフェーズにあったか、またフェーズ遷移がいつ発生したかを推定することができる。Fig.4はその推定結果である。

### 3.4 クチコミ確率とフェーズ遷移確率の推定

アンケートでは下記の設問により過去1か月間の消費者間のクチコミの発生状況聞いた。

問8 あなたは1か月前から現在までに何人に対して、商品の肯定的・否定的な評価を話しましたか

Table 3: Estimated communication rates and phase transition rates of the case of *Edy*.

(a) Number of someone to recommend per month.

Phase	Content	LC	OL	MM	FL
N	Positive	0	0	0	0
N	Negative	0	0	0	0
R	Positive	1.294	0.582	0.474	0.062
R	Negative	1.039	0.046	0.160	0.055
A+	Positive	1.810	0.302	0.771	0.138
A+	Negative	1.557	0.214	0.098	0.059
A-	Positive	0.248	0.287	0.190	0.155
A-	Negative	0.157	0.422	0.549	0.039
P+	Positive	3.258	1.651	1.555	0.810
P+	Negative	1.611	0.161	0.259	0.126
P-	Positive	1.857	0.218	1.246	0.238
P-	Negative	6.182	0.097	0.822	0.084

(b) Phase transition per hearing a recommendation.

Phase	Content	Transition	Probability
N	Positive	N to R	0.040
N	Negative	N to R	0.040
R	Positive	R to A+	0.033
R	Negative	R to A-	0.032
A+	Positive	A+ to P+	0.027
A+	Negative	A+ to A-	0.017
A-	Positive	A- to A+	0.009
P+	Negative	P+ to P-	0.001
P-	Positive	P- to P+	0.012

(c) Phase transition by other reasons except recommendations per month.

Transition	LC	OL	MM	FL
N to R	0.022	0.020	0.016	0.016
R to A+	0.060	0.045	0.043	0.023
R to A-	0.024	0.016	0.017	0.014
A+ to P+	0.079	0.105	0.088	0.128
A+ to A-	0.006	0.006	0.008	0.020
A- to A+	0.006	0.006	0.011	0.003
P+ to P-	0.006	0.009	0.015	0.011
P- to P+	0.006	0.007	0.023	0.003

問 9 同期間に何人から肯定的・否定的な評価を聞きましたか

また、問 3～問 7 で質問したフェーズ遷移が発生した際に、最も重要だった情報がクチコミ情報であったか、広告等のそれ以外の情報であったかを聞いた。これらの情報と、Fig.4 に示した過去のフェーズの推定結果から、1 か月あたりのクチコミ発信先人数、クチコミを 1 回聞いたときのフェーズ遷移発生確率、クチコミ以外の理由による 1 か月あたりのフェーズ遷移発生確率を推定した。会話確率・フェーズ遷移確率の *Edy* に関する推定値を Table 3 に、*mixi* に関する推定値を Table 4 に示す。推定にあたっては、クチコミ情報の発信者と受信者の間で 1 か月間に実際の会話は何回発生していてもクチコミの回数は 1 か月あたり 1 回と数えている。またアンケートでは過去 1 か月間のクチコミの回数を聞いているが、推定にあたっては過去 12 か月間にわたって同数のクチコミが発生していたと仮定している。推定結果から、消費者タイプおよびフェーズによってそれぞれの推定値に差があることを確認した。

また、通常クチコミはすべての知人に対して同じ頻度で発生しているわけではなく、普段からよく話をする特定の相手がある。アンケートではクチコミが特定の相手にどの程度集中しているかを聞いた。

問 10 あなたが普段、商品ついて話をしている方を、回数の多い順から 4 人、思い浮かべてください。あなたはそれぞれの方に対して、次の期間に何回、商品ついて話をしましたか。

Table 4: Estimated communication rates and phase transition rates of the case of *mixi*.

(a) Number of someone to recommend per month.

Phase	Content	LC	OL	MM	FL
N	Positive	0	0	0	0
N	Negative	0	0	0	0
R	Positive	0.524	0.639	0.361	0.170
R	Negative	0.432	0.308	0.338	0.143
A+	Positive	0.885	1.038	1.092	0.763
A+	Negative	0.805	1.030	0.528	0.313
A-	Positive	1.140	0.464	0.322	0.135
A-	Negative	2.172	0.887	0.827	0.314
P+	Positive	5.320	1.782	2.709	1.102
P+	Negative	1.852	0.501	1.052	0.265
P-	Positive	2.315	1.460	1.923	0.371
P-	Negative	4.269	2.093	1.642	0.429

(b) Phase transition per hearing a recommendation.

Phase	Content	Transition	Probability
N	Positive	N to R	0.077
N	Negative	N to R	0.077
R	Positive	R to A+	0.035
R	Negative	R to A-	0.012
A+	Positive	A+ to P+	0.123
A+	Negative	A+ to A-	0.019
A-	Positive	A- to A+	0.003
P+	Negative	P+ to P-	0.004
P-	Positive	P- to P+	0.004

(c) Phase transition by other reasons except recommendations per month.

Transition	LC	OL	MM	FL
N to R	0.019	0.019	0.014	0.017
R to A+	0.025	0.024	0.025	0.014
R to A-	0.010	0.022	0.011	0.010
A+ to P+	0.026	0.039	0.067	0.053
A+ to A-	0.017	0.017	0.015	0.035
A- to A+	0.009	0.001	0.003	0.001
P+ to P-	0.012	0.015	0.015	0.020
P- to P+	0.010	0.019	0.011	0.010

Table 5: Frequency of recommendations to frequent counterparts.

	To 1st person	To 2nd person	To 3rd person	To 4th person
In the recent 1 mth	0.222	0.143	0.099	0.098
Mean of 6 mths	0.470	0.277	0.151	0.145

Table 5 はこの集計結果である。この結果から、相手別のクチコミ回数分布としてべき分布を仮定すると、べき指数として 1 か月間のクチコミ回数平均値から -0.12、6 か月間のクチコミ回数平均値から -0.18 という推定値が得られる。会話回数の多い相手への集中度も考慮して、本研究では相手別のクチコミ回数分布を  $p_n = a(n + 5.0)^{-1.5}$  と仮定した。 $p_n$  は知人をクチコミ回数順に並べたときの  $n$  人目に対するクチコミ回数、 $a$  は各消費者に対して定まる係数である。

## 4 社会ネットワーク分析

### 4.1 コミュニティ構造を考慮した社会ネットワークモデル

消費者間の人間関係は、個々の消費者を頂点、人間関係を辺とみなすことで、複雑ネットワークの理論上のネットワークモデルとして表すことができる。従来研究によれば、社会ネットワークは、次数分布のべき則、小さな平均頂点間距離、大きなクラスター係数といった特徴を持つとされる<sup>10)</sup>。

本研究ではこれらに加えて「コミュニティ構造」に着目した。社会ネットワークにおいて個々の消費者は何人かでまとまってグループを構成している。コミュニティ構造に関する考え方については、ネットワーク

全体は地図の地域区分のように個々のコミュニティに分離することができ、それぞれの頂点は1個のコミュニティに属すると見る見方と、コミュニティは重なり合い、それぞれの頂点は複数のコミュニティに属すると見る見方とがある<sup>11)12)</sup>。本研究では後者の考え方を取っている。これは、個々の消費者は家族、友人、学校、勤務先、社会活動などでそれぞれ形成される複数のコミュニティに同時に参加していると考えるのが自然であるためである。

#### 4.2 調査手法

社会ネットワークモデルにおける度数分布は消費者の知人の数の分布に等しい、消費者の知人数の指標として、本研究では携帯電話に登録されている電話番号または電子メールアドレスの数<sup>13)</sup>を採用した。度数分布を得るための設問は次のようなものである。

問 11 あなたの携帯電話に登録されている電話番号あるいは電子メールアドレスの件数は何件ですか。

コミュニティの大きさの分布を得るための設問として、本研究では次のような設問を考案した。

問 12 あなたの携帯電話に登録されている人の中から典型的な人を選んでください。あなたの携帯電話に電話番号あるいは電子メールアドレスが登録されている人の中に、その人との共通の知人は何人いますか。あなた自身とその人との除いた数をお答えください。

この設問への回答の分布はそのままではコミュニティの大きさの分布とみることはできない。たとえば、社会に大きさ3のコミュニティが1個、大きさ6のコミュニティが1個あったとすれば、設問に対して3人が「1人」と答え、6人が「4人」と答えるはずである。従って、まず回答として得られた数に2を足し、次に回答数をコミュニティの大きさの数値自身で割る。こうすることで、大きさ3のコミュニティが1個、大きさ6のコミュニティが1個という調査結果が得られる。

#### 4.3 調査結果

社会ネットワークに関する調査は消費者のクチコミ行動に関する調査と併せて実施した。19,172件の回答のうち、問13と問14に「10」「20」「30」などの10の倍数を回答したものは、きちんと調べられていないとみなして無効回答とした。有効回答数は5,978件だった。有効回答者の知人数の平均値は92.5人、共通知人数の平均値は9.59人だった。知人数を共通知人数で割ることで、回答者が参加しているコミュニティの平均的な大きさが得られる。この平均値は7.6人だった。コミュニティの大きさの平均値は6.5となった。

消費者タイプ別の集計結果およびSteel-Dwass法による多重比較検定の結果をTable 6に示す。次数はLC, OL, MMがFLに対して有意に大きく、LC, MMはOLに対して有意に大きかった。コミュニティの大きさはLC, OL, MMがFLに対して有意に大きかった。参加コミュニティ数はLC, OL, MMがFLに対して有意に大きく、加えてMMがOLに対して有意に大きかった。以上の結果は、OLやFLと比較したとき、

Table 6: Multiple comparison tests of network attributions between all pairs of consumer types.

	LC	OL	MM	FL	<i>t</i>	<i>p</i>
<i>N</i>	530	1,941	1,846	1,370		
<i>Degree</i>						
1st Q.	38.3	33	36	23		
Median	76	62	69	51		
Mean	116.0	98.3	105.3	71.9		
3rd Q.	151.8	119	131	91		
LC-OL	***	-			3.92	<0.001
LC-MM	n.s.		n.s.		1.91	0.268
LC-FL	***			-	8.55	<0.001
OL-MM		-	**		3.26	0.006
OL-FL		***		-	7.44	<0.001
MM-FL			***	-	10.14	<0.001
<i>Community size</i>						
1st Q.	4	4	3	3		
Median	6	6	6	5		
Mean	13.92	10.23	10.19	8.25		
3rd Q.	12	12	11	10		
LC-OL	n.s.	n.s.			1.04	0.729
LC-MM	n.s.		n.s.		2.28	0.103
LC-FL	***			-	6.36	<0.001
OL-MM		n.s.	n.s.		1.97	0.199
OL-FL		***		-	8.05	<0.001
MM-FL			***	-	6.14	<0.001
<i>Number of joining communities</i>						
1st Q.	3.85	3.92	4.33	3.20		
Median	8.20	7.17	8.57	6.91		
Mean	13.76	11.86	13.81	10.58		
3rd Q.	15.24	12.95	15.49	12.66		
LC-OL	n.s.	n.s.			1.94	0.21
LC-MM	n.s.		n.s.		0.86	0.824
LC-FL	***			-	3.77	<0.001
OL-MM		-	***		4.52	<0.001
OL-FL		*		-	2.92	0.018
MM-FL			***	-	6.78	<0.001

\*\*\*  $p < 0.001$ , \*\*  $p < 0.01$ , \*  $p < 0.05$ , -: the smaller side of a pair of significant population means, n.s.: not significant

MMが多くコミュニティに参加しており、コミュニティ間で情報を伝達するハブの役割を果たしていることを示している。

## 5 シミュレーションによるシナリオ分析

### 5.1 シミュレーションの目的

*Edy*と*mixi*の普及におけるクチコミ効果を分析するために、消費者のクチコミ行動分析と社会ネットワーク分析の2つの成果に基づくマルチエージェントシミュレーションを実施した。シミュレーションでは消費者をエージェントとし、本研究で作成したネットワークモデル上の頂点として配置した。エージェントは隣接する頂点に対して本研究で集計した確率でクチコミ情報を発信し、クチコミ情報を受信した場合は一定の確率でフェーズ遷移を起こすものとした。加えてフェーズ遷移は外生的に一定確率で発生するものとした。エージェントは4種類の消費者タイプのいずれかに該当し、消費者タイプによってパラメータが異なるものとした。1ステップの実時間は1か月間とし、普及開始を第0ステップとして*Edy*では第71ステップまで、*mixi*では第43ステップまで実施した。これは、2001年11月に実用サービスが開始された*Edy*では2001年11月から2007年10月まで、2004年3月にサービスが開始された*mixi*では2004年3月から2007年10月までの期間に相当する。エージェント数は10,000とした。計算は同一のシナリオについて100回実施し、シミュレーション結果はそれら100回の算術平均とした。

### 5.2 ネットワークモデルの作成

アンケート調査から得られた度数分布を反映できるネットワークモデルを作成する方法として、既存のもの

Table 7: Comparison of research results and network models.

		Research	A	B
Degree (All)	1st Quartile	28.0	37	37
	Median	58.0	73	73
	Mean	92.5	92.5	92.5
	3rd Quartile	117.0	131	131
Community size (All)	1st Quartile	3.0		4.0
	Median	5.0		6.0
	Mean	6.5		8.0
	3rd Quartile	7.0		10
Degree (LC)	1st Quartile	38.3	39	39
	Median	76.0	77	77
	Mean	116.0	98.0	98.0
	3rd Quartile	151.8	144	144
Degree (OL)	1st Quartile	33.0	38	38
	Median	62.0	74	74
	Mean	98.3	94.4	94.4
	3rd Quartile	119.0	131	131
Degree (MM)	1st Quartile	36.0	43	43
	Median	69.0	85	85
	Mean	105.3	101.4	101.4
	3rd Quartile	131.0	142.8	142.8
Degree (FL)	1st Quartile	23.0	28	28
	Median	51.0	57	57
	Mean	71.9	75.9	75.9
	3rd Quartile	91.0	105	105
Cluster coefficient			0.024	0.310

A: Configuration model, B: Our model.

のに「コンフィギュレーションモデル」がある<sup>14)</sup>。このモデルでは以下の手順でネットワークを作成する。

1. 任意の  $N$  個の頂点に対して任意の次数分布を割り当てる
2. 次数の割り当て数に応じて 2 個の頂点を確率的に選んで辺を張る
3. 選ばれた頂点の割り当て数を 1 ずつ減らし、2 を繰り返す

この手順で得られるネットワークモデルは任意の次数分布を再現することができるが、コミュニティ構造は有していないのでこの点では調査結果を反映することはできない。また、一般に社会ネットワークのクラスター係数は高いとされるが、上記の手順で得られるネットワークモデルはランダムグラフと似た構造であるためクラスター係数は 0 に近くなる。

本研究では以下の手順でネットワークを作成した。

1.  $N$  個の頂点に対してアンケート結果から得られた次数分布を割り当てる
2. アンケート結果から得られたコミュニティの大きさの分布に応じて、コミュニティの大きさの確率分布関数  $p(m)$  を決める
3.  $p(m)$  に応じてコミュニティの大きさ  $m$  を確率的に決める
4.  $m$  個の頂点を全体の  $N$  個の頂点の中から次数の割り当て数に応じて確率的に選ぶ
5. 選んだ頂点を要素とする完全グラフを張る。この完全グラフをコミュニティとみなす
6. 選ばれた頂点の割り当て数を  $m-1$  ずつ減らし、3 以降を繰り返す

頂点数  $N$  を十分大きくすると、アンケート結果にほぼ等しい次数分布とコミュニティの大きさの分布をもつネットワークモデルを得ることができる。またクラ

スター係数も高くなる。ただしこの手順ではコミュニティを完全グラフと仮定しており、コミュニティの内部構造については考慮していない。

Table 7 は、アンケート調査の結果と、頂点数を 10,000 個として作成したコンフィギュレーションモデル (A) および本研究の手順で作成したネットワークモデル (B) との比較である。コンフィギュレーションモデルは調査結果から得られた次数分布、消費者タイプ別の次数分布などを反映できているが、コミュニティ構造や大きなクラスター係数は実現できていない。一方、本研究のモデルは次数分布に加えてコミュニティ構造や大きなクラスター係数を反映できている。

### 5.3 シミュレーションのシナリオ

シミュレーションにおいて考慮したシナリオは以下の通りである。

#### (1) ネットワークモデル

ネットワークモデルとして、本研究で作成したコミュニティ構造を持つモデルを用いる場合をベースケースとし、コンフィギュレーションモデルを用いる場合 (ケース 1) と比較した。

#### (2) ネットワーク上の消費者タイプ配置

アンケート結果によれば消費者タイプによって知人数と参加コミュニティ数には差があった。この点を考慮して、次数分布とコミュニティ参加数がアンケート結果に近くなるようにネットワークモデル上の頂点に特定の消費者タイプのエージェントを配置する場合をベースケースとし、頂点への配置にあたって次数・参加コミュニティ数を考慮しない場合 (ケース 2) と比較した。

#### (3) 紹介キャンペーンの実施

シナリオとして「紹介キャンペーン」を実施できるものとした。紹介キャンペーンとは、クチコミマーケティングの分野で採用されている方法であり、消費者に対して他の消費者を紹介するよう依頼し、紹介によって被紹介者が商品やサービスを新たに購入すれば、紹介者もしくは紹介者と被紹介者の双方に対して謝礼するという方法である。シミュレーションにおいては、紹介キャンペーンに参加しているエージェントは、発信先のエージェントが既に商品を採用している場合、その相手に対して好意的情報の情報発信は行わず、ネットワーク上で隣接している他のエージェントを探して情報を発信するものとした。他の条件は変更しない。ベースケースでは紹介キャンペーンは実施しないものとし、紹介キャンペーンを実施する場合と比較した。

### 5.4 シミュレーション結果

Fig.5 に *Edy* と *mixi* のベースケースにおける全体の普及率のシミュレーション結果と、アンケート調査で得られたデータを示す。*Edy* のベースケースでは最終ステップである 2007 年 10 月時点での普及率は 72% となり過大な値となった。Fig.4 に示した過去のフェーズの推定結果を見ると、*Edy* では *mixi* に比べて最近の期間での普及速度が速くなっている。したがって、*Edy* では期間の途中から広告の増加やメディアでの露出が増えている等の理由によりフェーズ遷移確率が増加していると考えられる。そこで、クチコミを 1 回聞いたときのフェーズ遷移発生確率およびクチコミ以外の理由による 1 か月あたりのフェーズ遷移発生確率を Table 3

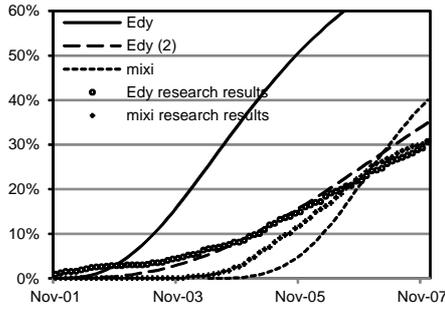


Fig. 5: Diffusion rate transitions of Edy and mixi under each scenario and research data.

の数値の0.5倍に削減したFig.5のEdy(2)では最終ステップでの普及率が35.0%となり、調査データとのあてはまりが改善した。また、mixiのベースケースでは最終ステップでの普及率は41.6%となった。

Table 8はmixiに関する主なシミュレーション結果である。mixiのベースケースとケース2を比較すると、最終ステップにおける全体の普及率には有意差はなかった。一方消費者タイプ別の状況には有意差がみられた。Table 8(a)の最終ステップにおける消費者タイプ別の普及率は、ベースケースおよびケース1に比べてケース2ではFLの普及率が過大になった。次数の大きい頂点に配置されたエージェントにはクチコミが集まりやすいためより早く普及が進む傾向がある。ケース2ではアンケートデータに比べてFLの次数が大きいことが、FLの普及率が過大になった主要因である。ベースケースとケース1を比較すると、最終ステップにおける全体の普及率はベースケースが有意に高くなり、消費者タイプ別の普及率にも有意差がみられた。有意差が生じた理由は、ベースケースではMMがコミュニティ間をつなぐハブの位置に配置されたためと考えられる。

Table 8(b)の使用開始にあたってクチコミ影響を与えた他者の消費者タイプ構成は、エージェントがクチコミ情報の受信を契機として商品の使用を開始したとき(A $\rightarrow$ P+のフェーズ遷移が発生したとき)に、情報を発信した相手の数を消費者タイプ別に集計したものである。影響を与えたエージェント数はベースケースが最多となった。これらの結果からみて、ケース2に比べてベースケースやケース1はより現実の社会ネットワークのネットワーク構造や消費者タイプ配置に近いと考えられる。また、ベースケースとケース1との比較では、ベースケースの方がよりクチコミが活性化されやすいネットワーク構造であるといえる。

Table 8(c)は、認知段階、関心段階、所有段階に至った理由がクチコミを受信したことによるものか、クチコミ以外の外生的な理由によるものかを集計したものである。ベースケースでは認知、関心、所有への遷移理由がクチコミだった比率は44.2%、41.3%、66.7%と、後になるほど比率が高くなった。この傾向は調査データとも一致する。

ベースケースで紹介キャンペーンを実施した場合の効果についても分析した。ここではP+フェーズにあるエージェントは自動的に紹介キャンペーンに参加するものとした。紹介キャンペーンを実施すると、Table 8(c)の所有段階への遷移理由は72.9%がクチコミになり、調査データとの整合性が向上した。また、Table 8

Table 8: Simulation results in the case of *mixi*.

(a) Diffusion rates at the last step.

	All	LC	OL	MM	FL
Base case	41.6%	46.5%	40.1%	48.0%	33.0%
Case 1	41.4% (5.10) ***	45.3% (5.71) ***	39.5% (4.78) ***	47.2% (6.41) ***	33.7% (-5.05) ***
Case 2	41.1% (1.54)	46.0% (2.32) *	39.1% (8.65) ***	46.2% (13.2) ***	36.5% (-24.5) ***
Research Results	30.5%	31.6%	32.2%	33.3%	23.8%

\*\*\*  $p < 0.001$ , \*\*  $p < 0.01$ , \*  $p < 0.05$ . Case 1: Configuration model. Case 2: Degrees and numbers of joining communities are not considered. Numbers in parentheses are t-values between base case and another case.

(b) Numbers of people who gave influence when started using.

	LC	OL	MM	FL
Base case	514 18.3%	981 33.4%	1002 36.1%	306 11.4%
Case 1	495 18.0%	962 35.7%	987 36.0%	310 10.7%
Case 2	505 18.2%	964 34.8%	978 36.3%	331 11.5%
Base case with campaign	702 19.5%	1150 32.0%	1332 37.0%	414 11.5%
mixi snowball respondents	15.1%	30.3%	37.5%	17.1%

(c) Rate of phase transitions that recommendations aroused.

	Recognition	Attention	Possession
Base case	44.2%	41.3%	66.7%
Base case with campaign	45.1%	45.8%	72.9%
Research results	44.8%	53.1%	82.2%

(b)の使用開始にあたってクチコミ影響を与えた他者の消費者タイプ構成は、MMの比率が増え、スノーボールサンプリングによって影響力の強い消費者として抽出されたスノー他者の構成比率により近くなった。当時のmixiでは招待制を取っていたが、招待という行為は本研究でいう紹介キャンペーンに類すると解釈できる。

## 5.5 紹介キャンペーンの効率向上

5.3節の試算では紹介キャンペーンへの参加率を一定条件(P+フェーズであること)が満たされれば100%としたが、現実にはキャンペーンの実施や周知にもコストを要するため、参加率100%とするのは楽観的過ぎる仮定である。一方でキャンペーンの実施コストを抑制したいというニーズもあると考えられる。そこで、本研究で作成したシミュレーションの枠組みの活用方法の1つとして、コストを抑制しつつ高い効果を得られる紹介キャンペーンの実施方法を検討する。

まずケース3として、商品の供給者は広告等の方法で消費者エージェントに対して紹介キャンペーンへの参加を呼び掛け、10%のエージェントが参加するものとする。参加しているエージェントは未採用の隣接エージェントを探して好意的情報を発信する。

次に、広告の効率を高める方法としてケース4を考える。紹介キャンペーンの被紹介者が商品を購入すれば、供給者は紹介成功者が影響力の強い消費者である可能性が高い(LCやMMである可能性が高い)と判断し、情報を「名簿」に蓄積して、次ステップ以降ではその紹介成功者に対してはダイレクトメール等で紹介キャンペーンへ引き続き参加するよう勧誘する。一方で広告等による呼びかけについては、広告費を節約して、次ステップ以降でも全体での紹介キャンペーンへ

Table 9: Effects of introductory offer strategies.

	Number of introduced customers	Number of "Registered" agents at the last step			
		LC	OL	MM	FL
Case 3	419				
Case 4	483	62.0 17.8%	122.4 35.1%	125.0 35.8%	39.4 11.3%
Case 5	476	45.3 20.4%	70.0 31.5%	82.2 37.0%	24.4 11.0%

の参加率が10%を超えないようにする。

さらにその応用としてケース5を考える。名簿に記載されている消費者には、たまたま紹介がうまくいっただけの影響力の少ない消費者も混じっているかもしれない。そこで、名簿に記載されている消費者には引き続き紹介キャンペーンへの参加を勧誘するが、次の紹介成功が12か月間なければ、その消費者は名簿から削除して、さらに影響力の強い消費者のみを選別する。

以上の3ケースを想定してシミュレーションを実施した。パラメータは *mixi* のものと同一とした。ステップ数も同じく43ステップ、エージェント数は10,000、計算回数は100回とした。紹介キャンペーンへの参加エージェント数は毎ステップ1,000で一定である。紹介キャンペーンの成果の比較をTable 9に示す。ケース3では紹介キャンペーンによって419.1エージェントの新規顧客獲得に成功した。ケース4では紹介に成功したエージェントを名簿に記載して引き続きキャンペーンに参加させることで全体での成功数を483.7に増やすことができた。ケース5ではその後12か月間成功の報告がないエージェントを名簿から削除してキャンペーン参加者の新陳代謝を図ることで、全体での成功数は475.9に減少したが、名簿への記載数は348.7から221.9に圧縮することができた。Table 9にはケース4とケース5において最終ステップに名簿に記載が残っていたエージェントの内訳を示した。LCとMMの比率は、全体平均(それぞれ9.1%, 32.2%)に対して、ケース4では17.8%と35.8%、ケース5では20.4%と37.0%となり、全体平均よりも高い比率となった。すなわち影響力の強い消費者を選別することができた。

## 6 結論

消費者のクチコミ行動に関するアンケート調査結果を活用してマルチエージェントシミュレーションを実施し、クチコミを活用したマーケティング手法である「紹介キャンペーン」の効果を分析した。シミュレーションの枠組みは消費者のクチコミ行動分析と社会ネットワーク分析の2つの成果に基づいて構築した。

アンケート調査は *Edy* と *mixi* を題材とし、スノーボールサンプリングと呼ばれる調査手法を採用した。アンケート結果を分析して、消費者間のコミュニケーションにおいて影響力の強い消費者にマーケットメイブと呼ばれるタイプの消費者が平均よりも多く含まれることを示した。また、シミュレーションにおいて必要となる、1か月あたりのクチコミ発信先人数、クチコミを1回聞いたときのフェーズ遷移発生確率、クチコミ以外の理由による1か月あたりのフェーズ遷移発生確率の3つのパラメータを推定した。

消費者間の社会ネットワークの構造についての分析では、「コミュニティ構造」と呼ばれる、消費者は何人かでまとまってグループを構成している構造に着目し、こうした構造を分析するためのアンケート設問を考案

した。これにより得られたアンケート結果を分析して、マーケットメイブがコミュニティ間で情報を伝達するハブの役割を果たしていることを示した。

消費者のクチコミ行動分析と社会ネットワーク分析の成果に基づき、コミュニティ構造を反映したネットワークモデルを作成し、マルチエージェントシミュレーションの枠組みを構築し、シミュレーションを実施した。シミュレーション結果とアンケート調査の結果を比較することで、ネットワークモデルとしてコミュニティ構造を持つモデルを用い、ネットワーク上の消費者タイプ配置として次数・参加コミュニティ数を考慮するという、本研究のモデルの妥当性を示した。

さらに、シミュレーションの枠組みの活用方法の1つとして、クチコミマーケティングの分野で採用されている「紹介キャンペーン」の効果を高める方法を分析した。商品の供給者は、紹介キャンペーンの成功者の情報を蓄積し、さらに次の紹介成功が一定期間なければその情報を削除することで、影響力の強い消費者を選別することができる。

## 参考文献

- 1) Van der Lans, R., Van Bruggen, G., Eliashberg, J. and Wierenga, B. "A viral branching model for predicting the spread of electronic word-of-mouth", *Marketing Science*, **29-2**, 348/365 (2010)
- 2) M. A. Janssen and W. Jager, "Simulating Market Dynamics: Interactions between Consumer Psychology and Social Networks", *Artificial Life*, **9-4**, 343/356 (2003)
- 3) Yoshida T., Tomizawa, N., Gotoh T., Iguchi H., Sugioka K. and Ikeda K. : "Consumer Phase Shift Simulation Based on Social Psychology and Complex Networks", *IEEE Congress on services*, 289/296 (2008)
- 4) 五藤, 井口, 池田: 「消費者行動をとらえる文理融合研究」, 電子情報通信学会誌, **92**, 700/705 (2009)
- 5) 池田(編著): 「クチコミとネットワークの社会心理—消費と普及のサービスイノベーション研究」, 東京大学出版会(2010)
- 6) K. Ikeda, and R. Huckfeldt, "Political communication and disagreement among citizens in Japan and the United States", *Political Behavior*, **23**, 23/51 (2001)
- 7) 池田, 小林, 繁樹: 「ネットワークを織りなす消費者『孤立した消費者像』を超えるインターネット活用調査とその理論」, マーケティングジャーナル, **91**, 18/30 (2004)
- 8) Feick L. F. and Price L. L.: "The market maven: A diffuser of marketplace", *Journal of Marketing*, **51**, 83/97 (1987)
- 9) 呉, 第7章「市場の達人」とインターネット「オピニオンリーダー」との比較, 池田(編著), インターネット・コミュニティと日常世界, 誠信書房(2005)
- 10) Newman, M.E.J. "The structure and function of complex networks", *SIAM Review*, **45**, 167/256 (2003)
- 11) M. E. J. Newman, and M. Girvan, "Finding and evaluating community structure in networks", *Physical Review E*, **69**, 026113 (2004)
- 12) G. Palla, I. Derenyi, I. Farkas, and T. Vicsek, "Uncovering the overlapping community structure of complex networks in nature and society", *Nature*, **435**, 814/818 (2005)
- 13) 石黒, 辻: 「アドレス帳の利用率と登録人数のネットワーク・サイズの指標としての妥当性」, 理論と方法, **21-2**, 295/312 (2006)
- 14) Newman, M.E.J, Strogatz, S.H., Watts, D.J., "Random graphs with arbitrary degree distributions and their applications", *Physical Review E*, **64**, 026118 (2001)