

クチコミレビューにおける売上予測モデル BA モデルを用いて

M2011MM022 兵藤育郎

指導教員：澤木勝茂

1 はじめに

1.1 研究背景

近年、インターネットの普及に伴い、ライフスタイルの変化が起きている [1]。情報収集では、インターネットの普及により流通する情報は拡大し、ウェブサイト等が情報源として利用されるようになった。自身のニーズに合った情報を能動的に収集しようとするときにインターネットが利用されており、インターネットが主要な情報源の1つになっている。コミュニケーションにおいては、従来のコミュニケーション行動は「対面で会う」、「通話をする」といった面識があるもの同士のみの、「1対1」や「1対多」のコミュニケーションであった。近年のインターネットの普及に伴い、「サイトを見る／サイトに書き込む（ブログ・SNS・ブログなど）」といったコミュニケーション手段が増えている。今まで関わったことのない人同士のコミュニケーションを取れるようになり、誰でも書き込み、誰でも見られる環境ができたことにより、コミュニケーションが「多対多」でできるようにもなった。購買行動に対しての変化は、インターネットの購買が増え購買行動・プロセスの変化が起きている。購入後には、クチコミの発信経験者は約半数に達し、そのクチコミを参考に購入を決定する消費者も増加している。クチコミの発信先としては、商品提供事業者（メーカ、小売等）サイトのレビュー、レビューサイトやクチコミサイトなどがあり、企業側は消費者間のコミュニケーションにより、消費者の効用などを入手しやすくなっている。また、インターネットの登場に伴う購買プロセスも変化もみられる。AISCEAS というインターネットの普及後の購買行動を表している、購買行動プロセスを説明するモデルがある。（AISCEAS：購買プロセスや購買心理を表す理論の一つとして、アンヴィコミュニケーションズが提唱したもの）AISCEAS では、購買行動プロセスとして、図1のように7つのプロセスがあるとしている。

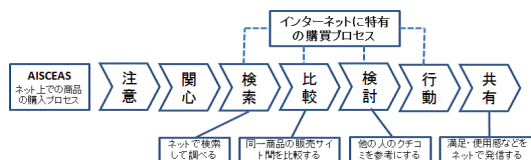


図1 インターネットショッピングにおける購買プロセス

1.2 研究の目的

本論文は、AISCEAS を用いて消費者の「関心」、「検討」、「行動」、「共有」と専売業者が売る非耐久商品の

動的価格モデル化をおこない、クチコミの量と利益の関係を分析する。専売業者が売る非耐久商品の動的価格モデル化は Campbell[2] が先行研究としておこなっている。Campbell[2] はクチコミにより商品を知る人の人数をランダム・グラフを用いて示し、「クチコミによって増加する消費者がもたらす将来価値」と「現在の時刻の価値」のトレードオフを提案している。また、Campbell[2] はクチコミをする消費者は、商品を購入した消費者のみとし、クチコミは商品を購入した次の期のみとしている。だが現在では、インターネットの普及によって消費者は自ら情報を得る人を選択できるようになった。本論文はインターネットによる販売を想定し、専売業者が売る非耐久商品の動的価格及び、クチコミをする確率を踏まえ利益最大化モデルを考える。本研究が Campbell[2] と異なる点は、消費者が自ら情報を取りにいき、商品を購入するか否かの意思決定を許容している点である。ただし、問題を簡単にするために以下の3点を仮定する。

1. 専売業者が売る非耐久商品、その販売元を企業のインターネット上のみである。
2. オピニオンリーダーは早期購入者である。
3. レビューの評価は評価額である。

2 モデル

専売業者が売る非耐久商品と販売元は企業のインターネットの販売のみを想定する。市場には、 N 人の潜在的消費者が存在し、各期間における消費者の到着人数は1人とし、期間のカウントを i で表す。到着した消費者 v_i はそれぞれの商品の評価額 θ_i を持ち、マス・メディアや人からのクチコミによって知った情報、個人の効用によってその商品を購入するか否かを決定する。各消費者の評価額は一樣なランダム変数で表し、 $\theta_i \sim U[0, 1]$ とする。

モデルの中心的な仮定は、各消費者は商品を購入するとき、企業の商品に対するレビューを参考にし、商品を購入するか否かを決定し、購入した消費者は λ の確率で自らの商品の評価額をレビューに書き込む。ただし、初期購入を見送ると、その消費者 v_i は商品を購入しないものとし、評価額が i 期での商品の価格 P_i より低い場合も購入を見送ることとする。消費者は全てのレビューを参考にせず、何人かのレビューを参考にするため、 m 人以下の書き込みレビューを参考にすると仮定し、各消費者はオピニオン・リーダーのレビューを選択する確率が高いため、レビューは優先的選択で決める。0期での既存のレビュー u_j の数は n_0 ($1 \leq j \leq n_0$) であり、各レビューはすでに商品を購入して、各レビューの評価額は θ_j とする。ただし、各レ

レビューの評価額と消費者が各レビューを選択する確率は独立である。購入した消費者 v_i の評価 (またはレビュー) は評価額 θ_i と商品を購入後の誤差項 ϵ_i を足し合わせた値の $\theta_i + \epsilon_i$ となる。レビューは購入の次の期に書かれるものとし、 $\hat{\theta}_{j+1} = \theta_i + \epsilon_i$ となり、レビューは時間の経過とともに成長性があるものである。

2.1 クチコミモデル

レビューを優先的選択、及び成長性の性質を持つネットワークと見ることができるため、レビューを BA モデル [3] を用いて示す。

2.1.1 BA モデル

BA モデルは、複雑ネットワークの 1 つの理論であり、複雑ネットワークとはインターネット、生態系の捕食-被食関係、友人関係などのネットワークを個々の関係性を用いてモデル化した分野の一つである。BA モデルの特質は、ネットワークは「成長」と「優先的選択」という 2 つの法則に支配されているというアルゴリズムに従っている。

- 成長性

与えられた期間ごとに新しい頂点を 1 つずつネットワークに付け加えてゆく。この手続きは、ネットワークは 1 度に 1 つだけ頂点を増やすという点を強調するものである。

- 優先的選択

新しい頂点は既存の頂点と枝で結ばれたものと仮定する。ある頂点を選択せれる確率は、その度数に比例する。ここで優先的とはひとたび度数が高くなった頂点ほど、新しい頂点を獲得しやすくなる。

具体的には、図 2 のようにグラフを作成していく。まず n_0 個の頂点から始め、 $t = 0$ のように完全グラフではなくてはならない。次に、頂点をひとつずつ追加していく。新しい頂点は $m (\leq n_0)$ 本の枝を持ち、新しい枝がどの枝と結びつくかは優先的選択で決める。例えば、今頂点がグラフ上に N 個あり、既存の頂点 $u_j (1 \leq j \leq N)$ が度数 k_j を持つとする。そのとき、新しい枝が u_j に結びつく確率を $\Pi(k_j) = \frac{k_j}{\sum_{l=1}^{n_i} k_l}$ 、 $(1 \leq j \leq N)$ とする。分母は正規化のための定数であるので、元からある頂点は度数に比例してターゲットとして選ばれやすくなる。

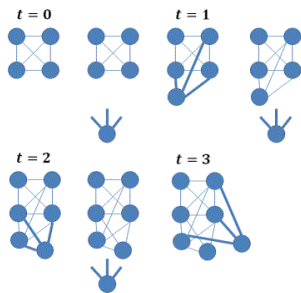


図 2 BA モデルの作り方。 $n_0 = 4, m = 3$ とし、新たな頂点が 3 つ加わるまで示している。太線は新しく加わる枝

2.1.2 レビューにおけるクチコミモデル

本論文では、レビューを書いた側 u_j とレビューを見る v_i 側を頂点とし、それぞれを繋ぐ枝と集合をネットワークとする。消費者 v_i は $m (\leq n_0)$ 本の枝を持ち、新しい枝がどの頂点と結びつくかは優先的選択で決められる。 i 期のとき、既存の頂点が n_i 個あり、既存の頂点 $u_j (1 \leq j \leq n_t)$ が度数 k_j をもつものとする。そのとき、ある新しい枝が u_j に結びつく確率を

$$\Pi(k_j) = \frac{k_j}{\sum_{l=1}^{n_i} k_l} \quad (1)$$

とする。分母は正規化のための定数であるので、元からある頂点は度数に比例してターゲットとして選ばれやすくなる。同じ頂点から枝が 2 本以上来る場合も想定する。よって、レビューの頂点の評価額を $\hat{\theta}_j (1 \leq j \leq n_i)$ とすると、レビューの頂点の i 期の期待評価額は

$$\sum_{j=1}^{n_i} \Pi(k_j) \hat{\theta}_j \quad (2)$$

と表す。ただし、 u_j の頂点の度数 k_j の増え方は、 u_j は頂点がグラフに入ってきた毎に枝を受け取るため、グラフに入ったときによって異なるため、 i 期での u_j の頂点の度数 k_j を $k_j(i)$ とする。BA モデルの性質はネットワークにひとつずつ頂点を追加していくので、入ってくる頂点 v_i の評価額 θ_i が既存の頂点の期待評価額より高ければ単位時間に 1 個のスピードで頂点を入れていくと考える。問題を簡単にするため、 $m = n_0$ とおく。最初の 0 期では n_0 個頂点があり、これらの頂点は完全グラフであるので、枝は全部で $\frac{m(m-1)}{2}$ 本である。1 期以降にグラフに入った頂点の数を t とする。ただし、購入者が確率 λ によってレビューに書くか書かないかランダムに決まるため λt とし、 $\lambda t = n_i - n_0$ となる。1 個の頂点を加えるごとに枝は λm 本増えるので、 λm を新たに増える枝の期待本数と考える。 i 期では $\frac{m(m-1)}{2} + m\lambda t$ の枝があるので、 i 期での総度数の和は、 $2 \times$ (時刻 t での枝の総本数) となり、枝の総本数は

$$\sum_{l=1}^{n_i} k_l = 2 \left\{ \frac{m(m-1)}{2} + m\lambda t \right\} \quad (3)$$

となり、 t が大きければ、

$$\sum_{l=1}^{n_i} k_l \cong 2m\lambda t \quad (4)$$

が得られる。従って、式 (1) と (4) を使って t と k_j を連続変数と偏微分すると

$$\frac{\partial k_j}{\partial t} = \lambda m \Pi(k_j) = \frac{k_j}{2t} \quad (5)$$

と近似できる. ここで, 式 (5) を解くと

$$k_j(i) = \lambda m \left(\frac{t}{t_j} \right)^{\frac{1}{2}} \quad (6)$$

が導かれる. ただし, 式 (6) を導くために初期条件

$$k_j(i_j) = \lambda m \quad (7)$$

を用いた. 式 (3) は, i 期で m 本の枝を持った新しい頂点 v_i がネットワークに j 番目に入ったと解釈する.

以上より, i 期にレビューに入ってくる頂点 v_i が購入するか否かは評価額 θ_i がレビューの頂点の期待評価額と商品価格により決定するため,

$$\begin{cases} n_{i+1} = n_i + 1, u_{n_{i+1}} = v_i, \theta_{n_{i+1}} = \theta_i + \epsilon_i \\ \quad \text{if } P_i \leq \theta_i \leq \sum_{j=1}^{n_i} \Pi(k_j(i)) \theta_j \\ n_{i+1} = n_i \quad \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

となる. 企業はレビューに書き込んだ消費者の期待評価額のみ知ることができるため, レビューに書き込んだ消費者の利益最大化を計る. 各期でレビューに書き込んだ消費者が商品を買うか否かは, $\theta_j \geq P_i$ で決まる.

$$r_j(i) = \begin{cases} 1 & \theta_j \geq P_i \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

i 期でのレビューに書き込んだ購入者数は, $\sum_{j=1}^{n_i} r_j(i)$ となる. よって, 商品 1 つあたりの利得は $(P_i - K)$ で表せるので, i 期のレビューに書き込んだ消費者の総利得は

$$(P_i - K) \sum_{j=1}^{n_i} r_j(i) \quad (10)$$

である. i 期にレビューに入ってくる頂点 v_i が購入するか否かのみ注目すると,

$$z_i = \begin{cases} 1 & \text{if } P_i \leq \theta_i \leq \sum_{j=1}^{n_i} \Pi(k_j(i)) \theta_j \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (11)$$

である. 式 (10) と式 (11) を用い, 総収益をを最大にする関数 V は,

$$V = \max_{P_i \geq K} E \left[\sum_{i=0}^{N-n_0} \alpha^i P_i \left[z_i + \sum_{j=1}^{n_i} r_j(i) \right] \right] \quad (12)$$

$$= \max_{P_i \geq K} \sum_{t=0}^{N-n_0} \alpha^t P_t \quad (13)$$

$$\left[p \left(P_i \leq \theta_i \leq \sum_{j=1}^{n_i} \Pi(k_j(i)) \theta_j \right) + \sum_{j=1}^{n_i} p(\theta_j \geq P_i) \right]$$

となる.

3 定式化

目的関数

$$V = \max_{P_i \geq K} \sum_{i=0}^{N-n_0} \alpha^i P_i$$

$$\left[p \left(P_i \leq \theta_i \leq \sum_{j=1}^{n_i} \Pi(k_j(i)) \theta_j \right) + \sum_{j=1}^{n_i} p(\theta_j \geq P_i) \right]$$

制約条件

$$\begin{cases} n_{i+1} = n_i + 1, u_{n_{i+1}} = v_i, \theta_{n_{i+1}} = \theta_i + \epsilon_i \\ \quad \text{if } P_i \leq \theta_i \leq \sum_{j=1}^{n_i} \Pi(k_j(i)) \theta_j \\ n_{i+1} = n_i \quad \text{otherwise} \end{cases}$$

$$\Pi(k_j(i)) = \frac{k_j(i)}{\sum_{l=1}^{n_i} k_l(i)}$$

$$k_j(i) = \lambda m \left(\frac{t}{t_j} \right)^{\frac{1}{2}}$$

$$k_j(i_j) = \lambda m$$

4 シミュレーション

計算ソフトの R を用いて, θ_i と θ_j を一様乱数の値を与え, モンテカルロ・シミュレーションをおこない近似解を求める. 図 3 のように消費者 v_i は商品を購入する否かのどちらかの行動をとり, 初期購入を見送る場合は行動を止める. 購入した人は, レビューに書き込むか否かは確率 λ であり, その後も購入するか否かを決定する. $N - n_0$ 人の評価額から各期の最大利益になるような価格を決定するシミュレーションをおこない, n_0 の評価額の範囲を変えた場合とレビューに書き込む確率 λ を変えた場合の考察をする. ただし, 割引率: $\alpha = 0.95$, 原価: $K = 0.3$, 潜在消費者数: $N = 204$, $i = 0$ 期のレビュー数 $n_0 = 4$, 各消費者がレビューを参考にする数 (グラフにおける枝の数): $m = 3$, レビューを訪れる消費者の評価額: $\theta_i \sim U[0, 1]$, 商品購入後の誤差: $\epsilon_i \sim U[-0.3, 0.3]$ とする.

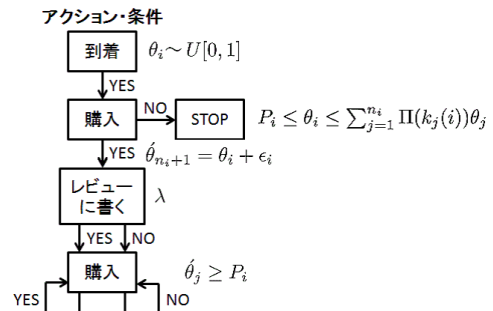


図 3 v_i の行動選択

4.1 実行結果

シミュレーションは、 $i = 0$ のとき n_0 の評価額 θ_j を $\theta_j \sim U[0.3, 0.6]$ と $\theta_j \sim U[0.7, 1]$ を 3 セットずつデータを取り、 $\theta_i \sim U[0, 1]$ のデータを 500 回繰り返しておこない、 $\lambda = 5$ の V と t の実行結果を表 1 と図 4 に示す。

表 1 $\lambda = 0.5$ の実行結果

変数	$\sum_{j=1}^{n_0} \Pi(k_j)\theta_j$	V	t	グラフの番号
$\theta_j \sim U[0.3, 0.65]$	0.35	2.99	1.222	V^1
	0.43	6.94	3.15	V^2
	0.51	14.90	6.05	V^3
$\theta_j \sim U[0.65, 1]$	0.83	50.06	25.14	V^4
	0.85	54.34	24.58	V^5
	0.89	60.02	26.73	V^5

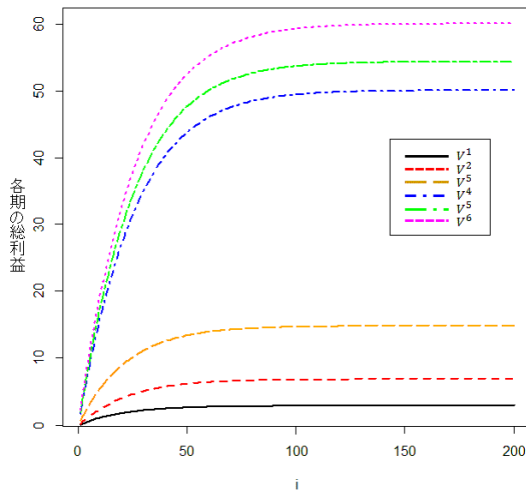


図 4 $\lambda = 0.5$ のときの V の推移グラフ

4.2 考察

4.2.1 n_0 の評価額の範囲を変えた場合

表 1 と図 4 より、 $\sum_{j=1}^{n_0} \Pi(k_j)\theta_j$ の値が大きければ総期待収益 V の値が大きくなる。購入人数 t に注目し、 V^4 と V^5 を比較すると、 V^4 の方が購入者数が多いが、総期待収益 V が低い。購入人数 t が多ければ総期待収益 V の値が大きくなる傾向はあるが、購入者数を上げることを目的とすると総期待収益 V の値が大きくなるとは一概にはいえない。理由としては、 $\sum_{j=1}^{n_0} \Pi(k_j)\theta_j$ の値が大きければ、より評価額が高い消費者が購入する可能性があるためである。よって、最初のレビューに書き込む θ_j の値が大きいほど、総期待収益 V が大きくなるといえる。

4.2.2 レビューに書き込む確率 λ を変えた場合

各 $\sum_{j=1}^{n_0} \Pi(k_j)\theta_j$ の λ を変えていった最大の総期待収益 V を表 2 に示す。

表 2 各 $\sum_{j=1}^{n_0} \Pi(k_j)\theta_j$ の総期待収益を最大にする λ

$\sum_{j=1}^{n_0} \Pi(k_j)\theta_j$	0.35	0.43	0.51
λ	0.8	0.3	0.2
$\sum_{j=1}^{n_0} \Pi(k_j)\theta_j$	0.83	0.85	0.89
λ	0.3	0.6	0.6

表 2 より、最適な λ は無いことが分かる。早期にレビューに到着した θ_i の高い値の v_i が購入をすれば、 λ が高いほど総期待収益 V は高くなり、 θ_i の低い値の v_i が購入をすれば総期待収益 V は低くなる。だが、レビューに到着した消費者 θ_i が参考にするレビューはモデルで仮定しているオピニオンリー n_0 の評価額を参考にする確率が高いため総期待利得に λ はあまり影響がしない。

5 おわりに

本研究は各消費者のレビューにおけるクチコミ伝播を BA モデルを用い、インターネットによる販売を想定し、専売業者が売る非耐久商品の動的価格及び、クチコミをする確率を踏まえ利益最大化モデルを定式化をおこなった。本モデルのシミュレーションの結果では、初期のクチコミの評価が利益とクチコミ数に影響を与え、クチコミをする確率はクチコミ数と利益に影響を与えなかった。

本研究は簡単な問題として定義している。実社会でのインターネットのレビューは評価額で書かれておらず、コメントや評価点など様々な形で消費者が評価をおこなっている。[4] では、様々な視点からマーケティングに関して、消費者の効用に対して分析がおこなわれている。今後の課題としては、クチコミから利益を予測できる現実的なモデルの制作をおこなう。

参考文献

- [1] 総務省 情報通信国際戦略局 情報通信経済室 (委託先: 株式会社 NTT データ経営研究所): 『ICT インフラの進展が国民のライフスタイルや社会環境等に及ぼした影響と相互関係に関する調査研究』 (http://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/linkdata/h23_06_houkoku.pdf), 2012 年 1 月最終アクセス。
- [2] Arthur Campbell, "Word of mouth model of sales". *Working paper*, Yale University, School of Management, 2012.
- [3] A.L. Barabasi and R. Albert, "Emergence of scaling in random networks". *Science* 286, 509-512, 1999.
- [4] 濱岡豊・里村卓也, 『消費者間の相互作用についての基礎研究—クチコミ、e クチコミを中心に』慶應義塾大学出版会, 2009.