

インターネット上のオピニオン・リーダーの盛衰 Rise and Fall of On-line Opinion Leaders

池田泰成・郷香野子・馮昕・庄映琮・張しん妍・劉シュウミン

Ikeda, Yasunari, Kanoko Go, Feng Xin, Yingcong Zhuang, Xinyan Zhang, and Shumin Liu

要約

「オピニオン・リーダー」(以降 OPL と表記する)はマーケティング研究および実務上も重視されてきた。これまでに行われた研究によって、その特徴は明らかにされてきたが、どのようにして OPL となるのか、また OPL の影響力がいつまで続くのかといったダイナミックな視点からの研究はなされてこなかった。本研究では、OPL 度の時間的な変化を分類し、それらの特徴を明らかにすることである。そのために 18 年間の Amazon.com のレビュー・データを用い、「有用 (helpful)」と評価されたレビュー数を OPL 度と操作化する。レビューを投稿した期間(年数)の長さとお組み合わせることによって、ユーザーを分類し、それぞれの特徴を明らかにすることを目的とする。本研究では、OPL 度を「有用と評価されたレビュー数」を年ごとに集計して操作化した。加えて、ユーザーが「有用と評価されたレビュー」を投稿した年数を集計し、これらの情報に基づいてユーザーを合計 25 グループに分類した。そして、「有用と評価されたレビュー数」が最も多い 4 グループを OPL として、レビューを投稿した期間で「短期的 OPL (1~3 年間投稿、2546 人)」「中期的 OPL (4~8 年間投稿、5323 人)」「長期的 OPL (8 年間よりも長く投稿、1877 人)」に分類し、分析を行った。OPL、特に「長期的 OPL」は、他者がレビューを書かないような製品について、厳しい評価も含めて丁寧に、対象製品数のある程度絞ったレビューを書くことによって、長期的に評価されていることがわかった。一方で短期的 OPL は、短期的に集中して多量のレビューを投稿している。長期間に渡って他者に影響を与える「長期的 OPL」を早期に発見することはマーケティングを行う際に極めて重要であり、初レビューの特徴によって、「長期的 OPL か否か」を説明できるかを分析した。初レビューの特徴のうち、「投稿時期の遅さ(日数)」「評価スコア」は負で有意であり、早期に辛めのレビューをしていることがわかる。初日に複数のレビューをしている者もいるため、「初日のレビュー数」「初日のレビュー文字数」「(初レビューが)有用と評価されたか?」を導入したが、これらはいずれも正で有意となった。初レビューから丁寧に書き込み、「有用と評価されて」いる者ほど、「長期的 OPL」となる傾向があることがわかった。

1. はじめに

「オピニオン・リーダー」はマーケティング研究および実務上も重視されてきた。これまでに行われた研究によって、その特徴は明らかにされてきたが、どのようにしてオピニオン・リーダーとなるのか、またオピニオン・リーダーの影響力がいつまで続くのかといったダイナミックな視点からの研究はなされてこなかった。

本研究の目的は、オピニオン・リーダー度の時間的な変化を分類し、それらの特徴を明らかにすることである。そのために 18 年間の Amazon.com のレビュー・データ(McAuley & Leskovec, 2013)を用い、「有用 helpful」と評価されたレビュー数をオピニオン・リーダー度と操作化する。レビューを投稿した期間(年数)の長さとお組み合わせることによって、ユーザーを分類し、それぞれの特徴を明らかにする。

2. 関連研究と研究の方向性

2.1 関連研究

Lazarsfeldら(Lazarsfeld, Berelson, & Gaudet, 1944)は、1940年の米国大統領選挙の候補者への態度、意図、情報源を時系列で測定することによって、投票意図を変更した者の多くが、友人や家族などのパーソナルな情報源から影響を受けていることを見いだした。この研究では、「自分の政治的見解を誰かに納得させようとしたことがあるか」「政治問題について助言を求められたことがあるか」を回答させ、少なくとも一項目に「ある」と回答した者を「オピニオン・リーダー」と操作化した。全体の 21%が該当し、職業や接触情報源とクロス集計することによって、幅広い職業に一定の割合で存在すること、マスメディアとの接触が多いことを示した。これらの結果から、マスメディアから情報を得た一部の者(オピニオン・リーダー)が、他者へと情報や影響を与えるという「情報の二段階の流れ仮説」を提示した。

この研究の調査対象は、意思決定者のみであり、実際に誰から情報や影響を受けたかは測定されていない。同じ研究チーム(Katz & Lazarsfeld, 1955)は、調査対象者から情報源として名前を挙げられた者に対しても調査する

という「ソシオメトリー法」によって調査を行い、指名された者が実際に影響を与えていることを示した。さらに、社会・政治問題とあわせて、買い物、映画、ファッションについても同様の調査を行い、複数の問題領域についてオピニオン・リーダーである者の割合は低いこと、つまり問題領域毎にオピニオン・リーダーが異なることを示した。新製品の採用について分析した研究(Coleman, Katz, & Menzel, 1966)でも、同様の調査手法が用いられ、社会ネットワークに組み込まれている者ほど、採用が早いことが示されている。イノベーションの普及に関する研究をレビューした Rogers(Rogers, 1962)では、新製品を早期に採用する者は、オピニオン・リーダー度が高い傾向があることも見いだされた。

これらは社会心理学者による「コミュニケーション」研究だが、オピニオン・リーダーに自社製品の情報を広めてもらえれば効率的であるため、マーケティングでも研究が行われてきた。アンケート調査によって簡単に測定できる「オピニオン・リーダー尺度」を開発し、個人のオピニオン・リーダー度とデモグラフィクスや消費行動の特徴を明らかにするというものである(King & Summers, 1970) (Feick & Price, 1987)。その後の情報ネットワークの発展にともなって、ネットワーク上でのオピニオン・リーダーの特徴を明らかにするために同様の研究も行われてきた(Lyons & Henderson, 2005) (濱岡豊 & 里村卓也, 2009)。

これらの研究では、アンケート調査によってクチコミなどのパーソナルコミュニケーションの影響や、オピニオン・リーダー度が分析、測定されている。これに対して、近年は Amazon.com におけるレビューの量やスコア(☆の数)が売上に与える影響(Chevalier & Mayzlin, 2006; Godes & Silva, 2012)、ニュースグループでの書き込みがTV番組の視聴率に与える影響(Godes & Mayzlin, 2004)など、インターネット上で公開されている情報を用いた分析も増加している。ただし、これらの研究では、オピニオン・リーダーという視点はみられない。Lu ら(Lu, Jerath, & Singh, 2013)は、他者から信頼されたリンクの数をオピニオン・リーダー度と操作化し、インターネット・コミュニティ上での関係の形成についての仮説を導入したモデルを構築し、実証した。

コンピュータ科学の視点からは、レコメンデーション・システムの研究が蓄積されており参考になる。McAuley ら(McAuley & Leskovec, 2013)は、より購入確率の高い製品を推薦するために、一般のユーザー(amateurs)が経験することによって、目利き(connoisseurs)になるプロセスをモデル化した。これを 16 年間の Amazon.com のレビューデータを用いて実装している。ただし、他者に推薦するという側面は考慮されていない。従来の研究ではレビューのテキストが無視されたのに対し、McAuley & Leskovec (2013)は HFT(Hidden Factors as Topics)モデルを開発することによって、ポテンシャルの評点次元とレビューのテキストとの連結を実現した。また、McAuley & Leskovec (2013)は、マシン・ラーニング技術を用いることによって製品レビューのテキストと製品の評価との関連性を定量的に分析するモデルが、従来のモデルと比べて、より高い説明力を実現することを示した。

2.2 先行研究の知見、課題と本研究の方向性

このように、対面のみならずインターネット上にも他者に影響を与える「オピニオン・リーダー」が存在することが示され、その特徴が明らかにされてきた。ただし、これまでの研究は、一時点、もしくは特定の製品に関する研究であった。このため、どのようにオピニオン・リーダーになるのか、逆にオピニオン・リーダーであったものが、その影響を失うといった視点からの研究は筆者の知る限り存在しない。

筆者らは、このようなオピニオン・リーダーの盛衰と、その規定要因を明らかにすることを目的として研究を進めている。

本研究では、その端緒として、オピニオン・リーダーがどれくらいの期間継続するのかを明らかにすることを目的とする。さらに、長期的なオピニオン・リーダーを早期に発見できれば、それをターゲットもしくは協力したマーケティングを行う可能性も高まる。この観点から、オピニオン・リーダーの特徴を把握し、初レビューの特徴から、長期オピニオン・リーダーを見いだせるかを明らかにする。

3. データとその概要

3.1 データ

分析に用いたのは McAuley(McAuley & Leskovec, 2013)が提供している、Amazon.com のレビュー・データの最新版である(McAuley, Pandey, & Leskovec, 2015; McAuley, Targett, Shi, & van den Hengel, 2015)¹。このデータは

¹ Stanford Large Network Dataset Collection (<http://snap.stanford.edu/data/web-Movies.html>)には、"Web data: Amazon movie reviews"が公開されている。これはもともと、ユーザーの選好の変化を分析するために収集されたデータである。ただし、レコードの重複、いわゆるパクリ投稿も含むといった問題がある。同氏は、その後のレビューを収集し、重複などを除去したデータを研究者に対して公開している。本研究では、同氏にメールして使用許可を頂いた。このようなデータであるため URL については公開していない。

1997年8月から2014年10月までの18年間の映画(DVD等)レビューを収集したものである。どの製品に対して、だれが、いつ、どのようなレビューを書き(☆の数、テキスト)、それに対して何人が評価し、うち何人が有用(helpful)と評価したかが公開されている。

データはJson形式でレビュー本文も含めて提供されているが、本研究ではテキスト本文を除いた部分を切り出し、これをユーザー毎、製品毎に集計する事によって、必要な指標を算出した。テキスト処理はPython、集計や分析には統計パッケージ R(R_Development_Core_Team, 2014)とそのライブラリ bigmemory(Kane, Emerson, & Weston, 2013), bigglm (Emerson & Kane, 2016) を用いた。

3.2 単純集計

主要な指標を表1にまとめた。サンプルサイズにあるように、461万件のレビューのデータである。Amazon.comでは、レビュー対象の製品を☆の数で「スコア評価」できる。最大で☆5つだが、平均で4.19となっており好意的なレビューが多いことがわかる。投稿されたレビューに対して、「有用(helpful)」であったか否かを他のユーザーが評価でき reputation システムも導入されており、少なくとも一人から「有用」と評価されたレビューは、216万件、全レビューの46.9%に過ぎない。レビューの半数以上は投稿しても有用とは評価されていないのである。有用と評価されたレビューに限定すると、評価スコアの平均は3.98と全レビューよりも低下する。これは辛めの評価の方が有用だと考えられていることを意味する。

レビューをユーザー毎に集計して、「ユーザーあたりレビュー数」などを算出した。サンプルサイズにあるように、209万人に467万件のレビューが投稿されたことになる。最も多い者は2654件のレビューを投稿したが、平均は2.21件、中央値は1であり過半数の者は1件しかレビューを投稿していない。このため、最初の投稿から(記録されている)最後の投稿までの「投稿期間」についても、最長で16年間投稿を続けている者も存在するが、0年が多くなっており、平均でも0.39年である。

同様に製品毎に集計し、「製品あたりレビュー数」を算出した。レビューされた製品は20万種類であり、多いものでは1.2万回レビューされた。これは、「Masterpiece Classic: Downton Abbey Season 3」というテレビシリーズのDVDであった。平均で22.9回レビューされているが、中央値は3回に過ぎない。

このように、レビュー数、被レビュー数など、ごく少数のみが大きな値をとるスケールフリー状(Barabási, 2002)の分布となっており、極少数のオピニオン・リーダーが存在していることがわかる。

表1 単純集計

| | サンプルサイズ | 最小値 | 中央値 | 75%値 | 90%値 | 99%値 | 最大値 | 平均値 |
|-----------------|-----------|-----|-----|------|------|------|--------|------|
| レビューのスコア(☆の数) | 4,607,047 | 1 | 5 | 5 | 5 | 5 | 5 | 4.19 |
| (うち有用とされたレビュー) | 2,160,504 | 1 | 5 | 5 | 5 | 5 | 5 | 3.98 |
| ユーザーあたりレビュー数 | 2,088,620 | 1 | 1 | 2 | 3 | 16 | 2,654 | 2.21 |
| (うち有用とされたレビュー数) | 1,039,498 | 1 | 1 | 2 | 5 | 26 | 2,654 | 3.08 |
| 投稿期間(Years) | 2,088,620 | 0 | 0 | 0 | 1 | 8 | 16 | 0.39 |
| 製品あたりレビュー数 | 200,941 | 1 | 3 | 11 | 38 | 358 | 11,906 | 22.9 |

4. 分析方法

4.1 オピニオン・リーダー度

オピニオン・リーダーのオリジナルの定義は前述の通りだが、このデータでは「他者の意思決定に影響」を与えたか否かについての情報は得られない。ただし、「有用」と評価されたということは、意思決定の参考にされたことを意味する。よって、本研究では、オピニオン・リーダー度を「有用と評価されたレビュー数」によって操作化する¹。

4.2 オピニオン・リーダー度に基づくユーザー分類

このデータではレビューを投稿した年月日が記録されている。18年間と長期に渡るデータであるため、時系列の単位は「年」とした。各個人の有用と評価されたレビュー数を年ごとに集計し、ユーザー×18年間の行列を作成した。これが各個人のオピニオン・リーダー度の時間的変遷を表現したものとなる。

個人毎にパターンの変遷を分析することも可能ではあるが、マーケティングでは、類似している者をいくつかのグループにまとめて対応する「マーケット・セグメンテーション」が行われる。セグメンテーションの方法としては、多数の変数を用いて、類似した個体を同一のセグメントにまとめる「クラスタリング・セグメンテーション」

¹ レビュー数をオピニオン・リーダー度とすることも可能である。レビュー数と、そのうち有用 helpful と評価されたレビューの相関は0.96と高いため、分析結果は大きくはかわらない。

ン」と、セグメンテーションに用いる変数を事前に設定して、その値によって分類する「アプリオリ・セグメンテーション」がある(片平, 1987)。

前者の代表的な手法として、クラスタ数を指定し、初期クラスタの中心をランダムに与える kmeans 法がある。クラスタ数を 2~10 と指定し、それぞれについて複数回試行したところ、結果が大きく異なった。よって、本研究では、有用であると評価されたレビューの総数と、そのようなレビューを書いた期間(年)の 2 つの基準によって、「アプリオリ・セグメンテーション」することとした。

原則として、単純集計の中央値、90%値、99%値で区切ることとしたが、人数が少ない場合には、若干調整した。つまり、「有用であると評価されたレビュー数」については、(0,1, ≤5(2~5), ≤16(6~16),16>)の 5 区分とした。「期間」については、(0,1, ≤3(2~3), ≤8(4~8),8>)で区分した。これらを組み合わせてユーザーを 5×5 の 25 種類に分類した(表 2)。

5. 分析結果

5.1 各クラスタへのユーザーの分布

表 2 の行方向は有用と評価されたレビュー数、列方向はレビューを行った期間(年数)である。左上のセルは、これらがともないユーザーであり、全体の半数程度の 105 万人がここに分類されている。(1,1)のセルは「有用と評価されたレビュー数」が 1 件のみで、投稿年数も 1 年のユーザーであり、79.5 万人が分類されている。

「有用と評価されたレビュー数」が 16 件より多い者を「オピニオン・リーダー」とすると、9,746 人、全体の 0.47%が該当する。

さらに、「期間」に注目して、1 と ≤3(2~3)年の者を「短期的オピニオン・リーダー」、≤8(4~8)年の者を「中期的オピニオン・リーダー」、8 年間よりも長い者を「長期的オピニオン・リーダー」と呼ぶこととする。「長期的オピニオン・リーダー」は 1,877 名であり全体の 0.09%に過ぎない。

表 2 ユーザーの分類(人数)

| 総数 | 期間 | 0 | 1 | ≤3 | ≤8 | 8> | 合計 |
|-----|----|-----------|---------|---------|--------|-------|-----------|
| 0 | | 1,049,129 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1,049,129 |
| 1 | | 0 | 795,145 | 0 | 0 | 0 | 795,145 |
| ≤5 | | 0 | 84,640 | 114,592 | 5,033 | 0 | 204,265 |
| ≤16 | | 0 | 3,675 | 13,471 | 13,068 | 128 | 30,342 |
| 16> | | 0 | 413 | 2,133 | 5,323 | 1,877 | 9,746 |
| 合計 | | 1,049,129 | 883,873 | 130,196 | 23,424 | 2,005 | 2,088,627 |

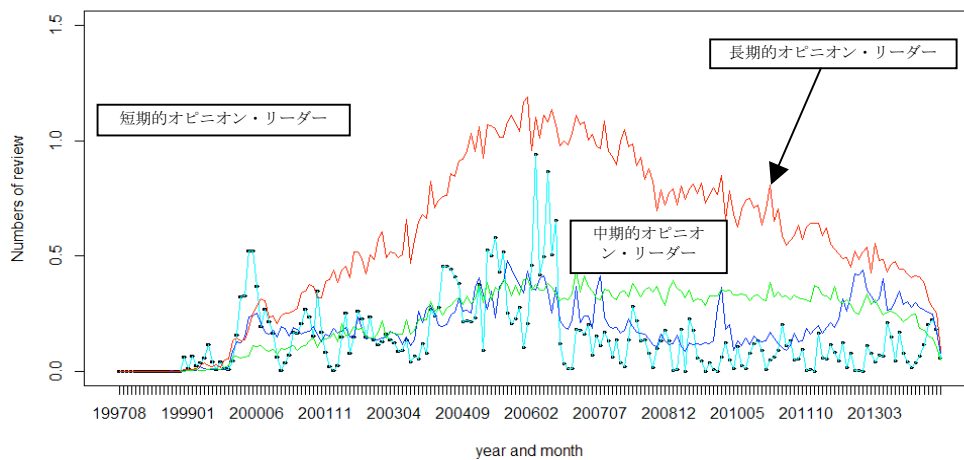
総数:有用と評価されたレビュー数

期間: 有用と評価されたレビューを投稿した最初の年から最後の年までの期間(年)

5.2 オピニオン・リーダーの投稿傾向

図 1 は「短期的オピニオン・リーダー」、「中期的オピニオン・リーダー」及び「長期的オピニオン・リーダー」の 16 年間のレビュー数を展示している。各曲線の形から見れば、各種のオピニオン・リーダーの行動差異がわかる。まず、「長期的オピニオン・リーダー」は長時間にわたって最多数のレビューを投稿できることが明らかである。それから、「中期的オピニオン・リーダー」は全期間にわたって引き続き投稿したが、投稿数は「長期的オピニオン・リーダー」より少ないということが見られている。また、「短期的オピニオン・リーダー」は特定の時間帯において投稿数が急増したことがあるものの、全体的に見れば投稿の数が少ない。つまり、「短期的オピニオン・リーダー」が常に「長期的オピニオン・リーダー」のような高い投稿水準を維持することができないとはいえる。

図1 オピニオン・リーダーの時系列での投稿パターン



5.3 各クラスタの特徴

これらの特徴を明らかにするために、クラスタ別に各種の変数を集計した(表3)。最初のレビューは1997年8月9日に投稿されている。「初投稿の遅さ(日)」は、各者の初レビュー日が、これからどれくらい遅いかを表す。オピニオン・リーダー度が高いほど、この値は小さく、早くレビューを投稿していることがわかる。

「(有用と評価されないレビューも含む)投稿レビュー数」については、「長期的オピニオン・リーダー」が147件と最も多くなっている。ただし、年あたりにすると12.4件であり、投稿期間が3年以下の「短期的オピニオン・リーダー」の57(37.4+19.6)件よりも少なくなっている。ただし、「レビュー文字数」は、「長期的オピニオン・リーダー」が最も多くなっており、平均で1486文字のレビューを書いている。有用なレビューが一件もない者は244名であるから、内容においても充実していることがわかる。このように、有用な投稿を多く継続する者は、投稿数がある程度押さえつつ、丁寧に書き込んでいることがわかる。

「評価スコア」、つまりレビューした対象への☆の数についてはオピニオン・リーダー度が高い者ほど、平均値が低くなっている。また、オピニオン・リーダー度が高いほど、「レビュー一番乗りとなった製品数」「一人のみがレビューした製品数」も多くなっている。さらに、レビューした製品の特徴について、「レビューした製品の被レビュー回数」は、オピニオン・リーダー度が高い者ほど少なくなっており、他者があまりレビューしない製品についてもレビューしていることがわかる。製品に注目してもオピニオン・リーダーほど、評価スコアが低い作品についてもレビューしていることがわかる。

このように、オピニオン・リーダー、特に「長期的オピニオン・リーダー」は、他者が書かないような製品について、厳しい評価も含めて丁寧に、対象製品数がある程度絞ったレビューを書くことによって、長期的に評価されていることがわかる。一方で短期的オピニオン・リーダーは、心理的な要因については推測するしかないが、短期的に集中して多量のレビューを投稿している。飽きるもしくは疲れることによってレビューをやめてしまうのではないかと推測される。

表3 各クラスタの特徴

| クラス 番号 | 有用レビュー数 | レビューしたユーザーの特徴 | | | | | | | | | | | レビューした製品の特徴 | | | | |
|-----------|---------|---------------|-------------|---------------|-------------|------------------|---------------------|-------------|-----------|-----------------------------|----------------------------|---------------------------|------------------|-----------------|---------------------|---------------------|-----------|
| | | 同投稿期間(年 数) | 人数 | 初投稿の 遅さ(日) | 投稿レ ビュー数 | 同 投稿期間 (年) | 年あたり 投稿レ ビュー数 | レビュー 文字数 | 評価スコ ア | レビュー 一番乗り となった 製品数 | 一人のみ がレ ビューし た製品数 | 有用と評 価された レビュー 数 | 同 投稿期間 (年) | 被レ ビュー回 数 | うちポジ ティブレ ビュー | うちネガ ティブレ ビュー | 評価スコ ア |
| 0 | 0 | 0 | 1,049,129 | 5,432 | 1.3 | 0.1 | 1.2 | 244 | 4.4 | 0.04 | 0.01 | 0.0 | 0.0 | 1,074 | 924 | 82 | 4.31 |
| 11 | 1 | 1 | 795,145 | 4,316 | 1.4 | 0.2 | 1.2 | 506 | 4.1 | 0.06 | 0.01 | 1.0 | 1.0 | 586 | 466 | 77 | 4.17 |
| 21 | ≤5 | ≤3 | 84,640 | 4,154 | 4.0 | 0.4 | 2.9 | 581 | 4.1 | 0.19 | 0.06 | 2.4 | 1.0 | 490 | 387 | 63 | 4.15 |
| 22 | ≤5 | ≤8 | 114,592 | 3,717 | 4.4 | 2.8 | 1.2 | 673 | 4.0 | 0.22 | 0.06 | 2.7 | 2.2 | 505 | 396 | 69 | 4.14 |
| 23 | ≤5 | 8> | 5,033 | 2,872 | 6.5 | 6.3 | 0.9 | 844 | 3.9 | 0.34 | 0.11 | 4.5 | 4.1 | 427 | 333 | 61 | 4.13 |
| 31 | ≤16 | ≤1 | 3,675 | 3,379 | 14.0 | 0.3 | 10.7 | 859 | 4.1 | 0.67 | 0.20 | 8.2 | 1.0 | 393 | 307 | 52 | 4.10 |
| 32 | ≤16 | ≤3 | 13,471 | 3,535 | 14.4 | 2.5 | 4.1 | 885 | 4.0 | 0.77 | 0.24 | 8.3 | 2.5 | 406 | 315 | 56 | 4.10 |
| 33 | ≤16 | ≤8 | 13,068 | 2,815 | 13.5 | 6.5 | 1.8 | 956 | 3.9 | 0.77 | 0.23 | 9.4 | 4.9 | 381 | 297 | 53 | 4.11 |
| 34 | ≤16 | 8> | 128 | 1,709 | 18.1 | 10.9 | 1.5 | 1,041 | 3.9 | 0.85 | 0.20 | 13.8 | 9.2 | 413 | 317 | 60 | 4.10 |
| 41 | 16> | ≤1 | 413 | 2,896 | 45.0 | 0.2 | 37.4 | 1,138 | 4.0 | 2.32 | 0.66 | 29.6 | 1.0 | 342 | 266 | 47 | 4.05 |
| 42 | 16> | ≤3 | 2,133 | 3,260 | 58.1 | 2.0 | 19.6 | 1,234 | 4.0 | 3.24 | 1.04 | 38.5 | 2.5 | 357 | 276 | 49 | 4.05 |
| 43 | 16> | ≤8 | 5,323 | 2,785 | 64.7 | 6.3 | 8.9 | 1,313 | 3.9 | 3.71 | 1.21 | 47.1 | 5.8 | 340 | 263 | 47 | 4.07 |
| 44 | 16> | 8> | 1,877 | 1,741 | 147.1 | 10.9 | 12.4 | 1,486 | 3.9 | 9.36 | 2.95 | 117.0 | 10.6 | 331 | 254 | 47 | 4.06 |
| 分散分析の検定結果 | | | ***:1%水準で有意 | | | | | | | | | | | | | | |

5.4 長期的オピニオン・リーダーの早期発見

長期間に渡って他者に影響を与える「長期的オピニオン・リーダー」を早期に発見することはマーケティングを行う際に極めて重要である。ここでは、初レビューの特徴によって、「長期的オピニオン・リーダーか否か」を説明できるかを分析した。

表4の変数群を説明変数、「長期的オピニオン・リーダーか否か」を従属変数とする二項ロジットモデルを適用した。初レビューの特徴のうち、「投稿時期の遅さ(日数)」「評価スコア」は負で有意であり、早期に辛めのレビューをしていることがわかる。初日に複数のレビューをしている者もいるため、「初日のレビュー数」「初日のレビュー文字数」「(初レビューが)有用と評価されたか?」を導入したが、これらはいずれも正で有意となった。初レビューから丁寧に書き込み、「有用と評価されて」いる者ほど、「長期的オピニオン・リーダー」となる傾向があることがわかる。

初レビューした対象についての変数のうち、「(初レビューした製品の)総レビュー数」は有意ではないが、「(他のユーザーも含めた)レビューの平均文字数」は正で有意となった。その後多くの者にレビューされるか否かは、関係ないが、丁寧にレビューされているような製品について初レビューする者ほど「長期的オピニオン・リーダー」となる傾向があることがわかる。

さらに、このモデルを使用して長期的オピニオン・リーダーの予測を行った。的中率は21.3%であり、初レビューのみからでも一定数、予測が可能であることがわかる。一方で、この割合は高くはなく、理由として、提案モデルが長期的オピニオン・リーダー以外も含むためであると考えられる。

表4 「継続的オピニオン・リーダーか否か」を「初レビューの特徴」によって説明した結果

| | | 標準化推定値 | 95%CI下限 | 95%CI上限 | 標準誤差 | p値 | 有意水準 |
|------------------|-------------|--------|---------|---------|-------|-------|------|
| 切片 | | -8.562 | -8.637 | -8.487 | 0.038 | 0.000 | *** |
| 初レビューの特徴 | 投稿時期の遅さ(日数) | -5.064 | -5.195 | -4.933 | 0.066 | 0.000 | *** |
| | 評価スコア | -0.275 | -0.405 | -0.146 | 0.065 | 0.000 | *** |
| | 初日のレビュー数 | 0.055 | 0.021 | 0.088 | 0.017 | 0.001 | *** |
| | 初日のレビュー文字数 | 0.010 | 0.004 | 0.017 | 0.003 | 0.001 | *** |
| | 有用と評価されたか? | 0.004 | 0.003 | 0.005 | 0.001 | 0.000 | *** |
| 初レビューした 製品の特徴 | 被レビュー回数 | 0.015 | -0.021 | 0.051 | 0.018 | 0.399 | |
| | レビューの文字数 | 0.347 | 0.292 | 0.402 | 0.027 | 0.000 | *** |

有意水準)***:1%水準で有意 **:.5%水準で有意 *:10%水準で有意

5.5 オピニオン・リーダーの衰弱に関する定性的分析

各クラスタのトップ 5 位ユーザーのレビューを詳しく読むことによって、短期的、中期的と長期的オピニオン・リーダーは衰弱になっていく原因がわかる。第一に、ユーザーは自分が好きな製品カテゴリに基づくレビューを書いた次第に、それ以外の製品カテゴリに属するレビューを書くことが少なくなるという傾向が示した。第二に、オピニオン・リーダーは衰弱になってきた前に書いたレビュー数が少なくなるという傾向が示した。第三に、書いたレビューから見れば、レビュー内容の文字数が過剰になると、書いたレビューの数が逡減するという傾向が示した。最後に、書いたレビューを読んだ他のユーザーから「有用(helpful)」といった評価の数が少ないため、ユーザーはレビューを書くことが逡減するという傾向が示した。

6. まとめと考察

本研究では、18 年間の Amazon.com におけるレビュー・データを用いて、「有用と評価されたレビュー数」「そのようなレビューを投稿した期間数」という二つの変数によって、ユーザーを分類した。

この結果、8 年以上にわたって有用と評価されるレビューを多く書いている「長期的オピニオン・リーダー」が 0.09%程度、より短期にしかオピニオン・リーダー度が継続しない者が 0.38%存在することがわかった。これらを比較することによって、その特徴を明かにした。さらに、初レビューの特徴によって、「長期的オピニオン・リーダー」となるか否かを説明できることを明らかにした。

これまでのオピニオン・リーダー研究が一時点でのオピニオン・リーダーに注目したものであるのに対して、長期間でのデータを用いることによって、オピニオン・リーダー度持続という新たな視点を導入できただけでなく、有望なターゲットもしくは協調相手となり得る「長期的オピニオン・リーダー」を見いだした。さらに、初レビューから識別できることも明らかにできた。このように、本研究はオピニオン・リーダー研究に対しても、またマーケティングの実務に対しても貢献できるものと考えられる。

筆者らは、オピニオン・リーダーの盛衰と、その規定要因を明らかにすることを目的としている。今後、なぜオピニオン・リーダーとなるのか、逆にそうではなくなるのかという問いにも回答できるよう研究を進める。具体的には以下の分析を行う予定である。

一つ目は、他の製品カテゴリとの関連である。オピニオン・リーダーは、社会・政治問題とあわせて、買い物、映画、ファッションなどの問題領域によって異なることが指摘された(Katz & Lazarsfeld, 1955)。一方、消費に限定すると、小型家電、大型家電など複数の製品カテゴリにおいてオピニオン・リーダー度が高い者が存在することも知られている(King & Summers, 1970)。本研究では映画(DVD)のデータを用いて分析したが、他の製品カテゴリについても分析し、知見の一般化や、複数カテゴリにおけるオピニオン・リーダー度についても明らかにする。

二点目はテキスト・データの分析である。本研究では文字数しか用いなかったが、レビュー本文も提供されている。なぜ投稿するのか、しなくなるのかを明らかにするには、テキストの分析が必要である。

謝辞

The authors gratefully acknowledge the permission for the use of Amazon review dataset by Professor Julian McAuley, University of California San Diego.

本研究は慶應義塾大学学事振興資金(研究科枠)を受けて行われた。

参考文献

- [1] Barabási, A.-L. 2002. Linked: The New Science of Networks: Perseus Books Group(青木薫訳『新ネットワーク思考』NHK 出版).
- [2] Chevalier, J. A., & Mayzlin, D. 2006. The Effect of Word of Mouth on Sales: Online Book Reviews. *Journal of Marketing Research (JMR)*, 43(3): 345-354.
- [3] Coleman, J., Katz, E., & Menzel, H. 1966. *Medical Innovation: A Diffusion Study*: Bobbs-Merrill Co. (小口一元, 宮本史郎訳『販売戦略と意思決定』ラティス 丸善, 1970 年).
- [4] Emerson, J., & Kane, M. J. 2016. biganalytics: Utilities for 'big.matrix' Objects from Package 'bigmemory'. *Journal of Statistical Software*, R package version 1.1.1.
- [5] Feick, L. F., & Price, L. 1987. The Market Maven: A Diffuser of Marketplace Information. *Journal of Marketing*, 51(1): 83-97.
- [6] Godes, D., & Mayzlin, D. 2004. Using Online Conversations to Study Word-of-Mouth Communication. *Marketing Science*, 23(4): 545-560.
- [7] Godes, D., & Silva, J. C. 2012. Sequential and Temporal Dynamics of Online Opinion. *Marketing Science*, 31(3): 448-473.

- [8] Kane, M. J., Emerson, J., & Weston, S. 2013. Scalable Strategies for Computing with Massive Data. *Journal of Statistical Software*, 55(14): 1-19.
- [9] Katz, E., & Lazarsfeld, P. F. 1955. *Personal Influence: Free Press*(竹内郁郎 (訳) 『パーソナル・インフルエンス』,培風館,1965年) .
- [10]King, C. W., & Summers, J. O. 1970. Overlap of opinion leadership across consumer product categories, *Journal of Marketing Research*, Vol. 7: 43-50.
- [11]Lazarsfeld, P. F., Berelson, B., & Gaudet, H. 1944. *The People's Choice: Columbia University Press* (有吉広介 (監訳) 『ピープルズ・チョイス』,芦書房) .
- [12]Lu, Y., Jerath, K., & Singh, P. V. 2013. The Emergence of Opinion Leaders in a Networked Online Community: A Dyadic Model with Time Dynamics and a Heuristic for Fast Estimation. *Management Science*, 59(8): 1783-1799.
- [13]Lyons, B., & Henderson, K. 2005. Opinion leadership in a computer-mediated environment. *Journal of Consumer Behaviour*, 4(5): 319-329.
- [14]McAuley, J., & Leskovec, J. 2013. From Amateurs to Connoisseurs: Modeling the Evolution of User Expertise through Online Reviews, WWW 2013. Rio de Janeiro, Brazil.
- [15]McAuley, J., & Leskovec, J. 2013. Hidden Factors and Hidden Topics:Understanding Rating Dimensions with Review Text, RecSys 2013.
- [16]McAuley, J., Leskovec, J., & Jurafsky, D. 2012. Learning attitudes and attributes from multi-aspect reviews, International Conference on Data Mining (ICDM) 2012.
- [17]McAuley, J., Pandey, R., & Leskovec, J. 2015. Inferring Networks of Substitutable and Complementary Products. 785-794.
- [18]McAuley, J., Targett, C., Shi, Q., & van den Hengel, A. 2015. Image-Based Recommendations on Styles and Substitutes. 43-52.
- [19]R_Development_Core_Team. 2014. R: A language and environment for statistical computing: R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. .
- [20]Rogers, E. M. 1962. *Diffusion of Innovations: The Free Press*.
- [21]片平秀貴. 1987. 『マーケティング・サイエンス』:東京大学出版会.
- [22]濱岡豊, & 里村卓也. 2009. 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.
- [23]