

連続 TV ドラマにおけるクチコミの情報価値と消費価値

石原昌和 熊倉広志

Informational and Consumption Values of Word-of-Mouth Communications in Serial Drama Viewing: An Empirical Investigation

Masakazu ISHIHARA and Hiroshi KUMAKURA

This paper studies the roles of Word-of-Mouth (WOM) communications where consumers make consumption decisions on a continual basis and they re-evaluate their opinions about the product or service as their experiences change with repeated consumption. In such an environment, the valence of contents of WOM communications change over time and the purpose of consuming WOM could change from information acquisition to opinion exchanges with other consumers. We study the changing role of WOM communications using data on Japanese serial dramas between 2017 and 2018. Our goals are two folds. First, we document how the valence and contents of WOM change over time through topic modeling and sentiment analysis. Second, we develop a structural Bayesian learning model of consumers' drama viewing decisions and evaluate how informational and consumption values of WOM communications vary over time, by topic and sentiment. We find that WOM on experiential attributes of dramas and neutral and negative WOM contents have higher informational values than other WOM contents. Moreover, WOM on negative emotions and drama's storyline tend to generate higher consumption values. Our results provide insights into how to design products and services effectively so as to benefit from the changing roles of WOM communications.

Key Words: Word-of-Mouth, Topic Modeling, Sentiment Analysis, Bayesian Learning, Structural Estimation

I 研究背景と研究目的

現代マーケティング研究においては、マーケティング活動を個人と企業との一過性の取引関係ではなく、時間経過に従った継続的關係として捉えている（たとえば、Kotler and Keller, 2021）。事実、個人は多くの製品・サービスを継続的に消費しながら学習を繰り返

し、次回以降の購買に向けて準備する。このとき、消費経験のみならずクチコミも学習に大きな影響を与える。そこで、本研究では、継続的な消費におけるクチコミによる学習とその時間的変化を考察する。具体的には、クチコミから得られる質的情報について、製品・サービスの学習を促す効用と他者のクチコミを閲覧（消費）することから得られる効用に分離し、それらの時間的変化を考察する。

個人は、製品・サービスを継続的に購買・消費しながら学習を繰り返す。こうした消費の継続性が特に顕著であるカテゴリとして、たとえば、嗜好品、新聞・雑誌、書籍、音楽、映画、演劇、TV番組、漫画・アニメーション、ゲームソフト、スポーツジム、サブスクリプション・サービスなどが挙げられる。一方、これらの多くは経験財であるため、クチコミは意思決定（Cox, 1967, Engel et al., 1995）や売上に大きな影響を与える（Zhu and Zhang, 2010, Berger et al., 2010）。そこで、本研究では、連続TVドラマにおける消費の継続性とクチコミの重要性に注目し、連続ドラマを継続的に視聴するときのクチコミの時間的変化を考察する。なお、連続TVドラマに注目する理由は以下の通りである。すなわち、1）視聴者は、一般にドラマを継続的に視聴すること、2）視聴間隔が一定（週1回）であること、3）視聴経験は不可逆的であること（第1話視聴後に第2話を視聴する一方、その逆は発生しない）、4）視聴経験がほぼ同時に発生し、視聴者間での時間的差異が僅かであること、5）視聴直後にクチコミが投稿される傾向にあること（あるエピソードに対するクチコミは、次のエピソードが放送されるまでに投稿されると考えることは常識的である）、これらにより、連続ドラマでは、6）ドラマ内容とクチコミが対応していること、7）内容を評価する客観的基準に乏しいため、クチコミは意思決定に影響を与えること（Cox, 1967, Engel et al., 1995）などによる。そして、8）視聴者は、ドラマ視聴と並行しながらクチコミを参照することにより当該ドラマについて学習しているため、継続的な視聴行動に依拠したクチコミの時間的変化と学習を把握できる。なお、これらの知見は、連続TVドラマに関する先行研究（たとえば、Ishihara et al., 2022）や実務的知見¹⁾から正当化できる。

以上より、連続TVドラマに注目することにより、継続的な消費経験に基づくクチコミによる学習とその時間的変化を考察できる。ここでは、静的バイズ学習選択モデルを拡張し、クチコミの学習効果と消費効果を推定するモデルを提案する。このとき、クチコミの内容（テキストによるコメント）など質的側面に注目する。本研究の僅かな貢献として、クチコミ研究に新たな視点を提供できることに加え、実務的示唆を導出できることが挙げられる。たとえば、クチコミの質的要素に注目したモデル構築により、静的バイズ学習選択モデル

1) たとえば、日経産業新聞 2016年11月21日、日経新聞夕刊 2016年12月12日などである。

に新たな視点を提案ができる。さらに、個人の継続的な消費を促進するため、企業は消費の時間的推移に従ってどのようなコミュニケーションを展開すべきかなどを理解できる。

II 先行研究

クチコミとは、「個人間で交わされる、特定のブランド・製品・サービス・企業・販売者に関する特性についての非公式でのコミュニケーション」(Arndt, 1967, Westbrook, 1987, Buttle, 1998, Cowley and Rossiter, 2005)である。そして、個人はクチコミを信頼し内容を割り引かないため、意思決定に強い影響を与える (Brooks, 1957, Dichter, 1966, Day, 1971, Engel et al., 1995, Reichheld, 2003, Trusov et al., 2009)。具体的には、クチコミの受け手の製品試用や採用 (Arndt, 1967, Sheth, 1971)、ブランドスイッチ (Wangenheim and Bayón, 2004)、態度 (Bone, 1995)、さらには売上 (Chevalier and Mayzlin, 2006, Liu, 2006, Zhu and Zhang, 2010, Berger et al., 2010) に影響を与える。そして、クチコミには、ソーシャル・ネットワーク・サービス (SNS) やオンライン・レビュー・サイトなどインターネット上で展開される様々なコミュニケーションが含まれるため (Godes and Mayzlin, 2004)、インターネットやスマートフォンなど多様な個人間コミュニケーション手段の発展・普及を背景に、クチコミの学術的・実務的な重要性が増している。

クチコミは、中核的な研究課題として当初は対面での応接を念頭に、今日ではインターネット上での交換を含めて多面的かつ精力的に研究されてきた。これより、クチコミ研究は多様な視点から整理できる。まず、静的なクチコミ研究として以下が挙げられる。すなわち、クチコミそのものに照射し、その発生や影響に注目した研究である (杉谷, 2009)。これは、さらに、クチコミの発信者に注目した研究と受信者に注目した研究に大別できる。前者・クチコミの発信者に注目した研究として、クチコミの発信動機を考察した研究が挙げられる (臼井, 2014)。すなわち、個人はクチコミを表明するか否か、どのようなクチコミを表明するか、いつ・どこで表明するかなどを意図的に判断・選択している (Schweidel and Moe, 2014)。そして、その背景として様々なクチコミ発信動機が指摘されてきた (Dichter, 1966, Engel et al., 1995, Sundaram et al., 1998, Nyer, 1999, Hennig-Thurau et al., 2004, Tong et al., 2007, Wetzer et al., 2007, Williams and Buttle, 2014)。次に、同じくクチコミの発信者に注目した研究として、クチコミの表明を促進ないし抑制する要因の研究が挙げられる (臼井, 2014)。具体的には、クチコミ発信者の個人属性、クチコミの対象となる製品・サービス、その消費経験と評価、発信者を取り巻く環境・状況などにより、クチコミ発信の有無やクチコミ内容がどのように変化するかなどを考察する研究 (Richins, 1984, Rime et al., 1991, Wetzer et al., 2007, Li and Hitt, 2008, Godes

and Silva, 2012, Moe and Trusov, 2011, Berger and Schwartz, 2011, Cheema and Kaikati, 2010, Hong et al., 2014) が挙げられる。一方、クチコミの受け手に注目した研究として、クチコミが個人の意思決定に与える影響を考察する研究を起点として、たとえば、どのようなクチコミ内容・環境・状況においてクチコミが特に影響を与えるのかなどが考察されてきた (Cox, 1967, Engel et al., 1995, Herr et al., 1991, 濱岡, 1994, 澁谷, 2006)。

クチコミの動的变化を考察する研究も増加している。まず、個人は時と場合に応じて自身が形成した意見を表明するか、どのような意見を表明するかを選択・判断するため、既に表明されているクチコミに依存して新たに表明されるクチコミが動的に変化する。具体的には、当該製品・サービスに詳しくない低関与の素人的な個人は、既に表明されたクチコミ量が大きであるとき、または自身と異なるクチコミ内容が数多く表明されているとき、クチコミの表明を躊躇する (バンドワゴン効果) (Zhao et al., 2013)。一方、当該製品・サービスに詳しい高関与で専門家的な個人は、クチコミ量が大きであるとき自己高揚動機から既に書き込まれているクチコミとは異なる独自のクチコミを表明しようとする。また、専門家的な個人はクチコミ形成に際して多くの属性を吟味し、より欠点に注目し批判的となるため、クチコミはネガティブになる傾向がある (Moe and Schweidel, 2012, 2014)。さらに、クチコミの増加に従いクチコミを検索するコストも増加するため、大量のクチコミの中でたまたま参照したクチコミのみに依拠して意思決定することにより、個人の選好と合致しない製品・サービスを誤って選択することが増加する (選好ミスマッチ)。そして、選択を誤った個人による製品・サービスへの評価が低下し、ネガティブなクチコミが増加してしまう。(Chesney and Fire, 2014, Ishihara and Liu, 2019)。

さらに、対象となる製品・サービスにより、クチコミの時間的な変化は異なる。たとえば、頻繁に使用される製品やよく目に触れる製品は、長期間にわたって継続的にクチコミされること (Berger and Schwartz, 2011)、探索財は時間経過に従い評価が低下する一方、経験財は時間が経過しても評価は下がりにくいこと (Hong et al., 2014) などが明らかにされてきた。また、製品ライフサイクルに注目したとき、新製品が市場導入された初期段階では、新規性を求めるイノベーターによるポジティブなクチコミが多いものの、製品普及に従い信頼性を求めるイミテーターのネガティブなクチコミが増加する傾向にある (Li and Hitt, 2008, Ishihara and Liu, 2019)。以上、先行研究においては、一般に時間経過に従って、ネガティブなクチコミや偏ったクチコミが増加していく傾向にあることが示されている。一方、管見の限りでは、製品・サービスの継続的な消費経験について陽には考慮されていないようだ。なお、クチコミに関する先行研究については、杉谷 (2009)、安藤 (2012)、白井 (2014)、大西 (2015)、水野他 (2019) などが詳しい。

一方、クチコミの動的分析においてよく用いられてきた手法のひとつとして、バイズ学習モデルが挙げられる。そして、様々な製品・サービスの分析に応用されてきた。具体的には、日用品（たとえば、Erdem and Keane, 1996, Akerberg, 2003）、医薬品（たとえば、Crawford and Shum, 2005, Ching, 2010, Ching and Ishihara, 2012）、エンターテインメント（たとえば、Zhao et al., 2013, Ishihara and Liu, 2019, Ishihara et al., 2022）などである。しかしながら、先行研究においてはクチコミの投稿量や製品・サービスに対する量的評価を学習対象にしており、クチコミの質的内容に注目し学習効果の違いを考察した研究は、管見の限り見当たらない。

そこで、本研究では、個人が製品・サービスを継続的に消費するときの、クチコミを通じた学習とその時間的変化を考察する。このとき、クチコミの質的内容に注目しバイズ学習モデルを拡張することにより、クチコミの効果を学習効果と消費効果に分離し評価する。

Ⅲ データ

本研究では、2017年4月から2018年3月までに民放テレビ局によりプライムタイムにおいて放送された連続 TV ドラマのうち、放送回数（エピソード数）が10話である35ドラマを分析対象とする²⁾。分析に用いるデータは、クチコミについてはウェブサイト「Yahoo! テレビ」に投稿された視聴者のコメントなどを収集した。また、視聴率は、株式会社ビデオリサーチが公表している関東地区・世帯・リアルタイム視聴データを用いた（ただし、録画視聴による視聴率データは含まれていない）。表1は、分析に用いたドラマの一覧である。

クチコミデータとして、ウェブサイト「Yahoo! テレビ」において、対象ドラマについてのコメント³⁾、クチコミがウェブサイト上に投稿された日時、クチコミに対する他ユーザーからの投票数（「Yahoo! テレビ」では、コメントに対して他者が投票できる。投票は、コメントに対する賛同の類であると解釈できる）を収集した。クチコミはドラマ開始前および終了後に相当の時間を経過してから投稿されたものもあった。そこで、今回の分析では、各連続ドラマの第1話（第1エピソード）開始時点を起点として、最終話（第10エピソード）終了時点から7日間以内に投稿されたクチコミを対象とした。そして、エピソード放送開始から放送後7日間以内（次回エピソードが放送されるまで）に投稿されたクチコミを週次データとしてまとめた。

図1は、対象とする35ドラマの平均視聴率と該当期間に投稿されたクチコミ数（縦軸）

2) 放送回数10話のドラマに限定した理由は、放送回数を同一とすることで時系列分析において動的変化の分析が容易であることによる。なお、分析対象期間中、放送回数が10話である連続ドラマが最も多かった。

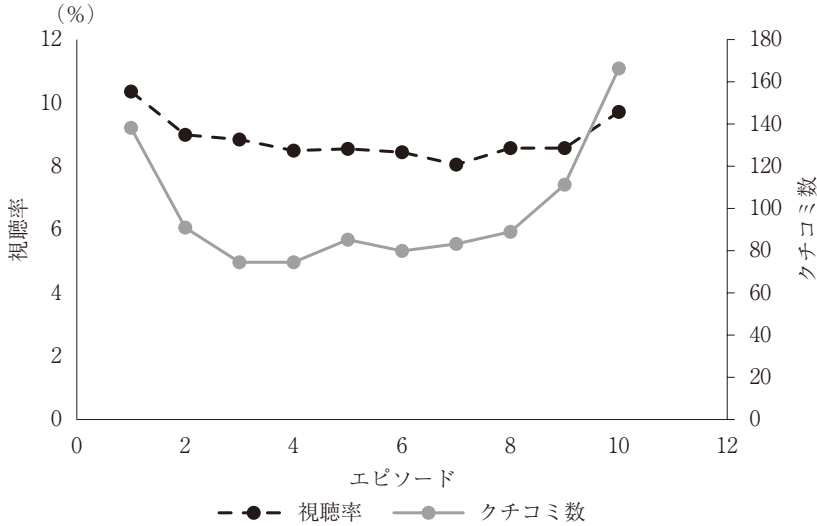
3) ここでは、テキストとして投稿されたクチコミの具体的内容をコメントとよぶ。

表 1 分析対象ドラマの一覧

| ID | ドラマ名 | 放送期 | 局 | 曜日・時間 | 平均視聴率 | 総コメント数 |
|----|--------------------|---------|-----|---------|-------|--------|
| 1 | ボク、運命の人です。 | 2017/04 | NTV | 土曜 22 時 | 9.5% | 664 |
| 2 | 櫻子さんの足下には死体が埋まっている | 2017/04 | CX | 日曜 21 時 | 5.3% | 164 |
| 3 | 小さな巨人 | 2017/04 | TBS | 日曜 21 時 | 13.5% | 1345 |
| 4 | フランケンシュタインの恋 | 2017/04 | NTV | 日曜 22 時 | 7.5% | 632 |
| 5 | 人は見た目が 100 パーセント | 2017/04 | CX | 木曜 22 時 | 6.4% | 600 |
| 6 | 母になる | 2017/04 | NTV | 水曜 22 時 | 9.2% | 1495 |
| 7 | CRISIS | 2017/04 | CX | 火曜 21 時 | 10.5% | 854 |
| 8 | あなたのことはそれほど | 2017/04 | TBS | 火曜 22 時 | 11.2% | 2650 |
| 9 | リバーズ | 2017/04 | TBS | 金曜 22 時 | 8.8% | 1914 |
| 10 | ウチの夫は仕事ができない | 2017/07 | NTV | 土曜 22 時 | 8.7% | 720 |
| 11 | 警視庁いきもの係 | 2017/07 | CX | 日曜 21 時 | 6.5% | 328 |
| 12 | ごめん、愛してる | 2017/07 | TBS | 日曜 21 時 | 9.7% | 1135 |
| 13 | 愛してたって、秘密はある。 | 2017/07 | NTV | 日曜 22 時 | 8.6% | 1093 |
| 14 | コード・ブルー 3rd | 2017/07 | CX | 月曜 21 時 | 14.6% | 2395 |
| 15 | 過保護のカホコ | 2017/07 | NTV | 水曜 22 時 | 11.5% | 2043 |
| 16 | 僕たちがやりました | 2017/07 | CX | 火曜 21 時 | 6.0% | 675 |
| 17 | カンナさーん! | 2017/07 | TBS | 火曜 22 時 | 10.1% | 613 |
| 18 | ハロー張りネズミ | 2017/07 | TBS | 金曜 22 時 | 7.3% | 438 |
| 19 | 先に生まれただけの僕 | 2017/10 | NTV | 土曜 22 時 | 8.7% | 716 |
| 20 | 陸王 | 2017/10 | TBS | 日曜 21 時 | 16.0% | 1204 |
| 21 | 民衆の敵 | 2017/10 | CX | 月曜 21 時 | 6.7% | 641 |
| 22 | ドクター X | 2017/10 | EX | 木曜 21 時 | 20.7% | 383 |
| 23 | 刑事ゆがみ | 2017/10 | CX | 木曜 22 時 | 6.5% | 629 |
| 24 | ブラックリベンジ | 2017/10 | NTV | 木曜 23 時 | 3.5% | 272 |
| 25 | 奥様は、取り扱い注意 | 2017/10 | NTV | 水曜 22 時 | 12.7% | 1049 |
| 26 | 明日の約束 | 2017/10 | CX | 火曜 21 時 | 5.7% | 1085 |
| 27 | 監獄のお姫さま | 2017/10 | TBS | 火曜 22 時 | 7.7% | 968 |
| 28 | もみ消して冬 | 2018/01 | NTV | 土曜 22 時 | 9.8% | 684 |
| 29 | トドメの接吻 | 2018/01 | NTV | 日曜 22 時 | 6.9% | 545 |
| 30 | 海月姫 | 2018/01 | CX | 月曜 21 時 | 6.1% | 1258 |
| 31 | 隣の家族は青く見える | 2018/01 | CX | 木曜 22 時 | 6.2% | 945 |
| 32 | リビート | 2018/01 | NTV | 木曜 23 時 | 3.1% | 330 |
| 33 | anone | 2018/01 | NTV | 水曜 22 時 | 6.1% | 962 |
| 34 | きみが心に棲みついた | 2018/01 | TBS | 火曜 22 時 | 7.7% | 1329 |
| 35 | アンナチュラル | 2018/01 | TBS | 金曜 22 時 | 11.1% | 2056 |

の時間的推移（横軸はエピソード）である。クチコミ数は初回放送時点で高く、その後に減少し中盤は比較的に増減せず、最終話にかけて増加する傾向がある。クチコミ投稿は視聴率と一定の関係があり、視聴率が大であるほどより多くの視聴者が視聴していることから、クチコミ数が大である可能性が高い。ただし、各ドラマのエピソード毎の視聴率とクチコミ数の相関は高くはない(0.362)。図 1 においても、視聴率についても初回と最終回

図 1 視聴率とクチコミ数の時間的推移



が中盤よりも高い傾向にあるものの、クチコミ数に比して変化は緩やかである。これより、第 1 話およびドラマ終盤にクチコミを発信する動機が高まると理解できる。具体的な解釈は後述する。

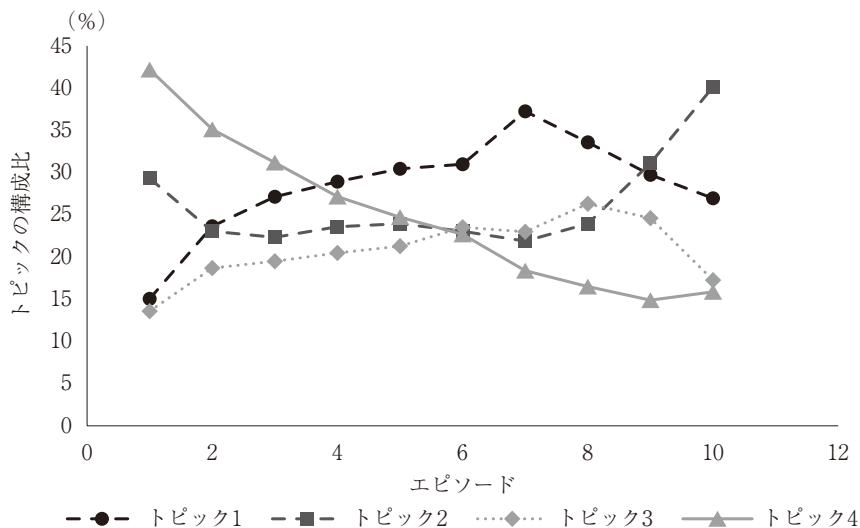
1 トピックモデル

クチコミの具体的内容（コメント）を把握するため、潜在的ディレクレ配分法 (Blei et al., 2003) を用いてコメント（テキスト）をトピックに分類した。連続 TV ドラマのコメントではドラマ名称・登場人物名称・登場人物役柄名などが頻繁に出現するため、これらについてはストップワードとして分析から除外した。また俳優名称はすべて「俳優名称」という語句に置き換えた。各コメントのトピックへの所属確率および解釈の視点から、トピック数を 4 とした。表 2 に、トピック情報を記載する。なお、コメントをトピックに割り振る際、各コメントのトピックへの所属確率が最大であるトピックを選択した。また、各トピックに含まれるコメント数は、トピック 3 でやや少ないもののトピック間で概ね等しい。

表 2 トピック情報

| トピック | コメント数 | 構成比 | 解釈 | 頻出ワード |
|------|-------|-------|----------|----------------------|
| 1 | 9549 | 27.4% | 感情・人情 | 気持ち, 心, 可愛い, 家族, 人間 |
| 2 | 9628 | 27.7% | ストーリー・展開 | 最後, シーン, 脚本, 展開, 期待 |
| 3 | 7043 | 20.2% | テーマ設定 | 仕事, 問題, 意味, 学校, 必要 |
| 4 | 8593 | 24.7% | 俳優 | 俳優名称, 好き, 楽しみ, 役者, 顔 |

図2 クチコミのトピック割合の時間的推移



さらに、トピックを構成するドラマについても、特定のトピックが特定のドラマのみから構成されるなどの偏りは観察できなかった。

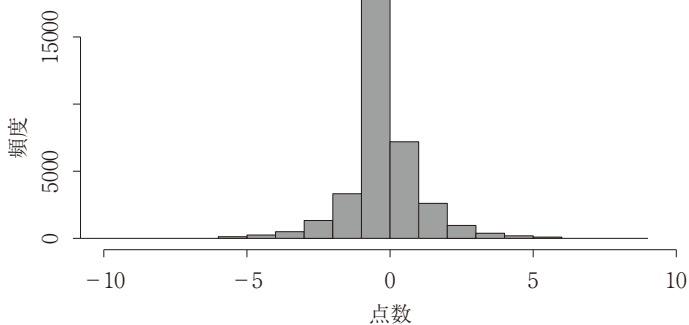
図2に、トピックの構成比（縦軸）のエピソードの経過に従った時間的推移（横軸）を示す。トピック構成比は、エピソードにより大きく変化する。たとえば、第1話では、トピック4「俳優」に関するクチコミが40%以上を占めているものの、時間経過に従って減少し最終話では15%程度にまで低下する。これは、以下により学術的・実務的に妥当である。ドラマ選択に際しては特に第1話が重要であり（Ishihara et al., 2022）、このとき、日本では出演俳優の影響が大であることが実務的に知られている。すなわち、放送開始直後は、出演俳優に関するトピックは視聴者の大きな関心事である。さらに、俳優に関するトピックは探索属性で情報の把握が容易であるため、放送開始直後から容易にコメントできる。一方、探索属性であるがゆえに、既に投稿済みのコメントに対して差別化したコメントを投稿することは困難である（クチコミにおける差別化効果を発揮し難い）。これにより、時間経過に従って俳優に関するクチコミは減少することになる（選択効果）。対照的に、トピック1「感情・人情」の構成比は、第1話では15%程度であるものの中盤以降まで増加傾向にある。これは、トピック1「感情・人情」は経験属性であり、ストーリーが展開するにつれ登場人物やドラマへの感情移入が進むためと解釈できる。なお、ドラマ終盤にトピック1「感情・人情」の構成比が相対的に減少する背景は、同じく経験属性であるトピック2「ストーリー・展開」の構成比が相対的に増加することによると理解できる。一方、トピック2「ストーリー・展開」は、第1話では構成比が大で、中盤は少し低下するもの

第8話あたりから終盤にかけて大きく増加する。この背景として以下が考えられる。連続ドラマでは、一般に第1話において登場人物が紹介され、さらにストーリー上の様々な伏線が提示されることにより、第2話以降への視聴者の期待を醸成しようとする。これより、第1話放送後、経験属性であるトピック2「ストーリー・展開」に関するコメントが多数、投稿されることになる。そして、ドラマ終盤にかけて、事前に提示されたストーリーの伏線が回収され、視聴者の事前期待が満たされるよう（ときには、良い意味で裏切られるよう）ストーリーが急展開する。このため、トピック2「ストーリー・展開」に関するコメントは、ドラマ終盤に急増することになる。一方、放送全10話を通じて伏線を常に提示・回収し続け、視聴者の事前期待を満足させ（ないし良い意味で裏切り）続けることは一般に困難であることから、ドラマ中盤にはストーリー展開が停滞することが少なくない。これより、ドラマ中盤、トピック2「ストーリー・展開」に関するコメント投稿が減少してしまうと理解できる。

2 感情分析

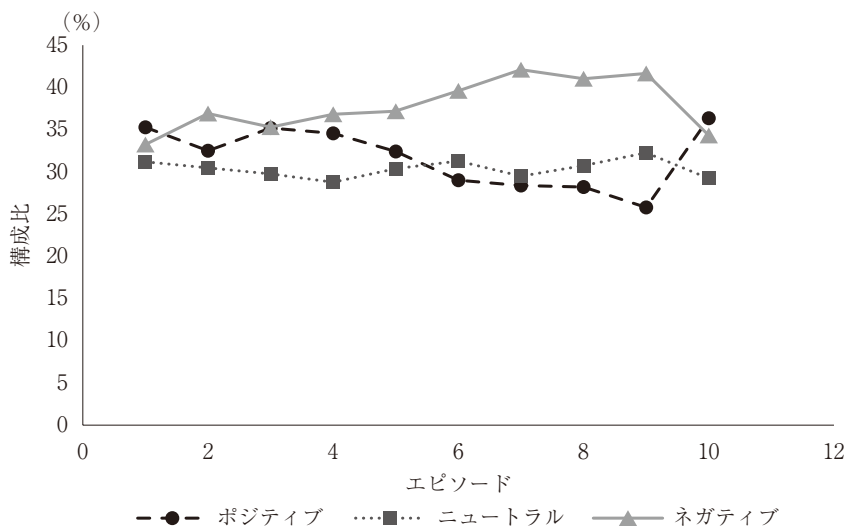
「Yahoo!テレビ」では、ユーザーレビュー・サイト等によく見かける、点数による対象評価が用意されていない。このため、クチコミ発信者によるドラマ評価を直接には観測できない。そこで、コメントの感情価に注目する。本分析では、クチコミとして表明されたコメント（テキスト）を対象に、単語感情極性対応表（Takamura et al., 2005）を用いた感情分析を行うことにより、コメントの感情極性を推定する⁴⁾。感情分析後、各コメントには感情極性値が割り振られる。図3は、推定された感情極性値の分布である。平均値は -0.087 、分散は 1.983 、分布は概ね左右対称である。ポジティブ（値が正）・ニュートラル（ゼロ）・ネガティブ（負）であるクチコミの比率は、32%、30%、37%である。

図3 感情分析から推定されたコメントの感情極性値分布



4) 単語の品詞として、形容詞のみに注目した。

図4 コメントの感情極性の時間的推移



次に、感情極性の時間的推移を検討する。図4は、コメントに割り振られた感情極性の時間経過に従った推移である（縦軸は感情極性ごとの構成比、横軸はエピソード）。第1話では僅かにポジティブなコメントが多いものの、三者はほぼ等しい。その後、時間経過によりネガティブなコメントが増加し、ポジティブなコメントは減少する。これはクチコミ・サイトなどにおいて頻繁に観察される現象であり、その動的メカニズムが先行研究（たとえば、Moe and Schweidel, 2014）により示されている。連続ドラマに即して解釈すれば、以下のように理解できる。時間経過に従ってクチコミが累積的に増加するに従い、（視聴者は、他者のクチコミに応じて自身のクチコミ投稿の是非を意図的に決定するため）低関与で当該ドラマや出演者等の芸能情報に詳しくない視聴者による穏当なクチコミ投稿が減少する一方、高関与で当該ドラマや芸能情報に詳しい視聴者による、（自己高揚感を動機とした）細部にこだわった批判的で極端なクチコミが増加する。さらに、投稿されたクチコミが膨大であるとき真に有用なクチコミを発見することが難しくなるため、不適切なクチコミに接した視聴者がドラマ選択を誤ってしまい（選好ミスマッチ）、ネガティブなクチコミがさらに増加すると解釈できる。さらに、実務的理解によれば前述のように、放送全10話を通じて常に伏線を提示・回収し続け、視聴者の事前期待を満足させ続けることは一般に困難であり、ドラマ中盤にはストーリー展開が停滞することが少なくない。これより、中盤から最終回直前にかけてネガティブなコメントが増加することになる。そして、最終回が近づくと増加傾向にあったネガティブなコメントが一転して減少し、ポジティブなコメントが大きく急増する。実務的な解釈によれば、連続ドラマでは最終回到ドラマが完

結するため（すなわち、ストーリーの伏線が完全に回収される大団円を迎えることなどにより、視聴者の事前期待が一定程度に満たされる）、視聴者が満足感を覚えポジティブなコメントが急増すると解釈できる。

3 トピック毎の感情極性と投票数

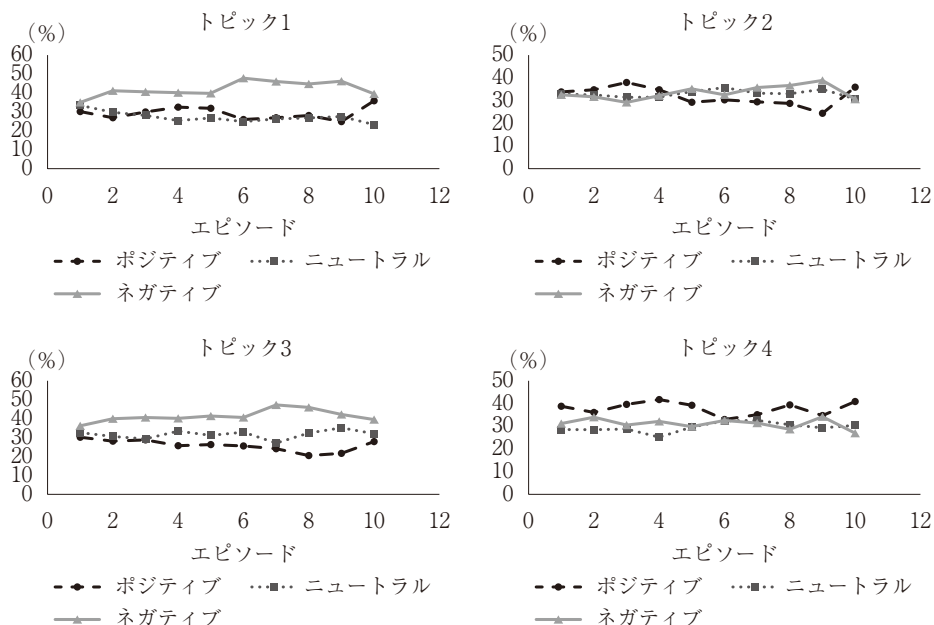
最後に、トピック別にコメントの感情極性と投票数を検討する。表3は、各トピックに属するコメントの感情極性と平均投票数である。トピック1「感情・人情」およびトピック3「テーマ設定」ではネガティブなコメントが多いものの、トピック4「俳優」ではポジティブなコメントが多く、トピック2「ストーリー・展開」では、両者はほぼ同数である。連続 TV ドラマを視聴するか否かを意思決定する際、日本では出演俳優が特に重要視されること、すなわち、視聴者はお気に入りの俳優・芸能人が出演するときドラマを視聴する傾向にあることが実務的に知られている。これより、トピック4「俳優」でポジティブなコメントが多いことは説明できる。一方、演出側が出演俳優を過度に重視するあまり、ドラマの設定等に無理が生じることがある。たとえば、コメント「山P（注：出演俳優）の設定とかありえないし、現実離れしてしまっている感じです。木村文乃ちゃん（注：出演俳優）はかわいいけどヒロインとしてはまだ弱いかな」「吉岡里帆（注：出演俳優）が、可哀そうになってくる。（略）ドラマ設定のキャラには向かない感、いと強し。とにかくがっかり。多分、来週からは見ない、と思う」（いずれも原文のまま）など、「俳優」を重視したドラマ制作によって、「テーマ設定」が犠牲になることがある。これより、トピック4「俳優」でポジティブなコメントが、トピック3「テーマ設定」でネガティブなコメントが多いことを理解できる。

表3 各トピックの感情極性値の構成比と投票数

| トピック | 解釈 | ポジティブ | ニュートラル | ネガティブ | 平均投票数 |
|------|----------|-------|--------|-------|-------|
| 1 | 感情・人情 | 30.1% | 27.1% | 42.8% | 22.7 |
| 2 | ストーリー・展開 | 33.1% | 33.3% | 33.6% | 21.0 |
| 3 | テーマ設定 | 25.8% | 32.2% | 42.0% | 21.5 |
| 4 | 俳優 | 38.5% | 29.8% | 31.7% | 21.0 |

またトピック毎のクチコミへの平均投票数は、トピック1「感情・人情」への投票数が最多で、次いでトピック3「テーマ設定」である。これより、ポジティブ（平均投票数は22.8）ないしネガティブ（同23.0）なコメントが投票を集める一方、ニュートラルなコメントへの投票（同18.5）は少ない。クチコミを閲覧する視聴者は、中庸なコメントより相対的に極端なコメントを支持する傾向にあると理解できる。

図5 トピック別のコメントの感情極性値の時間的推移



最後に、トピック別に感情極性の構成比の時間的推移を図5に示す。トピック1「感情・人情」・トピック2「ストーリー・展開」・トピック3「テーマ設定」では、第1話以降、エピソードの経過に従ってネガティブなコメントが徐々に増加し、ポジティブなコメントが減少している。これは、先行研究で示されたクチコミの投稿メカニズムから説明できる。すなわち、両トピックとも経験属性であるため、既に投稿されているクチコミとは異なるクチコミの投稿が容易であることから、エピソード進行によりクチコミ蓄積量が増加するに従い、対象に詳しい専門的な視聴者が既存のクチコミとの差別化のため細部にこだわった批判的で極端なクチコミを増加させることに起因する。一方、最終回に向けて傾向が反転する。特に、トピック1「感情・人情」・トピック2「ストーリー・展開」で、ポジティブなクチコミの増加が顕著である。これは、前述のように実務的知見から説明できる。すなわち、連続ドラマでは、最終回においてストーリーが急展開しドラマが完結するため（それまでのエピソードで提示されたストーリーの伏線が回収され、大団円を迎える）、最終回に向け視聴者の事前期待が一定程度満たされ、視聴者は満足感を覚える傾向にある。これより、ポジティブなコメントが急増することになる。一方、トピック4「俳優」では、ポジティブなコメントが継続して多く、構成比はエピソードを通じてほぼ一定である。これは、日本においては、出演俳優のファンが主要なドラマ・ターゲットであること、トピック4「俳優」は探索属性であることなどから説明できる。

以上、ここでは記述統計を観察することにより、クチコミの具体的内容（コメント）・その感情極性値・投票数の傾向などを明らかにした。次に、これらのクチコミ要素が視聴者の視聴行動に与える影響を考察するため、クチコミの学習効果と消費効果に分離・測定する推定モデルを提案する。

IV モデル

ここでは、視聴者が連続 TV ドラマを継続的に視聴するとき、クチコミから得られる効用の時間的変化を考察するモデルを提案する。視聴行動データは集計データであるものの、静的なマイクロモデルを基礎とした視聴選択の意思決定モデルを考える。各ドラマを $d = 1, \dots, D$ で、エピソードを $t = 1, \dots, 10$ で表す。各視聴者 i は、各ドラマの各エピソードについて、視聴するかしないかを決定する⁵⁾。ドラマ d のエピソード t を視聴する ($j = 1$, 視聴しないを $j = 0$ とする) ことにより、以下の効用を得ると仮定する。

$$u_{idjt} = u_{dt}^q + u_{dt}^c + X'_{dt}\beta + \xi_{dt} + \epsilon_{idjt}$$

効用は大きく 4 つの要素に分解される。まず、 u_{dt}^q はドラマ品質から得られる効用、次に、 u_{dt}^c はクチコミを参照することから得られる効用、さらに、 $X'_{dt}\beta + \xi_{dt}$ は、それ以外のドラマ×エピソードにおける観測可能および観測不可能な要素を捉えており、最後、 ϵ_{idjt} は、各視聴者×ドラマ×エピソードにおける観測不可能な要素を表している。視聴をしない場合の平均効用は 0 と仮定する ($u_{id0t} = \epsilon_{id0t}$)。以下、各要素について説明する。

1 ドラマ品質から得られる効用

視聴者がドラマ品質から得られる効用を、以下に仮定する（たとえば、Erdem and Keane, 1996）。

$$u_{dt}^q = \omega q_{idt} - \omega\gamma q_{idt}^2$$

ここで、 q_{idt} はドラマ品質であり、 ω が正のとき、視聴者は品質の高いドラマからより多くの効用を得る。ただし、ドラマは経験財であるため、視聴前には視聴者はドラマの真の品質 (q_d) について不確実であり、クチコミを通じて学習すると考える。また、実際に視聴者が経験する品質はドラマ視聴状況など多様な要素により影響を受けるため、実際に経験される品質 (q_{idt}) は、真のドラマ品質にランダムなノイズが加わっていると考える。す

5) ある放送時間帯に、一つのドラマだけが放送されていると仮定する。すなわち、視聴者は、当該ドラマを視聴するか否かを選択する一方、同一時間帯に放送される複数のドラマについて、どのドラマを視聴するかという選択は行わない。この仮定は、利用データにおいて、放送時間が重複しているドラマがほとんどないことから正当化される。

なわち、ドラマ d のエピソード t を視聴するか否かの意思決定する時点では、ドラマ品質 q_{idt} は未だ観測されておらず、エピソード t が始まる前の情報に基づいた視聴者の信念により期待値を形成すると仮定する。また、視聴者は真のドラマ品質に対する信念の分散が大きいとき、リスク回避的な行動をする傾向にあると考えられる。すなわち、 γ が正であるとき、リスク回避的な行動と考えられる。

ドラマ d のエピソード t 視聴前の真のドラマ品質に対する信念は、正規分布を仮定し

$$q_d \sim N(\bar{q}_{dt}, \sigma_{dt}^2)$$

とする。ベイズ学習では多くの情報を得ることにより、 \bar{q}_{dt} は q_d に収束し、また σ_{dt}^2 は 0 に収束するので、信念は真のドラマ品質に収束する。

視聴者が実際に経験する品質は、真のドラマ品質に正規分布に従うノイズが加わると仮定する。

$$q_{idt} \sim N(q_d, \sigma_{E_d}^2)$$

ここで、 $\sigma_{E_d}^2$ は経験されるドラマ品質に加えられたノイズの分散で、ドラマによって異なる可能性を考慮する。

視聴者の信念に基づく期待効用は以下のように導出できる。

$$E[u_{dt}^q | (\bar{q}_{dt}, \sigma_{dt}^2)] = \omega \bar{q}_{jt} - \omega \gamma (\bar{q}_{dt}^2 + \sigma_{jt}^2 + \sigma_{E_d}^2)$$

最後に、信念の更新過程（エピソード t から $t+1$ ）を記述する。エピソード t 開始から、エピソード $t+1$ 開始直前までに発信されたクチコミを参照することにより、視聴者はベイズ規則に基づき信念を更新する。各エピソード放送後のクチコミ $m = 1, \dots, M_{dt}$ は、トピック ($\kappa_m \in \{1, \dots, K\}$)、感情分析から得られた感情極性値 ($r_m \in \mathbb{R}$)、クチコミに対する投票数 ($v_m \in \{0, 1, \dots\}$) で表すとすると、エピソード $t+1$ 直前の信念は以下のようになれる。

$$\begin{aligned} \bar{q}_{dt+1} &= \frac{\sigma_{dt}^2}{D} \bar{q}_{dt} + \sum_{m=1}^{M_{dt}} \frac{\sigma_S^2(\kappa_m, r_m, v_m)}{D} r_m \\ \sigma_{dt+1}^2 &= \frac{1}{D} \\ D &= \frac{1}{\sigma_{dt}^2} + \sum_{m=1}^{M_{dt}} \frac{1}{\sigma_S^2(\kappa_m, r_m, v_m)} \end{aligned}$$

ここで、 $\sigma_S^2(\kappa_m, r_m, v_m)$ は、各クチコミが発するシグナルの分散であり、情報価値を捉えている。 σ_S^2 が小さいほど、シグナルがより正確に真のドラマ品質を伝えるので、視聴者は

より早いスピードで学習する。

本研究では、クチコミが発するシグナルの分散を、1) クチコミの内容（コメント）が分類されるトピック、2) コメントの感情極性がポジティブ・ニュートラル・ネガティブのいずれであるか、さらに、3) 視聴者によるクチコミに対する投票数に注目し、これらの要素が生み出す情報価値の差異を推定する。具体的には以下の関数形を用いる。

$$\sigma_S^2(\kappa_m, r_m, v_m) = \exp(\delta_1 v_m) \left(\mu_{\kappa_m}^{pos} \mathbb{I}(r_m > 0) + \mu_{\kappa_m}^{neu} \mathbb{I}(r_m = 0) + \mu_{\kappa_m}^{neg} \mathbb{I}(r_m < 0) \right)$$

ここで δ_1 が負であれば、投票数が多いクチコミほど情報価値が高いことになる。また μ に関しては、たとえば $\mu_{\kappa_m}^{pos}$ が小さければ、トピック κ_m のポジティブなクチコミは情報価値が高いことになる。

2 クチコミ消費から得られる効用

視聴者はクチコミを情報源として用いることに加え、他の視聴者のクチコミを交換・消費することにより、ドラマをより楽しんでいると考えられる。そこで、エピソード t における視聴行動において、エピソード $t-1$ 開始からエピソード t 開始直前までに発信されたクチコミを消費することから得られる効用として、以下を仮定する。

$$u_{dt}^c = \sum_{m=1}^{M_{dt-1}} \exp(\delta_2 v_m) \left(\alpha_{\kappa_m}^{pos} \mathbb{I}(r_m > 0) + \alpha_{\kappa_m}^{neu} \mathbb{I}(r_m = 0) + \alpha_{\kappa_m}^{neg} \mathbb{I}(r_m < 0) \right)$$

ここで $m = 1, \dots, M_{dt-1}$ は、エピソード $t-1$ 開始からエピソード t 開始直前までに発信されたクチコミを表す。 δ_2 は、各クチコミに対する投票数が、クチコミ消費から得られる効用に与える影響を捉えている。たとえば、値が正であるとき、投票数が多いクチコミを消費することにより高い効用が得られる。 α は、各クチコミのトピックおよび感情極性がポジティブ・ニュートラル・ネガティブのいずれであるかにより、クチコミ消費から得られる効用が変化することを捉えている。

3 その他の要素

ドラマ視聴について、学習やクチコミ消費以外にも様々な観測可能な要素が影響を与える。たとえば、ドラマの曜日・放送時間帯は、視聴行動に影響を与える。そこで、 X_{dt} を、観測可能な要素のベクトルとして効用関数に加える。また、それ以外の観測できない要素については、 ξ_{dt} で捉える。ここで、 ξ_{dt} は平均 0、分散 σ_ξ^2 の正規分布に従うとする。

V 推定方法

データをモデルにあてはめパラメータを推定する。このとき、パラメータを識別するため、以下の仮定を考える。まず、視聴者は、連続 TV ドラマの初回放送・エピソード 1 を視聴する前にドラマ品質に対する期待を合理的に形成すると考え、信念の期待品質 (q_{d1}) として $q_{d1} = q_d$ を仮定する (たとえば, Crawford and Shum, 2005)。また第 1 話を視聴前の信念の知覚分散 (σ_{d1}^2) は、ドラマ特性に従うとして以下を仮定する。

$$\sigma_{d1}^2 = \exp\left(\pi_0 + \pi_1 \mathbb{I}(\text{続編}) + \pi_2 \mathbb{I}(\text{原作あり})\right)$$

シリーズ化されたドラマの続編であるとき、または小説・漫画などの原作があるとき、他のドラマに比べて知覚分散が小さいと考えることは妥当である。最後に、真のドラマ品質 (q_d) と品質のシグナルのノイズの分散 ($\sigma_{E_d}^2$) は、各ドラマのすべてのクチコミの点数の平均と分散から測定される。

推定するパラメータは、 $\theta = (\omega, \gamma, \beta, \delta, \mu, \alpha, \pi)$ であり、ベイズ推定により推定する。各ドラマ・各エピソードの観測された視聴率を s_{dt}^O 、また ϵ_{idjt} をタイプ I の極値分布に従うとすると、以下の式が成り立つ。

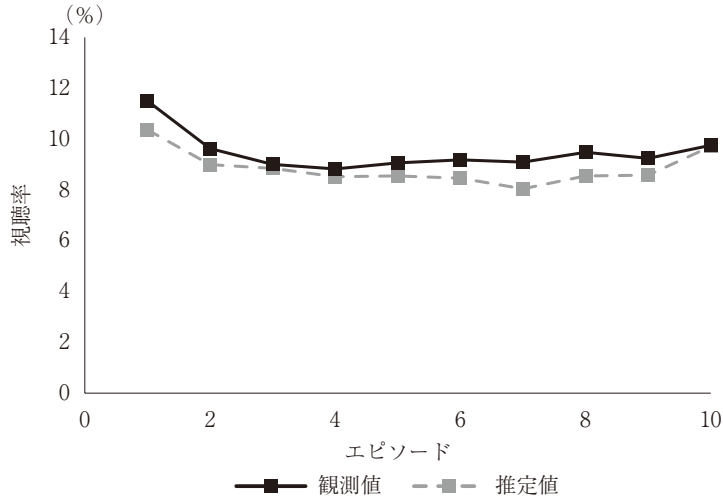
$$\ln\left(\frac{s_{dt}^O}{1 - s_{dt}^O}\right) = E[u_{dt}^q | (\bar{q}_{dt}, \sigma_{dt}^2)] + u_{dt}^c + X'_{dt}\beta + \xi_{dt}$$

本研究ではクチコミは観測されているとみなすことから、パラメータ値が与えられれば、信念の過程は一意に決定される。このため、信念の過程の積分が不要で、上の式から得られる尤度をもとに推定が可能である。ここで、 $\theta_1 = (\omega, \beta, \alpha)$ 、 $\theta_2 = (\gamma, \delta, \mu, \pi)$ とすると、 θ_1 は線形パラメータなので、直接サンプリングできる。 θ_2 については非線形パラメータであるため、メトロポリス・ヘイスティングス法によりサンプリングする。また、ギブスサンプリングにて θ_1 と θ_2 の同時事後分布からのサンプリングを行う。

VI 結 果

視聴率データおよびクチコミ・データを提案モデルにあてはめ、パラメータを推定した。具体的には、事後分布から 10,000 回サンプリングした後、最初の 5,000 回をバーンインとして破棄し、その後の 5,000 回のうち 10 回毎に抽出した値に基づいて事後平均と分散を得た。図 6 に、平均視聴率の観測値と提案モデルから生成された視聴率の推定値をエピソード毎に示す。推定値が若干観測値よりも高いエピソードがあるものの、提案モデルは概ね観測値を説明できている。

図 6 モデル適合



1 ドラマ品質から得られる効用

具体的な推定結果を以下で検討する。まず、ドラマ品質から得られる効用に関するパラメータの推定値を表 4 に示す。ドラマ品質に対する選好 ω の推定値より、視聴者は品質の高いドラマからより高い効用を得ている。また、 γ が正であることから、ドラマ選択に際してリスクを回避しようとしている。

視聴者はドラマ品質を、実際の視聴のみならずクチコミからも学習する。このとき、投票数の多いクチコミほどドラマ品質の学習に大きな影響を与えること、すなわち、情報価値が高い ($\delta_1 < 0$ より) ことがわかる。事実、クチコミでは、ドラマ品質に関する厳しい批判が投稿され、当該クチコミは多くの投票を得ている。具体的なコメント（および、それに対する投票数）として、「フジテレビ自身が、このドラマの価値をよくわかってないのじゃないか？ 視聴者がこの作品に何を求めているか、もっとよく考えた方がいい」（投票数 280 件で最多、なお投票数平均は 20 件強）、「主人公達が恋に浮かれる医療現場、救命を舞台にする医療ドラマとして有り得ない」（同 264 件で 2 位）、「医療監修もメチャクチャ。（略）こんな脚本でいいと誰も反対しなかったのか、おかしいと思わなかったのか」（同 255 件で 3 位）などが投稿されている。

次に、 μ の推定値は、クチコミのトピックおよびその感情極性の符号に応じて情報価値が異なることを示している。まず、 μ の値が小であるとき、クチコミが発するシグナルの分散が小さいことを意味するため情報価値が高くなる。推定結果より、トピック 2「ストーリー・展開」に関するニュートラルやネガティブなクチコミは、他よりも情報価値が高いと

表 4 推定値：ドラマ品質に関するパラメータ

| パラメータ | 変数説明 | 事後平均 | 事後標準偏差 |
|-----------------------------|---------------------|--------------------|--------|
| ω | 品質反応パラメータ | 1.066** | 0.077 |
| γ | リスク回避パラメータ | 0.981** | 0.073 |
| クチコミシグナルの分散 | | | |
| δ_1 | 投票数 (自然対数) | -8.478** | 2.641 |
| μ_1^{pos} | トピック 1 のポジティブなクチコミ | 8.699** | 1.905 |
| μ_1^{neu} | トピック 1 のニュートラルなクチコミ | 5.748** | 1.507 |
| μ_1^{neg} | トピック 1 のネガティブなクチコミ | 11.488** | 2.790 |
| μ_2^{pos} | トピック 2 のポジティブのクチコミ | 6.134** | 0.046 |
| μ_2^{neu} | トピック 2 のニュートラルなクチコミ | 0.005 | 0.004 |
| μ_2^{neg} | トピック 2 のネガティブなクチコミ | 0.017 | 0.011 |
| μ_3^{pos} | トピック 3 のポジティブのクチコミ | 6.091 ⁺ | 3.687 |
| μ_3^{neu} | トピック 3 のニュートラルなクチコミ | 1.457 | 0.898 |
| μ_3^{neg} | トピック 3 のネガティブなクチコミ | 3.313 ⁺ | 2.009 |
| μ_4^{pos} | トピック 4 のポジティブのクチコミ | 6.978** | 2.09 |
| μ_4^{neu} | トピック 4 のニュートラルなクチコミ | 3.856 ⁺ | 2.220 |
| μ_4^{neg} | トピック 4 のネガティブなクチコミ | 4.430* | 2.094 |
| 初期信念の分散 (σ_{d1}^2) | | | |
| π_1 | 切片 | -7.093** | 0.797 |
| π_2 | 続編 | -2.896** | 0.739 |
| π_3 | 原作あり | 4.832** | 0.567 |

備考) **, *, + はそれぞれ 99%, 95%, 90%の信用区間が 0 を含まないことを示す。

理解できる。これは、クチコミがストーリーやドラマ展開について述べているとき、視聴者はドラマの品質をよりの確に判断できること、さらに、視聴者はリスクを回避するためネガティブなクチコミに注目することを示している。トピック 2「ストーリー・展開」は、経験属性であることから、妥当な結果である。一方、トピック 1「感情・人情」に関するクチコミは、他のトピックと比べ情報価値が低い。これは、トピック 1「感情・人情」はクチコミ発信者の個人的な感想や心象の変化と関連するため、他者にとって参考となる情報であるとは限らないことによると考えられる。同様に、トピック 4「俳優」に関するクチコミも情報価値が低い。これは、出演俳優に関する情報は探索属性でありメディアなどを通じて容易に入手できるため、クチコミを利用する必要性が低いことに加え、個人により俳優の嗜好が異なることによると考えられる。さらに、クチコミの感情極性（ポジティブ・ニュートラル・ネガティブ）によれば、概ねニュートラルなクチコミの情報価値が最も高く、ネガティブなクチコミが続く。この背景として、視聴者は、ニュートラルなクチコミを情報の客観性が高いと判断することが考えられる。

さらに、ドラマ視聴前に視聴者が有している不確実性（第 1 話視聴前の事前信念の分散）

について検討する。シリーズ化されたドラマ（以前に放映されたドラマの続編）は、シリーズ化されていない新規ドラマに比べ、 $(\pi_2 < 0)$ から初期信念の分散が小である。これは、続編であるドラマは、ドラマ設定や登場人物などが前編から継承されているため、視聴者は一定の事前知識を有しているためである。一方、小説や漫画などの原作に基づいたドラマにおいては、逆に $(\pi_3 > 0)$ から不確実性が大きいことは興味深い。原作の存在は不確実性を低下させると直感的には考えられる一方、小説や漫画などをドラマ化することの困難さも実務的には知られている。原作に触れたことのある視聴者にとって、ドラマが原作をどの程度まで忠実に再現できているのかについて、大きな不確実性を感じる事が少なくない。事実、クチコミでは、原作とドラマとの異同が議論となることが多い。たとえば、「原作は読みましたが（略）やはり原作の方が面白く、（略）ドラマは原作またアニメとは別物」「原作小説のファンとしては、ここまで原作の設定と全く違う設定にするなら（略）タイトルにこだわる必要ないのでは?」「櫻子さん（注：ドラマ名称）と付いてるだけに『これは違う』で文句が出ちゃうんだと。原作の名前を客寄せに使われるのは不愉快ですね」「いじりすぎれば原作を付けた意味が無いと叩かれるのは分かりきった事」などドラマと原作との差異を批判するクチコミが多く投稿されている。一方、「原作違うと言われていますが、ドラマとして非常に面白いので、原作ファンでもまた違った視点で楽しめる」など、差異が好意的に受け止められることもある。いずれにせよ視聴者は原作とドラマとの異同に敏感であるため、小説や漫画などの原作に基づいたドラマにおいては、不確実性が大きいと理解できる。これより実務的示唆として、原作に基づくドラマの場合、視聴者の事前期待の分散を小さくするため、ドラマの具体的な内容に関する視聴者との事前のコミュニケーションが特に重要であることが挙げられる。

最後に、クチコミによる視聴者の学習について検討する。提案したベイズ学習モデルでは、クチコミによる学習が進むにつれ、信念の分散がゼロに収束し、その後はクチコミからの学習は生起しない。そこで、学習速度を明らかにするために、 μ や π の推定値から信念の分散の時間的推移を計算した。結果、ドラマ品質に関する学習速度は速く、大半のドラマにおいて最初の 1 ないし 2 エピソードで学習が完了することが明らかになった。これは、実務的知見（ドラマ制作においては、最初の第 1 話・第 2 話が特に重要である）とよく一致する。

2 クチコミ消費から得られる効用

次に、視聴者がクチコミを消費（閲覧）することから得られる効用について検討する（表 5）。まず、閲覧者によって付与されたクチコミへの投票数は、視聴者がクチコミ消費から得る効用に影響を与えないことが示された。すなわち、閲覧者によるクチコミへの投票数

表 5 推定値：クチコミの消費に関するパラメータ

| パラメータ | 変数説明 | 事後平均 | 事後標準偏差 |
|------------------|---------------------|---------------------|--------|
| δ_2 | 投票数 (自然対数) | -0.796 | 2.710 |
| α_1^{pos} | トピック 1 のポジティブなクチコミ | 0.006 | 0.005 |
| α_1^{neu} | トピック 1 のニュートラルなクチコミ | -0.012 ⁺ | 0.007 |
| α_1^{neg} | トピック 1 のネガティブなクチコミ | 0.010 ^{**} | 0.004 |
| α_2^{pos} | トピック 2 のポジティブなクチコミ | -0.005 | 0.005 |
| α_2^{neu} | トピック 2 のニュートラルなクチコミ | -0.015 [*] | 0.006 |
| α_2^{neg} | トピック 2 のネガティブなクチコミ | 0.027 ^{**} | 0.006 |
| α_3^{pos} | トピック 3 のポジティブなクチコミ | 0.003 | 0.007 |
| α_3^{neu} | トピック 3 のニュートラルなクチコミ | -0.005 | 0.006 |
| α_3^{neg} | トピック 3 のネガティブなクチコミ | -0.001 | 0.005 |
| α_4^{pos} | トピック 4 のポジティブなクチコミ | -0.003 | 0.004 |
| α_4^{neu} | トピック 4 のニュートラルなクチコミ | -0.010 | 0.007 |
| α_4^{neg} | トピック 4 のネガティブなクチコミ | 0.008 | 0.005 |

備考) **, *, + はそれぞれ 99%, 95%, 90%の信用区間が 0 を含まないことを示す。

は、ドラマ品質の学習には影響を与える一方、クチコミを閲覧する楽しみ・喜びには影響を与えない。これより、閲覧者によるクチコミに対する外形的評価である投票数は、クチコミの有用性を示す一方、遊興性を表現していないと理解できる。

一方、トピックの感情極性に応じて、消費価値が変化することが理解できる。すなわち、トピック 1「感情・人情」について、ネガティブなクチコミが増加するときクチコミを消費する効用が増加する。これより、トピック 1「感情・人情」は、情報価値は低いものの、他者のネガティブな感情的コメントを閲覧することにより消費価値は高まると理解できる。同様に、トピック 2「ストーリー・展開」においても、ネガティブなクチコミに対して消費価値が高い（なお、トピック 2「ストーリー・展開」は、情報価値も高い）。これらの背景として、以下が挙げられる。トピック 1「感情・人情」およびトピック 2「ストーリー・展開」は、いずれもドラマの経験属性を表現する。そして、ドラマにおけるネガティブな現象やドラマに対するネガティブな評価を閲覧することにより、シャーデンフロイデ (Schadenfreude, 自分が手を下すことなく、他者が不幸・悲しみ・苦しみ・失敗に見舞われたこと見聞きしたとき生じる喜び・嬉しさなどの快感情) が喚起されると考えられる。その他、トピック 3「テーマ設定」やトピック 4「俳優」に関するクチコミは、感情極性によらず消費価値を確認できなかった。

3 その他の要素

最後に、ドラマ特性に対するパラメータの推定値を表 6 に示す。ドラマ特性として、21

表 6 推定値：ドラマ特性に関するパラメータ

| パラメータ | 変数説明 | 事後平均 | 事後標準偏差 |
|--------------|------------------|---------------------|--------|
| β_1 | 22 時開始のドラマ | -0.090 | 0.056 |
| β_2 | 23 時開始のドラマ | -1.324** | 0.098 |
| β_3 | 金曜日のドラマ | -0.070 | 0.086 |
| β_4 | 週末のドラマ | -0.092 ⁺ | 0.049 |
| σ_ξ | ξ_{dt} の標準偏差 | 0.378** | 0.015 |

備考) ** と + はそれぞれ 99% と 90% の信用区間が 0 を含まないことを示す。

時開始のドラマをベースとして、22 時開始および 23 時開始のドラマのダミーを推定した。また、放送曜日として、月曜日から木曜日までをベースに、金曜日と週末に放送されるドラマのダミーを各々推定した。推定結果によれば、23 時開始のドラマは、21 時開始のドラマに比べて効用が低い。この背景として、放送時間帯が遅いため、視聴が困難な視聴者が存在することが挙げられる。なお、既存研究によれば、23 時開始のドラマでは録画によるタイムシフト視聴が多い一方 (Ishihara et al., 2022)、本研究で用いた視聴率データにはタイムシフト視聴が含まれていない。このため、タイムシフト視聴を含めたデータを用いたとき、異なる推定結果が得られる可能性がある。また、週末に放送されるドラマは、平日に放送されるドラマに比べ僅かに効用が低い。品質をコントロールした後の効用であるため、土日のドラマの品質が高いことが原因である可能性がある。なお、「枠」効果（放送局・曜日・時間帯により、固有の視聴行動や番組内容が観察できる。たとえば、「月 9」「火 10」など⁶⁾）が実務的に広く知られているため、今後、それらの知見と統合しながらさらに考察を進めたい。

Ⅶ 結 論

個人は製品・サービスを継続的に消費しながら評価・学習を繰り返し、次回以降の消費に向けて準備する。このとき、消費経験のみならずクチコミも評価・学習に大きな影響を与える。そこで、本研究では、個人が製品・サービスを継続的に消費するとき、クチコミが果たす役割について包括的に考察した。まず、クチコミの質的内容（テキストによるコメント）からトピックを抽出した後、クチコミの感情極性を判定することによりクチコミの質的内容と継続的な消費との関連性を考察した。次に、静的バイズ学習選択モデルを拡張し、クチコミから得られる効用について、製品・サービスに関する学習を促す効用と他者のクチコミを消費（閲覧）することから得られる効用に分離し、それらの時間的変化を

6) たとえば、「ドラマよ『枠』を超えよ!」『GALAC』, 2017 年 11 月号, 12-25 を参照されたい。

考察した。そして、クチコミの属性や感情極性に応じて情報価値や消費価値が異なることを明らかにした。

先行研究において、個人があるクチコミに接したときの学習効果の源泉として、たとえば、クチコミ投稿者による評点（満足度など）が注目されてきた。一方、本研究において、クチコミの質的側面（トピック、コメントの感情極性、クチコミに対する他者からの投票など）に着目したこと、クチコミの効用を学習と消費に分解し考察したことは意義がある。

今後の課題として以下が挙げられる。本研究では視聴率として集計データを利用したため、視聴者間の異質性などを十分に考慮することが難しかった。たとえば、すべてのエピソードを視聴した視聴者とエピソードを断続的に視聴する視聴者が存在するとき（Ishihara et al., 2022）、視聴者間でクチコミの情報価値と消費価値は異なると考えられる。今後、個人の異質性に注意しながら、製品・サービスの継続的な消費に与えるクチコミの効果を考察したい。

参考文献

- 安藤和代 (2012) 「クチコミはどのように語られているのか—クチコミ動機と言語タイプの関係性について実証的考察」『千葉商大論叢』, 49 (2), 177–192。
- 白井浩子 (2014) 「クチコミの促進要因に関する先行研究の整理と今後の研究課題」『季刊マーケティングジャーナル』, 34 (1), 158–169。
- 大西浩志 (2015) 「レビュー—ソーシャルメディアとマーケティング研究（その2）—市場の理解とソーシャルメディア・データのバイアス—」『季刊マーケティングジャーナル』, 34 (3), 58–68。
- 澁谷寛 (2006) 「インターネット上の情報探索—消費者によって発信された体験・評価情報の探索プロセス」『消費者行動研究』, 13 (1), 1–28。
- 杉谷陽子 (2009) 「インターネット上の口コミの有効性—製品の評価における非言語的の手がかりの効果」『上智経済論集』, 54 (1-2), 47–58。
- 濱岡豊 (1994) 「口コミの発生と影響のメカニズム」『消費者行動研究』, 2 (1), 29–73。
- 水野誠・大西浩志・澁谷寛・山本晶 (2019) 「デジタルメディア環境下の C2C インタラクション—研究動向の概観と展望」『マーケティングサイエンス』, 26 (1), 7–39。
- Ackerberg, Daniel A. (2003) “Advertising, Learning, and Consumer Choice in Experience Good Markets: An Empirical Examination,” *International Economic Review*, 44 (3), 1007–1040.
- Arndt, Johan (1967) *Word of Mouth Advertising: A Review of the Literature*: The Advertising Research Foundation, INC.
- Berger, Jonah and Schwartz, Eric M. (2011) “What Drives Immediate and Ongoing Word of Mouth?,” *Journal of Marketing Research*, 48 (5), 869–880.
- Berger, Jonah, Sorensen, Alan T., and Rasmussen, Scott J. (2010) “Positive Effects of Negative Publicity: When Negative Reviews Increase Sales,” *Marketing Science*, 29 (5), 815–8278.
- Blei, David M., Ng, Andrew Y., and Jordan, Michael I. (2003) “Latent Dirichlet Allocation,” *Journal of Machine Learning Research*, 3, 993–1022.
- Bone, Paula Fitzgerald (1995) “Word-of-mouth effects on short-term and long-term prod-

- uct judgments,” *Journal of Business Research*, 32 (3), 213–223.
- Brooks, Robert C. (1957) ““Word-of-mouth” advertising in selling new products,” *Journal of Marketing*, 22 (2), 154–161.
- Buttle, Francis A. (1998) “Word of Mouth: Understanding and Managing Referral Marketing,” *Journal of Strategic Marketing*, 6 (3), 241–254.
- Cheema, Amar and Kaikati, Andrew M. (2010) “The Effect of Need for Uniqueness on Word of Mouth,” *Journal of Marketing Research*, 47 (3), 553–563.
- Chesney, Thomas and Fire, Michael (2014) “Diffusion Through Networks of Heterogeneous Nodes in a Population Characterized by Homophily,” *Nottingham University Business School Research Paper*.
- Chevalier, Judith A. and Mayzlin, Dina (2006) “The Effect of Word of Mouth on Sales: Online Book Reviews,” *Journal of Marketing Research*, 43 (3), 345–354.
- Ching, Andrew and Ishihara, Masakazu (2012) “Measuring the Informative and Persuasive Roles of Detailing on Prescribing Decisions,” *Management Science*, 58 (7), 1374–1387.
- Ching, Andrew T (2010) “Consumer learning and heterogeneity: Dynamics of demand for prescription drugs after patent expiration,” *International Journal of Industrial Organization*, 28 (6), 619–638.
- Cowley, Elizabeth and Rossiter, John R. (2005) “Range Model of Judgments,” *Journal of Consumer Psychology*, 15 (3), 250–262.
- Cox, Donald F. (1967) *Risk taking and information handling in consumer behavior*: Harvard University.
- Crawford, Gregory S. and Shum, Matthew (2005) “Uncertainty and learning in pharmaceutical demand,” *Econometrica*, 73 (4), 1137–1173.
- Day, George S. (1971) “Attitude Change, Media and Word of Mouth,” *Journal of Advertising Research*, 11 (6), 31–40.
- Dichter, Ernest (1966) “How Word of Mouth Advertising Works,” *Harvard Business Review*, 44 (6), 147–166.
- Engel, James E., Blackwell, Roger D., and Miniard, Paul W. (1995) *Consumer Behavior, 8th ed.*: Dryden Press.
- Erdem, Tülin and Keane, Michael P (1996) “Decision-making under uncertainty: Capturing dynamic brand choice processes in turbulent consumer goods markets,” *Marketing science*, 15 (1), 1–20.
- Godes, David and Mayzlin, Dina (2004) “Using Online Conversations to Study Word-of-Mouth Communication,” *Marketing Science*, 23 (4), 545–560.
- Godes, David and Silva, Jose (2012) “Sequential and Temporal Dynamics of Online Opinion,” *Marketing Science*, 31 (3), 448–473.
- Hennig-Thurau, Thorsten, Gwinner, Kevin, Walsh, Gianfranco, and Gremler, Dwayne (2004) “Electronic Word-of-Mouth Via Consumer-Opinion Platforms: What Motivates consumers to Articulate Themselves on the Internet?,” *Journal of Interactive Marketing*, 18 (1), 38–52.
- Herr, Paul, Kardes, Frank R., and Kim, John (1991) “Effects of word-of-mouth and product-attribute information on persuasion: An accessibility-diagnostics perspective,” *Journal of Consumer Research*, 17 (4), 454–462.
- Hong, Kevin, Yu Chen, Pey, and Hitt, Lorin M. (2014) “Measuring Product Type with Sequential Dynamics of Online Product Reviews: Theory and Applications,” *Workshop on Information Systems and Economics*, 1–31.

- Ishihara, Masakazu, Kim, Baek Jung, and Kumakura, Hiroshi (2022) “The Role of Time-shifting in Serial Drama Viewing: Implications for Drama Producers and Advertisers,” Working paper.
- Ishihara, Masakazu and Liu, Yuzhou (2019) “A Dynamic Structural Model of Endogenous Consumer Reviews in Durable Goods Markets,” Working paper.
- Kotler, Philip T. and Keller, Kevin Lane (2021) *Marketing Management, Global Edition, 16th ed.*: Pearson.
- Li, Xin and Hitt, Lorin M. (2008) “Self Selection and Information Role of Online Product Reviews,” *Information Systems Research*, 19 (4), 456–474.
- Liu, Yong (2006) “Word of Mouth for Movies: Its Dynamics and Impact on Box Office Revenue,” *Journal of Marketing*, 70 (3), 74–89.
- Moe, Wendy W. and Schweidel, David A. (2012) “Online Product Opinions: Incidence, Evaluation, and Evolution,” *Marketing Science*, 31 (3), 372–386.
- (2014) *Social Media Intelligence*: Cambridge University Press.
- Moe, Wendy W. and Trusov, Michael (2011) “The Value of Social Dynamics in Online Product Ratings Forums,” *Journal of Marketing Research*, 48 (3), 444–456.
- Nyer, Prashanth (1999) “Cathartic complaining as a means of reducing consumer dissatisfaction,” *Journal of Consumer Dissatisfaction, Dissatisfied and Complaining Behavior*, 12.
- Reichheld, Fredelick F. (2003) “The One Number You Need to Grow,” *Harvard Business Review*, 81 (12), 46–54.
- Richins, Marsha L. (1984) “Word of Mouth Communications as Negative Information,” *Advances in Consumer Research*, 11 (1), 697–702.
- Rime, Bernard, Mesquita, Batja, Philippot, Pierre, and Boca, Stefano (1991) “Beyond the Emotional Event: Six Studies on the Social Sharing of Emotion,” *Cognition and Emotion*, 5 (5).
- Schweidel, David A. and Moe, Wendy W. (2014) “Listening in on Social Media: A Joint Model of Sentiment and Venue Format Choice,” *Journal of Marketing Research*, 51 (4), 387–402.
- Sheth, Jagdish N. (1971) “Word of Mouth in Low-Risk Innovations,” *Journal of Advertising Research*, 11 (3), 15–18.
- Sundaram, D.S., Mitra, Kaushik, and Webster, Cynthia (1998) “Word-of-Mouth Communications: A Motivational Analysis,” *Advances in Consumer Research*, 25, 527–531.
- Takamura, Hiroya, Inui, Takashi, and Okumura, Manabu (2005) “Extracting Semantic Orientations of Words using Spin Model,” in *Proceedings of the 43rd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL2005)*, 133–140.
- Tong, Yu, Wang, Xinwei, and Teo, Hock-Hai (2007) “Understanding the Intention of Information Contribution to Online Feedback Systems from Social Exchange and Motivation Crowding Perspectives,” *Proceedings of the 40th Hawaii International Conference on System Sciences (HICSS’07)*, 1–10.
- Trusov, Michael, Bucklin, Randolph E., and Pauwels, Koen (2009) “Effects of Word-of-Mouth versus Traditional Marketing: Findings from an Internet Social Networking Site,” *Journal of Marketing*, 73 (5), 90–102.
- Wangenheim, Florian and Bayón, Tomás (2004) “The effect of word of mouth on services switching: Measurement and moderating variables,” *European Journal of Marketing*, 38 (9).

- Westbrook, Robert A. (1987) "Product/Consumption-Based Affective Responses and Postpurchase Processes," *Journal of Marketing Research*, 24 (3), 258–270.
- Wetzer, Inge M., Zeelenberg, Marcel, and Pieters, Rik (2007) "Never Eat In That Restaurant, I Did!: Exploring Why People Engage In Negative Word of Mouth Communication," *Psychology and Marketing*, 24 (8), 661–680.
- Williams, Martin and Buttle, Francis (2014) "Managing Negative Word-of-Mouth: An Exploratory Study," *Journal of Marketing Management*, 30 (13).
- Zhao, Yi, Yang, Sha, Narayan, Vishal, and Zhao, Ying (2013) "Modeling Consumer Learning from Online Product Reviews," *Marketing Science*, 32 (1), 153–169.
- Zhu, Feng and Zhang, Xiaoquan (2010) "Impact of Online Consumer Reviews on Sales: The Moderating Role of Product and Consumer Characteristics," *Journal of Marketing*, 74 (2), 133–148.