

# 情報通信産業におけるプラットフォームとコンテンツの市場戦略

研究代表者

勝又 壮太郎

大阪大学大学院経済学研究科准教授

## 1 はじめに

情報通信技術の発展は、企業の生産、流通を効率的に変えただけでなく、企業と消費者とのコミュニケーションを活発にし、我々の社会生活に多大な利益をもたらしている。とくに、消費者によって発信される情報は大量であり、他の消費者に大きな影響を与え、企業の財務的成果に影響を及ぼすこともある。消費者の発信する情報は、企業の発信する情報と異なり第三者による公正な評価であり、また、消費者個人の等身大の評価は高い説得力を持つ。

情報通信総合研究所（2016）の報告によると、多くの消費者が情報源としてオンラインレビューを参考にしているとされ、年齢別の集計においても、すべての年齢層でその割合は高いが、とくに若年層で、ネット上の口コミを参考にする割合が高くなっている。さらに、全年代で8割から9割の消費者が「レビューを見て商品を購入したことがある」と回答している。また、BrightLocal（2020）によると、米国のローカルビジネスを対象とした調査でも同様の傾向が見られ、87%の消費者がオンラインレビューを閲覧しているという集計結果が得られている。これは、2019年の81%から6ポイント増加しており、近年、オンラインレビューの重要性が高まり続けていることがわかる。このことから、オンラインレビューが消費者の購買意思決定に大きな影響を及ぼしていることがわかる。オンラインレビューを分析することで、競合製品の評価、市場の競争状況の把握、製品改善や新製品開発のための情報収集が可能となるといえる。

ただし、オンラインレビューの分析には、いくつか考慮すべき点がある。第1は、データの形式についてである。オンラインレビューは自然言語で執筆された非構造化データである（Balducci and Marinova 2018）。非構造化データを統計的分析にかけるためには、定量化の作業が必要であり、目的に即した方法で定量化し、分析できる構造化データとしなければならない。とくにマーケティング分野においては、近年テキストデータを分析する包括的な枠組みが提示されており（Berger et al. 2018; Humphreys and Wang 2018）、実用的な分析を行うための方法は確立されつつある。また、データの分析においても、機械学習分野で開発された自然言語解析のための統計モデルを使うことができる。とくに、トピックモデルの一つであり、Blei, Ng, and Jordan（2003）によって提案されたLDA（latent Dirichlet allocation）は、高速で安定した推定法であるcollapsed Gibbs samplingを利用することができ（Griffiths and Steyvers 2004）、モデルの拡張も容易であるため、LDAをベースとした多くの拡張モデルが提示されている。このような自然言語解析の手法を活用することで、消費者による評価情報の類型化（e.g., Büschken and Allenby 2016, 2020; Tirunillai and Tellis 2014）、市場構造の分析（e.g., Lee and Bradlow 2011, Netzer, et al., 2012）など、幅広いマーケティング課題に対する示唆を得ることができる。そこで、本研究においても、コンテンツの市場戦略への示唆を得るために、トピックモデルを活用する。

次に、オンラインレビューの分析における第2の論点は、レビューの質についてである。レビューで重視する点を選択式で回答してもらった設問では、「信頼性」という回答が最も多くなっている。しかしながら、近年、偽レビュー問題などの問題から、レビューの信頼性が重要な課題となっている（e.g., Chen, Guo and Huang 2021）。そこで、レビューの信頼性を高める1つの指標が「役に立つ」あるいは「参考になる」などというユーザーからのレビュー評価である（金・多田・勝又, 2020）。企業によるレビュー操作の問題を扱ったMayzlin, Dover, and Chevalier（2014）も、役に立つレビューの数は「ダブルレビュー」であり、レビューの質を保証する指標になりうると主張している。このような観点から、多くの閲覧者に評価され、信頼できるレビューとされる「役に立つ投票」は、消費者にとって重要な指標となると考えられる。したがって、ユーザーレビューの品質を調べるには、その民主的な評価である「投票」を分析に取り入れることが有効と考えられる。ネット上のレビューは誰でも投稿できるため、利害関係者による不公正なレビューや偽のレビュー投稿を排除することは難しいが、多くの閲覧者から「参考になった」や「役に立つ」という評価を得ているレビューは信頼性が高いと考えられる。

そこで、本研究では、オンライン上のレビューを掲載しているプラットフォームを分析対象として、そこでコンテンツを配布するベンダーのレビューについて「参考になった」という情報を活用した分析手法を適

用し、コンテンツのマーケティング戦略について示唆を得ることを目的とする。

## 2 関連する研究

### 2-1 オンラインレビューデータの分析

オンラインレビューの活用に関する研究は、いくつかの論点が見られる。1 つは予測因子としてのオンラインレビューの活用である。オンラインレビュー上の評価は、その後の製品売上やその他の財務成果に正の関係があるされており、オンラインレビューでの評価を観察して、市場の動向を予測するというものである (e.g., Chevalier and Mayzlin 2006; Dellarocas, Zhang, and Awad 2007; Liu 2006)。また、新しいメディアとして消費者と企業とのコミュニケーションを議論する研究も多くみられている (Stephen and Galak 2012; Tirunillai and Tellis, 2014; Dellarocas 2003)。

ただし、オンラインレビューを分析する際には、その内容に踏み込んでレビューの影響を検討する必要がある。企業が発信する通常の広告と異なり、オンラインレビューは必ずしも製品に対するポジティブな評価をしているわけではない。製品に対するネガティブなレビューであれば、企業の財務成果に対して負の影響を与える可能性もある。これまでの研究では、このような評価は Valence (極性、感情) と呼ばれ、ネガティブなレビューが企業に悪影響を与えることが実証的に示されている (Chevalier and Mayzlin, 2006; Liu, 2006; Moe and Trusov, 2011; Moe and Schweidel, 2012)。

そこで、自然言語で書かれたレビューの内容を評価し、分析するフレームワークが必要になる。マーケティング分野においては、テキストデータをはじめとする数値で得られないデータは「非構造化データ (Unstructured Data)」と呼ばれ (Balducci and Marinova 2018)、近年急速に活用が広がっている (Berger et al. 2020; Humphreys and Wang 2017)。ここで、Berger et al. (2020) によって提示されているテキストデータの分析フレームワークにおいては、テキストデータの定量化と統計的分析のステップが示されているが、分析手法の一つとして挙げられているのが LDA である。LDA、テキストデータを分類する統計モデルであり、大量に観測されるオンラインレビューが全体としてどのような話題を持つのかを検討するために有用なモデルである。

### 2-2 「参考になった」の活用

オンラインレビューにおいては、テキスト情報と同様に評価情報 (Valence) を考慮する必要があるという点は、マーケティング研究分野で広く共有されているが、もう 1 つの重要な情報として、他の消費者からの評価である Vote (投票) がある (Mudambi and Schuff 2010; Lu, Wu, and Tseng 2018)。現在、多くのオンラインレビュープラットフォームにおいては、投稿されたレビューを閲覧者が評価する機能が実装されており、「いいね」、「参考になった」など呼び方は様々であるが、消費者がレビューの価値を集合的に評価することができるようになってきている (金・多田・勝又 2020)。評価の高いレビューは他の消費者によっても参考にされやすくなり (Egebark and Ekstrom 2018)、実際の企業業績と関連するといわれている (Ding, et al. 2017)。

このようなオンラインレビューに付加されている情報を分析するためには、テキストデータのみを分析対象とする LDA だけでは不十分であり、モデルを拡張する必要がある。幸いなことに、LDA はモデルの拡張が容易であり、これまでの研究でも、Valence とテキストの両方をインプットとして含めることができるモデルも提示されている (e.g., Büschken and Allenby 2016, 2020; Tirunillai and Tellis 2014)。そこで本研究でも、テキスト情報に加えて「参考になった」投票数を含むトピックモデルを開発し、レビューデータの分析に用いる。

## 3 データの概要

### 3-1 分析対象となるデータ

スマートフォンの OS は、現在 Apple の iOS と Google の Android がシェアを 2 分している。スマートフォンが既存の PC と大きく異なる 1 つの点は、アプリストアによるアプリの統制である。PC ではユーザーが自由にアプリを開発することができ、どのようなアプリであってもインターネットにアップロードし、ユーザ

一はそれらをダウンロードして使うことができる。したがって、個人の作成するアプリに不具合が残っている場合や、悪意のあるプログラムを含んである場合があり、アプリのダウンロードとインストールにはある程度の注意が必要である。しかしながら、スマートフォンのアプリは、OSを管理しているプラットフォームであるAppleおよびGoogleが審査を行い、原則として、ユーザーはプラットフォームの用意した公式のアプリストアからアプリをダウンロードしインストールすることになる。ユーザーにとっても、プラットフォームの審査があるためにアプリの品質や安全性についての不確実性が低減され、また、1つのアプリストアですべてのアプリを入手することができるため、目的のアプリを見つけるための探索時間も低減される。

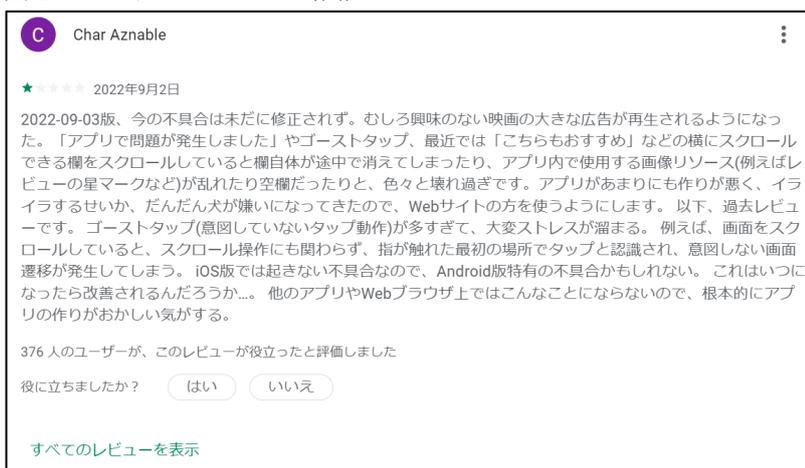
また、このアプリストアには、ユーザーがアプリのレビューを投稿することができ、レビューの評価（参考になった投票）を行うこともできる。ユーザーはアプリストアを巡回して複数のアプリの概要やレビューを比較することができる。研究対象としても、ほぼすべての主要なアプリが1つのウェブサイトからダウンロードされるため、このプラットフォームを観察することで市場の概況を確認することができるため、研究目標に対して好適な対象であるといえる。

### 3-2 データの収集

本研究でデータの収集対象とするプラットフォームはGoogle Playである。Google Playからは、上述のようにAndroidで利用できるアプリをダウンロードすることができる。本研究では、まず市場調査会社から提供されたアプリの利用データをもとにレビューデータを収集するアプリをリストアップして、そこからレビューの収集を行う。まず、候補となるアプリの選定のために、本研究では、株式会社インテージから提供されたi-SSPモバイルのアプリ起動ログを参考にする。ここで、起動回数が多い上位1000のアプリを特定し、これを候補としてレビューを収集する。データの収集対象は、2019年4月に投稿されたレビューであり、データの収集は2022年1月に行った。アプリ起動ログからリストアップした起動回数が多いアプリには、OSのシステムに関連するアプリや、通信会社や端末会社によってプリインストールされているアプリなどもあるため、全てのアプリについてレビューが投稿されているわけではない。また、当該期間中にレビューが投稿されていないアプリもある。

図1は具体的なアプリのレビューの例である。レビューにはレーティング（5つ星）、テキストで記述された本文があるが、その下に「○人のユーザーが、このレビューが役立ったと評価しました」という情報と、「役に立ちましたか？ はい いいえ」という欄がある。これが閲覧者による投票結果と、閲覧者の投票欄である。本研究では、この本文と「役に立った」という評価の2つの情報を用いる。

図1: アプリのレビュー (例)



出典) <https://play.google.com/store/>

2019年4月のレビューについて、収集されたレビューの総数は104,615件である。また、上記1,048のアプリのうち、実際にレビューが1件以上投稿されていたアプリは777個であり、これを分析対象とする。分析対象のアプリについて集計すると、アプリごとのレビュー投稿数については、平均値が134.6件、最小値

が1件、中央値が37件、最大が3,355件であった。第一四分位値は10なので、分析対象となるアプリの1/4は、当該月のレビューが10件以下であるといえる。

また、「参考になった」投票数については、平均値が4.42、最大値が2,756件であるが、中央値が0件、第三四分位値が2件であり、多くのレビューがまったく「参考になった」という投票が得られていない一方、少数のレビューが多くの投票を集めているという構造が明らかになった。

### 3-2 テキストデータの定量化

テキストデータの定量化においては、まずは文章を単語に分類する必要がある。本研究ではKudo, Yamamoto, and Matsumoto (2004)によって提案された日本語の形態素解析器であるMeCabを用いる。MeCabによって語を分解し、名詞、動詞、形容詞の原型のみを抽出して分析対象とする。ただし、MeCabによって語を分解する際、「使えない」や「できない」などの打消しがある語が観測された際は、打消しを考慮する。なぜなら、「使えない」は動詞「使える」に打消しの助動詞「ない」が付されることで「使える」というポジティブな単語がネガティブな単語に反転することになり、意味がまったく反転することになるので、打消しを考慮せずに単語を分解してしまうと分析結果の解釈が不正確になってしまう可能性があるためである。そこで、「ない」をはじめとする打消しが付された動詞には、たとえば「使える」に対して「使える(-1)」など、「(-1)」を付し、別の語彙として解釈する。また、ひらがなおよびカタカナだけで2文字以下の語、数値のみの語、英語のみで2文字以下の語は分析から除外する。こうして得られた単語データについて、語長618,105、語彙数8,222である。表1には、データから観測される語彙について、観測回数の多い上位45語を掲出したものである。

表1: 観測件数の多い語彙

| 順位 | 語       | 件数    | 順位 | 語       | 件数   | 順位 | 語     | 件数   |
|----|---------|-------|----|---------|------|----|-------|------|
| 1  | 使う      | 10930 | 16 | 出来る     | 3147 | 31 | 画面    | 2333 |
| 2  | 楽しい     | 9996  | 17 | 出来る(-1) | 3139 | 32 | 更新    | 2203 |
| 3  | アプリ     | 8744  | 18 | 表示      | 3042 | 33 | GACHA | 2190 |
| 4  | 良い      | 8686  | 19 | しまう     | 2893 | 34 | 言う    | 2016 |
| 5  | 思う      | 8232  | 20 | すぎる     | 2840 | 35 | 動画    | 1998 |
| 6  | やすい     | 7680  | 21 | 課金      | 2823 | 36 | 好き    | 1876 |
| 7  | 面白い     | 6089  | 22 | ほしい     | 2745 | 37 | 自分    | 1859 |
| 8  | ゲーム     | 5419  | 23 | くださる    | 2692 | 38 | イベント  | 1745 |
| 9  | できる     | 4776  | 24 | 出る      | 2636 | 39 | くれる   | 1743 |
| 10 | できる(-1) | 4014  | 25 | 時間      | 2594 | 40 | にくい   | 1699 |
| 11 | 便利      | 3667  | 26 | キャラ     | 2514 | 41 | ポイント  | 1667 |
| 12 | 欲しい     | 3359  | 27 | アップデート  | 2500 | 42 | 簡単    | 1667 |
| 13 | 最高      | 3341  | 28 | 改善      | 2475 | 43 | られる   | 1656 |
| 14 | 多い      | 3306  | 29 | 広告      | 2425 | 44 | 毎日    | 1655 |
| 15 | 見る      | 3249  | 30 | 機能      | 2399 | 45 | 最近    | 1638 |

## 4 モデルと推定結果

### 4-1 モデル

本節では、トピックモデルを拡張した分析モデルを定義する。本研究では、個々のレビュー評価をトピックに分類しながら、それぞれのトピックにおける平均的な「役に立った」投票数を合わせて推定できるモデ

ルを定義する。前述のように LDA は多くの拡張モデルを持つが、本研究のモデルは、評価情報付き LDA (金・多田・勝又, 2020) を拡張した、ポアソン分布をする評価情報付き LDA (一小路ら 2022) を用いる。評価情報付き LDA は、テキストで表現される文書情報と文書に付された非負整数値の評価情報の両方を使って文書を分類するモデルである。非負整数値の評価情報に幾何分布を仮定しているため、LDA と同様に collapsed Gibbs sampling によるパラメータ推定を行うことができる。これに加えて、一小路ら (2022) では、金ら (2020) のモデルを拡張して、幾何分布ではなくポアソン分布を仮定している。本研究でも、このポアソン分布を仮定したモデルを利用するため、以下の定義は一小路ら (2022) に従う。

まず、アプリレビューデータベースで観測される単語が全  $N$  個であるとして、第  $i$  個目の単語を  $w_i$  とおく。観測された単語の総数を  $V$  個とすると、このいずれかが 1 つが観測されているので、 $w_i$  が従う分布に  $V$  次元のカテゴリカル分布を仮定することができる。

$$w_i \sim \text{Categorical}_V(\psi) \quad (1)$$

ただし、パラメータ  $\psi$  の値は潜在的なトピック所属パラメータ  $z_{ik}$  に依存し、質量関数は以下のように定義される。潜在的なトピック数は  $K$  個とする。

$$\pi(w_i | z_i, \psi) = \prod_{v=1}^V \left( \prod_{k=1}^K \psi_{kv}^{z_{ik}} \right)^{w_{iv}} \quad (2)$$

次にパラメータ  $z_i$  には以下の分布を仮定する。

$$z_{ti} \sim \text{Categorical}_K(\theta) \quad (3)$$

ここで、パラメータ  $\theta$  の値は観測されるレビュー所属変数  $x_{id}$  に依存する。 $x_{id}$  は、第  $i$  個目の語がレビュー  $d$  で観測されるものであれば 1、そうでなければ 0 をとる変数である。分析対象とするレビューの総数は  $D$  である。

$$\pi(z_i | \theta) = \prod_{k=1}^K \left( \prod_{d=1}^{D_t} \theta_{dk}^{x_{id}} \right)^{z_{ik}} \quad (4)$$

以上が Blei, et al. (2003) および Griffiths and Steyvers (2004) によって提案された LDA の定義であるが、LDA は「参考になった」に関する情報を持たない。そこで、本研究では、これに加えて、レビュー  $d$  の「役に立った」投票数を  $y_d$  とおき、ポアソン分布を仮定する。

$$y_d \sim \text{Poisson}(\lambda) \quad (5)$$

ここで、起動回数のパラメータも所属するトピックに依存する構造を仮定する。 $c_d$  は、レビュー  $d$  の「役に立った」投票数と所属トピックの関係を規定するパラメータである。

$$\pi(y_d | \lambda) = \prod_{k=1}^K \left( \frac{\exp(\lambda_k) \lambda_k^{y_d}}{y_d!} \right)^{c_{dk}} \quad (6)$$

また、 $c_d$  についても、 $z_{ti}$  と同じ構造を仮定し、共通した事前パラメータ  $\theta_t$  を仮定する。

$$c_{td} \sim \text{Categorical}_K(\theta_t) \quad (7)$$

$$\pi(c_{td}|\theta_t) = \prod_{k=1}^K (\theta_{tdk})^{c_{tdk}} \quad (8)$$

#### 4-2 推定

事前分布としては、オリジナルの LDA と同様に、共役分布であるディリクレ分布を仮定し、 $\psi_k \sim \text{Dirichlet}(\beta)$ 、 $\theta_d \sim \text{Dirichlet}(\alpha)$ とする。また、ポアソン分布の事前パラメータについては、共役分布である  $\lambda_k \sim \text{Gamma}(a, b)$ を仮定する。

推定においては、MCMC 法を用いるため条件付き事後分布を導出する必要がある。 $\pi(w|z, \psi) \times \pi(\psi)$ および  $\pi(z, c|\theta) \times \pi(\theta)$ については閉じた形で周辺確率が得られるため、 $\pi(w|z) = \int \pi(w|z, \psi) \times \pi(\psi) d\psi$ 、 $\pi(z, c) = \int \pi(z, c|\theta) \times \pi(\theta) d\theta$ を利用した collapsed Gibbs sampling を使うことができる。ただし、 $\lambda$ の条件付き事後分布はガンマ分布になるため、本研究では一小路ら(2022)を参考に $\lambda$ を積分消去せず、Gibbs sampling から $\lambda$ を得て、これを所与として $c_d$ をサンプリングする方法をとる。未知パラメータは $\{z, \lambda, c\}$ であり、サンプリングのステップは以下の通りである。

Step 1)  $z_i|z_{-i}, c, w$ のサンプリング

以下のカテゴリカル分布から得ることができる。

$$z_i|z_{-i}, w \sim \text{Categorical}_K(\xi) \quad (9)$$

ただし、 $\xi_k = p_k / \sum_{l=1}^K p_l$ 、 $p_k = \{(\sum_{j=1, j \neq i}^N w_{jv} * z_{jk} + \beta) / (\sum_{j=1, i \neq j}^N \sum_{v=1}^V w_{jv} z_{jk} + V\beta)\} \times (\sum_{j=1, i \neq j}^N z_{jk} x_{jd} + c_{dk} + \alpha)$ である。また、 $v^*$ は $w_{iv} = 1$ となる要素である。

Step 2)  $\lambda_k|c, y$ のサンプリング

事後分布はガンマ分布になる。

$$\lambda_k|c, y \sim \text{Gamma}\left(\sum_{d=1}^D c_{dk} y_d + a, \sum_{d=1}^D c_{dk} + b\right) \quad (10)$$

Step 3)  $c_d|c_{-d}, \lambda, z, y$ のサンプリング

事後分布について、 $\theta$ の関係する項は周辺化しているが、 $\lambda$ の関係する項については、 $\lambda$ を所与として確率を計算し、カテゴリカル分布からサンプルを取得する。

$$c_d|c_{-d}, \lambda, z, y \sim \text{Categorical}_K(\eta) \quad (11)$$

ただし、 $\eta_k = q_k / \sum_{l=1}^K q_l$ 、 $q_k = \exp(-\lambda_k) \lambda_k^{y_d} \left(\prod_{j=1}^{\sum_{i=1}^N z_{ik} x_{id}} (j + \alpha)\right)$ である。

分析においては、ハイパーパラメータを事前に決めておく必要がある。本研究では、ディリクレ分布のハイパーパラメータとして $\alpha = 0.1, \beta = 50/K$ とした、また、ガンマ分布のハイパーパラメータとして $a = b = 1$ としている。また、トピック数については $K = 10$ とした。加えて、MCMC 法による推定であるため、イタレーションの回数を決める。イタレーションの回数については、初めの 500 回を稼働検査期間として捨て、後の 1000 回をサンプルとして取得している。

#### 4-3 推定結果

表 2 はトピックの推定結果である。頻出語については、各トピックで $\psi_k$ の大きな語を順に並べている。この頻出語を見ることで、各トピックで議論されている内容をおおよそ知ることができる。また、 $\lambda_k$ はポアソ

ン分布のパラメータであり、ポアソン分布性質から、この数値は期待される「役に立った」投票数と解釈することができる。表2はこの $\lambda_k$ を降順に並べており、上の方に掲載されているトピックほど、閲覧者にとって参考になるトピックであり、下の方に掲載されているトピックほど、閲覧者にとって参考にならないトピックである。また、件数は、当該トピックに所属すると判定されたレビューの数である。トピックの所属については、パラメータ $c_d$ を参考にしている。例えばレビュー $d$ について、推定における第 $h$ 回目のイタレーションで得られたトピック所属パラメータ $c_d^{(h)}$ とする。このとき、レビュー $d$ について $\sum_{h=1}^H c_{dk}^{(h)} = \max(\sum_{h=1}^H c_{d1}^{(h)}, \dots, \sum_{h=1}^H c_{dk}^{(h)})$ であれば、レビュー $d$ はトピック $k$ に所属すると判定する。

表2からわかるように、最も参考にされやすいのはtopic 6である。ここに所属するレビューがわずか420件であるが、平均175.9件の「役に立った」を集めている。ここでの頻出語は、「できる(-1)」、すなわち「できない」や、「改善」、「更新」など、不具合に対するレビューが多いことがわかる。また、「お願い」など、ベンダーに対するリクエストも含まれていると考えられる。アプリに不具合があると、そもそもアプリの利用に重大な問題を引き起こすため、こうした基本的な問題を他のユーザーに報告し、あるいはベンダーに対して解決を要求するようなレビューはとても参考にされやすいということがわかる。

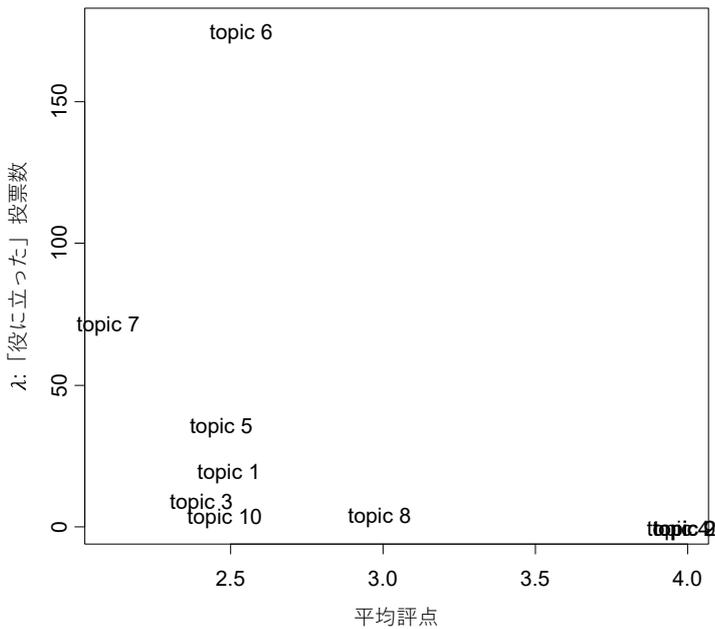
次に、topic 7も平均的な参考にされやすさが73.1であり、全体的な値から比較すると非常に大きい。このトピックでは、「対応」、「運営」などの単語が頻繁に観測されていることがわかる。このトピックは不具合というよりも実際のアプリの運営に関する評価をしているトピックであるといえる。スマートフォンのアプリは、ゲームをはじめとして、常にサーバーと通信があり、新しいイベントやキャンペーンなどが頻繁に開催されるものも多い。こうしたイベントやキャンペーンを期待しているユーザーも多いが、特定のユーザーのみに利益となるようなイベントや一部のユーザーに不利益をもたらすようなキャンペーンは、ユーザーの反発を招く可能性もあり、イベント開催におけるバランスのとり方は難しい。スマートフォンアプリでは、継続的に利用してもらえするための施策が重要であり、サービスの運営はユーザーへの影響が大きい。この結果を見ても、運営に対するリクエストがレビューとして投稿されたとき、同じ意見を持っている多くの閲覧者がそのレビューに投票し、結果として多くの投票を集めることになったと考えられる。

表2: トピックの推定結果

| Topic No. | 頻出語                                                      | $\lambda_k$ | 件数    |
|-----------|----------------------------------------------------------|-------------|-------|
| topic 6   | できる(-1), 出来る(-1), 改善, 更新, アップデート, 起動, 早い, ログイン, お願い, エラー | 175.9       | 420   |
| topic 7   | 言う, くださる, 対応, 運営, 無い, 評価, 下さる, 来る, ユーザー, 作る              | 73.1        | 1121  |
| topic 5   | 思う, 多い, すぎる, 時間, 欲しい, 自分, 最近, ところ, 悪い, 重い                | 37.2        | 1239  |
| topic 1   | 見る, 出る, 広告, 動画, られる, 無料, ダウンロード, 再生, 残念, 入る              | 21.1        | 2263  |
| topic 3   | アプリ, 使える(-1), 使える, スマホ, ー, 消える, 使用, 検索, データ, 入れる         | 10.4        | 4481  |
| topic 8   | 課金, キャラ, GACHA, イベント, ゲーム, ストーリー, 無課金, クリア, PLAY!, レベル   | 5.8         | 5797  |
| topic 10  | 表示, しまう, 機能, ほしい, 画面, 設定, 通知, 戻す, づらい, 困る                | 5.0         | 9769  |
| topic 2   | 楽しい, 面白い, ゲーム, 好き, 楽しむ, 楽しめる, すごい, おもしろい, 可愛い, 始める       | 1.1         | 19191 |
| topic 4   | できる, 最高, 出来る, くれる, ポイント, 毎日, 利用, 助かる, 嬉しい, 素晴らしい         | 1.0         | 20337 |
| topic 9   | 使う, 良い, やすい, 便利, にくい, 簡単, わかる(-1), 分かる, わかる, 大変          | 1.0         | 39997 |

また、図2は、トピックごとの「役に立った」投票数とトピックごとに集計した平均評点との関係を図示したものである。Topic 2, 4, 9が右下で重なっているが、これはすべて「役に立たない」トピックとされている。表2を見てもわかるように、基本的にはポジティブな言葉が観測されており、高評価のレビューを多く含むトピックであることがわかる。しかしながら、レビューが役に立つかという観点では、閲覧者の役には立たないということがわかる。一方、「役に立った」という投票を集めやすいtopic 6およびtopic 7は、評点は低くなっているが、必ずしも評点が低いレビューが役に立つわけではなく、topic 6と同程度に評点の低いtopic 10は、期待される「役に立った」投票数は低いという結果が得られている。

図 2: トピックごとの「役に立った」投票数と平均評点



本研究の分析結果を通じて、「役に立った」という投票を集めやすいトピックと集めにくいトピックの差異が明らかになった。アプリベンダーとしては、多くの「役に立った」を集めるようなレビューを確認し、製品改善に活用することで、より広い支持を得ることができるサービスを展開することができると考えられる。ただし、多くの「役に立った」を集めるレビューは総じて評点が低く、短期的には評点が低くなることで新規のユーザー獲得が不利になる可能性もある。しかしながら、Google のポリシーによると、投稿からの時間が経過したレビューは、トップページの合計評点に反映されにくくなるため、早期に問題を解決することでその後高い票店のレビューを集めることができ、結果として長期的には新規ユーザーにとっても魅力的なアプリになる可能性が高い。

## 5 今後の研究への方向性

本研究では、オンラインプラットフォームにおけるコンテンツの市場戦略を検討するために、オンラインレビューにおける「役に立った」投票数とテキストとの関係を検討し、トピックモデルによって分類を行った。結果として

今後の課題を 2 点挙げる。第 1 の課題はモデルの改善についてである。本研究では、オンラインレビューの「役に立った」投票数にポアソン分布を仮定しているが、今回のデータでは投票数の分布は指数分布的な単調減少の形状を描いているため、ポアソン分布を仮定することが適切なのか、再検討する必要がある。これまでの研究で幾何分布を仮定するものもあるが（金ら, 2020）、負の二項分布や、ゼロ過剰ポアソン分布の方が適格的である可能性もある。今後の課題としたい。

第 2 の課題は、他の情報を考慮する必要性についてである。本研究ではテキスト情報と「役に立った」投票数の 2 つをインプットデータとしたトピックモデルを適用し、推定を行ったが、より精緻な分析を行うのであれば、レビューに付された評点などもインプットデータとして含めることが望ましい。とくに本研究の分析結果から、評点と投票数にはある程度関連性があることが示唆されるため、評点を含めることができるようなモデルの改善を進めていく必要がある。また、本研究では議論しなかったが、アプリレビュープラットフォームにおいてはもう 1 つ重要な機能として「ベンダーからの返信」がある。特定のレビューに個別に返信を送り、返信は他のユーザーも確認することができる。このようなベンダーからの返信は、マーケティング分野においても MR (management response) という観点で研究が進められており (Chevalier, Dover, and Mayzlin, 2018; Proserpio, and Zervas, 2017; Proserpio, Troncoso, and Valsesia, 2021; Wang, and Chaudhry, 2018)、今後は返信の情報も含めてレビューを解釈する必要があるだろう。

## 【参考文献】

- Balducci, B., & Marinova, D. (2018). Unstructured data in marketing. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 46(4), 557-590.
- Berger, J., Humphreys, A., Ludwig, S., Moe, W. W., Netzer, O., & Schweidel, D. A. (2020). Uniting the tribes: Using text for marketing insight. *Journal of Marketing*, 84(1), 1-25.
- Blei, D. M., Ng, A. Y., & Jordan, M. I. (2003). Latent dirichlet allocation. *the Journal of machine Learning research*, 3, 993-1022.
- Brightlocal (2020). Local Consumer Review Survey 2020, <https://www.brightlocal.com/research/local-consumer-review-survey/#what-review-readers-care-about>
- Büschken, J., & Allenby, G. M. (2016). Sentence-based text analysis for customer reviews. *Marketing Science*, 35(6), 953-975.
- Büschken, J., & Allenby, G. M. (2020). Improving text analysis using sentence conjunctions and punctuation. *Marketing Science*, 39(4), 727-742.
- Chevalier, J. A., Dover, Y., & Mayzlin, D. (2018). Channels of Impact: User reviews when quality is dynamic and managers respond. *Marketing Science*, 37(5), 688-709.
- Chevalier, J. A., & Mayzlin, D. (2006). The effect of word of mouth on sales: Online book reviews. *Journal of Marketing Research*, 43(3), 345-354.
- Dellarocas, C. (2003). The digitization of word of mouth: Promise and challenges of online feedback mechanisms. *Management Science*, 49(10), 1407-1424.
- Dellarocas, C., Zhang, X. M., & Awad, N. F. (2007). Exploring the value of online product reviews in forecasting sales: The case of motion pictures. *Journal of Interactive Marketing*, 21(4), 23-45.
- Ding, C., Cheng, H. K., Duan, Y., & Jin, Y. (2017). The power of the “like” button: The impact of social media on box office. *Decision Support Systems*, 94, 77-84.
- Egebark, J., & Ekström, M. (2018). Liking what others “Like” : Using Facebook to identify determinants of conformity. *Experimental Economics*, 21(4), 793-814.
- Griffiths, T. L., & Steyvers, M. (2004). Finding scientific topics. *Proceedings of the National academy of Sciences*, 101(suppl 1), 5228-5235.
- Humphreys, A., & Wang, R. J. H. (2018). Automated text analysis for consumer research. *Journal of Consumer Research*, 44(6), 1274-1306.
- Kudo, T., Yamamoto, K., & Matsumoto, Y. (2004). Applying conditional random fields to Japanese morphological analysis. *In Proceedings of the 2004 conference on empirical methods in natural language processing (pp. 230-237)*.
- Lee, T. Y., & Bradlow, E. T. (2011). Automated marketing research using online customer reviews. *Journal of Marketing Research*, 48(5), 881-894.
- Liu, Y. (2006). Word of mouth for movies: Its dynamics and impact on box office revenue. *Journal of Marketing*, 70(3), 74-89.
- Lu, S., Wu, J., & Tseng, S. L. A. (2018). How online reviews become helpful: A dynamic perspective. *Journal of Interactive Marketing*, 44, 17-28.
- Mayzlin, D., Dover, Y., & Chevalier, J. (2014). Promotional reviews: An empirical investigation of online review manipulation. *American Economic Review*, 104(8), 2421-55.
- Moe, W. W., & Schweidel, D. A. (2012). Online product opinions: Incidence, evaluation, and evolution. *Marketing Science*, 31(3), 372-386.

- Moe, W. W., & Trusov, M. (2011). The value of social dynamics in online product ratings forums. *Journal of Marketing Research*, 48(3), 444-456.
- Mudambi, S. M., & Schuff, D. (2010). Research note: What makes a helpful online review? A study of customer reviews on Amazon. com. *MIS Quarterly*, 185-200.
- Netzer, O., Feldman, R., Goldenberg, J., & Fresko, M. (2012). Mine your own business: Market-structure surveillance through text mining. *Marketing Science*, 31(3), 521-543.
- Proserpio, D., & Zervas, G. (2017). Online reputation management: Estimating the impact of management responses on consumer reviews. *Marketing Science*, 36(5), 645-665.
- Proserpio, D., Troncoso, I., & Valsesia, F. (2021). Does gender matter? The effect of management responses on reviewing behavior. *Marketing Science*, 40(6), 1199-1213.
- Stephen, A. T., & Galak, J. (2012). The effects of traditional and social earned media on sales: A study of a microlending marketplace. *Journal of marketing research*, 49(5), 624-639.
- Tirunillai, S., & Tellis, G. J. (2014). Mining marketing meaning from online chatter: Strategic brand analysis of big data using latent dirichlet allocation. *Journal of marketing research*, 51(4), 463-479.
- Wang, Y., & Chaudhry, A. (2018). When and how managers' responses to online reviews affect subsequent reviews. *Journal of Marketing Research*, 55(2), 163-177.
- 一小路武安, 勝又壮太郎, 中野暁, 山口真一, & 生稲史彦. (2022). 「覇権・成熟・成長期におけるコミュニケーション・プラットフォームの競争戦略」『組織科学』, 55(3), 34-48.
- 金勝鎮, 多田伶, & 勝又壮太郎. (2020). 「評価付き自然言語データの定量分析-どのような消費者レビューが「参考になった」を集めるのか?-」『行動計量学』, 47(2), 99-109.
- 情報通信総合研究所 (2016) 『GDP に現れない ICT の社会的厚生への貢献 に関する調査研究』, [https://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/linkdata/h28\\_04\\_houkoku.pdf](https://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/linkdata/h28_04_houkoku.pdf)

### 〈発 表 資 料〉

| 題 名                                                                                                                   | 掲載誌・学会名等                                            | 発表年月    |
|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-----------------------------------------------------|---------|
| Online Review Text Analysis Incorporating Valence and Vote: Extending the Topic Model to Include Performance Measures | ISMS Marketing Science Conference 2022              | 2022年6月 |
| 覇権・成熟・成長期におけるコミュニケーション・プラットフォームの競争戦略                                                                                  | 組織科学 55(3) 34-48                                    | 2022年3月 |
| Changes in the use of mobile devices during the crisis: Immediate response to the COVID-19 pandemic                   | Computers in Human Behavior Reports 5 100168-100168 | 2022年3月 |
| 「ネット活用に習熟」前提に コロナ後の消費市場                                                                                               | 日本経済新聞社 日本経済新聞 経済教室                                 | 2021年8月 |