

# 商品レビューの不満・満足情報抽出に基づく商品推薦システムの提案

吉川 耀敬<sup>†</sup> 王 元元<sup>†</sup>

<sup>†</sup> 山口大学大学院創成科学研究科 〒755-8611 山口県宇部市常盤台 2-16-1

E-mail: †{v079ff, y.wang}@yamaguchi-u.ac.jp

あらまし 今日、インターネット上におけるショッピング、いわゆる E コマースでの消費者の購買が増加している。それに伴い、ユーザに対する商品推薦システムがあらゆるサイトで開発されている。しかし、それらのシステムのほとんどは消費者の満足情報に基づいた商品推薦システムであり、商品に対する不満情報は無視されている傾向にある。我々はこれまで、商品レビューの 5 段階評価を用いて不満情報と満足情報を抽出し、ゲーム商品の不満を解決できるような商品を検索してそれを推薦するシステムの構築および不満情報と不満を解決できる情報抽出の検証を行ってきた。本論文では、対象商品のカテゴリを広げ、商品レビューの極性分析による不満・満足情報の抽出および不満解決可能な代替品の推薦を行い、推薦システムの精度向上を図る。

キーワード E コマース, レビュー分析, 不満情報, 満足情報, 商品推薦

## 1 はじめに

近年、E コマースの発達により、商品レビューを参考に多種多様な商品と比較し、自分の趣味・嗜好に合わせた商品を購入することが主流となった。楽天市場や Amazon など多くの E コマースサイトでは、ユーザの商品選択の手段としてレビュー情報は重要であり、E コマースのレビュー分析に関する研究が広く行われている。しかし、基本的に評価の高い商品やユーザの興味にあった商品といった、高評価のポジティブなレビューに基づいた関連商品と比較することが多く、低評価のネガティブなレビューは無視される傾向にある。

我々はこれまで、商品レビューの 5 段階評価を用いて不満情報と満足情報を抽出し、ゲーム商品の不満を解決できるような商品を検索してそれを推薦するシステムの構築および不満情報と不満を解決できる情報抽出の検証を行ってきた [1], [2]。本研究では、対象商品のカテゴリを広げ、商品レビューから抽出されるネガティブな情報（不満情報）とポジティブな情報（満足情報）を用いて、商品に対する固有の問題点を抽出し、それらを解決可能な代替品となる商品を発見し推薦するシステムを提案する（図 1）。

提案手法では、まず、「楽天公開データ」<sup>1</sup>より、楽天市場における各商品のレビュー情報を取得し、各レビューに示される評価値に基づき低評価レビューと高評価レビューを分類する。次に、抽出された高評価レビューおよび低評価レビューからそれぞれ特徴語となり得る単語を抽出する。なお、特徴語の値は TF-IDF 手法に基づき算出する。しかしながら、低（高）評価値であっても実際のレビュー文章では、「××は良くなかったが、○○は良かった」というように、高（低）評価の単語も含まれていることが多い。そこで、本研究では、レビューの極性分析に基づく低評価のネガティブな特徴語から高評価のポジティブな同一の特徴語を除外し、ネガティブな評価となり得る特徴

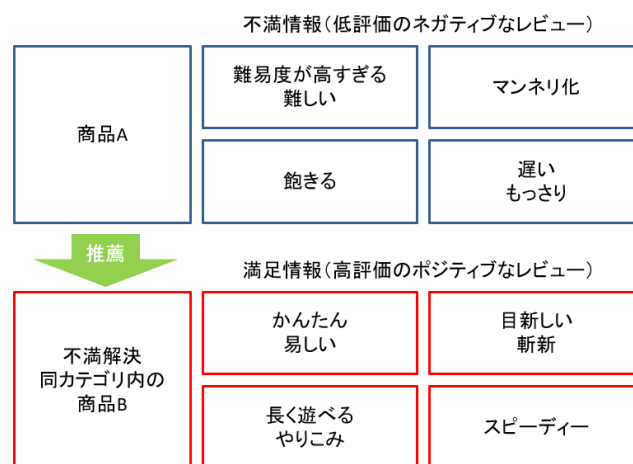


図 1 不満解決商品推薦システム

語を不満情報として抽出する。同様に、高評価のポジティブな特徴語から低評価のネガティブな同一の特徴語を除外し、ポジティブな評価となり得る特徴語を満足情報として抽出する。最後に、商品の低評価のネガティブな特徴語（不満情報）と高評価のポジティブな特徴語（満足情報）との類似度を算出し、商品の不満となっている特徴語が、逆にポジティブ高評価されている他商品の推薦を行う。不満対象が高評価としてレビューに記された商品を推薦することで、不満を解決する代替商品の推薦が可能となる。

本論文の構成は以下のとおりである。次章では商品推薦システムに関する研究や不満情報を用いた研究を紹介し、3章では、商品レビューを分析し、不満を解決する商品の推薦について説明する。4章では、実データを用いた提案手法の評価実験について述べる。最後に、5章でまとめと今後の課題について述べる。

## 2 関連研究

E コマースにおける購買行動の促進を目的とした研究もいく

<sup>1</sup> : <https://www.nii.ac.jp/dsc/idr/rakuten/rakuten.html>

つかあげられる。中野ら [3] はレビューの意見ペアを抽出し、商品レビューの要約を可能にしたユーザの購買行動促進システムを提案した。山本ら [4] は商品レビューに存在する不満意見と好評意見を考慮し、ユーザのニーズに適した商品推薦システムを提案した。本研究では、商品の低評価レビューの内容は、商品の評価が目的であるとし、純粋な不満意見でないとする。そこで、レビューのポジティブとネガティブの判別によって低評価のネガティブな情報を用いて、より活用的な不満解決商品推薦を提案する。

また、本研究で扱うテキスト分析に関しても多く研究もされている。小林ら [5] はテキストによる評価表現に関して、領域・分野に依存する文章表現の効率的に収集した。平山ら [6] はレビューの極性分析を行い、レビュー情報を可視化するシステムを提案した。相澤 [7] は語と文書の共起性に基づきテキスト分析に多く用いられる *TF-IDF* 手法の改良法を検証した。小林ら [8] はレビュー文内に出現する単語の属性を分析、収集しレビューの評価値を算出した。東山ら [9] は名詞の評価極性について検証した。このように、テキスト分析に関する研究は多く、レビュー情報を用いた検証も多い。本研究は、*TF-IDF* を用いた確率と情報量を考慮したレビュー分析をに基づく不満解決商品推薦手法を提案する。

これまでに不満調査データセットを用いた研究はいくつか行われてきた。三澤ら [10], [11] は不満調査データに特化したコーパスの構築と分析を行った。また、不満調査データセットを用いてユーザの意見をグループ分けするクラスタリングを検証した [12]。北山ら [13] は不満調査データセットを用いて職種・年齢別のグループごとに分けた不満対象の可視化を行った。末廣ら [14] は Bag-of-Words を用いて不満調査データの素性化を行い、意味情報を分析した。Hayashi ら [15] は不満調査データとレビューを用いた不満解決商品推薦手法を提案した。本研究は商品レビューから抽出される不満情報を用いた情報推薦手法を提案するので、その点が異なる。

### 3 不満・満足情報抽出に基づく不満解決商品推薦

#### 3.1 不満情報抽出

本研究では、商品レビューを分析し商品ごとの不満を抽出する。対象商品の評価値が 3 以下のものを低評価とし、それに付与されているレビューを低評価レビューとする。低評価レビューに出現した単語を以下の *TF-IDF* 算出式に基づき商品に対する不満を表す特徴語  $wn$  の要素値として算出する。

$$TF = \frac{\text{商品の不満情報の単語 } wn \text{ の出現数}}{\text{商品の単語総数}} \quad (1)$$

$$IDF = \log \frac{\text{商品のレビュー総数}}{\text{単語 } wn \text{ が出現したレビュー数}} \quad (2)$$

$TF$  は、任意の商品の不満情報の単語頻出度を表す。 $IDF$  は、任意の商品のレビューを 1 つの文書とした時の文書頻度の逆数を表す。*TF-IDF* 算出式の特徴として、対象となるレビュー数が多いほど上位の特徴語の要素値は大きくなる傾向にある。つまり、算出した要素値  $wn$  の上位の特徴語のものは大きな差が生じると考えられる。この差を是正するために正規化した。

しかし、低評価レビューにもポジティブな意味合いを持つ単語が含まれていることがある。たとえば、「購入前は楽しみだったが、実際にやってみたらがっかりだった。」といった文章では、「楽しみ」という単語がポジティブな意味合いを持つ。このような単語を低評価レビューからは除外した。そして、低評価レビューのうちにネガティブな情報を不満情報とする。不満情報に特に多く出現し、さらに高評価レビューに出現していない単語を不満情報の特徴語として抽出する。式 (1) と (2) に基づき算出した要素値から不満を示す特徴語ベクトル  $v_F = (wn_1, \dots, wn_i, \dots, wn_m)$  を生成する。なお、単語ごとのポジティブ、ネガティブ判別については菅・鈴木研究室にて公開されている日本語評価極性辞書<sup>2</sup>を利用した。

#### 3.2 満足情報抽出

対象商品に付与されている評価値が 4 および 5 のものを高評価として、それに付与されているレビューを高評価レビューとする。不満情報の特徴語抽出と同様に、高評価レビューに出現した単語を *TF-IDF* 算出式 (1) と (2) に基づき商品に対する満足を表す特徴語  $wp$  の要素値を算出する。また、算出した要素値  $wp$  の正規化を行った。しかし、高評価レビューにも、低評価の内容が含まれていることがある。たとえば、「××は良くなかったが、○○はよかった」といった文章である。「××」のようなノイズを除くため、不満情報抽出と同様に、ネガティブな意味合いをもつ単語については、高評価レビューに付与されている単語であっても、高評価レビューからは除外した。そして、高評価レビューのうちにポジティブな情報を満足情報とする。式 (1) と (2) に基づき算出した要素値から満足を表す特徴語ベクトル  $v_R = (wp_1, \dots, wp_i, \dots, wp_n)$  を生成する。その中の特徴語から不満情報に対応できる不満解決情報を抽出する。なお、単語ごとのポジティブ、ネガティブ判別については 3.1 節と同様に日本語評価極性辞書を用いた。

#### 3.3 不満解決商品の推薦

不満に対して、解決する商品推薦をするために、不満情報を持つ商品とポジティブ評価がされた商品の比較が必要となる。この節では、前節で求めた 2 種類の特徴ベクトルの類似度算出について述べる。

ここで、対象とする任意の商品の不満情報と同カテゴリのポジティブな高評価レビューをもつ商品の類似度が高いほど、共通の特徴語を持っていることになる。不満情報の特徴語と類似度の高い特徴語を持つポジティブな高評価レビューを持つ商品が、その不満を解決する商品となる。

類似度算出には、3.1 節と 3.2 節で求めた 2 種類の特徴ベクトルがある。これらのベクトルの類似度を算出するために、以下の式に表されるコサイン類似度を用いる。

$$Sim(v_F, v_R) = \frac{\sum wn_m \cdot wp_n}{\sqrt{\sum (wn_m)^2} \cdot \sqrt{\sum (wp_n)^2}} \quad (3)$$

2: <http://www.cl.ecei.tohoku.ac.jp/index.php?Open%20Resources%2FJapanese%20Sentiment%20Polarity%20Dictionary>

表 1 対象とした商品

記号	商品名
A	iPad 第 2 世代 (iPad 2)
B	iPad 第 3 世代 (new iPad)
C	BUFFALO 製キーボード
D	Nintendo Wii
E	New スーパーマリオブラザーズ Wii

表 2 対象商品の不満情報

商品	抽出した不満情報の特徴語上位 20 件 (TF-IDF 値)
A	問題 (0.951), 外れ (0.573), ない (0.573), 悪い (0.423), 後悔 (0.423), 怪しい (0.330), できる (0.311), 非常 (0.282), 残念 (0.282), ある (0.175), 出来る (0.573), あくどい (0.165), 嫌い (0.165), 差 (0.155), 壊れる (0.146), 諦める (0.146), 無駄 (0.146), 何 (0.087), 要注意 (0.078), 刺さる (0.078)
B	ブラック (1.000), 疑う (0.580), 見る (0.527), 不満 (0.527), ない (0.402), 外れ (0.402), 悪い (0.402)
C	困る (0.700), ゴミ (0.700), ない (0.671), 値段 (0.593), 価格 (0.536), ある (0.464), 悪い (0.464), あと (0.386), 見る (0.343), 経費 (0.307), 注意 (0.307), できる (0.307), 金額 (0.307), 仕方 (0.229), めちゃくちゃ (0.229), 面倒 (0.214), 放置 (0.207), キャンセル (0.207), 最悪 (0.207), 何 (0.207)
D	ほこり (1.000), 残念 (0.742), 限り (0.742), 傷 (0.742), 問題 (0.742), ある (0.735), 無視 (0.667), 仕方 (0.620), 悪い (0.620), ない (0.620), 残念 (0.529), 悪質 (0.512), 潰れる (0.509), 騙す (0.507), 価格 (0.467), 嘘つき (0.460), 不可 (0.450), 最低 (0.448), キャンセル (0.446), 詐欺 (0.361)
E	キャンセル (0.636), ある (0.616), トラウマ (0.616), できる (0.486), 下手 (0.462), 飽きる (0.439), わかる (0.399), 見る (0.381), ない (0.381), 子供 (0.321), 戸惑い (0.228), み (0.228), 品切れ (0.219), 何 (0.216), 一 (0.183), 間 (0.183), 度 (0.183), バカ (0.156), 中毒 (0.144), 醜態 (0.111)

## 4 評価実験

### 4.1 データセット概要

提案手法で利用する「楽天公開データ」は、楽天株式会社が所持する楽天市場の商品データとレビューデータを国立情報学研究所 (NII) によって提供されたものである [16]. これは 2010 年 8 月 4 日から 2014 年 4 月 1 日において、全商品データ約 1 億 5600 万件、レビューデータ約 6400 万が含まれる。各商品に付与されたレビューおよび評価値 (5 段階評価) を用いた。なお、ショッピングサイトの発送や配送業者に対するレビューは、商品に対する不満情報や満足情報ではないためノイズとして除去した。本研究では、レビュー内に「発送」または「配送」という単語が含まれているものを除外の対象とした。

本研究では楽天市場のデータを用いて低評価のネガティブな特徴語 (不満情報) および高評価のポジティブな特徴語 (満足情報) を抽出した。ただし、「面白い」や「おもしろい」といった、まったく同じ単語でも表記の違いから別の単語として抽出されたものについては、TF-IDF 値が高い一方のみを表記した。対象は、表 1 における 5 件の商品とした。対象商品 C の BUFFALO 製キーボードは平均価格約 2,000 円のやや安価なモデルを対象とした (BSKBU シリーズ)。

### 4.2 不満情報および満足情報抽出の検証

この実験では、レビュー情報から商品の不満情報および満足情報である特徴語を抽出し検証した。不満・満足情報に対する正解データの判定は、20 代の大学生 5 人による主観的評価に基づき、それらの特徴語が不満 (満足) に関する情報として適しているかどうかで評価を行う。5 人中 3 人以上が適していた特徴語が正解データとした。これにより不満情報および満足情報の抽出精度を適合率として以下の式によって算出した。

$$\text{適合率} = \frac{\text{被験者が正解と評価した特徴語数}}{\text{提案手法が提示した不満 (満足) の特徴語総数}}$$

対象とした商品から抽出した不満情報である低評価のネガティブな特徴語の適合率は 62.3% であり、満足情報である高評価のポジティブな特徴語の適合率は 64.8% であった。ただし、本研究の特徴語とは抽出された語の上位 50% とした。表 2 に抽出した不満情報である低評価のネガティブな特徴語上位 20 件とその正規化した TF-IDF 値の結果を示す。ただし、対象商品 (iPad 第 3 世代) は不満情報が 20 件に満たなかったため、抽出された不満情報をすべて記載した。表 3 に抽出した満足情報である高評価のポジティブな特徴語上位 20 件とその正規化した TF-IDF 値の結果を示す。下線は、被験者が正解と評価し

た特徴語を示している。

実験の結果、不満情報の適合率が満足情報よりも高くなったことがわかった。不満情報の低評価レビュー文の全体的な傾向として、「最悪」、「残念」、「悪い」などといった、ほとんどの人が明らかにネガティブなイメージを持つ単語が多く使われていたことが原因と考えられる。また、低評価レビューには「怒り」のままにレビュー文を書いたのであろう攻撃的なものも散見され、「ゴミ」や「詐欺」、「あくどい」といった単語が多かったのも理由の 1 つとして考えられる。さらに、満足情報に対して高評価レビュー文には「選ぶ」や「遊ぶ」などといった、文章によってポジティブ・ネガティブどちらともとれる単語が多く、被験者には何の商品のレビュー文かは伝えていないため、全体的な適合率を下げる原因になったと考えられる。

## 5 おわりに

本研究では、対象商品のカテゴリを広げ、楽天市場の商品レビューの極性分析による不満・満足情報の抽出および不満解決可能な代替品の推薦を行うシステムを提案した。また、楽天市場

表3 対象商品の満足情報

商品	抽出した満足情報の特徴語上位 20 件 (TF-IDF 値)
A	快適 (0.658), きれい (0.614), お買い得 (0.602), 良い (0.512), 便利 (0.483), 新品 (0.423), 使い勝手 (0.421), 品 (0.421), 満足 (0.368), 品質 (0.373), 手軽 (0.368), プレゼント (0.368), 楽しめる (0.366), 比べる (0.366), 動く (0.349), 方法 (0.303), 光 (0.290), 需要 (0.280), 言う (0.278), 一緒 (0.273)
B	話す (0.591), オススメ (0.519), 親切 (0.519), 分かる (0.506), 楽しみ (0.489), 喜ぶ (0.438), 選ぶ (0.417), 見やすい (0.417), 正解 (0.417), こまめ (0.396), 光 (0.396), 安心 (0.394), 得 (0.394), 心地 (0.364), 活躍 (0.364), 助かる (0.362), 大 (0.360), 使い (0.360), 満足 (0.347), 定番 (0.347)
C	立派 (0.686), 選ぶ (0.636), 心地 (0.491), 気に入る (0.491), 良い (0.464), 使う (0.453), 助かる (0.419), ため (0.356), 格安 (0.334), 勤める (0.328), 出来る (0.310), 許容 (0.288), 大 (0.284), 満足 (0.282), 割 (0.273), 便利 (0.256), 名 (0.252), 通う (0.252), 剥がす (0.234), 捨てる (0.234)
D	満足 (0.679), 嬉しい (0.547), 遊ぶ (0.514), 楽しい (0.514), きれい (0.504), 新品 (0.486), ポイント (0.467), 良い (0.467), リゾート (0.436), 探す (0.429), ソフト (0.423), プレゼント (0.423), 入る (0.422), 方法 (0.404), 遊べる (0.399), コンパクト (0.395), 大 (0.394), 聞く (0.383), 期待 (0.383), 出来る (0.380)
E	誕生 (0.441), プレゼント (0.410), 楽しい (0.329), 遊ぶ (0.303), 暇 (0.298), 定番 (0.298), 良い (0.298), 出来る (0.292), 面白い (0.282), 喜び (0.281), 新品 (0.270), 顔 (0.267), 大 (0.262), 一安心 (0.257), 用意 (0.253), 楽しめる (0.247), 正直 (0.246), 小 (0.246), コイン (0.245), 言う (0.233)

の 5 商品約 4,000 件のレビュー情報の実データを用いた不満情報および満足情報抽出を検証した。

今後の課題として、不満を解決できる商品抽出の検証を行う予定である。また、不満情報抽出の改善を行う予定である。E コマース上の不満情報には、必ず発送といった手順が入る性質上、ショッピングサイトや配送業者に対する不満情報も散見される。これらの情報は、本研究の商品に対する不満情報とは無関係であり、不満情報からは除外すべきで、本研究では、「配送」「発送」という単語が入っていた場合、ノイズとして除去するといった精度の向上を図った。しかし、注文を一方向的にキャンセルされたといったショップに対する不満のレビュー文が一部残ったままであり、改善の余地は見られる。こういったノイズを正確に除去することができれば、より不満解決商品の推薦の精度を向上させることが期待できる。

## 謝 辞

本研究では、国立情報学研究所の IDR データセット提供サービスにより楽天株式会社から提供を受けた「楽天データセット」を利用した。ここに謝意を表す。

## 文 献

- [1] 吉川耀敬, 王元元, 河合由起子. E コマースにおける商品レビュー分析に基づく不満解決商品推薦手法の提案. 第 11 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM Forum 2019), P1-126, 2019 年 3 月.
- [2] Terutaka Yoshikawa, Yuanyuan Wang, Yukiko Kawai. A Product Recommendation System Based on User Complaint Analysis Using Product Reviews. In Proc. of the 8th IEEE Global Conference on Consumer Electronics (GCCE 2019), pp. 736-740, October 2019.
- [3] 中野裕介, 湯本高行, 新居学, 佐藤邦弘. 商品レビュー要約のための属性-意見ペア抽出. 研究報告データベースシステム (DBS), Vol. 2014, No. 15, pp. 1-7, 2014 年 11 月.
- [4] 山本竜太郎, 藤本悠, 大原剛三. ユーザの重視する不満足見と好評意見を考慮した商品推薦システム. 第 4 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM Forum 2012), A9-2, 2012 年 3 月.
- [5] 小林のぞみ, 乾健太郎, 松本裕治, 立石健二, 福島俊一. テキストマイニングによる評価表現の収集. 情報処理学会研究報告自然言語処理 (NL), Vol. 2003, No. 23, pp. 77-84, 2003 年 3 月.
- [6] 平山拓央, 湯本高行, 新居学, 佐藤邦弘. 語の共起と極性に基づく商品レビュー閲覧支援システム. 研究報告データベースシステム (DBS), Vol. 2012, No. 3, pp. 1-9, 2012 年 11 月.
- [7] 相澤彰子. 語と文書の共起に基づく特徴度の数量的表現について. 情報処理学会論文誌, Vol. 41, No. 12, pp. 3332-3343, 2000 年 12 月.
- [8] 小林のぞみ, 乾健太郎, 松本裕治, 立石健二, 福島俊一. 意見抽出のための評価表現の収集. 自然言語処理, Vol. 12, No. 3, pp. 203-222, 2005 年.
- [9] 東山昌彦, 乾健太郎, 松本裕治, 述語の選択選好性に着目した名詞評価極性の獲得, 言語処理学会第 14 回年次大会論文集, pp. 584-587, 2008 年.
- [10] Kensuke Mitsuzawa, Maito Tauchi, Mathieu Domoulin, Masanori Nakashima and Tomoya Mizumoto. FKC Corpus: a Japanese Corpus from New Opinion Survey Service. In Proc. of the Novel Incentives for Collecting Data and Annotation from People: types, implementation, tasking requirements, workflow and results, pp. 11-18, May 2016.
- [11] 三澤賢祐, 田内真惟人, Mathieu Domoulin, 中島正成, 水本智也. ネガティブ評判情報に特化したコーパスの構築と分析. 言語処理学会第 22 回年次大会発表論文集, pp. 501-504, 2016 年.
- [12] 三澤賢祐, 田内真惟人, Mathieu Domoulin, 中島正成, 水本智也. 意見投稿プラットフォームにおける意見クラスタリングの試み. 言語処理学会第 22 回年次大会発表論文集, pp. 1037-1040, 2016 年.
- [13] 長谷川徹, 北山大輔. 不満調査データセットを用いた不満グループの可視化. 第 9 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM Forum 2017), P7-1, 2017 年 3 月.
- [14] 末廣駿, 斎藤博昭. 不満調査データセットの素性ベクトル化. 言語処理学会第 23 回発表論文集, pp. 545-548, 2017 年 3 月.
- [15] Toshinori Hayashi, Yuanyuan Wang, Yukiko Kawai, Kazutoshi Sumiya. An E-Commerce Recommender System using Complaint Data and Review Data. In Proc. of ACM IUI2018 Workshop on Web Intelligence and Interaction (WII 2018), Vol-2068, wii8, pp. 1-5, March 2018.
- [16] 楽天株式会社. 楽天市場データ. 国立情報学研究所情報学研究データリポジトリ. (データセット). <https://doi.org/10.32130/idr.2.1>, 2014 年.