

商品レビュー内の特徴評価の信頼性に 基づいた商品選別支援手法の提案

喻 思緒[†] 牛尼 剛聡[‡]

[†]九州大学芸術工学部 〒815-8540 福岡市南区塩原 4-9-1

[‡]九州大学芸術工学研究院 〒815-8540 福岡市南区塩原 4-9-1

E-mail: [†]yu.siqian.291@s.kyushu-u.ac.jp, [‡]ushiama@design.kyushu-u.ac.jp

あらまし e コマースサイトで買い物をするユーザの多くは、商品選別の際にレビューを利用する。しかし、e コマースサイトに投稿されているレビューが大量である場合には、それらを利用して効果的に商品選別を行うことが困難となる場合がある。本研究では、自然言語処理技術を利用し、商品レビュー中に現れる特徴評価に関する信頼性を効率かつ効果的に判断できる手法を提案する。

キーワード 情報推薦、自然言語処理、信頼性、商品レビュー

1. はじめに

近年、インターネットの普及に伴い、Amazon に代表される e コマースサイトの利用者数が増加している。e コマースサイトで買い物をするユーザは、購入する商品を選別する際に他のユーザのレビューを参照することが一般的である。しかし、大量のレビューが存在する場合、全てのレビューを読むのは時間がかかるため、ユーザにとっては大きな負担となる。

e コマースサイトは、ユーザが大量のレビューから効果的に商品を購入するかどうかの意思決定を支援するためにレビュー検索等の機能を提供している。大島ら[1]は、レビュー情報検索サイトにおける点数やランキングなど集約情報は、ユーザが個々のレビュー内容を十分に吟味することが難しいという問題について検討している。図 1 に示すように、Amazon.co.jp の五段階評価レビューランキングは点数によってレビューを検索ことができる。しかし、5 点のレビューであったとしても、ユーザと観点が一致しているとは限らず、参考にならない場合がある。

カスタマーレビュー

★★★★☆ 星5つ中の4.1

評価の数 627

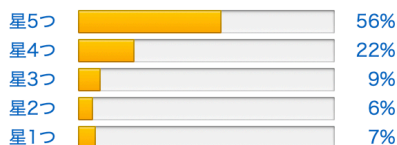


図 1 Amazon における代表点の表示

本研究では、ユーザが商品を購入する前に、その商品を支持している度合いが高いレビューをユーザに提

示する。そして、そのレビューに対してユーザは、どの程度信頼できるかわからない特徴評価文を選択してマークする。ここで、特徴評価文とは、図 2 のようにキーワードとキーワードが記述されている評価から構成されている文である。マークされた特徴評価文に係る部分とその商品に対する他のレビューから抽出し、ユーザに推薦する。これにより、ユーザは短い時間で気になる情報を手に入れることができ、商品選別を効率的に行うことが可能になると考える。

レビュー:

保湿 **効果高い**、変な匂いなし。

キーワード 評価

アルコールなどの炎症反応なし、値段定価。

図 2 特徴評価文の例

レビューを読む際に主に重視する点は情報の信頼度である。レビュー信頼性に関する研究は数多く行われている。伊木ら[2]は、レビューの信頼性を表す指標を定義し、各指標のスコアを求め、レビュースパムと呼ばれる信頼性が低いレビューを判断するための支援システムを提案している。

本研究では、信頼性の低い偽レビューの検知ではなく、ユーザが興味を持った特徴に関して、その商品の他のレビューにおける支持/不支持の比率を算出し、ユーザに提示する。これにより、ユーザはレビュー中の特徴評価の傾向を全体的に把握し、レビュー中の特徴評価の信頼性を効率的に判断できる。

2. 関連研究

本章では、まず、レビューからの情報抽出と情報推薦に関する研究を紹介する。その後、自然言語処理分野における転移学習に関する研究を紹介する。

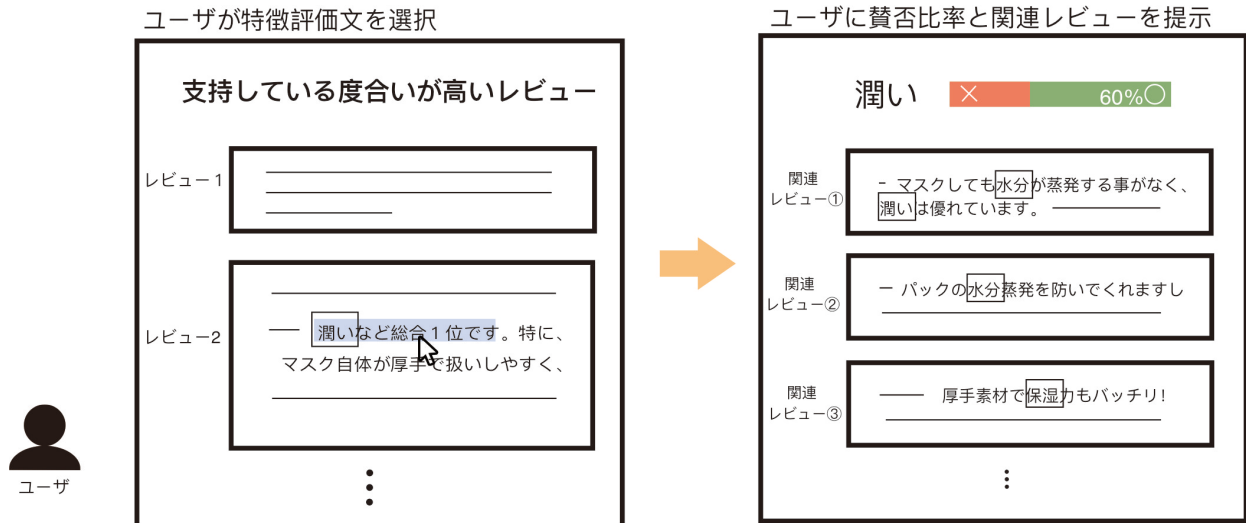


図 3 提案システムの概要図

2.1 情報抽出と推薦

林部[3]は、ユーザが宿予約検索の際に、詳細な条件条件では対象を探すことが困難であるという問題を解決するため、構文ルールに基づいてレビューから肯定的事実と推薦対象の自動抽出手法を提案した。

吉田ら[4]は、レビューから評価表現文を抽出し、極性分析を行い、肯定評価率を用いて商品の特徴語を抽出する。抽出した特徴語を用いて商品の特徴ベクトルを作成し、他の商品との類似度を計算することで類似する商品をユーザに推薦する手法を提案した。

本研究では、Word2Vec 手法を用いてレビュー中から抽出した単語をベクトル化し、単語分類を行う。これにより、ユーザが選択した気になる特徴評価文に関する情報を他のレビューから抽出し、ユーザに推薦する。

2.2 自然言語における転移学習

転移学習は、少ないデータを利用して短時間で可能な機械学習を行うための代表的な手法の一つである。転移学習は、特に画像認識の分野でよく使われている[5]。

自然言語分野における転移学習は、単語分割や構文解析などの応用がある。李ら[6]は、LSTMを用いて事前学習した文字レベル言語モデルを使い、素性ベースとファインチューニングの2つのアプローチにより、日本語単語分割タスクへの転移学習を行った。柴田ら[7]は、機械翻訳で高精度な翻訳を実現するため、BERTを用いて日本語構文解析の精度を向上させる手法を提案した。提案手法は既存の構文解析器の精度を大幅に上回った。

BERT(Bidirectional Encoder Representations from

Transformers)[8, 9]は、2018年にGoogleが発表した自然言語処理モデルである。BERTは、Transformer構造のEncoder部分を使用し、双方向の学習を行い、文脈に依存した単語の意味を表現することができる。

本研究では、収集したある商品の全文レビューが学習データとして少ない問題を解決するため、事前学習済みBERTモデルを用いて、素性抽出アプローチにより単語分類を試す。

3. システムの概要

本論文で提案するシステムの概要を図3に示す。本システムでは、まず、ユーザに一般的な評価が高いレビューを提示する。そのレビューに対して、レビュー中に現れるユーザが気になる特徴評価文をマウスを利用して選択してマークする。マークされた特徴評価文中のキーワードを抽出し、その商品の他のレビューからキーワードに関係するレビューを抽出する。マークされたキーワードに関して、その商品の他のレビューにおける支持/不支持の比率を可視化する。そして、抽出したレビューと可視化した賛否比率情報をユーザに推薦する。

4. キーワードの分類

ユーザが興味を持った特徴評価に関係する同じ商品の他のレビューをユーザに推薦するため、レビューを分解して名詞をキーワードとして抽出し、キーワード分類を行う。

まず、商品のレビューテキスト分かち書きを行い、レビュー中の「名詞」をキーワードとして抽出する。

表1 人手で抽出した単語と比較の例

	BERT	word2vec	人手
潤い	少なめ, しずく, まに, ほのか, 皆さん, こまめ, 厚め, お気に入り, おでこ, 贅沢	うるおい, 刺激, 匂い, 実感, 感動, 質感, 安心, 贅沢, 良さ, 香り	保湿, うるおい, 乾燥肌, 美容液, 化粧水, 乾燥, 水分, 贅沢, 浸透, 液
香り	匂い, アレルギー, 不思議, クリーム, すぎ, 化粧, 肌, 手入れ, たま, 満足	匂い, とろみ, 赤み, 質感, クリーム, 乳液, 水気, 見た目, モチ, 化粧水	匂い, 化粧水, 美容液, 無臭, クリーム, 乳液, アルコール, 変, 成分, エタノール
値段	注文, 薄, 買い, 見た目, 容量, 素材, 厚み, 価値, 成分, 評価	価格, 単価, 定価, 3000円, 枚数, 品質, 価値, 1200円, 高値, 注文	価格, 注文, 単価, 定価, 3000円, 品質, 価値, 1200円, 高値, 買い
水分	空気, 配送, 液, 成分, 水量, 蒸発, 袋, 肌, 化粧, 添加	水気, 蒸発, 空気, 乾燥, 皮脂, 乳液, 含有量, エタノール, 水量, 日射	乾燥, 液, 保湿, 潤い, 乳液, 美容液, 全身, 化粧水, 使用, マスク
触り	薄っぺら, 頑固, 善し悪し, かよ, うるうる, たっぷり, くない, 肌荒れ, お米, ぷりでしっとりもちもちな	口元, ハサミ, たっぷり, 厚め, 使い, 匂い, 化粧水, すべすべ, 美容液, 皮脂	うるうる, すべすべ, 化粧水, たっぷり, 肌荒れ, 肌, 美容液, ぷりでしっとりもちもち, 効果, 顔

本論文では、単語分類について、2つの方法を試す。1つ目は、日本語 Wikipedia のデータで事前学習した BERT モデルを使って、転移学習の素性抽出アプローチを用いてキーワードの埋め込みを行う。得られた単語埋め込みベクトルを利用して、キーワード同士の類似度を計算し、分類を行う手法である。2つ目は、既存の word2vec 学習モデルを利用して、単語同士の類似度を計算し、分類を行う手法である。

4.1 実験方法

実験では、BERT モデルとして BERT 日本語 Pretrained モデル¹、word2vec モデルとして日本語 Wikipedia エンティティベクトル²を利用し、Amazon.co.jp の商品「お米マスク」のレビューを実験データとして単語分類を行う。

はじめに、集めた商品レビューテキストを Mecab³と辞書 mecab-ipadic-NEologd⁴で形態素解析し、名詞をキーワードとして抽出する。次に、BERT と word2vec で取得した単語埋め込みベクトルを利用して、コサイン類似度で単語間の近さを計算する。ある単語と距離の近い上位 10 単語を表示する。

4.2 実験結果

実験結果の例を表 1 に示す。

結果から見ると、2つの方法とも類似単語が抽出できた。人手による類似単語の抽出には、e コマースサイト利用経験がある3人を被実験者として、5つのキーワード「潤い」「香り」「値段」「水分」「乾燥」について、「お米マスク」商品レビューから抽出した名詞リスト中から、それぞれキーワードと類似する名詞 13 個以上を選択し、それぞれキーワードに対して多くの人が選択した類似単語 10 個を抽出した。人手で抽出した類似単語と比較すると、既存の word2vec 学習モデルを利用した方法はより多くの希望する類似単語が抽出できた。

5. おわりに

本研究では、2つの方法を試してキーワードの分類を行った。word2vec モデルの方が多く期待の類似単語が抽出できるということがわかった。

今後は、単語分類の精度を向上するため、商品レビューデータを集めて、商品レビュー専門領域のモデルを訓練する。また、ユーザが興味を持った特徴評価文に関して、同じ商品の他のレビューにおける、ネガティブな評価が多いか、またはポジティブな評価が多いかという評価の傾向を全体的に把握するために、特徴評価の極性分析を行う。そして、レビューを展示する

¹ <http://nlp.ist.i.kyoto-u.ac.jp/index.php?BERT日本語Pretrainedモデル>

² http://www.cl.ecei.tohoku.ac.jp/~m-suzuki/jawiki_vector/

³ <https://taku910.github.io/mecab/>

⁴ <https://github.com/neologd/mecab-ipadic-neologd/blob/master/README.ja.md>

UI のデザインとユーザがマウスを使って気になる文を選択してマークするというインタラクティブ機能が実現できるプロトタイプシステムを作成し、プロトタイプシステムを利用した評価により、提案手法の有用性を評価する予定である。

参 考 文 献

- [1] 大島裕明, 山本祐輔, 山本岳洋, 加藤誠, 神門典子, “レビュー情報検索サイトにおける不便の効用に関する検討”, DEIM Forum 2018, D5-4, 2018.
- [2] 伊木惇, 亀井清華, 藤田聡, “レビューを対象とした信頼性判断支援システムの提案”, 情報処理学会論, Vol.55 No.11, pp.2461–2475, 2014.
- [3] 林部祐太, “宿レビューからの肯定的事実と推薦対象の抽出”, 言語処理学会第 25 回年次大会, 2019.
- [4] 小野良太, 川村秀憲, “ディープラーニングによるイベント情報分類器に向けた Word2Vec の活用検討”, SIG-SAI, 25, 6, 1–6, 2016.
- [5] 中山英樹, “深層畳み込みニューラルネットワークによる画像特徴抽出と転移学習”, 信学技報, 115.146, 2015.
- [6] 李桐, 鶴岡慶雅, “文字レベル言語モデルの転移学習により日本語単語分割”, 言語処理学会第 25 回年次大会, 2019.
- [7] 柴田知秀, 黒橋禎夫, 河原大輔, “BERT による日本語構文解析の精度向上”, 言語処理学会第 25 回年次大会, 2019.
- [8] Jacob Devlin, Ming-Wei Chang, Kenton Lee, and Kristina Toutanova, “BERT: pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding”, arXiv:1810.04805, 2018.
- [9] Andy Coenen, Enily Reif, Ann Yuan, Been Kim, Adam Pearce, Fernanda Viégas, and Martin Wattenberg, “Visualizing and Measuring the Geometry of BERT”, arXiv:1906.02715v2, 2019.