

属性の充足・欠如が総合評価に与える影響に着目した ホテルレビュー分析

塚田周平 森辰則
横浜国立大学大学院

tsukada-shuheい-mc@ynu.jp tmori@ynu.ac.jp

概要

本研究では、レビューテキストに含まれる各属性の肯定的・否定的な言及と総合評価との関係に着目し、属性間の比較分析を行う。日本語ホテルレビューを対象に、BERT を用いて属性ごとの極性判定を行い、ロジスティック回帰により、各属性の正負の言及が総合評価に与える影響度を推定した。その結果、属性によって、肯定的言及と否定的言及が総合評価に与える影響の大きさや方向が異なることが確認された。さらに、推定された影響度と施設ごとの言及傾向を組み合わせた評価指標を導入することで、従来は共通値として扱われてきた属性の重要度を、施設間で比較可能な形で整理できることを示した。

1 はじめに

近年、オンラインレビューは商品・サービスの選択や評価において重要な役割を果たしており、自然言語処理分野においても盛んに分析が行われている。このような研究では、「立地」や「部屋」、「食事」といった評価対象となる個別の側面（以下、属性）に着目し、感情極性の判定や属性抽出を通じて利用者の評価傾向を把握する試みが数多く報告されている [1, 2, 3]。

一方で、既存研究の多くは属性ごとの肯定的・否定的言及の頻度やスコアの算出にとどまり、それらが総合評価に与える影響を属性間で比較する視点は十分に検討されていない。また、肯定的言及と否定的言及が総合評価に与える影響は対称であると仮定されることが多いが、サービス品質分野の研究では、属性の充足時と欠如時とで満足度への影響が非対称となることが指摘されており [4]、レビュー分析においてもこの点を考慮した分析が求められる。

近年では、肯定的側面と否定的側面が総合評価に

与える影響を分離して捉えることで、この非対称性を考慮した分析手法も提案されているが、施設単位での比較という観点では十分に整理されていない [5]。

本研究では、日本語ホテルレビュー [6] を対象に、属性ごとの肯定的・否定的言及を属性の充足・欠如を反映する言語的シグナルとして捉える。具体的には、BERT を用いた属性別極性判定とロジスティック回帰により、各属性の肯定的・否定的言及が総合評価に与える影響度を推定する。さらに、推定された影響度とレビュー中での言及傾向を統合することで、同一属性に着目した施設間比較を可能とし、施設ごとの評価構造の違いを明らかにする。

2 関連研究

2.1 アスペクトベース感情分析

アスペクトベース感情分析 (Aspect-Based Sentiment Analysis: ABSA) は、テキスト中に含まれる属性に対する感情極性を推定する手法である。近年では、BERT に代表される事前学習済言語モデルを用いた手法が主流となっており、高い性能が報告されている [1, 2]。

2.2 サービス品質評価と Kano モデル

サービス品質研究の分野では、サービスを構成する属性が利用者満足に与える影響構造の解明が重要な課題とされてきた。狩野らは、属性が満足と不満に与える影響は必ずしも対称ではないとして、品質要素を複数のカテゴリに分類する Kano モデルを提案した [4]。この枠組みでは、属性が充足された場合と欠如した場合とで、満足度への影響が非対称となる点が特徴である (図 1)。近年では、オンラインレビューを対象として、テキスト中の属性を Kano モデルの観点から分析する試みが行われている [7, 8]。

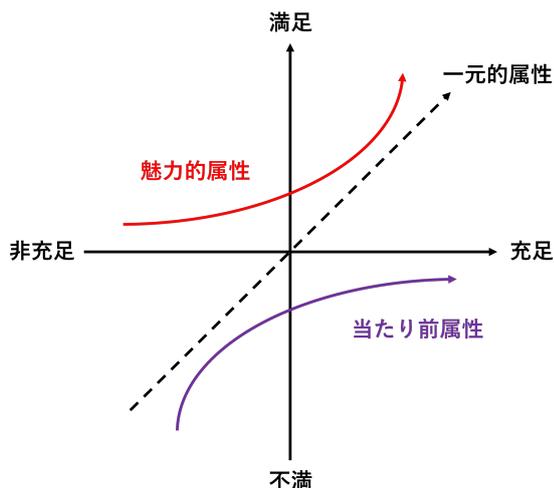


図 1: Kano モデルの概略図

2.3 Kano 推定に基づく IPA 分析の拡張

Importance-Performance Analysis (IPA) は、属性の重要度とパフォーマンスを二次元上に配置することで、改善優先度を可視化する分析手法である [9]。近年では、オンラインレビューを用い、言及頻度や感情極性に基づいて重要度・性能を推定する手法が提案されている [3]。

また、従来の IPA は満足と不満の影響を対称と仮定しているが、Kano モデルに基づき、影響の非対称性を IPA に取り入れる試み (Kano × IPA) も行われている。

例えば Kim ら [5] は、肯定的言及と否定的言及の影響を分離し、それらをパフォーマンスの算出に反映させることで、影響の非対称性を考慮した IPA 分析手法を提案している。しかし、同研究では IPA における重要度が影響度のみに基づいて定義されているため、属性の位置づけを施設間で比較することが難しいという課題がある。

2.4 本研究の位置づけ

Kano × IPA に基づく Kim らの研究では、属性の充足・欠如が総合評価に与える影響の非対称性は考慮されているものの、属性の重要度はデータセット全体で共通の値として扱われており、同一属性に対する施設間比較は困難であった。

これに対し、本研究では、属性の充足および欠如が総合評価に与える影響の非対称性を考慮しつつ、肯定的・否定的言及に対応する影響度を推定する。さらに、これらの影響度を、施設ごとに集約された

レビュー中の言及傾向と統合することで、属性の重要度を施設ごとに算出し、特定の属性に着目した施設間比較を可能とする点に特徴がある。

3 データセット

本研究では、「楽天トラベルデータ」[6] に含まれる宿泊レビューを分析対象として用いた。当該データセットには、各レビューに対して、ユーザ投稿本文、投稿日時、施設 ID、利用目的、同伴者などの情報が付与されている。本研究では、60 施設のホテルを対象とし、2015 年から 2019 年に投稿された計 102,817 件のレビューを用いた。

4 分析フローの概要

本研究では、日本語ホテルレビューを対象として、レビューテキストに基づく属性別極性推定から、総合評価への影響度推定、および施設間比較を目的とした IPA 分析までを、一貫した分析フローとして構成する。図 2 に、本研究の分析フローを示す。

まず、レビューテキストに対して、BERT に基づく属性別極性推定モデルを適用し、各レビュー文に含まれる属性ごとの肯定的・否定的言及を推定する。

次に、得られた属性別極性の有無を説明変数、総合評価を目的変数とするロジスティック回帰を行い、各属性について、肯定的・否定的言及の有無が総合評価に与える影響度を推定する。この段階で、属性の満足・不満に対する影響の非対称性を定量的に捉える。

最後に、各施設に属する複数レビューを対象として、属性ごとの肯定的・否定的言及の出現割合を集約し、前段で推定した影響度と組み合わせることで、施設単位で比較可能な IPA 指標を算出する。これにより、同一属性に着目した施設間の相対的な位置づけを可視化する。

5 レビューテキストへの属性別極性アノテーション

5.1 属性別極性の設計

本研究では、レビューテキスト中に現れる各属性の肯定的・否定的言及を、属性の充足・欠如を表す言語的シグナルとして捉える。本章では、これを実現するため、レビュー文に含まれる属性別極性を自

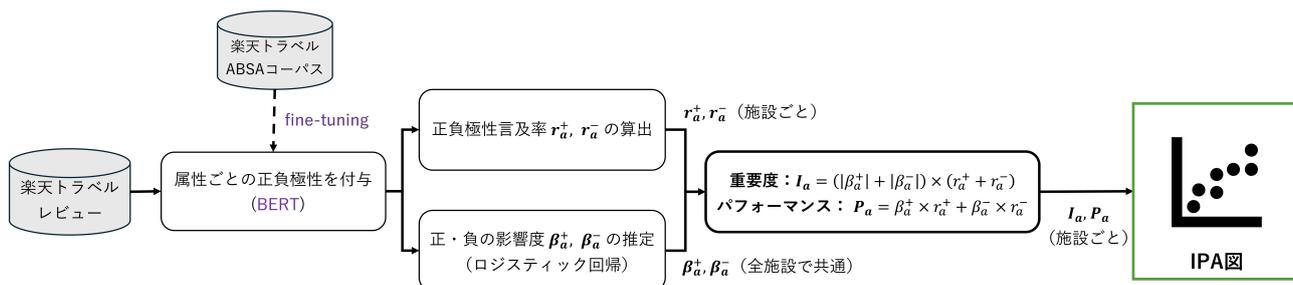


図 2: 本研究の分析フロー

動的に推定するモデルを用いる。

属性別極性推定には、「楽天トラベルレビュー：アスペクト・センチメントタグ付きコーパス」[10]を用いて学習した、BERTに基づくアスペクトベース感情分類器を用いる。本コーパスは、楽天トラベルに投稿された日本語レビューを対象に、宿泊施設に関する7属性（立地、部屋、朝食、夕食、サービス、風呂、設備・アメニティ）について、各属性の肯定的・否定的言及の有無が人手でアノテーションされた、計76,624文、12,476レビューから構成される[11]。

本研究では、朝食および夕食を統合して「食事」として扱い、各属性について肯定的言及と否定的言及の有無をそれぞれ判定することで、6属性に対する12個の二値ラベルを同時に予測するマルチラベル分類問題として定式化した。

5.2 属性別極性推定モデル

属性別極性推定には、日本語事前学習済みBERTを基盤とした分類器を用いる。文単位の入力に対して、BERTの[CLS]トークンに対応する出力を用い、各属性における肯定的・否定的言及の有無を推定する。

モデルの学習および性能評価にあたっては、当該コーパスを学習・検証・テストに8:1:1の割合で分割した。入力文の設定として、対象文のみを用いる場合と、対象文に直前の文を結合する場合の2種類を比較した。その結果、マクロ平均F値は、対象文のみの設定で0.723、前文を含めた設定で0.743となり、後者の方が高い性能を示した。このため、本研究では前文を含めた設定を採用する。

学習済みモデルを、3章で述べた楽天トラベルデータに適用し、レビューテキストに対して属性別極性情報のアノテーションを行った。

6 属性の充足・欠如が総合評価へ与える影響の推定

本章では、レビューテキスト中に現れる各属性の充足・欠如が、宿泊施設に対する総合評価にどのような影響を与えているかを定量的に推定し、その結果を分析する。

6.1 回帰分析の設定

属性別極性推定によって得られた各属性の肯定的言及の有無および否定的言及の有無を説明変数とし、総合評価を目的変数とするロジスティック回帰モデルを構築した。目的変数は二値変数であり、レビューに付与された総合星評価が4以上の場合を1、3以下の場合を0とした。

回帰モデルの構成は、KimらのKano × IPAに基づくレビュー分析研究[5]と同様に、各属性の肯定的・否定的言及が総合評価に与える影響を推定することを目的とし、施設固定効果を含むロジスティック回帰モデルを用いた。各属性 a について、肯定的言及および否定的言及に対応する影響度をそれぞれ β_a^+, β_a^- として推定する。

6.2 各属性における影響の非対称性の可視化

推定された各属性の β_a^+ および β_a^- を図3に示す。図3より、全体として肯定的言及に対応する β_a^+

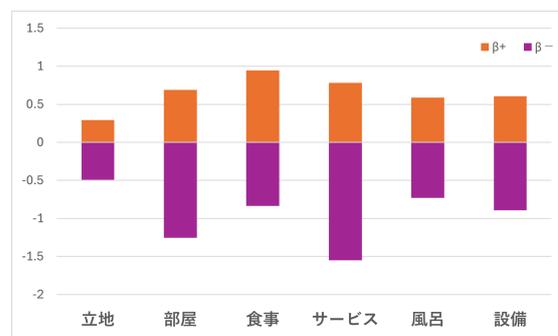


図 3: 各属性の β_a^+ および β_a^-

よりも否定的言及に対応する $|\beta_a^-|$ の方が大きいことが分かる。これは、属性の充足時よりも欠如時の方が総合評価に与える影響が大きい傾向を示しており、本データにおけるホテル属性が「満たされていて当然」と受け取られやすい構造を持つことを示唆している。一方で、非対称性の程度は属性によって異なる。「サービス」や「部屋」では欠如時の影響が特に大きいのに対し、「立地」では $|\beta^+|$, $|\beta^-|$ のいずれも小さく、総合評価への影響は限定的である。

次章では、推定された影響度とレビュー中での言及傾向を組み合わせ、施設単位で比較可能な形で属性ごとの特徴を整理する。

7 推定された影響度を用いた IPA 分析

7.1 指標の定義

前章で推定した属性別の影響度 (β_a^+ , β_a^-) と、当該施設に属する複数のレビューにおける属性 a の肯定的・否定的言及の割合に基づき、施設単位で比較可能な IPA 指標を構成する。

本研究では、属性 a の重要度 I_a を、影響度とレビュー中での言及傾向を統合した指標として新たに定義する。一方、パフォーマンス P_a については、肯定的・否定的言及が総合評価に与える寄与を表す指標として、Kim ら [5] による定義を踏襲する。なお、 r_a^+ は当該施設に対する複数レビューにおける属性 a の肯定的言及の割合、 r_a^- は否定的言及の割合を表す。

$$I_a = (|\beta_a^+| + |\beta_a^-|) \times (r_a^+ + r_a^-) \quad (1)$$

$$P_a = \beta_a^+ \times r_a^+ + \beta_a^- \times r_a^- \quad (2)$$

I_a は当該属性が総合評価に与え得る影響の大きさを、 P_a は肯定・否定の言及が総合評価をどの程度押し上げ（あるいは押し下げ）たかを表す指標とみなせる。以降では、これらの指標を二次元平面上に配置し、各属性に対する施設間の相対的な位置づけを比較する。

7.2 属性別 IPA 図による施設間分布の分析

4 属性（食事、風呂、サービス、設備・アメニティ）について、60 施設を点としてプロットした IPA 分析の結果を図 4 (a) ~ (d) に示す。図中では、普通宿を青色の丸、高級宿をオレンジ色の三角で表している。

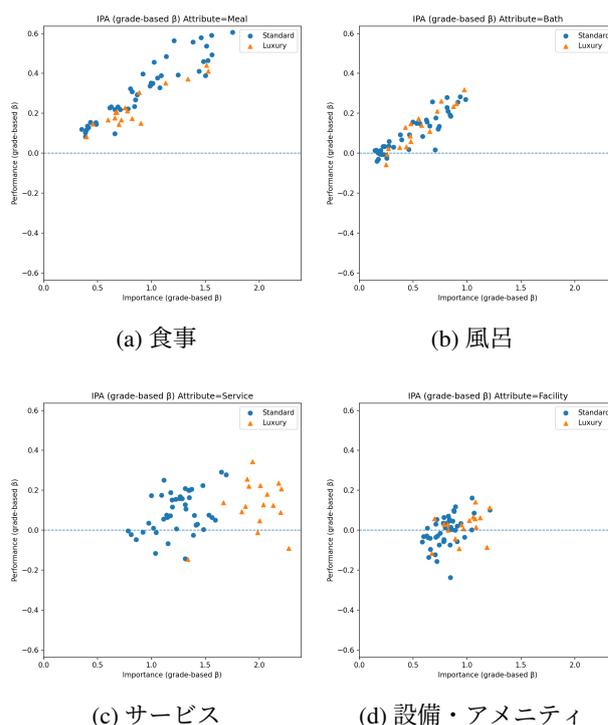


図 4: 各属性の IPA 図 (60 施設の分布)。横軸は重要度、縦軸はパフォーマンスを表す。

図 4 より、「食事」では高いパフォーマンスの領域に点が分布しやすく、顧客満足度を押し上げる属性であることが示唆される。一方、「設備・アメニティ」では重要度は中程度に集中するものの、パフォーマンスは正負の両側に分布しており、施設ごとに総合評価への寄与の程度が異なることが分かる。

施設グレードによる分布差に着目すると、「サービス」では高級宿が相対的に重要度の高い領域に分布する傾向が確認された。一方、「風呂」では分布の重なりが大きく、本設定ではグレード差が比較的小さい属性であると言える。

8 終わりに

本研究では、日本語ホテルレビューを対象に、属性別極性推定とロジスティック回帰分析を組み合わせ、属性の充足・欠如が総合評価に与える影響を推定した。さらに、推定された影響度と言及割合を統合した IPA 分析により、属性の相対的な位置づけを施設間で比較可能な形で整理できることを示した。

今後の課題として、ABSA コーパスにおける事前定義された属性集合への依存を緩和するため、レビュー文から属性表現を自動抽出する手法への拡張が挙げられる。

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グループ株式会社から提供を受けた「楽天トラベルデータ」および「楽天トラベルレビュー: アスペクト・センチメントタグ付きコーパス」(https://rit.rakuten.com/data_release/) を利用いたしました。貴重なデータセットの提供に、深く感謝申し上げます。

参考文献

- [1] Chi Sun, Luyao Huang, and Xipeng Qiu. Utilizing BERT for Aspect-Based Sentiment Analysis via Constructing Auxiliary Sentence. In **Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies**, pp. 380–385, 2019.
- [2] Hu Xu, Bing Liu, Lei Shu, and Philip Yu. BERT Post-Training for Review Reading Comprehension and Aspect-based Sentiment Analysis. In **Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies**, pp. 2324–2335, 2019.
- [3] Dan Wang, Wei Wang, Xiangping Zeng, and Rui Chen. Assessing Hotel-Related Smartphone Apps Using Online Reviews. **Journal of Hospitality Marketing & Management**, Vol. 25, No. 3, pp. 291–313, 2016.
- [4] 狩野紀昭, 瀬楽信彦, 高橋文夫, 辻新一. 魅力的品質と当り前品質. **品質**, Vol. 14, No. 2, pp. 147–156, 1984.
- [5] Su-Ah Kim, Sohyun Park, Minjung Kwak, and Changmuk Kang. Examining product quality and competitiveness via online reviews: An integrated approach of importance-performance-competitor analysis and Kano model. **Journal of Retailing and Consumer Services**, Vol. 82, p. 104135, 2025.
- [6] 楽天グループ株式会社. 楽天トラベルデータ, 2020. 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.2.2>.
- [7] Anna Martí Bigorra, Ove Isaksson, and Magnus Karlberg. Aspect-based Kano categorization. **International Journal of Information Management**, Vol. 46, pp. 163–172, 2019.
- [8] Seoyoon Lee, Sohyun Park, and Minjung Kwak. Revealing the dual importance and kano type of attributes through customer review analytics. **Advanced Engineering Informatics**, Vol. 51, p. 101533, 2022.
- [9] John A. Martilla and John C. James. Importance-Performance Analysis. **Journal of Marketing**, Vol. 41, No. 1, pp. 77–79, 1977.
- [10] 楽天グループ株式会社. 楽天トラベルレビュー: アスペクト・センチメントタグ付きコーパス, 2021. 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.2.14>.
- [11] Yuki Nakayama, Koji Murakami, Gautam Kumar, Sudha Bhingardive, and Ikuko Hardaway. A Large-Scale Japanese Dataset for Aspect-based Sentiment Analysis. In **Proceedings of the Thirteenth Language Resources and Evaluation Conference (LREC 2022)**, pp. 7014–7021, 2022.