

評価値への影響を考慮した商品レビュー分析手法に関する研究

1X20C019-6 小笠原のりこ
指導教員 後藤正幸

1. 研究背景・目的

近年、商品やサービスの改善を行うために、ユーザーによって投稿された大量のレビューデータを分析する手法が多く研究されている。これらの手法は主に機械学習の様々な手法を用いてユーザーレビューから何らかの情報を抽出しようとする研究がほとんどであり、これらの多くは各要因の特性や顧客視点を考慮して品質改善の優先順位を明確にする分析方法とはなっていない。これに対し品質改善に着目した研究では、品質要素をその有無による顧客満足度変化から「魅力的品質」等に分類する狩野モデルのコンセプトを導入したレビュー分析が提案されている [1],[2]。しかしこれらの研究では、単語レベルでの分析が行えない、あるいは一部の単語のみに着目して分析しているという課題がある。そこで本研究では、レビュー文内の全単語を対象として分析を行い、品質要素分類を行う手法を提案する。具体的には、レビュー文を用いて学習した LDA [3] とロジスティック回帰を組み合わせることで、レビュー文に出現する全単語について、それらが評価値に及ぼす影響度（以下、ポジネガ度）を定量化する。実データ分析を通じて提案手法を用いることにより、単語レベルでの詳細分析や発見的な品質要素の抽出が可能であることを示す。

2. 関連研究

2.1. 狩野モデルのレビューデータへの適用

品質マネジメントにおいて、狩野モデルは品質要素の特性から改善の優先順位付けに役立てることができるため非常に有用であり、レビューデータを用いた分析にも応用されている。例えば Bi ら [1] はレビュー文に対し LDA [3] を適用し、各トピックを品質要素と見なして各トピックが評価値に与える影響から品質分類の分析を行い、Joung ら [2] はレビュー文内名詞をクラスタリングし、各クラスターで最頻出かつ商品説明文に登場する単語を分析している。しかし、Bi らの手法は単語レベルの分析が行えず、Joung らの手法では一部の単語のみの分析に限定されているといった課題がある。

2.2. Latent Dirichlet Allocation

LDA は、文書の背後に潜在トピックを仮定するトピックモデルの一種である。LDA では、文書 d_m は複数の潜在トピックに確率的に所属しており、文書内の n 番目の単語 $w_{d_m,n}$ はトピック $z_{d_m,n}$ から確率的に生成されると仮定している。LDA のグラフィカルモデルを図 1 に示す。

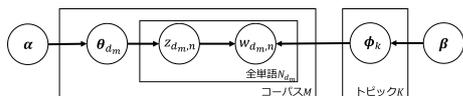


図 1: LDA のグラフィカルモデル

トピック k における単語分布 ϕ_k は、語彙数を次元数としたパラメータ β を持つディリクレ分布に従って生成される。また、各単語に対応するトピック $z_{d_m,n}$ は、任意に定めたトピック数 K を次元数としたパラメータ α を持つディリク

レ分布に従って生成されたトピック分布 θ_{d_m} から得られる。これらのことから、共起しやすい単語は同じトピックへの所属確率が高くなるといえる。

3. 提案手法

本研究では、顧客満足度を反映していると考えられるレビュー評価値の高低を活用し、各品質要素を表す各単語のポジネガ度の評価を行う手法を提案する。具体的にはまず、分析対象の全レビュー文を用いて LDA モデルを構築する。次に、分析目的に沿った条件に応じて商品/サービスを分割し、グループごとにロジスティック回帰モデルを構築する。ここで、説明変数は LDA モデルにおける各レビュー文の各トピック所属確率とし、目的変数は各レビューが高/低評価のいずれであるかを示す二値変数とする。最後に各グループの各単語に関して、ロジスティック回帰式の回帰係数と各単語のトピック所属確率をトピックごとに掛け合わせることで、全トピック分の和をその単語のポジネガ度として評価することが可能となる。提案手法の概要図を図 2 に示す。

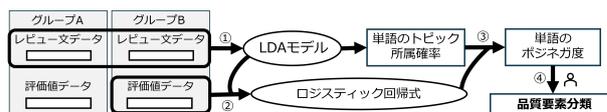


図 2: 提案手法の概要図

ここで、各単語のポジネガ度は、その単語が示す各品質要素に対して顧客が抱いている満足度を反映していると考えられることができる。例えば、ある単語のポジネガ度が高いことは、その単語が現れると評価値が高くなりやすいことを示しており、その単語が関係する品質要素によって顧客の満足度が上がると考えることができる。同様に、ポジネガ度が低いことは、顧客の満足度を下げやすい品質要素であると推測することができる。したがって、ある単語が出現するレビュー文の内容とそのポジネガ度を照らし合わせることで、その単語が関係する品質の特性を分析することができると考えられる。

4. 実データ分析

本提案手法の有効性を検証するため、宿泊施設を対象とした実レビューデータに対して本手法を適用し、条件が異なる宿泊施設において品質要素の特性を考察する。

4.1. 実験条件

本分析では、2019 年度の楽天トラベルレビューデータセット [4] を使用する。データ数は 526,263 件であり、レビュー評価値は 1~5 の 5 段階である。評価値 4,5 を高評価、評価値 1,2,3 を低評価とした。また、楽天トラベルの Web サイトにおいて「高級宿」または「最高級宿」と表示される施設を「高級宿」、その他の施設を「普通宿」として予め分割し、各グループにおいて高/低評価レビュー文を 1,000 件ずつランダムサンプリングし LDA の学習データとした。LDA のトピック数は実験的に 50 と定めた。

4.2. 分析結果

4.2.1. ポジネガ度上位/下位単語

高級/普通宿において各々得られたポジネガ度上位/下位単語のうち、出現回数が多い単語の抜粋を表1に示す。

表1: 高級/普通宿におけるポジネガ度上位/下位単語

グループ	上位下位	単語
高級	上位	連休、タワー、卒業、返信、忘れ物、プライベート
高級	下位	tv、うるさい、苦情、不愉快、グループ、硬く
普通	上位	防音、味噌、高知、コストパフォーマンス
普通	下位	地図、重い、部、スイッチ、わかる、コスバ

表1より、各グループにおけるポジネガ度上位/下位単語として、宿泊施設の設備、サービス、立地などに関係する単語が抽出できていることがわかる。また、「連休」など、宿泊施設自体の特性ではなく、特定の状況を表す際に用いられたと考えられる単語も、各グループにおいてポジネガ度が相対的に高く/低くなっていることがわかる。

4.2.2. 各単語に対応する品質の特性分析

表1に示した単語のうち、品質に関係すると考えられる単語の一部と、その単語のポジネガ度及び各グループにおける出現回数を表2、3に示す。

表2: 高級宿で得られたポジネガ度上位/下位単語の抜粋

単語	ポジネガ度	出現回数
上位		
返信	1.93	4
忘れ物	1.87	5
プライベート	1.87	6
下位		
tv	0.57	4
うるさい	0.62	4
グループ	0.96	11

表3: 普通宿で得られたポジネガ度上位/下位単語の抜粋

単語	ポジネガ度	出現回数
上位		
防音	3.42	7
コストパフォーマンス	2.70	13
ローソン	2.45	6
下位		
地図	0.17	10
スイッチ	0.28	6
コスバ	0.36	10

表2より、高級宿では「返信」や「忘れ物」など顧客対応に関する品質要素が注目されていることがわかる。例えば「返信」という単語は、実際のレビュー文ではポジ/ネガ双方の文脈で使用されていることも多かった。しかし、ポジネガ度が高いことから、不満要因にはなりにくいと考えられるため、高級宿における返信対応という品質要素は、なくても満足度に影響を与えにくいと考えられる。また「プライベート」という単語に注目すると、レビュー文には、レストランなどにおいて自分たちだけの空間が用意されていることや、プライベートビーチなど宿泊者限定の空間に対する満足感を示すレビューが多く見られ、プライベート要素がないことに対する不満を示したレビューは見られなかった。これは、共有空間でのプライベート性に期待する顧客が少ないためだと考えられる。これらのことから、高級宿におけるプライベート性も「魅力的品質」だと推測できる。また、「返信」の方が「プライベート」よりもポジネガ度が高いことから、魅力的品質を改善すること

を検討した場合、プライベート性の向上よりも返信対応を丁寧に行うことを優先した方がよいと考えられる。さらに、表3からは、普通宿においてポジネガ度上位/下位双方にコストパフォーマンスを示す単語が現れていることがわかる。すなわち、普通宿におけるコストパフォーマンスは、高いことによって顧客満足度を上げ、低いことによって顧客満足度を下げる「一元的品質」だと推察できる。なお、「当たり前品質」等の他の品質要素の特性に関しても、例えば対義語間のポジネガ度及びレビュー内容の比較により実現可能であると考えられる。このように、提案手法を用いて各単語について解釈可能な形での定量評価を行うことにより、任意の分析対象においてどのような品質要素がどのような特性を持っているかを特定することが可能となる。さらに、同一商品/サービス内の異なる品質要素間でポジネガ度を比較することによって、品質改善の詳細な優先度を検討することができる。

5. 考察

本研究では、レビュー文における各単語の評価値への影響度を、ポジネガ度として定量化する手法を提案した。これにより、従来よりも詳細かつ顧客視点を考慮して顧客満足度に影響する品質要素を抽出することや、各品質要素がどのような特性を持つ品質と関連しているかを考察することが可能になった。これらの分析結果を用いることで、企業は自社の商品/サービスにおいてどの品質要素から優先的に改善すべきかを判断することが可能になると期待できる。

一方で、ポジネガ度が近い値を示している場合でも、その単語が関連する品質要素が持つ特性には複数の可能性が考えられるという問題が残った。これは、LDAが共起性のみに着目していることと、レビュー文において、評価値に反する内容が書かれる場合があることが原因であると考えられる。

6. まとめと今後の課題

本研究では、LDAとロジスティック回帰モデルを組み合わせることで、レビュー文内の各単語が顧客の評価値に与える影響を定量化する手法を提案した。さらに、提案手法を実データに適用し、評価値に及ぼす影響を定量的に考慮したうえで、分析対象の各品質要素がどのような特性を持つ品質と関連するのかを考察した。今後の課題としては、より定量的に品質特定を行うことや、高/低評価データの数に大きな差異があるデータセットに対する分析などが挙げられる。

参考文献

- [1] Jian-Wu Bi, Yang Liu, Zhi-Ping Fan, and Erik Cambria. Modelling customer satisfaction from online reviews using ensemble neural network and effect-based kano model. *International Journal of Production Research*, Vol. 57, No. 22, pp. 7068–7088, 2019.
- [2] Junegak Joung and Harrison M. Kim. Explainable neural network-based approach to kano categorisation of product features from online reviews. *International Journal of Production Research*, Vol. 60, No. 23, pp. 7053–7073, 2022.
- [3] David M Blei, Andrew Y Ng, and Michael I Jordan. Latent dirichlet allocation. *Journal of Machine Learning Research*, Vol. 3, No. Jan, pp. 993–1022, 2003.
- [4] 楽天グループ株式会社. 楽天データセット, 2014. 国立情報学研究所情報学研究データリポジトリ.