

Análise de Satisfação de Serviços e Produtos Brasileiros em Plataformas Eletrônicas: Uma Abordagem de Mineração de Texto

Isabella Lopes Carmo dos Santos¹
Marcos V. Villas¹, Sérgio Lifschitz¹

¹Departamento de Informática – (PUC-Rio) - Rio de Janeiro - RJ

{icarmo, villas, sergio}@inf.puc-rio.br

Resumo. Este artigo apresenta o desenvolvimento de uma metodologia para compreender opiniões e sentimentos dos consumidores após a prestação de serviços e a venda de produtos em plataformas eletrônicas brasileiras, utilizando técnicas de mineração de texto. O estudo concentra-se na modelagem de tópicos, análise de sentimentos e extração de entidades nomeadas a partir dos comentários dos consumidores. O método foi aplicado a dados públicos de avaliações de diferentes setores, visando auxiliar empresas e comerciantes a melhorar seus produtos, serviços e atendimento ao cliente. Além disso, são discutidos os desafios enfrentados na aplicação das técnicas e avaliação dos resultados. A construção final do método demonstra sua eficácia na compreensão da satisfação dos clientes em diversos setores, proporcionando insights relevantes.

Abstract. This article presents the development of a methodology to understand consumers' opinions and feelings after providing services and selling products on Brazilian electronic platforms, using text mining techniques. The study focuses on topic modeling, sentiment analysis, and named entity extraction from consumer comments. The method was applied to public evaluation data from different sectors, aiming to help companies and traders improve their products, services and customer service. Furthermore, the article discusses the challenges faced, including handling the selected techniques and evaluating the results of the methodology. The final construction of the method demonstrates its effectiveness in understanding customer satisfaction in different sectors, providing relevant insights.

1. Introdução

O crescimento exponencial do comércio eletrônico no Brasil tem gerado um ambiente altamente competitivo onde o entendimento e aprimoramento da satisfação do cliente desempenham um papel crítico no sucesso das empresas no mercado. A satisfação do cliente reflete a medida em que suas expectativas são atendidas ou superadas em relação aos produtos, serviços e experiência de compra online. Portanto, compreender as opiniões e sentimentos dos consumidores após a prestação de serviços e vendas de produtos é essencial para que as empresas possam melhorar a qualidade dos mesmos, além do atendimento ao cliente [Caro and Garcia 2007].

Este artigo visou desenvolver uma metodologia e selecionar algoritmos para avaliar a satisfação dos clientes em relação a serviços e produtos vendidos no contexto das plataformas eletrônicas de comércio brasileiro empregando técnicas de mineração de texto. O desenvolvimento incluiu a pesquisa de técnicas e a coleta de dados de comentários pós-serviço e pós-compra de serviços e produtos em tais plataformas. A proposta foi identificar tópicos de discussão e tendências emergentes, os sentimentos dos clientes (satisfação ou insatisfação) em relação a esses tópicos e as entidades nomeadas presentes nos dados analisados.

Detalham-se as etapas da metodologia desenvolvida e os resultados de sua aplicação em conjuntos de dados públicos, destacando a eficácia da metodologia e a relevância dos insights obtidos para aprimorar a qualidade de serviços e produtos nas plataformas eletrônicas de comércio, além de sugerir possíveis melhorias futuras.

2. Trabalhos Relacionados

Uma das principais formas de coleta de feedback dos clientes é através do envio de pesquisas e questionários online diretamente para o e-mail dos consumidores. Estas pesquisas utilizam métricas como o Net Promoter Score (NPS), Customer Satisfaction Score (CSAT) e Customer Effort Score (CES) para quantificar a satisfação e o esforço do cliente a partir de formulários estruturados [Silva 2022].

No que diz respeito às ferramentas disponíveis, não foi encontrada nenhuma aplicação pública online voltada para a análise de satisfação do consumidor que utilizasse as mesmas técnicas de mineração de texto empregadas na metodologia apresentada neste artigo. Entretanto, foi encontrado o MineMyText¹, uma ferramenta que realiza processamento de linguagem natural, modelagem de tópicos, análise de sentimentos e visualização dos resultados, mas não especificamente para o contexto deste trabalho.

Em termos de pesquisas, foi encontrado um estudo que buscou prever o volume de vendas online de produtos orgânicos e identificar fatores estratégicos usando modelagem de tópicos e análise de sentimentos, conduzido por [Lyu and Choi 2020]. Além desse, foi descoberto um estudo brasileiro que aplicou técnicas de análise de sentimentos em alguns dos conjuntos de dados utilizados na metodologia desenvolvida neste artigo, conforme relatado por [Souza and de Oliveira e Souza 2021]. No entanto, ambos estudos diferem nas ferramentas e técnicas empregadas neste estudo.

Portanto, a metodologia proposta demonstra-se relevante na área de análise da satisfação do cliente, utilizando dados de comentários feitos após a prestação de serviços ou compras. Ao integrar técnicas de mineração de texto, nossa abordagem é capaz de fornecer insights para melhorar a qualidade de serviços e produtos nas plataformas eletrônicas de comércio.

3. Estrutura do Método

Nesta seção, apresentam-se as técnicas que compõem o método desenvolvido com modelagem de tópicos, geração de descrições, análise de sentimentos e extração de entidades nomeadas. A combinação dos resultados de tais técnicas de mineração de texto permite identificar sentimentos em torno de tópicos específicos, associar entidades a temas discutidos e avaliar se elas são bem recebidas ou criticadas.

¹<https://minemytext.com/>

3.1. Modelagem de Tópicos

Previamente à modelagem de tópicos, foi implementado o pré-processamento dos dados, focando na normalização para garantir uma análise consistente e precisa. Esse processo foi aplicado uniformemente em todos os conjuntos de dados, começando com a limpeza textual dos comentários das avaliações. Nessa fase, foram removidos dígitos, pontuações, quebras de linha e palavras curtas (com até duas letras) consideradas irrelevantes, utilizando expressões regulares.

Em seguida, foi aplicada a técnica de tokenização para segmentar o texto em palavras individuais, possibilitando a remoção das *stopwords* em português. Após a sua eliminação, foi realizada a lematização, reduzindo a dimensionalidade do vocabulário e melhorando a consistência dos dados. Nesta etapa, os substantivos foram mantidos para uma compreensão mais clara dos principais tópicos. Por fim, a acentuação das palavras foi removida, padronizando o texto para facilitar a comparação entre palavras acentuadas e não acentuadas, considerando as variações na escrita dos comentários.

Após o pré-processamento, a modelagem de tópicos tomou início, que é uma técnica estatística composta por algoritmos para revelar e descrever temas em uma coleção de documentos [Kherwa and Bansal 2019] que, neste caso, serve para identificação dos principais temas das avaliações. O método mais usado é o Latent Dirichlet Allocation (LDA), que permite descobrir palavras representativas de um ou mais tópicos em documentos textuais [Blei et al. 2003].

Na metodologia, foi escolhido o BERTopic², devido aos seus bons resultados demonstrados em pesquisas científicas. Tal escolha se baseou na capacidade do BERTopic utilizar a técnica TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency) orientada a classes para extrair os termos mais relevantes do conteúdo textual, modelando a relevância das palavras em relação a essas classes. O mesmo permite ajustes nos parâmetros do algoritmo, como a redução de dimensionalidade com UMAP e a clusterização com HDBSCAN, adaptando-se aos dados do estudo.

3.2. Geração da Descrição

Após a modelagem de tópicos, foi identificada a necessidade de gerar frases descritivas dos tópicos usando um modelo de linguagem avançado, de forma a compreender melhor a combinação das palavras-chave entregues pelo BERTopic.

Para isso, foi desenvolvido um comando utilizando as 10 palavras mais importantes de cada tópico, juntamente com suas pontuações TF-IDF. Esse comando foi aplicado no ChatGPT³ e no Gemini⁴ para a formação de três opções de frases, permitindo avaliar quais delas e qual modelo apresentaria melhores resultados. Tais frases foram essenciais para compreender o conteúdo e a relevância de cada tópico, destacando os termos-chave e sua importância contextual.

Após uma análise detalhada, observou-se que o Gemini apresentou melhor desempenho na geração de descrições. Por conta disso, foi selecionado como o modelo de linguagem final a ser utilizado.

²<https://github.com/MaartenGr/BERTopic>

³<https://chatgpt.com/>

⁴<https://gemini.google.com/app>

3.3. Análise de Sentimentos

Obtidos os tópicos e suas descrições, a execução da análise de sentimentos foi iniciada, para cada tópico, utilizando um modelo onde foi efetuado um treinamento através do BERTimbau⁵ usando 4 conjuntos de dados públicos de avaliações, alguns deles utilizados na aplicação do método. Para o caso de teste, foi utilizado um modelo baseado no mesmo algoritmo disponível para o público na plataforma do Hugging Face.

Pela validação do modelo, o mesmo obteve uma acurácia de 78%, retornando resultados com valores de “positivo”, “neutro” e “negativo”, que representam respectivamente os sentimentos de satisfação, indiferença e insatisfação dos clientes em relação aos serviços ou produtos analisados. Para avaliar o desempenho do modelo treinado, foi utilizada uma função do scikit-learn⁶, uma biblioteca de aprendizado de máquina de código aberto para Python, que gera um relatório com métricas como precisão, sensibilidade, F1-score e suporte.

3.4. Extração de Entidades Nomeadas

Feita a análise de sentimentos, por fim, foi prosseguido para etapa final que é a extração de entidades nomeadas de cada tópico. Para isso, foi utilizado um modelo disponível na plataforma do Hugging Face treinado com o RoBERTa, em todos os conjuntos de dados como parte do método de análise. Esse modelo de linguagem é capaz de classificar entidades como localização, pessoa, organização, entre outras.

4. Casos e Resultados

Para assegurar a profundidade e abrangência da pesquisa, a busca por um conjunto de dados com informações verídicas de comentários em língua portuguesa tornou-se uma prioridade. Foram cogitadas duas opções para a obtenção desses dados: a realização de um processo de *web scraping*, que se fundamenta na extração de informações diretamente de sites, e a procura por bases de dados públicas.

O conjunto de dados no qual o método foi primeiramente aplicado consistiu nas avaliações do restaurante Guacamole, obtidas por meio de um *web scraping* na plataforma TripAdvisor. Esse conjunto de dados incluiu tanto os comentários quanto a quantidade de estrelas das avaliações, sendo utilizado como teste para a primeira aplicação do método, o qual será demonstrado.

Os principais conjuntos de dados utilizados foram de três plataformas de comércio eletrônico: Olist, Buscapé e B2W Digital. Os dois primeiros foram obtidos na plataforma Kaggle e o último, no repositório público no GitHub das Americanas. Além desses três, o método foi aplicado também a um conjunto de dados de hotéis brasileiros, composto primordialmente por comentários das avaliações de hotéis na plataforma TripAdvisor, coletadas de todos os estados brasileiros e disponibilizadas através de uma pesquisa.

A seguir, são apresentados os resultados da aplicação do método no conjunto de dados do restaurante Guacamole, incluindo os tópicos identificados, a frase descritiva sobre um tópico, a análise de sentimentos, a extração de entidades nomeadas e os comentários das avaliações relacionados diretamente aos sentimentos de um tópico. Ao

⁵<https://neuralmind.ai/bert/>

⁶<https://scikit-learn.org/>

final, uma parte do protótipo de apresentação em páginas *web* construídas com HTML e CSS é exibida, ilustrando como os resultados seriam apresentados ao usuário final. O foco será nos resultados do tópico 0.

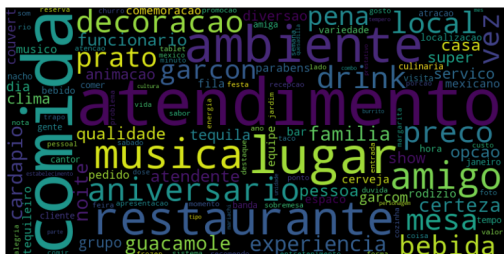


Figura 1. Nuvem de palavras das avaliações do Guacamole.

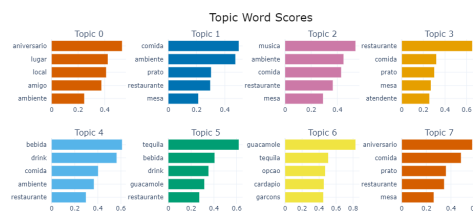


Figura 2. Gráfico de barras dos 8 tópicos mais frequentes das avaliações do Guacamole.

Para proporcionar uma visualização das palavras mais mencionadas nos comentários, foi gerada uma nuvem de palavras. Termos como “comida”, “atendimento”, “ambiente” e “restaurante” foram frequentemente mencionados no tópico mais prevalente.

Foram analisados 593 comentários associados a este tópico. As três palavras mais relevantes, conforme suas pontuações TF-IDF, foram “aniversário”, “lugar” e “local”. Utilizando o modelo Gemini, a frase descritiva gerada foi: “O tópico trata sobre as experiências oferecidas pelo restaurante Guacamole para celebrações de aniversário, destacando o ambiente, local e atmosfera amigável.”

Na análise de sentimentos, foram identificados 548 comentários positivos, 21 neutros e 24 negativos. Para a extração de entidades nomeadas, as 10 entidades mais frequentes foram destacadas, com as três primeiras sendo “mexicana”, “méxico” e “rio”, associadas a 20, 12 e 11 comentários, respectivamente.

Com a aplicação de todas as técnicas, os comentários foram organizados de acordo com o sentimento expresso. No Quadro 1 a seguir, são apresentados os primeiros comentários no conjunto de dados classificados em cada categoria de sentimento.

Sentimento	Comentário
Positivo	Amei o atendimento da Kaylane e Victor! Os melhores, comemos muito bem e foram muito simpáticos. Obrigada pela ajuda.
Neutro	Recomendo a todos que venham aqui porque a animação é garantida e vai dar tudo certo. Muito bom, Hermanos.
Negativo	Falta de organização, mais de 1 hora de rodízio e só chegou duas tortinhas e uma costela, lindão esse rodízio.

Tabela 1. Exemplos de comentários relacionados ao sentimento e tópico das avaliações do Guacamole.

A seguir, apresentam-se parte do protótipo de apresentação em formato de páginas *web* que exibem os resultados obtidos para os casos dos tópicos de número 1 do mesmo

conjunto de dados, sendo essa a que exibe o número do tópico, o total de comentários, a descrição e a nuvem de palavras do tópico.



Figura 3. Exibição das informações gerais do tópico de número 1 contidas no protótipo de apresentação.

5. Considerações Finais

Este artigo visou desenvolver um método para avaliar a satisfação dos clientes em relação a serviços e produtos comercializados em plataformas eletrônicas brasileiras, utilizando técnicas de mineração de texto, como modelagem de tópicos, análise de sentimentos e extração de entidades nomeadas. O método foi aplicado a diferentes conjuntos de dados, incluindo avaliações de restaurantes, plataformas de comércio eletrônico e hotéis, fornecendo insights relevantes para que as empresas melhorem a qualidade de seus produtos e serviços, bem como a experiência de seus clientes, demonstrando eficácia pela sua capacidade de fornecer informações importantes sobre as percepções dos consumidores, facilitando a tomada de decisões estratégicas. O código do trabalho desenvolvido está disponível no GitHub⁷.

Durante o desenvolvimento, surgiram desafios significativos, como a dificuldade em encontrar conjuntos de dados confiáveis e de qualidade em língua portuguesa e o ajuste dos parâmetros do BERTopic. Além disso, a escassez de modelos eficientes para a extração de entidades nomeadas em português e os erros gramaticais comuns nos comentários adicionaram complexidade ao processamento e análise dos dados. Apesar desses desafios, especialistas avaliaram positivamente o método, destacando sua facilidade de compreensão e aplicação, proporcionando um melhor entendimento das percepções dos consumidores.

Para trabalhos futuros, recomenda-se a implementação das seguintes melhorias: utilização de dados “Ground Truth” para aumentar a confiabilidade das análises, avaliação mais aprofundada de métricas para comprovar a eficácia do método em ambientes de produção, exploração do uso de modelos de linguagem de grande porte (LLMs) para melhorar a assertividade e escalabilidade do método, definição de critérios objetivos para a escolha dos modelos de geração de frases, análise da aplicação das técnicas em diferentes ordens, especialização da metodologia conforme o tipo de dado e ajuste do método para lidar com comentários multi-tópicos. Além disso, sugere-se a aplicação regular do método para incorporar novos tópicos emergentes.

⁷<https://github.com/isabellalcarro/Satisfaction-Analysis-Text-Mining/>

Referências

- Blei, D. M., Ng, A. Y., and Jordan, M. I. (2003). Latent dirichlet allocation. *Journal of machine Learning research*, 3.
- Caro, L. M. and Garcia, J. A. M. (2007). Measuring perceived service quality in urgent transport service. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 14(1).
- Kherwa, P. and Bansal, P. (2019). Topic modeling: a comprehensive review. *EAI Endorsed transactions on scalable information systems*, 7(24).
- Lyu, F. and Choi, J. (2020). The forecasting sales volume and satisfaction of organic products through text mining on web customer reviews. *Sustainability*, 12(11).
- Silva, F. M. (2022). Proposta de um índice de avaliação da satisfação do uso do transporte público do município de são carlos por meio da adaptação do customer satisfaction score. *Repositório Intistucional UFSCAR*.
- Souza, F. D. and de Oliveira e Souza, J. B. (2021). Sentiment analysis on brazilian portuguese user reviews. *IEEE Latin American Conference on Computational Intelligence (LA-CCI)*.