**Medindo a Eficácia entre BERT e Naïve Bayes em NLP**

Rodrigo Franciozi Rodrigues da Silva¹\*;Adâmara Santos Gonçalvez Felício2

1 Analista de dados. Avenida Getúlio Vargas, 405 – Baeta Neves; 09751-250 São Bernardo do Campo, São Paulo, Brasil

2 Nome da Empresa ou Instituição (opcional). Titulação ou função ou departamento. Endereço completo (pessoal ou profissional) – Bairro; 00000-000 Cidade, Estado, País

\*autor correspondente: rodrigofranciozi@outlook.com

**Medindo a Eficácia entre BERT e Naïve Bayes em NLP**

**Resumo**

Tópico obrigatório para o depósito do TCC, porém opcional para a etapa dos Resultados preliminares.

**Palavras-chave:** Análise de sentimentos; Aprendizado profundo; Classificação de texto; Modelos de aprendizado de máquina; PLN.

**Introdução**

Nos últimos anos a indústria audiovisual cresceu consideravelmente e junto a esse crescimento advém o interesse de agradar o público para que obras de sucesso sejam criadas. Uma maneira de se verificar tal sucesso é por meio da checagem geral de notas e pela leitura de comentários sobre críticos especializados e o público geral que já assistiram determinado conteúdo. (Yassine, 2019)

Quando observado o conjunto dos comentários produzidos sobre o assunto, identificamos plataformas online que trabalham no registro das críticas e avaliações por meio do texto escrito como o “Rotten Tomatoes”, “Internet Movie Database” [IMDb] e “Metacritic”. Esses sites contém uma biblioteca vasta de registros que funcionam como bases de dados, para que pesquisadores consigam avaliar o engajamento e potencial sucesso de produções cinematográficas. (Harsh et al., 2023)

As redes sociais têm um papel cada vez mais relevante, devido ao fato de muitos indivíduos as utilizarem para expressar seus sentimentos e ideias ao redor de um ou mais tópicos de interesse, sendo um deles as avaliações a respeito de filmes e séries da atualidade. Consumidores ao redor do mundo costumam utilizar essas avaliações como um norteador para decidir se determinada obra vale ou não o investimento de tempo e dinheiro por parte deles. Sabendo disso, produtores de filmes podem se apoiar nesses comentários para conseguir potencialmente prever quais tem altas chances de sucesso ou fracasso. (Faisal e Ubaid, 2023)

A análise de sentimentos, conhecida também como mineração de opinião, consiste em uma técnica que avalia a polaridade dos sentimentos, emoções e atitudes de determinado indivíduo de acordo com um objeto de interesse podendo ele ser um filme, produto, serviço e organização Azilawati et al. (2019). Essa tecnologia se baseia em inteligência artificial que usa o processamento de linguagem natural [PLN] para transformar textos não estruturados em dados normalizados e adequados para análises de algoritmos de aprendizado de máquina, que por sua vez auxiliam na identificação de “insights” e tomada de decisão a respeito de um determinado tópico de interesse. (Faisal e Ubaid, 2023)

De acordo com Yassine (2019), até pouco tempo essas análises de comentários eram feitas de forma bastante manual, mas com o advento de técnicas de aprendizado de máquina como a análise de sentimentos, essa realidade acabou sendo modificada.

O objetivo principal desse trabalho é investigar e comparar a eficácia de modelos conhecidos como clássicos e de aprendizado profundo, especificamente o Naïve Bayes e “Bidirectional Encoder Representations from Transformers” [BERT]. Procurou-se determinar qual modelo oferece maior acurácia, precisão, revocação e pontuação F1 ao classificar sentimentos contidos em comentários de filmes de acordo com as polaridades positiva, negativa e neutra.

**Material e Métodos**

**Base de dados**

A base de dados foi obtida por meio da aplicação de uma técnica de raspagem de dados (“web scrapping”) dentro da plataforma do IMDB. “Web Scrapping” consiste na extração de dados da internet de maneira programática, transformando-os em uma base de dados estruturada e permitindo uma coleta de grandes volumes de maneira automatizada minimizando potenciais erros. (Mine Çetinkaya-Rundel e Mine Dogucu, 2021).

A lista de filmes foi selecionada de maneira aleatória levando em consideração os anos de lançamento que se encontram entre 2022 e 2023, para que as classificações fossem realizadas em comentários avaliados recentemente, mantendo apenas comentários em inglês devido ao site ser de origem norte américa e a natureza desses comentários estar majoritariamente na língua nativa. Todos as etapas implementadas utilizam-se da linguagem Python, em particular as bibliotecas “selenium”, “requests” e “random” para extração de dados da internet e aplicação de aleatoriedades, “nltk”, “pandas” e “re” para limpeza, tratamento e pré-processamento dos dados, “sklearn” e “transformers” para implementação de modelos de aprendizado de máquina e “mathplotlib” e “seaborn” para a criação de gráficos e visualizações.

Após a obtenção e estruturação dos dados, técnicas de limpeza e transformação como a remoção de espaços em branco, emoticons, números e caracteres especiais, assim como a padronização de palavras para letras minúsculas e remoção de “stop-words”. As stop-words representam uma lista de palavras que tipicamente aparecem com uma certa frequência na construção de frases, mas que não apresentam uma significância ao usuário final Faisal e Ubaid (2023). O fluxograma que implementa as etapas de transformação está descrito na Figura 1.

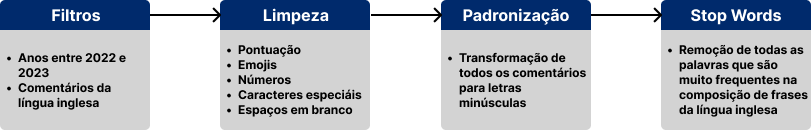


Figura 1. Fluxo de limpeza e tratamento de dados  
Fonte: Resultados originais da pesquisa

Ao final de todas as etapas obteve-se um n amostral de 14.480 comentários para a definição das polaridades juntamente com o treino e teste dos modelos.

**Métodos**

Idealmente se faz necessário a implementação de um processo de rotulagem de comentários, para que esses possam ser classificados de acordo com a polaridade (positivo, negativo e neutro) presente no texto. Essa se torna uma das grandes dificuldades, devido a subjetividade presente na tarefa de classificação, assim como o tempo necessário para que a rotulagem seja feita.

Foram implementadas duas técnicas de aprendizado não supervisionado a método de comparação para facilitar o processo de rotulagem, que consiste na implementação de dicionários léxicos contendo palavras que já possuem sentimentos atrelados e expressos de uma maneira quantitativa, podendo ser números entre -1 e 1 onde -1 representa uma polaridade mais negativa, 0 neutra e 1 positiva.

As técnicas escolhidas foram o “Opinion Lexicon” que consiste em uma lista de aproximadamente 13.000 palavras incluindo gírias e abreviações na língua inglesa, que foi desenvolvido a partir de textos de avaliações de sites de compra e o “Valence Aware Dictionary and Sentiment Reasoner” [VADER] que é uma composição de outros dicionários já bem estabelecidos, com o adendo de emoticons, acrônimos e gírias. (Fabrício et al., 2015)

Ambas as saídas dos dicionários são valores que podem ser -1, 0 e 1, representando as polaridades. Esses valores são somados para cada uma das avaliações e classificados de acordo com os resultados, sendo negativos para somas menores do que 0, positivos para maiores que 0 e neutras iguais a zero. A Figura 2 mostra 4 classificações realizadas para ambos os dicionários, sendo consideradas padrão aquelas que contém apenas a implementação da técnica e customizada, que consiste não só da implementação dos dicionários, mas também da remoção de mais palavras que aparecem com muita frequência em ambas as avaliações, sem trazer um significado relevante.

Figura 2. Classificações das polaridades por meio dos dicionários léxicos  
Fonte: Resultados originais da pesquisa



O dicionário “Opinion Lexicon” customizado foi escolhido como os rótulos oficial das avaliações, devido a apresentar uma sensibilidade maior em suas classificações, principalmente levando em consideração os comentários de natureza neutra.

Dois modelos de aprendizado de máquina a título de comparação foram treinados e testados tendo como base a rotulagem selecionada, avaliando métricas como Acurácia, Sensibilidade, Precisão e Teste F1 a fim de escolher aquele que melhor se ajustou a tarefa de predição das classificações de polaridade.

**Metodologias**

O primeiro será o Naive Bayes que é um tipo de modelo derivado do teorema de Bayes, onde se calcula a probabilidade de um evento acontecer com base em probabilidades condicionais, podendo ser aplicado no contexto de análise de sentimentos que leva em consideração a probabilidade de um texto pertencer a determinada classificação Murtadha et al. (2022). O segundo será o BERT, que é um modelo de rede neural desenvolvido pela Google em 2018 com o intuito de compreender o contexto de frases, auxiliando máquinas no processo de linguagem natural com o emprego da arquitetura de transformadores e transferência de aprendizado. BERT é o primeiro modelo a atingir o estado da arte com relação a performance para atividades em nível de sentença e token Jacob et al. (2018). Todas as comparações serão feitas com base nas métricas Acurácia, Sensibilidade, Precisão e Teste F1.

**Resultados Preliminares**

Utilizou-se uma matriz de confusão multiclasses para quantificar a precisão dos modelos de classificação propostos, um método que proporciona uma visão clara de seus comportamentos em todas as classes. Nessas matrizes as colunas representam as previsões do modelo e as linhas os valores reais. Cada célula mostra o número de amostras real que foram previstas na categoria correspondente e está representada na Figura 3.

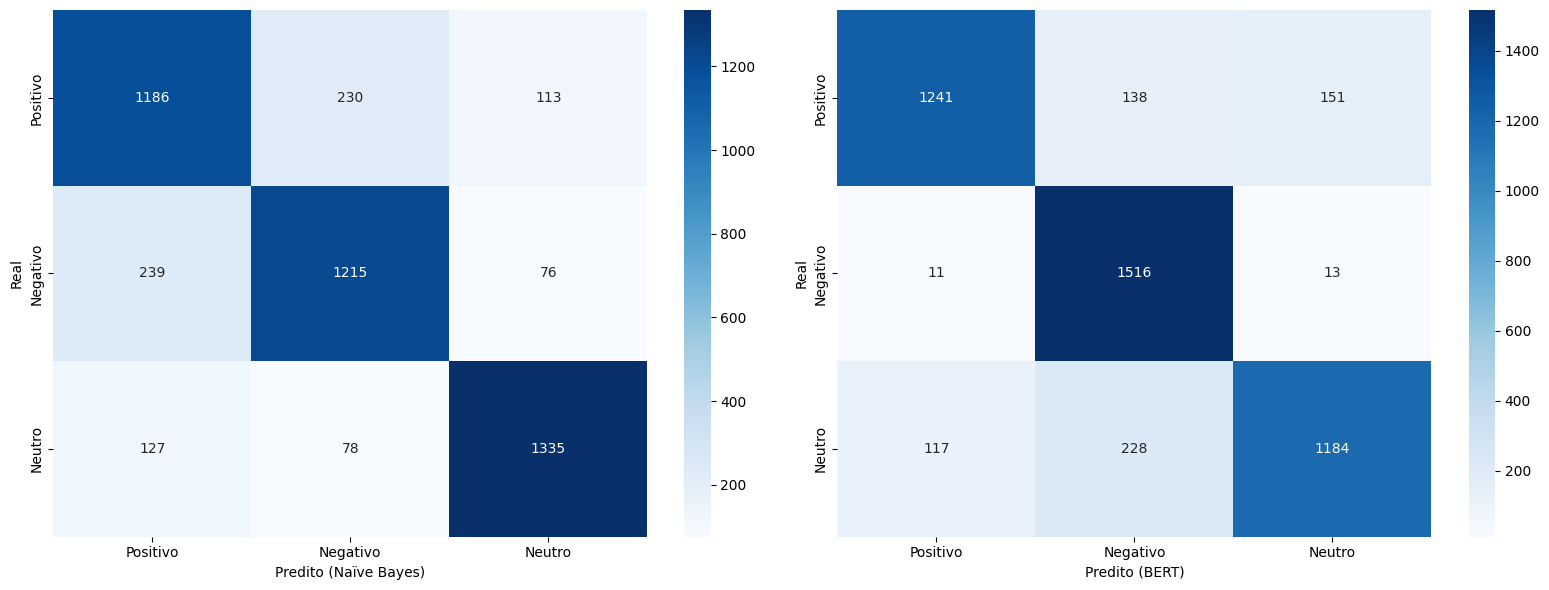


Figura 3. Comparação entre as matrizes de confusão dos modelos Naïve Bayes e BERT  
Fonte: Resultados originais da pesquisa

A partir das matrizes consegue-se chegar em mais algumas métricas importantes como a acurácia que representa o percentual de sentenças que foram corretamente classificadas, tendo como resultado os valores de 0,81% e 0,88% para os modelos Naïve Bayes e BERT respectivamente.

Além da acurácia outras três métricas bem comuns como processo de avaliação podem ser calculadas quando se trata de modelos de classificação. Entre elas temos a precisão que consiste nas previsões corretas de uma classe com relação a todas as previsões feitas para a mesma classe, a revocação que representa as previsões corretas de uma classe com relação ao total de casos que realmente pertencem a essa classe e a pontuação f1 que é uma média harmônica entre a precisão e revocação, fornecendo um valor que equilibra ambas as métricas. A Figura 4 demonstra a comparação entre as três métricas citadas. (Fabrício et al., 2015)

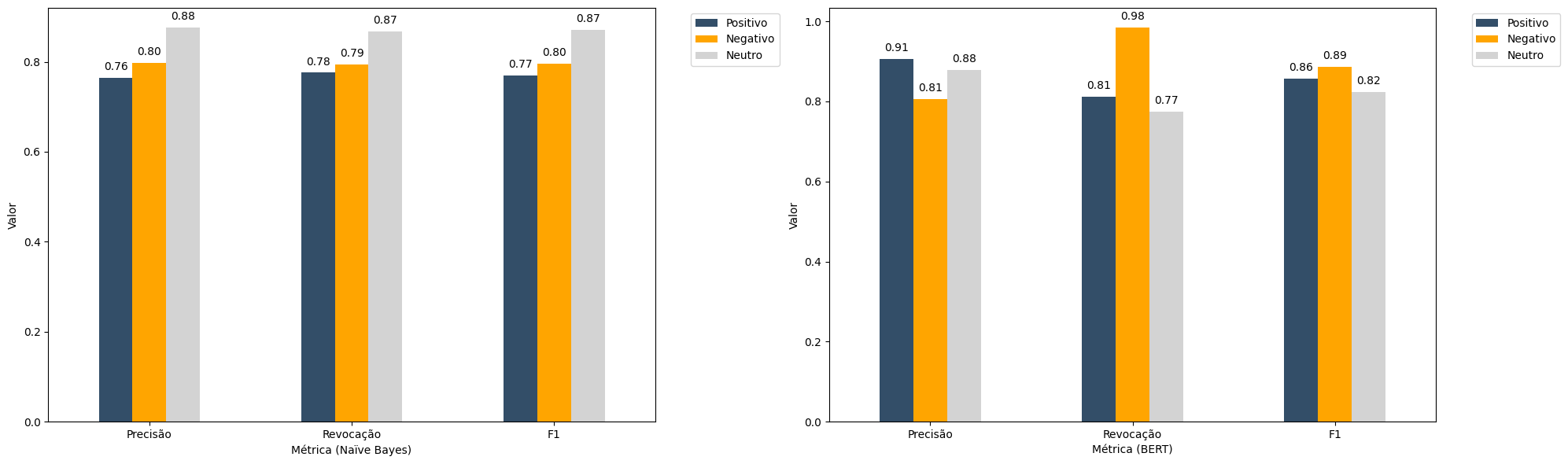


Figura 4. Comparativo de métricas de avaliação para modelos de classificação Naïve Bayes e BERT  
Fonte: Resultados originais da pesquisa

**Referências**

Azilawati Azizan, Masurah Mohamad, Mohammad Nasir Abdullah, Nurkhairizan Khairudin, Nurul Najwa SK Abdul Jamal. Lexicon-based sentiment analysis for movie review tweets. 1st International Conference on Artificial Intelligence and Data Sciences, 2019.

Abayomi Bello, Man-Fai Leung, Sin-Chun Ng. A BERT Framework to Sentiment Analysis of Tweets. Sensors, 2023.

Devlin, J.; Chang, M.-W.; Lee, K.; Toutanova, K. BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding, 2018.

Fabrício Bevenuto, Filipe Ribeiro, Matheus Araujo. Métodos para Análises de Sentimentos em Mídias Sociais. Curso rápido em uma conferência de webmedia, 2015.

Harsh Sharma, Prakash Rokade, Reena Gunjan, Satyajit Pangaonkar. Sentimental Analysis of Movie Reviews Using Machine Learning. ITM Web of Conferences, 2023.

Hota HS, Sharma DK, Verma N. Lexicon-based sentiment analysis using Twitter data: a case of COVID-19 outbreak in India and abroad. Data Science for COVID-19, 2021.

Mine Çetinkaya-Rundel, Mine Dogucu. Web Scraping in the Statistics and Data Science Curriculum: Challenges and Opportunities, Journal of Statistics and Data Science Education, 2021.

Murtadha B. Ressan, Rehab F. Hassan. Department of Computer science, University of Technology, Baghdad, Iraq, 2022.

Yassine Rodani. Movie Sentiment Analysis: A Multinomial Naıve Bayes-Based Approach for Assessing User and Critic Opinions, 2019.

Faisal Kevin Alkindy, Ubaid Mohamed Dahir. Utilizing Machine Learning for Sentiment Analysis of IMDB Movie Review Data. International Journal of Engineering Trends and Technology, 2023.

**Apêndice ou Anexo** (opcional)

Apêndices são textos e/ou documentos que foram elaborados pelo autor e que são importantes para complementar a argumentação do trabalho. Anexos são textos ou documentos que ilustram, mas que não foram elaborados pelos autores. Apêndices deverão seguir as mesmas normas de formatação do restante do texto, inclusive para figuras e tabelas.

O TCC deverá conter no máximo 30 páginas, incluindo o(s) Apêndice(s) e/ou Anexo(s).