Os Segredos da Análise de Sentimentos: Um Estudo Aplicado as Lojas Americanas

Érica Ribeiro[1], Júnior Fernandes Marques[2], Luís Vogel[3], Marlon José Martins[4], Raphael Franco Chaves[5], Thiago Ambiel[6]
ICMC-USP

1 Introdução

A análise de sentimentos tem se tornado uma ferramenta essencial para compreender as opiniões e percepções dos consumidores em relação a produtos e serviços, especialmente no contexto do e-commerce. Neste trabalho, será realizada uma investigação aprofundada utilizando o Córpus "B2W-Reviews01.csv", disponibilizado pelas Lojas Americanas. Através da análise das avaliações contidas neste Córpus, buscamos não apenas classificar os sentimentos expressos pelos consumidores, mas também explorar as nuances dessas opiniões, a fim de identificar padrões e tendências que podem informar estratégias de marketing e desenvolvimento de produtos. Este estudo pretende contribuir para uma compreensão mais profunda das dinâmicas de consumo na era digital, revelando insights que podem beneficiar tanto as empresas quanto os consumidores.

2 Objetivo Geral

O objetivo geral do nosso projeto corresponde ao desenvolvimento de uma aplicação automatizada de análise de sentimentos, permitindo uma melhor compreensão das opiniões dos consumidores. A seguir, apresentamos os principais elementos da aplicação, incluindo os tipos de usuários, os dados de entrada requeridos, os resultados fornecidos, bem como a finalidade geral da aplicação.

[1] ericaribeiro@usp.br

[2] junior.marques@usp.br

[3] luisvlopes@usp.br

[4] mjmartins@alumni.usp.br

[5] raphaelchaves@usp.br

[6] thiago.ambiel@usp.br

2.1 Usuários da Aplicação

Os usuários da aplicação de análise de sentimentos que estamos desenvolvendo correspondem aos gestores e demais profissionais de marketing de lojas de varejo, que desejam entender melhor as opiniões dos consumidores sobre os produtos disponíveis em suas respectivas plataformas.

2.2 Dados de Entrada

Os dados de entrada que devem ser fornecidos incluem única e exclusivamente as avaliações em formato textual providas pelos consumidores, que serão processadas para identificar os sentimentos expressos.

2.3 Resultados Fornecidos

O resultado final fornecido pela aplicação corresponde a uma classificação do sentimento (positivo ou negativo), acompanhada de uma probabilidade de 0 a 100% que quantifica a intensidade do sentimento detectado.

2.4 Finalidade

Entendemos que tal solução beneficiará tanto as empresas, ao ajustar suas estratégias de marketing e desenvolvimento de produtos, quanto os consumidores, ao melhorar a qualidade dos produtos e serviços oferecidos. Adicionalmente, tal solução será de código aberto, resultando em algumas vantagens significativas, por exemplo: transparência dos códigos, custo-efetividade e personalização.

3 Informações sobre o Córpus Escolhido

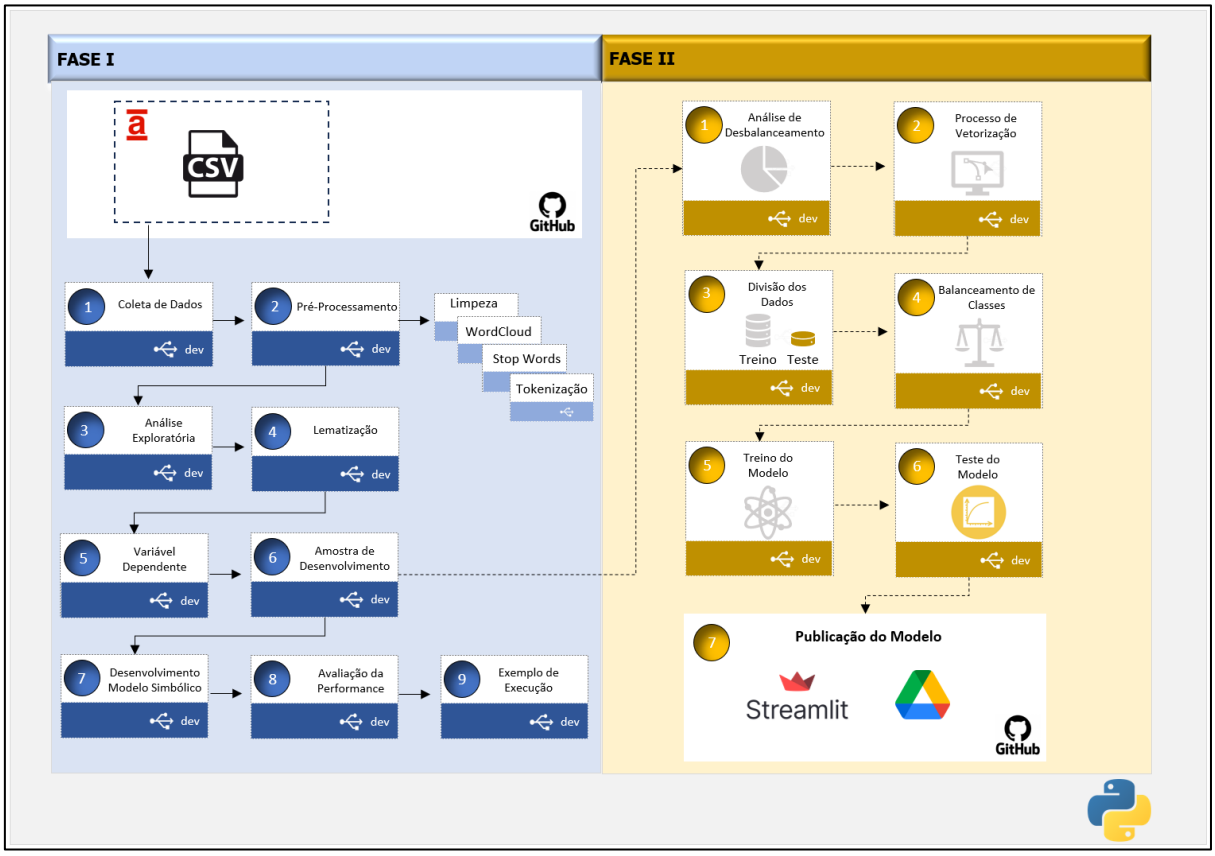
O Córpus escolhido para o desenvolvimento do presente trabalho corresponde a base de dados e informações “B2W-Reviews01.csv” disponibilizada pelas Lojas Americanas. Tal base de dados e informações encontra-se disponível no Github oficial das Americanas-tech[7], e corresponde a um Córpus aberto de avaliações de produtos ofertados pelas Lojas Americanas na sua plataforma de e-commerce. Este Córpus contempla mais de 130 mil avaliações de clientes, as quais foram coletadas do site Americanas.com entre os meses de janeiro e maio de 2018. Adicionalmente, este Córpus oferece informações importantes para a análise exploratória de dados contemplando o perfil do avaliador, como gênero, idade e localização geográfica. O Córpus também apresenta duas diferentes taxas de avaliação providas por clientes, dentre as quais se destacam:

[7] Dados disponíveis em: https://github.com/americanas-tech/b2w-reviews01/blob/main/B2W-Reviews01.csv

1) Uma escala de avaliação entre 1 e 5 pontos, em que: 1 = Ruim, 2 = Regular, 3 = Bom, 4= Ótimo e 5 = Excelente; e
2) Uma pergunta com as alternativas "Sim“ ou “Não" que representa a disposição do cliente em recomendar o produto a outra pessoa.

4 Arquitetura da Solução Proposta

O diagrama ilustrado abaixo, contempla a arquitetura da solução proposta pelo grupo para a Fase 1. Adicionalmente, apresentamos um resumo da arquitetura planejada referente a Fase 2.



Fonte - Elaborado pelos autores.

5 Coleta de Dados

A coleta de dados corresponde a um processo de extrema importância para o desenvolvimento de qualquer modelo simbólico eficaz. Neste capítulo, detalharemos o processo através do qual os dados foram obtidos, processados e preparados para análise. Com base no que foi discutido no capítulo anterior, utilizamos o repositório oficial da Americanas-tech no Github como a principal fonte de dados. Para garantir a precisão e a eficiência na extração dos dados, foram desenvolvidos códigos específicos na linguagem Python, proporcionando uma coleta automatizada e sistemática. Esses códigos, juntamente com a documentação detalhada, estão disponíveis no material anexo, permitindo a reprodução e a verificação dos métodos utilizados.

6 Pré-processamento dos Dados

O pré-processamento dos dados pode ser considerada uma das fases mais importantes no desenvolvimento de modelos preditivos, a qual envolve várias atividades essenciais para garantir a qualidade e a eficácia do modelo. Os capítulos a seguir, detalham as principais etapas efetuadas.

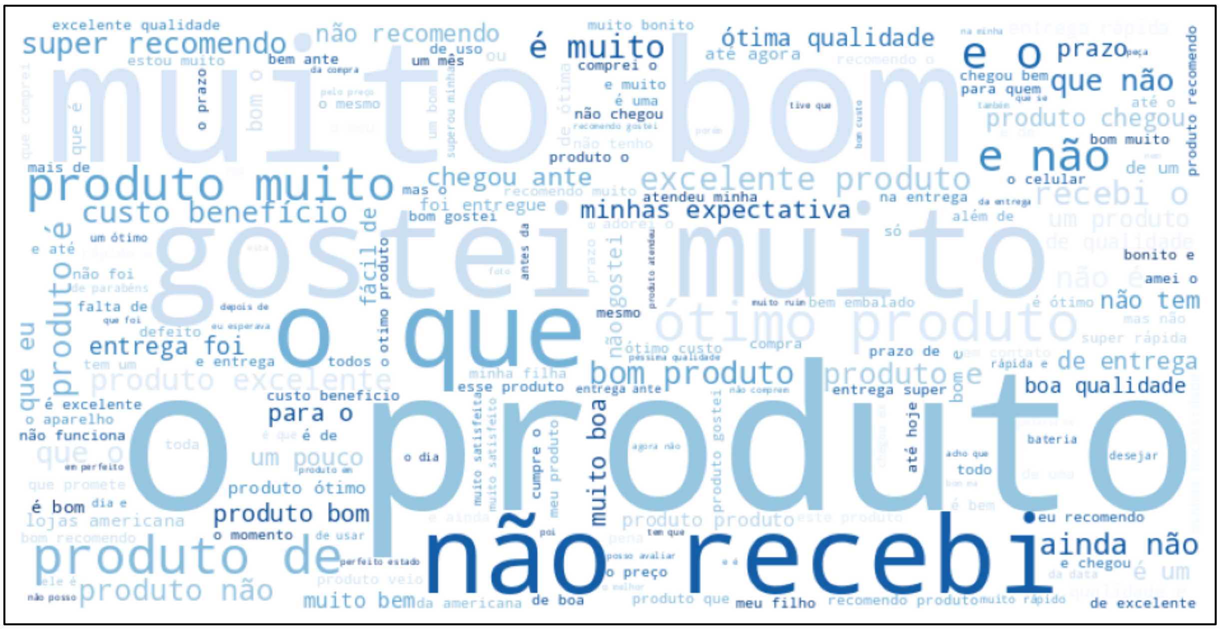
6.1 Limpeza dos Dados

No processo de limpeza dos dados, visamos garantir que as informações utilizadas no desenvolvimento do nosso modelo simbólico estivessem em um formato adequado para análise, sem ruídos que pudessem comprometer os resultados finais da nossa análise. Dentre os processos de limpeza de dados efetuados, destacam-se:

1) Valores Nulos: Primeiramente, removemos todas as observações que continham valores nulos em qualquer uma das colunas. A função dropna() foi utilizada para este propósito, garantindo que apenas registros completos fossem considerados na análise.
2) Dados Duplicados: Em seguida, valores duplicados foram removidos com o objetivo de evitar a redundância de informações. Isso foi feito utilizando a função drop_duplicates(), mantendo apenas a primeira ocorrência de cada registro duplicado.
3) Padronização: Para padronizar os textos das avaliações dos clientes, todos os caracteres foram convertidos para minúsculas. Isso ajuda a evitar a distinção entre palavras que deveriam ser consideradas iguais, independentemente de estarem em maiúsculas ou minúsculas.
4) Pontuações: Os caracteres de pontuação dos textos das avaliações foram substituídos por espaços. Isso foi feito para garantir que apenas palavras e espaços fossem mantidos, facilitando a análise subsequente.
5) Números: Por fim, todos os números presentes nos textos das avaliações foram removidos. Números geralmente não contribuem para a análise de sentimentos e podem introduzir ruídos nos dados.

6.2 Nuvem de Palavras

A Nuvem de Palavras corresponde a uma representação visual que destaca as palavras mais frequentes em um conjunto de textos, onde o tamanho de cada palavra é proporcional à sua frequência. A imagem a seguir, contribuiu para que o nosso grupo pudesse identificar rapidamente as palavras mais comuns nos comentários dos clientes, proporcionando insights visuais sobre os temas e sentimentos predominantes:



Fonte - Elaborado pelos autores.

Para o desenvolvimento da nuvem de palavras ilustrada acima utilizamos a biblioteca WordCloud do Python.

6.3 Stop Words

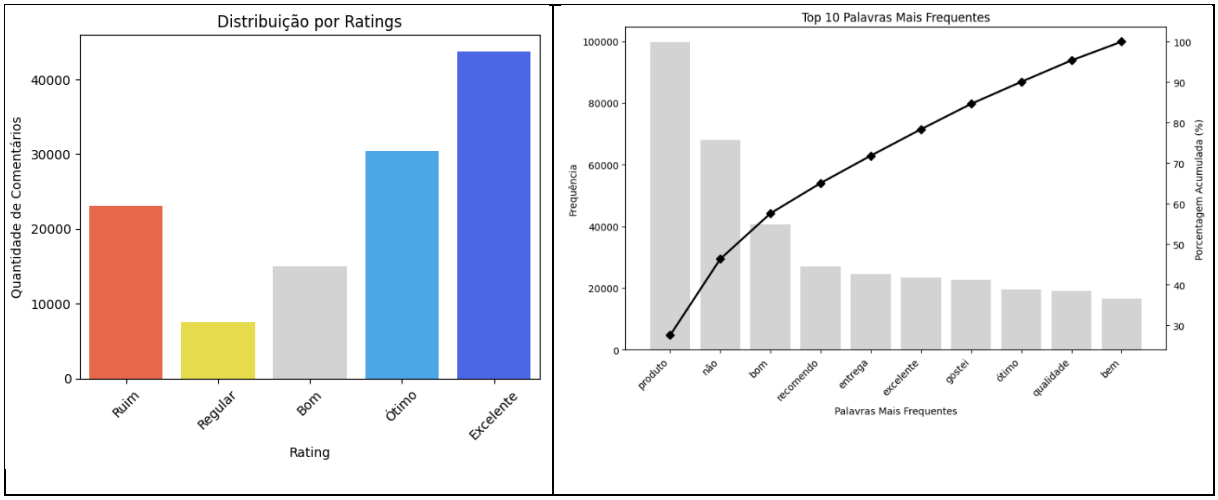
Em projetos de análise de sentimentos, a etapa de remoção de stop words é uma etapa fundamental do pré-processamento de texto. Via de regra, as stop words correspondem a palavras que, em geral, não agregam significado relevante ao contexto do texto quando analisado em um modelo de análise de sentimentos. No Córpus utilizado para o desenvolvimento deste trabalho foram identificadas 177 diferentes stop words. Ao efetuarmos uma análise detalhada de cada stop word, entendemos que a única stop word que deveria ser mantida correspondia a palavra “Não”, dado que tal stop word foi comumente utilizada pelos consumidores para expressar um sentimento negativo referente a um determinado produto. No processo de remoção de stop words foram consideradas as funcionalidades providas pela biblioteca NLTK.

6.4 Tokenização

A Tokenização corresponde ao processo de dividir um texto em unidades menores, chamadas de "tokens". Esses tokens podem ser palavras, frases ou até mesmo caracteres, dependendo do nível de tokenização que se deseja aplicar. No nosso trabalho utilizamos a função word_tokenize da biblioteca NLTK para dividir os comentários providos pelos clientes em palavras individuais. Tal processo permitiu ao nosso grupo manipular e analisar os comentários dos clientes de maneira mais granular, o que é fundamental para extrair informações significativas e relevantes.

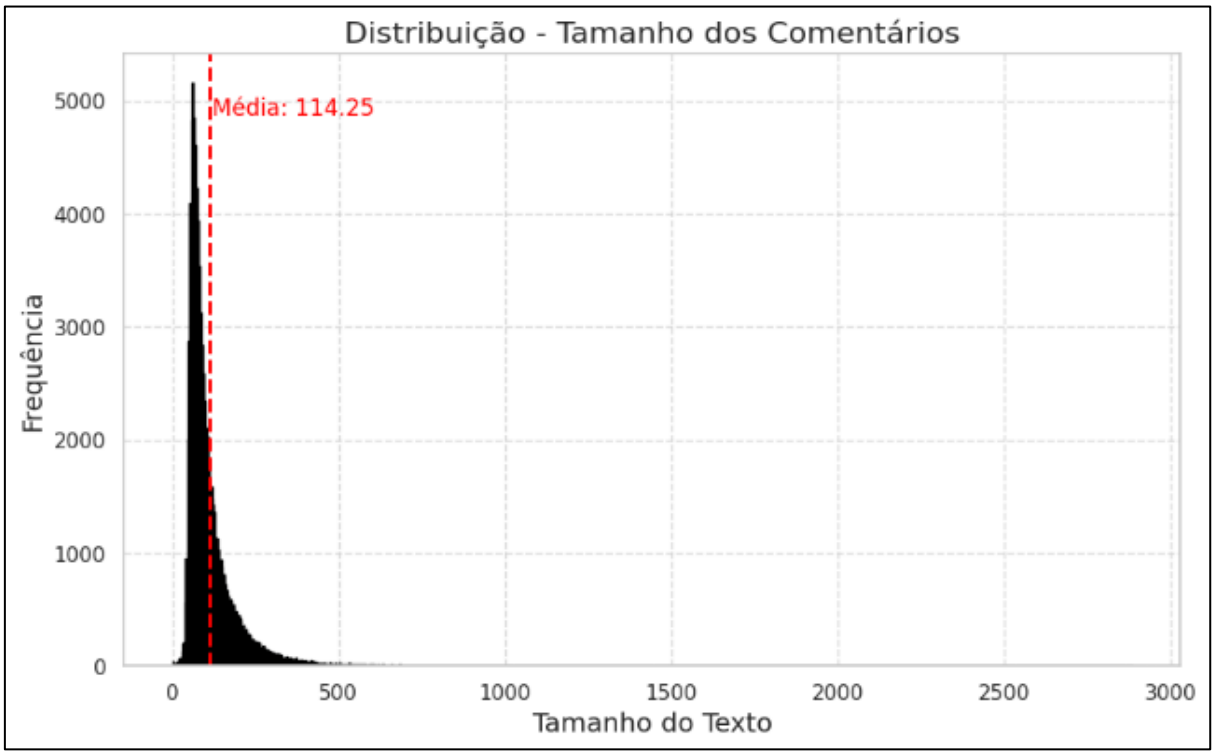
7 Análise Exploratória dos Dados

O intuito dessa etapa é permitir uma compreensão inicial do conjunto de dados disponível. Primeiramente, duas visualizações de dados foram desenvolvidas, as quais nos auxiliaram a entender a distribuição dos ratings atribuídos pelos clientes, bem como as dez palavras utilizadas com maior frequência.



Fonte - Elaborado pelos autores.

Adicionalmente, foi desenvolvido um histograma contendo a distribuição do comprimento dos comentários após o pré-processamento. Essa visualização nos permitiu identificar como os tamanhos dos comentários variam, fornecendo uma visão clara da densidade e dispersão dos dados. Ao visualizarmos a distribuição dos tamanhos dos comentários, pudemos identificar padrões, como a prevalência de comentários curtos ou longos. Isso pode indicar a natureza das interações dos clientes, como comentários mais curtos talvez indicando feedback rápido e direto, enquanto os mais longos podem conter opiniões mais detalhadas.



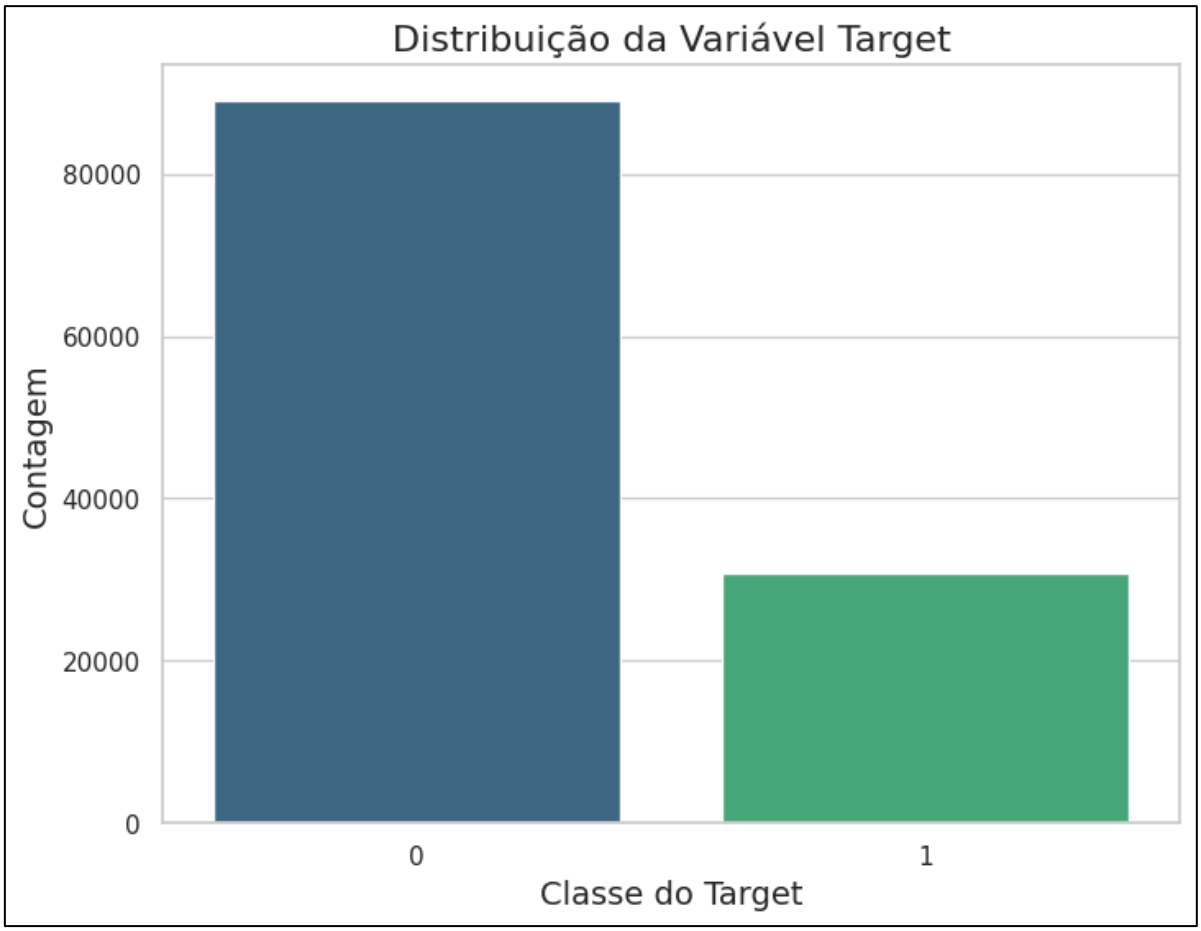
Fonte - Elaborado pelos autores.

8 Processo de Lematização

A lematização tem como principal objetivo reduzir as palavras em um texto à sua forma base ou raiz, conhecida como *lemma*, enquanto preserva o contexto e a integridade semântica das palavras. Esse processo consiste em identificar termos que efetivamente pertencem à língua, levando em conta sua respectiva classe gramatical. Entendemos que este aspecto é de extrema importância para o nosso projeto de análise de sentimentos, onde a precisão na compreensão dos significados das palavras é crucial para a interpretação correta dos sentimentos expressos nos textos. Para o desenvolvimento desta etapa utilizamos a biblioteca spaCy do Python,

9 Definição da Variável Dependente

No contexto da análise de sentimentos, a variável dependente binária adotada neste modelo é o atributo "recommend_to_a_friend", que classifica as respostas em duas categorias: "Yes" e "No". Para a construção do modelo, essas categorias foram mapeadas para valores numéricos binários, onde "Yes" foi codificado como 0 e "No" como 1. Essa abordagem permite que o modelo identifique e analise a polaridade das opiniões dos usuários, facilitando a interpretação dos resultados. A nova variável 'target' foi então incorporada ao conjunto de dados, possibilitando a realização de análises mais aprofundadas sobre a disposição dos consumidores em recomendar um produto ou serviço a um amigo. A seguir, apresentamos a distribuição desta variável:



Fonte - Elaborado pelos autores.

10 Amostra de Desenvolvimento

Essa é uma etapa crucial no processo de construção de modelos de análise de sentimentos, pois define a base sobre a qual o modelo será treinado e testado. Ao término de todas as etapas mencionadas nos capítulos anteriores, dispomos agora de uma base de dados e informações processada e pronta para ser consumida, a qual representa um passo significativo na construção do nosso modelo de análise de sentimentos. Esta base de dados e informações foi utilizada para a construção do modelo simbólico, bem como para a construção do modelo de aprendizado de máquina supervisionado referente a fase II.

11 Modelo Simbólico

O modelo simbólico elaborado pelo nosso grupo combinou regras léxicas e o processamento linguístico para análise de sentimentos. Tal modelo foi desenvolvido com adaptações do VADER para português, na qual destacam-se os seguintes léxicos especializados:

1) ***vader_lexicon_ptbr.txt:*** 7.458 termos com polaridades validadas (ex: "abandono" = -1.9, "amoroso" = +2.3);
2) ***booster.txt:*** Intensificadores como *"muito"* (+0.293) e *"pouco"* (-0.293), ajustando a força dos sentimentos;
3) ***negate.txt****:* 60 termos de negação (ex: *"nunca"*, *"nem"*) que invertem polaridades dos termos seguintes;
4) ***emoji_utf8_lexicon_ptbr.txt***: 3.570 emojis traduzidos (ex: 😊 = *"rosto sorridente"*).

O processamento de um determinado texto pelo modelo simbólico ocorre em uma sequência estruturada de etapas interligadas, conforme ilustrado abaixo:

1) Primeiramente, o texto é normalizado através da remoção de acentos e pontuação, padronizando a entrada para análise léxica.
2) Em seguida, o algoritmo verifica bigramas para identificar expressões idiomáticas pré-mapeadas (ex: *"mó ruim"*) e termos compostos no léxico, garantindo que combinações específicas não sejam fragmentadas. Paralelamente, intensificadores (*"muito"*, *"pouco"*) são detectados e acumulam valores de *boosting* (B_INCR / B_DECR) que ajustam a intensidade do sentimento subsequente. Quando uma negação é identificada (ex: *"não"*, *"jamais"*), um sinalizador é ativado para inverter a polaridade do próximo termo relevante. Conjunções adversativas, como *"mas",* disparam um reset imediato do contexto, zerando o score acumulado para evitar contradições.
3) Finalmente, a valência total é calculada integrando os efeitos cumulativos de *boosters*, negações e resets, com ajustes empíricos para casos onde múltiplas regras interagem (ex: *"nunca foi completamente ruim"* → negação dupla + *booster*). Essa pipeline garante que interações complexas entre palavras sejam modeladas sem dependência de treinamento estatístico.

12 Performance do Modelo Simbólico

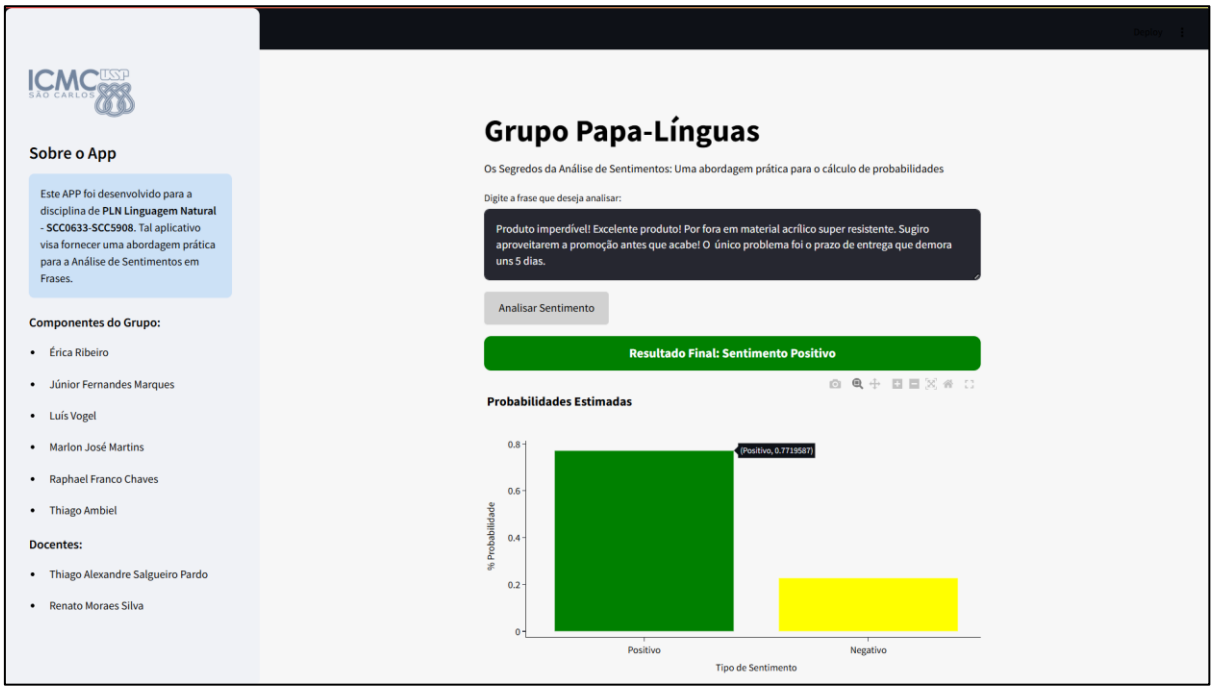
O modelo simbólico desenvolvido pelo nosso grupo demonstrou uma acurácia global de 85% em 119.756 avaliações, com F1-score macro de 80%, indicando capacidade sólida para classificação em larga escala. Para a classe majoritária (positiva, 89.997 casos), obteve precisão de 90% e recall de 90%, refletindo eficiência na identificação de padrões claros como adjetivos positivos (*"excelente", "imbatível"*) e expressões idiomáticas mapeadas. Entretanto, na classe minoritária (negativa, 30.759 casos), as métricas caíram para 71% de precisão e 70% de recall, revelando desafios em nuances contextuais. As principais limitações incluem dificuldade em processar negações encadeadas (ex: *"não é totalmente ruim"*) e interpretar sarcasmo/ironia, além do viés induzido pelo desbalanceamento das classes (proporção 3:1). Apesar disso, o modelo mostrou-se robusto para aplicações práticas, apontando caminhos para melhorias futuras na expansão do léxico e tratamento de contextos semânticos ambíguos.

13 Exemplo de Execução

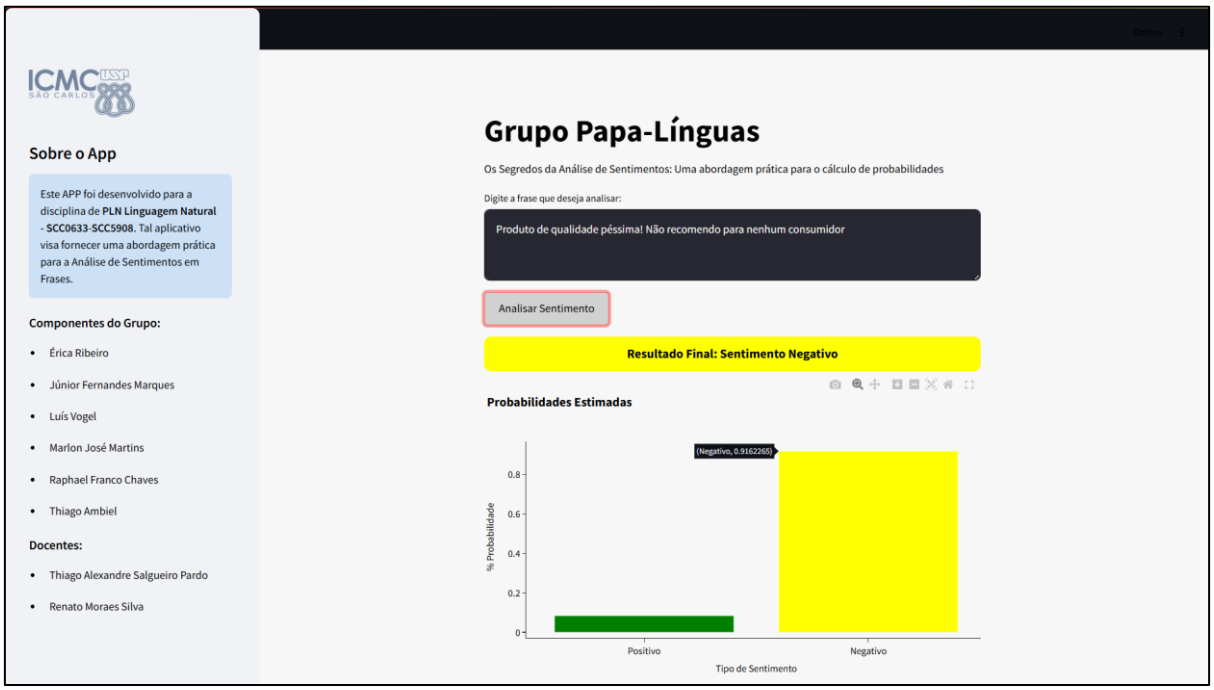
A aplicação do modelo ocorre por meio da classe ***SentimentIntensityAnalyzer***, que calcula scores de polaridade para textos pré-processados. Por exemplo, a função ***get_sentiment*** converte o score contínuo em classificação binária (0 = positivo, 1 = negativo) usando um limiar zero. Em uma análise prática, a review *"preço imbatível e qualidade excelente"* é processada identificando o termo *"imbatível"* (+2.5) e *"excelente"* (+3.0), resultando em um score total de +5.5 (classe 0, correto). Já em *"produto não bom, material frágil",* a negação *"não"* inverte a polaridade de *"bom"* (+1.8 → -1.8), enquanto *"frágil"* (-1.5) contribui para um score final de -3.3 (classe 1, correto). Entretanto, em casos como *"nada mau para o preço"*, a ausência do termo *"mau"* no léxico gera score 0 (classe 0, erro), evidenciando lacunas no tratamento de negações indiretas. Esses exemplos ilustram tanto a eficácia do modelo em padrões claros quanto sua sensibilidade a termos não mapeados ou estruturas linguísticas atípicas.

14 Planejamento da Fase II

Conforme previamente ilustrado no capítulo 4, o nosso grupo já dispõe de uma arquitetura planejada para a Fase II. Ressaltamos que alguns testes já foram realizados com diferentes algoritmos de aprendizado de máquina supervisionado, com o objetivo principal de aumentar a acurácia do nosso modelo de análise de sentimentos. Nossa expectativa é que o nosso modelo seja capaz de classificar se o conteúdo de uma frase fornecida por um(a) determinado(a) usuário(a) apresenta um sentimento positivo ou negativo, além de fornecer a probabilidade associada a tal classificação. As imagens a seguir, demonstram o nosso planejamento para a publicação em produção utilizando o pacote Streamlit do Python, na qual a primeira imagem corresponde a uma frase que obteve uma classificação final referente a um sentimento positivo, e a segunda imagem a um sentimento negativo:



Fonte - Elaborado pelos autores.



Fonte - Elaborado pelos autores.