

INSTITUTO FEDERAL DE EDUCAÇÃO, CIÊNCIA E TECNOLOGIA
FLUMINENSE
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM SISTEMAS APLICADOS À
ENGENHARIA E GESTÃO

Davi Marcos Geralda de Souza

PROPOSTA DE UM INSTRUMENTO WEB DE DIAGNÓSTICO E CATEGORIZAÇÃO
DE BULLYING NO AMBIENTE ESCOLAR

CAMPOS DOS GOYTACAZES/RJ

2023

DAVI MARCOS GERALDA DE SOUZA MPSAEG / IFF/2023

INSTITUTO FEDERAL DE EDUCAÇÃO, CIÊNCIA E TECNOLOGIA FLUMINENSE
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM SISTEMAS APLICADOS À ENGENHARIA E
GESTÃO

DAVI MARCOS GERALDA DE SOUZA

**PROPOSTA DE UM INSTRUMENTO WEB DE DIAGNÓSTICO E
CATEGORIZAÇÃO DE BULLYING NO AMBIENTE ESCOLAR**

Aline Pires Vieira de Vasconcelos
(Orientadora)

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação do Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia Fluminense, no Curso de Mestrado Profissional em Sistemas Aplicados à Engenharia e Gestão (MPSAEG), como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Mestre em Sistemas Aplicados à Engenharia e Gestão.

CAMPOS DOS GOYTACAZES/RJ
2023

Biblioteca Anton Dakitsch
CIP – Catalogação na Publicação

S729p Souza, Davi Marcos Geralda de
Proposta de um instrumento web de diagnóstico e categorização de
bullying no ambiente escolar / Davi Marcos Geralda de Souza - 2023.
90 f.: il.

Orientadora: Aline Pires Vieira de Vasconcelos

Dissertação (mestrado) -- Instituto Federal de Educação, Ciência e
Tecnologia Fluminense, Campus Campos Centro, Curso de Mestrado
Profissional em Sistemas Aplicados à Engenharia e Gestão, Anton Dakitsch,
RJ, 2023.

1. Bullying. 2. Extração de Conhecimento. 3. Mineração de Texto. 4.
Análise de Sentimentos. 5. Machine Learning.. I. Vasconcelos, Aline
Pires Vieira de , orient. II. Título.

Elaborada pelo Sistema de Geração Automática de Ficha catalográfica da Biblioteca Anton Dakitsch
do IFF com os dados fornecidos pelo(a) autor(a).

INSTITUTO FEDERAL DE EDUCAÇÃO, CIÊNCIA E TECNOLOGIA FLUMINENSE
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM SISTEMAS APLICADOS À ENGENHARIA E
GESTÃO

Davi Marcos Geralda de Souza

PROPOSTA DE UM INSTRUMENTO WEB DE DIAGNÓSTICO E CATEGORIZAÇÃO
DE BULLYING NO AMBIENTE ESCOLAR

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação do Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia Fluminense, no Curso de Mestrado Profissional em Sistemas Aplicados à Engenharia e Gestão (MPSAEG), como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Mestre em Sistemas Aplicados à Engenharia e Gestão.

Aprovado(a) em 18 de dezembro de 2023.

Banca Examinadora:

D. Sc. Aline Pires Vieira de Vasconcelos

Instituto Federal de Educação, Ciência e tecnologia Fluminense (Orientadora)

D. Sc. Jonnathan dos Santos Carvalho

Instituto Federal de Educação, Ciência e tecnologia Fluminense

D. Sc. Breno Fabrício Terra Azevedo

Instituto Federal de Educação, Ciência e tecnologia Fluminense

D. Sc. Milton Erthal Junior

Instituto Federal de Educação, Ciência e tecnologia Fluminense

CAMPOS DOS GOYTACAZES/RJ

2023

DEDICATÓRIA

Dedico este trabalho à minha mãe Denair por ter me edificado sobre um forte alicerce para que pudesse suportar todas as dificuldades da vida, à minha esposa Aline e ao meu filho Davi Vitor, fonte inesgotável de inspiração para enfrentar os desafios de cada dia.

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus, por me ajudar a enfrentar as dificuldades ao longo do caminho. Agora tenho a oportunidade de chegar a esse momento tão esperado.

A minha esposa, Aline Pessanha por sua compreensão, paciência, que me incentivou a ingressar no mestrado, participou como ouvinte e com valoras colaborações.

Ao meu pai, José e à minha mãe Denair, por todas as oportunidades que me deram ao longo da vida, o que vai muito além do tempo decorrido entre o início e a conclusão do Mestrado.

A minha revisora Laryssa pela colaboração e correção da minha dissertação em diversos momentos que precisei.

A Joanilda pelas contribuições realizadas no expediente de trabalho, através das trocas de experiências.

Ao Revair e a Lauane que fez parte no início do meu projeto e sempre que solicitado me apoiou.

A José Amaro da Costa Neto por disponibilizar um espaço no seu servidor e por disponibilizar o arcabouço de Classes onde pude criar a interface do sistema.

Ao Luis do ISEPAM que me forneceu informações relevantes para minha pesquisa.

A direção do ESR que permitiu a pesquisa junto aos servidores

Ao colega Murilo que assinou a carta de liberação, fazendo com que este trabalho fosse possível.

A prof. Andrea Paiva, Claudia, Micheli, Thauanna, servidores da ESR(UFF) que me apoiaram e participaram da rotulação da base de dados.

Ao Professor Jonnathan por ajudar na construção da base de dados do Twitter.

A minha orientadora Aline Pires, pelo direcionamento, ajudando-me tantas vezes no decorrer deste trabalho, permitindo-me concluí-lo com sucesso.

Aos amigos Emerson e Adriano da UFRJ, que me incondicionalmente me apoiaram.

A todos os amigos mestrando do Programa de Pós-graduação em Sistemas Aplicados à Engenharia e Gestão do Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia Fluminense, pelo apoio durante esse período, o que foi fundamental para a chegada desse momento.

Educai as crianças, para que não seja
necessário punir os adultos.

Pitágoras

RESUMO

Embora não seja um fenômeno recente, o *bullying* se tornou uma temática de relevância atualmente. Esse termo diz respeito a práticas de violência e intimidação sistemáticas, que acontecem principalmente no âmbito educacional, podendo tomar a forma de violência física ou psicológica; atos de intimidação, humilhação, discriminação, entre outros. No Brasil, sobre o tema, temos a lei n. 13.185 de 2015, que instituiu um programa para combater o *bullying*, tendo como objetivos estimular a prevenção e o combate desta ação através de ações de discussão, orientação, solução e prevenção. A referida lei traz como obrigação, em níveis estaduais e municipais, a produção de relatórios bimestrais de ocorrências de *bullying*, entretanto, de acordo com observação em duas escolas do município de Campos dos Goytacazes, notou-se que estes relatórios não estão acessíveis. Este trabalho objetivou a proposição de um modelo de categorização de casos de *bullying* através da mineração de texto, de forma a destacar as categorias de maior ocorrência, gerando conhecimento que possa respaldar a gestão escolar a prevenir e combater os casos de *bullying*. A mineração de texto é uma ferramenta para extração de conhecimento a partir de dados não estruturados, como bancos de dados, textos ou outras mídias. Utilizou-se ferramentas como inteligência artificial e *machine learning* para extração de uma base de dados para o teste piloto, que foi composta por *tweets* relacionados a ocorrência de *bullying*, pois, de acordo com a literatura, a quantidade de informações e opiniões disponíveis na internet fornece um campo fértil para pesquisas com *machine learning*. A classificação em categorias de *bullying* se baseou no referencial da análise de sentimentos, que permite a identificação de temas principais de um documento e classificação de acordo com um conjunto predefinido de tópicos. Para esse processo, foi realizada anotação manual dos *tweets* em categorias de *bullying* praticadas, gerando uma base de teste para o algoritmo de classificação utilizado, o *Naive Bayes*. Os resultados demonstraram que o modelo *Naive Bayes* de melhor acurácia para a classificação foi o *Gaussian Naive Bayes*, com 21,7% de acurácia. Os esforços da pesquisa representam um avanço significativo no campo da detecção de *bullying* por meio da mineração de texto. A análise crítica dos resultados e as considerações sobre os fatores que influenciaram a performance dos modelos oferece insights valiosos para pesquisadores e profissionais interessados em abordar esse problema complexo de maneira mais eficaz e abrangente, apontando para a possibilidade de exploração de técnicas de balanceamento de classes, com inclusão de mais dados representativos de cada classe, bem como utilização de bases de dados mais abrangentes, fornecidas por escolas. A pesquisa lança luz sobre a importância de uma abordagem multidisciplinar e baseada em evidências na prevenção e combate ao *bullying*, destacando a necessidade contínua de pesquisa e desenvolvimento de técnicas e ferramentas mais avançadas para lidar com essa questão tão relevante em nossas comunidades escolares e sociedades.

Palavras-chave: *Bullying*; Extração de Conhecimento; Mineração de Texto; Análise de Sentimentos *Machine Learning*.

ABSTRACT

Although not a recent phenomenon, bullying has become a topic of current relevance. This term refers to systematic practices of violence and intimidation, mainly occurring in educational settings, which can take the form of physical or psychological violence, intimidation, humiliation, discrimination, among others. In Brazil, regarding this issue, we have Law No. 13,185 of 2015, which established a program to combat bullying, aiming to stimulate the prevention and combating of this action through discussion, guidance, solution, and prevention actions. This law requires the production of bi-monthly reports on bullying incidents at state and municipal levels. However, according to observations in two schools in the municipality of Campos dos Goytacazes, it was noticed that these reports are not accessible. This study aimed to propose a model for categorizing bullying cases through text mining, in order to highlight the most frequent categories, generating knowledge to support school management in preventing and combating bullying cases. Text mining is a tool for extracting knowledge from unstructured data, such as databases, texts, or other media. Tools such as artificial intelligence and machine learning were used to extract a database for the pilot test, composed of tweets related to bullying incidents, as the literature suggests that the internet provides a fertile field for machine learning research due to the abundance of information and opinions available. The classification into bullying categories was based on the sentiment analysis framework, which allows identifying the main themes of a document and classifying them according to a predefined set of topics. For this process, manual annotation of tweets in practiced bullying categories was carried out, generating a test base for the classification algorithm used, Naive Bayes. The results showed that the Gaussian Naive Bayes model had the best accuracy for classification, with 21.7% accuracy. The research efforts represent a significant advancement in the field of bullying detection through text mining. The critical analysis of the results and considerations about the factors that influenced the models' performance provide valuable insights for researchers and professionals interested in addressing this complex problem more effectively and comprehensively, pointing to the possibility of exploring class balancing techniques, including more representative data from each class, as well as using more comprehensive databases provided by schools. The research sheds light on the importance of a multidisciplinary and evidence-based approach to preventing and combating bullying, highlighting the ongoing need for research and development of more advanced techniques and tools to address this relevant issue in our school communities and societies.

Keywords: Bullying; Knowledge Extraction; Text Mining; Sentiment Analysis; Machine Learning..

LISTA DE FIGURAS

| | |
|---|----|
| Figura 1 - Exemplo do processo de remoção de stopwords com NLTstopwords com NLTK | 27 |
| Figura 2 - Processo de radicalização (stemming) | 27 |
| Figura 3 - Etapas de Pré-processamento | 28 |
| Figura 4 - Processo de Treinamento para Classificação | 32 |
| Figura 5 -Fluxograma do Processo de Seleção de Artigos Pesquisados nas Bases de Dados. | 35 |
| Figura 6 - Modelo V da Engenharia de Sistemas | 45 |
| Figura 7 - Diagrama de Caso de Uso do Sistema | 47 |
| Figura 8 - Protótipo das Telas do Sistema Mineração | 50 |
| Figura 9 - Extração do BPMN do Código de Convivência do ISEPAM | 52 |
| Figura 10 - Extração do BPMN do Código de Convivência do Instituto Federal Fluminense | 53 |
| Figura 11 - Cadastro de Relatos | 54 |
| Figura 12 - Exemplo de relatos armazenados no sistema | 55 |
| Figura 13 - Tela de cadastro de categorias | 55 |
| Figura 14 - Relatório de Classificação | 56 |
| Figura 15 - Etapas dos Procedimentos Metodológicos | 60 |
| Figura 16 - Resultados de acurácia em código python | 63 |

LISTA DE GRÁFICOS

| | |
|--|----|
| Gráfico 1 - Percentual de escolares de 13 a 17 anos, com indicação de intervalo de confiança de 95%, por posição assumida na efetivação da prática de bullying, segundo o sexo e a dependência administrativa da escola - Brasil - 2019 | 18 |
| Gráfico 2 – Total de tweets anotados manualmente, por anotador..... | 61 |
| Gráfico 3 - Distribuição de rótulos por classe após votação | 62 |

LISTA DE QUADROS

| | |
|---|----|
| Quadro 1 - Etapas dos Procedimentos Metodológicos de estruturação da base | 58 |
| Quadro 2 - Exemplo de Rotulação dos tweets a partir de anotações manuais | 59 |
| Quadro 3 - Etapas dos Procedimentos Metodológicos de estruturação do Classificador | 59 |

LISTA DE EQUAÇÕES

| | |
|---|----|
| Equação 1 - Classificação no algoritmo Naive Bayes | 29 |
| Equação 2 – Classificação Gaussian Naive Bayes | 30 |
| Equação 3 - Classificação Multinomial Naive Bayes | 30 |
| Equação 4 - Classificação Bernoulli Naive Bayes | 31 |
| Equação 5 - Cálculo de acurácia | 32 |

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

| | |
|---------------------|---|
| AS | Análise de Sentimentos |
| BCO-FSS | <i>Binary Coyote Optimization based Feature Subset Selection</i> |
| BOW | <i>Bag of Words</i> |
| BPMN | <i>Business Process Management Notation</i> |
| DL | <i>Deep Learning</i> |
| FSSDL-CBCD | <i>Feature Subset Selection with Deep Learning based CyberBullying Detection and Categorization</i> |
| IBGE | Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística |
| IFFluminense | Instituto Federal Fluminense campus Campos |
| ISEPAM | Instituto Superior de Educação Professor Aldo Muylaert |
| KDD | <i>Knowledge Discovery in Databases</i> |
| KDT | <i>Knowledge Discovery from Text</i> |
| KNN | <i>K-Nearest Neighbor</i> |
| MFD2 | <i>Maximum f Features per Document 2 words</i> |
| MFD3 | <i>Maximum f Features per Document 3 words</i> |
| ML | <i>Machine Learning</i> |
| NLTK | <i>Natural Language Toolkit</i> |
| PLN | Processamento de Linguagem Natural |
| PRISMA | <i>Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses</i> |
| RBF | <i>Radial-Basis Functions</i> |
| SOE | Serviço de Orientação Educacional |
| SSA-DBN | <i>Salp Swarm Algorithm with a Deep Belief Network</i> |
| SVM | <i>Support Vector Machine</i> |

SUMÁRIO

| | |
|--|-----------|
| 1 INTRODUÇÃO | 17 |
| 1.1 Motivação | 19 |
| 1.2 justificativa | 20 |
| 1.3 Objetivos..... | 21 |
| 1.3.1 Objetivo geral | 21 |
| 1.3.2 Objetivos específicos | 22 |
| 1.4 Organização da Monografia | 22 |
| 2 REFERENCIAL TEÓRICO | 23 |
| 2.1 Machine Learning (ou aprendizado de máquina) | 23 |
| 2.2 A extração de conhecimento a partir de dados estruturados e não estruturados .. | 23 |
| 2.3 Análise de Sentimentos..... | 24 |
| 2.4 Etapas da Mineração de Texto | 25 |
| 2.4.1 Pré-processamento e Processamento de Linguagem Natural | 26 |
| 2.4.2 A extração de padrões, ou classificação | 28 |
| 3 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA | 34 |
| 3.1 Aplicação do método PRISMA..... | 34 |
| 3.2 Artigos incluídos | 36 |
| 3.2.1 Scopus..... | 36 |
| 3.2.2 Periódicos CAPES | 37 |
| 3.2.3 Google Acadêmico | 39 |
| 4 METODOLOGIA..... | 41 |
| 4.1 Tecnologias empregadas | 42 |
| 4.2 Desenvolvimento de Aplicação Utilizando Modelo V da Engenharia de Sistemas. | 44 |
| 4.2.1 Fase de Especificação de Requisitos | 45 |
| 4.2.2 Fase de Design de Sistema e Arquitetura | 47 |
| 4.2.3 Fase de Implementação (Codificação) | 48 |
| 4.2.4 Fase de Testes..... | 48 |
| 4.2.5 Fase de Manutenção | 49 |
| 4.3 Descrição do Propósito do Aplicativo | 51 |

| | |
|---|-----------|
| 4.3.1 Estudos de Caso: etapa de Validação | 53 |
| 4.4 Estudo de Caso..... | 56 |
| 5 DISCUSSÃO | 61 |
| 6 CONSIDERAÇÕES FINAIS..... | 65 |
| REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS | 67 |
| APÊNDICE A | 73 |

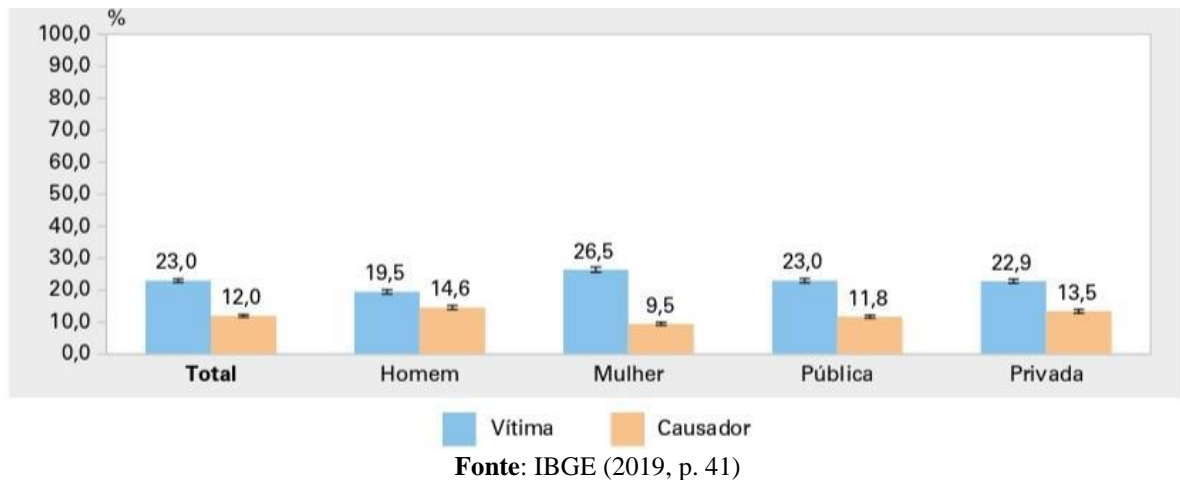
1INTRODUÇÃO

Atualmente, o *bullying* é uma temática extremamente relevante em diversos âmbitos sociais, embora esse não seja um fenômeno novo. O termo, advindo do inglês e sem tradução exata para o português, refere-se a práticas de violência e intimidação sistemáticas, que acontecem principalmente no âmbito educacional, tendo como elementos fundamentais para sua caracterização a repetição, a intencionalidade e o desequilíbrio de poder (Brasil, 2015; Silva *et al.*, 2021). O *bullying* pode tomar a forma de violência física ou psicológica; atos de intimidação, humilhação ou discriminação; ataques físicos; insultos; comentários e apelidos pejorativos; ameaças e expressões preconceituosas e isolamento social (Brasil, 2015).

A literatura demonstra que o *bullying* pode afetar não só a vida pessoal e social, mas também a saúde física e psicológica das vítimas. Entre as consequências dessa prática, podemos destacar, no âmbito escolar, o prejuízo nas atividades curriculares, que podem levar ao fracasso e abandono escolar, e no âmbito psicológico o desenvolvimento de distúrbios comportamentais, baixa autoestima, problemas cognitivos, transtorno de estresse pós-traumático, fobia social, ansiedade generalizada, autoagressão, depressão, suicídio, entre outros (Andrade, D'Souza, 2020; Barbieri, Santos, Avelino, 2021; Ferreira, Conceição, 2022; Marques *et al.*, 2019).

Segundo dados da *Pesquisa Nacional de Saúde Escolar* realizada no ano de 2019 pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), 23% dos alunos entre 13 e 17 anos afirmaram ter sofrido bullying no ambiente escolar (IBGE, 2021), enquanto entre alunos do 9º ano do ensino fundamental dos municípios da capital esse número chegou a 40,3% (IBGE, 2022). Comparado ao ano de 2009 o percentual de alunos do 9º ano que sofreram bullying aumentou em 10% (IBGE, 2022). O Gráfico 1 ilustra a evolução dos casos de bullying dentre estudantes de 13 a 17 anos de acordo com o papel dos envolvidos. Os dados estão em conformidade com o que podemos observar cotidianamente nos meios de comunicação, em notícias como: *Mães denunciam agressões e 'bullying' contra seus filhos em escola de Piracicaba; Vítima de bullying, adolescente encontra paixão nas artes marciais e vence batalha contra obesidade; Criança autista é vítima de bullying em escola do Rio, veja vídeo* (Coradini, 2023; Meneses, 2023; Scinocca, 2023).

Gráfico 1- Percentual de escolares de 13 a 17 anos, com indicação de intervalo de confiança de 95%, por posição assumida na efetivação da prática de bullying, segundo o sexo e a dependência administrativa da escola - Brasil - 2019



Em 2015, foi aprovada no Brasil a lei nº 13.185, instituindo um programa de combate ao bullying, ou seja, não é único ato formal de combate ao *bullying* e sim um programa constituindo uma cadeia de atos que visam combater a intimidação sistemática.. Dentre os objetivos do programa temos a prevenção e combate ao *bullying*; capacitação de docentes para implementar ações de discussão, orientação, solução e prevenção do *bullying*; implementação de campanhas informativas; promoção de cidadania; combate a todos os tipos de violência; integração dos meios de comunicação com as escolas e a sociedade visando identificar, conscientizar, prevenir e combater o fenômeno do *bullying*, entre outros. A lei destaca, ainda, em seu artigo 6º, a obrigação de produção, pelos Estados e Municípios, de relatórios bimestrais das ocorrências de *bullying* (Brasil, 2015).

A lei nº 13.185 é um marco jurídico-formal no combate a intimidação sistemática e também contempla o Cyberbullying:

Art. 2º Caracteriza-se a intimidação sistemática (*bullying*) quando há violência física ou psicológica em atos de intimidação, humilhação ou discriminação e, ainda:

- I - ataques físicos;
- II - insultos pessoais;
- III - comentários sistemáticos e apelidos pejorativos;
- IV - ameaças por quaisquer meios;
- V - grafites depreciativos;
- VI - expressões preconceituosas;
- VII - isolamento social consciente e premeditado;
- VIII - pilhérias.

Parágrafo único. Há intimidação sistemática na rede mundial de computadores (*cyberbullying*), quando se usarem os instrumentos que lhe são próprios para depreciar, incitar a violência, adulterar fotos e dados pessoais com o intuito de criar meios de constrangimento psicossocial (Brasil, 2015).

Ela caracteriza o que é bullying de maneira exemplificativa, classifica as formas de

bullying e apresenta objetivos para prevenção em combate e capacitação de docentes e equipes pedagógicas, institui práticas de condutas e orientação aos pais e familiares, integra meios de comunicação em massas com as escolas e a sociedade promove medidas de conscientização e combate ao *bullying* e privilegia mecanismos e instrumentos alternativos para responsabilização dos agressores em detrimento de punições vazias (Brasil, 2015).

1.1 Motivação

Em visita a duas escolas no município de Campos dos Goytacazes, o Instituto Superior de Educação Professor Aldo Muylaert (ISEPAM) e o Instituto Federal Fluminense *campus* Campos Centro (IFFluminense), e a partir da leitura de seus códigos de conduta e também entrevistas com psicólogas e assistentes sociais, observou-se que são frequentes as práticas de *bullying* dentro dessas instituições. Sobre as ocorrências dessas práticas, observou-se que são registradas à mão, por vezes em papéis comuns, como folhas de caderno, sem qualquer identificação da instituição, facilitando que esses registros sejam extraviados ou até mesmo intencionalmente ocultados.

Apesar da obrigação, trazida pela lei nº 13.185 de 2015, em produzir relatórios bimestrais de ocorrências de bullying, tanto a nível estadual como municipal, nota-se que estes relatórios não estão acessíveis no município de Campos dos Goytacazes, surgindo a dúvida sobre sua existência. Segundo a referida lei, “É dever do estabelecimento de ensino, dos clubes e das agremiações recreativas assegurar medidas de conscientização, prevenção, diagnose e combate à violência e à intimidação sistemática (bullying)” (Brasil, 2015). Por conseguinte, reitera-se a importância de melhores formas de registro e consolidação dos dados relacionados a ocorrências de bullying no município, visto que esse é um ponto importante para possibilitar o diagnóstico deste problema e suas especificidades, o que também contribuiria para a elaboração das medidas de prevenção, conscientização e combate.

Tendo em vista a necessidade de fornecer dados que possam auxiliar a gestão escolar na elaboração de práticas *antibullying*, destaca-se a possibilidade do uso da tecnologia como aliada. Segundo Araújo (2021), é extremamente necessário que as instituições modernizem suas práticas e modelos de gestão visando melhor alcançar suas metas e objetivos. O autor reitera, ainda, que o aperfeiçoamento de competências profissionais aliado ao uso de instrumentos de tecnologia incide em melhores resultados qualitativos e quantitativos no planejamento e execução da gestão escolar.

1.2 justificativa

A partir da última década dos anos 90 a internet se popularizou e começou a ganhar espaço no campo da comunicação. As denominadas “redes sociais”, como *Twitter*¹, *facebook*, *instagram*, *WhatsApp*, etc., tornaram-se um local de interação, de trabalho e demonstração de sentimentos. Dessa forma, os limites traçados pela distância física que antes dificultavam a comunicação entre as pessoas foram ultrapassados pela tecnologia. A partir dessa imersão na tecnologia, muitas das práticas em nosso dia a dia se modificaram e se adaptaram ao contexto da *internet*, estando presentes não só práticas consideradas positivas, mas também práticas de violência, por exemplo. Em relação às práticas de bullying não foi diferente. Yaegashi *et al.* (2022, p. 144) apontam que houve um crescimento de práticas de “agressão por meio dos aparatos eletrônicos de comunicação e de interação social”, tais agressões seriam uma reprodução do *bullying* nas redes sociais, surgindo o termo *cyberbullying*.

Além da presença do *cyberbullying* nas redes sociais, pessoas que participam em algum caso de bullying tendem a relatar e comentar sobre isso em suas redes sociais, por isso Gaspar Silva, Nádia Silva e Márcio Dias (2017) afirmam que as redes sociais possuem uma grande quantidade de dados que podem ser utilizados para estudos de temas como o bullying. Os autores discutem a importância do desafio representado pelo crescimento da Internet e do conteúdo gerado por usuários, especialmente no *Twitter*, onde opiniões são frequentemente expressas em linguagem coloquial e com uso de recursos gráficos para tornar as interações mais breves. Eles destacam que a vasta quantidade de dados pode ser utilizada como fonte de informação para ferramentas automatizadas.

Diversas ferramentas automáticas têm sido utilizadas para detectar *bullying* em variados contextos. O uso de Processamento de Linguagem Natural, Aprendizado de Máquina Supervisionado, Análise Léxica, entre outros, vem sendo reportado em pesquisas na língua portuguesa (Plath *et al.*, 2022; Silva, G., Silva, N., Dias, 2017), explorando os dados gerados com tais ferramentas para abrandar os danos sociais causados pela prática de *bullying*.

Face a essa questão de segurança, este trabalho centrou-se em desenvolver uma ferramenta tecnológica que possa auxiliar no combate ao *bullying*. Isso se dará através do desenvolvimento de uma prova de conceito de um pequeno aplicativo capaz de realizar registro

¹A partir de julho de 2023 o aplicativo *twitter* passou a se chamar X. Para ampliar a coerência do texto, optamos por utilizar o termo *twitter*, em razão desse termo ser empregado na bibliografia a ser referenciada.

anônimo de discente que se sentir desrespeitado ou sofrer Bullying ou qualquer espécie de preconceito à sua integridade física e moral, no âmbito escolar.

O estudante pode registrar os casos, acessando diretamente o aplicativo ou por meio de entidades da própria instituição, podendo então ser adotadas medidas cabíveis de advertência. O aplicativo possui um espaço reservado para registros dos relatos e para facilitar na mineração dos sentimentos que poderá ser utilizado por um usuário que trabalha com esses tipos de casos ajudando na detecção das emoções, produzindo uma prova de conceito.

Desse modo, esse trabalho se dedica à análise de sentimentos através do processamento de texto. Mais precisamente serão feitas buscas com palavras-chave no aplicativo *Twitter* por se tratar de uma rede social de conteúdo textual e que permite busca por combinação de palavras. Os textos encontrados através da busca serão inseridos em uma base de dados, após serão categorizados por profissionais como psicólogos e assistentes sociais e depois passarão por uma espécie de limpeza e depois por uma mineração de texto.

A mineração de texto, também conhecida como *Text Analytics*, *Text Mining* ou *Text Processing*, lida com dados não estruturados, como textos em linguagem natural, ao invés de bancos de dados estruturados (utilizados na mineração de dados). O objetivo da mineração de texto é analisar informações textuais para detectar padrões, podendo esse texto ser proveniente de fontes como artigos científicos, *internet*, redes sociais, entre outros (Aggarwal, Zhai, 2012a; Hassani *et al.*, 2020; Sinoara, Marcacini, Rezende, 2021). A partir do uso de inteligência artificial, essa técnica poderá transformar os dados não estruturados em gráficos, gerando informação para apoiar os gestores em tomadas de decisão sobre ações que possam prevenir ou mitigar os casos de *bullying*.

1.3 Objetivos

1.3.1 Objetivo geral

Este trabalho tem por objetivo propor um modelo de categorização de casos de bullying através da mineração de textos na forma de *tweets* da plataforma *twitter*, de forma a destacar as categorias de maior ocorrência, gerando conhecimento que possa respaldar a gestão escolar a prevenir e combater os casos de bullying.

1.3.2 Objetivos específicos

Visando alcançar o objetivo geral apresentado no tópico acima, estabeleceu-se os seguintes objetivos específicos:

- Utilizar postagens do aplicativo *twitter* para realizar o experimento de detecção textual.
- Utilizar postagens discriminatórias produzidas por usuários do aplicativo, visando detectar padrões textuais presentes nas ações ofensivas utilizando recursos tecnológicos automatizados.
- Estabelecer uma base de ocorrências, classificadas por especialistas na área psicopedagógica, a ser utilizada para aprendizado de máquina.
- Validar a qualidade do aprendizado de máquina através da utilização técnicas de mineração de textos em registros de ocorrência ainda não classificados.
- Criar uma aplicação de fácil acesso e uso, que permita, de forma segura, o registro de ocorrências de *bullying* em ambiente escolar.
- Apoiar a execução da lei nº 13.185 (Brasil, 2015) no que tange à integração de escolas e sociedade como modo de identificar, prevenir e combater o bullying no âmbito escolar.
- Realizar predição da possibilidade de ocorrência de novos casos com base nos padrões de dados fornecidos pela aplicação, gerando informação para apoio à tomada de decisão por gestores escolares.

1.4 Organização da Monografia

Este trabalho está organizado da seguinte forma: o capítulo 2 aborda o referencial teórico da pesquisa, trazendo os conceitos importantes relacionados às tecnologias utilizadas; o capítulo 3 refere-se à revisão bibliográfica de trabalhos relacionados ao uso dessas tecnologias em relação ao bullying; o capítulo 4 apresenta a metodologia empregada; o capítulo 5 demonstra os resultados obtidos e o capítulo 6 apresenta as considerações finais.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

Este capítulo detalha o Referencial Teórico da pesquisa. A Seção 2.1 apresenta o conceito de *machine learning*; a seção 2.2 apresenta um panorama geral sobre a extração de conhecimento através de mineração; a seção 2.3 trata sobre a Análise de Sentimentos e a seção 2.4 aborda as etapas da mineração de texto.

2.1 Machine Learning (ou aprendizado de máquina)

Dentre os ramos da inteligência artificial, podemos definir *machine learning* (ML) como o ramo que estuda e constrói algoritmos computacionais que partem do aprendizado por dados (Paixão *et al.*, 2022). Para lidar com bases de dados com informações heterogêneas, os modelos de ML são capazes de criar sistemas de aprendizado a partir de dados pré-definidos e então gerar um modelo que pode prever, classificar ou detectar dados na base fornecida. Dessa forma, esse método utiliza “a experiência acumulada para melhorar o desempenho ou para realizar previsões com alto grau de acurácia” (Tsunoda; Moreira; Guimarães, 2020, p. 339), permitindo a automatização dos processos. Os dados utilizados nos processos de *machine learning* podem variar quanto à estrutura, essa variação será abordada na próxima seção.

2.2 A extração de conhecimento a partir de dados estruturados e não estruturados

Através de algoritmos, utilizando padrões de inteligência, é possível extrair conhecimento de bancos de dados, textos ou outras mídias. Após tratados, esses dados podem gerar conhecimento e auxiliar na solução de problemas. Segundo Luís Silva (2020, p. 163) é possível “em, teoria, aplicar ferramentas de software para a extração de conhecimento em qualquer tipo de documento”, independentemente da estruturação dos dados.

Conforme mencionado por Silva (2020, p. 164), é comum referir-se à descoberta de conhecimento em dados estruturados como KDD (Knowledge Discovery in Databases), enquanto a descoberta em dados não estruturados, especialmente em textos, é denominada KDT (Knowledge Discovery from Text). Ele observa que ambas as abordagens possuem procedimentos específicos de trabalho, os quais variam conforme a organização dos dados.

Nos processos KDD, os dados estão previamente organizados, podendo ter suas relações facilmente comparadas visando a extração de novos dados, tais processos utilizam ferramentas de mineração de dados para fazer a extração. Já para os processos KDT, a informação, por não estar estruturada, deve ser construída e contextualizada a partir do texto, utilizando ferramentas como inteligência artificial e *machine learning* (ML). Dessa forma, a principal diferença entre Mineração de Dados e Mineração de Textos é como está apresentada a informação que será trabalhada. (Silva, 2020; Soares, 2013).

A Mineração de Texto utiliza técnicas como Processamento de Linguagem Natural (PLN) para análise de dados e compreensão do conteúdo de textos, extraindo conteúdos relevantes que estavam implícitos no texto. Assim, grandes quantidades de texto são transformadas em informações que aplicáveis, como padrões de informação ocultos, classificação de documentos de acordo com temas específicos e extração de informações estruturadas a partir de dados não estruturados (Soares, 2013).

Pela característica não estruturada dos dados, a Mineração de Texto deve contar com o pré-processamento das informações para que sejam identificadas e extraídas características do texto de forma estruturada, de modo que tais dados possam ser submetidos a análise (Silva, Peres, Boscaroli, 2016; Soares, 2013).

Como exemplo de áreas da mineração de texto podemos citar a análise de sentimentos (AS), uma área que visa identificar emoções/sentimentos em informações textuais.

2.3 Análise de Sentimentos

Segundo Liu (2020, p. 1, tradução nossa) a AS engloba a análise de “opiniões, sentimentos, avaliações, percepções, atitudes e emoções das pessoas em relação a entidades como produtos, serviços, organizações, indivíduos, questões, eventos, tópicos e suas características”, bem como classificação de documentos, através da identificação de temas principais de um documento e classificação de acordo com um conjunto predefinido de tópicos; análise de tendências, visando obter insight sobre pessoas, lugares e produtos, suas tendências e padrões, entre outros (Gil, 2016).

A AS, ao longo dos anos, vem se tornando um campo de grande importância, principalmente por conta do crescimento da *internet* e das redes sociais. Liu (2020) afirma que opiniões e sentimentos são centrais na maioria das atividades humanas, o que torna as redes

sociais locais privilegiados para trabalhar com AS, visto que uma das grandes funções dessas redes é expressar suas opiniões acerca dos mais variados tópicos.

De acordo com Oliveira *et al.* (2019, p. 240), “a análise de sentimento procura cumprir o desafio de identificar e extrair informações subjetivas de grandes volumes de dados não estruturados por meio da combinação de técnicas de mineração”. Essa técnica pode ser abordada de duas maneiras principais: aprendizagem supervisionada ou aprendizagem não supervisionada. Neste trabalho, optamos pela utilização de aprendizagem supervisionada, que depende de uma classificação manual dos dados para criar um conjunto rotulado de treino, no qual o algoritmo se baseará para obter os parâmetros de classificação, podendo, posteriormente, realizar a classificação de novos dados de forma automática.

Após a rotulação do conjunto de treino, é possível realizar as etapas de mineração.

2.4 Etapas da Mineração de Texto

Conforme definido anteriormente, a Mineração de Texto é um processo de extração de conhecimento a partir de dados não estruturados, derivados de linguagem natural, como textos de sites da *web*, posts de redes sociais, avaliações de clientes de uma empresa, entre outros (Silva, 2020; Silva, Peres, Boscaroli, 2016; Sinoara, Marcacini, Rezende, 2021; Soares, 2013).

Segundo Sinoara, Marcacini e Rezende (2021), o processo de Mineração de texto geralmente é dividido em etapas, sendo as principais delas a identificação do problema; pré-processamento; extração de padrões; pós-processamento e utilização do conhecimento. A etapa de identificação do problema é onde delimitamos que coleções de textos iremos utilizar para a mineração, bem como pretendemos utilizar os resultados. Após delimitar as coleções e capturar as informações de texto que serão trabalhadas, é necessário realizar o pré-processamento dos dados, realizando tarefas de tratamento, limpeza e redução de volume dos dados, preparando o texto para a extração dos padrões. Na extração de padrões são utilizados algoritmos que irão descobrir padrões de interesse contidos nos dados pré-processados, de forma que os dados obtidos passem pelo pós-processamento, onde serão avaliadas características como representatividade, novidade, validade e aplicabilidade das informações obtidas, que ao cumprir os objetivos definidos poderão ser utilizadas e aplicadas.

2.4.1 Pré-processamento e Processamento de Linguagem Natural

Para que possa ser feita a classificação de um texto, ele deve primeiro passar pelo pré-processamento, podendo, então, ser representado de uma forma estruturada. Segundo Aggarwal e Zhai (2012b) o texto pode ser representado, em geral, de duas formas diferentes: como *bag of words* (BOW) ou *strings*. Neste trabalho vamos utilizar a representação em BOW, onde a representação do texto é feita através da associação da frequência em que as palavras aparecem no texto. BOW, portanto, é a representação obtida após as tarefas de pré-processamento.

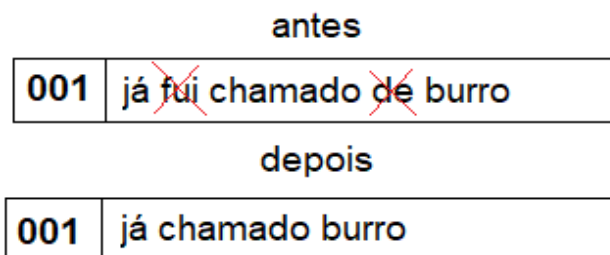
Para realizar o pré-processamento, iremos utilizar PLN. PLN é uma vertente da inteligência artificial capaz de auxiliar na interpretação e manipulação da linguagem humana, possuindo vários níveis possíveis de análise. No pré-processamento, utilizando PLN, são empregadas as seguintes etapas: limpeza, tokenização, remoção de *stopwords*, radicalização (*stemming*), e análise (Gonçalves, 2023).

Na tarefa de limpeza é realizada a remoção de caracteres especiais, como acentuação e pontuação, e transformação de maiúsculas em minúsculas, dando uniformidade ao texto de modo a garantir melhor desempenho dos algoritmos que serão utilizados na extração de padrões (Aggarwal, Zhai, 2012b; Plath et al., 2022; Sinoara, Marcacini, Rezende, 2021).

A tokenização, segundo Soares (2013, p. 52), tem como finalidade seccionar um documento textual em unidades mínimas, mas que expressem a mesma semântica original do texto”, sendo o termo token utilizado para caracterizar as unidades, que são, em geral, uma palavra do texto.

Em seguida, realiza-se a remoção de *stopwords*, termos que são considerados irrelevantes e que “possuem pouco valor semântico, sendo úteis apenas para o entendimento e compreensão geral do texto” (Soares, 2013, p. 54), tais termos não possuem valor significativo ou diferencial para as classes (Aggarwal; Zhai, 2012b). Para esta tarefa podem ser utilizados *kits* de linguagem natural, que consistem em bibliotecas de dados contendo palavras sem sentido próprio, que deverão ser removidas. Uma dessas bibliotecas é o *Natural Language Toolkit* (NLTK), em língua portuguesa. Na Figura 1 é possível observar o resultado da remoção de *stopwords* através do NLTK em uma frase de exemplo, após o procedimento foram removidos o verbo e a preposição, reduzindo a quantidade de palavras e melhorando o desempenho da máquina preditiva.

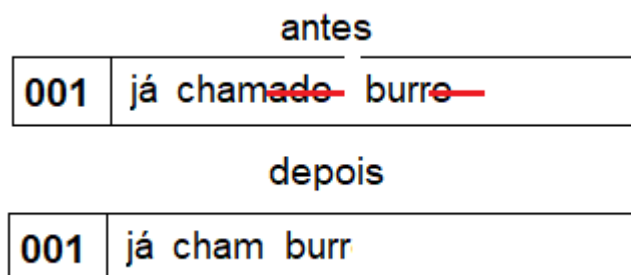
Figura 1 - Exemplo do processo de remoção de stopwords com NLTstopwords com NLTK



Fonte: Elaborado pelo autor.

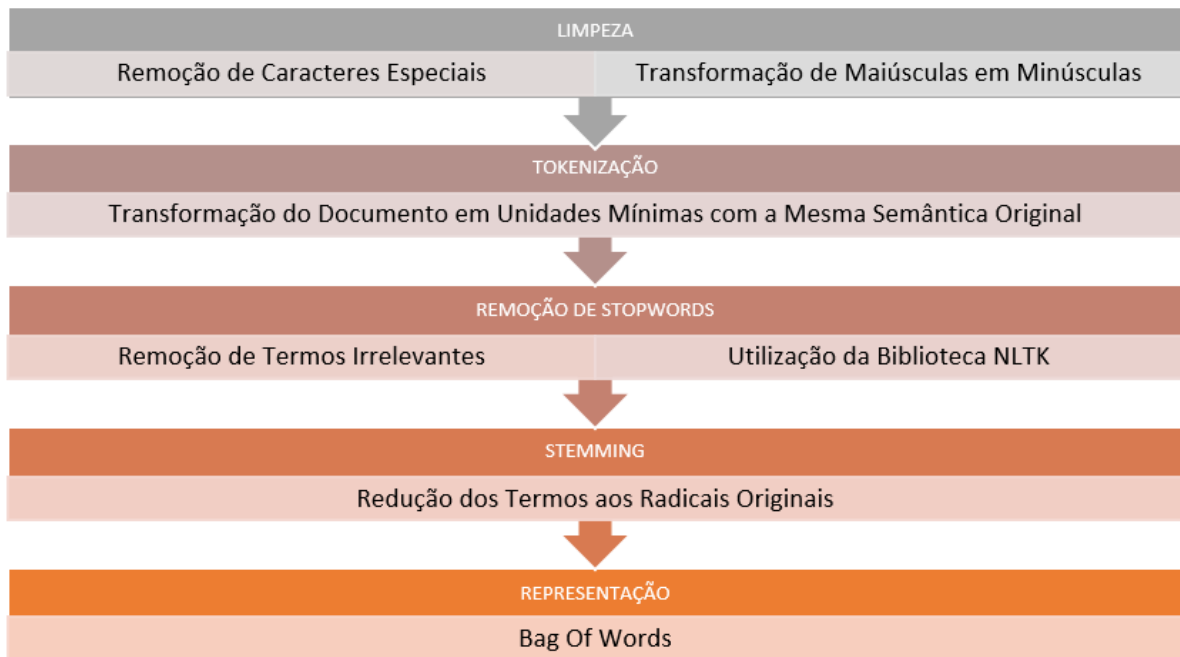
Posteriormente, pode ser empregada a tarefa de radicalização, ou *stemming*, onde diferentes formas de escrita da mesma palavra são condensadas em um único termo através da redução ao radical original, removendo sufixos e prefixos e evitando que as palavras com mesmo significado sejam processadas como palavras distintas (Aggarwal, Zhai, 2012b; Plath et al., 2022; Sinoara, Marcacini, Rezende, 2021; Soares, 2013). Nesta etapa podem ser utilizados algoritmos de radicalização, como o de Porter (*Porter Stemming Algorithm*) e o de Orenge (*Stemmer Portuguese* ou RLSP) (Devmedia, 2016). Um exemplo de radicalização pode ser visto na Figura 2.

Figura 2 - Processo de radicalização (stemming)



Fonte: Elaborado pelo autor.

Após a finalização do pré-processamento obtém-se a *bag of words*, sendo possível, então, iniciar a extração de padrões. A Figura 3 ilustra as etapas de pré-processamento, explicitadas nesta seção.

Figura 3- Etapas de Pré-processamento

Fonte: Elaboração do autor.

2.4.2 A extração de padrões, ou classificação

Nessa etapa se utiliza algoritmos para extrair os padrões dos dados que passaram pelo processamento e anotação (Sinoara; Marcacini; Rezende, 2021). A classificação deve passar primeiro por uma etapa de treinamento, que consiste em mapear a que classe determinado item pertence com base em conjunto de dados que foi previamente classificado, de modo a construir uma tabela de valores (ou tabela de frequências) que faça associação entre os atributos e seu peso em cada classe da base de dados, após o treinamento essa tabela servirá para classificar novos dados (Carvalho, 2023). Para tal, é necessário o uso de um modelo preditivo, que através de algoritmos e técnicas estatísticas permite fazer previsões ou inferências futuras baseadas nos dados disponíveis, ou seja, organiza e analisa os dados disponíveis, identificando padrões e relacionamentos entre variáveis para atribuir uma classe ou categoria a novos dados com base em suas características (James *et al.*, 2023).

Existem diversos modelos preditivos amplamente utilizados na mineração de texto, alguns deles são: Regressão Logística, que é comumente empregado em tarefas de classificação binária, como a detecção de spam em e-mails; Support Vector Machines (SVM), que é eficaz na classificação de textos com características não lineares e na separação de classes complexas;

Redes Neurais Artificiais (ANNs), capazes de aprender padrões complexos em grandes volumes de dados de texto, embora exijam mais recursos computacionais e dados de treinamento do que alguns outros modelos; modelos baseados em árvores de decisão, como o *Random Forest* e o *Gradient Boosting*, que são populares devido à sua capacidade de lidar com dados heterogêneos e a complexidade de texto; modelos de agrupamento, como o *K-means*, que são úteis para identificar padrões e estruturas em conjuntos de dados de texto não rotulados, permitindo a segmentação de textos em grupos semelhantes; Naive Bayes, adequado para problemas de classificação de texto, onde o objetivo é atribuir uma ou mais categorias a um documento com base em suas características; entre outros (Blanchard; Fabrycky, 2013; Manning; Raghavan; Schütze, 2009; Pressman; Maxim, 2020). Neste trabalho iremos utilizar o *Naive Bayes*.

Naive Bayes é um algoritmo classificador de fundamento estatístico conceituado na área de aprendizado de máquina (*Machine Learning*) e recebe esse nome por se basear no Teorema de Bayes. É um algoritmo bem adequado para lidar com enorme quantidade de palavras, sendo o mais popular para problemas de classificação de textos baseado na frequência das palavras usadas, como, por exemplo, identificar a que assunto se refere determinado texto. De acordo com Silva, Peres e Boscaroli (2016, p. 197)

Em um processo de classificação no qual um exemplar com rótulo desconhecido seja apresentado ao classificador, o algoritmo Naïve Bayes tomará a decisão sobre a qual classe o exemplar $x \rightarrow i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id}\}$ deve estar associado, por meio do cálculo de probabilidades condicionais, ou seja, as probabilidades de ele pertencer a cada uma das c_K classes (probabilidade da classe K , dado o exemplar $x \rightarrow$, $P(c_K | x \rightarrow)$) existentes no conjunto de dados usado para treinamento [...].

A classificação do exemplar se daria através da equação 1:

Equação 1- classificação no algoritmo Naive Bayes

$$P(c_k | \vec{x}_i) = P(c_k) \prod_{j=1}^d P(x_{ij} | c_k)$$

Fonte: Silva; Peres; Boscaroli 2016, p. 197

De forma simplificada, podemos dizer que a classificação utilizando *Naive Bayes* segue os seguintes passos: entrada com conjunto de treinamento (dados rotulados) e do exemplar sem rótulo; cálculo de probabilidades de cada classe e análise do exemplar sem rótulo e seleção da classe que tenha a maior probabilidade (Silva; Peres; Boscaroli, 2016).

Existem diferentes tipos de *Naive Bayes*, que podem ser aplicados em diferentes tipos de dados, por exemplo: o modelo Gaussiano (ou *Gaussian Naive Bayes*) é indicado para dados com distribuição normal e variáveis independentes contínuas; o modelo Multinomial (ou *Multinomial Naive Bayes*) para variáveis independentes discretas, mas que possuem mais de um valor possível, como em uma situação de classificação de documentos, onde determinado documento pode pertencer a mais de uma categoria; já o modelo *Bernoulli* (ou *Bernoulli Naive Bayes*) também é utilizado para variáveis independentes discretas, mas apenas dois valores são possíveis como resultado (Carvalho, 2023; Ceccon, 2019).

O *Gaussian Naive Bayes* assume que os recursos (ou variáveis) de entrada são distribuídos normalmente. Ele calcula a probabilidade de uma instância pertencer a uma classe específica com base na distribuição gaussiana dos recursos e na aplicação do teorema de Bayes. Essa abordagem é eficaz quando os dados contínuos são modelados e as suposições sobre a distribuição normal dos recursos são razoáveis (Rish, 2001). No modelo Gaussiano, a fórmula para calcular a probabilidade condicional de um atributo χ_i pertencendo a uma classe C é dada pela função de densidade de probabilidade gaussiana apresentada na equação 2 a seguir.

Equação 2 – classificação Gaussian Naive Bayes

$$p(x_i | c) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{c,i}^2}} \exp\left(-\frac{(x_i - \mu_{c,i})^2}{2\sigma_{c,i}^2}\right)$$

Fonte: DeGroot; Schervish, 2013.

Nessa equação, μ_c é a média dos valores do atributo χ_i para a classe C e $\sigma_{c,i}^2$ é a variância dos valores do atributo χ_i para a classe C (DeGroot; Schervish, 2013).

O *Multinomial Naive Bayes* é frequentemente usado em problemas de classificação de texto. Ele assume que as características são extraídas de uma distribuição multinomial, como a contagem de palavras em documentos. Esse algoritmo é particularmente útil em cenários onde as características são representadas como contagens de ocorrências, como é comum em análise de texto e mineração de documentos (Manning; Raghavan; Schütze, 2009). A probabilidade condicional de um termo t_j pertencendo a uma classe C_k é calculada usando a distribuição multinomial, de acordo com a equação 3.

Equação 3 - Classificação Multinomial Naive Bayes

$$P(t_j | C_k) = \frac{N_{kj} + \alpha}{N_k + \alpha V}$$

Fonte: Ross, 2024.

Nessa equação, N_{kj} é o número de vezes que o termo t_j aparece na classe C_k ; N_k é o número total de termos na classe C_k ; V é o tamanho do vocabulário (o número total de termos distintos em todo o corpus) e α é um parâmetro de suavização Laplaciana.

O Bernoulli Naive Bayes é uma variação que trabalha com dados binários, onde cada recurso é tratado como uma variável binária indicando sua presença ou ausência. É útil em situações onde a presença ou ausência de características é mais relevante do que sua frequência, como na classificação de documentos baseada em palavras-chave ou na detecção de spam de e-mails (Zhang, 2004). A probabilidade condicional de um atributo x_i pertencendo a uma classe C_k é dada pela equação 4.

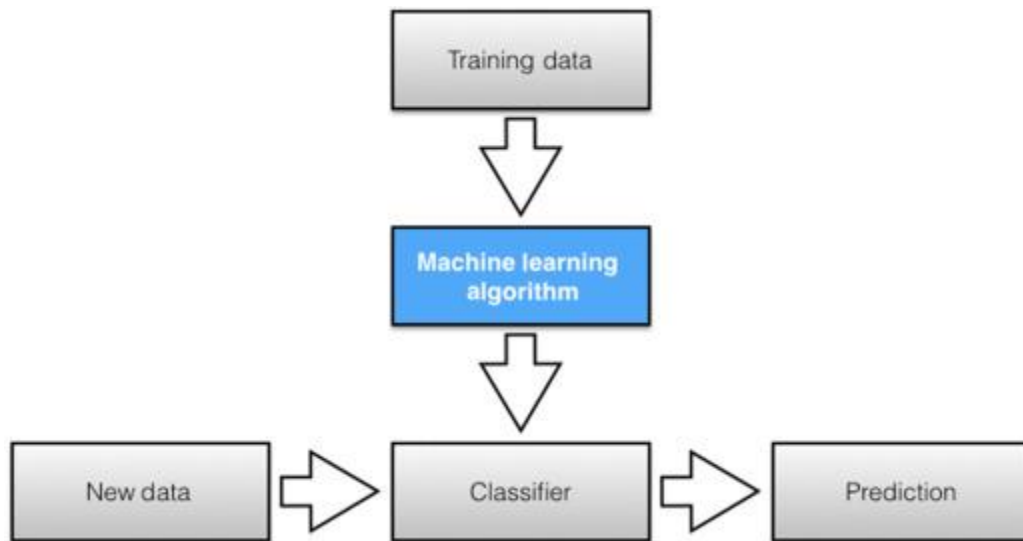
Equação 4 - Classificação Bernoulli Naive Bayes

$$P(x_i|C_k) = (1 - \theta_{ki})^{(1-x_i)} \theta_{ki}^{x_i}$$

Fonte: Blitzstein; Hwang, 2019

Onde θ_{ki} é a probabilidade de que o atributo x_i seja 1 (ou seja, presente) na classe C_k .

Esses três algoritmos são abordagens poderosas e versáteis para a classificação de dados em diferentes domínios. Neste trabalho, as três categorias supracitadas do algoritmo *Naive Bayes* serão treinadas e avaliadas quanto à acurácia de classificação de *tweets* sobre *bullying* em torno dos tipos de palavras discriminatórias presentes, utilizando as classes: Agressão Física; Aparência Física; Assédio Moral; Capacitismo; Discriminação Social; Etarismo; Fascismo; Gordofobia; Intolerância Religiosa; LGBTfobia; Machismo/Sexismo; Racismo; Transtorno e Xenofobia. As etapas de treinamento para classificação estão ilustradas na figura 4 abaixo.

Figura 4 - Processo de Treinamento para Classificação

Fonte: Betty Jane; Ganesh (2019, p. 1122)

A base de treinamento desempenha um papel fundamental no processo de classificação por *Naive Bayes*, pois é a partir dela que o algoritmo aprende a modelar as relações entre os atributos e as classes. Durante a fase de treinamento, são calculadas as probabilidades condicionais de cada atributo dado cada classe com base nos exemplos fornecidos na base de treinamento. Essas probabilidades são usadas durante a fase de teste para classificar novas instâncias desconhecidas. Nesse processo, calcula-se também a acurácia, o valor que demonstra a porcentagem de acertos da máquina preditiva na classificação da base de teste, tendo um papel crucial ao indicar a precisão dos modelos *Naive Bayes* na classificação. A acurácia é calculada através da fórmula ilustrada na equação 5, onde, de acordo com Cardoso (2022, p. 21),

VP indica ‘Verdadeiro Positivo’, representando as instâncias positivas que foram corretamente classificadas como tal; FP (Falso Positivo) representa as instâncias negativas, porém classificadas como positivas e FN (Falso Negativo), ou seja, as instâncias classificadas como negativas quando eram na verdade positivas.

Equação 5 - Cálculo de acurácia

$$A = \frac{VP + VN}{VP + VN + FP + FN}$$

Fonte: Cardoso (2022, p. 21)

De forma resumida, segundo Strauss, Villas Bôas Júnior e Ferreira (2022) podemos dizer que a acurácia representa a divisão das divisões corretas pelo total de previsões feitas. Uma acurácia alta indica que o modelo está classificando corretamente a maioria das instâncias, enquanto uma acurácia baixa pode indicar que o modelo precisa de ajustes ou que a base de

treinamento pode não ser representativa o suficiente. Portanto, a acurácia é uma métrica essencial para avaliar a eficácia do modelo e sua capacidade de generalização para novos dados. Os procedimentos para execução do treinamento e classificação das bases de dados serão detalhados no capítulo quatro.

3 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Este capítulo demonstra a pesquisa bibliográfica realizada para recuperar estudos já realizados sobre a temática deste trabalho. A seção 3.1 apresenta o método prisma e a sua utilização no presente trabalho, detalhando os resultados da busca realizada em três plataformas. A seção 3.2 aborda os estudos incluídos pelos critérios da pesquisa bibliográfica, fazendo um apanhado geral de cada um deles. A seção 3.2 foi dividida de acordo com as bases pesquisadas.

3.1 Aplicação do método PRISMA

O método *Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses* (PRISMA) colabora para que os autores possam fazer revisões sistemáticas. Segundo Galvão *et al.* (2015) a técnica pode ser usada como uma revisão sistemática com objetivo de gerar intervenções. Da mesma forma, adequa-se a avaliação crítica de trabalhos publicados.

Com o intuito de encontrar trabalhos que fossem relacionados à prática de *bullying* em ambientes educacionais e que aplicassem técnicas similares à presente pesquisa, foi utilizado o método PRISMA para a revisão bibliográfica, a partir de busca nas bases de dados Scopus, Periódicos CAPES e Google Acadêmico.

A pesquisa nas bases de dados teve como objetivo encontrar obras relacionadas à utilização de *software* no combate ao *bullying* e à violência, utilizando estratégias de mineração em ambiente escolar.

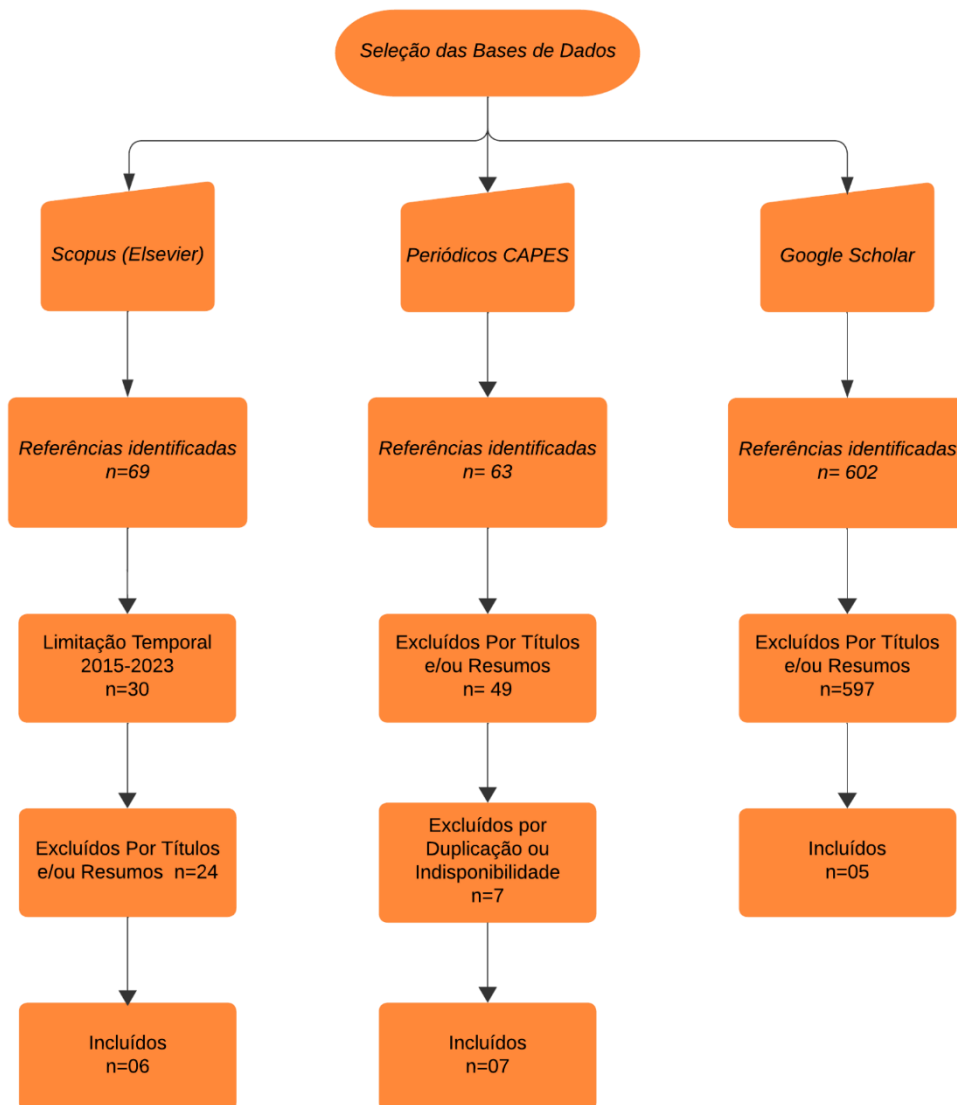
Na base Scopus, inicialmente, foram encontrados 69 artigos. Após aplicar um critério temporal, limitando a artigos de 2017 a 2021, 41 artigos foram excluídos. Posteriormente foi feita a leitura dos títulos e resumos para eliminar artigos que não atendessem ao tema da pesquisa, resultando na exclusão de 37 artigos. Em razão do pequeno número de artigos restantes, alterou-se o início da limitação temporal para 2015. Ao total, foram incluídos 6 artigos desta base de dados. Mediante o baixo número de artigos incluídos através da base Scopus, optou-se por não aplicar limitação temporal nas pesquisas realizadas nas outras duas bases.

63 artigos foram encontrados na base de dados Periódicos CAPES. Após análise dos títulos e resumos, 49 foram excluídos. Foram excluídos também 4 artigos por indisponibilidade de acesso e 3 por duplicidade. 7 artigos dessa base de dados foram incluídos.

A busca na plataforma Google Acadêmico gerou 602 resultados. Dentre eles, 597 foram excluídos após a leitura de títulos e resumos, resultando na inclusão de 5 artigos.

A Figura 5 representa o processo de seleção dos artigos incluídos nas três bases de dados pesquisadas.

Figura 5 -Fluxograma do Processo de Seleção de Artigos Pesquisados nas Bases de Dados



Fonte: Elaboração do autor.

Após realizar a pesquisa nas bases de dados selecionadas, o resultado final foi a inclusão de 18 artigos, resumidos na seção seguinte.

3.2 Artigos incluídos

3.2.1 Scopus

Alenzi e Khan (2019) introduzem uma abordagem que tem como base a mineração de textos em redes sociais. O artigo focou em trabalhar em cima dos conteúdos do *Youtube*, com o objetivo de identificar vídeos que possam conter violência. A proposta do sistema desenvolvido pelos autores viabiliza a detecção de violência, assim como sua censura por faixa etária e em alguns casos o bloqueio por completo do vídeo. Para tanto, foram transcritos 100 vídeos da plataforma, para que pudesse ser feita uma avaliação criteriosa do que se enquadra em “violento” e “não violento”. Constatou-se através dos resultados que o método utilizado apresenta índices de 75% de precisão.

Para Donnelly *et al.* (2019), à medida que a prática do *Bullying* se tornou mais comum nas instituições de ensino na Coreia, a análise de dados se mostrou como uma alternativa metodológica para compreender o *Bullying* na era digital. O estudo aplicou o método pesquisa de big data para mineração de texto, traçando uma investigação nas páginas *web* em busca de traços de *Bullying*. Com os 436.508 relatos encontrados, entre 1º de janeiro de 2013 e 31 de dezembro de 2017, foi construído uma base de dados, onde foi identificado as palavras que se repetiam com frequência nos documentos. A análise mostrou que a violência sexual, física e cibernética cresceram rapidamente durante período analisado.

Palomares-Ruiz *et al.* (2021), caracteriza o *Bullying* escolar e *cyberBullying* como uma triste realidade das escolas e salienta a necessidade de intervenções educativas interdisciplinares e multidisciplinares. O trabalho investiga os efeitos da *School Harassment Questionnaire* (CAES) para 494 alunos do sexto ano do primário, em *Castilla-La Mancha*, cidade do território Espanhol. Os resultados obtidos dos testes, permitem que os professores conheçam a realidade de suas salas de aula e tracem ações preventivas.

Para Olson *et al.* (2013), apesar de já existirem várias pesquisas de mineração de dados na área da educação, muito pouco ainda foi falado sobre como essas informações podem auxiliar professores no combate ao *Bullying* de forma imediata. O trabalho desenvolvido pelo autor, permite agilizar o processamento dos dados e gerar gráficos sociais que podem ser

facilmente interpretados por um sistema especialista. A estratégia também direciona o caminho mais hábil a ser traçado pelo educador no gerenciamento da sala de aula, com o intuito de melhorar a experiência dos alunos.

Silva (2021) evidencia que nos últimos anos ocorreu um aumento na quantidade de informações textuais, o desafio para investigar o processamento automático se apresenta como um grande desafio. Pensando nisso, o autor desenvolveu uma ferramenta capaz de identificar conteúdo textual contendo ataques à comunidade LGBTQIA+ em redes sociais. Por tanto, foi criado um *website* responsivo, utilizando a linguagem *Python*, banco de dados *MySQL* e *Flask Framework*.

Além do mais, Bastos *et al.* (2021) retratam o uso de Inteligência Artificial no mundo moderno como um progresso para tecnologias, porém essas tecnologias também carregam exposições de discriminação. Os autores então decidiram compreender como a inteligência artificial fortalece as discriminações e marginaliza ainda mais as minorias. Sobretudo, o objetivo dos pesquisadores foi como se estrutura falsos discursos da neurotecnologia, que perpetua a hegemonia masculina e discrimina mulheres e outras minorias por meio do processamento de dados pessoais

3.2.2 Periódicos CAPES

O estudo de Talpur e O'Sullivan (2020) aborda a detecção de *cyberbullying* em redes sociais, com foco no Twitter. Os pesquisadores propuseram um *framework* de detecção que extrai características dos conteúdos do Twitter, incluindo dados de *Embedding*, Sentimento, *Lexicon* e PMI-orientação semântica. Essas características foram usadas para treinar vários algoritmos de aprendizado de máquina, como *Naïve Bayes*, *k-Nearest Neighbor* (KNN), *Decision Tree*, *Random Forest* e *Support Vector Machine* (SVM). Os resultados do estudo mostraram que o *framework* proposto é eficaz na detecção de comportamentos de *cyberbullying* e na categorização de sua gravidade, tanto em configurações multi-classe quanto binárias. Além disso, a pesquisa comparou as características propostas com características básicas e outros algoritmos de aprendizado de máquina, demonstrando a importância das características propostas na detecção de *cyberbullying*. Em resumo, o estudo contribui para tornar as redes sociais online mais seguras, oferecendo uma solução promissora para a detecção de *cyberbullying*.

Dhungana Sainju *et al.* (2021), analisaram tweets relacionados ao *bullying* no *Twitter*, utilizando aprendizagem de máquina supervisionada. Os resultados mostraram que a maioria dos tweets sobre *bullying* é compartilhada do ponto de vista da vítima, incluindo tanto o *bullying* tradicional quanto o online, e é postada principalmente para relatar ou divulgar experiências pessoais de *bullying*. Além disso, os tweets sobre *bullying* tendem a ser mais longos que a média e eventos de *bullying* de grande destaque e notoriedade, como casos de *bullying* amplamente divulgados pela mídia, levam a um aumento nas postagens. Isso destaca o *Twitter* como um espaço para discussão e apoio em relação ao *bullying*, bem como a importância da aprendizagem de máquina na compreensão e combate ao *bullying* nas redes sociais.

Akhter *et al.* (2021), em seu estudo inovador, exploram a detecção de linguagem abusiva em textos em Urdu e Roman Urdu, considerando as complexidades únicas desses idiomas e ressaltando que apesar do avanço da tecnologia, “apenas alguns estudos foram realizados para detectar linguagem abusiva em textos de línguas com recursos limitados como Japonês, Alemão, Português, Indonésio, Dinamarquês e Árabe” (p. 1926, tradução nossa). Os dados coletados de comentários do *YouTube* foram processados através de uma abordagem de *deep learning* (DL), sendo testados quatro modelos DL, juntamente com cinco modelos de ML para comparação. Os resultados indicam que os modelos DL superam os ML na detecção de comentários abusivos em ambas as línguas.

No estudo de Rosa *et al.* (2019), foi realizada uma revisão sistemática da literatura sobre a detecção automática de *cyberbullying*, destacando a falta de abordagens adequadas para definir e classificar o fenômeno. Os autores conduziram experimentos usando dois conjuntos de dados públicos e várias técnicas de classificação, incluindo SVM, Regressão Logística e *Random Forest* e concluíram que a detecção de *cyberbullying* permanece como um desafio, devido à falta de conjuntos de dados de alta qualidade e métricas consensuais.

Em seu artigo, os autores Neelakandan *et al.* (2022) apresentam *Feature subset selection with deep learning based cyberbullying detection and categorization* (FSSDL-CBDC), um método inovador para a detecção e classificação de *cyberbullying* em mídias sociais. Este método utiliza *binary coyote optimization based feature subset selection* (BCO-FSS) para selecionar características relevantes dos dados e emprega o *salp swarm algorithm with a deep belief network* (SSA-DBN) para melhorar o desempenho do modelo de classificação. Os resultados das simulações demonstram que o FSSDL-CBDC supera significativamente outras abordagens de classificação de *cyberbullying*, mostrando-se promissor para futuros avanços na detecção e prevenção desse problema social online.

Ptaszynski *et al.* (2010) apresentam um método de aprendizado de máquina para detectar o *cyberbullying* em sites escolares não oficiais. O processo envolveu treinamento com SVM e cálculos de similaridade de palavras com a distância de Levenshtein. Os resultados mostraram 89% de precisão e 80% de *recall* com o SVM e 85% de precisão na similaridade de palavras. A classificação das entradas foi baseada no uso de palavras vulgares, mas enfrentou desafios em entradas curtas.

Tahamtan e Huang (2019) utilizaram mineração de texto para investigar as opiniões das pessoas sobre o *cyberbullying* coletando tweets em inglês e fazendo a análise com o *software* R. A análise revelou três principais temas: (a) ações importantes a serem consideradas, como orientar pais e professores na prevenção do *cyberbullying* e financiar escolas para combatê-lo; (b) eventos relevantes para as pessoas, como a lei de *cyberbullying* de *Michigan*; e (c) principais preocupações das pessoas nesse contexto, incluindo questões de saúde mental entre os estudantes. As descobertas sugerem que pais, professores e financiamento adequado para escolas desempenham um papel importante na prevenção do *cyberbullying*, e que há uma preocupação significativa com questões de saúde mental. A análise de sentimentos mostrou que os sentimentos negativos eram mais frequentes do que os positivos nos tweets sobre o tema.

3.2.3 Google Acadêmico

Eberhart, Ignaczak e Martins (2021), apresentam em seu artigo uma avaliação do uso de técnicas de mineração de texto para a detecção de *cyberbullying* em português brasileiro. Os autores discutem a importância de identificar automaticamente conteúdo prejudicial online e avaliam a eficácia de suas abordagens específicas para a língua portuguesa. Eles utilizaram os algoritmos de mineração de texto *Naive Bayes* e SVM para identificar padrões de linguagem. O estudo contribui para o campo da segurança online e demonstra a relevância das ferramentas de mineração de texto na mitigação do *cyberbullying*.

O estudo de Corrêa (2020) aborda a análise da opinião e sentimentos expressos por usuários do Twitter em relação a casos de violência contra a mulher que ganharam grande visibilidade. Ele empregou técnicas de mineração de dados e processamento de linguagem natural para analisar tweets e identificar sentimentos, como positivos, negativos ou neutros, utilizando *Naive Bayes*. Apesar de não focar na temática do bullying, esse trabalho demonstra a viabilidade do uso de tweets como base de dados, bem como a eficácia do algoritmo *Naive Bayes* para realizar essa tarefa.

Silva Neto (2017) desenvolveu abordagens computacionais para identificar indícios de preconceito em textos em português brasileiro. A pesquisa utilizou uma abordagem híbrida que combinou aprendizado de máquina e dicionários léxicos. Cinco diferentes algoritmos de classificação foram empregados: Redes Bayesianas, KNN, SVM, Árvore de Decisão e *Radial-Basis Functions* (RBF). Redes Bayesianas e SVM apresentaram os melhores resultados, o autor destaca que esses algoritmos estão em destaque na literatura de mineração de texto. O estudo também avaliou grupos de características, destacando MFD2, MFD3, *Token-NGrams* e *Character-NGrams* como os mais eficazes. A combinação de algoritmos com *Character-NGrams* revelou resultados interessantes, com Redes Bayesianas se destacando em *Token-NGrams* e SVM em outras configurações. A melhor configuração foi Redes Bayesianas com *Token-NGrams*, usada na identificação de sentenças preconceituosas em redações. Esses achados ressaltam a importância da escolha adequada de características e algoritmos na detecção de preconceito em textos em português brasileiro.

Os autores Gaspar Silva, Nádia Silva e Márcio Dias (2017) aplicaram técnicas de aprendizado de máquina para a detecção automática de *bullying* no *Twitter* a partir de Mineração de Texto, demonstrando a eficácia da inteligência artificial na identificação de comportamentos prejudiciais nas redes sociais.

Almeida (2012) conduziu um estudo sobre a ocorrência de *cyberbullying* direcionado a professores na rede social *Twitter* empregando o algoritmo *Naive Bayes* para classificar os conteúdos em positivo, negativo ou neutro. O algoritmo obteve acurácia de 87% na classificação, demonstrando sua adequação para categorização de tweets em língua portuguesa.

4 METODOLOGIA

Este trabalho visa à proposição de um modelo para categorizar casos de *bullying* utilizando mineração de texto. Dentro dessa perspectiva, está em desenvolvimento um protótipo de um aplicativo, com o propósito de identificar casos de *bullying*. Para alcançar esse objetivo, diversas etapas metodológicas foram seguidas, cada uma utilizando tecnologias específicas e métodos adequados para o desenvolvimento do projeto. As seções do capítulo representam as etapas metodológicas, como a seguir:

- **Emprego de tecnologias:** Neste trabalho, uma variedade de tecnologias foi empregada para viabilizar o desenvolvimento do projeto. Nesta seção, detalhamos as tecnologias utilizadas em cada fase do processo, que proporcionaram as ferramentas necessárias para o desenvolvimento do modelo de categorização.
- **Utilização do Modelo V de engenharia de sistemas:** apresentou-se o Modelo V da Engenharia de Sistemas como metodologia de desenvolvimento do software proposto. Nesta seção, são detalhadas as fases do ciclo de vida do projeto, desde a Especificação de Requisitos até a Manutenção, destacando as atividades realizadas em cada etapa para garantir a qualidade e eficácia do sistema desenvolvido.
- **Propósito do aplicativo:** A seção a descreve o propósito do aplicativo desenvolvido no projeto, centrado na identificação de casos de Bullying, caracterizados por atos repetidos de desrespeito, agressão e ameaça, ocorridos no ambiente escolar. A abordagem considera a diversidade das diretrizes institucionais das escolas visitadas, validando a proposta conforme o Código de Convivência do Instituto Federal Fluminense (2016) e o Manual de Proteção Escolar e Cidadania da Secretaria de Educação do Estado do Rio de Janeiro (2012).
- **Estudo de Caso:** Esta seção foi dedicada a identificar casos de *Bullying* por meio da mineração de texto em posts em português do *Twitter*. A busca foi conduzida manualmente utilizando a palavra-chave "sofri *bullying*" em suas variações coloquiais. Foram coletados 856 tweets entre 01 de janeiro de 2022 e 31 de dezembro de 2022, os quais foram posteriormente rotulados por especialistas. As categorias discriminatórias foram utilizadas para classificar os tweets, resultando em uma base de treinamento. Os dados passaram por etapas de pré-processamento e classificação, utilizando-se o algoritmo Naive Bayes. Essas etapas metodológicas foram fundamentais para estruturar a base de dados e desenvolver um classificador eficaz na identificação de casos de Bullying nas redes sociais.

4.1 Tecnologias empregadas

Os procedimentos metodológicos para desenvolvimento desta pesquisa foram empregados com o suporte de diversas tecnologias. Nesta seção, detalhamos as tecnologias utilizadas no processo de construção do problema da pesquisa, bem como na captação e criação das bases de dados para mineração de texto.

O início da pesquisa se deu ainda durante a pandemia de COVID-19, o que tornou necessário viabilizar encontros online com as pessoas envolvidas, como professores, orientadores e colaboradores de áreas afins à temática do *bullying*. Para tal, utilizou-se o *Google Meet*, plataforma de videoconferência desenvolvida pelo *Google* que permite que os usuários façam chamadas de vídeo individuais ou em grupo. Através do *Google Meet*, estabeleci contato com os profissionais do âmbito escolar dedicados ao combate e prevenção do *bullying*, bem como reunir de forma eficaz especialistas de diferentes áreas, como psicólogos, educadores e assistentes sociais, que desempenham papéis essenciais na abordagem desse problema. Ao facilitar encontros virtuais, o *Google Meet* eliminou barreiras geográficas e permitiu a troca de ideias, discutimos as melhores práticas e desenvolvemos estratégias inovadoras para lidar com o *bullying*. Além disso, sua interface intuitiva e recursos de compartilhamento de tela possibilitaram apresentação dos casos, análise de dados e discussões em grupo de maneira eficiente. Essa colaboração remota promoveu uma abordagem mais abrangente e integrada no combate ao *bullying*, permitiu uma resposta mais rápida e coordenada diante das necessidades dos alunos e comunidades afetadas.

Após os contatos com profissionais e discussão sobre a temática, foi utilizado o *Canvas*, um sistema de gerenciamento de aprendizado que fornece recursos como hospedagem de conteúdo, ferramentas de interação aluno-professor, avaliações, acompanhamento de progresso, entre outros, facilitando tarefas de ensino e aprendizagem à distância. A ferramenta permitiu desenvolver e organizar o projeto, aproveitando as postagens para apresentar a proposta do sistema web dedicado aos casos de *bullying*, facilitando a estruturação de conteúdos e recursos necessários para comunicar a ideia central do projeto, proporcionando uma visualização clara e organizada para os envolvidos. A funcionalidade do *Canvas* permitiu também uma apresentação dinâmica e interativa, possibilitando a inclusão de elementos visuais e interações que enriqueceram a exposição do conceito do sistema web. Com essa abordagem, foi possível

transmitir de maneira eficaz a visão e os objetivos do projeto aos interessados, facilitando o entendimento e fomentando discussões construtivas sobre a iniciativa de combate ao bullying.

Em seguida, foi realizada modelagem de dados dos requisitos do sistema, utilizando o *StarUML*, uma plataforma robusta e intuitiva para visualização e organização das necessidades e funcionalidades do sistema. Com a utilização do *StarUML*, os requisitos do sistema podem ser representados de forma clara e concisa, utilizando diagramas de caso de uso, diagramas de classe, diagramas de sequência e outros artefatos visuais. Essas representações gráficas permitem uma compreensão mais aprofundada e abrangente dos requisitos do sistema, facilitando a comunicação entre os membros da equipe de desenvolvimento e os *stakeholders*. Além disso, o *StarUML* oferece recursos de colaboração, permitindo que múltiplos usuários trabalhem simultaneamente nos modelos de dados, garantindo assim a integridade e consistência das informações.

Posteriormente, foi necessário identificar e visualizar os processos de funcionamento dos locais estudados em torno dos casos de bullying nas escolas. Para compreensão desses processos, optou-se pela utilização do *Bizagi Process Modeler* (BPMN) para criar modelos de processos detalhados, identificando as etapas envolvidas, os fluxos de trabalho e as interações entre os diversos atores envolvidos. Ao mapear esses processos, foi possível analisar de forma mais clara e sistemática as dinâmicas, identificando pontos de intervenção e oportunidades de melhoria. Além disso, a visualização dos processos no *Bizagi Process Modeler* facilita a comunicação entre os membros da equipe multidisciplinar envolvida no combate ao bullying, promovendo uma abordagem colaborativa e integrada para lidar com esse problema complexo.

Partindo das análises realizadas até esse ponto, definiram-se os parâmetros da captação de textos da plataforma *Twitter* para a criação da base de dados. Esses parâmetros incluíram critérios específicos para a seleção e coleta de *tweets* relevantes relacionados aos casos de bullying.

Após a definição dos parâmetros para a captação de textos relevantes da plataforma *Twitter*, foi realizada a compilação dos dados obtidos em um formato de arquivo CSV (*Comma-Separated Values*). Nesse processo, os *tweets* capturados foram organizados e estruturados em um formato tabular, facilitando a manipulação e análise posterior dos dados, permitindo a utilização de diversas ferramentas e técnicas de processamento de dados para explorar e extrair *insights* relevantes. Essa etapa foi crucial para o sucesso do projeto, pois forneceu uma base sólida de dados para alimentar os modelos preditivos e de mineração de texto.

A seguir foi criado um aplicativo em PHP 7.3 para criação da Interface do aplicativo para coleta de dados futuros com uma base de dados em *PostgreSQL*. O PHP é uma linguagem

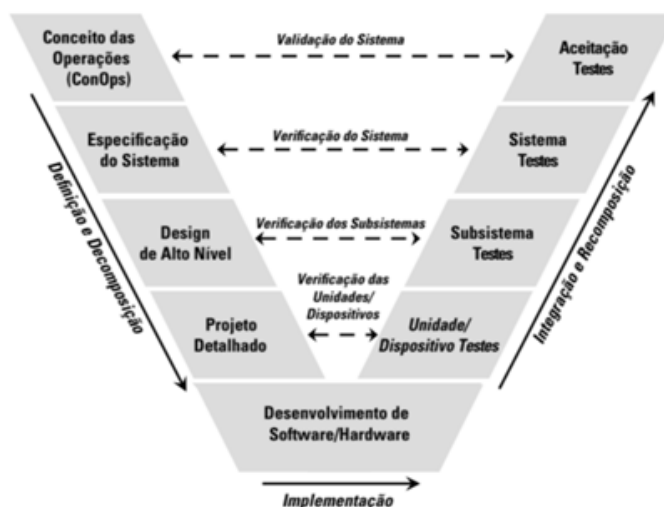
de script do lado do servidor, o que significa que é executada no servidor web, em oposição ao lado do cliente, como *JavaScript* e *Xajax*, por exemplo, e é principalmente utilizada para criar páginas da web dinâmicas e interativas. Essa ferramenta foi utilizada para desenvolver a interface do aplicativo web para coletar relatos de bullying. Essa linguagem de programação proporcionou as ferramentas necessárias para criar uma interface eficiente e dinâmica, permitindo uma interação fluida com os usuários e facilitando a coleta de relatos de *bullying*. Em conjunto com o PHP 7.3 foi utilizado o *PostgreSQL*, um sistema de gerenciamento de banco de dados relacional de código aberto e gratuito, conhecido por sua confiabilidade, robustez e recursos avançados, sendo uma escolha popular para diversas aplicações, desde pequenos projetos até grandes sistemas corporativos. Dessa forma, foi possível estabelecer uma base de dados robusta, projetada para receber e armazenar os dados provenientes do formulário criado em PHP. Isso permitiu uma integração eficiente entre a interface do usuário e a camada de armazenamento de dados, de modo que os dados enviados através do formulário foram processados pelo PHP e, em seguida, armazenados de maneira organizada e segura no *PostgreSQL*, garantindo a integridade e acessibilidade das informações para uso futuro.

A partir dos dados coletados nas fases anteriores do processo, chegamos à etapa de mineração de texto, onde utilizou-se a plataforma *Google Colab*, que permite escrever e executar códigos Python diretamente no navegador sem a necessidade de configurar um ambiente de desenvolvimento local e com acesso gratuito a GPUs (Graphics Processing Units) e TPUs (*Tensor Processing Units*), o que o torna uma escolha popular para desenvolvimento de projetos de aprendizado de máquina e ciência de dados. Nessa plataforma foi possível implementar os algoritmos *Naive Bayes* para realizar a mineração de texto, ou seja, escrever e executar o código que aplica o algoritmo *Naive Bayes* na análise de grandes volumes de texto em busca de informações.

4.2 Desenvolvimento de Aplicação Utilizando Modelo V da Engenharia de Sistemas

O Modelo V da Engenharia de Sistemas representa as fases de desenvolvimento de software e foi utilizado desde o início do projeto, como forma de validar e verificar o projeto ao longo da execução e realizar os ajustes necessários no decorrer do desenvolvimento. Na Figura 6 é possível visualizar as fases do ciclo de vida do desenvolvimento de software de maneira gráfica, em forma de "V".

Figura 6- Modelo V da Engenharia de Sistemas



Fonte: (SHAMIEH, 2012)

As seguintes fases foram seguidas ao longo do projeto: Especificação de Requisitos; Design de Sistema e Arquitetura; Implementação (Codificação); Testes; Manutenção e serão detalhadas a seguir.

4.2.1 Fase de Especificação de Requisitos

No topo da "V", a fase de especificação de requisitos. Destaca-se por sua importância na definição clara e abrangente dos requisitos do sistema, sendo a fase de maior esforço. Essa etapa é crucial para garantir que o sistema atenda às necessidades e expectativas dos usuários finais, além de cumprir com os objetivos e restrições do projeto (Blanchard; Fabrycky, 2013). Nesta etapa da pesquisa, foi necessário fazer diversas coletas e criar várias atividades e adotar boas práticas da engenharia de software.

- **Compreender o Contexto dos usuários que trabalham com casos de Bullying em (Escolas):** Foi realizado o entendimento do ambiente dos negócios e as necessidades específicas de cada usuário que trabalha com casos de bullying. Isso incluiu compreender o setor em que o usuário atua e seus objetivos estratégicos e as expectativas em relação ao software.
- **Envolver as Partes Interessadas Adequadamente:** Foi realizada a identificação de todas as partes interessadas, incluindo usuários finais, diretores, especialistas em domínio do problema e outros stakeholders. O envolvimento dessas partes interessadas desde o início ajudou a garantir que todas as perspectivas sejam consideradas.
- **Estabelecer uma Comunicação Clara:** Foram estabelecidos canais de

comunicação regulares, com reuniões e ferramentas de colaboração online, para manter todos informados sobre o progresso e as discussões relacionadas aos requisitos.

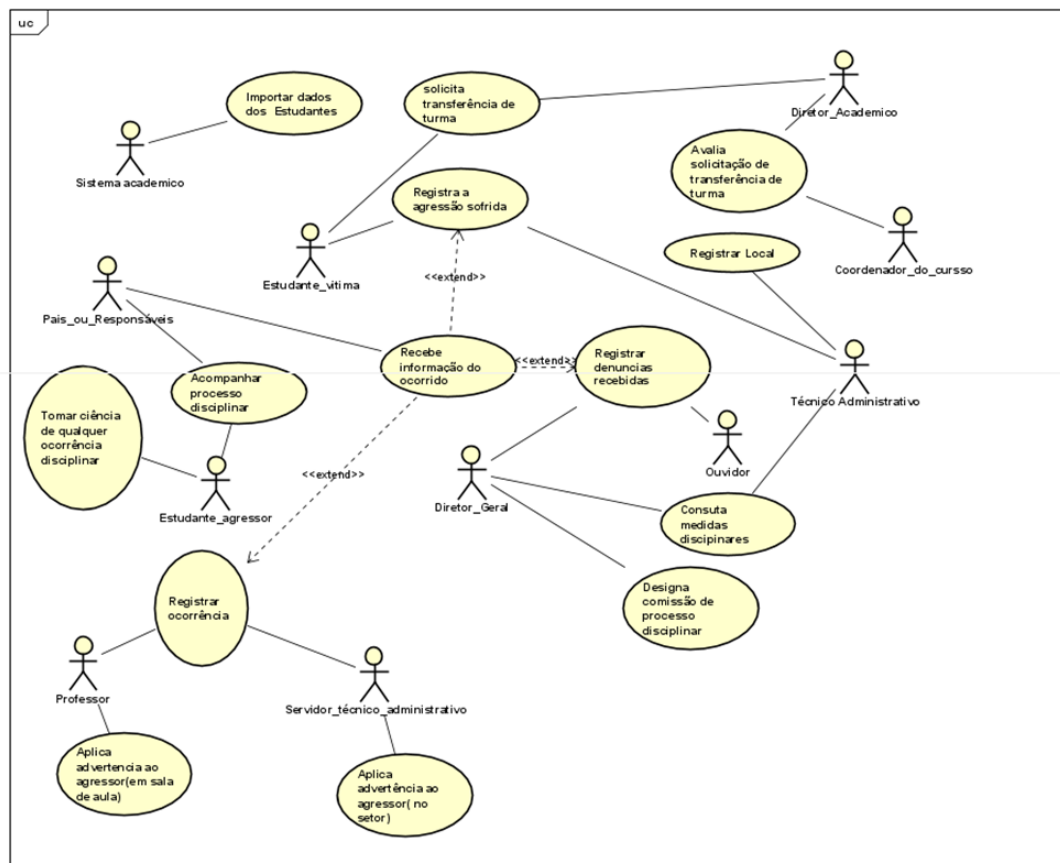
- **Utilizar Técnicas de Coleta de Requisitos:** Foram empregadas diversas técnicas para coletar requisitos, como entrevistas no Google Meet, prototipagem e histórias de como são realizados os registros de casos de bullying no âmbito escolar. A diversidade de métodos ajudou a obter uma visão completa das necessidades dos usuários em torno de um sistema de registro que seja automatizado.
- **Documentar de Forma Clara e Detalhada:** Criação de um documento contendo os requisitos de maneira clara, concisa e detalhada; utilizando-se de diagramas, fluxogramas e outras ferramentas visuais quando apropriado.
- **Validar e Verificar Requisitos com o Usuário:** Submissão do documento de requisitos para validação. Houve contribuição dos usuários na validação, que ajudou a evitar mal-entendidos e a ajustar a documentação conforme necessário.
- **Priorizar Requisitos:** Trabalho com os usuários para priorizar os requisitos com base em sua importância e criticidade para o sucesso do projeto. Isso ajudou na alocação eficiente de recursos durante as fases subsequentes.
- **Adotar uma Abordagem Iterativa:** Foi realizada uma abordagem iterativa para a especificação de requisitos, o que permitiu ajustes à medida em que o entendimento evoluiu, reduzindo o risco de descobertas significativas.
- **Gerenciar Mudanças de Requisitos:** Através do modelo V os requisitos poderão ser gerenciados, graças ao recurso da rastreabilidade, caso os requisitos sofram mudanças.
- **Colaboração Contínua:** Manteve-se contato contínuo com os colaboradores ao longo do projeto, mantendo-os informados sobre o progresso.

4.2.1.1 Requisitos Funcionais

- A vítima registra agressão sofrida;
- O funcionário registra a área do acontecimento;
- O profissional responsável avaliar o relato da agressão sofrida;
- O professor registra a ocorrência;
- Diretor Geral consulta medidas disciplinares;
- Diretor Geral registra denúncias recebidas;
- O coordenador do curso avalia a solicitação de transferência de turma

Desta forma, foram elaborados o Diagrama de Caso de Uso (Figura 7), utilizando o *software Astah UML* versão 8.3.0 e os Cenários da Descrição dos Casos de Uso:

Figura 7 - Diagrama de Caso de Uso do Sistema



4.2.1.2 Requisitos Não Funcionais

Os Requisitos Não-Funcionais definidos são:

- Segurança e integridade de dados: todo usuário do Sistema deve ter um login e senha;
- O administrador do Sistema mantém o cadastro de usuários por perfil (Diretor, Psicólogo);
- Como Requisitos não funcionais, o sistema deve: ser desenvolvido para funcionar na web;
- Ser intuitivo para a tarefa de registro da mineração dos textos;

4.2.2 Fase de Design de Sistema e Arquitetura

A partir do ponto central da "V", o desenvolvimento se divide em duas direções. A esquerda representa o design de sistema e arquitetura, onde a estrutura do sistema é projetada. Durante esta fase, são elaborados diagramas de arquitetura, especificações técnicas e modelos conceituais que definem a estrutura do sistema, seus componentes principais, interfaces e interações (Blanchard; Fabrycky, 2013). Nessa fase foi elaborada a revisão dos requisitos do sistema e restrições. Onde foi criada a modelagem e a estrutura do sistema e foram definidos os componentes e interfaces. Os riscos foram avaliados e mitigados, incluindo a realização de protótipos para validar conceitos junto aos colaboradores. A documentação abrangente foi crucial, descrevendo a arquitetura com diagramas e informações detalhadas. As visitas para revisão e validações nas escolas pesquisadas foram muito importantes assegurando que o sistema atenda eficientemente aos requisitos dos usuários.

4.2.3 Fase de Implementação (Codificação)

A parte inferior da "V" representa a fase de implementação ou codificação. A Fase de Implementação, também conhecida como fase de codificação, é uma etapa crucial no ciclo de desenvolvimento de software, onde o projeto detalhado produzido durante a fase de design é traduzido em código executável (Blanchard; Fabrycky, 2013). Aqui, o código foi desenvolvido com base nos requisitos e no design. Esta etapa envolve a criação de algoritmos, estruturas de dados, classes e funções necessárias para implementar as funcionalidades definidas no projeto (Pressman; Maxim, 2020).

4.2.4 Fase de Testes

Na parte direita da "V" ocorre a fase de testes. Nessa fase o software desenvolvido é avaliado para garantir que atenda aos requisitos funcionais e não funcionais estabelecidos e uma variedade de técnicas de teste são aplicadas para identificar e corrigir defeitos no software antes de ser lançado. Diferentes tipos de testes foram realizados para garantir que o software atenda aos requisitos e funcione conforme o esperado, incluindo testes de unidade, que verificam individualmente cada componente do software; testes de integração, que avaliam a interação entre os componentes; testes de sistema, que verificam se o software atende aos requisitos do

sistema; e testes de aceitação, que garantem que o software atenda às necessidades do usuário final (Blanchard; Fabrycky, 2013; Pressman; Maxim, 2020).

4.2.5 Fase de Manutenção

No final da "V", a fase de manutenção é representada. A manutenção do software é essencial para garantir sua eficácia contínua e atender às necessidades dos usuários. Isso envolve a correção de defeitos, atualizações e melhorias no software após sua implantação. Essa fase desempenha um papel crucial na preservação da qualidade e relevância do software (Pressman; Maxim, 2020). O formato em "V" sugere uma abordagem de teste sistemática, onde os testes são uma parte integrante de cada fase do desenvolvimento. Problemas identificados em fases anteriores podem ser corrigidos antes de progredir para a próxima etapa.

Um protótipo do aplicativo está em desenvolvimento, partindo do Documento de Requisitos do Sistema, o qual prevê: Descrição do Propósito do Aplicativo, Estudo de Caso, coleta de Requisitos de Usuário, Requisitos Não-Funcionais, Regras de Negócio, com os cenários da Descrição dos Casos de Uso e por fim o Modelo Estrutural (Diagrama de Classes) e Planejamento do Layout das Telas do Aplicativo.

4.2.5.1 Planejamento do Layout das Telas do Aplicativo

Figura 8 - Protótipo das Telas do Sistema Mineração



Fonte: elaboração do autor

O sistema atual foi desenvolvido em PHP, na versão 7.3 e com Mineração dos textos desenvolvida em Python.

Tela 1 - Acesso ao sistema (login e senha).

Tela 2 - Menu de Controle: é acessado digitando o login e uma senha válida, onde pode-se encontrar painéis de opções.

Tela 3 - Recuperação da senha, caso o usuário a tenha esquecido.

Tela 4– Registro de Ocorrência, usada caso o usuário queira registrar uma ocorrência, terá acesso aos campos, Agressor (campo de preenchimento não obrigatório), Classificação, Local, Data, Horário e Relato.

Tela 5– Cadastro de usuário, caso o administrador queira registrar um ou mais usuário para acessar o sistema, basta acessar no Menu Controle, Opção Cadastrar usuário e efetuar o registro no campo do formulário.

Tela 6 – Mineração de Texto, caso o usuário queira um relatório geral, é só acessar o Menu Controle, Opção Minerando texto.

Tela 7 – Caso o usuário ou administrador queira registrar tipos de agressão sofrida como, por exemplo, (gordofobia, assédio, intolerância, racismo, etc).

Tela 8 - Registro de Local, caso o usuário queira registrar os espaços da escola onde ocorreu o ato da violência como, por exemplo, (quadra de futebol, sala de aula, banheiro, etc).

Tela 9 - Registro de Curso, caso o usuário queira registrar curso.

Caso o usuário queira sair do sistema é só clicar no botão vermelho.

4.3 Descrição do Propósito do Aplicativo

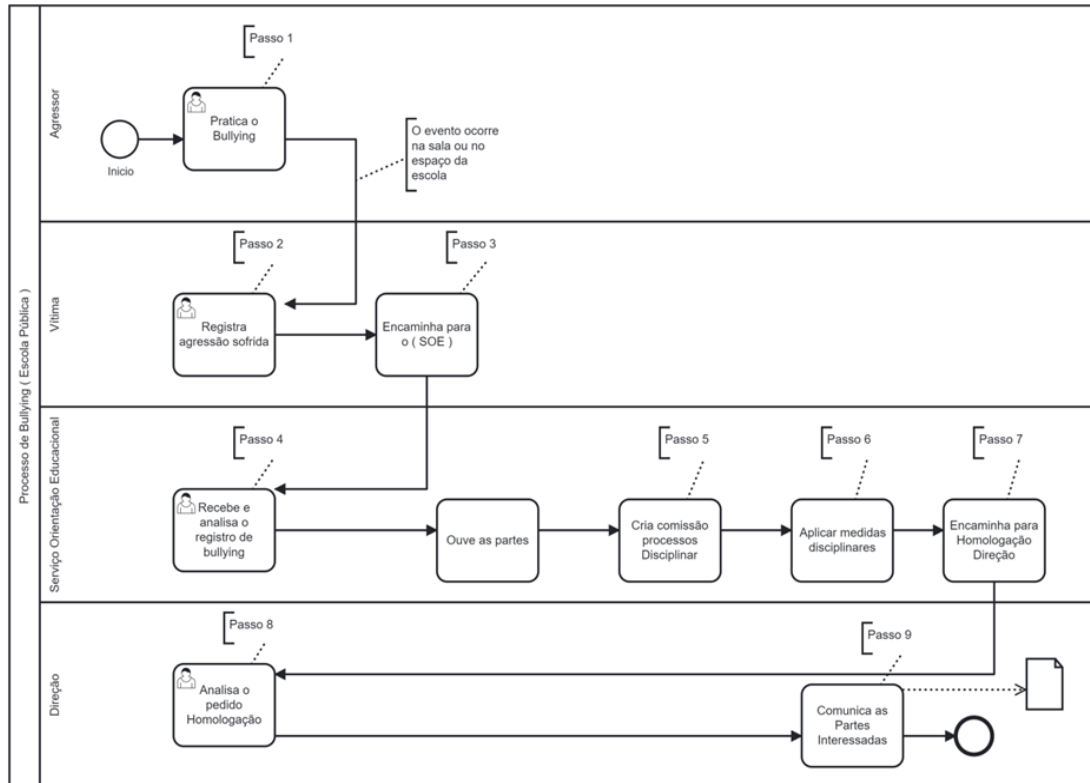
O projeto tem como propósito a identificação de casos de Bullying, o ato consiste em desrespeito, agressão e ameaça, que ocorrem repetidas vezes. Por se tratar de uma ação que ocorre dentro do ambiente escolar, o desenvolvimento deve ser pensado de acordo com as diretrizes de cada instituição, a proposta é que o projeto possa ser aplicado em diferentes realidades escolares.

Pensando na realidade que envolve as instituições visitadas, a partir do Código de Convivência do Instituto Federal Fluminense (2016) e do Manual de Proteção Escolar e Cidadania da secretaria de Educação do Estado do Rio de Janeiro (2012), será realizada a validação da proposta.

O projeto proposto aplica-se à estrutura organizacional de uma escola, a fim de melhorá-la, automatizá-la, acelerando o tempo de processo como ilustrado nos diagramas de *Business Process Management Notation* (BPMN) apresentados nas Figuras 8 e 9. Desse modo, toda vez que um discente se sentir desrespeitado, sofrer Bullying ou qualquer espécie de preconceito que comprometa sua integridade física e moral no âmbito da escolar, poderá fazer seu relato através da plataforma. Além disso, os dados também serão tratados por profissionais especializados no assunto (equipe pedagógica).

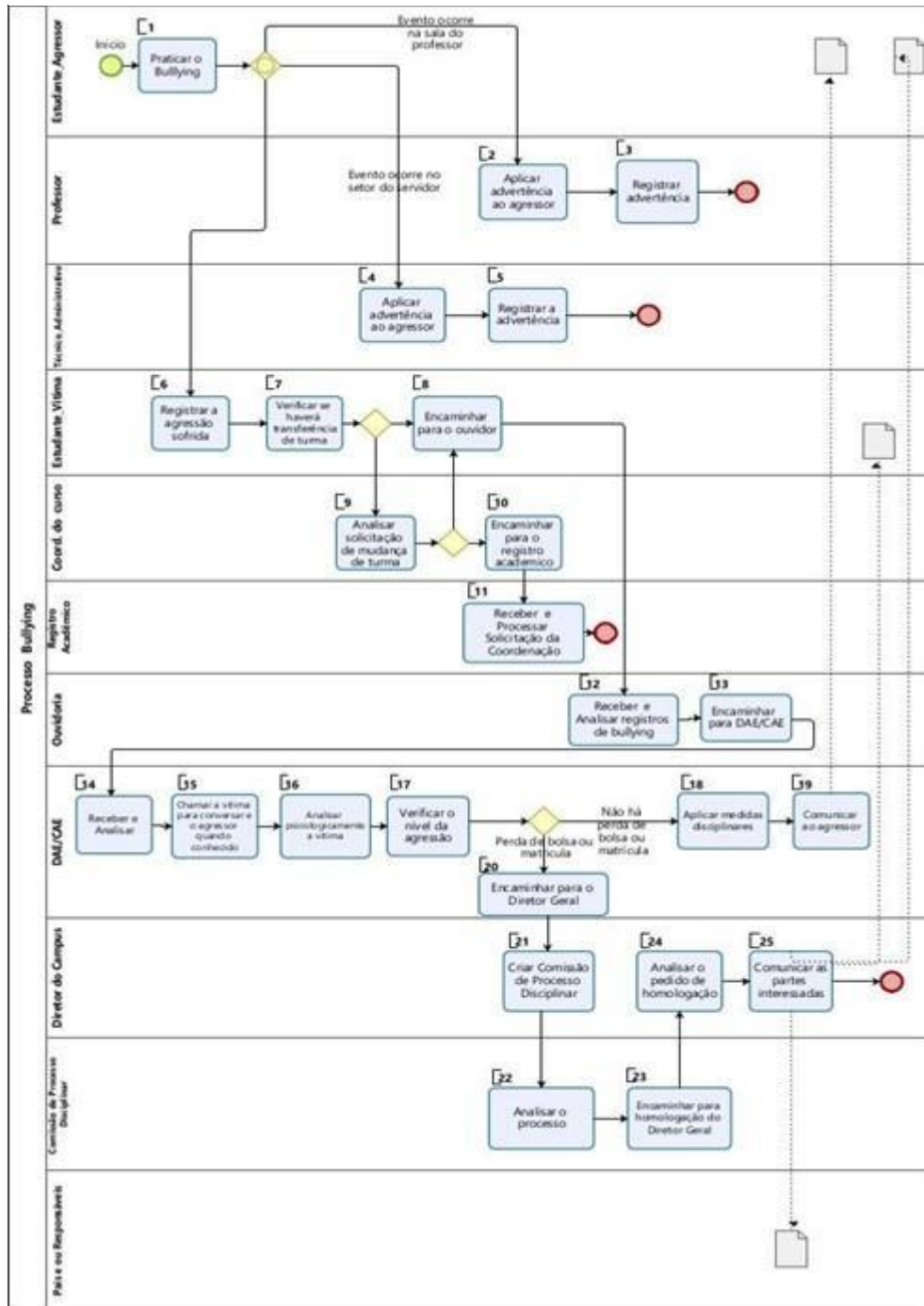
A notação BPMN foi utilizada para demonstrar como são realizadas todas as etapas dos processos, de acordo com a escola, quando uma vítima sofre um tipo de violência em um espaço de uma instituição.

Figura 9- Extração do BPMN do Código de Convivência do ISEPAM



Fonte: elaboração do autor.

Figura 10- Extração do BPMN do Código de Convivência do Instituto Federal Fluminense



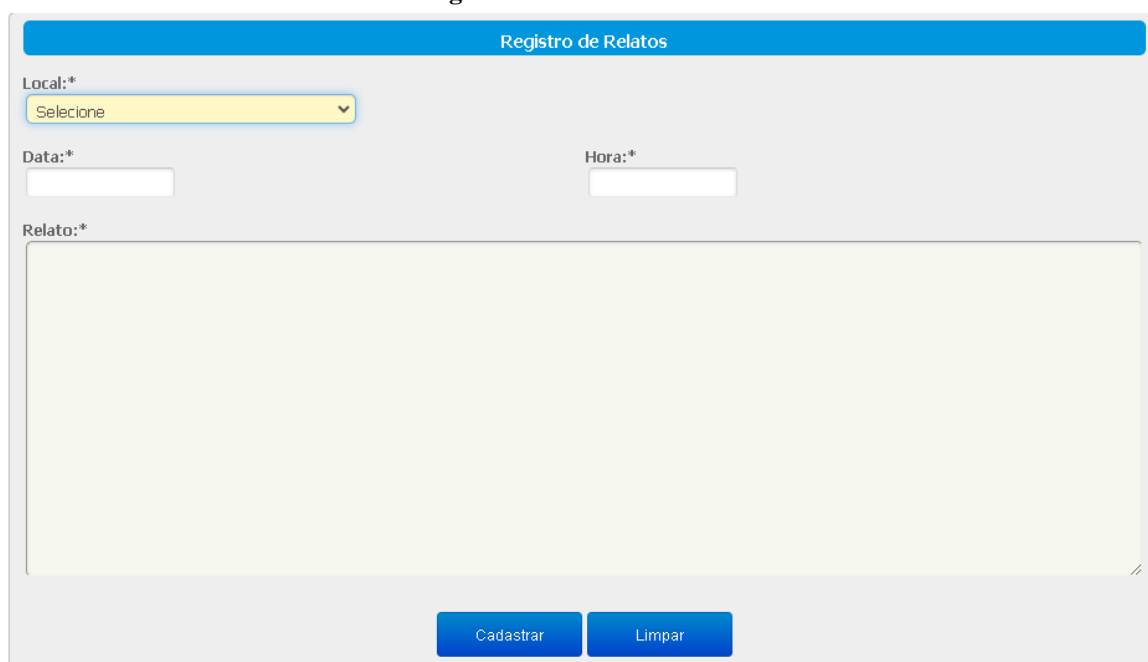
Fonte: elaboração do autor.

4.3.1 Estudos de Caso: etapa de Validação

Em uma pesquisa realizada no site de uma Instituição pública federal foi verificado o código de convivência de que dá direitos às vítimas de serem respeitadas no âmbito escolar e outra pesquisa realizada através de entrevista com a diretora de um Instituto Estadual deixou claro que existem regras a serem respeitadas para minimizar os tipos de agressão. A norma

deixa claro que qualquer vítima poderá fazer um registro da agressão sofrida. O procedimento deverá ser avaliado como pertinente e factível pelo serviço de orientação educacional (SOE) ao qual está devidamente matriculado, ou pela Direção Acadêmica ao qual está vinculado. Esse setor vai receber e analisar esse registro de Bullying, que muitas vezes está escrito em uma folha de papel, vai ouvir as partes e logo após vai abrir um processo disciplinar, aplicar medidas disciplinares e encaminhar o processo para a direção para analisar, homologar e comunicar os pais. A plataforma ajudará na movimentação do processo. Os dados deixarão de ser escritos em folhas de papel. A Figura 11 a seguir ilustra o formulário de cadastro dos relatos, onde a vítima poderá fazer a denúncia anônima ou informar dados relevantes para auxiliar na identificação do agressor.

Figura 11 - Cadastro de Relatos



O formulário, intitulado "Registro de Relatos", possui um cabeçalho azul com o mesmo texto. Abaixo dele, há um campo "Local:*" com uma lista suspensa que mostra "Selecione". Seguem os campos "Data:*" e "Hora:*", ambos com caixas de texto brancas. O campo "Relato:*" é uma grande área de texto amarela com uma barra de rolagem. Na base do formulário, há dois botões azuis: "Cadastrar" e "Limpar".

Fonte: elaboração do autor.

Toda vez que o funcionário responsável por resolver as ocorrências quiser verificar todos os relatos armazenados no sistema, o aplicativo deve permitir a visualização dos mesmos. Em caso de abertura de novos protocolos de relatos, o sistema enviará uma mensagem para o funcionário responsável.

A todo o momento que a plataforma for alimentada as informações serão armazenadas em base de dados para futura mineração. O documento de registro de Bullying a ser armazenado deverá conter uma estrutura pré-definida a fim de ser posteriormente minerado, passando por uma estrutura compatível com o minerador. Também haverá um cuidado especial nos textos,

devido ao tratamento realizado por uma função criada no *Python* onde o minerador irá detectar os padrões com base no algoritmo escolhido.

Figura 12 - Exemplo de relatos armazenados no sistema

| Alterar | Data | Hora | Relato | Classificação | Texto | Reavaliar |
|---------|------------|----------|---|------------------|-----------------|-----------|
| | 1/3/2023 | 00:00:00 | Minha infância e pré adolescência inteira foi de meninos com medo de me assumir pq nn queria q os amgs zombassem deles, sem dizer o bullying pesado que eu sofri por meu corpo | APARÊNCIA FÍSICA | Houve violência | ✓ |
| | 15/2/2023 | 10:00:00 | Eu já sofri muito bullying, primeiro por meu cabelo ser crespo e depois por pesar 42 kg e ser considerada magra demais. Já briguei no ônibus por racismo contra meu marido, assim como já vi pessoas alegarem racismo para prejudicar outras pessoas, já que é um crime inafiançável. | RACISMO | Houve violência | ✓ |
| | 18/12/2023 | 17:31:00 | sofri bullying por causa da minha barriga inchada me chamaão de forma de padrão | GORDOFOBIA | Houve violência | ✓ |
| | 19/12/2023 | | mano eu sofri bullying do primeiro ao terceiro ano do fundamental por ter o braço mais rechonchudo, o negócio é que a menina q fazia bullying cmg parecia q tinha engolido toda a família dela de tão gorda | GORDOFOBIA | Houve violência | ✓ |
| | 20/01/2024 | 17:31:00 | tenho um irmão drogado e agressivo sofri bullying minha infância toda pq eu era mais gorda doq sou fui empurrada da escada no fundamental 1 hoje em dia n tenho autoestima literalmente finjo pq sempre fui zuada pela minha aparência | GORDOFOBIA | Houve violência | ✓ |

Total de Registro(s): 5

Fonte: elaboração do autor.

Os registros armazenados no sistema poderão ser previamente classificados por profissionais de acordo com as categorias cadastradas, sendo possível também cadastrar novas categorias, se necessário.

Figura 13 - Tela de cadastro de categorias

Registro de Classificações

Classificação: *

Cadastrar Limpar Lista

Fonte: elaboração do autor.

Figura 14 - Relatório de Classificação



Fonte: elaboração do autor.

A partir dos relatos registrados e cadastrados, relatórios poderão ser gerados para utilização na base de dados da mineração de texto.

O sistema projetado, desta forma, atende ao objetivo de apoio à lei n. 13.185 (Brasil, 2015) de diversas maneiras:

- Auxilia na caracterização da intimidação sistemática (*bullying*) através da coleta de relatos que contém termos pejorativos e da distinção dos tipos de violência praticados (artigo 2º).
- Evita a punição excessiva, através da possibilidade de anonimato, incentivando a busca por procedimentos alternativos de intervenção e responsabilização (artigo 4º).
- Auxilia na elaboração de medidas de conscientização, prevenção e diagnose do *bullying*, através da produção de dados consolidados e acessíveis (artigo 5º).
- Auxilia a produção dos relatórios bimestrais de ocorrências de intimidação sistemática, através do mecanismo de impressão de relatórios dos registros sistema (artigo 6º)

4.4 Estudo de Caso

Foram coletados, de forma manual, *posts* em português da rede social *twitter* que relatavam casos de *bullying*. O termo “sofri bullying” em algumas variações foi utilizado como palavra-chave na busca dos *posts*. A pesquisa coletou os posts de possíveis vítimas de *bullying* feitos entre 01 jan. 2022 e 31 dez. 2022 para aplicação de técnicas de Mineração de Texto. A escolha da rede social se justifica por esta ser uma das mais utilizadas por brasileiros, devido

ao fácil acesso em dispositivos móveis por seus usuários, que compartilham suas mensagens em breves *tweets*.

Os *tweets* coletados, por serem linguagem natural, e, portanto, dados não estruturados, passaram pelos processos de rotulação, estruturação, pré-processamento, avaliação de algoritmos, treinamento e classificação, com o objetivo de obter as categorias correspondentes às palavras discriminatórias presentes nos relatos de *bullying*. Os procedimentos metodológicos estão descritos no Quadro 1 a seguir.

Quadro 1 - Etapas dos Procedimentos Metodológicos de estruturação da base

| 1-Etapa da Seleção de Dados |
|--|
| Utilizou-se a palavra-chave: “sofri bullying”, onde o termo bullying foi escrito em três variações, considerando o ambiente de escrita coloquial das redes sociais onde a grafia dos termos pode ser incorreta. As variações foram: “bullying”, “bulling” e “bullem”. A busca retornou 856 <i>tweets</i> , datados entre 01 jan. 2022 e 31 dez. 2022, sendo 593 utilizando a primeira variação do termo <i>bullying</i> , 214 utilizando a segunda e 43 utilizando a terceira. |
| 2-Salva Tweets |
| Todos os tweets coletados foram salvos em uma planilha do Excel no formato CSV. |
| 3-Etapa de Rotulação da Base |
| Na etapa de Rotulação da Base, foi realizada a rotulação dos tweets para criação de uma base de treinamento. Os <i>tweets</i> foram enviados, para anotação manual, para quatro especialistas voluntários, das áreas de Pedagogia, Psicologia e Assistência social, utilizando as seguintes categorias discriminatórias para classificar os <i>tweets</i> : Agressão Física; Aparência Física; Assédio Moral; Capacitismo; Discriminação Social; Etarismo; Fascismo; Gordofobia; Intolerância Religiosa; LGBTfobia; Machismo/Sexismo; Racismo; Transtorno e Xenofobia. Cada especialista recebeu uma planilha contendo os dados coletados da rede social e opções de categorização quanto ao conteúdo discriminatório, além das categorias “não sei definir”, “não há relatos de <i>bullying</i> ” e “não é possível detectar o tipo”. Os especialistas serão referidos como anotadores A, B, C e D. O anotador A rotulou 100 <i>tweets</i> ; o anotador B rotulou 38 <i>tweets</i> ; o anotador C rotulou 14 <i>tweets</i> e o anotador D rotulou 64 <i>tweets</i> , esses valores estão ilustrados no gráfico 2. |
| 4-Base de Dados Rotulada |
| Ao todo, foram rotulados pelos especialistas 127 <i>tweets</i> , definindo-se a categoria final do rótulo através de um sistema de votos, como exemplificado no quadro 2 a seguir. A distribuição dos rótulos obtida pela votação pode ser observada no gráfico 3. Após a votação, <i>tweets</i> rotulados como “não sei definir”, “não há relatos de <i>bullying</i> ” ou “não é possível detectar o tipo” foram excluídos da base de dados, totalizando 8 exclusões. A base de dados rotulada foi composta, então, por 119 <i>tweets</i> . |

Fonte: Elaborado pelo autor.

Quadro 2- Exemplo de Rotulação dos tweets a partir de anotações manuais

| TWEET | ANOTADORES | | | | ROTULAÇÃO |
|--|----------------|----------------|---|----------------|----------------|
| | A | B | C | D | |
| @aline12027544 @choquei Ja tive drepressão sofri bullyng na escola por ser acima do peso, e pobre .. sabe oque eu fiz.. ESTUDEI mais , TRABALHEI mais nunca passei por cima de ninguém e hoje sou feliz, independente , minha empresa e não fico choramingando.foquei, trabalhei e mudei de vida | GORDO FOBIA | GORDO FOBIA | NÃO HÁ RELAT O DE BULLY NG | GORDO FOBIA | GORDOFOBI A |

Fonte: elaboração do autor a partir dos dados da pesquisa.

Após a rotulação da base de dados, iniciou-se as etapas de pré-processamento e classificação, detalhadas no Quadro 3.

Quadro 3 - Etapas dos Procedimentos Metodológicos de estruturação do Classificador

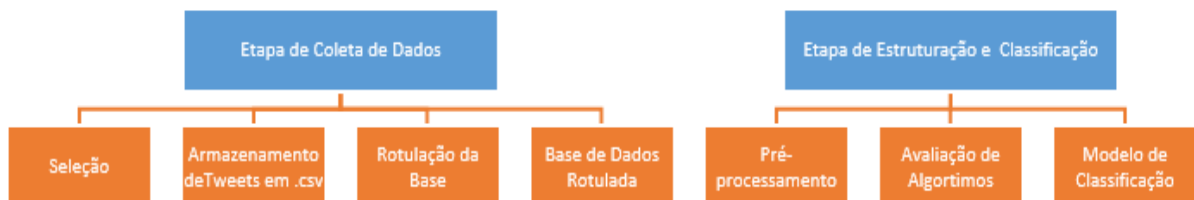
| 5-Etapa de Pré-Processamento |
|--|
| <p>Nessa etapa, como trata-se de dados textuais, optou-se pelo uso de PLN. A plataforma escolhida para rodar a aplicação foi o <i>Google Colab</i>, plataforma online que permite programar em <i>python</i>, sendo possível escrever código (<i>Code</i>) ou texto em formato (<i>markdown</i>) e combinar código executável e <i>rich text</i> em um só documento. No <i>Google Colab</i> é possível criar conexões com vários tipos de bancos de dados e arquivos em CSV, além disso, o armazenamento pode ser feito diretamente no <i>Google Drive</i>.</p> <p>Para o funcionamento adequado da ferramenta, foi fundamental a importação de diversos pacotes e classes que possibilitaram a limpeza dos dados. O pré-processamento seguiu da seguinte forma:</p> <ol style="list-style-type: none"> 1) Limpeza dos caracteres de expressão regulares (<i>TagHTML</i>, *, etc) e caracteres especiais (remoção de pontuação, etc); 2) Conversão dos caracteres dos comentários para letras minúsculas; 3) Remoção das <i>STOPWORDS</i> 4) Radicalização dos termos 5) Criação de <i>Bag of Words</i> |

| 6-Etapa de Avaliação dos Algoritmos e Treinamento de Classificação |
|---|
| <p>O algoritmo <i>Naive Bayes</i>², nos modelos GaussianNB, MultinomialNB e BernoulliNB, foi utilizado para avaliação da acurácia da classificação dos dados, como fase de treinamento. Após a obtenção da BOW, foram separadas as bases de treino e de teste. Os dados já rotulados e pré-processados entram como o conjunto de treinamento, enquanto o algoritmo se baseia nesse conjunto para classificar um dado processado e sem rótulo, aplicando o teorema de Bayes para determinar a probabilidade de cada categoria e escolher a categoria de maior probabilidade como rótulo. Após o treinamento, os modelos Naive Bayes foram utilizados para classificação da base de teste. A função de previsão dos modelos foi analisada a partir do parâmetro acurácia, sendo o modelo que apresentou maior acurácia escolhido como modelo de classificação.</p> |

Fonte: Elaborado pelo autor.

As etapas descritas no quadro acima estão ilustradas também, para maior compreensão, na Figura 15.

Figura 15 - Etapas dos Procedimentos Metodológicos



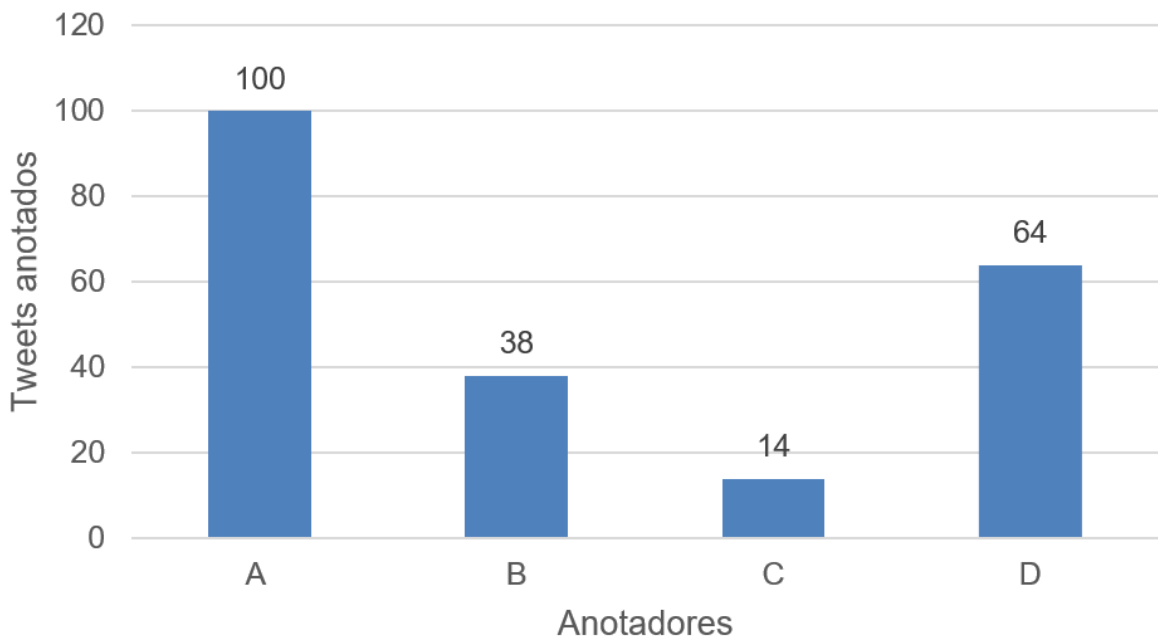
Fonte: elaboração do autor.

² Foi realizada a escolha do método de classificação de Bayes, por ser o mais popular para problemas de classificação de texto e mais fácil e rápido disponível e adequado para lidar com enormes quantidades de informações. Em várias aplicações, com classificação de texto, análise de sentimento. O classificador Naive Bayes algoritmo do Machine Learning tem se mostrado eficaz. Ele faz previsões sobre classes desconhecidas usando a teoria de probabilidade de Bayes.

5 DISCUSSÃO

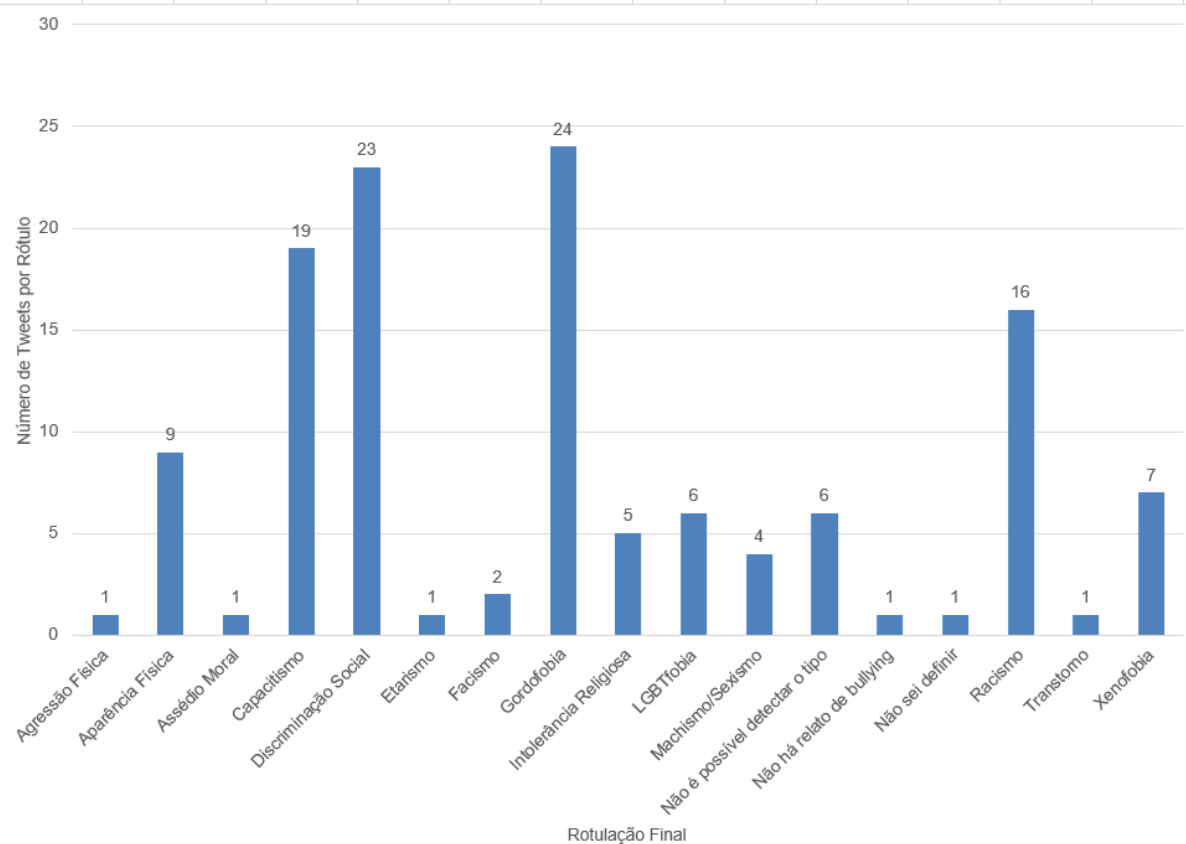
Conforme descrito no Quadro 1, o processo metodológico de seleção de dados resultou, no total, em 856 *tweets* relacionados ao tema *bullying*, que posteriormente foram divididos em duas bases distintas, uma a ser rotulada para treinamento e outra para classificação. A base de treinamento foi constituída por 119 *tweets* com anotações de diferentes especialistas no assunto. O Gráfico 2 demonstra a quantidade de *tweets* anotados por cada especialista.

Gráfico 2 – Total de *tweets* anotados manualmente, por anotador



Fonte: elaboração do autor a partir de dados da pesquisa.

Após a anotação e votação entre as classes definidas por cada especialista, os 119 *tweets* da base de treinamento ficaram distribuídos conforme o Gráfico 3.

Gráfico 3- Distribuição de rótulos por classe após votação

Fonte: elaboração do autor a partir dos dados da pesquisa.

Conforme descrito nos Quadros 1 e 3, 119 *tweets* foram rotulados e passaram por pré-processamento, obtendo-se uma BOW que foi utilizada para treinamento do classificador. Os modelos *GaussianNB*, *MultinomialNB* e *BernoulliNB* foram avaliados para classificação dos *tweets* restantes (base de teste), a partir da base treinada, de acordo com a acurácia obtida por cada um deles.

Neste trabalho, após o treinamento do algoritmo utilizando três modelos Naive Bayes, (*GaussianNB*, *MultinomialNB* e *BernoulliNB*), foi realizado o teste da classificação feita pelos três modelos em questão, medindo-se a acurácia de cada um deles. O modelo *GaussianNB* obteve 21,7% de acurácia, o modelo *MultinomialNB* obteve 17,3% e o modelo *BernoulliNB* obteve também 17,3%, conforme ilustrado na Figura 16.

Figura 16 - Resultados de acurácia em código python

```

** METRICAS E PRECISÃO (Escolho o melhor modelo) **

[ ] ypg = gnb.predict(testx)
    ypm = mnb.predict(testx)
    ypb = bnb.predict(testx)

print("Gaussian = ",accuracy_score(testy,ypg))
print("Multinomial = ",accuracy_score(testy,ypm))
print("Bernoulli = ",accuracy_score(testy,ypb))

Gaussian = 0.21739130434782608
Multinomial = 0.17391304347826086
Bernoulli = 0.17391304347826086

[ ] pickle.dump(gnb,open('model.pk1','wb')) #Aqui salvo minha máquina preditiva, "bnb", model1.

```

Fonte: elaboração do autor a partir de dados da pesquisa.

Os resultados demonstraram que o modelo *GaussianNB* obteve a maior acurácia na fase de treinamento comparado aos outros modelos. Ainda assim, a acurácia obtida pelo modelo está aquém do desejável, pois é um valor muito baixo. Alguns fatores podem ter influência nesse resultado.

Talpur e O’Sullivan (2020) afirmam que um dos problemas da utilização de bases de dados em que as classes aparecem em desequilíbrio é obter classes com números de ocorrência muito superiores aos números de ocorrência de outras classes, fazendo com que o algoritmo tenha uma acurácia maior para classificar as classes majoritárias e menor acurácia para classes minoritárias, tornando a previsão tendenciosa.

Para Dhungana Sanju *et al.* (2021) a quantidade de dados anotados manualmente também interfere na acurácia obtida no treinamento, pois a anotação de uma quantidade insuficiente de dados pode significar que a acurácia da base modelo também seja baixa. Os autores reforçam, ainda, que a tarefa de classificação também se torna mais difícil conforme aumenta o número de classes, principalmente se as classes não forem representadas igualmente na base, concordando com o que apontaram Talpur e O’Sullivan (2020).

O estudo de Dosciatti, Ferreira e Paraiso (2015, p. 123) corrobora com a visão de apresentada nos estudos de Dhungana Sanju *et al.* (2021) e Talpur e O’Sullivan (2020) sobre a quantidade de classes, segundo os autores “percebe-se que corpora com seis ou mais classes tiveram um baixo grau de concordância”. Explorar técnicas de balanceamento de classes pode ser uma abordagem promissora para lidar com o desequilíbrio entre as classes na base de dados. Métodos como *oversampling* da classe minoritária, *undersampling* da classe majoritária e técnicas de geração sintética de dados podem ajudar a equilibrar a distribuição das classes e melhorar a capacidade dos modelos em generalizar para todas as classes de forma equitativa.

Uma análise mais detalhada da base de treinamento pode revelar a presença de ruídos, *outliers* ou inconsistências que podem afetar negativamente o desempenho dos algoritmos.

Portanto, é recomendável realizar uma revisão minuciosa dos dados anotados, identificando e corrigindo possíveis erros antes do treinamento dos modelos. Além disso, a inclusão de mais instâncias de dados representativas de todas as classes de interesse pode ajudar a melhorar a capacidade dos modelos de generalizar padrões e realizar previsões precisas.

Os resultados obtidos ressaltam desafios relacionados à base de dados utilizada. Estudos anteriores reconhecem a importância da qualidade dos dados na eficácia dos modelos de classificação (Géron, 2019; Hastie; Tibshirani; Friedman, 2009; James *et al.*, 2023; Müller; Guido, 2016). A baixa acurácia dos modelos foi atribuída à quantidade limitada de dados disponíveis, especialmente na base coletada do Twitter, o que é corroborado pelos autores, que indicam a necessidade de bases de dados abrangentes para treinar modelos preditivos com eficácia. A utilização de bases de dados mais abrangentes tende a apresentar maior eficácia.

A utilização do classificador, proposto aqui como estudo de caso, em uma base de dados proveniente de instituições educacionais, com um grande volume de registros de casos de *bullying*, seria determinante no aumento da eficácia dos resultados obtidos, considerando que uma base de dados extensa seria crucial na obtenção de valores mais altos de acurácia. Do mesmo modo, a participação de mais especialistas, levando à anotação de uma maior quantidade de dados, pode aumentar significativamente a confiabilidade dos resultados obtidos (Bishop, 2006).

Portanto, ao ampliar o volume de dados e envolver um maior número de especialistas na categorização dos casos de *bullying*, é possível obter uma base de treinamento mais sólida e representativa, melhorando assim a capacidade dos modelos de classificação em identificar e prever ocorrências de *bullying* com maior precisão.

6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este trabalho teve como objetivo a proposição de um modelo de classificação, através de Mineração de Texto, para de casos de bullying. Ao criar um algoritmo que pudesse realizar a classificação automática de relatos de bullying em categorias de maior ocorrência, buscou-se oferecer suporte à gestão escolar na prevenção e combate aos casos de *bullying*, através da consolidação dos dados relacionados aos incidentes. Ao focar na consolidação e análise dos relatos de bullying, através da mineração de texto, buscamos fornecer uma abordagem mais proativa e informada para a prevenção e intervenção nos casos de bullying, reconhecendo a importância de abordagens baseadas em evidências para lidar com essa questão complexa e sensível.

A escolha de utilizar tweets como fonte de dados para o algoritmo de classificação foi motivada pela disponibilidade abundante de informações na plataforma *Twitter* e pela natureza franca e direta dos relatos encontrados nessa rede social. Essa decisão permitiu a coleta de dados sobre casos de bullying, proporcionando uma base de treinamento e teste para os modelos de classificação.

A base de textos para o algoritmo foi construída a partir de *tweets* com relatos de *bullying*, que foram classificados quanto ao tipo por especialistas. De 856 tweets, 119 foram utilizados como base de treino e o restante como base de teste. Optou-se pela utilização do classificador Naive Bayes, cujos modelos foram avaliados pela acurácia obtida, sendo o modelo *GaussianNB* o de melhor desempenho. Os resultados são de grande relevância e indicam contribuições significativas para o campo da detecção de bullying.

A pesquisa proporcionou insights valiosos sobre os desafios e complexidades envolvidos na classificação de textos relacionados ao *bullying*, destacando a necessidade de ampliação da base de dados para aumentar ainda mais a eficácia dos modelos desenvolvidos. Ao expandir o volume e a diversidade dos dados, é possível melhorar a capacidade dos modelos em generalizar para uma variedade maior de cenários e contextos, tornando-os mais robustos e confiáveis em sua aplicação prática. Portanto, investir em iniciativas que visam aumentar a abrangência e a representatividade das bases de dados é essencial para avançar no desenvolvimento de ferramentas eficazes de prevenção e combate ao *bullying*, contribuindo assim para a promoção de ambientes escolares mais seguros e inclusivos.

Desse modo, os resultados obtidos fornecem uma base sólida para investigações futuras e incentivam o desenvolvimento de novas técnicas e metodologias para lidar com o problema

do *bullying*, representando um avanço significativo no entendimento e na abordagem do tema por meio da mineração de texto.

Essa pesquisa lança luz sobre a importância de uma abordagem multidisciplinar e baseada em evidências na prevenção e combate ao bullying, destacando a necessidade contínua de pesquisa e desenvolvimento de técnicas e ferramentas mais avançadas para lidar com essa questão tão relevante em nossas comunidades escolares e sociedades. A aplicação da proposta pode desempenhar um papel fundamental na criação de políticas eficazes de combate ao bullying nas escolas, fornecendo uma ferramenta prática para identificar, monitorar e intervir em casos de bullying. Ao permitir o registro seguro e confidencial de ocorrências de bullying em tempo real, a aplicação cria uma base de dados abrangente e atualizada sobre os incidentes, permitindo uma compreensão mais completa e precisa do problema em cada contexto escolar. Com base nos padrões de dados coletados, os gestores escolares podem identificar áreas de maior incidência, entender as dinâmicas subjacentes do bullying e tomar medidas proativas para prevenir e combater esses comportamentos.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- AGGARWAL, Charu C.; ZHAI, ChengXiang. A Survey of Text Classification Algorithms. *In: AGGARWAL, Charu C.; ZHAI, ChengXiang. (ed.). Mining Text Data*. London: Springer, 2012b. p. 163-213.
- AGGARWAL, Charu C.; ZHAI, ChengXiang. An introduction to text mining. *In: AGGARWAL, Charu C.; ZHAI, ChengXiang. (ed.). Mining Text Data*. London: Springer, 2012a. p. 1-10.
- AKHTER, Muhammad Pervez *et al.* Abusive language detection from social media comments using conventional machine learning and deep learning approaches. **Multimedia Systems**, v. 28, p. 1925-1940, 2022. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s00530-021-00784-8>.
- ALENZI, Badriya Murdhi; KHAN, Muhammad Badruddin. Application of Sentiment Lexicons on Movies Transcripts to Detect Violence in Videos. **International Journal of Advanced Computer Science and Applications**, v. 10, n. 2, p. 325- 360, 2019. Disponível em: <https://dx.doi.org/10.14569/IJACSA.2019.0100247>.
- ALMEIDA, Rafael José Alencar. Estudo da ocorrência de Cyberbullying contra professores na rede social twitter por meio de um algoritmo de classificação Bayesiano. **Texto Livre: linguagem e tecnologia**, v. 5, n. 1, p. 77-83, 2012. Disponível em: <https://doi.org/10.17851/1983-3652.5.1.77-83>.
- ANDRADE, Elizete Prescinotti; D'SOUZA, Lilia Li. As consequências do bullying: autoagressão e suicídio no cotidiano escolar. **Revista Educação**, v. 15, n. 1, p. 15-22, 2020. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.33947/1980-6469-v15n1-4003>.
- ARAÚJO, Adaiano Farias. **Gestão escolar e instrumentos de tecnologia de gestão educacional**: um estudo de caso em uma Escola Cidadã Integral no município de Picuí-PB. Trabalho de conclusão de curso (Bacharelado em Administração Pública) – Universidade Federal da Paraíba, João Pessoa, UFPB, 2021. Disponível em: <https://repositorio.ufpb.br/jspui/handle/123456789/20618>. Acesso em: 17 ago. 2023.
- BARBIERI, Bianca da Cruz; SANTOS, Naiara Ester dos; AVELINO, Wagner Feitosa. Violência escolar: uma percepção social. **Revista Educação Pública**, v. 21, n. 7, 2021. Disponível em: <https://educacaopublica.cecierj.edu.br/artigos/21/7/violencia-escolar-uma-percepcao-social>. Acesso em: 17 ago. 2023.
- BASTOS, Elísio Augusto Velloso; SOUZA, Kaly Carol Amanajás de; BILÓIA, Letícia Fernanda Pinheiro. A reprodução da discriminação de gênero no desenvolvimento das Inteligências Artificiais – seus reflexos sociais e sustentação da submissão feminina. *In: DIAS, Jean Carlos; BRITO FILHO, José Cláudio Monteiro de; ARAÚJO, José Henrique Mouta. (coord.). Direito e Desenvolvimento na Amazônia*: volume 3. 1. ed. Florianópolis, SC: Qualis Editora, 2021.
- BETTY JANE, J; GANESH. E. N.. A review On Big Data With Machine Learning And Fuzzy Logic For Better Decision Making. **International Journal of Scientific & Technology Research**, v. 8, n. 10, p. 1121-1125, 2019. Disponível em: <https://www.ijstr.org/final->

print/oct2019/A-Review-On-Big-Data-With-Machine-Learning-And-Fuzzy-Logic-For-Better-Decision-Making.pdf. Acesso em: 11 out. 2023.

BISHOP, Christopher M. **Pattern Recognition and Machine Learning**. Nova Iorque: Springer, 2006.

BLANCHARD, Benjamin S.; FABRYCKY, Wolter J. **Systems Engineering and Analysis**. 5. ed. Londres: Pearson, 2013.

BLITZSTEIN, Joseph K.; HWANG, Jessica. **Introduction to Probability**. 2. ed. Londres: CRC Press, 2019.

BRASIL. **Lei n. 13.185 de 6 de novembro de 2015**. Institui o Programa de Combate à Intimidação Sistemática (Bullying). Brasília, 2015. Disponível em: https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2015-2018/2015/lei/113185.htm. Acesso em: 17 ago. 2023.

CARDOSO, Isaac da Silva. **Técnicas de Otimização e Métricas de Avaliação aplicadas a Machine Learning**. 2022. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharelado em Ciência da Computação), Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia Goiano, Rio Verde, 2022. Disponível em: <https://repositorio.ifgoiano.edu.br/handle/prefix/2712>. Acesso em: 11 out. 2023.

CARVALHO, João Cláudio Nunes. O algoritmo Naive Bayes — descrição e implementação em Python. **Medium @joaoclaudionc**, 3 jun. 2023. Disponível em: <https://joaoclaudionc.medium.com/o-algoritmo-naive-bayes-descriçao-e-implementacao-em-python-35757ade6b36>. Acesso em: 17 ago. 2023.

CECCON, Denny. Tipos de Métodos Naive Bayes. **Expert Academy**, 24 abr. 2019. Disponível em: <https://iaexpert.academy/2019/04/24/tipos-de-metodos-naive-bayes/#:~:text=Naive-Bayes%20é%20um%20método,ligeiramente%20alterado%20por%20novas%20evidências>. Acesso em: 17. ago. 2023.

CORADINI, Claudinho. Mães denunciam agressões e 'bullying' contra seus filhos em escola de Piracicaba. **Jornal de Piracicaba**, Piracicaba, 17 de agosto de 2023. Disponível em: <https://sampi.net.br/piracicaba/noticias/2781461/policia/2023/08/maes-denunciam-agressoes-e-bullying-contra-seus-filhos-em-escola-de-piracicaba>. Acesso em: 17 ago. 2023.

CORRÊA, Isabella Tannús. **Analisando o sentimento dos usuários do Twitter em relação a casos de grande repercussão de violência contra a mulher**. 2020. Trabalho de conclusão de curso (Bacharelado em Sistemas de Informação), Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia, 2020. Disponível em: <https://repositorio.ufu.br/handle/123456789/30766>. Acesso em: 11 out. 2023.

DEGROOT, Morris; SCHERVISH, Mark. **Probability and Statistics**. 4. ed. Londres: Pearson, 2013.

DEVMEDIA. Mineração de Texto: Análise Comparativa de Algoritmos. **SQL Magazine 138**, 2016. Disponível em: <https://www.devmedia.com.br/mineracao-de-texto-analise-comparativa-de-algoritmos-revista-sql-magazine-138/34013> Acesso em: 17 ago. 2023.

DHUNGANA SAINJU, Karla *et al.* Bullying discourse on Twitter: An examination of bully-related tweets using supervised machine learning. **Computers in Human Behavior**, v. 120, p. 106735, 2021. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.chb.2021.106735>.

DONNELLY, Hayoung Kim *et al.* Application of Social Big Data to Identify Trends of School Bullying Forms in South Korea. **Int. J. Environ. Res. Public Health**, v. 26, n. 14, p. 1-12, 2019. Disponível em: <https://doi.org/10.3390/ijerph16142596>.

EBERHART, Carolina; IGNACZAK, Luciano; MARTINS, Márcio Garcia. Text Mining for Cyberbullying Detection: a Brazilian Portuguese Evaluation. *In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE TECNOLOGIA DA INFORMAÇÃO E DA LINGUAGEM HUMANA (STIL)*, 13. 2021, Evento Online. **Anais [...]**. Porto Alegre: Sociedade Brasileira de Computação, 2021, p. 92-100. Disponível em: <https://doi.org/10.5753/stil.2021.17788>.

FERREIRA, Fabrício Nicácio; CONCEIÇÃO, José Luis Monteiro da. Bullying em ambiente escolar e suas implicações na aprendizagem discente. **Revista Educação Pública**, Rio de Janeiro, v. 22, n. 12, 2022. Disponível em: <https://educacaopublica.cecierj.edu.br/artigos/22/12/bullying-em-ambiente-escolar-e-suas-implicacoes-na-aprendizagem-discente>. Acesso em: 17 ago. 2023.

GÉRON, Aurélien. **Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow: Concepts, Tools, and Techniques to Build Intelligent Systems**. [S.l.]: O'Reilly Media, 2019.

GIL, Ricardo Dacol. **Desenvolvimento de um Sistema de Análise de Semântica Latente para Avaliar Produções Textuais**. 2016. Trabalho de Conclusão (Bacharelado em Ciência da Computação) – Universidade de Caxias do Sul, Caxias do Sul, 2016. Disponível em: <https://repositorio.ucs.br/xmlui/bitstream/handle/11338/1549/TCC%20Ricardo%20Dacol%20Gil.pdf?sequence=1&isAllowed=y>. Acesso em: 17 ago. 2023.

GONÇALVES, Thiago. PLN: o que é Processamento de Linguagem Natural? **Alura**, 2023. Disponível em: <https://www.alura.com.br/artigos/o-que-e-pln>. Acesso em: 17 ago. 2023.

HASSANI, Hossein *et al.* Text Mining in Big Data Analytics. **Big Data and Cognitive Computing**, v. 4, n. 1, p. 1-34, 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.3390/bdcc4010001>.

HASTIE, Trevor; TIBSHIRANI, Robert; FRIEDMAN, Jerome. **The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction**. 2. ed. Nova Iorque: Springer, 2009.

IBGE. **Pesquisa Nacional de Saúde do Escolar 2019**. Rio De Janeiro: IBGE, 2021.

IBGE. **Pesquisa Nacional de Saúde do Escolar: análise de indicadores comparáveis dos escolares do 9º ano do ensino fundamental municípios das capitais: 2009/2019**. Rio de Janeiro: IBGE, 2022.

IFFLUMINENSE. **Código de Convivência: Regulamentação Disciplinar Discente do Campus Centro do Instituto Federal Fluminense**. Campos dos Goytacazes: Instituto Federal Fluminense, 2016. Disponível em: <https://portal1.iff.edu.br/nossos-campi/campos-centro/painel-do-estudante/codigo-de-convivencia.pdf>. Acesso em: 17 ago. 2023.

JAHROMI, Ali Hagphanah; TAHERI, Mohammad. A non-parametric mixture of Gaussian naive Bayes classifiers based on local independent features. **Artificial Intelligence and Signal Processing Conference (AISP)**, Shiraz, Iran, p. 209-212, 2017. DOI: <https://doi.org/10.1109/AISP.2017.8324083>.

JAMES, Gareth *et al.* **An Introduction to Statistical Learning: with Applications in R**. 2. ed. [S.l.]: Springer, 2023.

LIU, Bing. **Sentiment Analysis: Mining Opinions, Sentiments, and Emotions**. 2. ed. New York: Cambridge University Press, 2020.

MANNING, Christopher D.; RAGHAVAN, Prabhakar; SCHÜTZE, Hinrich. **An Introduction to Information Retrieval**. Cambridge: Cambridge University Press, 2009.

MARQUES, Emília de Rodat Ribeiro *et al.* O bullying e os danos à saúde mental. **Temas em saúde**, João Pessoa, v. 19, n. 4, p. 290-321, 2019. Disponível em: <https://temasemsaude.com/wp-content/uploads/2019/09/19418.pdf>. Acesso em: 17 ago. 2023.

MENESES, Celimar. Criança autista é vítima de bullying em escola do Rio; veja vídeo. **Metrópoles**, 31 de março de 2023. Disponível em: <https://www.metrosoles.com/brasil/crianca-autista-e-vitima-de-bullying-em-escola-do-rio-veja-video>. Acesso em: 17 ago. 2023.

MÜLLER, Andreas C.; GUIDO, Sarah. **Introduction to Machine Learning with Python: a guide for data scientists**. [S.l.]: O’Rilley Media, 2016.

NEELAKANDAN, S. *et al.* Deep Learning Approaches for Cyberbullying Detection and Classification on Social Media. **Computational Intelligence and Neuroscience**, v. 22, p. 1-13, 2022. Disponível em: <https://doi.org/10.1155/2022/2163458>.

OLIVEIRA, Daniel José Silva *et al.* A aplicação da técnica de análise de sentimento em mídias sociais como instrumento para as práticas da gestão social em nível governamental. **Revista de Administração Pública**, Rio de Janeiro, v. 53, n. 1, p. 235-251, 2019. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1590/0034-7612174204>.

OLSON, Robert *et al.* John; Project CASSI: A Social-Graph Based Tool for Classroom Behavior Analysis and Optimization. *In*: D’MELLO, S. K.; CALVO, R. A.; OLNEY, A; (ed.). Proceedings of the 6th International Conference on Educational Data Mining (EDM 2013), 6, 2013, Memphis. **Anais [...]**. Memphis: y International Educational Data Mining Society, 2013. Disponível em: Disponível em: https://www.educationaldatamining.org/EDM2013/papers/rn_paper_97.pdf. Acesso em: 17 ago. 2023.

PAIXÃO, Gabriela Miana de Mattos *et al.* Machine Learning na Medicina: Revisão e Aplicabilidade. **Arq Bras Cardiol.**, v. 118, n. 1, p. 95-102, 2022. Disponível em: <https://doi.org/10.36660%2Fabc.20200596>

PALOMARES-RUIZ, Ascensión *et al.* Bullying and Cyberbullying in Primary School: The Impact of Gender and Student Academic Performance. **Sustainability**, v. 13, n. 13, p. 1-15, 2021. Disponível em: <https://doi.org/10.3390/su13137316>.

- PLATH, Hannah O. *et al.* Detecção de Discurso de Ódio Contra Mulheres em Textos em Português Brasileiro: Construção da Base MINA-BR e Modelo de Classificação. **Revista Eletrônica de Iniciação Científica em Computação**, [S. l.], v. 20, n. 3, p. 1-10 2022. Disponível em: <https://sol.sbc.org.br/journals/index.php/reic/article/view/2696>. Acesso em: 17 ago. 2023.
- PRESSMAN, Roger S.; MAXIM, Bruce R. **Software Engineering: a practitioner's approach**. 9. ed. Nova Iorque: McGraw-Hill Education, 2020.
- PTASZYNSKI, Michal *et al.* In the Service of Online Order: Tackling Cyber-Bullying with Machine Learning and Affect Analysis. **arXiv preprint arXiv:2203.02116**, 2022. Disponível em: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2203.02116>.
- RISH, I. An empirical study of the naive Bayes classifier. **IJCAI 2001**, Workshop on Empirical Methods in Artificial Intelligence, Seattle, 4 August 2001, p. 41-46. Disponível em: <https://faculty.cc.gatech.edu/~isbell/reading/papers/Rish.pdf>. Acesso em: 17 fev. 2024.
- ROSA, Hugo *et al.* Automatic cyberbullying detection: a systematic review. **Computers in Human Behavior**, v. 93, p. 333–345, 2019. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.chb.2018.12.021>.
- ROSS, Sheldon M. **Introduction to Probability Models**. 13. ed. Londres: Academic Press, 2024.
- SCINOCCA, Marcel. Vítima de bullying, adolescente encontra paixão nas artes marciais e vence batalha contra obesidade. **G1**, São Paulo, 04 de agosto de 2023. Disponível em: <https://g1.globo.com/sp/sorocaba-jundiai/noticia/2023/08/04/vitima-de-bullying-adolescente-encontra-paixao-nas-artes-marciais-e-vence-batalha-contra-obesidade.ghtml>. Acesso em: 17 ago. 2023.
- SILVA NETO, Sebastião Rogério da. **Uma abordagem computacional para identificação de indício de preconceito em textos baseada em análise de sentimentos**. 2017. Dissertação (Mestrado em Informática), Universidade Federal de Alagoas, Maceió, 2017. Disponível em: <http://www.repositorio.ufal.br/jspui/handle/riufal/2465>. Acesso em: 11 out. 2023.
- SILVA, Gaspar; SILVA, Nádia; DIAS, Márcio. Aplicando técnicas de aprendizado de máquina para detecção automática de bullying no Twitter. *In: Escola Regional de Informática de Goiás*, 5, 2017, Goiânia, GO. **Anais [...]**. Goiânia: Instituto de Informática, UFG, 2017. p. 11-24. Disponível em: <http://erigo.sbc.org.br/up/4/o/anais-v-erigo-2017.pdf>. Acesso em: 11 out. 2023.
- SILVA, Georgia Rodrigues Reis e *et al.* A influência da violência familiar e entre pares na prática do bullying por adolescentes escolares. **Ciência & Saúde Coletiva**, v. 26, supl. 3, p. 4933-4943, 2021. Disponível em: <https://doi.org/10.1590/1413-812320212611.3.20632019>.
- SILVA, Leandro Augusto da; PERES, Sarajane Marques; BOSCARIOLI, Clodis. **Introdução à mineração de dados: com aplicações em R**. 1. ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2016.

SILVA, Luís Roberto Albano Bueno da. Inteligência artificial em processos de extração de conhecimento KDD e KDT. **REU**, Sorocaba, v. 46, n. 1, p. 161-180, 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.22484/2177-5788.2020v46n1p161-180>.

SILVA; Keterly Geovana Gouveia. **Detecção automática de Conteúdos preconceituosos utilizando Técnicas de Classificação de Textos**. 2021. Monografia (Pós-Graduação em Ciência da Computação) – Centro Universitário Sagrado Coração, Bauru, 2021. Disponível em: <https://repositorio.unisagrado.edu.br/jspui/handle/handle/125>. Acesso em: 17 ago. 2023.

SINOARA, Roberta A.; MARCACINI, Ricardo M.; REZENDE, Solange O. Mineração de Textos e Semântica: desafios, abordagens e aplicações. **Revista de Sistemas de Informação**, n. 27, p. 41-53, 2021. Disponível em: <https://repositorio.usp.br/directbitstream/6ae105c7-cc46-4f93-ac2a-f3c42bb97df9/3038161.pdf>. Acesso em: 17 ago. 2023.

SOARES, Fábio de Azevedo. **Categorização Automática de Textos Baseada em Mineração de Textos**. 2013. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) – Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2013. Disponível em: <https://doi.org/10.17771/PUCRio.acad.23213>.

STRAUSS, Edilberto; VILLAS BÔAS JÚNIOR, Manoel; FERREIRA, Wagner Luiz Lobo. A importância de utilizar métricas adequadas de avaliação de performance em modelos preditivos de machine learning. **Projectus**, Rio de Janeiro, v. 7, n. 2, p. 52-62, 2022. Disponível em: <https://doi.org/10.15202/25254146.2022v7n2p52>.

TAHAMTAN, Iman; HUANG, Li-Min. #Cyberbullying in the Digital Age: Exploring People's Opinions with Text Mining. **ASIS&T**, v. 56, n. 1, p. 672-673, 2019. Disponível em: <https://doi.org/10.1002/pra2.172>.

TALPUR, Bandeh Ali; O'Sullivan, Declan. Cyberbullying severity detection: A machine learning approach. **PLoS ONE**, v. 15, n. 10, p. e0240924, 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0240924>.

TSUNODA, D.F.; MOREIRA, P.S.C.; GUIMARÃES, A.J.R. Machine learning e revisão sistemática de literatura automatizada: uma revisão sistemática. **Rev. Technol. Soc.**, Curitiba, v. 16, n. 45, p. 337-354, 2020. Disponível em: <https://periodicos.utfpr.edu.br/rt/article/view/12119>. Acesso em: 28 nov. 2023.

YAEGASHI, João Gabriel *et al.* O *cyberbullying* e seus impactos na adolescência: uma revisão integrativa. *Notandum*, ano XXV, n. 58, p. 141-159, 2022. Disponível em: <https://doi.org/10.4025/notandum.vi58.57406>.

ZHANG, Harry. The Optimality of Naive Bayes. **Proceedings of the Seventeenth International Florida Artificial Intelligence Research Society Conference (FLAIRS)**, 2004, p. 562-567. Disponível em: <https://www.cs.unb.ca/~hzhang/publications/FLAIRS04ZhangH.pdf>. Acesso em: 17 fev. 2024.

APÊNDICE A

Processo de anotação manual e rotulação dos *tweets*.

| TWEET | ANOTADORES | | | | ROTULAÇÃO |
|--|---------------|---|---|---|---------------|
| | A | B | C | D | |
| @vivo6_ nunca sofri bullyng mais... uma professora simplesmente era uma cuzona comigo e com outros alunos em especifico por que ela era frustrada por ter saído de uma escola particular e ido pra um publica, meno tinha dia que eu chegava a chora por causa dela. | ASSÉDIO MORAL | | | | ASSÉDIO MORAL |

| | | | | | |
|--|------------|------------|--------------------------|------------|------------|
| <p>@aline12027544 @choquei Ja tive drepressão sofri bullyng na escola por ser acima do peso, e pobre .. sabe oque eu fiz.. ESTUDEI mais , TRABALHEI mais nunca passei por cima de ninguém e hoje sou feliz, independente , minha empresa e não fico choramingando.foquei, trabalhei e mudei de vida</p> | GORDOFOBIA | GORDOFOBIA | NÃO HÁ RELATO DE BULLYNG | GORDOFOBIA | GORDOFOBIA |
| <p>@VaniaA138005012 Aaaa então espera, como EU nunca fui violada,nunca sofri bullyng, nunca vivi no irão, nao sou 1 mulher ucraniana, nao sou mãe russa, nao sou alcoolica, nao sou toxidependente, nao sou gay, podia enumerar tanta casa, ENTAO NAO POSSO ERGUER BANDEIRAS? DEFENDER AS MINHAS CRENÇAS?</p> | | | | XENOFOBIA | XENOFOBIA |

| | | | | | |
|---|-------------------|---------------------------------------|---------------------------------------|---------------------------------------|-------------------|
| <p>@ladydisquete @UOL Já sofri bullying, nunca recorri pra violência, sempre utilizei das normas que condenavam esse tipo de prática.</p> | <p>GORDOFOBIA</p> | <p>NÃO É POSSÍVEL DETECTAR O TIPO</p> | <p>NÃO É POSSÍVEL DETECTAR O TIPO</p> | <p>NÃO É POSSÍVEL DETECTAR O TIPO</p> | <p>GORDOFOBIA</p> |
| <p>sofri mt bullying com 10 anos</p> <p>sofro xenofobia todo santo dia jogando com sulista</p> <p>um cara de uma lanchonete de rodoviaria ja recusou me vender uma garrafa de agua pq eu tava vestido todo fudido e ele pensou q eu ia pedir esmola (tinha uns 9 anos) kkkkkkkkkkkkkkkkkkk</p> | <p>XENOFOBIA</p> | <p>XENOFOBIA</p> | <p>XENOFOBIA</p> | <p>XENOFOBIA</p> | <p>XENOFOBIA</p> |

| | | | | | |
|--|------------------------|-------------------|-------------------|------------------------|-------------------|
| <p>Sempre fui gorda e sei o quanto sofri por bullying e aceitar o meu corpo, agora romantizar a obesidade? Jamais! As pessoas devem se amar sim, como são, mas jamais romantizar uma doença que te impossibilita de viver, de fazer várias coisas sozinhas no dia a dia!</p> | <p>GORDOFOBIA</p> | <p>GORDOFOBIA</p> | <p>GORDOFOBIA</p> | <p>GORDOFOBIA</p> | <p>GORDOFOBIA</p> |
| <p>Sofri bullying só pq tô torcendo pro Knicks, que tristeza</p> | <p>NÃO SEI DEFINIR</p> | | <p>XENOFOBIA</p> | <p>NÃO SEI DEFINIR</p> | <p>XENOFOBIA</p> |

| | | | | | |
|---|----------------------|--|--|-----------------------------|-----------------------------|
| <p>Sempre sofri bullyng por andar de calça e chinelo, agr é bonito ??????????</p> | | | | <p>DISCRIMINAÇÃO SOCIAL</p> | <p>DISCRIMINAÇÃO SOCIAL</p> |
| <p>@lichias_ O pior é o bullyng e a baixa autoestima que tu devolve, eu por exemplo sofri muito na mão de professor que chegaram achar que tenho retardado por ter dificuldade de compreender uma matéria Graças a Deus as escolas que frequentei tinha psicóloga e elas sempre me auxiliaram</p> | <p>ASSÉDIO MORAL</p> | | <p>OUTROS (INFORMAR NA CÉLULA EM FRENTE)</p> | <p>CAPACITISMO</p> | <p>CAPACITISMO</p> |

| | | | | | |
|---|------------------------------|-----------------------------|----------------|---------------------------------|---------------------------------|
| <p>@gustavations @Priscil94564699 @revistaoeste Eu já sofri muito bullying, primeiro por meu cabelo ser crespo e depois por pesar 42 kg e ser considerada magra demais. Já briguei no ônibus por racismo contra meu marido, assim como já vi pessoas alegarem racismo para prejudicar outras pessoas, já que é um crime inafiançável.</p> | <p>MACHISMO/ SEXISMO</p> | <p>RACISMO</p> | <p>RACISMO</p> | <p>RACISMO</p> | <p>RACISMO</p> |
| <p>@alastairlovebot Sim!! Minha infância e pré adolescência inteira foi de meninos com medo de me assumir pq nn queria q os amgs zombassem deles, sem dizer o bullying pesado que eu sofri por meu corpo</p> | | <p>APARÊNCIA FÍSICA</p> | | <p>DISCRIMINAÇÃO SOCIAL</p> | <p>DISCRIMINAÇÃO SOCIAL</p> |

| | | | | | |
|---|--------------------|-----------|--|---------------------|------------------|
| <p>desde pequeno eu sofri tanto mas tanto não tem nem oque falar eu fui mto guerreiro principalmente no ambiente escolar eu literalmente sofri de tudo no colégio de bullyng até homofobia e quase fui preso por conta do colégio também então assim isso mostra q eu sou mto forte SIM +</p> | LGBTFOBIA | LGBTFOBIA | LGBTFOBIA | LGBTFOBIA | LGBTFOBIA |
| <p>"eu sofri tanto bullyng pq do meu pinto" -leticia pinto KKKKKKKKKKKKKKKK KKKKKKKKKKKKKK JESUS</p> | NÃO SEI DEFINIR | | OUTROS (INFORMAR NA CÉLULA EM FRENTE) | APARÊNCIA FÍSICA | APARENCIA FÍSICA |

| | | | | | |
|--|-------------------|-------------------|-------------------|------------------------------|-------------------------|
| <p>MANO EU FALEI PRO MEU NAMORADO QUE QUERIA UM TOSTEX E SOFRI BULLYNG.</p> <p>NUNCA ESTIVE SOZINHA 😞😞😞😞</p> | | | | <p>MACHISMO/ SEXISMO</p> | <p>MACHISMO/SEXISMO</p> |
| <p>@armgillstwt mano eu sofri bullying do primeiro ao terceiro ano do fundamental por ter o braço mais rechonchudo, o negócio é que a menina q fazia bullyng cmg parecia q tinha engolido toda a família dela de tão gorda</p> | <p>GORDOFOBIA</p> | <p>GORDOFOBIA</p> | <p>GORDOFOBIA</p> | <p>GORDOFOBIA</p> | <p>GORDOFOBIA</p> |

| | | | | | |
|---|---|-----------------------------|--|----------------------------------|---------------------------------|
| <p>ultima vez q eu “nevei” o meu cabelo eu sofri bullyng 1 semana na escola</p> | <p>NÃO É POSSÍVEL DETECTAR O TIPO</p> | <p>APARÊNCIA FÍSICA</p> | | <p>DISCRIMINAÇÕES SOCIAL</p> | <p>DISCRIMINAÇÃO SOCIAL</p> |
| <p>@77_frota decide ai,Brasil o país da miséria ou da fartura com obesos sensíveis. Cresci obeso, sofri bullyng e sobrevivi, a comida não vai andando pra boca de ninguém</p> | <p>GORDOFOBIA</p> | <p>GORDOFOBIA</p> | | <p>GORDOFOBIA</p> | <p>GORDOFOBIA</p> |

| | | | | | |
|--|--|--|--|----------------------|----------------------|
| ja sofri bullyng por usar all star r vcs era nem nascido | | | | DISCRIMINAÇÃO SOCIAL | DISCRIMINAÇÃO SOCIAL |
| @liazinhax1 o meu qur foi juro minha mae me deu uma roupa mto feia q tive que usar por educacao,ai a gente foi pro shopping e eu apresentei meu ex pra minha familia e sofri Bullyng de todos por ele ser mto feio | | | | DISCRIMINAÇÃO SOCIAL | DISCRIMINAÇÃO SOCIAL |

| | | | | | |
|---|----------------------------|--|--|-----------------------------------|-----------------------------------|
| <p>@Batatacosmica1 quando eu era criança o nível de confiança que eu tinha de Jesus era ao nível de pedir pra ele que todos os personagens de ficção fossem ao céu infelizmente de 2014 a 2017 foi os anos que sofri bullying então eu comecei a ter uma visão bem negativa de Deus</p> | <p>NÃO SEI DEFINIR</p> | | | <p>INTOLERÂNCIA RELIGIOSA</p> | <p>INTOLERÂNCIA RELIGIOSA</p> |
| <p>@micahdatu2 eu sofri bullying só por ser autista e ser gamer e otaku https://t.co/0V4OHqgB5f felizmente eu consigo sentir muita dor quando encontro outras pessoas que são alvos desses valentões</p> | <p>CAPACITISMO</p> | | | <p>DISCRIMINAÇÃO SOCIAL</p> | <p>CAPACITISMO</p> |

| | | | | | |
|---|-------------|--|--|----------------------|----------------------|
| <p>@micahdatu2 não é apenas por causa do catecismo falar que pessoas lgbt vão ao céu mas é por causa disso https://t.co/5dBbRITTG A acredite eu sofri bullying por ser autista e sei como é a dor de sofrer bullying eu sempre tenho fantasia de pessoas indo a minha casa pra eu abraçar elas</p> | CAPACITISMO | | | DISCRIMINAÇÃO SOCIAL | CAPACITISMO |
| <p>@aeswolf_ uma coisa que não sei se cheguei a te contar é que sofri bullying por 3 anos ai comecei a ver artigos sobre isso e descobri quais são os alvos preferidos dos valentões e um desses alvos são os autistas os valentões tem os lgbt e negros tambem como alvos é triste mesmo</p> | CAPACITISMO | | | DISCRIMINAÇÃO SOCIAL | DISCRIMINAÇÃO SOCIAL |

| | | | | | |
|--|--------------------|--|--|---|---------------------------------|
| <p>sofri meu primeiro bullyng como muié careca (KAKAKAKAKAKAK A)</p> | | | | <p>DISCRIMINAÇÃO SOCIAL</p> | <p>DISCRIMINAÇÃO SOCIAL</p> |
| <p>@micahdatu2 desculpa o desabafo mais complicado eu só queria que certas pessoas não pensassem assim sabe eu sofri bullyng por ser autista então eu nem imagino o que voce deve ter passado se eu pudesse eu te abraçava e mostrava toda essa vontade de te acolher e te mostrar</p> | <p>CAPACITISMO</p> | | | <p>NÃO É POSSÍVEL DETECTAR O TIPO</p> | <p>CAPACITISMO</p> |

| | | | | | |
|--|------------------|--|--|----------------------------------|------------------|
| <p>@bridgitba @AndreJanonesAdv Então eu tbm já sofri bullyng devo sair matando inocentes?Aliás as pessoas sofre bullyng toda hora será que elas deve sair matando por aí? Isso tá bem claro que esse garoto é fruto do ódio que vem dos nazista e dos bolsonarista tudo que eles praticaram foi ódio e mortes</p> | <p>FACISMO</p> | | | <p>DISCRIMINAÇÃO SOCIAL</p> | <p>FACISMO</p> |
| <p>@tiagosantinel Faz sentido, eu quando criança sofri bullyng, hoje sou gay</p> | <p>LGBTFOBIA</p> | | | <p>LGBTFOBIA</p> | <p>LGBTFOBIA</p> |

| | | | | | |
|--|-------------|-------------|--|-------------------------|-------------|
| <p>@catrasapatao @micahdatu2 mano eu tenho uma prima que é lesbica e ver as pessoas sofrendo com isso me faz querer abraçar elas alias eu sou autista e eu sei como é ser tratado como um lixo olha que sofri bullyng na escola então olha eu entendo se eu pudesse abraçava geral que sofre ninguem meresse essa dor</p> | CAPACITISMO | | | LGBTFOBIA | LGBTFOBIA |
| <p>@artemisagauche Eu tb sofri muito bullyng na escola por causa da minha miopia alta.</p> | CAPACITISMO | CAPACITISMO | | DISCRIMINAÇÃO SOCIAL | CAPACITISMO |

| | | | | | |
|--|--------------------|--|--|------------------------|--------------------|
| <p>@tiagosantinelu eu sofri bullying e tenho distorção de imagem, algo de errado não está certo</p> | <p>CAPACITISMO</p> | | | | <p>CAPACITISMO</p> |
| <p>@degui_ @JoseteAridi @MFreireB_ @UOLNoticias Blz, sofri bullying vou andar com uma suástica no braço agora, parece razoável</p> | <p>FACISMO</p> | | | <p>NÃO SEI DEFINIR</p> | <p>FACISMO</p> |

| | | | | | |
|---|---------------------------------------|---------------------------------------|--|---------------------------------------|-----------------------------|
| <p>@siteptbr Sofri Bullyng pra caralho na escola tbm, não decidi sair matando. É inacreditável, cabe aos pais ficar de olho se o jovem já é mais sensível da cabeça com relação a isso e sla dar um tratamento adequado, pq nada justifica matar! é injustificável! Sério, cuidem da cachola de vcs</p> | <p>CAPACITISMO</p> | <p>NÃO É POSSÍVEL DETECTAR O TIPO</p> | | <p>NÃO É POSSÍVEL DETECTAR O TIPO</p> | <p>CAPACITISMO</p> |
| <p>@lucas755 sofri A VIDA TODA. bullyng e assedio pesado dos 2 anos aos 14. exclusão social, todo tipo de merda que teve na vida e nunca invadi nenhuma escola atirando. isso é puramente desvio de caráter</p> | <p>NÃO É POSSÍVEL DETECTAR O TIPO</p> | | | <p>DISCRIMINAÇÃO SOCIAL</p> | <p>DISCRIMINAÇÃO SOCIAL</p> |

| | | | | | |
|---|-------------------|-------------------|--|-------------------|-------------------|
| <p>@_Da027_ @gostosa_ponto @DihHBarreto @Paula10586569 @SPFC27074442 @choquei eu mesmo de exemplo amigo, sofri minha escola toda, n tinha um fodendo amigo, sempre sofrendo bullyng e racismo, sai da escola fudido da cabeça com 123091 doença psicologicas, se fosse um assassino em potencial outra pessoa eu teria voltar pra escola e feito a mesma coisa</p> | <p>RACISMO</p> | <p>RACISMO</p> | | <p>RACISMO</p> | <p>RACISMO</p> |
| <p>tenho um irmão drogado e agressivo sofri bullyng minha infância toda pq eu era mais gorda doq sou fui empurrada da escada no fundamental 1 hoje em dia n tenho autoestima literalmente finjo pq sempre fui zuada pela minha aparência</p> | <p>GORDOFOBIA</p> | <p>GORDOFOBIA</p> | | <p>GORDOFOBIA</p> | <p>GORDOFOBIA</p> |

| | | | | | |
|---|--|--------------------|--|--|--|
| <p>@LauraGachaStud1 @Freedomgamespl1 @tio_plagg @micahdatu2 eu sonhei que era professor na escola que sofri bullying e lá tava uma criança autista passando pelo mesmo que passei e fui lá acalma-lá e ela gostava de street fighter fui conversando sobre que ela gostava e ela se acalmou https://t.co/HMnJiJfoso</p> | <p>NÃO HÁ RELATO DE BULLYNG</p> | <p>CAPACITISMO</p> | | <p>DISCRIMINAÇÃO SOCIAL</p> | <p>CAPACITISMO</p> |
| <p>Sofri bullying por ter o lábio mais fino da turma que ódio</p> | <p>NÃO É POSSÍVEL DETECTAR O TIPO</p> | | | <p>DISCRIMINAÇÃO SOCIAL</p> | <p>DISCRIMINAÇÃO SOCIAL</p> |

| | | | | | |
|--|--|--|--|----------------------------------|----------------------------------|
| <p>@Juhlove8 @lobao_agiota12 @HomofobicosV mas eu não odeio ninguém, só penso que " desistir de lutar " não é solução pra nada nessa vida, e sim sou neto indígena e ja sofri " racismo " por isso, não só isso bullying, agressões e etc.. e ao invéz de ficar me " martirizando " pelo oque eu sou/nasci eu luto contra isso</p> | <p>RACISMO</p> | | | <p>RACISMO</p> | <p>RACISMO</p> |
| <p>Parem de lembrar essa porra de a dani senta com carinho só não vai se apaixonar, eu sofri bullying por causa do meu nome parem imediatamente</p> | <p>NÃO É POSSÍVEL DETECTAR O TIPO</p> | | | <p>DISCRIMINAÇÃO SOCIAL</p> | <p>DISCRIMINAÇÃO SOCIAL</p> |

| | | | | | |
|--|-------------------------|--|------------------|----------------|----------------|
| <p>Ainda bem que na minha época não tinha se não seria só mais uma lembrança do bullying cabelo de bombril que sofri 😊</p> | <p>RACISMO</p> | | | <p>RACISMO</p> | <p>RACISMO</p> |
| <p>@showdavid @majucozinho Sofri bullying põe ser muito branca,me chamavam de barata descascada,branquela,ca marão, gata branca etc. Isso se caracteriza racismo ?</p> | <p>MACHISMO/SEXISMO</p> | | <p>XENOFOBIA</p> | <p>RACISMO</p> | <p>RACISMO</p> |

| | | | | | |
|---|--------------------------------|--|-----------------|--------------------------------|----------------------|
| <p>e não, não admito preconceito mascarado, não pq eu quero ser um militante chato, mas pq:</p> <ul style="list-style-type: none"> - Já sofri bullying fodido em relação a corpo e orientação - Já fui ameaçado ser expulso de casa - Já fui agredido - Me impediram de fazer coisas básicas por ser quem sou | LGBTFOBIA | | LGBTFOBIA | NÃO É POSSÍVEL DETECTAR O TIPO | LGBTFOBIA |
| SIM EU SOFRI BULLYNG PRA CRIANÇAS CARECAS MLK | NÃO É POSSÍVEL DETECTAR O TIPO | | NÃO SEI DEFINIR | DISCRIMINAÇÃO SOCIAL | DISCRIMINAÇÃO SOCIAL |

| | | | | | |
|--|---------------------------------------|--|-------------------|-----------------------------|-----------------------------|
| <p>@sucodefer Ma escola eu sofri pra um krl pelo fato de ser gordo, parei de estudar chorava sempre isso me prejudicou na escola... famosi bullyng maldito</p> | <p>GORDOFOBIA</p> | | <p>GORDOFOBIA</p> | <p>GORDOFOBIA</p> | <p>GORDOFOBIA</p> |
| <p>Eu sofri bullyng sobre minha aparencia dos 5 aos 18 anos, minha vida inteira na escola e nao tinha uma pessoa pra me defender ou fazsr eu pensae ao contrario, eu achava eu horrivel, minha aparencia vergonhosa ao ponto de ter vergonha das pessoas olharem pra mim +</p> | <p>NÃO É POSSÍVEL DETECTAR O TIPO</p> | | | <p>DISCRIMINAÇÃO SOCIAL</p> | <p>DISCRIMINAÇÃO SOCIAL</p> |

| | | | | | |
|--|---------------------------------------|--|--|-------------------------------|-------------------------------|
| <p>@LauraGachaStud1 @Adrianraposo22 @aeswolf_ @hourlyFox @Lucreft17 depois os psicólogos reclamam de eu tar tentando me isolar é como eu disse pros psicólogos se deus não existir eu destruo a escola que sofri bullying mas se deus existir eu perdoo o valentão e esqueço de tudo eu sempre tentei ter novas amizades mas algumas feridas nunca cicatrizam</p> | <p>NÃO É POSSÍVEL DETECTAR O TIPO</p> | | | <p>INTOLERÂNCIA RELIGIOSA</p> | <p>INTOLERÂNCIA RELIGIOSA</p> |
| <p>@RyanCFarias @andrizek @realwbonner E vc acha que eu não sofri preconceito, bullying, coisa do tipo? Sou filho de alcoolatra, buscava meu pai bêbado com 8 anos, na frente dos colegas de escola. Eu fiz a escolha de não tornar isso algo tão terrível. hj, essa escolha não existe, vc TEM Q sofrer, TEM Q ser um coitado</p> | <p>NÃO SEI DEFINIR</p> | | | <p>DISCRIMINAÇÃO SOCIAL</p> | <p>DISCRIMINAÇÃO SOCIAL</p> |

| | | | | | |
|--|-------------------------|--|--|-----------------------------|-----------------------------|
| <p>@Skyquerpaz @tangizin Mateus vc entendeu né, e que eu não gosto do meu corpo, até pq já sofri muito bullyng e ainda soffro (eu não queria falar sobre isso pq me incomoda falar do meu corpo...)</p> | <p>NÃO SEI DEFINIR</p> | | | <p>DISCRIMINAÇÃO SOCIAL</p> | <p>DISCRIMINAÇÃO SOCIAL</p> |
| <p>@vhagarbunda Sim, nossa. Eu acho q sofri bullyng por ser mt magra, mas nunca preconceito(Racismo era pior). Sempre tinha roupas, nem que fossem em sessões infantis. N sei pq ainda brigam dizendo: "nós magras sofremos tb por ser fora do padrão". É irreal a diferença</p> | <p>MACHISMO/SEXISMO</p> | | | <p>DISCRIMINAÇÃO SOCIAL</p> | <p>MACHISMO/SEXISMO</p> |

| | | | | | |
|---|---------------------------------------|--|--|---------------------------------------|---------------------------------------|
| <p>eu tbm sofri bullyng, fui agredida e debochavam de mim na infância pq era extremamente magra</p> <p>eai? vai dizer que td esse trauma não vale de nada?</p> | <p>MACHISMO/SEXISMO</p> | | | <p>DISCRIMINAÇÃO SOCIAL</p> | <p>MACHISMO/SEXISMO</p> |
| <p>Já fui chamado de várias coisas Já sofri bastante Bullyng Já chorei todas as noites pelo oque me fizeram mais nunca paguei na mesma moeda isso se chama maturidade emocional, e também só espero a lei do retorno.</p> | <p>NÃO É POSSÍVEL DETECTAR O TIPO</p> | | | <p>NÃO É POSSÍVEL DETECTAR O TIPO</p> | <p>NÃO É POSSÍVEL DETECTAR O TIPO</p> |

| | | | | | |
|---|------------------------|--|--|-----------------------------|-----------------------------|
| <p>N dá, gente. "Ain, eu sofri bullying na escola por ser branca, me chamaram de palmito", "sofri mt bullying por ser magra". NÃO MUDA Q TEM PRIVILÉGIOS NA SOCIEDADE POR SER</p> | <p>NÃO SEI DEFINIR</p> | | | <p>RACISMO</p> | <p>RACISMO</p> |
| <p>o bullying q sofri por ser magra demais não tá escrito</p> | <p>NÃO SEI DEFINIR</p> | | | <p>DISCRIMINAÇÃO SOCIAL</p> | <p>DISCRIMINAÇÃO SOCIAL</p> |

| | | | | | |
|--|------------------------|--|--|-----------------------------|-----------------------------|
| <p>@PortalFuria Já sofri bullying por torcer pra fúria kkkkkk</p> | <p>NÃO SEI DEFINIR</p> | | | <p>NÃO SEI DEFINIR</p> | <p>NÃO SEI DEFINIR</p> |
| <p>@freirejubz nem me fala julia. eu por exemplo odeio ser baixinho e magro e já sofri bullying por causa disso. mas é sobre isso,né?mas graças Deus engordei 4 kilos nessas últimas 2 semanas. estou tentando ficar o melhor possível pra eu meter a porrada em algumas pessoas do meu colégio.</p> | <p>NÃO SEI DEFINIR</p> | | | <p>DISCRIMINAÇÃO SOCIAL</p> | <p>DISCRIMINAÇÃO SOCIAL</p> |

| | | | | | |
|--|-------------------------|---------------------------------------|--|---------------------------------------|-----------------------------|
| <p>A mãe n tem maturidade, ela literalmente entrou em uma sala de aula e espancou um aluno, mas n acho q ela só ta uns 98% errada pq eu já sofri bullyng tb e é algo horrivel, mas dava pra resolver de outra forma aye pq ela acabou fazendo da pior maneira possível</p> | <p>AGRESSÃO FÍSICA</p> | <p>NÃO É POSSÍVEL DETECTAR O TIPO</p> | | <p>NÃO É POSSÍVEL DETECTAR O TIPO</p> | <p>AGRESSÃO FÍSICA</p> |
| <p>Minha mãe me fantasiou de carta de baralho numa festa à fantasia na 4ª série... Sofri bullyng e fui chamada de c4r4lh0 pelos meninos... Voltei pra casa chorando 10 minutos depois!</p> <p>Já relevei na terapia hahaha @DoBalacobaco89</p> | <p>MACHISMO/SEXISMO</p> | | | <p>DISCRIMINAÇÃO SOCIAL</p> | <p>DISCRIMINAÇÃO SOCIAL</p> |

| | | | | | |
|--|------------------------|--|--|-----------------------------|-----------------------------|
| <p>@Laah_amorim @Mayara_Veiga @UOLNoticias Desculpe mas fui humilhada quando morei no seu estado , sofri bullying na escola ate ameacas, fui silenciada vivia com medo de falar pq meu sotaque eh nordestino, fui tratada como jeca pelo meu patrao pq qou nordestina,nao tenho nada de bom pra falar do seu estado dscp!</p> | <p>XENOFOBIA</p> | | | <p>DISCRIMINAÇÃO SOCIAL</p> | <p>XENOFOBIA</p> |
| <p>@pdrlixo_ poxa ninguém nunca pareceu gostar da minha aparência, já tentei mexer nela várias vezes pra ver se ficava um pouco melhor mas sempre me senti mal, então já sofri mt bullying tanto por causa disso e por causa do meu corpo também, e fora dos ambientes de escola e tal eu nunca saí mt</p> | <p>NÃO SEI DEFINIR</p> | | | <p>DISCRIMINAÇÃO SOCIAL</p> | <p>DISCRIMINAÇÃO SOCIAL</p> |

| | | | | | |
|---|---------------------------------------|--|--|-----------------------------|---------------------------------------|
| <p>andreas, acharia dahora hj em dia, mas antigamente o bullyng q ia vir (q eu ja sofri sem esse nome) ia ser maior</p> | <p>NÃO É POSSÍVEL DETECTAR O TIPO</p> | | | <p>DISCRIMINAÇÃO SOCIAL</p> | <p>NÃO É POSSÍVEL DETECTAR O TIPO</p> |
| <p>@oworiowo_ @kcalfezinho olha amor, me dscp, mas ja fui obeso, e ver gente flnd merda assim, eu nn aceito, sofei bullyng, sofri por perder amgs, nn e facil</p> | <p>GORDOFOBIA</p> | | | <p>GORDOFOBIA</p> | <p>GORDOFOBIA</p> |

| | | | | | |
|--|---------------------------------------|--|--|-----------------------------|-----------------------------|
| <p>@d3monmalfoy pois eu me senti PÉSSIMA. pq só eu sei o tanto q eu lutei pra aceitar meu cabelo por todo o bullying q eu sofri quando pequena, aí pá do nada isso volta a acontecer, por adolescentes, e eu me senti mal por achar que talvez vcs estivessem certas, mas não acho mais.</p> | <p>NÃO É POSSÍVEL DETECTAR O TIPO</p> | | | <p>DISCRIMINAÇÃO SOCIAL</p> | <p>DISCRIMINAÇÃO SOCIAL</p> |
| <p>2. Achei muito preconceito da parte dos meus pais botarem meu nome de macaca de luffy só pq sou brasileira, tudo bem que brasileiro parece primata, mas aí pegaram pesado, inclusive sofri muito Bullying mas pelo menos eu era linda</p> | <p>RACISMO</p> | | | | <p>RACISMO</p> |

| | | | | | |
|---|-------------------------|---------------------------------------|--|--|-------------------------|
| <p>@marciafogueira Só vão entender quando vierem p Sul e Sudeste e sofrerem na pele o preconceito. Aqui, somos tratados como inferiores. Essa é a verdade. Vim p Rio com 6 anos e sofri muito bullying na minha adaptação. Hj, nem percebem que sou de lá. Mas minha família é...</p> | <p>XENOFOBIA</p> | | | | <p>XENOFOBIA</p> |
| <p>Votar na escola em que sofri bullying, assédio, e comecei um relacionamento tóxico me trouxe uma nostalgia terrível</p> | <p>MACHISMO/SEXISMO</p> | <p>NÃO É POSSÍVEL DETECTAR O TIPO</p> | | | <p>MACHISMO/SEXISMO</p> |

| | | | | | |
|---|-----------------------------|--|--|--|-----------------------------|
| <p>Eu simplesmente odeio minha época escolar, Socialmente la eu não aprendi nada, só sofri bullyng por ser bolsista e ser um pobre no meio de muitos ricos</p> <p>Só q meu cerebro não consegue evitar e toda vez que durmo eu sonho que estou de volta naquela sala, soffro bullyng ate dormindo</p> | <p>DISCRIMINAÇÃO SOCIAL</p> | | | | <p>DISCRIMINAÇÃO SOCIAL</p> |
| <p>@Adariinha @memoriabruna Disse tudo! Por mt tempo me julguei por n conseguir fazer amizades profundas com meninas mas dps comecei a fazer terapia consegui perceber q na infância soffri mt bullyng por partes das meninas por ser gorda e a única negra na sala. Hj tenho duas amgs mas a maioria ainda são H g</p> | <p>RACISMO</p> | | | | <p>RACISMO</p> |

| | | | | | |
|---|-------------------|------------------|--|--|-------------------|
| <p>hj sofri bullyng pq eu bebo as coisa com o dedo mindinho pra cima N POSSO NEM SER GAY EM PAZ MAIS</p> | <p>LGBTFOBIA</p> | <p>LGBTFOBIA</p> | | | <p>LGBTFOBIA</p> |
| <p>@captainromance Amiga so sabe quem ja passou por isso a vida inteira, toda vez que alguem se refere a alguem gordinha chama de baleia, isso doi, para quem chama e para quem escuta. Falo por mim, que sofri bullyng a minha vida quase toda, teve um tempo que nem queria mais viver. Isso doi muito.</p> | <p>GORDOFOBIA</p> | | | | <p>GORDOFOBIA</p> |

| | | | | | |
|---|--------------------|--|--|--|--------------------|
| <p>@Dantinhas Logo pq tenho problemas de hormonios entao engordo favel, mesmo hj no processo de emagrecimento, eu pensei varias vezes qd sofri bullyng que preferia nem existir, só sabe que doi, qd se passa por isso. Gordofobia nao é bom, nem pra quem fala e nem para quem escuta.</p> | <p>GORDOFOBIA</p> | | | | <p>GORDOFOBIA</p> |
| <p>só sofri bullyng ontem, só pq tô manca, não gostei</p> | <p>CAPACITISMO</p> | | | | <p>CAPACITISMO</p> |

| | | | | | |
|---|-------------|--|--|--|-------------|
| <p>@Torcedor7777 @lizianetierrez Ok só mas uma coisa vc diz que zoar as pessoas faz ela se sentir melhor? Sentir bem? Fale isso pra uma menina que tem síndrome de Dwan que w zoadá na escola sofreu bullying ela olha ao redor dela pessoas que diria normas pra a sociedade brincando com vários amigos em volta</p> | CAPACITISMO | | | | CAPACITISMO |
| <p>Ah não eu não acredito que eu sofri bullying (racismo, né) na infância por causa da minha boca ser escura pra ver agora um monte de branquela fazendo ombré lips VAI SE FUDER</p> | RACISMO | | | | RACISMO |

| | | | | | |
|---|-------------------|--|--|--|-------------------|
| <p>"vc tem q amar o seu corpo",sofri bullyng no pré e no 6 ano por causa dele e ninguém ligava, minha fml sempre foi ligada em magreza e já fizeram coisas loucas quando novas por causa disso, seu pai te comparava com sua prima obesa falando q vc queria ser ela e por isso nunca ia ..</p> | <p>GORDOFOBIA</p> | | | | <p>GORDOFOBIA</p> |
| <p>dps q eu sofri bullyng/racismo eu humilho quem for, se não for eu tá ótimo</p> | <p>RACISMO</p> | | | | <p>RACISMO</p> |

| | | | | | |
|---|---|--|--|--|---|
| <p>@iLLyyie so sofri bullyng com meu peso njnca skfri racismo nao</p> | <p>GORDOFOBIA</p> | | | | <p>GORDOFOBIA</p> |
| <p>o bullyng q n sofri na escola sofria com meus irmão k</p> | <p>NÃO É POSSÍVEL DETECTAR O TIPO</p> | | | | <p>NÃO É POSSÍVEL DETECTAR O TIPO</p> |

| | | | | | |
|--|-------------------|--|--|--|-------------------|
| <p>@karuivie Eu já sofri muito bullying inclusive semana passa fizeram bullying cmg aí eu finalmente fui na coordenação dps de 2 anos sofrendo bullying e racismo</p> | <p>RACISMO</p> | | | | <p>RACISMO</p> |
| <p>Eu literalmente sofri bullying por ser gorda e tive q emagrecer pra ter amigas e vem esse alecrim dourado querendo monopolizar a exclusão social a grupo social x 🤪</p> | <p>GORDOFOBIA</p> | | | | <p>GORDOFOBIA</p> |

| | | | | | |
|---|--------------------|--|--|--|--------------------|
| <p>Se hoje digo que tenho um corpo "gstz" é pq eu já sofri bullyng por ser gordo e ainda quero melhor com a academia que vou cmç semana que vem, ou seja, pra eu ser a pessoa "orgulhosa" que me chamam, primeiro tenho que lutar pra que eu seja ela</p> | <p>GORDOFOBIA</p> | | | | <p>GORDOFOBIA</p> |
| <p>Quando você era criança você fazia bullying com todo mundo? Como é que você era? — eu sofri 'bullying' qnd criança pq eu era quatro olhos e esquisita. ai no ensino médio eu andava com a galera que fazia bullyng https://t.co/hEMazthgEv</p> | <p>CAPACITISMO</p> | | | | <p>CAPACITISMO</p> |

| | | | | | |
|--|---------------------------------------|--|--|--|---------------------------------------|
| <p>Já sofri bullying de uma assim na escola</p> | <p>NÃO É POSSÍVEL DETECTAR O TIPO</p> | | | | <p>NÃO É POSSÍVEL DETECTAR O TIPO</p> |
| <p>já sofri bullying dms na escola qnd minha mãe ia nas apresentações, a mãe de todo mundo branquinha e a minha negra, sempre faziam piadinha. Hoje em dia vejo os mesmos casando com mulher negra 🙄</p> | <p>RACISMO</p> | | | | <p>RACISMO</p> |

| | | | | | |
|---|-------------|--|--|--|-------------|
| sofri bullyng por ser daltônico vsfkk | CAPACITISMO | | | | CAPACITISMO |
| Tenho crises de pânico e não sei socializar, eu já sofri muito bullyng e por isso não sei me comunicar, tenho medo de fazer amigos, de pedir uma informação na rua, isso e normal? Bom sei que isso ta me impedindo de seguir em frente | TRANSTORNO | | | | TRANSTORNO |

| | | | | | |
|---|-------------------|--|--|--|-------------------|
| <p>Sofri tanto bullying na época da escola por conta do meu cabelo que não é ruim não, e hoje ele é meu xodó!!! Tive que amadurecer para aprender a me aceitar. Amar meu cabelo crespo/cacheado! Sim, ele é crespo/cacheado, não é RUIM!</p> | <p>RACISMO</p> | | | | <p>RACISMO</p> |
| <p>@whosapplepie Eu nasci gorda>>sofri bullying na escola desde os 6 anos>>ansiedade me fez desenvolver uma compulsão>>como pra caralho e continuo sendo obesw>>continuo sofrendo bullying até hoje>>eu me jogando de um prédio hoje as 23:48</p> | <p>GORDOFOBIA</p> | | | | <p>GORDOFOBIA</p> |

| | | | | | |
|---|-------------|--|--|--|-------------|
| <p>@ThorinBaratheon @MEMESRMP4 Na sua cabeça isso, sofri bullying desde q pus um óculos na cara, ngm sofre bullying por ser nerd e sim por parecer. Eu uso óculos desde os 5 anos, era pequeno e magro, sofri bullying só por uns 10 anos mesmo até chegar nos 15 e não ser considerado uma criança feia</p> | CAPACITISMO | | | | CAPACITISMO |
| <p>Eu sofri tanto bulling na escola por causa do meu autismo, que quando alguém me diz que tá sofrendo bullying, eu só digo: oh meu bem, um dia vai passar... nem que seja por cima de você</p> | CAPACITISMO | | | | CAPACITISMO |

| | | | | | |
|---|---------------------------------------|--|--|--|---------------------------------------|
| <p>Ja sofri bullyng, agora sou bully bro</p> | <p>NÃO É POSSÍVEL DETECTAR O TIPO</p> | | | | <p>NÃO É POSSÍVEL DETECTAR O TIPO</p> |
| <p>@kayoelm @TwitchBR Não desista mano Eu já sofri muito bullyng quando eu era gordo. E me ofenderam muito em Live. Mas eu não desisti pq era o meu sonho. Se precisar de conselho de como fazer Live, pode me mandar mensagem tá:)</p> | <p>GORDOFOBIA</p> | | | | <p>GORDOFOBIA</p> |

| | | | | | |
|--|---------------------------------------|--|--|--|---------------------------------------|
| <p>@bonerzim Sou vesgo e enxergo pouco graças á isso sofri mt bullyng sendo que nem é nada demais mas isso fez eu ter problemas de auto estima que n superei até hj, acho que só</p> | <p>CAPACITISMO</p> | | | | <p>CAPACITISMO</p> |
| <p>sofri bullyng por ser bunduda</p> | <p>NÃO É POSSÍVEL DETECTAR O TIPO</p> | | | | <p>NÃO É POSSÍVEL DETECTAR O TIPO</p> |

| | | | | | |
|--|---------------------------------------|--|--|-----------------------------|-----------------------------|
| <p>@Deprezzin Eu odeio, já sofri muito bullying por não conseguir falar fluído</p> | <p>NÃO É POSSÍVEL DETECTAR O TIPO</p> | | | <p>DISCRIMINAÇÃO SOCIAL</p> | <p>DISCRIMINAÇÃO SOCIAL</p> |
| <p>hj sofri bullying na escola por causa da minha risada 🤔🤔🤔</p> | <p>NÃO SEI DEFINIR</p> | | | <p>DISCRIMINAÇÃO SOCIAL</p> | <p>DISCRIMINAÇÃO SOCIAL</p> |

| | | | | | |
|--|----------------------------|--|--|-----------------------------------|-----------------------------------|
| <p>eu faria isso se fosse ateu mas como sou religioso tenho correntes que me impedem eu sofri bullyng fizeram foi nada pra ajudar eu entendo a motivação do pistoleiro mas ele escolheu abandonar deus e pegar o revolver pra se vingar ja pensei nisso? sim mas a religião é uma corrente</p> | <p>NÃO SEI DEFINIR</p> | | | <p>INTOLERÂNCIA RELIGIOSA</p> | <p>INTOLERÂNCIA RELIGIOSA</p> |
| <p>Mannn sofri bullyng pq nao sei amarrar o cardaço</p> | <p>NÃO SEI DEFINIR</p> | | | <p>DISCRIMINAÇÃO SOCIAL</p> | <p>DISCRIMINAÇÃO SOCIAL</p> |

| | | | | | |
|--|--------------------|--|--|--|--------------------|
| <p>@jeonjkilysm ultimamente a hybe tá só fazendo merda atrás de merda, independente do grupo. eu sei como essa moça que sofreu bullyng deve ta sofrendo pq no tempo de escola eu tb sofri tanto por ser gordinha e por ter estilo de me vestir e ser diferente.</p> | <p>GORDOFOBIA</p> | | | | <p>GORDOFOBIA</p> |
| <p>@MileonMillie como sempre eu tentei parar a briga e acabei recebendo meu tio começou a falar que eu tava inventando e que era mimimi eu falar de autismo e bullyng(sendo que tenho autismo e realmente sofri bullyng) e é por causa de situações como essa que eu não</p> | <p>CAPACITISMO</p> | | | | <p>CAPACITISMO</p> |

| | | | | | |
|---|--------------------|--|--|--|--------------------|
| <p>@aturdusmerula @RATTOZY @gkdickk @menezesjoaum @AcervoCharts você não vai anular a cor de alguém só pq acha uma besteira "pardos" se toca eu sofri racismo e bullying quando era criança e ficavam falando do meu cabelo e depois dessa merda toda minha solução infelizmente foi alisar o cabelo, não fode tu é ngm pra falar a cor de cada um</p> | <p>RACISMO</p> | | | | <p>RACISMO</p> |
| <p>@MileonMillie mesmo a alternativa a escola que eu estudei ter sido um ambiente extremamente toxico pra mim tanto que tenho efeito do bullying que sofri la por 3 anos até hoje(sofri bullying por ser autista e gamer e otaku) eu admito que consegui fazer algumas amizades</p> | <p>CAPACITISMO</p> | | | | <p>CAPACITISMO</p> |


| | | | | | |
|--|-------------|--|--|--|-------------|
| ja sofri bullyng até no ônibus só por n ser hetero | LGBTFOBIA | | | | LGBTFOBIA |
| Sofri bullyng por conta da minha perna, e por incrível que pareça a mina que me zoou tinha menos que eu, né enfim. | CAPACITISMO | | | | CAPACITISMO |

| | | | | | |
|--|--------------------------------|--|--|--|------------------------------|
| nunca sofri tanto bullyng☺ | NÃO HÁ RELATO DE BULLYNG | | | | NÃO HÁ RELATO DE BULLYING |
| @juliette Isso faz com que, a nossa imagem como “japas/china etc etc” crie um linha absolutamente tênue entre o “termo carinhoso” e o “pejorativo”, pois qdo rola uma desavença ou um bullyng INETIVAVELMENTE vc sofre racismo, ainda que velado e sutil, mas sofre, e pesado tbm como já sofri.+ | XENOFOBIA | | | | XENOFOBIA |

| | | | | | |
|--|-------------------|--|--|--|-------------------|
| <p>Seguindo esse rumo, até gosto do meu bucho, oq me mata são esses peito sempre marcando na camisa isso me dá um odio tão grande serio já sofri bullyng por isso e sempre odiei a a a a</p> | <p>GORDOFOBIA</p> | | | | <p>GORDOFOBIA</p> |
| <p>nunca sofri bullyng por ser gordinho, feio, quatro olhos, meio afeminado ou pela acne e sou muito grato por isso, literalmente conhecia todos da escola e me enturmava com geral</p> | <p>GORDOFOBIA</p> | | | | <p>GORDOFOBIA</p> |

| | | | | | |
|---|--|-------------------------|--|--|-------------------------|
| <p>sofri bullyng por ser bonita 🤩🤩🤩🤩</p> | | <p>APARÊNCIA FÍSICA</p> | | | <p>APARENCIA FÍSICA</p> |
| <p>Postei uma foto sem camisa no Instagram que eu real achei daora</p> <p>Mas tenho uma pulga atrás da orelha me dizendo que todos vão achar ridículo e me zoar</p> <p>Trauma de quando fiz isso na oitava série e sofri bullyng por meses da galera me chamando de gordo</p> | | <p>GORDOFOBIA</p> | | | <p>GORDOFOBIA</p> |

| | | | | | |
|--|--|-------------------------------|--|--|-------------------------------|
| <p>@piconfvrt Eu tbm tenho o nariz grande e sofri bulling na escola, a diferença é q ele tem dinheiro pra arrumar, se eu tivesse tb faria</p> | | <p>APARÊNCIA FÍSICA</p> | | | <p>APARENCIA FÍSICA</p> |
| <p>@alineandrade @mc_arte Eu sofri bulling por vários motivos e crianças podem ser cruéis por serem honestas demais. Como a maioria é batizada e acredita q esse lance de Deus seja real, meu medo tbm é de meu filho não se achar amado por Deus. Qualquer religião serve inicialmente, depois ele re-batiza 🙏😊</p> | | <p>INTOLERÂNCIA RELIGIOSA</p> | | | <p>INTOLERÂNCIA RELIGIOSA</p> |

| | | | | | |
|---|--|-----------------------------|--|--|-------------------------|
| <p>Graças a deus sofri bulling por ser magra na adolescência hj em dia tenho personalidade</p>  | | <p>APARÊNCIA FÍSICA</p> | | | <p>APARENCIA FÍSICA</p> |
| <p>Quando era pequena sofri bulling na escola por ser "beijuda". Hj vejo o povo botando botox, fazendo preenchimento... Descobri que nem tenho a boca tão grande assim! https://t.co/tvVKDtHMvO</p> | | <p>APARÊNCIA FÍSICA</p> | | | <p>APARENCIA FÍSICA</p> |

| | | | | | |
|--|--|------------------|--|--|------------------|
| <p>Xenofobia acontece no mundo todo infelizmente, vivi anos na Itália e mesmo sendo de família Italiana sofri bulling e preconceito por ser Brasileira. Demorou muito tempo pra provar meu valor e ser aceita entre eles. É duro, é triste, precisa de muita coragem pra seguir e vencer 🤔</p> | | <p>XENOFOBIA</p> | | | <p>XENOFOBIA</p> |
| <p>@CamargoDireita "Sofri bulling ba escola por ser o único Preto e hoje mesmo sendo um artista famoso, ainda soffro com isso , eu fazia piada inconvenientecom todos , mas apanhava por racismo". Cris Rock, que provou o porquê dele sofrer bulling na escola(nao era racismo), apanhou pouco.</p> | | <p>RACISMO</p> | | | <p>RACISMO</p> |

| | | | | | |
|---|--|-------------------|--|--|-------------------|
| <p>@annabaroni Minha vida sofreu bullying do início das aulas até o fim do ensino médio inteiro.</p> <p>Sofri bullying por ser negro...E sofri bullying de negros por ser negro e Palmeirense.</p> <p>Agredir 0 pessoas .</p> | | <p>RACISMO</p> | | | <p>RACISMO</p> |
| <p>mas já sofri muito bullying por ser baixinha, por ser "gordinha" até por ser canhota (esse foi mais recente) mas o de ser baixinha e gordinha nem ligo mais antes me importava e mt hj eu dou risada junto kkkkk</p> | | <p>GORDOFOBIA</p> | | | <p>GORDOFOBIA</p> |

| | | | | | |
|--|--|--------------------------------------|--|--|-------------------------|
| <p>@wcskt @MortyCobrinha @bilupilled Isso só comprova oq o mano falou, ela n tá preparada pro mundo. Eu "sofri" bulling a vida toda pelo meu tamanho, e nem por isso fico chorando se alguém me zoa por isso</p> | | <p>APARÊNCIA FÍSICA</p> | | | <p>APARENCIA FÍSICA</p> |
| <p>@iamfaelz Sofri muito bulling na escola por ser gordinho é horrível e surpreendente que mesmo nos sendo novinhos e sem consciência do mundo como um todo tem traumas que nos marcam e ensinam para a vida toda</p> | | <p>GORDOFOBIA</p> | | | <p>GORDOFOBIA</p> |

| | | | | | |
|---|--|-------------------------|--|--|-------------------------|
| <p>Nao aguento mais isso, sempre sofri bulling com a minha família desde pequena e isso de alguma forma acabou me afetando, sério qual é o problema de eu ter uns quilos a mais ?</p> | | <p>GORDOFOBIA</p> | | | <p>GORDOFOBIA</p> |
| <p>eu já sofri bulling por ser mt baixinho, sempre fui o mais baixo da turma, mas hj eu sou maior q todo mundo q fazia bullying cmg por isso</p> | | <p>APARÊNCIA FÍSICA</p> | | | <p>APARENCIA FÍSICA</p> |

| | | | | | |
|--|--|--------------------------------------|--|--|------------------------------------|
| <p>MEIO SECULO DE VIDA. Faço em Dezembro 50 anos. Em crianca sofri buling. A minha familia era testemunha de Jeova. Toda a minha escola primaria quando o padre vinha. Eu ficava horas sentado na escada frente a um fazo de flor de algodao. No intervalo sofria buling</p> | | <p>INTOLERÂNCIA A RELIGIOSA</p> | | | <p>INTOLERÂNCIA RELIGIOSA</p> |
| <p>MEIO SECULO DE VIDA. Faço em Dezembro 50 anos. Em crianca sofri buling. A minha familia era testemunha de Jeova. Toda a minha escola primaria quando o padre vinha. Eu ficava horas sentado na escada frente a um fazo de flor de algodao. No intervalo sofria buling</p> | | <p>GORDOFOBIA</p> | | | <p>GORDOFOBIA</p> |

| | | | | | |
|---|--|-------------------------|--|--|-------------------------|
| <p>Eu sofri muito buling quando criança por ter deficiência física. O resultado é que até hoje tenho vergonha do meu corpo. Eu só queria ter nascido normal como todo mundo. Lembro dos apelidos maldosos que me colocavam e começo a chorar</p> | | <p>CAPACISTIMO</p> | | | <p>CAPACITISMO</p> |
| <p>Smp sofri buling e sempre me achei " feia " pq eles diziam que eu era feia . Dps de uns anos olho as fts e srl eu era lindaaa, muito linda. Só que o padrão era ser magérrima , e eu sempre tive peito e bunda. Hoje os caras que me chamavam de feia , me chamam de gsz no direct 🙄</p> | | <p>APARÊNCIA FÍSICA</p> | | | <p>APARENCIA FÍSICA</p> |

| | | | | | |
|--|--|--------------------------------------|--|--|-------------------------|
| <p>@mcanejo @lolovebomb Eu comprei um top de renda e sofri BULEN pq aparentemente não posso sair de sutienne sou velha</p> | | <p>ETARISMO</p> | | | <p>ETARISMO</p> |
| <p>@efranboesa Se eu te contar que sofri bulen por conta dos meus 1,74 de altura cê acreditaria?</p> | | <p>APARÊNCIA FÍSICA</p> | | | <p>APARENCIA FÍSICA</p> |