



Universidade Federal do ABC
Centro de Matemática, Computação & Cognição
Bacharelado em Ciência da Computação

Revisão de técnicas computacionais para extração de termos-chave em textos: Desafios e Perspectivas

Carlos Henrique Alencar Lima

Santo André - SP, agosto de 2024

Carlos Henrique Alencar Lima

Revisão de técnicas computacionais para extração de termos-chave em textos: Desafios e Perspectivas

Projeto de Graduação em Computação
apresentado como parte dos requisitos necessários para a obtenção do Título de Bacharel em Ciência da Computação.

Universidade Federal do ABC – UFABC
Centro de Matemática, Computação & Cognição
Bacharelado em Ciência da Computação

Orientador: Prof^a Dr^a Denise Hideko Goya

Santo André - SP
agosto de 2024

Resumo

A crescente disseminação de desinformação em ambientes digitais, aliada à velocidade com que conteúdos circulam em plataformas e redes sociais, transformou-se em um desafio central para a sociedade contemporânea. Nesse contexto, modelos de classificação de textos baseados em aprendizado de máquina e aprendizado profundo despontam como alternativas promissoras para apoiar a detecção e mitigação desse fenômeno. Em abordagens tradicionais de aprendizado de máquina, o texto é representado por conjuntos de características lexicais, sintáticas, semânticas e discursivas selecionadas manualmente, e classificadores supervisionados, como SVMs, têm sido amplamente empregados na separação de diferentes tipos de notícias. Já modelos de aprendizado profundo descrevem o conteúdo textual como matrizes processadas por redes neurais, como RNNs, capazes de extrair automaticamente representações relevantes para posterior classificação. Mais recentemente, arquiteturas baseadas em transformers, como o BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers), têm se destacado no Processamento de Linguagem Natural por permitir uma modelagem mais precisa do contexto e do fluxo da linguagem. À luz desse cenário, este projeto propõe uma análise sistemática da eficácia e da viabilidade prática de distintos métodos de extração de termos-chave e classificação textual aplicados à detecção de desinformação, buscando identificar vantagens, limitações e potenciais de uso em cenários reais. Os dados obtidos servirão de base para o aperfeiçoamento de ferramentas computacionais voltadas ao enfrentamento de usos maliciosos de dados textuais.

Palavras-chaves: Desinformação, extração de termos-chave, classificação de texto, aprendizado de máquina.

Abstract

The growing spread of disinformation in digital environments, together with the speed at which content circulates on platforms and social networks, has become a central challenge for contemporary society. In this context, text classification models based on machine learning and deep learning have emerged as promising alternatives to support the detection and mitigation of this phenomenon. In traditional machine learning approaches, text is represented by sets of lexical, syntactic, semantic, and discursive features selected manually, and supervised classifiers such as SVMs have been widely used to distinguish between different types of news. Deep learning models, in turn, represent textual content as matrices processed by neural networks, such as RNNs, which are capable of automatically extracting relevant representations for subsequent classification. More recently, transformer-based architectures, such as BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers), have stood out in Natural Language Processing by enabling a more accurate modeling of linguistic context and flow. In light of this scenario, this project proposes a systematic analysis of the effectiveness and practical feasibility of different methods for key term extraction and text classification applied to disinformation detection, seeking to identify advantages, limitations, and potential for use in real-world settings. The results will serve as a basis for improving computational tools aimed at countering malicious uses of textual data.

Keywords: Disinformation, key term extraction, text classification, machine learning.

Sumário

1	INTRODUÇÃO	1
1.1	Objetivos	5
1.1.1	Objetivo Geral	5
1.1.2	Objetivos Específicos	5
1.2	Justificativa	5
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	8
2.1	Fundamentação Teórica	8
2.2	Processamento de Linguagem Natural	8
2.3	Representação de Texto	9
2.4	Aprendizado de Máquina na Classificação Textual	9
2.5	Aprendizado Profundo (Deep Learning)	10
2.6	Extração de Termos-Chave	11
2.7	Desinformação e Verificação de Fatos Automatizada	11
2.8	Claim Detection	12
2.8.1	Modelo XLM-R-Large-ClaimDetection	13
2.9	Métricas de desempenho	15
2.9.1	Acurácia	15
2.9.2	Precisão	15
2.9.3	Recall	16
2.9.4	F1-Score	16
2.9.5	Índice de Jaccard	16
2.10	Considerações Finais	16
3	TRABALHOS RELACIONADOS	18
4	METODOLOGIA	20
4.1	Etapas a Serem Realizadas Neste Projeto	20
4.1.1	Extração e seleção de produções textuais	20
4.1.2	Pré-processamento e mapeamento de textos	21
4.1.3	Registro dos Dados Processados	22
4.1.4	Obtenção dos Termos-chave	23
4.1.5	Classificação Textual	25
4.1.6	Análise da eficácia obtida por cada tecnologia	25
4.1.7	Comparação da eficácia entre as tecnologias estudadas durante o projeto	27
4.2	Cronograma	28

5	RESULTADOS E DISCUSSÕES	30
5.1	Resultados Obtidos	30
5.1.1	Sumarização	30
5.1.2	Segmentação baseada em conjunções	32
5.1.3	Segmentação baseada apenas em aspas	34
5.1.4	Classificação de afirmações factuais com XLM-R-Large-ClaimDetection	35
5.1.5	Comparação com o SVM	35
5.2	Comparação de Classificação	35
5.3	Avaliação	42
6	CONCLUSÕES	44
6.1	Contribuições	45
6.2	Limitações	45
6.3	Trabalhos Futuros	45
	REFERÊNCIAS	46

1 Introdução

A criação e disseminação da desinformação não são fenômenos recentes. Desde os tempos em que a comunicação se dava por jornais impressos, rádios, televisões ou até mesmo pela transmissão oral, já existiam tentativas de manipular ou distorcer fatos com diferentes intenções, podendo ser políticas, econômicas ou sociais. No entanto, o avanço tecnológico transformou profundamente esse cenário. A internet e, especialmente, as redes sociais, ampliaram exponencialmente o alcance e a velocidade com que conteúdos são compartilhados.

Com a popularização e o barateamento do acesso à internet, a sociedade passou a viver em um ambiente globalizado e hiperconectado, no qual o fluxo de informações é constante e instantâneo. Plataformas como WhatsApp, Messenger, blogs e portais de notícias tornaram-se canais centrais para o consumo e a troca de conteúdo. Essa democratização da informação, embora traga benefícios, também intensificou o desafio de distinguir o que é verdadeiro do que é manipulador ou enganoso. O excesso de informações, algumas provenientes de fontes jornalísticas verificadas e outras de origem duvidosa, cria um ambiente em que o discernimento crítico se torna essencial para evitar a propagação da desinformação.

A situação torna-se ainda mais preocupante à medida que empresas, governos e até indivíduos começam a gerar e disseminar informações por meio de redes sociais para benefícios próprios. Desse modo, analisar e classificar todo dado recebido pode-se tornar demorado e inviável, já que, aproximadamente, 5.3 bilhões de pessoas, o que representa cerca de 66% da população mundial, possuem acesso a internet de acordo com a União Internacional de Telecomunicações ([ITU, 2022](#)), ou seja, são possíveis disseminadores de desinformação, mesmo que não intencionalmente. Para lidar com tal situação, além da implementação de ferramentas capazes de discernir quanto às mensagens transmitidas, é necessário que haja um auxílio governamental de modo a limitar o compartilhamento de informações não verificadas para que seja possível diminuir e evitar a difusão de desinformação.

Além do enfoque computacional, a disseminação de desinformação online apresenta um desafio para diversas outras áreas científicas, sendo uma delas a área científica que envolve questões psicológicas. Muitas vezes, a dificuldade para diferenciar a verdade da ficção está relacionada à falta de precisão com que os indivíduos refletem sobre determinado assunto, podendo utilizar menos raciocínio caso a notícia confirme suas próprias ideias. ([PENNYCOOK; RAND, 2021](#)) Dessa forma, é notório que ocorre uma manipulação emocional para incentivar certos tipos de comportamentos que beneficiam o emissor de

tais desinformações, tendo como exemplo manipulações com finalidades políticas capazes de proliferarem comportamentos agressivos e preconceituosos (SOUZA, 2019). Portanto, é possível notar que a vulnerabilidade do pensamento não racional humano pode ser explorada para influenciar comportamentos. Ao mesmo tempo, essa vulnerabilidade pode servir de indício para identificar e classificar textos, auxiliando na classificação computacional dos mesmos, já que conteúdos manipulativos tendem a conter informações que exploram o lado sentimental dos leitores.

É importante ter em mente o tipo específico de informação que será tratado neste trabalho, uma vez que o fenômeno da desordem informacional representa uma das expressões mais complexas da crise contemporânea da comunicação. Conforme analisa Silva (SILVA, 2020), a desordem informacional manifesta-se no ambiente digital como um caos comunicacional, em que conteúdos verdadeiros, falsos e distorcidos se misturam em alta velocidade, especialmente nas redes sociais como o Twitter. Essa dinâmica, acelerada pela pandemia de COVID-19, caracteriza a chamada infodemia, marcada pelo excesso de informações, algumas corretas, outras enganosas, que dificultam a distinção entre fontes confiáveis e conteúdos manipulados. Como sintetizado na Figura 1, essas categorias se sobrepõem e ajudam a diferenciar situações em que há apenas circulação de informação incorreta daquelas em que há uso estratégico da informação para produzir dano.



Figura 1 – "Desordem da informação".

Fonte: (IRETON; POSETTI, 2018)

De acordo com a tipologia proposta por Wardle e Derakhshan (WARDLE, 2017), a desordem informacional se estrutura em três dimensões complementares:

- Mis-information: quando informações falsas são compartilhadas sem intenção de causar dano;
- Dis-information: quando há intenção deliberada de enganar ou prejudicar;
- Mal-information: quando informações verdadeiras são utilizadas com o objetivo de causar dano.

Esses três eixos foram incorporados e ampliados no manual da UNESCO (IRETON; POSETTI, 2018), intitulado *Journalism, “Fake News” & Disinformation*, que trata a desordem informacional como um fenômeno sistêmico, envolvendo dimensões políticas, tecnológicas e cognitivas.

Sob essa perspectiva, o Tribunal Superior Eleitoral (TSE) passou a adotar “desinformação” como conceito guarda-chuva para abarcar diferentes formas de manipulação e distorção de conteúdo em contextos de desordem informacional (Tribunal Superior Eleitoral, 2022). Materiais do TRE-SP explicitam que “fake news” é uma subcategoria específica, ligada à falsificação da forma notícia e à aparência jornalística, enquanto “desinformação” cobre um escopo mais amplo, incluindo postagens, conteúdos audiovisuais, memes e narrativas distorcidas que circulam nas redes (Tribunal Regional Eleitoral de São Paulo, 2023). Assim, para estudos sobre circulação de informações online e mais especificamente, para este trabalho, o uso do termo “desinformação” mostra-se conceitualmente mais preciso e metodologicamente consistente (Tribunal Superior Eleitoral, 2022; Tribunal Regional Eleitoral de São Paulo, 2023).

A literatura especializada reforça essa ampliação conceitual. Marchiori (MARCHIORI, 2002) já identificava o paradoxo do excesso informacional, no qual o volume de dados não se converte em conhecimento. Han (HAN, 2018), por sua vez, descreve o ambiente digital como um “enxame de ruídos”, no qual indivíduos isolados produzem e compartilham incessantemente fragmentos de informação sem coordenação nem filtro, gerando ruído cognitivo coletivo.

Estudos empíricos comprovam os efeitos dessa desordem. Vosoughi, Roy e Aral (VOUSOUGHI; ROY; ARAL, 2018) mostram que, no Twitter, boatos falsos difundem-se mais longe, mais rápido e mais profundamente do que notícias verdadeiras, chegando a 1.500 pessoas cerca de seis vezes mais rápido, em grande parte associados à novidade da informação e a um perfil emocional distinto nas respostas (mais surpresa e nojo), e não ao efeito de bots. Cinelli et al. (CINELLI et al., 2020) analisam várias plataformas e encontram padrões de difusão semelhantes para conteúdos de fontes confiáveis e questionáveis. No Twitter, as estimativas de amplificação indicam que a arquitetura não discrimina a veracidade no ato da difusão, favorecendo a circulação indiscriminada de conteúdo.

Durante a pandemia, o Covid19 Infodemic Observatory (DOMENICO et al., 2020)

verificou que cerca de 28,9% das publicações sobre COVID-19 continham informações questionáveis. Já a Organização Pan-Americana da Saúde (OPAS) ([Organização Pan-Americana da Saúde \(OPAS/OMS\), 2020](#)) conceituou a infodemia como uma “superabundância de informações, precisas e imprecisas, que dificulta a identificação de orientações confiáveis”, destacando o papel das redes sociais como amplificadoras desse processo.

Diante desse cenário, García-Saisó et al. ([GARCÍA-SAISÓ et al., 2021](#)) enfatizam que a desordem informacional deve ser tratada como questão de saúde pública e de governança democrática, demandando estratégias de comunicação de risco, fortalecimento da checagem de fatos e políticas de alfabetização midiática.

Em síntese, a desordem informacional e, dentro dela, a desinformação, traduz a crise da racionalidade comunicacional contemporânea. Mais do que um problema semântico, trata-se de uma reconfiguração estrutural do ecossistema informativo, em que a abundância de conteúdo, a ausência de filtros e o incentivo algorítmico à polarização substituem a busca pela verdade pela simples viralização. Dessa forma, o presente trabalho se concentra especificamente no estudo da desinformação.

Com base na análise dos métodos de avaliação de veracidade atual, duas abordagens principais se destacam: a Abordagem Linguística e a Abordagem de Redes. A Abordagem Linguística foca na análise do conteúdo de mensagens enganosas, identificando padrões de linguagem que indicam engano, como o uso de pronomes, conjunções e palavras de emoção negativa. Por outro lado, a Abordagem de Redes utiliza informações de rede, como metadados de mensagens ou consultas estruturadas em redes de conhecimento, para calcular medidas agregadas de engano. ([CONROY; RUBIN; CHEN, 2015](#)) Ambas as abordagens geralmente incorporam técnicas de aprendizado de máquina para treinar classificadores adaptados à análise. No entanto, dado o foco deste trabalho, a Abordagem de Redes não será explorada, tendo ênfase na exploração das técnicas de Processamento de Linguagem Natural para a detecção de desinformação intencionalmente falsa.

Também é essencial a elaboração de uma definição para fato. Para este estudo, será considerado uma afirmação ou proposição objetiva que pode ser verificada como verdadeira ou falsa com base em evidências disponíveis, sem depender de julgamentos subjetivos como relevância, importância editorial ou interpretações pessoais. Para ser classificada como fato, a afirmação deve ser suficientemente clara, específica e independente de contextos variáveis que possam influenciar sua interpretação. A verificabilidade de um fato depende da existência de métodos ou dados concretos que permitam sua avaliação por diferentes indivíduos ou organizações de maneira consistente e replicável ([KONSTANTINOVSKIY et al., 2021a](#)).

1.1 Objetivos

1.1.1 Objetivo Geral

O objetivo geral deste trabalho é extrair, de forma automatizada, termos-chave presentes em notícias relevantes com conteúdos verificados por agências como Aos Fatos, Fatos ou fake, Uol confere e Estadão Verifica com conteúdos envolvendo urnas eletrônicas no Brasil, de modo a otimizar o processo de classificação desses conteúdos. Para isso, serão utilizadas técnicas avançadas de Processamento de Linguagem Natural, como modelos de transformers, BERT, entre outras abordagens. A partir dessa análise, serão apontados fatores que podem contribuir para o avanço da área de PLN e para a melhoria das ferramentas de detecção de desinformação.

1.1.2 Objetivos Específicos

- Analisar modelos relevantes por meio de revisão dos modelos de Processamento de Linguagem Natural usados em detecção de fatos relevantes.
- Aplicar modelos em dados verificados e ajusta-los para analisar textos em Português e adaptar para o contexto de desinformação.
- Definir e utilizar métricas apropriadas para avaliar a precisão, recall, F1-score e outras medidas de desempenho dos modelos.
- Coletar, analisar e avaliar os resultados obtidos, utilizando métricas de desempenho e parametrizando diferentes configurações.
- Comparar os resultados com pesquisas existentes, identificar diferenças.
- Sugerir possíveis melhorias e avanços com base nas comparações realizadas.

1.2 Justificativa

De acordo com uma pesquisa realizada pela PR Newswire, aproximadamente 65% das gerações Millennials e Z preferem se comunicar com mais frequência por meio de ambientes digitais do que pessoalmente (FRANZESE, 2017). Este dado revela uma transformação significativa nos padrões de interação social, impulsionada pela popularização dos smartphones, redes sociais e aplicativos de mensagens. Nesse contexto, essas gerações estão mais expostas a conteúdos que podem ser potencialmente falsos, especialmente na forma de textos. A ampla exposição a informações digitais e a velocidade com que elas se disseminam tornam a identificação de desinformação um desafio ainda maior.

Outro fator agravante é o fato de que, apesar de possuírem a obrigação de se atentarem à veracidade das notícias, nem mesmo especialistas estão isentos de acreditarem em informações falsas. Em 2013, em um tweet da agência de notícias Associated Press, foi dito que houve uma suposta explosão que teria ferido Barack Obama, o que levou a uma perda de 130 bilhões de dólares em ações, tal valor sendo recuperado rapidamente após ser anunciado que a notícia era falsa (RAPOZA, 2017). Entretanto, mesmo com a recuperação econômica rápida, pode-se notar que a disseminação de desinformação tem impactos em toda economia de um país. Desse modo, é inegável que a propagação de informação na internet deve receber atenção de autoridades públicas, empresariais e da comunidade científica.

Diante dessa realidade, é crucial o desenvolvimento de ferramentas que possam tornar esses ambientes digitais mais seguros e menos suscetíveis à desinformação. A revisão e aprimoramento de técnicas para mitigar a disseminação de desinformação são essenciais para superar os desafios atuais. Em particular, o avanço das ferramentas de Processamento de Linguagem Natural desempenha um papel fundamental nesse contexto. Melhorar a capacidade das ferramentas de PLN é crucial para a identificação e a filtragem de informações falsas e enganosas. Isso envolve a análise de algoritmos sofisticados capazes de entender o contexto, a intenção e a veracidade das informações, além de detectar padrões e fontes de desinformação com maior precisão.

O processo de checagem de fatos em uma organização pode ser dividido em quatro etapas principais: (1) monitorar a mídia, capturando conteúdos como artigos, vídeos e imagens; (2) detectar afirmações verificáveis; (3) verificar as afirmações por meio de pesquisa detalhada; e (4) publicar os resultados das verificações. No entanto, a maior parte da pesquisa científica tem-se concentrado na etapa de verificação da veracidade, também conhecido como *checking claims*, com estudos rotulados como detecção de fake news ou desinformação, colocando em segundo plano etapas iniciais igualmente essenciais, como a detecção de afirmações. (KONSTANTINOVSKIY et al., 2021a)

Observa-se que grande parte das pesquisas em detecção automática de desinformação permanece centrada na formulação do problema como uma tarefa de classificação supervisionada, em geral binária ou multiclasse, aplicada diretamente à veracidade das notícias (OSHIKAWA; QIAN; WANG, 2020). Em contrapartida, etapas intermediárias do pipeline de checagem, como a identificação sistemática de afirmações verificáveis, a seleção de trechos relevantes e a otimização dos modelos de linguagem utilizados nessa filtragem inicial, ainda recebem atenção mais limitada na literatura, surgindo apenas mais recentemente como objetos de estudo específicos em tarefas de *claim detection* e normalização de afirmações (KONSTANTINOVSKIY et al., 2021b). Essa lacuna torna-se ainda mais evidente no contexto de línguas de poucos recursos, como o português, em que há escassez de recursos anotados e de estudos sistemáticos voltados à detecção de

desinformação e às etapas prévias de seleção de conteúdo. Portanto, é notório a necessidade de investigar precisamente esse elo intermediário do processo, propondo e avaliando estratégias de Processamento de Linguagem Natural para detecção automática de afirmações em português, com o objetivo de tornar o fluxo de *fact-checking* mais eficiente, escalável e alinhado às necessidades práticas de organizações de checagem de fatos.

Automatizar essas etapas iniciais, especialmente a detecção de afirmações, é fundamental para alimentar o processo de verificação com entradas relevantes e gerenciar o volume de informações. Sem uma lista bem apurada de afirmações verificáveis, a etapa de determinação da veracidade não pode funcionar de forma eficaz. (KONSTANTINOVSKIY et al., 2021a) Portanto, integrar ferramentas automatizadas pode tornar o processo mais eficiente, reduzir a carga de trabalho dos verificadores e aumentar a qualidade e a agilidade na disseminação de informações confiáveis.

2 Fundamentação Teórica

2.1 Fundamentação Teórica

O avanço das tecnologias de Processamento de Linguagem Natural (PLN) e de Aprendizado de Máquina (Machine Learning – ML) tem transformado profundamente a forma como se compreende, organiza e interpreta grandes volumes de informação textual. Essas áreas, situadas na intersecção entre a Linguística Computacional e a Inteligência Artificial, fornecem as bases para o desenvolvimento de sistemas capazes de compreender o conteúdo semântico de textos, extrair padrões linguísticos e realizar tarefas de classificação, sumarização e detecção de desinformação. Neste capítulo, são abordados os principais conceitos e fundamentos teóricos que sustentam as técnicas utilizadas nesta pesquisa, com ênfase nas metodologias de extração de termos-chave e nos modelos de classificação textual aplicados ao combate à disseminação de desinformação nos meios digitais.

2.2 Processamento de Linguagem Natural

O Processamento de Linguagem Natural (PLN) é uma área da Inteligência Artificial dedicada ao desenvolvimento de métodos que possibilitam que computadores compreendam e manipulem a linguagem humana de forma automatizada (??). O PLN combina aspectos da linguística, estatística e ciência da computação, permitindo o tratamento de dados textuais em larga escala e a extração de informações de maneira sistemática. Entre suas principais tarefas estão a tokenização, remoção de *stopwords*, lematização, *stemming*, análise sintática e semântica, reconhecimento de entidades nomeadas (NER) e análise de sentimentos.

No contexto desta pesquisa, o PLN é utilizado para o pré-processamento de textos, etapa que inclui a normalização textual, a segmentação de sentenças e a identificação de termos relevantes. Essas técnicas garantem que o texto seja representado de maneira estruturada, possibilitando a aplicação de algoritmos de aprendizado de máquina e aprendizado profundo. A capacidade do PLN de identificar padrões linguísticos e semânticos é essencial para a detecção de desinformação, uma vez que esse fenômeno se manifesta por meio de estruturas discursivas específicas, escolhas lexicais tendenciosas e manipulação intencional de contextos.

2.3 Representação de Texto

A representação de texto constitui um dos pilares do PLN, pois define a forma como as palavras e sentenças são convertidas em formatos compreensíveis para os algoritmos computacionais. Entre os métodos mais tradicionais, destacam-se o modelo de *Bag of Words* (BoW) e o *Term Frequency–Inverse Document Frequency* (TF-IDF).

O modelo BoW representa o texto como um conjunto de palavras independentes, desconsiderando a ordem e o contexto em que aparecem. Apesar de sua simplicidade, essa abordagem é amplamente utilizada em tarefas de classificação textual devido à sua eficiência. Já o TF-IDF aprimora o modelo BoW ao ponderar a importância de cada termo com base em sua frequência no documento e na raridade no corpus (??). O TF-IDF foi utilizado neste estudo como uma das primeiras etapas de filtragem e seleção de sentenças relevantes, permitindo identificar palavras mais representativas de cada notícia analisada.

Com o avanço da área, surgiram métodos mais sofisticados de representação vetorial, conhecidos como *word embeddings*, que mapeiam palavras em vetores contínuos em um espaço de alta dimensionalidade. Técnicas como Word2Vec (??), GloVe (??) e FastText (??) capturam relações semânticas e contextuais entre palavras com base em sua coocorrência. Mais recentemente, os *embeddings* contextuais, derivados de modelos como BERT e SBERT, passaram a representar o significado das palavras considerando o contexto em que aparecem, oferecendo resultados superiores em tarefas semânticas complexas.

2.4 Aprendizado de Máquina na Classificação Textual

O Aprendizado de Máquina (ML) é uma subárea da Inteligência Artificial voltada para o desenvolvimento de algoritmos capazes de aprender padrões a partir de dados e realizar previsões ou classificações sem intervenção humana direta (??). No contexto do PLN, o ML é amplamente utilizado para classificar textos, identificar tópicos, analisar sentimentos e detectar desinformação.

Os modelos tradicionais de ML aplicados a textos incluem algoritmos supervisionados como *Support Vector Machines* (SVM), *Naive Bayes* e *Random Forests*. Esses métodos dependem de representações vetoriais do texto, como BoW e TF-IDF, para extrair características numéricas. O SVM, em particular, tem se mostrado eficiente na separação de classes lineares e foi utilizado neste estudo para a classificação de sentenças factuais e não factuais, alcançando resultados satisfatórios em acurácia, embora com limitações quanto à relevância prática das classificações.

Para a avaliação dos modelos de ML, métricas como precisão, *recall*, F1-score e acurácia são amplamente utilizadas. A precisão mede a proporção de classificações corretas entre as predições positivas. O *recall* avalia a capacidade do modelo em identificar todas

as instâncias relevantes. O F1-score combina ambas as métricas, oferecendo uma medida harmônica de desempenho. Tais métricas são fundamentais para compreender a eficiência dos algoritmos de classificação textual aplicados à detecção de desinformação.

2.5 Aprendizado Profundo (Deep Learning)

O Aprendizado Profundo (Deep Learning – DL) representa uma evolução do ML, caracterizando-se pela utilização de redes neurais artificiais com múltiplas camadas de processamento. Essas redes são capazes de modelar relações complexas e não lineares nos dados, tornando-se particularmente eficazes em tarefas envolvendo linguagem natural.

As Redes Neurais Recorrentes (RNNs), especialmente suas variantes LSTM (*Long Short-Term Memory*) e GRU (*Gated Recurrent Unit*), foram amplamente empregadas para capturar dependências temporais em sequências textuais. No entanto, apesar de seu sucesso, essas arquiteturas apresentam limitações quanto à paralelização e ao tratamento de contextos longos.

Essas limitações foram superadas com o surgimento dos *Transformers* (??), uma arquitetura baseada em mecanismos de atenção que permite o aprendizado bidirecional do contexto textual. Modelos derivados, como BERT (*Bidirectional Encoder Representations from Transformers*), DistilBERT, SBERT (*Sentence-BERT*) e XLM-RoBERTa, revolucionaram o PLN ao oferecer representações contextuais mais ricas e precisas. No presente estudo, esses modelos foram empregados para sumarização e extração de termos-chave, com destaque para o SBERT, que apresentou melhor equilíbrio entre desempenho e tempo de processamento.

A capacidade dos modelos baseados em transformers de compreender o contexto global das sentenças e aprender relações semânticas complexas os torna ferramentas fundamentais para o combate à desinformação, especialmente em ambientes multilíngues, como o português.

Além disso, a formulação original dos *Transformers* parte da ideia de que uma sequência pode ser decomposta em um conjunto de tokens sobre os quais se aplica, de forma iterativa, um bloco composto por autoatenção multi-cabeças (MHSA) e uma MLP posicionada por token. Em cada bloco, o mesmo vetor de entrada x_i é projetado em três espaços lineares distintos, gerando $q_i = x_i W_Q$, $k_i = x_i W_K$ e $v_i = x_i W_V$. O *query* passa a representar a demanda informacional do token, o *key* os atributos sob os quais esse token pode ser recuperado pelos demais, e o *value* o conteúdo semântico efetivamente agregável.

A autoatenção calcula, então, para cada posição, coeficientes de ponderação assimétricos a partir dos produtos escalares direcionados $q_i k_j^T$, normalizados por *softmax*, o que permite selecionar, de todo o enunciado, justamente os tokens mais relevantes e,

assim, modelar dependências de longo alcance sem recorrer à recorrência. Apenas os *values* são combinados $z_i = \sum_j \alpha_{ij} v_j$ e o resultado não substitui a representação original: ele é reinjetado por meio de uma conexão residual e estabilizado por *Layer Normalization*, garantindo que cada camada aprenda apenas um refinamento suave da representação anterior e que o empilhamento profundo não degrade o contexto. (TURNER, 2024)

Essa combinação de atenção global, paralelizável e ligada por conexões residuais explica por que *Transformers* superam RNNs e CNNs em tarefas de processamento de linguagem natural que exigem contexto amplo e comparações cruzadas entre tokens.

2.6 Extração de Termos-Chave

A extração de termos-chave é uma tarefa essencial no PLN, cujo objetivo é identificar automaticamente as palavras ou expressões mais representativas de um texto. Essa atividade permite resumir o conteúdo, facilitar a indexação e apoiar processos de classificação e análise semântica.

As abordagens tradicionais baseiam-se em métodos estatísticos, como TF-IDF, RAKE (*Rapid Automatic Keyword Extraction*), TextRank (??) e YAKE (*Yet Another Keyword Extractor*). Tais métodos consideram a frequência e coocorrência de termos, oferecendo soluções rápidas e interpretáveis, embora limitadas no entendimento de contexto.

Em contrapartida, abordagens modernas utilizam *embeddings* semânticos e modelos supervisionados para capturar significados contextuais. Técnicas baseadas em *sentence embeddings*, como as fornecidas pelo SBERT, avaliam a similaridade de cosseno entre frases e palavras, permitindo identificar termos de maior relevância sem depender exclusivamente de frequência estatística. Além disso, modelos supervisionados e híbridos, que combinam *embeddings* com classificadores como SVMs ou redes neurais, vêm apresentando resultados expressivos em tarefas de extração semântica de palavras-chave.

2.7 Desinformação e Verificação de Fatos Automatizada

A desinformação é um fenômeno multifacetado que se refere à disseminação intencional de informações falsas ou enganosas com o objetivo de manipular percepções e comportamentos (????). No ambiente digital, sua propagação é potencializada pela velocidade das redes sociais e pela personalização algorítmica, que cria bolhas informacionais e amplia o impacto de narrativas falsas.

O processo de verificação de fatos, ou *fact-checking*, é composto por quatro etapas principais: (1) monitoramento de informações, (2) identificação de afirmações verificáveis (*claim detection*), (3) verificação de veracidade e (4) publicação dos resultados (??). Entre essas etapas, a detecção automatizada de afirmações factuais tem ganhado destaque por

reduzir o volume de informações analisadas manualmente e otimizar o trabalho das agências de checagem.

Modelos como o XLM-R-Large-ClaimDetection, utilizado neste estudo, aplicam técnicas de aprendizado profundo para identificar automaticamente frases que contêm declarações factuais dignas de verificação. Essa abordagem se mostra promissora ao reduzir a sobrecarga humana e aumentar a escalabilidade de sistemas de monitoramento de desinformação.

2.8 Claim Detection

A detecção de afirmações (claim detection) é uma tarefa do Processamento de Linguagem Natural voltada à identificação, em um texto, de declarações que expressam uma posição argumentativa, isto é, sentenças que sustentam ou contestam uma determinada ideia. No caso da detecção de afirmações dependentes de contexto (Context Dependent Claim Detection – CDCD), proposta por Levy et al. (LEVY et al., 2014), o objetivo é reconhecer apenas as afirmações que se relacionam diretamente a um tópico específico, como uma questão controversa ou um tema de debate. Essa abordagem requer não apenas o reconhecimento da estrutura linguística de uma afirmação, mas também a compreensão de sua relevância semântica em relação ao contexto, diferenciando-a de simples definições, repetições do tópico ou informações neutras.

Afirmações detectadas podem ser tanto factuais quanto não factuais, abrangendo desde proposições verificáveis, baseadas em dados concretos, até declarações de natureza opinativa, que refletem juízos de valor, crenças ou percepções subjetivas. Essa característica torna o claim detection uma ferramenta essencial para tarefas de mineração de argumentação, análise de debates e suporte à decisão automatizada, pois permite extrair, de grandes volumes de texto, as bases argumentativas que sustentam diferentes pontos de vista, independentemente de sua comprovação empírica.

A partir dessa perspectiva argumentativa, a tarefa de claim detection passou a ser também entendida como uma etapa inicial fundamental dos sistemas de checagem automática de fatos (automated fact-checking). Nesse contexto, o objetivo não é apenas identificar sentenças argumentativas, mas delimitar quais delas são potencialmente verificáveis, isto é, quais expressam afirmações que podem ser submetidas a um processo de comprovação de veracidade com base em evidências empíricas ou fontes confiáveis. Essa evolução conceitual é explorada por Konstantinovskiy et al. (KONSTANTINOVSKIY et al., 2021a), que desenvolvem um modelo de anotação e um conjunto de dados voltados especificamente à identificação de afirmações factuais.

Os autores propõem uma abordagem mais objetiva e padronizada, evitando critérios subjetivos como “importância” ou “relevância política” da afirmação, frequentemente

presentes em trabalhos anteriores. Para isso, elaboraram um esquema de sete categorias de afirmações, abrangendo desde sentenças quantitativas, predições e relações de causa e efeito até leis, regras e experiências pessoais. O modelo classifica como *claims* aquelas sentenças que expressam asserções sobre o mundo passíveis de verificação, distinguindo-as de opiniões, perguntas ou comentários.

Assim, o *claim detection* deixa de ser apenas uma tarefa voltada à análise argumentativa e passa a ocupar um papel central na detecção e combate à desinformação. Ao automatizar a identificação de enunciados verificáveis em discursos políticos, notícias ou redes sociais, essa técnica contribui para acelerar o processo de verificação, ampliar a cobertura dos sistemas de fact-checking e reduzir o tempo de exposição pública de informações falsas ou enganosas. Desse modo, o campo evolui de uma abordagem semântico-argumentativa para uma função prática e social, a de servir como ponte entre o processamento de linguagem natural e a integridade informacional no espaço público.

2.8.1 Modelo XLM-R-Large-ClaimDetection

Baseado na arquitetura Transformer de Vaswani et al. (VASWANI et al., 2017), o XLM-R adota um processo de pré-treinamento não supervisionado fundamentado na tarefa de Masked Language Modeling (MLM), em que determinados tokens de uma sequência são mascarados e o modelo deve prever as palavras originais com base no contexto. (CONNEAU et al., 2020) Essa abordagem permite o aprendizado de representações contextuais profundas, que capturam relações sintáticas e semânticas compartilhadas entre diferentes idiomas. Para alcançar tal desempenho, foram desenvolvidas duas configurações de arquitetura: o XLM-R Base, com 12 camadas e cerca de 270 milhões de parâmetros, e o XLM-R Large, com 24 camadas e aproximadamente 550 milhões de parâmetros, ambas empregando 16 cabeças de atenção e uma dimensão de embedding de 1024 unidades.

O treinamento do XLM-R foi realizado sobre o corpus CC-100, um conjunto de dados de 2,5 terabytes de textos coletados e filtrados do CommonCrawl, abrangendo 100 idiomas. Diferentemente de modelos anteriores, que utilizavam dados da Wikipédia, o XLM-R amplia significativamente a cobertura linguística, especialmente em línguas de poucos recursos, por meio da filtragem automatizada de textos com o fastText e modelos próprios de detecção de idioma. Para tokenização, foi empregado o algoritmo SentencePiece, que realiza a segmentação sublexical diretamente sobre texto cru, sem necessidade de regras específicas por idioma, permitindo um vocabulário unificado de 250 mil subpalavras. Esse design elimina dependências linguísticas e torna o modelo mais eficiente em cenários de code-switching, onde há mistura de línguas em uma mesma sentença.

Os experimentos conduzidos confirmaram a superioridade do XLM-R em relação a modelos como o mBERT e o XLM-100. Nos testes de inferência multilíngue (XNLI), o modelo alcançou ganhos médios de 14,6% em acurácia, com destaque para melhorias

expressivas em idiomas de baixo recurso, como suaíli (+15,7%) e urdu (+11,4%). Em tarefas de reconhecimento de entidades nomeadas (NER) e resposta a perguntas multilíngue (MLQA), o XLM-R obteve incrementos de 2,4% e 13% em F1-score, respectivamente. O modelo também demonstrou desempenho comparável a modelos monolíngues de ponta, como RoBERTa e XLNet, no benchmark GLUE, reforçando a viabilidade de um modelo unificado capaz de lidar com múltiplos idiomas sem perda significativa de desempenho individual.

Assim, o XLM-R representa um avanço metodológico e arquitetural significativo para o campo do Processamento de Linguagem Natural (PLN), provando que a escala e a diversidade linguística, quando combinadas a um treinamento profundo e bem balanceado, são suficientes para gerar representações universais e transferíveis. Essa robustez técnica torna o XLM-R uma base sólida para aplicações contemporâneas de detecção de afirmações e checagem automática de fatos, permitindo o fine-tuning de modelos especializados, como o XLM-R-Large-ClaimDetection utilizado no trabalho, em tarefas que exigem discernimento semântico e generalização entre diferentes idiomas e domínios textuais.

Com base no XLM-R, houve uma adaptação supervisionada para a tarefa de classificação de sentenças factuais e não factuais. Esse procedimento tem como objetivo aproveitar o conhecimento linguístico geral aprendido durante o pré-treinamento massivo em múltiplos idiomas e ajustá-lo para um domínio mais restrito, neste caso, o de checagem automatizada de fatos (automated fact-checking). (SAMI, 2024)

Tecnicamente, o fine-tuning envolve a reutilização dos pesos e embeddings do modelo XLM-R Large, previamente treinado com o objetivo de predição de palavras mascaradas (Masked Language Modeling), e a adição de uma camada de classificação no topo da rede, responsável por prever se uma sentença representa ou não uma afirmação factual. Durante o treinamento supervisionado, essa nova camada, e, em parte, as camadas internas do Transformer, passam por um processo de reajuste dos parâmetros com base em exemplos anotados, permitindo que o modelo aprenda padrões semânticos e discursivos associados a declarações verificáveis.

O processo de adaptação seguiu uma estratégia semi-supervisionada (weakly-supervised) em duas etapas. Na primeira, o modelo foi treinado com um conjunto de dados fraco, isto é, um corpus de mensagens do Telegram anotado automaticamente com o auxílio do modelo GPT-4o, que produziu rótulos aproximados de factualidade com base em um prompt de classificação. Essa etapa forneceu uma ampla base de exemplos. Em seguida, na segunda etapa, foi realizado um fine-tuning mais preciso utilizando o conjunto de dados manualmente anotado proveniente de comentários do Facebook. Essa combinação de dados fracos e fortes possibilitou ao modelo consolidar o aprendizado.

O modelo resultante foi então avaliado em dois contextos distintos. Em um conjunto de mensagens do Telegram anotadas por quatro codificadores humanos, atingiu uma

acurácia de 0,90, demonstrando alta consistência com o julgamento humano. Já no conjunto de teste do dataset retirado do Facebook alcançou 0,79 de acurácia, o que demonstra sua capacidade de generalização para outros domínios de texto. Embora o treinamento tenha sido realizado exclusivamente com dados em alemão, o modelo mantém o caráter multilíngue herdado do XLM-R, que foi originalmente treinado em cem idiomas.

2.9 Métricas de desempenho

2.9.1 Acurácia

A acurácia é uma métrica amplamente utilizada para avaliar o desempenho de modelos de classificação. Ela é definida como a proporção de previsões corretas em relação ao total de previsões realizadas. A fórmula para calcular a acurácia é dada por:

$$\text{Acurácia} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (2.1)$$

onde:

- TP (True Positives): número de verdadeiros positivos, ou seja, casos em que o modelo previu corretamente a classe positiva.
- TN (True Negatives): número de verdadeiros negativos, ou seja, casos em que o modelo previu corretamente a classe negativa.
- FP (False Positives): número de falsos positivos, ou seja, casos em que o modelo previu incorretamente a classe positiva.
- FN (False Negatives): número de falsos negativos, ou seja, casos em que o modelo previu incorretamente a classe negativa.

2.9.2 Precisão

A precisão é uma métrica que avalia a qualidade das previsões positivas feitas por um modelo de classificação. Ela é definida como a proporção de verdadeiros positivos em relação ao total de previsões positivas. A fórmula para calcular a precisão é dada por:

$$\text{Precisão} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2.2)$$

onde:

- TP (True Positives): número de verdadeiros positivos.
- FP (False Positives): número de falsos positivos.

2.9.3 Recall

O recall, ou sensibilidade, é uma métrica que avalia a capacidade de um modelo de classificação em identificar corretamente todas as instâncias positivas. É definido como a proporção de verdadeiros positivos em relação ao total de instâncias positivas reais. A fórmula para calcular o recall é dada por:

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2.3)$$

onde:

- TP (True Positives): número de verdadeiros positivos.
- FN (False Negatives): número de falsos negativos.

2.9.4 F1-Score

O F1-score é uma métrica que combina a precisão e o recall em uma única medida, proporcionando um equilíbrio entre essas duas métricas. Especialmente útil quando há um desequilíbrio entre as classes positivas e negativas. A fórmula para calcular o F1-score é dada por:

$$\text{F1-Score} = 2 \cdot \frac{\text{Precisão} \cdot \text{Recall}}{\text{Precisão} + \text{Recall}} \quad (2.4)$$

2.9.5 Índice de Jaccard

O índice de Jaccard, também conhecido como coeficiente de Jaccard, é uma métrica que avalia a similaridade entre dois conjuntos. É definido como a razão entre a interseção e a união dos conjuntos. A fórmula para calcular o índice de Jaccard é dada por:

$$\text{Jaccard} = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} \quad (2.5)$$

onde:

- A e B são os conjuntos a serem comparados.

2.10 Considerações Finais

A fundamentação teórica apresentada fornece os alicerces conceituais que sustentam a metodologia deste trabalho. A integração entre técnicas de pré-processamento linguístico, representações vetoriais, aprendizado de máquina e aprendizado profundo permite a análise automatizada de textos em larga escala. Além disso, o estudo das abordagens de extração de termos-chave e de detecção de afirmações factuais estabelece a base teórica necessária para a proposta de avaliação comparativa entre tecnologias.

Esses fundamentos não apenas orientam o desenvolvimento experimental, mas também reforçam a relevância do PLN no enfrentamento da desinformação, evidenciando que a combinação de métodos estatísticos, semânticos e neurais é o caminho mais promissor para aprimorar a detecção e o controle da propagação de conteúdos falsos em ambientes digitais.

3 Trabalhos Relacionados

A identificação de desinformação e a análise de posicionamentos têm sido amplamente investigadas na literatura devido à sua relevância para a compreensão dos fenômenos sociais, bem como pelo impacto cultural, político e econômico associado a esses temas. Nesta seção, são apresentados os principais trabalhos relacionados a essa temática, com destaque para suas contribuições, metodologias aplicadas e os pontos de melhoria que motivaram e influenciaram o presente estudo. Inicialmente, discutimos pesquisas com escopo geral voltadas para a classificação de desinformação, cujo aprimoramento é um dos objetivos deste trabalho. Em seguida, apresentamos o estudo inicial que serviu como base para o desenvolvimento tanto do primeiro artigo quanto desta pesquisa, corroborando para a construção de uma base sólida para estes estudos.

O primeiro trabalho em questão tem como foco a análise do posicionamento dos usuários em discussões online sobre desinformação. A pesquisa investiga como os posicionamentos expressos em textos podem ser utilizados para identificar conteúdos potencialmente enganosos ou nocivos, com especial atenção às discussões sobre as urnas eletrônicas no Brasil, no período de fevereiro a novembro de 2022. Utilizando técnicas algorítmicas, o estudo aplica modelagem de tópicos e análise de interações nas redes sociais, com dados extraídos de postagens publicadas no Twitter (atualmente X) e conteúdo desinformativo verificado por agências de checagem de notícias. Tal extração textual foi auxiliada pelo processo manual na elaboração de termos-chave para obtenção de conteúdo com desinformação, sendo esta a principal lacuna que o presente estudo pretende preencher por meio da elaboração automatizada de termos-chave.

A pesquisa demonstrou a viabilidade da aplicação de técnicas de detecção de posicionamento e modelagem de tópicos para identificar desinformação e caracterizar o comportamento interacional dos usuários na propagação desse conteúdo, utilizando também técnicas de TF-IDF para rotulação e análise. (BRITO, 2024)

O segundo trabalho tem como objetivo analisar os ataques ao sistema eleitoral brasileiro durante as eleições de 2022, especificamente no Twitter. Adotando uma abordagem interdisciplinar e o uso de ferramentas computacionais de rotulação automatizada de perfis e análise de linguagem natural. O artigo identificou os principais tipos de discursos hostis e o posicionamento político dos perfis responsáveis por esses tipos de discursos contra as urnas eletrônicas, o Tribunal Superior Eleitoral (TSE) e os magistrados do tribunal. Os dados revelaram que perfis governistas, principalmente bolsonaristas, foram os responsáveis por uma maior produção de conteúdos hostis, incluindo xingamentos às urnas eletrônicas e ataques de ódio direcionados aos ministros do TSE.

Ademais, o estudo aplicou um método de detecção de posicionamento não supervisionado para agrupar os usuários em clusters polarizados, com base nas contas que retuitaram. Essa técnica foi fundamentada em estudos que sugerem que os usuários tendem a polarizar suas opiniões e formar comunidades políticas, seguindo o princípio da homofilia. A análise revelou dois grandes clusters: um representando usuários favoráveis à visão política dominante e outro, contrário. Esses clusters mostraram-se densos em interações internas, com baixa proximidade entre si, caracterizando a polarização do debate. A abordagem permitiu entender melhor as dinâmicas de propagação de discursos tóxicos e a formação de “bolhas” ideológicas dentro da rede social, reforçando a relevância da polarização como um fator na disseminação de desinformação. (SANTOS et al., 2023)

Esses clusters polarizados também foram utilizados para testar a extração de tuítes com base nos termos-chave obtidos nesta pesquisa, assim como foi feito com os termos-chave extraídos manualmente na primeira pesquisa citada. Portanto, esse artigo foi essencial para a comparação entre os métodos automáticos e manuais de extração de termos-chave que permitiu avaliar a eficácia da abordagem automatizada, oferecendo informações fundamentais sobre a viabilidade de sua aplicação em contextos de grande volume de dados.

4 Metodologia

4.1 Etapas a Serem Realizadas Neste Projeto

4.1.1 Extração e seleção de produções textuais

A primeira etapa consistiu na extração de dados para a construção de uma base de conhecimento que foi usada para análise e classificação de novos textos. Para a extração de conteúdos desinformativos, foi utilizado web scraping (raspagem de dados) com a biblioteca Python BeautifulSoup, que manipula dados HTML e XML de sites. Com essas fontes, foram coletados dados usados como base para obtenção de termos-chave relevantes. Mais especificamente, o web scraping foi realizado em notícias previamente selecionadas por outro estudo ([BRITO, 2024](#)) com foco mais geral que utiliza detecção de posicionamento para identificação de conteúdo desinformativo no mesmo contexto das eleições brasileiras de 2022.

Tais conteúdos relacionados à desinformação foram coletados a partir de postagens previamente verificadas por agências de fact-checking, como G1 Fato ou Fake, Aos Fatos, UOL Confere, Estadão Verifica e Agência Lupa. O processo envolveu uma seleção criteriosa de postagens que continham informações falsas ou enganosas, já analisadas e desmentidas por essas agências.

Além disso, a coleta foi limitada a conteúdos verificados e publicados no período de janeiro a dezembro de 2022, incluindo apenas postagens que continham os termos específicos: ‘urna’, ‘urnas’, ‘eleição’, ‘voto impresso’, ‘auditável’ e ‘eleições’. Essas restrições foram estabelecidas para garantir que os dados retornados estivessem diretamente relacionados ao contexto das eleições brasileiras de 2022, permitindo uma análise mais focada do conteúdo desinformativo vinculado a esse período crucial. ([BRITO, 2024](#))

Para futura comparação e classificação textual, foram utilizados dados coletados por meio da API v2 do Twitter³. A API (Interface de Programação de Aplicações) é um conjunto de ferramentas que permite que desenvolvedores interajam diretamente com os serviços e dados de uma plataforma, como o Twitter. Por meio dela, é possível acessar informações estruturadas, como tweets, retweets, curtidas, hashtags e metadados, de forma programática e escalável.

Entretanto, com a transição da API do Twitter para um modelo monetizado com altos custos, a extração contínua de conteúdo tornou-se inviável. Ainda assim, os dados obtidos anteriormente ([SANTOS et al., 2023](#)) foram suficientes para sustentar pesquisas relacionadas, incluindo o presente estudo.

4.1.2 Pré-processamento e mapeamento de textos

Os textos extraídos devem passar por diversas etapas de normalização textual, com o objetivo de padronizar os textos para uma forma mais conveniente para serem processados por meio das tecnologias utilizadas para classificação textual. Tokenização, processo também conhecido como segmentação de palavras, quebra a sequência de caracteres localizando o limite de cada palavra, ou seja, diferencia onde uma palavra inicia e outra começa (BARBOSA et al., 2017). Remoção de stopwords, também chamadas de palavras redundantes, o que possibilita retirar palavras que não acrescentam ou não interferem no significado do texto analisado de forma relevante. Lematização, processo para reduzir palavras através do infinitivo dos verbos e masculino singular dos substantivos e adjetivos (LUCCA; NUNES, 2002). Identificação de palavras-chave, técnica que possibilita a extração de palavras mais relevantes para o significado do conteúdo, o que além de facilitar a identificação de entidades e relações presentes no texto, permite uma redução da base de dados a serem analisadas.

O primeiro passo no processo foi a extração de sentenças relevantes por meio do cálculo do peso TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency), uma métrica amplamente utilizada para avaliar a relevância de palavras e sentenças dentro de um conjunto de textos. A função desenvolvida para este fim utiliza a classe `TfidfVectorizer` da biblioteca `Scikit-learn`, que converte sentenças de uma notícia em vetores numéricos representando a importância de termos no contexto do documento analisado. Adicionalmente, a similaridade de cosseno entre as sentenças também foi calculada, permitindo identificar trechos que melhor resumem o conteúdo do texto, com base em sua relevância estatística.

Os dados coletados em fontes de agências de fact-checking foram processados utilizando técnicas de sumarização automatizada, especificamente por meio do modelo BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers), com o objetivo de gerar resumos mais concisos e focados. O BERT é uma tecnologia baseada na arquitetura de Transformers, que utiliza atenção bidirecional para compreender o contexto das palavras em um texto. Essa abordagem permite capturar características semânticas tanto de palavras individuais quanto de frases inteiras, resultando em resumos que preservam o significado essencial do conteúdo original.

O processo de sumarização foi realizado utilizando uma variante específica do BERT, chamada SBERT (Sentence-BERT), otimizada para tarefas de similaridade e classificação de sentenças. Esse modelo foi treinado para identificar as partes mais relevantes do texto, reduzindo-o a uma forma condensada sem perder informações críticas, facilitando assim a análise de grandes volumes de dados desinformativos. Diversos modelos baseados em Transformers foram testados para identificar a abordagem mais eficiente em termos de desempenho e precisão. Entre os modelos avaliados estavam:

- BERT padrão (`model = Summarizer()`), que apresentou um tempo médio de processamento de 301,84 a 309,03 segundos por tarefa.
- BERT com suporte a resolução de correferências, utilizando o `CoreferenceHandler` com um grau de “ganância” (`greedyness`) ajustado para 0,4.
- DistilBERT, uma versão mais leve do BERT, configurada com camadas ocultas específicas (`hidden=[-1, -2]` e `hidden_concat=True`), que reduziu o tempo médio de execução para aproximadamente 86,87 a 96,21 segundos por tarefa.
- SBERT (Sentence-BERT), utilizando a versão `paraphrase-MiniLM-L6-v2`, que apresentou o melhor desempenho, com um tempo médio de processamento de 57,75 a 60,28 segundos por tarefa.

O fator determinante para a escolha do SBERT foi, principalmente, o tempo de processamento reduzido, pois os resultados dos resumos gerados não apresentaram diferenças significativas em relação aos outros modelos testados. Além disso, o SBERT demonstrou desempenho consistente tanto na extração de palavras-chave quanto em processos futuros do estudo, como a análise de conteúdo e a comparação de dados.

Combinando a sumarização e a extração de palavras-chave, foi possível obter uma visualização mais clara e organizada dos dados, reduzindo ruídos e destacando elementos fundamentais para a análise do conteúdo desinformativo, especialmente no contexto das eleições brasileiras de 2022.

Os dados para comparação foram previamente processados e analisados, abrangendo o período de julho a novembro de 2022, com foco nos debates políticos no Brasil que antecederam as eleições gerais daquele ano ([SANTOS et al., 2023](#)). Vale destacar que, assim como nos artigos em que este estudo foi baseado, os termos `tweets` e `retweets` foram mantidos e não substituídos por “post” e “repost”. Essa decisão segue a terminologia amplamente conhecida e utilizada, em vez de adotar a nova nomenclatura estabelecida pela empresa atualmente denominada X.

4.1.3 Registro dos Dados Processados

O registro dos dados previamente processados foi armazenado em arquivos de documentos, devido ao volume relativamente pequeno de informações. Os textos extraídos por meio do processo de web scraping, bem como as notícias coletadas de agências de fact-checking, foram manipulados utilizando a biblioteca `pandas` do Python e organizados em arquivos XLSX com tamanhos variando entre 100 KB e 200 KB cada.

Já os dados utilizados para comparações, por apresentarem maior volume, foram armazenados em arquivos CSV, com tamanhos variando entre 5500 KB e 11000 KB,

dependendo do conteúdo. Esses dados incluem textos previamente processados e preparados para análise de similaridade e padrões, permitindo uma estrutura eficiente para futuras análises.

4.1.4 Obtenção dos Termos-chave

Para os modelos de classificação semântica e detecção de fatos, foi implementado um processo de segmentação adicional com expressões regulares. Essa etapa visou dividir as sentenças em fragmentos menores com base em conjunções e conectores linguísticos. Além disso, foi aplicada uma estratégia de separação específica para frases resumidas, utilizando o método de divisão `split` contido na biblioteca `regex` por conjunções. Essa abordagem permite que cada ideia expressa seja analisada isoladamente, garantindo maior precisão na classificação semântica.

As conjunções são palavras ou expressões que conectam orações ou termos dentro de uma frase, indicando relações como adição, contraste, causa, condição ou tempo. Exemplo: palavras como ‘e’, ‘mas’, ‘porque’ e ‘enquanto’ são conjunções amplamente utilizadas na língua portuguesa. No contexto do processamento de textos, essas palavras são importantes pois frequentemente sinalizam mudanças de foco ou introduzem novas ideias. Dessa forma, pode-se obter a separação dos dados factuais de não factuais necessários, filtrando dados possíveis de se conter desinformação.

Além disso, foi notado que o termo “que”, em notícias provenientes de agências de checagem de fatos, frequentemente é sucedido por informações relevantes, sejam elas desinformação ou esclarecimentos. Com base nessa observação, o termo foi utilizado como um ponto de referência para identificar e isolar termos-chave no texto, ajudando a localizar trechos particularmente importantes para a análise e classificação semântica.

Outro processamento focado em expressões regulares foi a detecção de aspas (“ ou ‘) em notícias, uma vez que essas normalmente remetem a citações ou falas que podem indicar pronunciamentos relacionados à desinformação ou apenas relatar declarações factuais.

O aspecto de normalização dos textos, que incluiu a remoção de espaços extras e a conversão de palavras para um formato consistente, também foi considerado, evitando problemas como redundâncias causadas por variações de capitalização, espaçamento ou outras formatações inadequadas capazes de interferir no processo de extração textual. O processo de padding, utilizado para adequar os textos a um tamanho padrão de sequência, desempenha um papel crucial na otimização do processamento em modelos baseados em deep learning. Essa técnica evita problemas de incompatibilidade de tamanho entre lotes e pode reduzir drasticamente a quantidade de tokens desnecessários (padding tokens), que em casos extremos podem representar até 50 por cento dos tokens processados, como relatado em estudos recentes (KRELL et al., 2022).

Se tratando de abordagens mais complexas, o modelo XLM-R-Large-ClaimDetection foi utilizado para filtrar textos previamente processados, retirados de fontes de checagem de fatos confiáveis, com o objetivo de classificar esses textos como “factual” ou “não factual”. A tarefa principal do modelo foi identificar os textos que possuem afirmações factuais, eliminando aqueles que não necessitam de verificação. É válido ressaltar que inicialmente o modelo foi treinado para dados “factuais”, “não factuais” e “insignificantes” e para este projeto apenas dados “factuais” foram filtrados. (RISCH et al., 2021)

O conjunto de dados utilizado para treinamento do modelo ClaimDetection contém 23.533 declarações extraídas de todos os debates presidenciais dos EUA (ARSLAN et al., 2020). Essas declarações foram rotuladas por um processo manual e classificadas em três categorias: afirmações factuais dignas de verificação, afirmações factuais insignificantes e afirmações não factuais. Durante o estudo, foi realizada uma tentativa de treinamento do modelo utilizando esta base de dados, mas, devido a limitações de processamento, não foi possível concluir a tarefa, nem mesmo realizando a tentativa de aprendizado por transferência e utilizando o modelo xlm-roberta-base, considerado mais leve que o modelo original.

A aplicação do modelo ClaimDetection baseou-se em sua capacidade de distinguir entre afirmações que são verificáveis e aquelas que não apresentam um conteúdo factual claro. A tarefa principal do modelo foi identificar textos contendo afirmações factuais que exigem confirmação ou validação, ao mesmo tempo em que elimina aqueles que não necessitam de verificação, ajudando assim a filtrar a grande quantidade de informações desnecessárias presentes nas informações de agências de checagem.

O processo de treinamento do modelo SVM (Support Vector Machine) foi realizado com o objetivo de classificar os textos presentes no mesmo database utilizado para o modelo XLM, separando os dados em duas categorias: “factual” e “não factual”. Inicialmente, os textos foram processados e convertidos em embeddings utilizando o modelo XLM-Roberta, um modelo pré-treinado adequado para o processamento de textos em múltiplos idiomas. A partir desses embeddings, um modelo SVM com kernel linear foi treinado para identificar padrões nos textos, classificando-os com base em suas características semânticas extraídas. O treinamento foi realizado usando uma divisão do dataset em conjuntos de treino e teste.

Ademais, processamento de linguagem natural (PLN) foi auxiliado pelo NLTK, uma biblioteca que fornece uma ampla gama de recursos para trabalhar e manipular textos, incluindo funções de tokenização, lematização, análise sintática, reconhecimento de entidades, entre outras. Após o pré-processamento com NLTK, os textos foram transformados em vetores numéricos, usados para treinar os modelos para identificação dos termos-chave presentes na base de dados. Além disso, Redes Neurais Recorrentes (RNNs) podem ser utilizadas para análise mais aprofundada do conteúdo textual, identificando padrões sequenciais em textos e oferecendo um método alternativo aos SVMs para tarefas

de classificação. Outra abordagem selecionada para o processamento de linguagem natural é o uso de modelos baseados em transformers, como o BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers). O BERT utiliza o treinamento bidirecional do transformer, permitindo que o modelo tenha um entendimento mais profundo do contexto e do fluxo da linguagem, sendo uma ferramenta promissora para tarefas voltadas à classificação de fake news (SANTOS, 2022).

4.1.5 Classificação Textual

A classificação dos dados será baseada na intencionalidade por trás da mensagem emitida, destacando as diferenças entre informações deliberadamente falsas ou distorcidas, notícias que buscam intencionalmente manipular e enganar o público, propagandas, publicidade, paródia e sátira. Esses diferentes tipos de conteúdos serão analisados com base em características específicas para distinguir suas intencionalidades e seus impactos na sociedade. Este método para classificação manual segue o mesmo padrão utilizado no trabalho Posicionamento e Desinformação (BRITO, 2024), já que o objetivo final é gerar uma classificação similar ou mais eficiente do que a realizada no estudo base. Sendo assim, apenas o processo de sumarização e geração de termos-chave se diferencia do projeto original.

Além disso, as notícias filtradas do database de comparação por meio dos termos-chave, obtidas a partir do estudo geral de classificação de desinformação, que também apareceram no presente estudo, mantiveram as classificações previamente atribuídas, evitando retrabalho. Apenas as notícias inéditas foram submetidas a novas classificações manuais.

Importante destacar que o processo de classificação textual não sofreu modificações, tendo como base o no relatório técnico Detecção de Posicionamento como Abordagem para Identificação de Conteúdo Desinformativo, pois o foco do novo estudo é verificar o impacto de detecção de fatos mais otimizadas no processo de classificação textual já realizado no artigo base. Apenas os inputs gerados com os novos termos-chave foram acrescentados no processo de classificação.

4.1.6 Análise da eficácia obtida por cada tecnologia

A avaliação da eficácia dos métodos empregados neste estudo será conduzida por meio de métricas consolidadas na literatura de aprendizado de máquina e processamento de linguagem natural, como precisão, recall (taxa de detecção, capaz de medir a capacidade de identificação das instâncias positivas da base de dados) (YACOUBY; AXMAN, 2020) e F1-score. Tais métricas possibilitam compreender de maneira abrangente a qualidade das classificações obtidas, uma vez que mensuram não apenas a capacidade de identificar

corretamente as instâncias positivas, mas também a proporção de acertos entre todas as predições realizadas (precisão). O F1-score, por sua vez, sintetiza essas duas dimensões em uma única medida harmônica, sendo particularmente relevante em cenários nos quais há desbalanceamento entre classes, como frequentemente ocorre na detecção de desinformação. Dessa forma, a aplicação conjunta dessas métricas permite avaliar de modo robusto a performance dos modelos tanto de aprendizado supervisionado tradicional quanto de aprendizado profundo.

Além das métricas quantitativas, serão realizados testes de eficiência baseados em pesquisas anteriores, permitindo comparar os resultados obtidos com benchmarks já estabelecidos em processos de análise textual em larga escala. Esse tipo de comparação é fundamental para identificar se as tecnologias atualmente utilizadas ainda se mostram adequadas ao combate à disseminação de fake news ou se apresentam sinais de defasagem frente à evolução do fenômeno. A partir dessa análise, será possível apontar fragilidades específicas que demandam aprimoramentos, tais como baixa sensibilidade a variações linguísticas, elevado custo computacional ou dificuldades em lidar com novos padrões de manipulação textual.

Outro aspecto essencial a ser considerado é a etapa de extração de termos-chave, que representa um elo intermediário no processo de checagem de notícias. Nesse ponto, os resultados obtidos pelas diferentes tecnologias serão confrontados com aqueles provenientes do projeto base “Detecção de Posicionamento como Abordagem para Identificação de Conteúdo Desinformativo” (BRITO, 2024). A comparação permitirá verificar a consistência e abrangência dos métodos, identificando quais deles são capazes de recuperar, de forma automática, um número maior de tuítes alinhados ao escopo investigado. Métodos que se aproximarem ou superarem a eficácia do processo manual adotado no projeto de referência serão considerados eficientes. Em contrapartida, técnicas que não demonstrarem desempenho comparável serão classificadas como ineficazes, ainda que apresentem valores satisfatórios em métricas isoladas, uma vez que a utilidade prática está diretamente vinculada à capacidade de identificar conteúdos relevantes em larga escala.

Por fim, a análise de eficácia não se limitará apenas ao desempenho preditivo, mas incluirá também a avaliação do consumo de recursos computacionais, como memória, tempo de processamento e demanda de hardware necessária para o treinamento e a inferência. Esse aspecto é decisivo quando se considera a aplicação das técnicas em cenários reais, especialmente aqueles que exigem monitoramento contínuo e em tempo real, como plataformas de checagem de fatos ou sistemas de vigilância digital. A viabilidade prática dependerá, portanto, da conjugação entre desempenho técnico e eficiência computacional, de modo que um método altamente preciso, mas inviável em termos de tempo e custo, dificilmente poderá ser adotado em larga escala.

Em síntese, a análise da eficácia de cada tecnologia deve integrar diferentes di-

mensões: métricas de desempenho, capacidade de extração de termos-chave, eficiência na detecção de conteúdos consistentes, consumo de recursos e adaptabilidade frente a novos contextos. Essa perspectiva multidimensional é indispensável para identificar as ferramentas mais promissoras não apenas sob a ótica da precisão técnica, mas também sob a lógica da aplicabilidade prática no combate à disseminação de desinformação em ambientes digitais.

4.1.7 Comparação da eficácia entre as tecnologias estudadas durante o projeto

A avaliação dos resultados obtidos por cada método requer uma análise criteriosa de desempenho, de modo a identificar quais tecnologias apresentam maior potencial de aplicação prática. Para isso, métricas consolidadas no campo do aprendizado de máquina, como precisão, recall e F1-score, serão utilizadas como referência fundamental. A precisão indica a capacidade do modelo de evitar falsos positivos, enquanto o recall mede sua sensibilidade na identificação de instâncias relevantes. Já o F1-score, ao combinar ambas as métricas, permite avaliar de forma equilibrada o desempenho dos classificadores em cenários nos quais tanto a exatidão quanto a abrangência são relevantes. Essas métricas, calculadas a partir das classificações realizadas nos experimentos, oferecem uma base objetiva para a comparação entre diferentes abordagens e servem como critério para a seleção das técnicas mais promissoras.

Entretanto, é importante reconhecer que o desempenho numérico não é o único fator determinante para a escolha do método mais adequado. Modelos baseados em aprendizado profundo, como as arquiteturas de redes neurais recorrentes ou baseadas em transformers, tendem a apresentar resultados superiores em termos de precisão e capacidade de generalização, sobretudo quando aplicados a grandes volumes de dados textuais. Essa vantagem, porém, é frequentemente acompanhada por um custo computacional elevado, demandando maior capacidade de processamento, uso intensivo de memória e tempos de execução prolongados. Tais aspectos podem limitar a aplicabilidade em contextos de larga escala ou em ambientes com restrições de recursos, como em sistemas de checagem automatizada em tempo real.

Por outro lado, métodos mais tradicionais de aprendizado de máquina supervisionado, como os classificadores baseados em SVM ou regressões lineares, embora menos sofisticados em termos de captura de dependências semânticas, apresentam vantagens quanto à eficiência e simplicidade. Seu menor custo computacional permite a implementação em sistemas mais enxutos, além de facilitar a replicabilidade em ambientes distintos sem a necessidade de infraestrutura de alto desempenho. Assim, ainda que possam oferecer resultados inferiores em alguns cenários, esses modelos se destacam pela viabilidade prática, sobretudo quando há limitação de recursos ou quando a demanda de tempo de resposta é um fator crítico.

Além das métricas de desempenho e da análise do custo computacional, outro aspecto essencial a ser considerado é a complexidade de implementação das diferentes técnicas. O ambiente digital, caracterizado pela constante mutação nos processos de fabricação e disseminação de notícias falsas, exige modelos adaptáveis e de fácil atualização. Métodos excessivamente complexos podem não acompanhar a velocidade das mudanças no ecossistema de desinformação, tornando-se rapidamente obsoletos. Por essa razão, a comparação entre os métodos não se restringirá apenas à sua acurácia, mas também levará em conta a flexibilidade de adaptação, a robustez frente a novos padrões linguísticos e a escalabilidade para diferentes contextos.

Outro aspecto relevante a ser considerado é o tempo de processamento exigido por cada abordagem. Métodos tradicionais, como o uso de vetorização TF-IDF combinada a classificadores supervisionados, tendem a apresentar tempos de execução significativamente menores, sendo adequados para cenários em que a rapidez é fator crítico, como em análises em tempo real. Por outro lado, modelos de aprendizado profundo, especialmente aqueles baseados em arquiteturas de transformers, demandam maior capacidade computacional e apresentam tempos de processamento mais elevados devido à complexidade do treinamento e da inferência. Essa diferença impacta diretamente a escalabilidade da solução, visto que aplicações em larga escala, como monitoramento contínuo de redes sociais, exigem um equilíbrio entre acurácia e velocidade de resposta. Dessa forma, a análise comparativa entre os métodos deve considerar não apenas a precisão alcançada, mas também a viabilidade temporal para sua aplicação prática em diferentes contextos.

Portanto, a análise comparativa deve integrar múltiplas dimensões, desempenho, custo computacional, tempo de processamento e complexidade de implementação, com o objetivo de identificar não apenas o modelo mais preciso, mas aquele que seja sustentável, eficiente e aplicável em cenários reais. Essa perspectiva holística é essencial para que a tecnologia desenvolvida seja capaz de responder, de maneira eficaz e contínua, ao desafio dinâmico da detecção e mitigação da desinformação.

4.2 Cronograma

A seguir, é possível observar as etapas de 1 a 10, previstas para a realização deste projeto, que possui uma estimativa de 12 meses para ser completado:

1. Fundamentação teórica
2. Aprendizado em relação a utilização dos softwares
3. Extração e seleção de produções textuais
4. Pré-processamento e mapeamento de textos
5. Registro e obtenção de termos-chave

6. Análise da eficácia obtida por cada tecnologia
7. Comparação da eficácia entre as tecnologias estudadas durante o projeto
8. Integração com dados experimentais
9. Redação dos relatórios
10. Redação de artigo científico

5 Resultados e Discussões

5.1 Resultados Obtidos

5.1.1 Sumarização

Para o primeiro processo de sumarização automática para redução de ruído, três modelos foram avaliados: BERT-base, DistilBERT e SBERT-MiniLM. Em todos os casos, os resumos ficaram entre 25% e 27% do tamanho do texto original, sem diferenças expressivas de compressão entre os modelos, com leve tendência do DistilBERT a produzir resumos mais concisos e do SBERT-MiniLM a manter textos um pouco maiores.

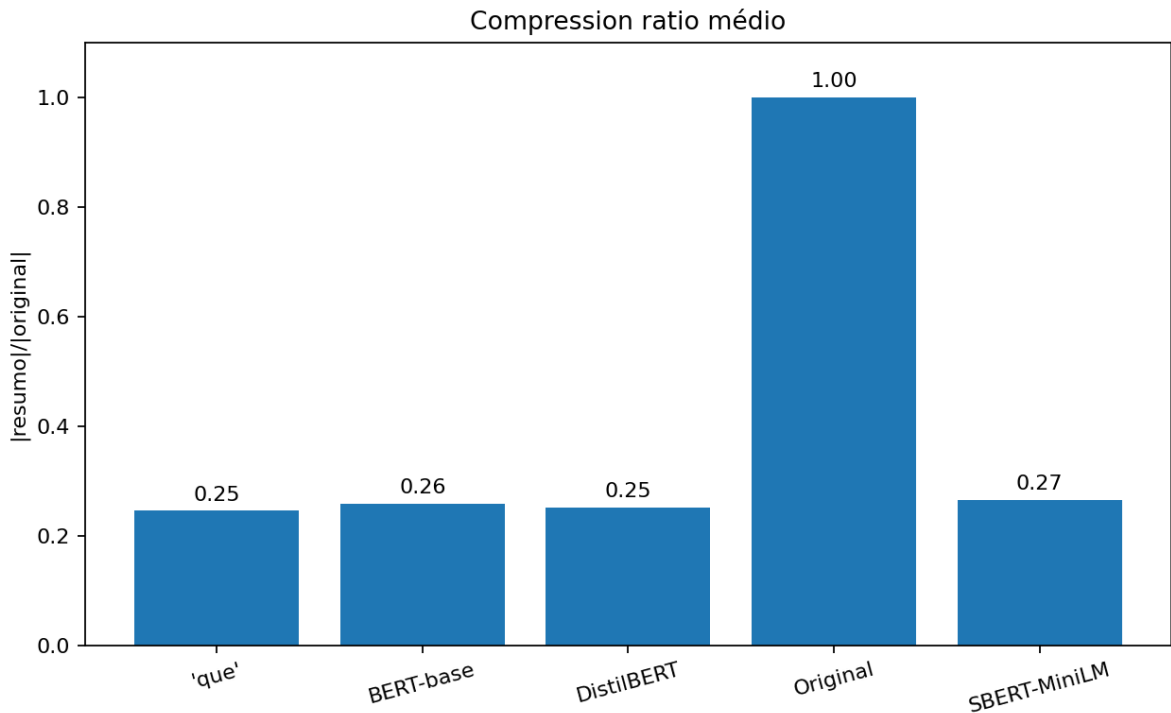


Figura 2 – Compression ratio médio ($|\text{resumo}|/|\text{original}|$) por modelo.

Fonte: elaboração própria.

Quando se observa apenas a preservação de trechos factuais, BERT-base e SBERT-MiniLM mantiveram cerca de 25% a 26% de conteúdo classificado como factual, superando o DistilBERT, que ficou em torno de 22%. Em termos de retenção de tópicos centrais, medida pelo índice de Jaccard entre as palavras-chave do original e do resumo, o SBERT-MiniLM apresentou o melhor resultado (0,22), seguido muito de perto pelo BERT-base (0,21), enquanto o DistilBERT apresentou desempenho inferior (0,14). Da mesma forma, quando a similaridade textual foi medida por uma métrica de similaridade (TF-IDF/cosseno), o

SBERT-MiniLM obteve o maior valor (0,64), superando ligeiramente o BERT-base e o DistilBERT, ambos com 0,61. No entanto, o tempo de processamento mostrou diferenças marcantes: o BERT-base demandou em média mais de 22 segundos por texto, o DistilBERT cerca de 3 segundos e o SBERT-MiniLM pouco mais de 1 segundo, o que torna o último mais adequado a cenários de grande volume.

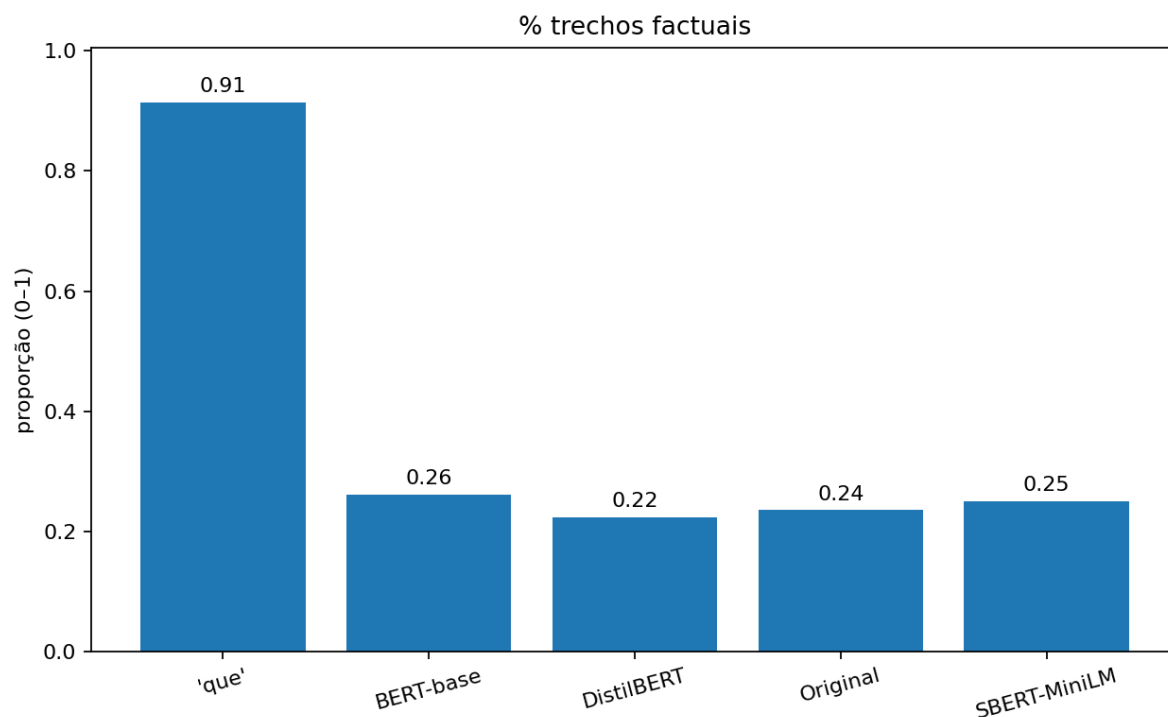


Figura 3 – Factualidade % por modelo.

Fonte: elaboração própria.

Uma visualização em radar de cinco dimensões normalizadas (similaridade, Jaccard, factualidade, compressão e velocidade) mostrou que o DistilBERT aparece como o modelo mais equilibrado, ainda que não seja o melhor em factualidade. Assim, a escolha do modelo deve ser orientada pela aplicação: (i) reter termos-chave para indexação e comparação com dicionários de desinformação \rightarrow SBERT-MiniLM; (ii) manter afirmações factuais completas \rightarrow BERT-base; (iii) processar muitos textos rapidamente com perda controlada \rightarrow DistilBERT.

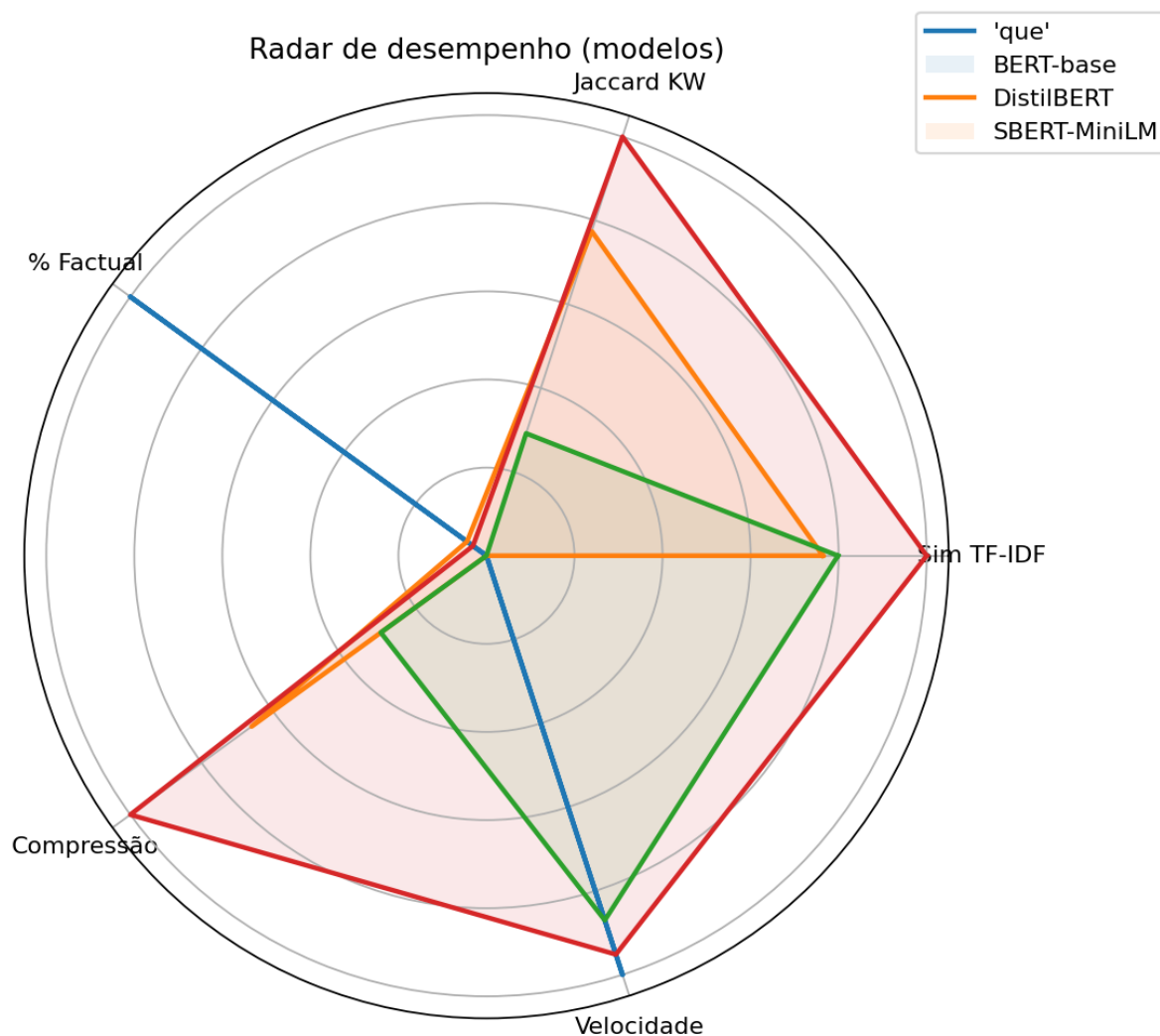


Figura 4 – Radar comparativo dos modelos de sumarização automática.

Fonte: elaboração própria.

5.1.2 Segmentação baseada em conjunções

Os resultados da abordagem de segmentação baseada no termo “que” demonstraram sua eficácia. Nas 29 amostras de notícias provenientes de agências de checagem de fatos, a segmentação baseada no termo “que” resultou em textos altamente relevantes, evidenciando ser uma técnica interessante de segmentação para textos contidos em notícias. Este método apresenta a vantagem de não exigir grande processamento, sendo uma alternativa eficiente para identificar informações relevantes em grandes volumes de texto.

Além disso, a aplicação desse método em *clusters* polarizados mostrou resultados significativos. Para o *cluster*₀, foi possível obter 2.060 tuítes relevantes, em comparação com

os 2.056 tuítes obtidos utilizando termos-chave criados manualmente. Já no $cluster_1$, foram extraídos 1.089 tuítes, superando os 781 obtidos com termos-chave definidos manualmente. Exemplos de textos retornados por esse método incluem: “aponta que apertar ‘confirma’ durante a tela ‘confira seu voto’ anula o voto” e “usou o plenário da câmara federal para propagar informações falsas sobre a pandemia, como mostrou uma reportagem publicada pela Lupa em dezembro do ano passado”. Esses resultados demonstram que a segmentação baseada em conjunções, como o termo “que”, pode ser mais eficaz do que abordagens manuais tradicionais, ampliando a abrangência e precisão na identificação de conteúdos relevantes para análise de desinformação.

A aplicação do modelo XLM-R-Large-ClaimDetection nos dados de debates presidenciais dos EUA (ARSLAN et al., 2020), adaptados ao contexto português, apresentou resultados promissores na tarefa de classificação de afirmações factuais. O modelo alcançou uma acurácia de 0.88, mostrando boa performance mesmo considerando as diferenças linguísticas entre os dados testados em português e o treinamento original em inglês.

Por meio da utilização de uma matriz de confusão foi possível verificar que o modelo classificou corretamente a maioria das afirmações factuais e não factuais, com 680 previsões corretas para sentenças factuais não relevantes e 232 para as sentenças factuais importantes. Porém, houve dificuldades de diferenciar categorias factuais não relevantes, sendo classificadas incorretamente 114 sentenças das 1034 presentes no database.

Esses resultados são demonstrados no relatório de classificação, que apresentou um desempenho muito elevado para as sentenças factuais não relevantes, com precisão de 0.99 e recall de 0.86, conforme dados da Tabela 1. Já para as sentenças factuais relevantes, a precisão foi de 0.67, enquanto o recall atingiu um valor consideravelmente alto de 0.97, evidenciando a capacidade do modelo em identificar corretamente a maioria das afirmações importantes, ainda que tenha apresentado menor precisão nessa categoria.

Em comparação com o modelo original treinado em inglês, que obteve uma acurácia de 0.90, os resultados em português apresentaram uma leve queda. No estudo original, o modelo foi capaz de classificar afirmações factuais e não factuais com equilíbrio entre precisão e recall, alcançando valores de 0.90 em ambas as métricas, conforme apresentado na Tabela 2.

Tabela 1 – Resultados do modelo XLM-R-Large-ClaimDetection em português

Classe	Precision	Recall	F1-Score
Unimportant Factual Sentence (UFS)	0.99	0.86	0.92
Important Factual Sentence (IFS)	0.67	0.97	0.79
Acurácia Geral		0.88	

O baixo rendimento em encontrar sentenças factuais importantes (IFS) pode ser

Tabela 2 – Resultados originais do modelo XLM-R-Large-ClaimDetection em inglês

Classe	Precision	Recall	F1-Score
Factual	0.88	0.92	0.90
Non-Factual	0.92	0.88	0.90
Acurácia Geral	0.90		

atribuído ao fato de o treinamento não ter sido realizado de forma ideal, devido a limitações de hardware. A performance alcançada, ainda assim, destaca a utilidade do modelo XLM-R-Large como ferramenta para filtragem e segmentação de grandes volumes de texto, facilitando a identificação de informações relevantes para análises de desinformação e processos de verificação de fatos.

Apesar de apresentar métricas menos eficientes, o modelo conseguiu extrair textos relevantes das 29 notícias analisadas. Com textos resumidos pelo BERT, foram retornados 2.391 tuítes no $cluster_0$ e 1.333 no $cluster_1$; com o DistilBERT (dBERT), 1.670 e 928, respectivamente; e com o SBERT, 2.040 e 1.234. Entre as frases relevantes extraídas, destacam-se exemplos como: “o TSE (Tribunal Superior Eleitoral) não testou a segurança das urnas para as eleições de 2022”. No entanto, o modelo também retornou frases menos relevantes, como: “no Telegram disseminam informações falsas sobre o”, “estão registrados na seção” e “circulam nas redes sociais (veja aqui)”. Esse comportamento reforça a necessidade de aprimorar a precisão na filtragem de conteúdo, evitando a extração de dados não essenciais, o que pode aumentar o tempo de processamento e reduzir a eficiência geral do sistema.

Apesar da alta acurácia apresentada pelo modelo SVM, com uma acurácia de 0.93, que inclusive superou o desempenho do modelo XLM no treinamento em inglês, na prática não foi possível verificar a mesma eficiência. Isso resultou na extração de textos que não eram relevantes, o que impactou negativamente a eficácia do modelo. Portanto, será necessário refazer essa parte do processo.

5.1.3 Segmentação baseada apenas em aspas

Para o método envolvendo apenas aspas, houve retorno de frases para apenas 5 das 29 notícias analisadas, demonstrando sua baixa eficácia na identificação de informações relevantes. Entre os textos retornados estavam exemplos como: “Outro exemplo citado por ele é no caso de a totalização envolver, hipoteticamente, apenas duas cidades”, além de termos como “banco nacional do brasil”, “sala escura” e “vão para as nuvens”. Embora algumas frases tenham relevância contextual, o método não foi consistente o suficiente para ser amplamente aplicado, destacando a necessidade de estratégias mais eficazes para análise desse tipo de dado.

5.1.4 Classificação de afirmações factuais com XLM-R-Large-ClaimDetection

A aplicação do modelo XLM-R-Large-ClaimDetection apresentou acurácia de 0,88 em português, com bom *extitrecall* para sentenças factuais importantes (0,97), mas menor precisão (0,67), o que indica tendência a recuperar quase tudo o que é relevante, ao custo de trazer alguns itens não essenciais.

5.1.5 Comparação com o SVM

Apesar da alta acurácia (0,93), o SVM extraiu textos pouco relevantes na prática, indicando necessidade de refazer essa etapa ou combiná-la com filtragem estrutural.

5.2 Comparação de Classificação

Os gráficos de *tweets*, obtidos no processo com termos-chave obtidos manualmente, mostram que ambos os *clusters* são dominados por itens não rotulados (C0: 60,5%; C1: 63,0%), com desinformação mais presente no Cluster 0 (33,4%) do que no Cluster 1 (8,4%). Já a classe sem desinformação é minoritária no C0 (6,0%) e relativamente mais frequente no C1 (28,6%). Esse é o retrato de referência: o C0 concentra uma fração relevante de *tweets* com desinformação, enquanto o C1 reúne mais *tweets* sem desinformação, ainda que em ambos haja grande massa não rotulada.

Todos os modelos preservam esse contraste estrutural (C0 com maior proporção “com desinformação”; C1 com maior proporção “sem desinformação”), porém reduzem fortemente a classe “não rotulado” e inflam as classes rotuladas. No Cluster 0, BERT, sBERT e a segmentação por “que” deslocam muitos exemplos para com desinformação (na faixa de 55–61%), enquanto o DistilBERT é o menos agressivo (47,5%), ainda assim acima do manual (33,4%). A classe sem desinformação também cresce em todos (9–13% vs. 6,0%). No Cluster 1, o padrão se repete: sem desinformação sobe para 42–54% (vs. 28,6%) e com desinformação para 15–17% (vs. 8,4%), comprimindo “não rotulado” para 29–43% (bem abaixo dos 63% do manual).

Em termos de aderência relativa ao manual, o DistilBERT tende a ficar mais próximo pois menos esvazia a classe “não rotulado” (C0: 43,3%; C1: 43,2%). BERT, sBERT e “que” tornam as classes rotuladas mais assertivas—principalmente *com desinformação* no C0 e *sem desinformação* no C1. Se o objetivo é aproximação fiel ao manual, recomenda-se calibrar *thresholds* e custos de classe (ou reforçar anotações) para reduzir a super-rotulagem; entre as opções atuais, o DistilBERT apresenta o desvio mais contido, enquanto BERT/sBERT/“que” oferecem maior assertividade com menor conservadorismo.

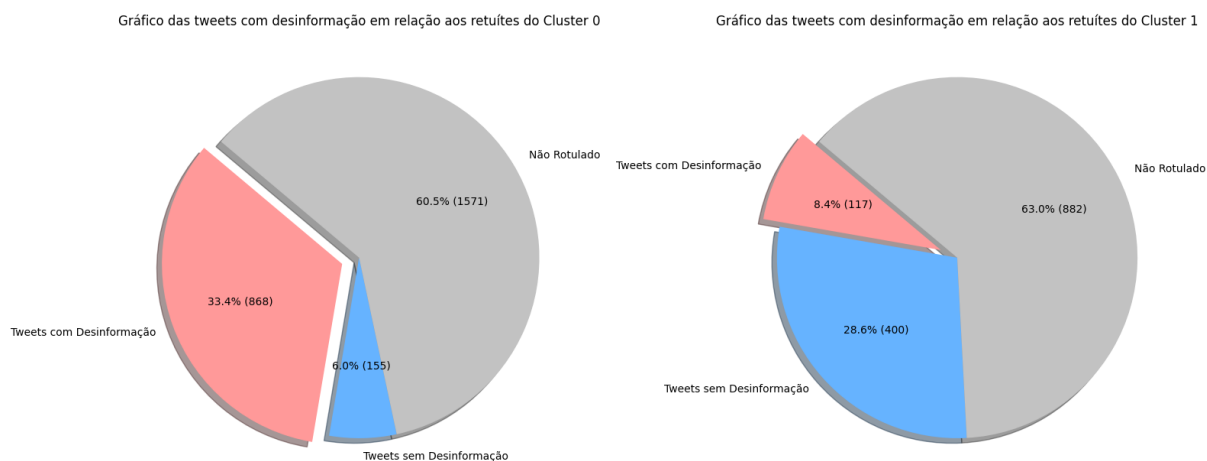


Figura 5 – Gráfico tweets com desinformação em relação aos retuítes de cada cluster obtidos com termos-chave manuais - Mês de outubro/2022

Fonte: elaboração própria.

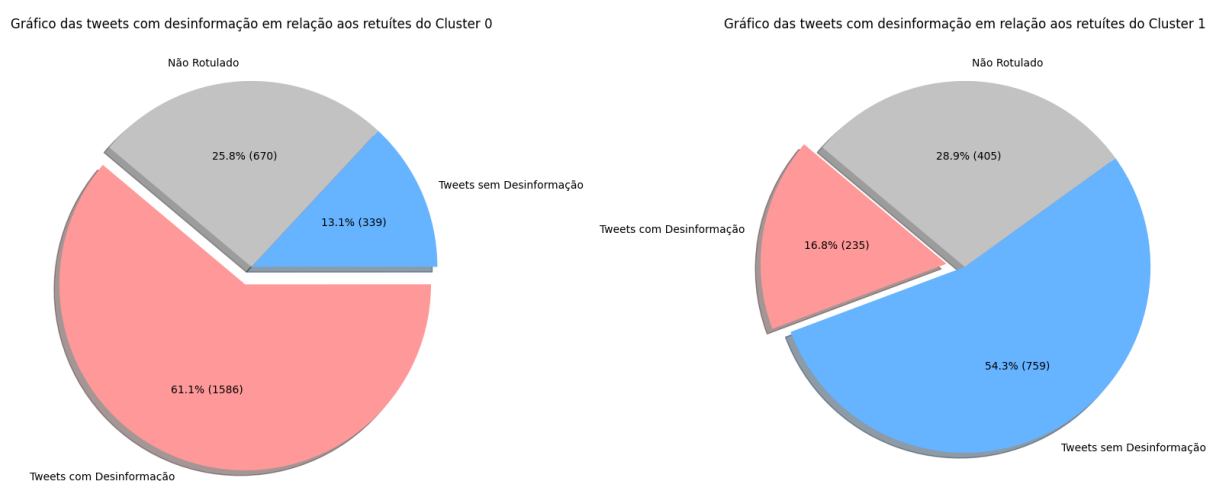


Figura 6 – Gráfico tweets com desinformação em relação aos retuítes de cada cluster obtidos com termos-chave BERT - Mês de outubro/2022

Fonte: elaboração própria.

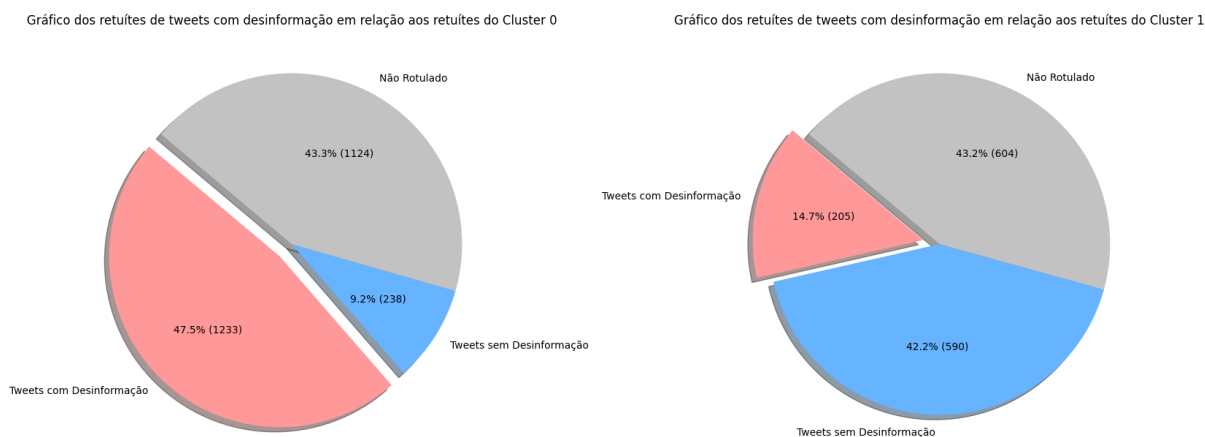


Figura 7 – Gráfico tweets com desinformação em relação aos retuites de cada cluster obtidos com termos-chave DistilBERT - Mês de outubro/2022

Fonte: elaboração própria.

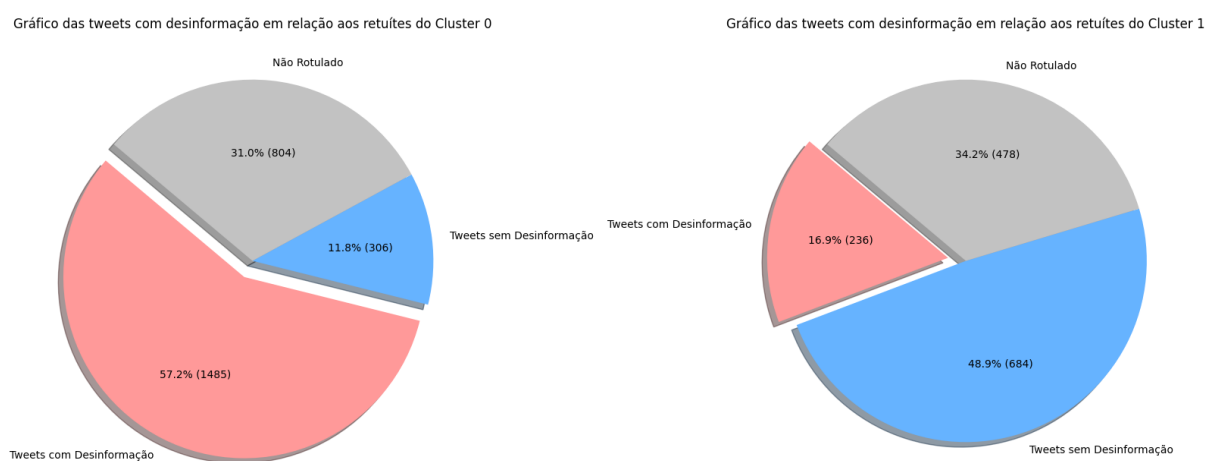


Figura 8 – Gráfico tweets com desinformação em relação aos retuites de cada cluster obtidos com termos-chave sBERT - Mês de outubro/2022

Fonte: elaboração própria.

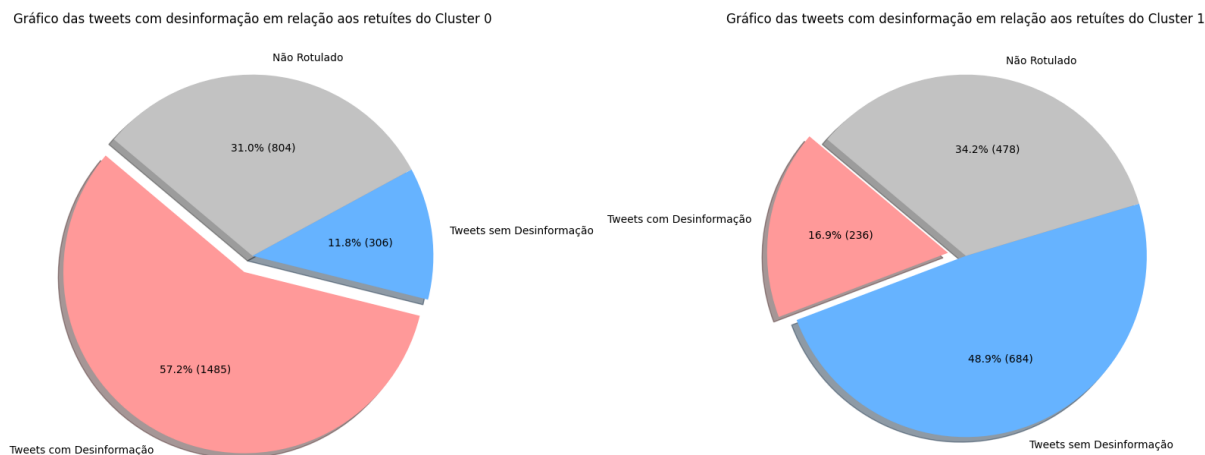


Figura 9 – Gráfico tweets com desinformação em relação aos retuítes de cada cluster obtidos com termos-chave baseados em “que” - Mês de outubro/2022

Fonte: elaboração própria.

A leitura dos gráficos de retuítes confirma o contraste estrutural observado no retrato de referência: o Cluster 0 (C0) é o polo de desinformação, enquanto o Cluster 1 (C1) concentra mais conteúdos sem desinformação. No manual, C0 aparece dividido entre desinformação e não rotulados, com “sem desinformação” minoritário; já C1 combina forte presença de “sem desinformação” com uma massa considerável de itens não rotulados e quase nenhuma desinformação. Esse padrão de oposição, C0 mais “com desinformação”, C1 mais “sem desinformação”, permanece quando passamos aos modelos.

A diferença central trazida pelos modelos está menos na hierarquia entre classes e mais na magnitude das proporções. BERT, sBERT e a segmentação por “que” reduzem de forma pronunciada a fatia de “não rotulado”, ao mesmo tempo em que inflam as classes rotuladas. O efeito é nítido em C0, onde essas abordagens deslocam um grande contingente para “com desinformação”, reforçando a vocação do cluster; em C1, o movimento simétrico impulsiona “sem desinformação”. Em termos comunicacionais, esses três métodos tornam os gráficos de retuítes mais assertivos e menos conservadores, produzindo leituras mais “decididas” sobre o conteúdo que circula por meio dos retuítes.

O DistilBERT, por sua vez, atua como um freio nessa tendência. Ele preserva uma parcela maior de “não rotulado” em ambos os clusters, aproximando a distribuição dos retuítes do que se vê no manual. Em C0, isso se traduz em um crescimento mais moderado da classe “com desinformação”; em C1, significa manter, em nível relativamente alto, a incerteza capturada pela classe “não rotulado”, e, portanto, menor risco de super-rotulagem. Em suma, entre os modelos testados, DistilBERT apresenta o desvio mais contido em relação ao padrão manual.

Do ponto de vista analítico, a opção entre assertividade e fidelidade orienta a escolha. Se o objetivo é maximizar sinal (identificar com mais clareza, nos retuítes, onde está a

desinformação em C0 e a ausência dela em C1), BERT, sBERT e “que” são preferíveis, pois comprimem a incerteza e ampliam o diagnóstico. Se, ao contrário, a meta é reproduzir com maior proximidade o retrato manual e controlar falsos positivos nos retuïtes, DistilBERT é o candidato natural. Em ambos os casos, uma calibração adicional, ajuste de limiares (thresholds) e custos de classe, ou o reforço de anotações, tende a melhorar o equilíbrio entre cobertura e precisão, reduzindo a super-rotulagem sem perder o contraste essencial entre os clusters.

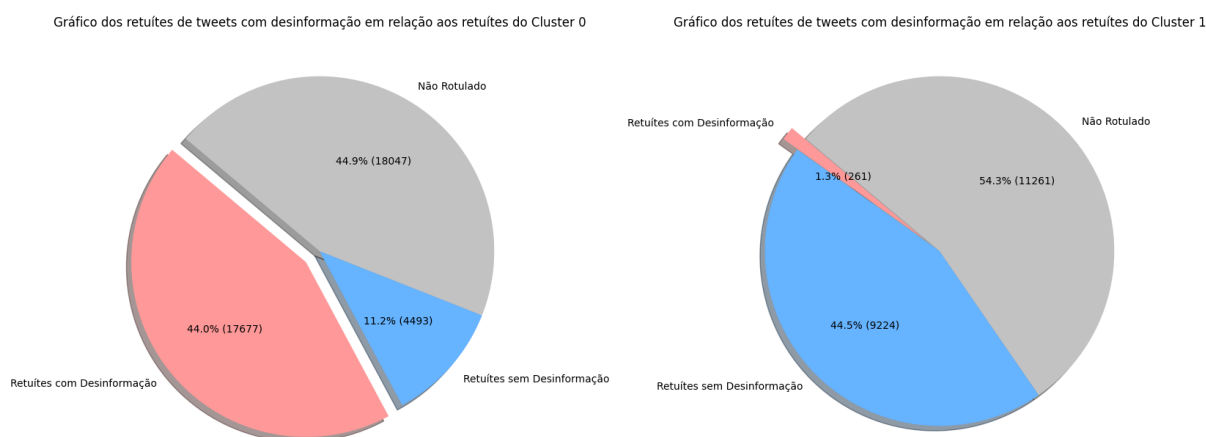


Figura 10 – Gráfico dos retuïtes de tweets com desinformação em relação aos retuïtes de cada cluster obtidos com termos-chave manuais - Mês de outubro/2022

Fonte: elaboração própria.

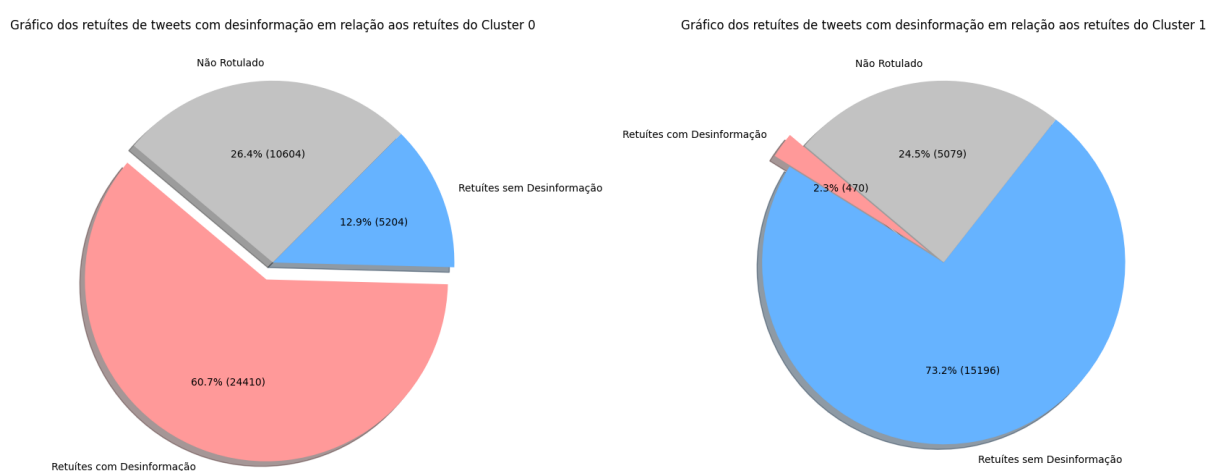


Figura 11 – Gráfico dos retuïtes de tweets com desinformação em relação aos retuïtes de cada cluster obtidos com termos-chave BERT - Mês de outubro/2022

Fonte: elaboração própria.

Gráfico dos retuites de tweets com desinformação em relação aos retuites do Cluster 0

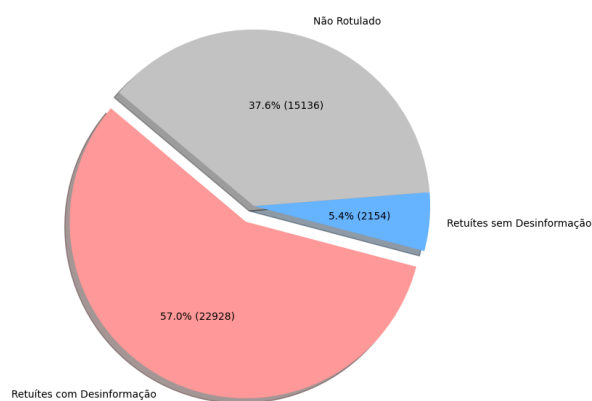


Gráfico dos retuites de tweets com desinformação em relação aos retuites do Cluster 1

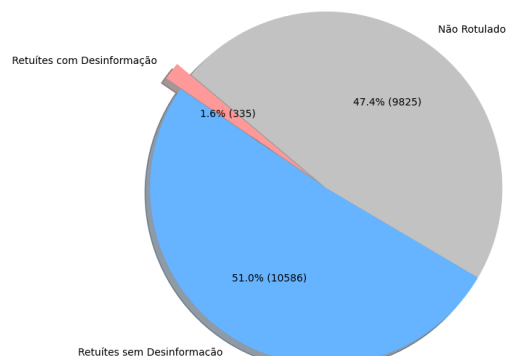


Figura 12 – Gráfico dos retuites de tweets com desinformação em relação aos retuites de cada cluster obtidos com termos-chave DistilBERT - Mês de outubro/2022

Fonte: elaboração própria.

Gráfico dos retuites de tweets com desinformação em relação aos retuites do Cluster 0

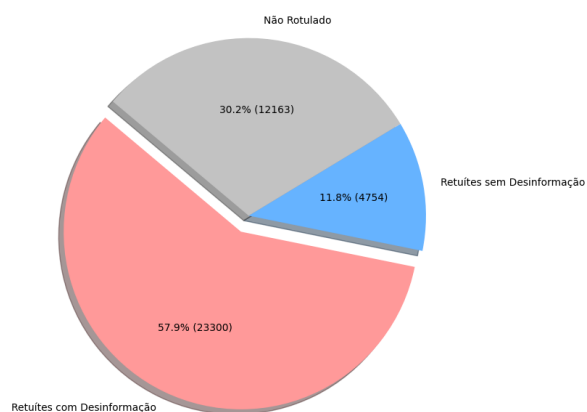


Gráfico dos retuites de tweets com desinformação em relação aos retuites do Cluster 1

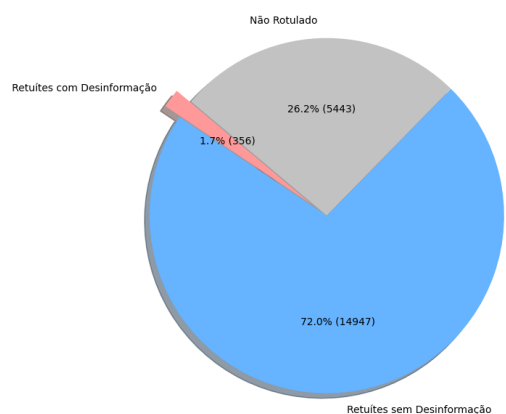


Figura 13 – Gráfico dos retuites de tweets com desinformação em relação aos retuites de cada cluster obtidos com termos-chave sBERT - Mês de outubro/2022

Fonte: elaboração própria.

Gráfico dos retuites de tweets com desinformação em relação aos retuites do Cluster 0

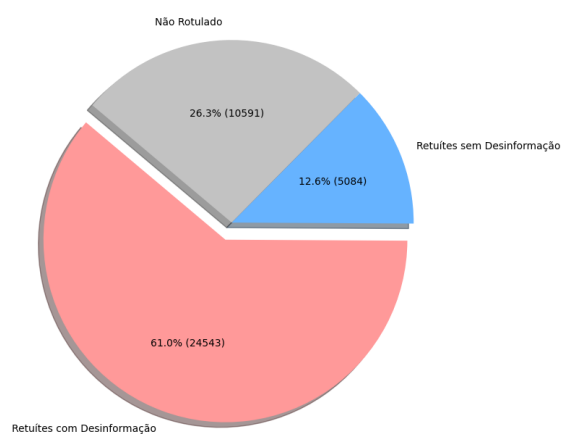


Gráfico dos retuites de tweets com desinformação em relação aos retuites do Cluster 1

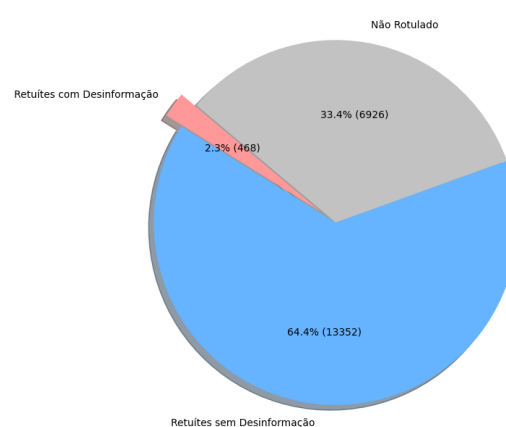


Figura 14 – Gráfico dos retuites de tweets com desinformação em relação aos retuites de cada cluster obtidos com termos-chave baseados em “que” - Mês de outubro/2022

Fonte: elaboração própria.

Tabela 3 – Termos-chave resultantes

Títulos das notícias	Termos Manuais	Termos BERT	Termos Distil-BERT	Termos SBERT
Vulnerabilidades em urnas citadas em vídeo de 2014 já foram corrigidas	fraudar urnas, vídeo de Diego Aranha, não testou as urnas, como fiscalizar as urnas, Video viralizando Sábado, não te como TSE Fraudar as urnas	as vulnerabilidades encontradas no sistema em 2012 ainda não foram corrigidas, a gravação foi feita naquela época: a expressão “eleições 2014” aparece aos 35” (veja abaixo)	registra aleatoriamente os votos computados pelos eleitores, o tse (tribunal superior eleitoral) não testou a segurança das urnas para as eleições de 2022	o tse (tribunal superior eleitoral) não testou a segurança das urnas para as eleições de 2022
Apertar “confirma” durante tela “confira seu voto” na urna eletrônica anula voto é boato	TSE fraudar as urnas, fraudar eleições, derrota antecipada, fracasso eleitoral, Não votar nas urnas eletrônicas, muito mais votos registrados	as pessoas apertarem “confirma” durante a tela “confira seu voto”, todo o voto será anulado	apertar “confirma” durante a tela “confira seu voto” anula o voto, anulação é falsa	a tela em questão não tem qualquer relação com anulação
Correntes no WhatsApp e no Telegram mentem sobre o que eleitor pode ou não fazer no domingo	Apertar confira seu voto, perderá voto, votos não computadorizados, votos serão anulados, teclar ok ou confirma	aos fatosf: compartilhe correntes de mensagens no whatsapp	no telegram disseminam informações falsas sobre o	aos fatosf: compartilhe correntes de mensagens no whatsapp
Acusação de fraude eleitoral domina correntes de WhatsApp em grupos monitorados	FRAUDE NA ELEIÇÃO, Bolsonaro não pode deixar haver, Bolsonaro não deixa ter segundo turno, Fraude na eleição	a implantação do sistema eletrônico de votação no Brasil, em 1996	esta reportagem foi feita numa colaboração entre agência pública, aos fatos	esta reportagem foi feita numa colaboração entre agência pública, aos fatos

5.3 Avaliação

Para avaliação da eficácia obtida dos resultados gerados pelo projeto, é necessário utilizar métricas e métodos para obter uma análise completa e abrangente. Métricas de

desempenhos, como por exemplo, acurácia, precisão das classificações obtidas, revocação que possibilita analisar a proporção de acertos nas classificações textuais em relação a outras classificações já existentes feitas anteriormente, fornecem uma visão quantitativa sobre a capacidade de cada modelo estudado em classificar textos. Ademais, efetuar comparações com outros métodos ou benchmarks são úteis para avaliar a eficácia em relação às técnicas estudadas nesta pesquisa, podendo comparar classificações de textos obtidos por esta pesquisa com outras fontes já estabelecidas, como até mesmo checagem manual presentes em sites de notícias. Além da utilização de métricas, efetuar uma análise de algoritmo para obter o tempo de execução, consumo de recursos computacionais pode ajudar a compreender o quão eficaz os métodos utilizados podem ser na prática.

6 Conclusões

Este trabalho mostrou que é possível reduzir ruído e ampliar cobertura na coleta de conteúdo relevante para desinformação combinando etapas simples e robustas de PLN com modelos modernos baseados em Transformers. Na sumarização, embora BERT-base, DistilBERT e SBERT-MiniLM tenham mantido proporções semelhantes do texto original, o SBERT destacou-se pelo melhor equilíbrio entre retenção semântica e custo computacional, tornando-o o candidato mais indicado para cenários de alto volume. Já o DistilBERT apareceu como um modelo mais conservador, preservando incerteza e reduzindo risco de super-rotulagem, ao passo que o BERT-base priorizou a retenção de trechos factuais completos.

A principal contribuição metodológica foi a segmentação guiada por conjunções, mais especificamente pelo termo “que”. Essa estratégia, de baixo custo e fácil implementação, recuperou conjuntos maiores e mais pertinentes de trechos quando comparada a termos manuais, além de superar abordagens baseadas apenas em aspas, que se mostraram pouco consistentes. Em dados de referência com dois clusters polarizados, a segmentação por “que” e os modelos BERT/sBERT comprimiram a classe “não rotulado” e reforçaram o contraste estrutural entre clusters (C0 mais “com desinformação”; C1 mais “sem desinformação”), enquanto o DistilBERT manteve distribuição um pouco mais próxima do retrato manual.

Na detecção de afirmações factuais, o XLM-R-Large-ClaimDetection alcançou desempenho competitivo mesmo fora do idioma de treino, com alta sensibilidade para sentenças relevantes (recall elevado) e menor precisão adequado à etapa de triagem automática. Em paralelo, embora o SVM tenha exibido acurácia nominal alta, sua utilidade prática foi limitada pela extração de textos pouco relevantes, sinalizando a importância de avaliar não apenas métricas agregadas, mas a aderência ao objetivo operacional (reduzir ruído mantendo o “sinal” de interesse).

Em síntese, o pipeline proposto, sumarização leve (preferencialmente com SBERT para escala), segmentação linguística simples (com “que”) e um classificador sensível para triagem (XLM-R), mostrou ganhos concretos de cobertura e eficiência sem depender de infraestrutura mais complexa. As evidências sugerem que ajustes de limiar, custos de classe e um filtro estrutural pós-classificação (por padrões discursivos ou regras de domínio) tendem a melhorar a precisão final, especialmente nos clusters mais ruidosos. Como limitações, permanecem as restrições de hardware para fine-tuning ideal e a transferência entre domínios/idiomas. Como trabalhos futuros, recomenda-se (i) calibrar thresholds com validação cruzada por cluster, (ii) empilhar filtros híbridos (regras + embeddings) após o XLM-R, (iii) testar empacotamento eficiente de sequências e knowledge distillation para

reduzir custo. Esses passos devem fortalecer a aplicabilidade em monitoramento contínuo e acelerar respostas a campanhas desinformacionais em larga escala.

6.1 Contribuições

O projeto será realizado em laboratórios de informática localizados no Bloco A, torre 2 e no laboratório de Pesquisa LIRTE (Laboratório de Informações em Rede e Tecnologias Educacionais) localizado no Bloco L, ambos laboratórios pertencentes à Universidade Federal do ABC. Também será utilizado bases de dados públicos e diferentes softwares para fins de análise, quantificação, comparação e classificação, com a orientação da Prof^a Dr^a Denise Hideko Goya. Este trabalho contará com auxílio da Universidade Federal do ABC por meio da disponibilização da rede para ser efetuada a pesquisa, tendo acesso a artigos voltados apenas à comunidade acadêmica.

6.2 Limitações

6.3 Trabalhos Futuros

Referências

- ARSLAN, F. et al. A benchmark dataset of check-worthy factual claims. *AAAI*, v. 53, 2020. Citado 2 vezes nas páginas 24 e 33.
- BARBOSA, J. et al. Introdução ao processamento de linguagem natural usando python. *Tutorial NLTK*, p. 3–4, 2017. Disponível em: <https://www.facom.ufu.br/~wendelmelo/terceiros/tutorial_nltk.pdf>. Citado na página 21.
- BRITO, R. M. P. Detecção de posicionamento como abordagem para identificação de conteúdo desinformativo. *Relatório Técnico. XVII Simpósio de Iniciação Científica da UFABC*, 2024. Citado 4 vezes nas páginas 18, 20, 25 e 26.
- CINELLI, M. et al. The covid-19 social media infodemic. *Scientific Reports*, v. 10, n. 1, p. 16598, 2020. Disponível em: <<https://doi.org/10.1038/s41598-020-73510-5>>. Citado na página 3.
- CONNEAU, A. et al. Unsupervised cross-lingual representation learning at scale. *ACL*, 2020. Disponível em: <<https://aclanthology.org/2020.acl-main.747.pdf>>. Citado na página 13.
- CONROY, N.; RUBIN, V.; CHEN, Y. Automatic deception detection: Methods for finding fake news. *ResearchGate*, 2015. Disponível em: <https://www.researchgate.net/publication/281818865_Automatic_Deception_Detection_Methods_for_Finding_Fake_News>. Citado na página 4.
- DOMENICO, M. D. et al. *Covid19 Infodemic Observatory*. 2020. <<http://dx.doi.org/10.17605/OSF.IO/N6UPX>>. Disponível em: OSF (Open Science Framework). Citado na página 3.
- FRANZESE, A. *Gen Z and Millennials now more likely to communicate with each other digitally than in person*. 2017. Disponível em: <<https://www.prnewswire.com/news-releases/gen-z-and-millennials-now-more-likely-to-communicate-with-each-other-digitally-than-in-person-300537770.html>>. Citado na página 5.
- GARCÍA-SAISÓ, S. et al. Infodemia en tiempos de covid-19. *Revista Panamericana de Salud Pública*, Organización Panamericana de la Salud, v. 45, p. e89, 2021. Disponível em: <<https://doi.org/10.26633/RPSP.2021.89>>. Citado na página 4.
- HAN, B.-C. *No exame: perspectivas do digital*. Petrópolis, RJ: Vozes, 2018. ISBN 9788532658517. Citado na página 3.
- IRETON, C.; POSETTI, J. (Ed.). *Journalism, ‘Fake News’ & Disinformation: Handbook for Journalism Education and Training*. Paris: UNESCO Publishing, 2018. ISBN 978-92-3-100281-6. Disponível em: <<https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000265552>>. Citado 2 vezes nas páginas 2 e 3.
- ITU. Two-thirds of the world’s population uses the internet, but 2.7 billion people remain offline. *ITU Statistics*, 2022. Disponível em: <<https://www.itu.int/itu-d/reports/statistics/2022/11/24/ff22-internet-use/>>. Citado na página 1.

- KONSTANTINOVSKIY, L. et al. Toward automated factchecking: Developing an annotation schema and benchmark for consistent automated claim detection. *ACL Anthology*, 2021. Disponível em: <<https://aclanthology.org/2021.acl-long.14/>>. Citado 4 vezes nas páginas 4, 6, 7 e 12.
- KONSTANTINOVSKIY, L. et al. Toward automated factchecking: Developing an annotation schema and benchmark for consistent automated claim detection. *Digital Threats: Research and Practice*, v. 2, n. 2, p. 1–16, 2021. Citado na página 6.
- KRELL, M. M. et al. Efficient sequence packing without cross-contamination: Accelerating large language models without impacting performance. *arXiv*, 2022. Disponível em: <<https://arxiv.org/abs/2107.02027>>. Citado na página 23.
- LEVY, R. et al. Context dependent claim detection. *ACM*, 2014. Citado na página 12.
- LUCCA, J. L. D.; NUNES, M. das G. V. Lematização versus stemming. *NILC*, p. 9, 2002. Disponível em: <http://www.nilc.icmc.usp.br/nilc/download/lematizacao_versus_stemming.pdf>. Citado na página 21.
- MARCHIORI, P. Z. A ciência e a gestão da informação: compatibilidades no espaço profissional. *Ciência da Informação*, Brasília, v. 31, n. 2, p. 72–79, 2002. Disponível em: <<https://revista.ibict.br/ciinf/article/view/962>>. Citado na página 3.
- Organização Pan-Americana da Saúde (OPAS/OMS). *Entenda a infodemia e a desinformação na luta contra a COVID-19*. Brasília, 2020. Disponível em: <<https://iris.paho.org/handle/10665.2/52054>>. Citado na página 4.
- OSHIKAWA, R.; QIAN, J.; WANG, W. Y. A survey on natural language processing for fake news detection. In: *Proceedings of The 12th Language Resources and Evaluation Conference*. Marseille, France: European Language Resources Association, 2020. p. 6086–6093. Citado na página 6.
- PENNYCOOK, G.; RAND, D. The psychology of fake news. *Trends in Cognitive Sciences*, v. 25, n. 5, p. 399–400, 2021. Citado na página 1.
- RAPOZA, K. Can ‘fake news’ impact the stock market? *Forbes*, 2017. Citado na página 6.
- RISCH, J. et al. Overview of the germeval 2021 shared task on the identification of toxic, engaging, and fact-claiming comments. In: *Proceedings of the GermEval 2021 Shared Task on the Identification of Toxic, Engaging, and Fact-Claiming Comments*. Duesseldorf, Germany: Association for Computational Linguistics, 2021. Disponível em: <<https://aclanthology.org/2021.germeval-1.1>>. Citado na página 24.
- SAMI. *Model Card for Model ID*. 2024. HuggingFace. Disponível em: <<https://huggingface.co/Sami92/XLM-R-Large-ClaimDetection>>. Citado na página 14.
- SANTOS, P. D. et al. Democracia sob ataque: polarização política e produção de conteúdos hostis no twitter nas eleições de 2022. *Revista Debates*, 2023. Disponível em: <<https://seer.ufrgs.br/index.php/debates/article/view/129776>>. Citado 3 vezes nas páginas 19, 20 e 22.

- SANTOS, R. *Processamento de Linguagem Natural: Recursos, Ferramentas e Aplicações para a Língua Portuguesa*. 2022. Dissertação de Mestrado. Disponível em: <https://sucupira-legado.capes.gov.br/sucupira/public/consultas/coleta/trabalhoConclusao/viewTrabalhoConclusao.jsf?popup=true&id_trabalho=11601526>. Citado na página 25.
- SILVA, P. V. D. d. Pandemia e infodemia nas mídias: análise da desordem informacional no twitter. *AtoZ: novas práticas em informação e conhecimento*, v. 9, n. 2, p. 148–159, 2020. Citado na página 2.
- SOUZA, R. B. R. “fake news”, pós-verdade e sociedade do capital: o irracionalismo como motor da desinformação jornalística. *FAMECOS*, v. 26, n. 3, 2019. Citado na página 2.
- Tribunal Regional Eleitoral de São Paulo. *Fake news x desinformação: entenda qual é a diferença entre os termos*. 2023. Disponível em: <<https://www.tre-sp.jus.br/comunicacao/noticias/2023/Agosto/fake-news-x-desinformacao-entenda-qual-e-a-diferenca-entre-os-termos>>. Citado na página 3.
- Tribunal Superior Eleitoral. *Programa Permanente de Enfrentamento à Desinformação no âmbito da Justiça Eleitoral: Plano Estratégico — Eleições 2022*. Brasília: [s.n.], 2022. Disponível em: <<https://www.justicaeleitoral.jus.br/desinformacao/arquivos/programa-permanente-de-enfrentamento-a-desinformacao-novo.pdf>>. Citado na página 3.
- TURNER, R. E. An introduction to transformers. *arXiv*, 2024. Disponível em: <<https://arxiv.org/pdf/2304.10557>>. Citado na página 11.
- VASWANI, A. et al. Attention is all you need. *NeurIPS*, 2017. Citado na página 13.
- VOSOUGHI, S.; ROY, D.; ARAL, S. The spread of true and false news online. *Science*, v. 359, n. 6380, p. 1146–1151, 2018. Disponível em: <<https://doi.org/10.1126/science.aap9559>>. Citado na página 3.
- WARDLE, H. D. C. Os três tipos de desordem informacional: Desinformação (dis-information), informação falsa (mis-information) e informação maliciosa (mal-information). *PUC*, 2017. Disponível em: <<https://periodicos.pucminas.br/SapereAude/article/view/32503>>. Citado na página 2.
- YACOUBY, R.; AXMAN, D. Probabilistic extension of precision, recall, and f1 score for more thorough evaluation of classification models. *ACL Anthology*, 2020. Disponível em: <<https://aclanthology.org/2020.eval4nlp-1.9/>>. Citado na página 25.