



UNIVERSIDADE FEDERAL DO AMAZONAS - UFAM
INSTITUTO DE COMPUTAÇÃO
PROGRAMA PÓS-GRADUAÇÃO EM INFORMÁTICA - PPGI

TREAD: um *framework* para o reconhecimento de
características textuais de postagens depressivas e
ansiosas em redes sociais online

Lorena Paiva de Figueiredo

Manaus - AM

Março/2025

Lorena Paiva de Figueiredo

TREAD: um *framework* para o reconhecimento de
características textuais de postagens depressivas e
ansiosas em redes sociais online

Dissertação de mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Informática do Instituto de Computação da Universidade Federal do Amazonas, como requisito para obtenção do título de Mestre em Informática no Programa de Pós-Graduação em Informática, Instituto de Computação.

Orientador(a)

Dr. Felipe Taliar Giuntini

Universidade Federal do Amazonas - UFAM

Instituto de Computação

Manaus - AM

Março/2025

Ficha Catalográfica

Elaborada automaticamente de acordo com os dados fornecidos pelo(a) autor(a).

F475t Figueiredo, Lorena Paiva de
TREAD: um framework para o reconhecimento de características
textuais de postagens depressivas e ansiosas em redes sociais
online / Lorena Paiva de Figueiredo. - 2025.
116 f. : il., color. ; 31 cm.

Orientador(a): Felipe Taliar Giuntini.
Dissertação (mestrado) - Universidade Federal do Amazonas,
Programa de Pós-Graduação em Informática, Manaus, 2025.

1. Computação afetiva. 2. Mineração de textos. 3.
Reconhecimento de padrões. 4. Ansiedade. 5. Depressão. I.
Giuntini, Felipe Taliar. II. Universidade Federal do Amazonas.
Programa de Pós-Graduação em Informática. III. Título



Ministério da Educação
Universidade Federal do Amazonas
Coordenação do Programa de Pós-Graduação em Informática

FOLHA DE APROVAÇÃO

"TREAD: UM FRAMEWORK PARA O RECONHECIMENTO DE CARACTERÍSTICAS TEXTUAIS DE POSTAGENS DEPRESSIVAS E ANSIOSAS EM REDES SOCIAIS ONLINE"

LORENA PAIVA DE FIGUEIREDO

Dissertação de Mestrado defendida e aprovada pela banca examinadora constituída pelos Professores:

Prof. Dr. Felipe Taliar Giuntini - PRESIDENTE

Profa. Dra. Mirela Teixeira Cazzolato - MEMBRO EXTERNO

Prof. Dr. José Rodrigues Torres Neto - MEMBRO EXTERNO

Profa. Dra. Elaine Harada Teixeira de Oliveira - MEMBRO INTERNO

MANAUS, 28 de março de 2025.



Documento assinado eletronicamente por **Felipe Taliar Giuntini, Usuário Externo**, em 31/03/2025, às 08:47, conforme horário oficial de Manaus, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



Documento assinado eletronicamente por **Mirela Teixeira Cazzolato, Usuário Externo**, em 31/03/2025, às 08:49, conforme horário oficial de



Manaus, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



Documento assinado eletronicamente por **Elaine Harada Teixeira de Oliveira, Professor do Magistério Superior**, em 02/04/2025, às 10:39, conforme horário oficial de Manaus, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



Documento assinado eletronicamente por **José Rodrigues Torres Neto, Usuário Externo**, em 14/04/2025, às 09:17, conforme horário oficial de Manaus, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



A autenticidade deste documento pode ser conferida no site https://sei.ufam.edu.br/sei/controlador_externo.php?acao=documento_conferir&id_orgao_acesso_externo=0, informando o código verificador **2513048** e o código CRC **C0814134**.

Avenida General Rodrigo Octávio, 6200 - Bairro Coroado I Campus Universitário
Senador Arthur Virgílio Filho, Setor Norte - Telefone: (92) 3305-1181 / Ramal 1193
CEP 69080-900, Manaus/AM, coordenadorppgi@icomp.ufam.edu.br

Referência: Processo nº 23105.012411/2025-31

SEI nº 2513048

Este trabalho é dedicado a Deus, minha família e amigos que sempre acreditaram em mim.

AGRADECIMENTOS

Gostaria de agradecer profundamente a todos que me apoiaram nesta jornada de aprendizado, principalmente:

- Ao meu orientador Dr. Felipe Taliar Giuntini, que não permitiu que eu desistisse e foi extremamente generoso ao se dispor a compartilhar seus conhecimentos, tempo e amizade;
- Aos professores que passaram por minha vida e contribuíram em minha jornada de conhecimento;
- Aos meus pais e à minha família, que são o alicerce da minha vida e sempre me apoiaram e incentivaram em todos os desafios;
- Aos meus amigos, que me deram força para continuar e palavras amigas nos momentos precisos;
- À UFAM pela oportunidade de crescimento e suporte;
- Ao SIDIA e, principalmente, aos meus líderes pela compreensão e assistência; e
- Agradecimentos à Capes e FAPEAM: O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001. Este trabalho foi parcialmente financiado pela Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado do Amazonas – FAPEAM – por meio do projeto POSGRAD.

Palavras são, na minha nada humilde opinião, nossa inesgotável fonte de magia. Capazes de formar grandes sofrimentos e também de remediá-los.

Alvo Dumbledore

TREAD: um *framework* para o reconhecimento de características textuais de postagens depressivas e ansiosas em redes sociais online

Autor: Lorena Paiva de Figueiredo

Orientador: Dr. Felipe Taliar Giuntini

Resumo

Os transtornos mentais, como ansiedade e depressão, são classificados pela OMS como problemas sociais que afetam o modo de pensar, agir e viver da população, afetando diversas camadas da vida, afetando o bem-estar físico e mental. Visto que uma, em cada oito pessoas, sofre com transtornos mentais, estima-se que em 2024 os transtornos atingiram, aproximadamente, 970 milhões de pessoas. A OMS estima que 4% de pessoas no mundo sofrem de algum transtorno ansioso e 5% dos adultos de depressão. Diante desse contexto, a área de Computação Afetiva tem provido diferentes estudos que buscam classificar esses transtornos por meio da análise massiva de dados de redes sociais e aplicação de modelos de aprendizagem de máquina. Contudo, faz-se necessário investigar se o conteúdo disponível *on-line*, como os das postagens textuais, são capazes de refletir características e marcadores que denotem indicativos de saúde mental, especialmente se há uma diferenciação significativa entre transtornos de saúde mental, como o de ansiedade e depressão. Com isso, este trabalho apresenta o TREAD: um *framework* para reconhecimento textual de características emocionais e de contexto relacionadas à ansiedade e à depressão em postagens de redes sociais *on-line*. Para isso, o *framework* envolve as etapas de (i) coleta de dados de postagens em comunidades de redes sociais *on-line*, (ii) processamento de dados, (iii) extração de características

sobre o contexto, emoções e de sentimentos com EMPATH e VADER, (iv) avaliação de padrões sequenciais por meio da aplicação do algoritmo de regras de associação *FP Growth*, extração e, por fim, avaliou-se por meio de agrupamento a diferenciação entre os padrões. Considerando os dados resultantes, a aplicação do algoritmo de associação, a confiança dos resultados foram acima de 80% e os valores de *Lift* foram superiores a 1, o que indica que a força da associação entre os itens é relevante. E, considerando os algoritmos de agrupamento, o *Agglomerative Clustering* obteve 81% de precisão e *F1-Score*. Todavia, os resultados ressaltam a importância das redes sociais neste contexto e fornece reflexão sobre os marcadores linguísticos e emocionais que diferenciam as comunidades de ansiedade e depressão, servindo como suporte a futuras e possíveis intervenções digitais.

Palavras-chave: Computação afetiva; mineração de textos; reconhecimento de padrões; ansiedade; depressão.

TREAD: um *framework* para o reconhecimento de características textuais de postagens depressivas e ansiosas em redes sociais online

Autor: Lorena Paiva de Figueiredo

Orientador: Dr. Felipe Taliar Giuntini

Abstract

Mental disorders, such as anxiety and depression, are classified by the WHO as social problems that affect the way people think, act, and live, affecting different areas of life and affecting physical and mental well-being. As one in eight people suffer from mental disorders, it is estimated that in 2024, disorders will affect around 970 million people. The WHO estimates that 4% of people in the world suffer from some anxiety disorder, and 5% of adults suffer from depression. In this context, the area of Affective Computing has provided different studies that seek to classify these disorders through the massive analysis of social network data and the application of machine learning models. However, it is necessary to investigate whether the content available online, such as textual posts, is capable of reflecting characteristics and markers that denote indicators of mental health, especially if there is a significant differentiation between mental health disorders, such as anxiety and depression. Therefore, this work presents TREAD: A Framework for Textual Recognition of Emotional and Contextual Characteristics Related to anxiety and depression in online social media posts. To this end, the framework involves the steps of (i) collecting data from posts in online social networking communities, (ii) data processing, (iii) extracting features about the context, emotions, and feelings with EMPATH and VADER, (iv) evaluating sequential patterns through

the application of the FP Growth association rules algorithm, extraction and finally, evaluating the differentiation between patterns through clustering using algorithms such as Agglomerative Clustering. Considering the data resulting from the application of the association algorithm, the confidence of the results was above 80%, and the LIFT values were greater than 1, which indicates that the strength of the association between the items is relevant. Furthermore, considering the clustering algorithms, Agglomerative Clustering obtained 81% accuracy and F1-Score. Finally, the experimental data show the importance of social networks in this context, as well as providing a reflection on the linguistic and emotional markers that differentiate the anxiety and depression communities, serving as support for future and possible digital interventions.

Keywords: Affective computing; text mining; pattern recognition; anxiety; depression.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Representation of Plutchik’s wheel of emotions - adapted from Machine Elf 1735 ()	37
Figura 2 – Protocolo de condução da revisão	39
Figura 3 – Fluxograma Prisma 2020 (Fonte: Dados da Pesquisa).	41
Figura 4 – Número de trabalhos por base digital	42
Figura 5 – Social Networks	43
Figura 6 – Study Languages	43
Figura 7 – Word Cloud sobre as Técnicas de Extração	58
Figura 8 – Word Cloud sobre os Modelos	63
Figura 9 – Exemplo de Postagem do Reddit	85
Figura 10 – TREAD <i>Framework</i>	87
Figura 11 – Plot considering the sentiments extracted from the Rules	95
Figura 12 – Resultado da aplicação de algoritmos de agrupamento a regras e sentimentos	96

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Resumo dos estudos incluídos durante a revisão sistemática da literatura	49
Tabela 2 – Síntese das informações identificadas através do protocolo de extração de dados	57
Tabela 3 – Dados da Comunidade	86
Tabela 4 – TOP DEZ considerando as categorias extraídas pelo EMPATH em cada conjunto de dados	90
Tabela 5 – Regras que resultaram da aplicação do algoritmo <i>FP Growth</i> a características extraídas de comunidades com o tema Ansiedade e Depressão	94

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	15
1.1	Contexto e Motivação	15
1.2	Problemática	18
1.3	Questão de Pesquisa e Objetivos	19
2	FUNDAMENTOS	20
2.1	Computação Afetiva: Reconhecimento de Emoções e Sentimentos	20
2.2	Redes Sociais e a Sociedade <i>On-line</i>	22
2.3	Saúde Mental e sua manifestação nas redes sociais	24
2.3.1	Ansiedade e Depressão: Definições e Características	25
2.3.2	Manifestação de indicativos de ansiedade e depressão nas redes sociais	27
2.3.3	Algoritmos	28
2.3.3.1	Regras de Associação	29
2.3.3.2	Algoritmos de Agrupamento	31
2.3.3.3	Redução de Dimensionalidade: PCA (Principal component analysis)	32
3	MAPEAMENTO SISTEMÁTICO DA LITERATURA: IA NO RECONHECIMENTO DE CARACTERÍSTICAS DE PESSOAS DEPRESSIVAS E ANSIOSAS NAS REDES SOCIAIS	33
3.1	Introdução	33
3.2	Background	35
3.3	Metodologia	38
3.3.1	Estratégia de Busca	38

3.3.2	Cr�terios de Sele��o	39
3.3.3	Extra��o de Dados	40
3.4	Resultados	41
3.4.1	Vis�o geral dos estudos	42
3.4.2	Idiomas, Redes Sociais e Estudos	42
3.4.3	T�cnicas de Extra��o, Modelos e Transtornos, emo��es e sen- timentos	58
3.4.3.1	T�cnicas de Extra��o	58
3.4.3.2	Modelos	62
3.4.3.3	Transtornos, emo��es e sentimentos	72
3.5	Discuss��es	77
3.6	Conclus��es	80
4	TREAD: UM FRAMEWORK PARA RECONHECIMENTO TEX- TUAL DE CARACTER�STICAS EMOCIONAIS DE ANSIEDADE E DEPRESS�O	82
4.1	Considera��es Iniciais	82
4.2	Abordagem e Solu��o proposta	84
4.2.1	Coleta de Dados	84
4.2.2	<i>Framework</i>	86
4.3	Resultados	89
4.4	Discuss��o	95
4.5	Considera��es Finais	98
5	CONCLUS�O	99
	Refer�ncias	101

1

INTRODUÇÃO

1.1 Contexto e Motivação

DE acordo com a [Kemp \(2023\)](#), em abril, desse mesmo ano, foi identificado que cerca de 64,6% da população mundial utiliza a internet e que cerca de 50,9% da população mundial utiliza as redes sociais, ou seja, um pouco mais de 78% dos usuários da internet utilizam alguma rede social. Segundo [Dixon \(2023\)](#), o tempo médio despendido pelos internautas nas redes sociais é em torno de 151 minutos por dia, em resumo, as redes sociais são responsáveis por ditarem as novas formas de relacionamentos e comunicações.

O conceito de rede social antecede os serviços *on-line* e tem raízes nos estudos sociológicos e antropológicos. Conforme [Mitchell \(1974\)](#), a ideia de rede social pode ser compreendida, tanto de maneira metafórica quanto analítica. Ainda conforme o autor, metaforicamente, destaca-se que os laços sociais se estendem por meio das sociedades e, no sentido analítico, busca-se entender como essa extensão afeta o comportamento das pessoas envolvidas. Em suma, o conceito está relacionado a comportamentos e relações, refletindo-se nas redes sociais contemporâneas.

[Ikeda e Kawachi \(2010\)](#) elaboraram um estudo mostrando os aspectos sociais da chamada vida real, onde abordam alguns mecanismos sociais importantes que afetam, de certa forma, a saúde, seja física, mental ou emocional. O primeiro deles é a influência social, isto é, pessoas influenciam pessoas, dado a observação do outro, os seres sociais tendem a ser mais regulados ou se moldar à sua rede. O segundo é o envolvimento social, onde a participação ativa do indivíduo, na rede, é destacada e o ser humano

busca ter uma identidade e sentimento de pertencimento. O terceiro, as redes sociais são mecanismos para a rede de apoio social, emocional e instrumental, as pessoas tendem a ser solidárias, amigas de seus pares. O quarto mecanismo é que este é um meio que provém ligações capazes de movimentar as oportunidades do indivíduo, até mesmo de forma material, laços fortes e fracos geram oportunidades de crescimento profissional.

Já Émile Durkheim, considerado o pai da Sociologia, ao estudar a sociedade, identificou, através de estudos em diferentes redes, sejam elas familiares, educacionais ou, até mesmo, religiosas, os chamados padrões (DURKHEIM, 1977; DURKHEIM, 2007; DURKHEIM, 2017, 2017; DURKHEIM, 2005). Os estudos antropológicos e sociais que antes eram feitos de forma observacional na vida real, hoje, com o avanço de tecnologias e métodos de comunicação, podem ter um novo campo de observação, por exemplo, através das novas redes sociais *on-line*, utilizando novos métodos aliados às novas tecnologias, capazes de armazenar, gerenciar e analisar grandes quantidades de dados.

Nesse contexto, a área de Mineração de Dados e Aprendizado de Máquina tem como base a identificação de padrões e tomada de decisões. É uma área analítica que trabalha com grande volume de dados e constrói seu conhecimento com base nas características, sejam relacionadas a imagens, textos, exames, sons e entre outras possibilidades de mídias, como em Naf'an et al. (2019) e Azeez et al. (2021) que utilizaram os textos de redes sociais, como fonte de estudo sobre *cyberbullying*, Ressler (2006) propõe a análise de padrões para combate ao terrorismo, Bilewicz et al. (2021), Garland et al. (2022) e Kumarage, Bhattacharjee e Garland (2024) para análise sobre discursos de ódio e Won, Steinert-Threlkeld e Joo (2017) propõe a análise sobre imagens de protestos para a identificação do nível de violência.

O texto é uma das mídias mais comuns e a subárea especializada neste tipo de dado é a de processamento de linguagem natural. Hirschberg e Manning (2015) descrevem que esta área possui técnicas computacionais com o propósito de aprender, compreender e produzir conteúdo em linguagem humana, em resumo, descreve técnicas envolvendo as análises morfológica, sintática, léxica e semântica. O Picard (1997) introduziu o conceito de computação afetiva como sendo a capacidade de um computador reconhecer os estados emocionais de um usuário, expressar suas próprias emoções

e responder às emoções deste. No [Picard \(2010\)](#), a Ciência da Computação é definida como uma área repleta de desafios e oportunidades na elucidação do funcionamento da emoção e, para isto, é preciso entendê-la para poder mensurá-la. Esta é uma área com objetivo de ajudar a comunicação e a compreensão entre as pessoas, conhecimento este que deve ser usado para projetar tecnologia mais inteligente e usá-la para criar experiências que melhoram vidas. Além disso, [Picard \(2010\)](#) relata que a Computação Afetiva é uma área multidisciplinar, que atrai pesquisadores da Ciência da Computação, Interação Humano-Máquina, Medicina, Literatura, Psicologia, Filosofia, Marketing, dentre outras áreas.

Isto é, a Computação Afetiva é uma área abrangente e complexa, pois a capacidade de "compreensão" das emoções permite contribuições em outro campo da Psicologia, especificamente relacionado às doenças mentais de origem emocional. Segundo [Sinha \(2021\)](#), as emoções desempenham um papel crítico no desenvolvimento e no início de vários transtornos mentais. Por isso, [Sinha \(2021\)](#) afirma que, para facilitar o entendimento da Computação Afetiva, é relevante revisar as teorias existentes e os modelos de classificação das emoções. Sendo assim, é possível entender que a Computação Afetiva baseia-se em três grandes campos: 1) Ciência da Computação, 2) Psicologia e 3) Ciência Cognitiva. Segundo a associação Pan-Americana de Saúde ([OPAS, 2022](#)), a Organização Mundial da Saúde (OMS), em 2022, identificou que cerca de 1 bilhão de pessoas em todo o mundo conviveram com transtornos mentais, em 2019 a [WHO \(2023b\)](#) identificou que em torno de 280 milhões de pessoas, considerando todas as fases da vida, sofreram de depressão, sendo mais comum em mulheres, pessoas com baixa e média renda possuem pouca probabilidade de receber tratamento, menos de 25% têm acesso, e mais de 700 mil pessoas cometem suicídio todos os anos.

De acordo com a *World Health Organization* ([WHO, 2022](#)), a OMS concluiu que a pandemia de COVID-19 contribuiu para um aumento de 25% nos casos de ansiedade e depressão. A OMS enfatizou a importância crítica da saúde mental para todos, pois influencia o pensamento, os sentimentos, as ações, as decisões, os relacionamentos e a configuração do mundo.

Segundo os estudos da OMS, o Brasil apresenta a maior incidência de casos

de transtorno de ansiedade, com cerca de 9,3% dos brasileiros sofrendo de ansiedade patológica (CARVALHO, 2023), enquanto globalmente estima-se que 3,8% da população sofra de depressão (WHO, 2023b).

1.2 Problemática

Pelo que é conhecido na literatura e conforme apresentado no Capítulo 3 desta pesquisa, os estudos recentes, em suma, preocupam-se em identificar somente um dos transtornos ou simplesmente em classificá-los. Nesse ponto, existe um avanço significativo no uso de diferentes técnicas, usando diversos modelos e métodos extratores. Em alguns casos, consideram as postagens de forma isolada ou, até mesmo, o perfil como um todo. No entanto, foi identificado que os trabalhos pouco exploram a possibilidade de análise dos transtornos ansiosos e depressivos em conjunto com a finalidade de entender os padrões, seja de escrita ou contexto. Sabendo que estes transtornos se correlacionam e compartilham características e soam como possíveis sintomas um do outro, reforça-se a necessidade de entender, de forma igualitária, como se diferem, com o propósito de uma melhor identificação.

Cada transtorno possui suas particularidades, um perfil, que auxilia no processo de identificação, sendo assim, é preciso compreender se:

- A partir da análise textual é possível identificar ou caracterizar cada transtorno;
- Se os textos de redes sociais são efetivos no processo de análise dos transtornos, se eles exprimem o que se espera da caracterização encontrada nos manuais existentes;
- Se os recursos disponíveis relacionados à extração de características de contexto e sentimentos são ferramentas eficazes no processo de identificação de padrões dos transtornos; e
- Se os padrões identificados em cada transtorno, em algum ponto se correlacionam, e se sim, onde se distinguem.

1.3 Questão de Pesquisa e Objetivos

Dado o problema exposto na seção anterior (1.2), este estudo explora o uso de extratores lexicais e de sentimentos para analisar postagens em redes sociais, para a identificação dos padrões de linguagem e de características em usuários ansiosos e depressivos. Desse modo, pretende-se responder às seguintes questões de pesquisa:

1. Qual é a relação entre ansiedade e depressão expressas nas mídias sociais on-line e como elas podem ser diferenciadas?
2. Padrões fortes podem ser estabelecidos por meio de regras de associação que definam com confiança cada transtorno?

De forma a responder às questões da pesquisa, este trabalho propõe o TREAD: um *framework* para reconhecimento textual de características emocionais de ansiedade e depressão. Este *framework* é baseado nas seguintes etapas: Coleta de Dados, Processamento, Extração de *features* com EMPATH, aplicação de algoritmo de regra de associação, extração de *features* com VADER, aplicação do algoritmo PCA e de clustetização que são apresentados no capítulo 4.

Esta monografia de qualificação está organizada da seguinte maneira:

- No Capítulo 2, são apresentados os principais conceitos relacionados à Computação Afetiva, contemplando as redes sociais, saúde mental, ansiedade e depressão;
- No Capítulo 3, é apresentada uma revisão sistemática da literatura dos trabalhos relacionado aos transtornos depressivos e ansiosos, utilizando as redes sociais como fonte de dados;
- No Capítulo 4, é apresentada a proposta de projeto, bem como os objetivos, hipóteses e a metodologia que será utilizada.

2

FUNDAMENTOS

2.1 Computação Afetiva: Reconhecimento de Emoções e Sentimentos

"A Computação Afetiva começou como uma disciplina de Engenharia, impulsionada por uma motivação para projetar novas tecnologias que pudessem entender melhor os humanos, para assim serem mais eficazes" (RIVA; CALVO; LISETTI, 2014). Esta é uma área de estudo, que possui em sua base três grandes áreas: a Ciência da Computação, a Psicologia e a Ciência Cognitiva, quando unidas, essas áreas podem contribuir para a evolução das interações humano-máquina por meio da IA (Inteligência Artificial).

Para D'Mello e Calvo (2013), a Computação Afetiva é uma área que busca preencher a lacuna comunicativa entre o ser humano, emocionalmente expressivo e o computador, emocionalmente deficiente, sendo uma área dedicada à criação de tecnologias capazes de monitorar e responder aos estados afetivos do usuário. Visando este objetivo, é vista como um caminho à compreensão do funcionamento da mente, para a adequada percepção dos seus aspectos e o desenvolvimento, ou simulação apropriada dos sistemas inteligentes. Dessa forma, em Richardson (2020) é explanado sobre a trilogia da mente, que abrange a cognição, e consiste na capacidade de pensar, lembrar, imaginar e reconhecer ações que auxiliam nas decisões do dia a dia. O afeto, que tem por base as emoções e humores que influenciam o comportamento e a conação que é referente ao desejo - motivação - e à vontade - determinação - de agir.

Ou seja, a Computação Afetiva tem seu foco principal no desenvolvimento de

tecnologias para sentir, reconhecer, entender e simular processos afetivos, como emoções, atitudes, personalidade e motivação. Dessa maneira, é possível fazer contribuições importantes para novas abordagens inteligentes de saúde e bem-estar, porque a emoção é um dos principais motivadores na tomada de decisão (RIVA; CALVO; LISETTI, 2014).

Sendo a emoção um elemento-chave na Computação Afetiva, muitas pesquisas buscam entendê-las e categorizá-las, Ekman e Friesen (1969) e Ekman (1971) desenvolveram estudos baseados nas expressões faciais para propor seis emoções básicas, sendo elas: a felicidade, a tristeza, a surpresa, a raiva, o desgosto e o medo. Em Helm (2009), quatro aspectos são destacados sobre as emoções, primeiramente, elas são intencionais, por estarem relacionadas a algo, como o medo associado a possibilidades futuras e o desapontamento ligado a situações passadas. Em segundo lugar, as emoções são passivas por serem respostas às intenções. O terceiro aspecto é que elas possuem um tom afetivo, ou melhor, polaridade (negativa ou positiva). Por fim, o quarto aspecto é que as emoções são motivadoras, pois desencadeiam reações. Já Russell (1980) propôs um modelo circunflexo com base em sentimentos subjetivos, além disso, demonstrou a correlação entre os estados afetivos, diferenciando as valências e atividades/estado. Por exemplo, uma pessoa não pode estar calma e tensa (estados opostos), assim como não pode estar triste e alegre (valências opostas). Da mesma forma que apresenta as distâncias ou extremidades entre as emoções, provem igualmente a visibilidade das relações entre elas, como por exemplo entre relaxado e sereno.

A análise de emoções pode ser efetuada de muitas formas, considerando as modalidades que são expressas na forma de: vídeos Li (2017), áudios Neto et al. (2018) Duville, Alonso-Valerdi e Ibarra-Zarate (2021) e Costantini et al. (2014), imagens, textos, exames e entre outras maneiras. De forma unimodal ou multimodal, ou de forma específica, como por exemplo no caso dos textos, avaliando o léxico, o vocabulário ou, até mesmo, o contexto.

Em Picard (2003), são relatados alguns desafios e críticas relacionados às emoções, entre elas pode-se citar as múltiplas modalidades de expressão da emoção. A existência do desafio relacionado à grande massa de dados que podem ser úteis para a análise, mas são inacessíveis no dia a dia, entre eles os dados relacionados às atividades cerebrais, às

reações biológicas do corpo e às dificuldades em se reconhecer com precisão o estado emocional, visto que esta é uma tarefa difícil, tanto para o ser humano identificar o seu próprio estado emocional como para seu próximo.

Picard (2003) reflete sobre questões éticas relacionadas aos dados, pois os dados usados para o aprendizado e análises são informações pessoais e privadas. Ainda indica que os dados gerados em ambientes controlados são artificiais e, deste modo, poucos colaboram no progresso da modelagem cognitiva. Por exemplo: em projetos cujo objetivo é a identificação das emoções com base na voz ou na imagem, ao utilizar dados gerados por atores, as emoções perdem um pouco da naturalidade e, desta forma, não leva-se em consideração a forma singular das culturas e das pessoas ao se expressarem.

2.2 Redes Sociais e a Sociedade *On-line*

As redes sociais *on-line* são o reflexo das relações da vida real, pois elas são formadas por grupos de pessoas ou entidades conectadas através das relações, interações sociais, trocas de informações e colaborações (GARTON; HAYTHORNTHWAITE; WELLMAN, 1997; ALRUBAIAN et al., 2015).

Além das relações pessoais, tornou-se um meio essencial para a comunicação, em nível individual através de divulgações de experiências e grupos de notícias jornalísticas (MASIP et al., 2015). As grandes mídias enxergam, nas redes sociais, um meio para expandir seu público, visto o poder referente às reações e às interações que são instantâneas (KÜMPEL; KARNOWSKI; KEYLING, 2015; KHUNTIA; SUN; YIM, 2016). As chamadas *trends* ajudam a mostrar a relevância dos temas/assuntos e a expandir a bolha de acessos/comunicação (ASUR et al., 2011). No entanto, assim como provém visibilidade as notícias reais, tornaram-se um meio de propagação de notícias falsas, onde usuários maliciosos se aproveitam para divulgar as conhecidas *fake news*.

No estudo de Jose, Kumar e Chandran (2021), é explanado sobre a problemática da disseminação da desinformação e, assim, os autores abordam a necessidade do desenvolvimento de meios para a identificação de notícias falsas. Das e Anwar (2019) buscaram analisar as comunicações sob a perspectiva de relação, onde muitos usuários

costumam se conectar por meio dos interesses mútuos e identificaram que os grupos íntimos ativos possuem interação frequente entre pessoas que possuem os mesmos tópicos de interesse.

Bong et al. (2023) e alguns outros estudiosos, identificaram que existe uma necessidade de entender o comportamento além do social, o comportamento comercial, ou seja, o de consumidor, pois mediante a identificação dos tópicos de interesse, as redes sociais tornaram-se um meio para as vendas, sendo um ambiente propício para a divulgação de marcas, produtos e serviços. Ademais, diversas plataformas adaptaram-se para atender tanto as divulgações como a necessidade de compra e venda *on-line*. Em Jain et al. (2022) foi desenvolvido um estudo com o objetivo de identificar e selecionar os perfis que possam ajudar na divulgação de certas marcas e produtos e, assim, auxiliar na difusão entre os públicos de interesse. Esses perfis são conhecidos como *influencers*, ou seja, são pessoas consideradas relevantes no universo das redes sociais, dada uma temática específica. Sendo esta a nova profissão emergida devido às transações comerciais e de divulgações, pois além do comércio, as redes sociais desenvolveram seus próprios métodos de Comunicação e Marketing.

Uma vez que este é um ambiente considerado livre e sem moderações, tornou-se assim propício às pessoas mal intencionadas. Por esta razão, estão sendo desenvolvidos estudos voltados a impedir que usuários indevidos ingressem em grupos usando contas falsas (ALRUBAIAN et al., 2015), buscando desenvolver metodologias para detectar fraudes relacionadas a golpes de roubo de identidade (NANDHINI; DAS, 2016) e modelos de proteção à segurança nacional (EKWUNIFE, 2020) etc.

Em resumo, as redes sociais retratam as relações, atividades e o ambiente real, permitindo conexões, compartilhamento de informações, *marketing*, comércio, ocupações de trabalho, vivência em comunidade e, inclusive, possui uma abertura para situações de riscos devido ao mau uso e pessoas mal intencionadas.

2.3 Saúde Mental e sua manifestação nas redes sociais

De acordo com a [WHO \(2022\)](#), saúde não é ausência de doença, ser saudável está relacionado à segurança do corpo, da mente e do ser social. Apesar de muitos governos de países possuírem programas de cuidados com o bem-estar físico, os cuidados com a saúde mental são diversas vezes negligenciados, sendo que a ausência desta é um dos principais contribuintes para situações de mortes prematuras, perdas econômicas, deterioração da saúde física, entre outras situações.

Além dos transtornos mentais, os transtornos neurológicos, abusos de substâncias, risco de suicídio, deficiências psicossociais, cognitivas e intelectuais são incluídas na categoria de saúde mental. Cerca de 80% das pessoas que são acometidas por problemas de saúde mental não têm acesso a um atendimento adequado, principalmente pessoas de média e baixa rendas, uma em cada oito pessoas é acometida com algum dos transtornos ([WHO, 2022](#)).

A [WHO \(2023b\)](#) identificou que pessoas nessas condições vivem de uma a duas décadas a menos, e que o suicídio entre os jovens de 15 a 29 anos é a quarta principal causa de morte. Em 2019, quase 1 bilhão de pessoas possuía algum transtorno mental, desta forma foi detectado que o mundo precisava de algum suporte e, por isso, em 2019, a OMS lançou uma ação para auxiliar na cobertura universal de saúde para a saúde mental. A OMS tem quatro relevantes iniciativas ao combate à depressão, ansiedade e demais transtornos, o (1) *Programa de Ação para a Lacuna na Saúde Mental*, que visa levar a países com escassez de acesso (países de baixa e média rendas) a tratamentos relacionados a transtornos mentais, neurológicos e de substâncias, o (2) *Manual: gerenciamento de problemas plus (PM+)* ([ORGANIZATION et al., 2016b](#)), que é um material de suporte a quem quer ajudar, mas não possui uma especialização nos problemas-alvos, auxilia na promoção de intervenções, visando o bem-estar de forma rápida e de baixo custo. (3) O *Manual de Terapia Interpessoal de Grupo (IPT) para Depressão* ([ORGANIZATION et al., 2016a](#)), que foi disponibilizado em oito idiomas, é uma revisão da terapia interpessoal tradicional, que estimula as relações sociais e ajuda facilitadores sem treinamento prévio, apresentando um protocolo para atuação grupal que atua de 2 a 8 sessões de suporte. E, por último, (4) *Manual Pensando saudável*

([ORGANIZATION et al., 2015](#)), que está disponível em 8 idiomas, este é um material de suporte ao período de gestação e pós-gestação com técnicas cognitivo-comportamentais baseadas em evidências de agentes de saúde.

De acordo com a [OMS \(2022\)](#) a incidência de ansiedade e depressão teve um aumento de 25% pós-pandemia. Mais de 70 milhões de pessoas possuem algum distúrbio alimentar ([MARTINS, 2022b](#)) e entre 5% a 8% de pessoas apresentam algum transtorno de déficit de atenção, como a hiperatividade ([MARTINS, 2022a](#)). O Brasil aparece como o país de maior incidência de casos de depressão na América Latina e o maior em relação à ansiedade no mundo ([CARVALHO, 2023](#)). No relatório da [Sapien Labs \(2023\)](#), o Brasil ficou na terceira posição, em um *ranking* de 64 países, sobre as nações com o pior índice de saúde mental, com um quociente de 52,9%.

2.3.1 Ansiedade e Depressão: Definições e Características

Em [WHO \(2022\)](#) é explicado que a saúde mental pode ser afetada por situações como a pandemia da COVID-19, que agravou e aumentou o número de enfermos relacionados à depressão e à ansiedade, por exemplo. Segurança e proteção, crenças, normas, valores, gênero, raça, genética, sexualidade, legados históricos, como o colonialismo e crises climáticas e ecológicas podem ter influência e serem fatores desencadeantes.

[WHO \(2022\)](#) afirmam que além dos fatores externos, pessoais e históricos, a saúde mental afeta e é afetada pelas doenças crônicas, ou seja, pessoas nessas condições são mais propensas a desenvolver doenças mentais, como ansiedade e depressão, assim como pessoas com esses transtornos tendem a desenvolver alguma doença crônica ao longo do tempo e agravamento dos sintomas.

A psiquiatra, escritora e *youtuber* brasileira Ana Beatriz Barbosa, em conversa com [Angélica \(2023\)](#), fez três afirmações baseadas em sua experiência médica e estudos, que são importantes e complementares. Primeiro, que “a ansiedade é o prenúncio da depressão”, ou melhor, uma pode ser a causa ou gatilho da outra. Segundo, que o oposto da felicidade não é a tristeza, mas sim a depressão, pois ela impossibilita a pessoa de se autoperceber e de pensar positivamente. O terceiro é que todo mundo possui algum

grau de ansiedade, dado que esta é considerada um instinto de sobrevivência humana. Mas, quando este quadro causa algum transtorno ao dia a dia, este é o momento em que torna-se preocupante.

Transtornos, como a ansiedade e a depressão, são doenças que afetam as relações e atividades diárias dos seus enfermos. Os sentimentos e situações relacionadas a estes transtornos podem ocorrer em diferentes durações, mas persistem por, pelo menos, duas semanas.

A [WHO \(2023a\)](#) e o National Institute of Mental Health ([NIMH, 2023](#)) relacionam a ansiedade a sentimentos de medo e situações comportamentais, que pioram com o tempo, tendo como sintomas: preocupação excessiva, ataques de pânico, fobias, temores excessivos relacionados a situações sociais, medo de perder ou de se separar de pessoas de seu convívio, transtornos obsessivos compulsivos (TOC) e traumas em geral.

Existem diversas categorias de ansiedade com base em seu tipo de sintoma, dado a fatores externos e internos, como timidez e biológicos, que podem agravar os sintomas e a doença em si.

Já depressão é descrita pela [WHO \(2023b\)](#) e [OPAS \(2023\)](#) como uma doença comum e que incapacita, dado o fato que ela é frequente e influencia nas ações do enfermo. É relacionada à perda de prazer, humor deprimido, insônia, falta de apetite, cansaço, ansiedade, sentimento de culpa, desesperança, pensamentos negativos, redução da concentração ou baixa autoestima. Esses sintomas possuem diferentes níveis, isto é, podem ser leves, moderados e graves. A saúde física, problemas sociais como desemprego, estresse, traumas e até fatores genéticos podem desencadear a doença.

Esses transtornos estão afetando diferentes públicos e realidades, tem-se como exemplos os famosos *youtubers* e *influencers* Felipe Neto e Whindersson Nunes, que assumiram e relataram ao público em geral o que passaram em suas crises e no cotidiano. Em entrevistas para a [Quem \(2023\)](#) e [G1 \(2022\)](#), Felipe Neto assumiu episódios de crises de ansiedade e depressão, respectivamente. Whindersson Nunes, em entrevista concedida ao portal [Splash \(2022\)](#), relatou sua experiência enfrentando a depressão. Ambos os relatos apresentaram situações comuns a estes casos, relacionados ao efeito na vida e, até mesmo, nas carreiras e enfatizaram a importância do diagnóstico e redes

de suportes como médicos, familiares e amigos.

2.3.2 Manifestação de indicativos de ansiedade e depressão nas redes sociais

A necessidade de pertencer a algo ou a algum lugar leva muitas pessoas que sofrem de transtornos, como a ansiedade e a depressão, a recorrer às redes sociais. Para [Kumar, Sharma e Arora \(2019\)](#) existem três tipos de usuários relacionados às redes sociais e à saúde mental: 1) o usuário ativo da rede social com padrão viciado, com problemas de autoestima e bem-estar afetado devido às comparações sociais e às interações realizadas através da rede; 2) o segundo tipo, que usa a rede social como ambiente acolhedor para expressar seus sentimentos; 3) o usuário passivo que vive através das interações virtuais ao invés das interações reais.

Usuários que possuem algum transtorno mental, geralmente, mudam seus discursos dependendo do seu tipo de usuário, com receio dos estigmas sociais e para falar mais abertamente sobre seus problemas precisam recorrer ao anonimato das redes. Usando as chamadas contas descartáveis para postar seus conteúdos, em geral esses textos são mais desinibidos, centrados, e negativos ([PAVALANATHAN; CHOUDHURY, 2015](#)).

É comum que os textos sobre ansiedade tratem de assuntos relacionados à autoestima, efeitos colaterais sobre medicamentos, o que sentem fisicamente e mentalmente ([SHEN; RUDZICZ, 2017](#)), são autocentrados, buscam sempre falar de si e o que experienciam em suas vidas diariamente.

Quem passa por esses transtornos sofre com o medo da discriminação e do estigma e, em muitos casos, escondem dos seus amigos, os laços fortes, o que sentem e preferem compartilhar, suas ânsias com aqueles que consideram seus semelhantes, ou seja, aqueles que conseguirão entender o que estão passando, sendo assim recorrem às redes sociais em busca de uma rede de suporte, onde podem encontrar apoio, conselho e solidariedade ([CHOUDHURY et al., 2013](#); [SHEN; RUDZICZ, 2017](#); [DUTTA; MA; CHOUDHURY, 2018](#); [ZHU et al., 2023](#)).

Em postagens relacionadas à depressão, é comum identificar sentimentos negativos relacionados à inutilidade, baixa autoestima (ódio por si) e culpa, apresentam atividade social reduzida e preocupações relacionadas a medicamentos (CHOUDHURY et al., 2013), assim como palavras hostis, de raiva, negação, cansaço, fadiga, falta de sono, sentimentos relacionados à solidão, à ansiedade, à falta de esperança (TADESSE et al., 2019), problemas com o ambiente social, humor deprimido, automutilação, contemplação de suicídio ou desejo de morte (MOWERY et al., 2016).

O conteúdo dos textos, geralmente, são autocentrados, o depressivo costuma falar mais sobre si (TADESSE et al., 2019) e, ao avaliar a estrutura textual, é possível observar o maior uso da primeira pessoa do singular e a frequência no uso de verbos, advérbios e pronomes, além de que a linguagem emocional costuma ser negativa, ou melhor, as emoções identificadas mais comuns são: a tristeza, a raiva e o nojo e a com menor incidência é a surpresa (LEIS et al., 2019).

Enquanto muitos autores associam o tempo de uso das redes sociais como fator interligado à ansiedade e à depressão, Shensa et al. (2018) e Phillips e Wisniewski (2021) sinalizam em seus estudos que o tempo e a frequência de uso são menos relevantes do que o estudo sobre as interações e emoções.

2.3.3 Algoritmos

Os algoritmos em computação são fundamentais para a resolução de problemas, seja de forma simples ou complexa, para Hill (2016) um algoritmo é uma estrutura de controle finita, que através de provisões dadas executa seu propósito.

Na ciência de dados, são métodos que auxiliam na preparação, extração de características, análise e manipulação dos dados, nesta seção serão abordados os algoritmos relacionados às Regras de Associação, aos Agrupamento e à Redução de Dimensionalidade. Demais algoritmos serão mencionados no capítulo 3 sobre a Revisão Sistemática.

2.3.3.1 Regras de Associação

Regras de Associação fazem parte dos quatro principais algoritmos de *machine learning*, classificação, regressão e *clustering* complementam a lista. "Regras de Associação" buscam auxiliar no processo de identificação de relacionamentos em grandes bancos de dados. Elas são um conceito frequentemente usado nas áreas de varejo (LLIVISACA; AVILES-GONZALEZ, 2022; NAYEEM; ZAMAN, 2024), *marketing* (LEE; PARK; MOON, 2013; ZHANG; DWIVEDI, 2022; HUSEIN et al., 2022), sistemas de recomendação (CAKIR; ARAS, 2012; JOOA; BANGB; PARKA, 2016; SONG; ZHANG; XING, 2021), e outras. A regra baseia-se na análise de todo o conjunto de dados e na identificação dos relacionamentos antecedentes e consequentes ($A \Rightarrow C$), ou seja, dado que A ocorre, C ocorre, conseqüentemente. Agrawal, Imieliński e Swami (1993) estabeleceram uma base para o conceito de regras de associação ao propor um modelo matemático, visando duas variáveis na equação: suporte e confiança.

- Suporte: corresponde à frequência com que cada transação ocorre dado o conjunto total de transações

$$Suporte(Tx(A \Rightarrow C)) = \frac{Tx}{Todas_{a}STransacoes} \quad (2.1)$$

- Confiança: é a probabilidade de encontrar o antecedente (A) e o consequente (C) juntos

$$Confianza(Tx) = \frac{Suporte(Tx)}{Suporte(A)} \quad (2.2)$$

Dois outros conceitos relevantes são *Lift* e *convicção*:

- *Lift*: é a influência do relacionamento. Se *Lift* for maior que 1, a relação entre o predecessor e o sucessor é maior, ou seja, a força da regra.

$$Lift(Tx) = \frac{Suporte(Tx)}{Suporte(A) * Suporte(C)} \quad (2.3)$$

- *Convicção*: é a frequência de A sem B

$$Conviccao(Tx) = \frac{1 - Suporte(C)}{1 - Confianza(Tx)} \quad (2.4)$$

O algoritmo *FP-Growth* (*Frequent Pattern Growth*) é um algoritmo proposto por Han, Pei e Yin (2000) e Han et al. (2004), que utilizam esses princípios e fórmulas em seu processo. A diferença de outras abordagens é o uso do conceito de árvore, pois gera uma *FP-Tree* em um de seus processos, evitando varreduras constantes em todo o conjunto de dados. Ele é composto por cinco marcos em seu algoritmo:

- **Geração de Árvore FP:** A frequência de cada item é calculada, itens com frequência menor que o valor mínimo de suporte são desconsiderados e removidos de cada transação, e os itens são ordenados nas transações de acordo com o valor da frequência em ordem decrescente (L). Com base nessa lista, uma árvore com raiz nula é criada com todos os L itens com valor 0. Após isso, cada transação passa pela árvore em um *loop*, contando a passagem com +1 nos nós e ramificando quando o nó não tem conexão com o item atual, criando assim um novo nó.
- **Base de Padrão Condicional:** Após a primeira etapa, cada item é ordenado em uma tabela em ordem crescente, e cada transação associada a esse item é identificada. A segunda coluna é construída considerando cada transação em que esse item foi identificado, onde o valor do nó (valor da frequência) em que o item foi encontrado e os itens que apareceram antes do item-alvo são capturados.
- **Árvore de Padrões Frequentes Condicionais:** Nesta fase, a terceira coluna da tabela é construída considerando a soma de cada frequência identificada na coluna base condicional de padrões e os itens que foram frequentes nas transações.
- **Padrão Frequente Gerado:** Nesta fase, uma quarta coluna é desenvolvida onde os itens são combinados com cada item da transação, e cada combinação herda o valor de frequência da coluna anterior.
- **Cálculo de Confiança:** Para cada combinação, novas combinações são geradas, determinando os predecessores e sucessores. Para cada nova transação gerada, a confiança é calculada. Aquelas com os maiores valores determinam as regras válidas com base na confiança mínima.

2.3.3.2 Algoritmos de Agrupamento

Clustering é a decomposição de um conjunto de dados em “grupos naturais”. Na teoria clássica, os dados são inseridos em *clusters*, e a distância entre eles indica a similaridade (relação forte) e a dissimilaridade (relação fraca) dos dados, formando os *clusters* (XU; WUNSCH, 2008).

Basicamente, a análise de *cluster* aplica técnicas que visam reconhecer padrões em dados sem a necessidade de um conjunto de dados *a priori* (DIDAY; SIMON, 1976). Em outras palavras, é um aprendizado não supervisionado, que pode ser usado nas áreas biológicas (XU; WUNSCH, 2010; OYELADE et al., 2016; AKMAN et al., 2019), varejo (SHRIVASTAVA; ARYA, 2012; HOLÝ; SOKOL; ČERNÝ, 2017; AGARWAL; JAIN; RAJNAYAK, 2019; JOHN; SHOBAYO; OGUNLEYE, 2023), segmentação de imagem (PAPPAS; JAYANT, 1989; DHANACHANDRA; MANGLEM; CHANU, 2015; DUBEY; VIJAY; PRATIBHA, 2018) e outras.

- *K-Means*: esta é uma solução que permite agrupamento por similaridades, predição não linear e aproximação de distribuições multivariadas através de um processo de divisão de dados N-dimensionais em vários conjuntos K, baseados em amostras sensoriais e centroides, que são os dados que representam o grupo (MACQUEEN et al., 1967).
- *Mini-Batch K-Means*: este é um algoritmo derivado do *K-Means*, cujo diferencial é a utilização de processamento de dados aleatórios em pequenos lotes para encontrar centros de *clusters* esparsos, permitindo a redução de custos computacionais mesmo em grandes volumes de dados. Cada *mini-batch* é responsável por atualizar os centroides dos *clusters* até que a convergência seja alcançada ou o número máximo de iterações seja atingido (SCULLEY, 2010).
- *Birch (Balanced Iterative Reduction and Clustering using Hierarchies)* (ZHANG; RAMAKRISHNAN; LIVNY, 1996): é um algoritmo que propõe clusterização incremental e dinâmica, que só funciona com dados métricos e consegue encontrar uma boa clusterização com uma iteração. Ele funciona em duas etapas fundamentais, sendo a primeira responsável pelo cálculo do *Clustering Feature (CF)*, que se baseia

no número de pontos a serem endereçados, na soma linear dos pontos e na soma quadrada dos pontos, seguido da construção de uma árvore de clusterização balanceada (*CF Tree*) com a inserção dos dados, considerando uma métrica de distância. Na segunda etapa, o algoritmo de clusterização é aplicado para separar as folhas dos nós.

- *Agglomerative Hierarchical Clustering*: é um método de clusterização hierárquica *bottom-up*. Basicamente, todos os dados são considerados grupos, e com base no cálculo da distância entre os grupos, a clusterização dos dados próximos é feita iterativamente. À medida que os dados se agrupam, novos nós são criados, e o processo termina quando todos os dados são processados em uma única árvore ou quando o agrupamento N desejado é alcançado (SASIREKHA; BABY, 2013; JR, 1963).

2.3.3.3 Redução de Dimensionalidade: PCA (Principal component analysis)

É um processo que visa transformar dados com grande número de características (variáveis) para atuar em menor dimensionalidade, permitindo redução no tempo de treinamento, tratamento de características ruidosas ou irrelevantes e melhor eficiência, resultados e interpretação da análise de dados, seja pela criação de novos recursos a partir dos antigos, seja na construção de características adicionais devido à identificação de dados faltantes (GHODSI, 2006; CUNNINGHAM, 2008; CUNNINGHAM; GHAHRAMANI, 2015).

O algoritmo mais conhecido da família de Redução de Dimensionalidade é o PCA, proposto por Karl Pearson (PEARSON, 1901). É considerado uma técnica de algoritmo estatístico não supervisionado, que busca encontrar combinações lineares, conhecidas como componentes principais, extraíndo informações dos dados (variáveis correlacionadas), mantendo as informações relevantes e convertendo-as em novas variáveis ortogonais (não correlacionadas) (JOLLIFFE, 2005; ABDI; WILLIAMS, 2010).

3

MAPEAMENTO SISTEMÁTICO DA LITERATURA: IA NO RECONHECIMENTO DE CARACTERÍSTICAS DE PESSOAS DEPRESSIVAS E ANSIOSAS NAS REDES SOCIAIS

3.1 Introdução

A Inteligência Artificial possui elementos computacionais que podem dar suporte aos cuidados mentais, [Lovejoy \(2019\)](#) explica que o uso de IA pode contribuir no processo diagnóstico com o uso de *machine learning* para dar suporte ao monitoramento do humor, por exemplo, com o uso de aplicativos e sensores, além de dar suporte ao tratamento via *chatbots*.

[Chen et al. \(2023\)](#) usam as mídias sociais como fonte de investigação, pois concluíram que as mídias sociais são um recurso valioso para identificar indivíduos em risco de problemas mentais, já que, atualmente, as pessoas estão recorrendo a essas plataformas para se expressar, por exemplo, ao relatar casos de depressão e ansiedade e,

assim, buscar apoio de outros usuários, seja nominalmente ou anonimamente.

Embora tenha havido um avanço significativo nos estudos em computação afetiva que exploram, avaliam e inferem aspectos comportamentais e de saúde mental por meio de conteúdos multimídia, como os disponíveis em redes sociais *on-line*, ainda há uma lacuna na classificação ou distinção entre as características encontradas. Isso fica ainda mais evidente em estudos que buscam evidências entre comportamentos ansiosos e depressivos. No entanto, embora essa seja uma dificuldade por vezes percebida no ambiente natural, isto é, no processo de diagnóstico presencial por profissionais de saúde, é necessário pesquisar e desenvolver mecanismos que avaliem essas características em ambientes *on-line*, amplamente disseminados e utilizados na sociedade moderna atual.

Como as redes sociais *on-line* podem ser usadas como outra lente no processo de geração de indicadores de saúde mental e reconhecimento de características emocionais, este mapeamento sistemático visa investigar quais abordagens estão sendo usadas para inferir transtornos depressivos e de ansiedade em textos de redes sociais. Com isso, nossas questões de pesquisa, que são de significativa importância para o campo, são as seguintes:

1. Como essas abordagens de aprendizado de máquina estão sendo aplicadas para identificar postagens que indicam aspectos de depressão e ansiedade em redes sociais *on-line*?
2. Quais mídias, recursos e metodologias e métodos de ciência de dados foram usados e apresentaram melhor desempenho?
3. É possível identificar diferenças entre a manifestação de sentimentos e comportamentos entre usuários depressivos e ansiosos?

Este capítulo está organizado da seguinte forma: A seção 3.2 apresenta o histórico sobre ansiedade e depressão. Os métodos, procedimentos e questões de pesquisa são explicados na seção 3.3. Na seção 3.4, apresentamos os resultados e na seção 3.5, fornecemos uma discussão sobre os *take outs*. Por fim, apresentamos as conclusões do estudo em 3.6.

3.2 Background

A depressão é considerada um transtorno comum, caracterizado pela mudanças regulares de humor, é um humor deprimido, com sentimentos de angústia, irritação, vazio, culpa e pânico, que afeta o cotidiano, relações, tendência ao isolamento, desmotivação, deterioração do desempenho psíquico e cognitivo, perda de prazeres, e demais sintomas que afetam o dia a dia (BERNARD, 2018; WHO, 2023b).

Já a ansiedade é caracterizada por sintomas físicos, comportamentais e cognitivos, exemplos desses sintomas são a preocupação excessiva, medo desproporcional, negatividade excessiva, dificuldade de concentração, medo de errar (sempre enfatizando os erros), fobias, autodepreciação, agitação, irritação, tensão, inquietação, sintomas cardiovasculares, respiratórios, gastrointestinais e etc.(PERROTTA, 2019; WHO, 2023a).

De acordo com a WHO, essas são doenças que afetam todos os aspectos da vida de uma pessoa, não são episódios isolados, seus sintomas podem durar, pelo menos, duas semanas, possuem diferentes níveis e tipos, que precisam ser diagnosticados e tratados em qualquer momento da vida, ou seja, em qualquer idade, pois, dependendo do nível, pode levar o indivíduo até ao suicídio.

Rakofsky e Rapaport (2018) relatam um estudo de caso onde um homem descreve dois marcos em sua vida que podem ter levado ao “desenvolvimento” da depressão, a doença de Parkinson (causa biológica) e a morte de seu pai (causa psicológica), inclusive relatando a existência de um histórico da condição, os autores confirmam que alterações do sono, sintomas cognitivos, como falta de atenção, fadiga e, às vezes, ideação suicida são sintomas dessa condição. Ou seja, os transtornos de humor podem ter causas biológicas, genéticas, psicológicas ou socioculturais e, na maior parte dos casos, evoluem em fases.

É importante que a doença relacionada a esses transtornos seja previamente identificada e, para isso, existem vários mecanismos para a realização de diagnósticos, entre eles os formulários do *Patient-Reported Outcomes Measurement Information System* (PROMIS¹), que é um conjunto de perguntas utilizadas para monitorar a saúde física, social e mental, que tem como objetivo auxiliar a comunicação entre médico e paciente

¹ <https://www.promishealth.org/>

em ambientes clínicos e de pesquisa ([HAMMERT; CALFEE, 2020](#)).

O formulário PROMIS avalia a frequência com que certos sentimentos, sensações e sintomas ocorrem ao longo de um período de 7 dias. Isto é, se a pergunta for "Com que frequência me senti inútil..." ao responder, o usuário precisa avaliar o quão frequente esse sentimento tem se manifestado nos últimos sete dias. Existem cinco respostas alternativas, que são: "Nunca, Raramente (Uma vez por semana ou menos), Às vezes (Uma vez a cada poucos dias), Frequentemente (Uma vez por dia) e Sempre (A cada poucas horas)" ([PROMIS, 2013](#)).

No caso de depressão, o questionário tem as seguintes perguntas:

1. Me senti inútil...
2. Me senti impotente...
3. Me senti deprimido...
4. Me senti sem esperança...
5. Me senti um fracasso...
6. Me senti infeliz...
7. Senti que não tinha nada pelo que esperar...
8. Senti que nada poderia me animar...

E para a ansiedade:

1. Senti medo...
2. Achei difícil me concentrar em outra coisa que não fosse minha ansiedade...
3. Minhas preocupações me dominaram...
4. Me senti desconfortável...
5. Fiquei nervoso...
6. Eu senti que precisava de ajuda para minha ansiedade...

7. Me senti ansioso. . .

8. Me senti tenso. . .

Em ambos os casos, os formulários são voltados para a análise de sensações e sentimentos, melhor dizendo, há a possibilidade de inferir e analisar casos de depressão e ansiedade por meio de sentimentos e emoções. Uma das áreas da computação que pode contribuir utilizando esse artifício é a Computação Afetiva, que é uma das áreas responsáveis por avaliar e propor mecanismos inteligentes para avaliar emoções e bem-estar, o que se relaciona com suas áreas de estudo como Psicologia, Sociologia, IA, e entre outras áreas que interferem no estado emocional do ser humano (Guo et al., 2018; Liu; Jiang, 2019; Zhang, 2020).

A computação afetiva tem como atividades básicas a identificação de sentimentos, em outros termos, polaridade (positiva, neutra ou negativa) e intensidade (LIMA; CASTRO; CORCHADO, 2015; TIAN; LAI; MOORE, 2018; CAZZOLATO et al., 2019), bem como a análise de emoções, por exemplo, seguindo a classificação proposta por Ekman e Friesen (1969) e Ekman (1971), classificando as emoções como felicidade, tristeza, surpresa, raiva, nojo e medo.

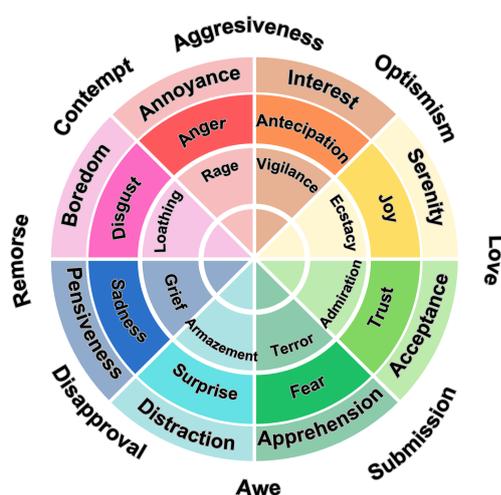


Figura 1 – Representation of Plutchik's wheel of emotions - adapted from Machine Elf 1735 ()

A roda das emoções de Plutchik (PLUTCHIK; KELLERMAN, 1980) traz outra perspectiva para analisar as emoções, pois sua roda representada na Fig. 1 representa as emoções em sua forma primária, considerando felicidade, confiança, medo, surpresa,

tristeza, nojo, raiva e antecipação em pares opostos e na forma de díades, ao considerar os pares opostos é mostrado que a alegria é a emoção oposta à tristeza, à raiva, ao medo, à confiança, ao nojo e à antecipação à surpresa. No entanto, ao analisar por meio de díades, há três novas perspectivas que dão origem a novas emoções.

Por exemplo, há interpretações de díades próximas (primárias), secundárias e terciárias. Díades próximas, como alegria e confiança representam Amor, mas ao relacionar díades separadas por uma "emoção" temos díades secundárias, por exemplo, tristeza e raiva juntas representam a emoção inveja e, finalmente, há díades terciárias que são uniões de duas emoções separadas por duas emoções, neste caso, tristeza e antecipação representam ansiedade.

O artigo de [Giuntini et al. \(2020\)](#) lista a coleta e análise de diferentes fontes de informação como um dos desafios com o objetivo de inferir emoções e obter consciência situacional dos estados de saúde mental.

3.3 Metodologia

Uma revisão sistemática da literatura, usando Parsifal², foi desenvolvida para identificar trabalhos recentes relacionados à depressão e à ansiedade, usando dados de redes sociais e descobrindo o que foi usado nesses estudos, quais técnicas e ferramentas. Nesse caso, usamos a estratégia PICo, conforme ilustrado na Fig. 2.

3.3.1 Estratégia de Busca

Para responder à questão de pesquisa, a String base de busca abaixo foi definida:

((*depression* OR *anxiety* OR *mental** OR *mood*)
AND ("*social network*" OR "*social media*" OR "*online communit**")
AND (*artificial* OR "*machine learning*" OR "*deep learning*" OR *inteliggen** OR
*pattern** OR *nlp*)
AND (*text**))

² <https://parsif.al/>

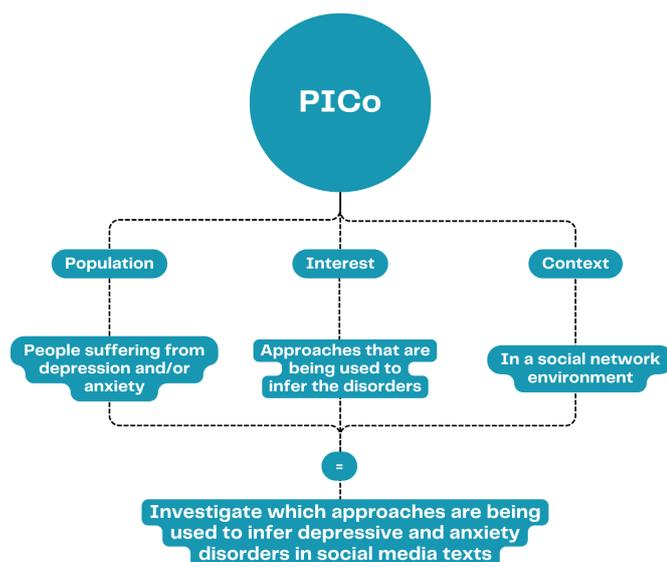


Figura 2 – Protocolo de condução da revisão

Foram identificados os principais trabalhos que identificam depressão e ansiedade nas redes sociais, além de suas técnicas e abordagens. As buscas foram realizadas em maio de 2024, coletando artigos com restrições de período de publicação, considerando o intervalo de 2019 a 2024 nas seguintes bases de dados digitais: *IEEE Digital Library*³, *Engineering Village*⁴ e *Scopus*⁵.

3.3.2 Critérios de Seleção

Alguns critérios de inclusão e exclusão foram definidos para a seleção de estudos relevantes. Nesse contexto, foram considerados como critérios de inclusão para leitura:

- Estudos primários relacionados à depressão e à ansiedade que usaram redes sociais como banco de dados; e
- Estudos que consideraram o uso de *Machine Learning*, *Deep Learning* e o uso de técnicas para detecção de padrões em textos.

Os critérios considerados para a exclusão dos estudos:

³ <https://ieeexplore.ieee.org/Xplore/home.jsp>

⁴ <https://www.engineeringvillage.com/home.url?redir=t>

⁵ <https://www.scopus.com/home.uri>

- Estudos duplicados;
- Estudos que não estavam relacionados à Computação; e
- Estudos classificados como não primários.

3.3.3 Extração de Dados

Após a triagem dos artigos, os textos passaram pelo processo de leitura e extração de dados, considerando as seguintes questões:

1. Quais abordagens de *Machine Learning* foram utilizadas?;
2. Quais extratores de características são utilizados?
3. Quais tipos de dados são considerados no estudo?;
4. Quais transtornos de saúde mental o estudo infere?;
5. Qual foi o idioma em foco?;
6. Quais são os objetivos?;
7. Qual é a origem dos dados?; e
8. Se há rotulagem, como ela foi realizada?

Na Fig. 3, o diagrama *PRISMA* (*Preferred Reporting Items for Systematic reviews and Meta-Analyses*) (PAGE et al., 2021; TUGWELL; TOVEY, 2021) apresenta as etapas realizadas no processo de seleção dos estudos, seguindo a metodologia apresentada na seção 3.2. No lado esquerdo, são indicados os trabalhos que permaneceram após passar por cada filtro de seleção. No lado direito, estão os critérios de exclusão e o número de estudos removidos por cada filtro.

Dada a duplicidade de dados do banco de dados, aproximadamente 466 estudos foram inicialmente removidos e, ao analisar os títulos e resumos, outros 559 estudos foram excluídos. Dos estudos restantes, 42 foram excluídos porque seu conteúdo estava indisponível para leitura. Após a leitura dos estudos, o último filtro foi aplicado,

Identification of studies through databases and records

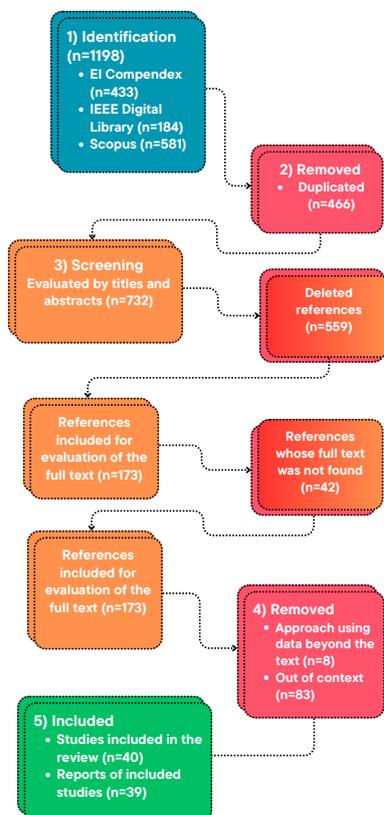


Figura 3 – Fluxograma Prisma 2020 (Fonte: Dados da Pesquisa).

eliminando 8 estudos que usaram dados diferentes de texto e outros 83 por terem seu conteúdo fora do contexto esperado. No final, 40 estudos permaneceram, mas apenas 39 foram incluídos na revisão e avaliados com mais detalhes para responder às questões da pesquisa.

3.4 Resultados

Esta seção apresenta os resultados da Revisão de Literatura. Primeiramente, é apresentada uma visão geral dos estudos, explicando as bases de dados utilizadas e como o diagrama *PRISMA* foi aplicado. A análise é apresentada com base nas linguagens e redes sociais identificadas, e cada estudo e seu objetivo principal são explicados. Além

disso, são discutidas as técnicas de extração e os modelos utilizados nos estudos.

3.4.1 Visão geral dos estudos

Na Fig. 4, há o número total de trabalhos retornados pela sequência de pesquisa, totalizando 1.635 estudos, 45% do *Scopus*, 41,5% do *Engineering Village* e 13,5% da *IEEE Digital Library*.

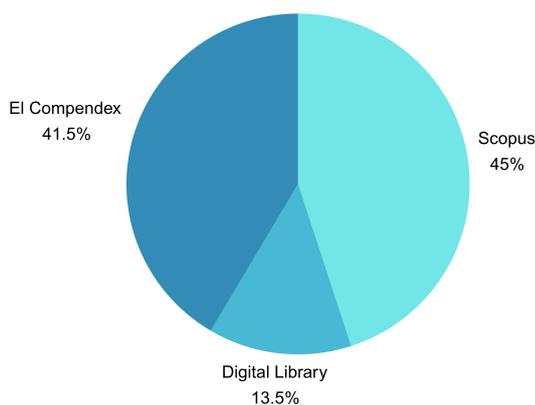


Figura 4 – Número de trabalhos por base digital

Os estudos selecionados estão distribuídos por ano: 2 estudos em 2019, 5 em 2020, 11 em 2021, 17 em 2022, 4 em 2023 e 2 em 2024.

3.4.2 Idiomas, Redes Sociais e Estudos

Ao considerar a análise sob a ótica das redes sociais e da linguagem, como exemplificado na Fig. 5, a rede social *Twitter* foi a rede mais explorada, com 43,5% dos estudos focados nesse ambiente. No entanto, a rede *Reddit* esteve consideravelmente presente em 41,3% dos estudos, *Weibo* e *Facebook* em 6,5% e *Instagram* em 2,2%.

Considerando a análise por tipos de transtornos, a rede social *Reddit* foi a mais utilizada nos estudos sobre transtorno de ansiedade, e os estudos focados em depressão preferiram ligeiramente a rede social *Twitter*. No entanto, casos como [Ang e Venkatachala \(2023\)](#) e [D’Cruz, Dubey e Thakur \(2023\)](#) optaram por mais de uma rede social, *Twitter* e *Reddit*. Como [Ang e Venkatachala \(2023\)](#) fez essa escolha para tentar

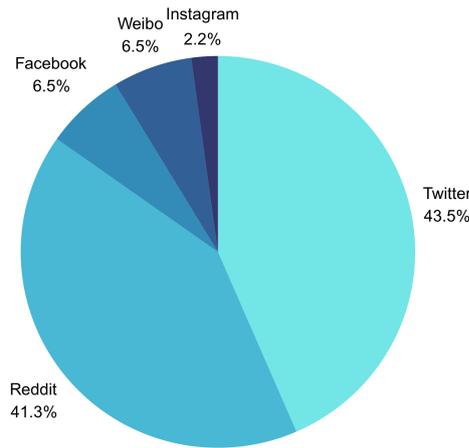


Figura 5 – Social Networks

obter a generalização da classificação de diferentes transtornos em mais de uma rede social usando CNN+Word2Vec (LECUN et al., 1998; O'SHEA; NASH, 2015; MIKOLOV et al., 2013), no entanto, o estudo D'Cruz, Dubey e Thakur (2023) aponta a identificação da depressão em ambas as redes sociais como único objetivo, mas com base na avaliação do estudo sobre o desempenho dos modelos, neste caso é mencionada a avaliação, usando quatro modelos tradicionais. O artigo de Keerthiga et al. (2023) optou apenas pela rede Instagram, usando modelos tradicionais para ajudar a identificar a depressão.

A Fig. 6 representa a análise baseada em idiomas, deste modo, de forma geral ou separadamente, o idioma mais explorado é o inglês, com 82,05% dos estudos, o chinês com 7,69%, o bengali com 5,13% e o árabe e o tailandês com 2,56%, respectivamente.

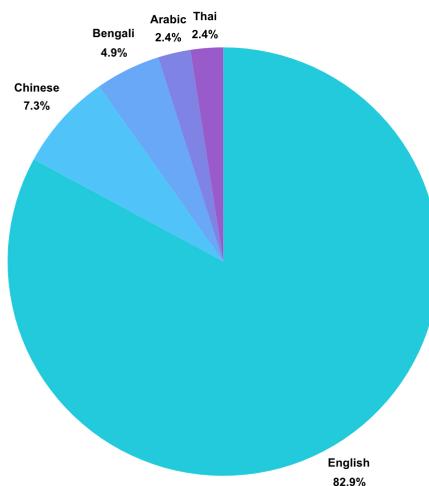


Figura 6 – Study Languages

Ao considerar a linguagem, os estudos de Yu, Li e Liu (2023), Liu e Shi (2022)

e Yao et al. (2020) se destacam pela escolha da rede social Weibo ou Sina Weibo, que é uma rede social muito semelhante ao Twitter e Facebook em funcionamento como um *microblog*, uma vez que as redes sociais mais comuns como Facebook, Instagram e Twitter têm restrições de uso na China, então esses autores, ao desenvolverem um estudo para o chinês, tiveram que optar por uma rede social local.

A tabela 1 mostra um resumo dos 41 artigos destacados na revisão, onde um ID identifica cada estudo e, além disso, o nome dos autores, data de publicação e objetivos são destacados. Os objetivos dos estudos são diversos, abrangendo a geração de um *corpus* para uma linguagem ou transtorno específico, análise de padrões de escrita ou comportamento, análise e desenvolvimento de discussões sobre transtornos, propostas de novos modelos e técnicas de extração ou análise e, finalmente, os estudos abordam o uso de diferentes modelos para detectar e prever transtornos.

ID	Authors	Goals
1	Ang e Venkatachala (2023)	Verificar as características e padrões linguísticos de diferentes atividades de mídia social associadas a outros grupos de saúde mental e investigar se um modelo de aprendizado de máquina pode ser desenvolvido para categorizar os padrões de atividade de mídia social de um usuário em diferentes grupos de doenças mentais
2	D’Cruz, Dubey e Thakur (2023)	Detecção precoce de depressão
3	Yu, Li e Liu (2023)	Desenvolver um modelo usando métodos de aprendizado de máquina para prever o estado de ansiedade dos usuários
4	Ragheb et al. (2021)	Detecção de usuários de mídia social em risco, considerando depressão, anorexia, automutilação e suicídio
5	Kabir et al. (2022)	Gerar um corpus equivalente para a língua bengali e analisar o conjunto de dados para detectar depressão e sua gravidade em indivíduos

6	Souza, Nobre e Becker (2022)	Propor DAC Stacking, que é uma solução que combina DL e generalização empilhada para a identificação automática de Depressão, Ansiedade e suas Comorbidades (DAC)
7	Liu e Shi (2022)	Analisar o padrão de escrita dos usuários considerando a morfologia, o estilo linguístico e entender a distribuição emocional dos depressivos em comparação com os usuários regulares
8	Shahabikargar et al. (2022)	Propor uma abordagem de Base de Conhecimento (KB) específica de domínio para organizar conhecimento clínico complexo estruturado e não estruturado sobre sintomas, fatores de risco e sintomas de suporte que são eficazes na identificação de transtornos mentais
9	Gangbo e Shidaganti (2022)	Construir um modelo preditivo que ajude a prever a condição de saúde mental dos alunos
10	Hasan e Ghane (2022)	Identificar características depressivas em textos obtidos do Twitter e detectar usuários deprimidos reconhecendo emoções em tweets.
11	Devaguptam et al. (2022a)	Detecção precoce de depressão com base em textos retirados do Reddit em ordem cronológica
12	Campillo-Ageitos, Martinez-Romo e Araujo (2022)	Detectar depressão precocemente
13	Immanuel et al. (2022)	Usar dados de mídia social (Twitter) para prever usuários deprimidos e estimar a intensidade de sua depressão usando um modelo aprimorado pelo Lexicon
14	Kayalvizhi et al. (2022)	Detectar os sinais de depressão em três níveis de depressão, a saber: “Não deprimido”, “Moderadamente deprimido” e “Severamente deprimido”

15	Jagtap et al. (2021)	Propor um método para detectar depressão
16	Wongkoblaph et al. (2021)	Apresentar um modelo preditivo capaz de detectar usuários com depressão e identificar seus tweets como relacionados à saúde usando aprendizado de instâncias múltiplas (MIL)
17	Praveen, Ittamalla e Deepak (2021)	Descubra os principais problemas discutidos pelo público indiano em geral ao postar sobre a COVID-19 envolvendo ansiedade, estresse e trauma.
18	Samanvitha et al. (2021)	Prever se um usuário tem probabilidade de estar deprimido ou não com base em suas postagens nas redes sociais.
19	Nandy e Kumar (2021)	Desenvolver um novo modelo de aprendizado profundo usando LSTM e uma camada CatBoost analisará tweets para determinar o impacto da COVID-19 na saúde mental dos indivíduos
20	Martins et al. (2021)	Apresentar uma abordagem baseada em Aprendizado de Máquina, Análise de Sentimentos e Processamento de Linguagem Natural para identificar perfis depressivos no Twitter com base em mensagens postadas
21	Mahapatra, Naik e Mishra (2020)	Explorar metodologias modernas de processamento de linguagem natural com aprendizado profundo para identificar conteúdo relacionado à depressão
22	Low et al. (2020)	Analisar mudanças e tendências em recursos de linguagem durante a pandemia para descobrir quaisquer mudanças semânticas negativas
23	Khan et al. (2020)	Detectar pessoas deprimidas e seus sentimentos usando métodos automáticos de análise de sentimentos que classificam felicidade ou tristeza

24	Yao et al. (2020)	Explorar padrões emocionais negativos de pessoas com depressão nas mídias sociais e fornece uma análise aprofundada de como as emoções negativas mudam ao longo do tempo para que melhores estratégias de intervenção possam ser adaptadas para ajudar usuários com transtorno depressivo
25	Trifan et al. (2020)	Avaliar até que ponto os classificadores padrão levam em consideração os padrões psicolinguísticos e se melhores resultados podem ser obtidos ao considerá-los explicitamente em um pipeline de classificação
26	Al-Musallam e Al-Abdullatif (2022)	Propõe um modelo de análise de sentimentos que identifica tweets depressivos com uma abordagem combinada de extração de características
27	Nandanwar e Nallamolu (2021)	Apresenta uma análise comparativa de várias técnicas de ML para prever depressão
28	Garg e Gupta (2022)	Analisar dados textuais para detectar suicídio e sintomas depressivos em dados de mídia social para apresentar um modelo híbrido
29	Mahasiriakalayot, Senivongse e Taephant (2022)	Propõe um aplicativo usando processamento de linguagem natural para prever sinais de depressão a partir de mensagens do Twitter, com uma previsão detalhada de diferentes sinais de depressão
30	Aragon et al. (2021)	Propõe uma nova representação que modela emoções ao longo do tempo
31	Keerthiga et al. (2023)	Usa aprendizado de máquina e processamento linguístico para detecção de depressão mais acessível e bem-sucedida
32	Jin et al. (2022)	Propõe um método para detectar depressão em texto de microblog

33	Kaseb, Galal e Elreedy (2022)	Explorar a mídia social para detecção precoce de depressão por pseudo-rotulagem de um grande número de tweets sobre COVID-19 e vacinação no contexto da depressão
34	Zanwar et al. (2022)	Distinguir entre vários estados mentais (depressão, ansiedade, bipolar, TDAH, estresse e TEPT) e comparar o desempenho de modelos híbridos e de conjunto usando arquiteturas baseadas em transformadores (BERT e RoBERTa) e redes neurais BiLSTM
35	Rizwan et al. (2022)	Alcançar o menor tempo de treinamento e o melhor desempenho que pode prever a intensidade da depressão em textos curtos semelhantes a tweets
36	Gamaarachchige e Inkpen (2019)	Propor uma classificação multiclasse para distinguir usuários neurotípicos de usuários suscetíveis a TEPT ou depressão
37	Chiong, Budhi e Dhakal (2021)	Propor usar 90 recursos exclusivos como entrada para uma estrutura de classificação de aprendizado de máquina para detectar depressão usando textos de mídia social.
38	Giuntini et al. (2021b)	Avaliar como as interações entre usuários deprimidos ocorrem no ambiente de rede social, bem como sua correlação com as expressões emocionais dos usuários.
39	Mendu et al. (2019)	Apresentar uma nova estrutura para remediar essa divisão abordando recursos de baixo nível (ou seja, sentimento de mensagem, estrutura de rede social) e de alto nível (ou seja, uso de plataforma).

40	Sarno, Ghozali et al. (2024)	Classificar doenças mentais usando textos e o algoritmo de classificação Multi-Class Single-Level (MCSL) em abordagens de aprendizado de máquina, aprendizado profundo e transferência de aprendizado.
41	Ruocco et al. (2024)	Apresentar uma plataforma para conectar dados de mídia social a um tópico de interesse (TOI), como transtorno depressivo.

Tabela 1 – Resumo dos estudos incluídos durante a revisão sistemática da literatura

A tabela 2 apresenta uma visão geral detalhada dos modelos, extratores, transtornos e redes sociais utilizados em cada um dos estudos citados na tabela 1. Observa-se que o transtorno mais explorado é a depressão, pois está presente em mais de 90% dos estudos, não há predileção pelo tipo de algoritmo, tanto o *Traditional* quanto o *Deep Learning* são utilizados, e a escolha dos extratores está diretamente relacionada ao algoritmo e ao objetivo central dos estudos.

ID	Models	Extractors	Disorders	Social media
1	CNN+Word2Vec	LIWC, Embeddings	Depression, Anxiety, Bipolar, borderline personality disorder, Schizophrenia and Autism	Twitter and Reddit
2	Naive Bayes, Random Forest, SVM and Logistic Regression	CountVector	Depression	Twitter and Reddit

3	Random Forest, Support Vector Regression (SVR), XGBoostRegressor and AdaBoostRegressor	SC-LIWC	Anxiety	Weibo
4	Bert, RoBERTa, XLNet and NCNL.	Not mentioned	Anorexia, depression, self-harm and suicidal ideation.	Reddit
5	SVM, Naive Bayes, Random Forest, Logistic Regression, KNN, BiLSTM, CNN, CNN-BiLSTM, GRUs and XLM-RoBERTa (BERT)	Bag-of-words (BoW), term frequency (TF-IDF) and embeddings	Depression	Facebook
6	DAC: LSTM, CNN and CNN+LSTM	Embeddings (GloVe 6B, GloVe Twitter and Google News)	Depression, anxiety and comorbidity	Reddit
7			Depression	Weibo
8	Random Forest, Logistic Regression, SVM and XGbooster. They developed a model that contains five stacked classifiers, that is, a Random Forest (RF), a KNN, an SVM, a Naive Bayes and an XGboost.	LIWC and ANEW (Affective Norms for English Words) and NRC	Depression (panic disorder and generalized anxiety disorder)	Reddit
9	LSTM	N-grams	Depression	Twitter
10	BERT	Embeddings	Depression	Twitter

11	BERT and DeBERTa	Embeddings	Depression	Reddit
12	Random Forest, XGBoost and CNN	TF-IDF and Embeddings	Depression	Reddit
13	LSTM, proposes a LE-LSTM model that is lexicon-enhanced	Not mentioned	Depression	Twitter
14	RoBERTa, XLM-RoBERTa, BERT, XLNET, DistilBERT, ALBERT e T5, CNN, RNN, LSTM, LSTM bidirecional, XG-Boost, SVM, regressão linear, SGD e etc		Depression	Reddit
15	SVM, Logistic Regression, K-Nearest, XGBoost, Naive Bayes and Random Forest	TF-IDF and bi-gram technique	Depression	Twitter
16	MILA-SocNet and MIL-SocNet (Proposed architectures), LIWC models, topic and Usr2Vec, Language	Were embedded from pre-trained GloVe word vectors	Depression	Twitter
17		The Textblob python library was used for the Sentimental and LDA analysis process to identify topics	Anxiety, stress and trauma	Twitter

18	Naive Bayes, SVM, Logistic Regression and Random Forest	Bag of Words	Depression	Reddit
19	Bi-LSTM and CatBoost.	Embeddings	Depression	Twitter
20	SVM, Random Forests, Naive Bayes, DNN and 1-D CNN	They used the NRC Emotion lexicon and the NRC Affect Intensity lexicon to identify the frequencies of all emotional words according to Plutchik's emotional definition and extracted the distribution of each emotion in a text. Bag-of-words	Depression	Twitter
21	Naive Bayes, XGBoost, Decision Tree, LSTM	N-Grams (3 types)	Depression	Reddit
22	LDA (Topics), SGD, Extra Tree, Gradient Boosting	LIWC, TF-IDF, N-grams	Anxiety (Focus), depression, addicts, schizophrenia, bipolarity, ADHD (Groups analyzed)	Reddit
23	Multinomial Naive Bayes, Random Forest, Decision Tree, Linear SVC, K-Nearest Neighbors and XG Boos.	Countvectorizer	Depression	Facebook

24	K-means	TF-IDF	Depression	Sina Weibo
25	Multinomial Naive Bayes (MNB), Linear Support Vector Machine with Stochastic Gradient Descent (SGD) and Passive Aggressive (PA).	Bag-of-Words, Em-path	Depression	Reddit
26	Naive Bayes, SVM, Logistic Regression and KNN	N-gram and TF-IDF with N-gram	Depression	Twitter
27	Naive Bayes, SVM, Decision Tree, and Random Forest, ExtraTree, AdaBoost, GradientBoost and FastText	Bag of Words, TF-IDF, Word2Vec and N-Gram	Depression	Twitter
28	Random Forest, SVM, KNN, CatBoost, Logistic Regression, and a hybrid model of the first four models and a Meta classifier as Logistic Regression	They used embeddings from Word2Vec, GloVe and Fasttext	Depression	Reddit
29	LSTM, GRU and SVM	Word Embeddings and TF-IDF	Depression	Twitter
30	LIWC, Bi-LSTM and CNN	Bag-of-Emotions (BoE), BOW, Glove and word2vec	Depression and anorexia	Reddit

31	Logistic Regression, Naive Bayes, Decision Tree, Random Forest, KNN and SVM	TF-IDF and Counter-Vetorizer	Depression	Instagram
32	Logistic Regression, Decision Tree, Naive Bayes, Random Forest and SVM	TF-IDF	Depression	Twitter
33	KNN, Random Forest, Decision Tree, Logistic Regression, SVM, GRU, LSTM, BERT, DistilBERT, MobileBERT, BERT-SST and RoBERTa	Word Count	Depression	Twitter
34	BERT, RoBERTa, Psyling-BiLSTM, Hybrid and Stacking	Morphosyntactic complexity features, lexical, n-gram, sentiment, emotion, Stanford CoreNLP, Readability, Ngram, Lexical richness, EmoSent, MorphSyn complexity, LIWC, General Inquirer and GALC	Depression, anxiety, bipolar, ADHD, stress and PTSD	Reddit

35	Electra (ESG and ESD), XtremeDistil-L6 (XDL), Albert base v2 (ABV) and DistilBert		Depression	Twitter
----	--------------------------------------------------------------------------------------------	--	------------	---------

36	<p>The proposed method is based on the use of CNN. MtMcMi (Multitasking, Multichannel, Multiinput), MtMc (Multitasking, Multichannel), MtMcMiFT(Multitasking, Multichannel, Multiinput, using FastText word representations), MtMcMiFr (Multitasking, Multichannel, Multiinput, using word frequencies), McMclass (Multichannel, Multiclass), biLSTMMtMi (Bidirectional Long Term Memory, Multitasking, Multiinput), biLSTMMt (Bidirectional Long Short Term Memory, Multitasking), svmMclass (Support Vector Machine, Multiclass)</p>	TF-IDF	Depression and PTSD (post-traumatic stress disorder)	Twitter
----	-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------	--------	------------------------------------------------------	---------

37	Logistic Regression, SVM, Decision Tree and Multilayer Perceptron (Classifiers). Bagging Predictors, Random Forest, Adaptive Boosting and Gradient Boosting (Ensemble Models)	Using Lexicons from SentWordNet and SenticNet; Natural Language Toolkit, own functions and those from the TextStat project.	Depression	Twitter
38		VADER and Empath	Depression	Reddit
39		Count Vector, TF-IDF, Co-occurrence Vector, Continuous, Word2Vec and LIWC	Not specified	SMS and Facebook
40	Logistic Regression, Random Forest, Naive Bayes, Stochastic Gradient Descent, SVM, LSTM, Gated Recurrent Unit (GRU) and BERT (DistilBERT, ALBERT, and the RoBERTa)	TF-IDF and FastText	ADHD, Anxiety, Bipolar, Depression and Post-traumatic Stress Disorder	Reddit
41	BERTopic - SBERT	GloVe	Depression	Reddit

Tabela 2 – Síntese das informações identificadas através do protocolo de extração de dados

- *TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency - frequência do termo–inverso da frequência nos documentos)*: é uma técnica baseada na estatística, usada para auxiliar na identificação da importância de uma palavra no *corpus* analisado (JONES, 1972).
- *Bag of Words*: é um modelo estatístico que basicamente organiza as palavras do *corpus* em um vetor que é proporcional ao tamanho do vocabulário encontrado, e calcula a frequência das palavras (HARRIS, 1954).

Mas, as técnicas relacionadas às abordagens de *Deep Learning* estão ganhando destaque devido às suas contribuições nas áreas de visão computacional e linguagem natural, exemplos destas contribuições são encontradas na crescente de geradores de imagens, que além de corrigir imagens, hoje são até mesmo capazes de criar uma imagem através de descritivos textuais. E, na evolução dos *chatbots* que estão cada vez mais inteligentes, amigáveis, e rápidos nas execuções de suas atividades. Os *Embeddings* (BENGIO; DUCHARME; VINCENT, 2000; MNIH; HINTON, 2008), que são técnicas relacionadas à transformação de palavras em vetores numéricos, são utilizados no processamento dos modelos de *Deep Learning*, os modelos *Glove* (PENNINGTON; SOCHER; MANNING, 2014), que é um outro método relacionado aos *Embeddings*, são técnicas relacionadas à análise de linguagem natural e foram deverasmente exploradas nos estudos voltados a *Deep Learning*.

Além disso, quatro estudos se preocuparam de forma explícita sobre o desequilíbrios dos dados e, por isso, propuseram o uso de técnicas relacionadas ao *Data augmentation*, que consiste em uma técnica voltada ao aumento da quantidade e diversidade dos dados de treinamento, de forma geral, a proposta é que novos dados sejam gerados com base em dados preexistentes. Hasan e Ghane (2022) propôs uma técnica mais simples baseada na inclusão de sinônimos de palavras ou frases com mesma equivalência de sentimentos, já Devaguptam et al. (2022b) utilizou o NLPAug para a substituição de um número de palavras por sinônimos, gerando, assim, dados sintéticos. Nandanwar e Nallamolu (2021) e Mahasiriakalayot, Senivongse e Taephant (2022) usaram a técnica *SMOTE* (técnica de sobreamostragem de minorias - *Synthetic Minority Over-sampling Technique*) (CHAWLA et al., 2002), que consiste na identifica-

ção das classes minoritárias e geração de novos dados similares, no entanto o estudo de [Mahasiriakalayot, Senivongse e Taephant \(2022\)](#) trabalhou especificamente com o *SMOTE-Cosine*, que utiliza a incorporação da similaridade de cosseno e a fórmula da distância euclidiana para obtenção do novo vizinho mais próximo.

Os estudos de [Mahasiriakalayot, Senivongse e Taephant \(2022\)](#), [Nandy e Kumar \(2021\)](#) e [Mahapatra, Naik e Mishra \(2020\)](#), foram um dos poucos estudos que resolveram utilizar a validação cruzada (k-fold cross-validation), que é uma técnica que ajuda a avaliar os modelos e seu poder de generalização ([KOHAVI, 1995](#)). De forma geral, na validação cruzada, o conjunto de dados de treino é dividido em um número K de grupos, a cada iteração um grupo é separado para validação, enquanto os demais são usados para treino, no final são avaliadas as métricas encontradas em cada grupo e gera-se, como resultado final, uma média aritmética entre os resultados encontrados.

Ao considerar o processo de rotulagem, quatro técnicas diferentes se destacaram, duas relacionadas à rotulagem manual e duas à rotulagem “automática”. No primeiro caso, [Al-Musallam e Al-Abdullatif \(2022\)](#) utilizaram o *DSM* (Manual Diagnóstico e Estatístico de Transtorno Mentais - *Diagnostic and Statistical Manual of Mental Disorders*), que é um documento criado pela Associação Psiquiátrica Americana que possui definições e tenta padronizar os critérios relacionados a doenças mentais, para auxiliar na classificação dos textos entre depressivos e não depressivos.

No segundo caso, ocorreu a rotulagem manual, mas quem realizou a rotulagem foram especialistas, dois psicólogos e um aluno de pós-graduação, no processo de rotulagem consideraram as classes Ideação Suicida, Anedônico, Problemas de Sono, Sentimentos de Culpa e Outros, e em casos de opiniões conflitantes os especialistas tentavam chegar em um consenso.

O terceiro caso, propõe uma rotulagem semissupervisionada, [Kaseb, Galal e Elreedy \(2022\)](#) onde foram gerados 12 modelos (KNN com K igual a três, *Decision Tree* com critérios Gini, *Logistic Regression* com C igual a um, SVM com *kernel RBF*, usando *TF-IDF* e *BOW*, assim como GRU de duas camadas, LSTM de duas camadas, BERT, *DistilBERT*, *MobileBERT*, *RoBERTa* com *Embeddings*, modelo BERT ajustado no SST-2 e *RoBERTa* que foi ajustado no *TweetEval*, que classificavam os textos entre depressivos e

não depressivos e o melhor deles que foi o modelo *RoBERTa* com *TweetEval*, que atingiu 78,85% de F1- Score, foi selecionado para a realização da pseudo-rotulagem de dois conjuntos de dados diferentes relacionados à COVID-19 e às vacinas.

O último caso, envolve um modelo de supervisão fraca, basicamente a proposta de [Shahabikargar et al. \(2022\)](#) envolve a construção de uma base de conhecimento para identificar padrões de transtornos mentais, o *DSM* foi utilizado como guia para a extração dos léxicos-chave sobre cada transtorno e aplicá-los em um modelo de Supervisão fraca para rotular dados para os conjuntos de dados de treinamento mais dados rotulados para análise cognitiva.

Além dos estudos voltados aos métodos de classificação, identificaram-se estudos que propuseram outros tipos de métodos relacionados à modelagem de tópicos e à criação de plataformas especializadas.

A modelagem de tópicos é uma técnica que visa auxiliar na análise semântica e a identificar os tópicos/assuntos principais dos textos, basicamente um grupo de documentos (textos) é analisado e ao identificar os tópicos principais, os textos semanticamente semelhantes são agrupados. Dois estudos utilizaram o modelo de alocação latente de *Dirichlet (LDA)* ([PRITCHARD; STEPHENS; DONNELLY, 2000](#); [BLEI; NG; JORDAN, 2003](#)), [Praveen, Ittamalla e Deepak \(2021\)](#) e [Low et al. \(2020\)](#) quiseram analisar o panorama das postagens durante a pandemia, aplicando o *LDA*, o estudo de [Praveen, Ittamalla e Deepak \(2021\)](#) por exemplo, identificou que os textos desse período possuíam uma conotação negativa, pois destacaram temas relacionados à morte, confinamento, aumento de casos, viagem, vacina, escola, fator idade, situações pessoas, segunda onda e desemprego. Já [Ruocco et al. \(2024\)](#) propôs o uso do *BERTopic*, que é um algoritmo que utiliza de técnicas relacionadas aos *transformers c-TF-IDF*, que é *TF-IDF* baseado em classe, para identificar e agrupar os tópicos, possibilitando utilizar técnicas de aprendizado supervisionado, semissupervisionado, incremental, entre outras.

Sobre as plataformas, quatro se destacaram, a primeira é a de [Ruocco et al. \(2024\)](#) que aplica a modelagem de tópicos na criação de uma plataforma cujo objetivo é identificar tópicos coerentes de discussão nos textos das redes sociais, e relacionar com os tópicos encontrados nas literaturas, como por exemplo em artigos, livros e

questionários psicológicos especializados relacionados à depressão e, para isto, foram utilizados os métodos *BERTopic* e *SBERT*.

A segunda é relacionada a um novo mecanismo com a finalidade de identificar comportamentos humanos, proposto por [Mendu et al. \(2019\)](#), basicamente o *framework* foca em dados relacionados à modalidade (o tipo de plataforma), no tempo (hora, dia, semana), na extração de recursos lexicais com *LIWC*, recursos semânticos com *TF-IDF*, *word Embedding*, *Count Vector* e *Co-occurrence Vector*, recursos temporais e recursos tipológicos através dos metadados.

A terceira é o projeto de [Immanuel et al. \(2022\)](#) que propõe o uso de um modelo *LSTM* aprimorado por léxico (*LE-LSTM*) para criar modelos capazes de classificar uma postagem entre Deprimido e Normal, assim como identificar o índice de gravidade e desenvolver um sistema motivacional que gera citações motivacionais de acordo com o nível de depressão da pessoa e possui alerta por *e-mail* para os usuários.

E a quarta plataforma é a proposta de [Shahabikargar et al. \(2022\)](#) que envolve a construção de uma base de conhecimento para identificar padrões de transtornos mentais, utilizando o *DSM* para extrair léxicos-chave sobre cada transtorno e aplicá-los em um modelo de Supervisão fraca para rotular dados para os conjuntos de dados de treinamento mais dados rotulados para análise cognitiva. E, para fins de exemplificação, o *paper* focou na depressão e, por isso, foi utilizado duas calculadoras de pontuação de instância, a primeira *Cosine Similarity Calculator API*, que auxilia na análise dos léxicos e a *API* de comportamento suicida, que conta o número de frases suicidas em textos e, finalmente, para rotular os dados como "deprimido" ou "não deprimido".

3.4.3.2 Modelos

A área conhecida como Inteligência Artificial evoluiu nas últimas décadas graças a conquistas relacionadas à aprendizagem automática, prova de teoremas, reconhecimento de padrões, resolução de problemas, desenvolvimento de sistemas especialistas e processamento de linguagem natural ([JIANG et al., 2022](#)).

Com essas evoluções surgiram os modelos que são parte fundamental das abor-

que são divididas em dois grupos de respostas que levam à verificação de outras características (nós) até os resultados (folhas) (QUINLAN, 1986).

- *Random Forest*: é um algoritmo que busca criar várias *miniDecision Trees* com características diferentes em cada árvore e as respostas das árvores geram a resposta final por meio de votação em classificação e na regressão a resposta é a média das respostas das árvores menores (HO, 1995; HO, 1998; BREIMAN, 2001).
- KNN (*k-Nearest Neighbors* - k-vizinhos mais próximos): é um algoritmo de classificação e regressão supervisionado, que trabalha com a similaridade dos dados, basicamente os dados de treinamento estão em um espaço de características multidimensional e um cálculo de distância entre os novos dados e os de treinamento são realizados para encontrar os vizinhos mais próximos, o valor de K, que simboliza o número de vizinhos próximos, determina a quantidade de vizinhos que serão avaliados para retornar o resultado do novo dado que é determinado pela votação (COVER; HART, 1967; RASCHKA,).
- SVM (*Support Vector Machine* - máquina de vetores de suporte): são algoritmos utilizados na classificação e na regressão, basicamente os dados estão em um espaço n-dimensional e na classificação binária o algoritmo busca separar as duas classes através de uma reta, um hiperplano, e em classificação multiclasse o problema é dividido em várias classes binárias, sendo considerado soluções *one vs one* ou *one vs all* (CORTES, 1995; DRUCKER et al., 1996; BOSER; GUYON; VAPNIK, 1992).
- LSTM (*Long short-term memory* - memória de curto longo prazo): é um tipo de rede neural recorrente (RNN), que tem como diferencial uma célula de memória e os *gates* (portas) auxiliam no processo de filtragem de informações relevantes, ou seja, selecionam as informações que devem ou não ser esquecidas pela rede, permitindo gerar um aprendizado sobre as dependências de longo prazo em séries temporais (HOCHREITER, 1997; SCHMIDHUBER; HOCHREITER et al., 1997).
- CNN (*Convolutional Neural Networks* - Redes Neurais Convolucionais): são arquiteturas em redes de aprendizado profundo compostas por sequência de camadas

responsáveis pela extração de características, redução de amostragem e previsão, sendo as camadas mais comuns as de entrada, convolução, ativação, *pooling*, totalmente conectadas e de saída (LECUN; BENGIO et al., 1995; LECUN et al., 2015; MATSUGU et al., 2003).

Ainda sobre modelos, destacam-se os estudos que abordaram *Transfer Learning*, métodos Passivo Agressivos, aprendizado em múltiplas instâncias, *Ensemble*, estruturas híbridas e métodos multi.

O *Transfer Learning* baseia-se na reutilização do conhecimento, isto é, utiliza modelos generalistas, pré-treinados, para treinar novos modelos com novos dados tornando-os mais especialistas para o problema-alvo. Hasan e Ghane (2022) aplicou em seu estudo este conceito ao incorporar o modelo *BERT*, assim como Ragheb et al. (2021) utilizou em adicional ao *BERT*, os modelos *XLNET* e *RoBERTa*. Já Devaguptam et al. (2022b) e Zanzwar et al. (2022) escolheram trabalhar com *BERT* e *DeBERTa*, Kayalvizhi et al. (2022) com os modelos *XLM-RoBERTa* e *RoBERTa*, Kaseb, Galal e Elreedy (2022) com *BERT*, *DistilBERT*, *MobileBERT*, *RoBERTa* com *Embeddings*, *BERT* ajustado no *SST-2* e *RoBERTa* ajustado no *TweetEval*, Rizwan et al. (2022) com *Electra*, *XtremeDistil-L6*, *Albert base v2* e *DistilBert*, Sarno, Ghozali et al. (2024) com *BERT*, *DistilBERT*, *ALBERT* e *RoBERTa*, e por fim, Ruocco et al. (2024) optou pelas variações de *BERT* conhecidas como *BERTopic* e o *SBERT*.

O estudo de Trifan et al. (2020) incorporou em seu estudo um modelo passivo agressivo, que é um algoritmo da classe de aprendizagem *on-line*, de forma geral, os dados são inseridos sequencialmente e o aprendizado acontece de forma incremental, a cada novo dado os parâmetros do modelo são atualizados, desta forma, caso ocorra mudanças nas características o modelo se adapta rapidamente. Para fins de comparação foram utilizados em adicional os modelos *Multinomial Naive Bayes (MNB)* e *Linear Support Vector Machine* com *Stochastic Gradient Descent (SGD)*, no final, o classificador *Passive Aggressive* com a ponderação do *TF-IDF* demonstrou melhores resultados em termos de precisão, e isto pode ser relacionado ao seu aprendizado sequencial.

Wongkoblap et al. (2021) propôs o uso da abordagem de aprendizado em múltiplas instâncias (*MIL*), que é um tipo de aprendizado supervisionado, mais especifica-

mente fracamente supervisionado, visto que as instâncias são organizadas em conjuntos e os conjuntos são rotulados, por exemplo o rótulo positivo é considerado, se houver pelo menos uma instância nela que seja positiva e negativa, se todos forem negativos (BABENKO, 2008). O objetivo era criar dois modelos, o *MIL-SocNet* e *MILA-SocNet*, que utilizou a resolução anáfora para melhorar o desempenho, resolução anáfora consiste em encontrar o anaforizante e o anaforizado (LEFFA, 2001; GARROD, 2001), ou melhor, os usuários com depressão e suas postagens, que consistem com sua saúde mental. Ambos foram comparados com modelos tradicionais e de aprendizado profundo e mostraram-se promissores, obtendo os melhores resultados, no caso o modelo *MILA-SocNet* obteve 92% nos quesitos precisão, acurácia, *recall* e *F1-Score*, e o *MIL-SocNet* 90% em acurácia, 91% em precisão, 90% em *recall* e *F1-Score*. O uso da resolução anáfora foi o diferencial e, além disto, foram usados recursos de pronomes do *LIWC* analisando emoções, estilos de pensamento, estados sociais, partes do discurso e dimensões psicológicas.

A técnica *Ensemble* busca atingir os melhores resultados, combinando diferentes técnicas e modelos, os estudos de Yu, Li e Liu (2023), Jagtap et al. (2021), Ang e Venkatachala (2023), Campillo-Ageitos, Martinez-Romo e Araujo (2022), Low et al. (2020), Nandanwar e Nallamolu (2021) e Mahapatra, Naik e Mishra (2020) exploraram o tipo conhecido como *Boosting*, onde os modelos são treinados de forma sequencial, ou seja, o resultado de um modelo é a entrada do treinamento do próximo, sendo que Yu, Li e Liu (2023) utilizou os modelos *Boosting AdaBoostRegressor* e *XGBoostRegressor* em comparação com os modelos *Logistic Regression* e *SVR* para a previsão dos níveis de ansiedade, neste caso o modelo *XGBoostRegressor* obteve o melhor desempenho com uma correlação 0,72% *Pearson*.

A proposta de Ang e Venkatachala (2023) é construir um modelo *CNN* com *word2vec* para identificar as características e os padrões linguísticos através da análise do tom emocional das postagens do Twitter e Reddit, o modelo proposto alcançou o melhor resultado comparado com resultados dos modelos *XGBoost* e *CNN*, pois obteve uma média de acurácia de 90,46%, sendo que os seus resultados mais relevantes foram na classificação da ansiedade, esquizofrenia e depressão.

No estudo de [Mahapatra, Naik e Mishra \(2020\)](#), foram considerados partes iguais de dados provenientes da comunidade depressiva e de outras comunidades, foi utilizado o extrator *N-Grams* para a análise de frases específicas que tivessem algum teor relacionado à depressão e à automutilação; a proposta do estudo é avaliar se o modelo voltado para o aprendizado composto por *LSTM* e *N-Gram* são melhores que os modelos tradicionais *Naïve Bayes*, *Decision Tree* e *XGBoost* na classificação de textos depressivos. De forma geral, o modelo proposto superou os demais com acurácia de 95,8% e *F1-Score* de 96%.

O estudo de [Nandanwar e Nallamolu \(2021\)](#) propõe a comparação dos algoritmos *Naive Bayes*, *SVM*, *Decision Tree*, *Random Forest*, *Extra Tree*, *AdaBoost* e *GradienteBoost* com o uso dos extratores *BOW*, *TF-IDF*, *word2vec* e *N-Gram Modeling* na task de previsão da depressão. O classificador *AdaBoost* obteve os melhores resultados utilizando o *BOW* e o *TF-IDF* em comparação aos demais modelos com *F1-Score* de 93,09% e 84,83%, respectivamente, mas ao considerar o extrator *word2vec* o melhor desempenho foi com o *SVM* com 83,55% de *F1-Score*, e, ao considerar a avaliação com *N-Gram*, o *unigram* com o *Naive Bayes* obteve 92,41% de *F1-Score*.

Já o estudo de [Low et al. \(2020\)](#) quis analisar o panorama das postagens durante a pandemia e, para isto, considerou os dados de 15 *subreddits* relacionados à saúde mental, aos métodos supervisionados, como o classificador linear de descida do gradiente estocástico (SGD) com penalidade L1, SGD com penalidade de rede elástica, máquina de vetor de suporte linear (*SVM*), *Extra-Trees* e *gradient boosting trees* foram utilizados na classificação dos *subreddits*.

Os participantes da *task* do *eRisk 2022*, visavam a detecção precoce da depressão, e os participantes [Campillo-Ageitos, Martinez-Romo e Araujo \(2022\)](#) propuseram o uso de três *datasets*, o primeiro, o original proposto pela *task*, o segundo combinando o *dataset UNED-MED 2022* com o original da *task* e o terceiro foi construído com base na análise de sentimentos do *Original eRisk*. Para a construção dos modelos *XGBoost* e *Random forest* representando os modelos tradicionais e o *CNN* representando modelos *Deep Learning*, o modelo *Random Forest* com o conjunto de dados aumentados obteve o melhor resultado considerando a precisão, *recall* e *F1-score*, seguido pelo modelo *XGBoost* que

usou o segundo *dataset* e o modelo *CNN* obteve o pior dos resultados, no entanto como nem todas as combinações de modelos e *datasets* puderam ser validados, os resultados não representam a totalidade das possibilidades, por exemplo o modelo *CNN* só foi testado utilizando os dados da *task* original. Além disso, os resultados demonstraram que aumentar a quantidade de mensagens resulta em resultados piores, visto que os falsos positivos aumentaram, e para um resultado mais promissor foi preciso usar uma quantidade limitada de mensagens.

[Jagtap et al. \(2021\)](#) propôs que após o processamento dos textos cada uma das postagens passassem pelos extratores *TF-IDF* e técnica de bigrama e que cada um dos resultados sejam submetidos aos modelos *Support Vector Machines*, *Logistic Regression*, *K-Nearest Neighbors*, *XGBoost*, *Naive Bayes* e *Random Forest*, os três melhores modelos gerados foram submetidos aos métodos de *ensembling*, como *mean*, *median ensembling*, *blending* com *KNN* e *blending* com *RF*, nos casos os modelos *SVM* e regressão logística usando com *TF-IDF* e regressão logística com bigramas foram os melhores modelos, e os novos modelos gerados pelos métodos de *ensembling* obtiveram acurácias similares, sendo que os 3 resultados atingiram 95,95% e o melhor resultado foi *blending* com *KNN* que obteve 96,35% um resultado ligeiramente.

Dentro dos métodos *ensemble* existem os *Stacking*, que combina a previsão de vários modelos, chamados aprendizes bases e um modelo meta-aprendiz, para condensar os resultados, neste caso, os estudos de [Shahabikargar et al. \(2022\)](#) e [Garg e Gupta \(2022\)](#) propuseram o uso desta técnica, sendo que o estudo de [Shahabikargar et al. \(2022\)](#) utilizou um modelo *XGBoost*, além de um modelo empilhado com cinco classificadores o *Random Forest (RF)*, *KNN*, *SVM*, *Naive Bayes* e *Xgboost*. Ao avaliar um dado que foi isolado dos dados de treinamento, o modelo empilhado mostrou-se mais eficiente ao identificar que a probabilidade do usuário estar deprimido era de 0,90%, enquanto a *XGBoost* identificou uma probabilidade de 0,77%. E o estudo de [Garg e Gupta \(2022\)](#) propõe a criação de um modelo híbrido, um metamodelo cuja base são uma pilha dos modelos *Random Forest*, *SVM*, *KNN* e *CastBoost* treinados com dados extraídos do *word2vec*, *GloVe* e *Fasttext*, e o Meta classificador que associa as previsões de cada um desses quatro modelos é o *Logistic Regression*. Com todos os *Word Embedding*, o

modelo *CastBoost* obteve acima de 98% de acurácia e com todos os *embeddings* o modelo proposto conseguiu acima de 99%.

Ademais, existem casos em que os autores exploraram, em um mesmo estudo, tanto os métodos *Boosting* quanto *Bagging*, que envolve o uso de amostras aleatórias da base de dados para treinar diferentes modelos, ou seja, os modelos são treinados com dados amostrais diferentes e o resultado de cada modelo é eleito por votação. Como por exemplo, no estudo de [Chiong, Budhi e Dhakal \(2021\)](#) tentam avaliar quais são os melhores extratores de recursos e modelos para atuar na detecção da depressão em textos de redes sociais, no geral os recursos foram agrupados em 7 categorias e utilizados nos modelos clássicos *Logistic Regression (LR)*, *Support Vector Machine (SVM)*, *Decision Tree (DT)*, e *Multilayer Perceptron (MLP)*, assim como nos modelos *ensemble* *Bagging Predictors (BP)*, *Random Forest (RF)*, *Adaptive Boosting (AB)*, and *Gradient Boosting (GB)*. *Gradient Boosting* atingiu uma precisão de 98%, no geral os modelos *ensemble* demonstraram que mesmo em bases desequilibradas, os modelos foram eficientes, diferente dos modelos clássicos únicos.

Ao considerar a combinação de técnicas como *ensemble* e *Transfer Learning*, dois estudos destacam-se no caso o de [Ragheb et al. \(2021\)](#) que sugeriu o uso do modelo *Negatively Correlated Noisy Learners (NCNL)* para detecção da depressão, anorexia, automutilação e suicídio, o *NCNL* é um modelo que utiliza a Aprendizagem por Correlação Negativa (*NCL*) que é uma abordagem de aprendizagem por correlação negativa para projetar *ensembles* de redes neurais, utilizando um termo de penalidade de correlação na função de erro de cada rede individual no conjunto, permitindo que todas as redes possam ser treinadas simultaneamente e interativamente no mesmo conjunto de dados de treinamento [Liu e Yao \(1999\)](#), no entanto o estudo propõe um controle explícito das interações básicas dos *Learners* para encorajar as diversidades utilizando uma função de perda unitária que incorpora todas as perdas atômicas de cada *Learner* base. Nesse caso, os modelos base escolhidos foram o *BERT*, *XLNET* e *RoBERTA*, o *ensemble NCNL* apresentou melhorias e diversidades em relação aos modelos de classificador único, pois ajudou a melhorar as métricas *F1* e *Flatency*, no caso o modelo baseado em *RoBERTA* obteve um melhor resultado para os casos de Depressão e Anorexia, e o modelo

XLNet-Large para Automutilação, mas no geral todos os modelos foram beneficiados.

E o estudo de [Zanwar et al. \(2022\)](#) que buscando distinguir entre os estados mentais relacionados à depressão, ansiedade, bipolar, TDAH, estresse e *TEPT*, propôs dois modelos, um híbrido que é uma combinação de *RoBERTa* e *BiLSTM*, e um baseado em *Stacking*, que é composto por *BERT*, *RoBERTa*, *Psyling-BiLSTM* e o modelo híbrido, além do meta-modelo *Logistic Regression* para definir o resultado final dado a resposta de cada modelo. Os modelos propostos foram comparados com os modelos *BERT*, *RoBERTa* e *Psyling-BiLSTM*, e desta forma, ambos mostraram-se melhores que os demais modelos, ou seja, estas técnicas demonstraram sua eficácia em comparação com os individuais.

Existem os modelos híbridos que misturam algoritmos, redes, entre outras técnicas. Por exemplo, [Souza, Nobre e Becker \(2022\)](#) propôs uma arquitetura híbrida, ou seja, uma rede *CNN* conectada a outra rede *LSTM*, que foi comparado com os modelos *LSTM* e *CNN*. Desse modo, o modelo *CNN* obteve o melhor resultado de *F1* para os casos depressivos, ansiosos e de comorbidade analisados individualmente. O autor considerou como uma das possibilidades que levaram à obtenção dos melhores resultados para depressão ser devido ao fato da ansiedade estar em diferentes níveis em todas as condições. Ao tentar diferenciar a ansiedade da depressão, a ansiedade da comorbidade e a depressão da comorbidade, os melhores resultados somente foram alcançados usando a estrutura *Ray-Tune*, mas somente os modelos *CNN* e *LSTM* obtiveram resultados razoáveis, sendo todos os resultados abaixo de 0,6 independente do extrator utilizado, o estudo apontou pontos fortes a serem melhorados na arquitetura proposta.

E, no mesmo seguimento [Nandy e Kumar \(2021\)](#) sugeriram, para a identificação da depressão, um modelo baseado em um empilhamento de um *LSTM* bidirecional junto com uma camada *CatBoost*. Para a avaliação do modelo foram considerados modelos como *Bi-LSTM*, *CatBoost*, *Multinomial Naive Bayes*, *KNN*, *Random Forest* e o *Logistic Regression*. Os melhores resultados considerando a acurácia foram atingidos pelo modelo híbrido proposto, seguido pelo modelo *CatBoost* e *Bi-LSTM* com 81,30%, 79,85% e 76,43%, respectivamente. Enfim, o novo modelo obteve melhores resultados

que as abordagens tradicionais e requer menores custos computacionais.

E, por fim, métodos multi que são cinco, o primeiro é o método *multilayer* que tem como exemplo o algoritmo *Multilayer Perceptron (MLP)* utilizado por [Chiong, Budhi e Dhakal \(2021\)](#) que consiste em uma rede neural com camadas ocultas com diversos neurônios em cada camada, basicamente é formado por uma camada inicial, N camadas intermediárias ocultas e uma camada de saída com N neurônios de saída, isto é, com um neurônio destinado a cada classe a ser identificada. O segundo método multi é o multinível, que são tipos de modelos estatísticos que trabalham com mais de um nível de classificação, podendo usar os mesmos algoritmos em cada nível, por exemplo, no estudo de [Sarno, Ghozali et al. \(2024\)](#) foi proposto trabalhar com mais de um nível de classificação, sendo que no primeiro os textos são classificados entre doença mental e doença não mental, e no segundo os textos classificados como doença mental são classificados entre TDAH, ansiedade, bipolaridade, depressão e TEPT. Já os três últimos métodos multi encontrados foram os *multi-task*, *multi-channel* e *multi-input*, que foram utilizados por [Gamaarachchige e Inkpen \(2019\)](#), basicamente o *multi-task* é um tipo de aprendizado onde mais de uma tarefa são resolvidas, é um mecanismo de transferência indutiva, cujo principal objetivo é melhorar o desempenho da generalização, aproveitando fontes adicionais de informação para melhorar o desempenho da aprendizagem na tarefa atual ([CARUANA, 1997](#)). O *multi-channel* é relacionado à camada inicial de entrada dos dados, permitindo múltiplos canais paralelos de processamento e o método *multi-input*, que corresponde à possibilidade da entrada de diferentes tipos de recursos como imagens, textos, áudio etc. Em [Gamaarachchige e Inkpen \(2019\)](#) foi aplicado o aprendizado *multi-task*, com um modelo CNN com *multi-channel* e *multi-input*, todo o processo foi realizado em duas etapas, sendo a primeira relacionada à classificação de emoções, neste caso foram considerados os algoritmos CNN *multi-channel* (MC-CNN), CNN com *max pooling* (CNNMax) e módulo bidirecional *Long Short Term Memory (biLSTM)*, sendo que o MCCNN foi superior aos demais ao considerar sua acurácia de 88,88%. A segunda etapa era relacionada à detecção de doenças mentais, TEPT e depressão, para este caso foram propostos modelos que utilizassem de aprendizado *multi-task*, *multi-channel* e *multi-inputs*, as combinações desses tipos de aprendizado

geraram os modelos *MtMcMi* (*Multi-task Multi-channel, Multi-input*), *MtMc* (*Multi-task, Multi-channel*), *MtMcMiFT* (*Multitask, Multi-channel, Multi-input, using FastText word representations*), *MtMcMiFr* (*Multi-task, Multi-channel, Multi-input, using word Frequencies*), *McMclass* (*Multi-channel, Multi-class*), *biLSTMMtMi* (*bidirectional Long Short Term Memory, Multi-task, Multi-input*), *biLSTMMt* (*bidirectional Long Short Term Memory, Multitask*) e *svmMclass* (*support vector machine Multiclass*). Considerando a métrica AUC cinco dos modelos propostos obtiveram pontuação acima de 0,90 para controle, quatro para depressão e TEPT e o melhor modelo para as três classificações foi *MtMcMi* com 95,30, 92,24 e 93,18 de AUC.

3.4.3.3 Transtornos, emoções e sentimentos

Dos 41 artigos analisados, 29 abordaram, com exclusividade, a depressão, um a ansiedade, um não especificou o transtorno e deixou em aberto a solução, e 10 indicam mais de um transtorno em seu estudo.

Sobre os que abordaram mais de um transtorno, resumidamente observa-se que a depressão estava em nove dos dez estudos e a ansiedade esteve em sete deles. Sendo assim, [Ang e Venkatachala \(2023\)](#) considerou os transtornos ansiedade, esquizofrenia e depressão, [Ragheb et al. \(2021\)](#) depressão, anorexia, automutilação e suicídio, [Souza, Nobre e Becker \(2022\)](#) levou em conta os transtornos depressivos e ansiosos, mas trabalhou com as classes extras, envolvendo controle e comorbidade, [Praveen, Ittamalla e Deepak \(2021\)](#) considerou casos de estresse, ansiedade e trauma, [Low et al. \(2020\)](#) teve como foco a ansiedade, mas considerou grupos relacionados à depressão, aos viciados, à esquizofrenia, à bipolaridade e ao TDAH, [Aragon et al. \(2021\)](#) trabalharam com os transtornos depressão e anorexia, mas considerou como adicional um grupo de controle, [Zanwar et al. \(2022\)](#) consideraram a depressão, ansiedade, bipolaridade, TDAH, estresse e TEPT, [Gamaarachchige e Inkpen \(2019\)](#) TEPT e depressão, [Sarno, Ghozali et al. \(2024\)](#) trabalharam com TDAH, ansiedade, bipolaridade, depressão e TEPT e, por fim, [Shahabikargar et al. \(2022\)](#) consideraram a depressão, mas indicam que o estudo pode funcionar com o transtorno do pânico e a ansiedade generalizada.

Já a análise de sentimentos e emoções são dois processos que se destacam ao considerar os estudos de transtornos mentais, visto que o primeiro é focado na indicação da polaridade, ou seja, auxilia no processo de entender o tom emocional encontrado nos textos, pois os classifica entre positivo, neutro e negativo. E o segundo na classificação de emoções, como por exemplo identifica as emoções básicas propostas por Paul Eckman: medo, nojo, raiva, surpresa, felicidade e tristeza.

Existem estudos que usam esses processos como ferramenta e outros como parte fundamental do estudo, por exemplo [Hasan e Ghane \(2022\)](#) utilizou a biblioteca *VADER* (*Valence Aware Dictionary and sEntiment Reasoner*) ([HUTTO; GILBERT, 2014](#)), que é um analisador de sentimentos baseado em regras léxicas que apontam a polaridade do texto através de uma porcentagem encontrada de sentimentos neutro, negativo e positivo, para filtrar os *tweets* verdadeiramente negativos, sendo assim, os que retornaram à pontuação -1 foram os *tweets* considerados verdadeiramente depressivos. Já [Rizwan et al. \(2022\)](#) utilizou o *VADER* e o *TextBlob*, que é uma ferramenta de processamento de Linguagem Natural que possui como um de seus métodos a análise de sentimentos e subjetividade do texto, como ferramenta de suporte para a rotulagem, onde os textos com maior subjetividade e polaridade negativa foram selecionados para serem utilizados no processo de criação dos modelos. [Praveen, Ittamalla e Deepak \(2021\)](#) tentando entender de forma geral os sentimentos dos indianos frente à COVID-19 utilizou o *Textblob* como extrator de sentimento, e como resultado identificaram que 60,3% dos sentimentos encontrados tinham a polaridade neutra, 34,4% negativa e 5,23% positiva, em outros termos, a maioria dos textos eram neutros. [Zanwar et al. \(2022\)](#) utilizou o *EmoSent*⁶ que é baseado no estudo de [Novak et al. \(2015\)](#) e o *LIWC* como extratores de recursos e [Chiong, Budhi e Dhakal \(2021\)](#) considerou dois léxicos de sentimentos o *SentiWordNet* e *SenticNet*.

Ao considerar os estudos que tratam esses processos como parte fundamental do estudo, destacam-se oito, sendo que o primeiro é o de [Martins et al. \(2021\)](#), cujo objetivo é voltado à identificação dos perfis depressivos, e para isto, propõe o uso de análise de sentimento, o primeiro uso é voltado ao reconhecimento do perfil emocional dos autores identificados nas publicações para filtrar os falsos depressivos autoidentificados, para tal

⁶ <https://github.com/omkar-foss/emosen-py>

foi selecionado o léxico *NRC Emotion* e o léxico *NRC Affect Intensity* para a identificação da frequência das palavras emocionais e a distribuição de cada emoção nos textos, além disto, foi identificado a intensidade do afeto somando a intensidades de cada emoção em cada texto. Todos os autores com TAMEP e RMEP foram inferiores a 0,05 foram desconsiderados, e todos possuíam menos que 150 *tweets*. Dois grupos restaram, os depressivos e os não depressivos, e ao analisar os depressivos as emoções raiva, medo e tristeza apresentaram uma correlação moderada, todos os dados foram submetidos ao modelo *K-Means* para a identificação dos *clusters*, mas para isso foi preciso aplicar os dados à Análise de Componentes Principais (PCA) para a redução de dimensionalidade, neste caso as dimensões Medo e Nojo foram as consideradas mais relevantes para o estudo, o *K-Means* identificou dois *clusters*, que permitiam uma divisão aparente dos *clusters*. Os modelos foram gerados usando os algoritmos *Support Vector Machines* (SVM), *Random Forest*, *Naive Bayes*, *DNN* e *1-D CNN*, tendo como entrada cada emoção e intensidade, o SVM e os algoritmos de *Deep Learning*, como *DNN* obtiveram uma boa precisão, sendo assim, conseguiram identificar o padrão emocional depressivo.

O segundo é dos autores [Aragon et al. \(2021\)](#) que apresentam os métodos *Bag-of-Sub-Emotion* (BoSE) e Δ -BoSE que são representações que empregam a base teórica de *Bag-of-Emotions* (BoE), é proposto que os dados dos usuários sejam agrupados em um único documento e que, inicialmente, cada palavra seja substituída por uma emoção usando o *EmoLEX* e, desta forma, gerando um vetor de emoções. Após isto, é direcionado para o estudo das emoções, considerando as Subemoções (BoSE) que identificam a relevância dos sentimentos através de um cálculo similar ao usado no *TF-IDF* e o Δ -BoSE que é a representação dinâmica de subemoções, ou seja, preocupa-se em identificar os padrões emocionais temporais, sendo assim considera não mais de forma grupal os documentos dos usuários, mas de forma sequencial. Os métodos foram avaliados usando a base *eRisk 2018*, considerando as classes Deprimido, Anorexia e Controle, o método *BoSE* foi avaliado utilizando o algoritmo Máquina de Vetores de Suporte (SVM) com um *kernel linear* $C=1$ e normalização L2, e como linha de base foi considerado o SVM com *BoW-unigrams*, SVM com *BoE-unigrams*, SVM com *BoW-ngrams*, SVM com *BoE-ngrams*, *LIWC*, *BiLSTM* com *Glove*, *BiLSTM* com *word2vec*, *CNN* com *Glove*

e CNN com *word2vec*, nestes casos os modelos que utilizaram *BoSE* performaram melhor considerando os resultados da métrica *F1-Score*, o SVM com *BoSE-unigrams* apresentou melhor desempenho para a classe relacionada à anorexia (0,82) e ao SVM *BoSE-ngrams* para a classe depressão (0,63). Além disso, visando melhorar o desempenho, os autores exploraram o uso dos métodos de fusão *Early* e *Late*, basicamente a combinação da decisão de dois classificadores, um utilizando a técnica *BoSE* e o outro Δ -*BoSE*, através de uma porta *OR* melhorou ligeiramente os resultados obtidos, o modelo que utilizou da técnica *Late Fusion* alcançou *F1-Score* de 0,64 para depressão e 0,84 para anorexia.

Já o estudo de [Khan et al. \(2020\)](#) tinha como objetivo central desenvolver um analisador de sentimentos e, para isto, foi desenvolvido uma base de dados, e dados com teor depressivo e não depressivo no idioma Bengali. Foram utilizados os algoritmos *Multinomial Naive Bayes*, *Random Forest*, *Decision Tree*, *Linear SVC*, *KNN*, *SG Boost* para classificar os textos entre "Triste" e "Feliz". O melhor modelo foi o *Multinomial Naive Bayes* com 86,67% de precisão, basicamente o sistema analisa textos provenientes da rede social Facebook.

Em [Giuntini et al. \(2021b\)](#) é apresentado o método *Emotional User Score* (EMUS), basicamente a cada três dias a rede de interações do usuário, que considera as postagens, comentários e respostas como interações, é modelada e é calculado o *UserScore*. Em resumo, são extraídas as características contextuais e identificadas as emoções mais comuns que cada usuário, considerando suas postagens e comentários, a cada nova interação, o EMUS utiliza o analisador léxico *VADER* para entender a orientação semântica de expressões negativas e as positivas, permitindo, assim, uma identificação clara das emoções que os usuários demonstram. Dessa forma, é utilizado o *Empath* para extrair as emoções e o contexto em que a emoção foi extraída e, então, construir um saco de emoções (Emoções do usuário). Em suma, o *UserScore* é o resultado do somatório das valências de sentimentos encontrados ao fim de todos os períodos de interações registrados no período estabelecido.

O estudo de [Ang e Venkatachala \(2023\)](#) buscou identificar as características e os padrões linguísticos através da análise do tom emocional das postagens do Twitter e Reddit, ambas as plataformas mostraram em grande parte uma comunicação negativa,

no Reddit esses sentimentos estavam mais relacionados ao estresse, saúde mental e ansiedade. Já o Twitter mostrou-se mais ser uma plataforma sobre atualizações de notícias e discussões em geral. O estudo sugere que plataformas de mídia social como o Reddit podem fornecer discussões mais precisas e de apoio sobre temas de saúde mental, um outro ponto que contribui para esta afirmação é que, ao gerarem um modelo baseado em uma única rede social e testar na outra rede identificaram que o modelo baseado no Reddit tem uma melhor generalização para ser usada em outra rede social, no caso o Twitter.

Já estudos como o de [Liu e Shi \(2022\)](#) e [Yao et al. \(2020\)](#) tiveram por objetivo entender os padrões de comportamentos, seja analisando a morfologia, o estilo, o estado emocional, dados demográficos ou arquétipos sociais. Ao analisar o padrão de escrita dos usuários, [Liu e Shi \(2022\)](#) obteve uma visão mais analítica do comportamento dos usuários de redes sociais, identificando que as pessoas não depressivas utilizam mais os substantivos e possuem interesses mais diversos, postam mais imagens e informações de localização, já os depressivos tendem a ser mais originais, usam do anonimato e postam mais durante a noite. Assim como, utilizam mais verbos, pronomes, advérbios e conjunções, palavras relacionadas à depressão, como choro e medo, e expressão emoções intensas, sendo menos frequente a felicidade e mais frequente o desgosto e tristeza. Além disso foi identificado na análise dos pronomes que tendem a usar mais os pronomes da primeira, postando textos focando mais em si, ou seja, nos seus problemas, os pronomes de segunda e terceira pessoas do singular são usados, respectivamente, em casos de busca de ajuda e explicitando um sentimento de exclusão. E o estudo de [Yao et al. \(2020\)](#) apresentou usos mais analíticos dos extratores, por exemplo, foi usado o *TF-IDF* para a identificação de identificação de temas centrais relacionados a cada grupo (depressivo e grupo de controle) e utilizaram o *K-Means* para a identificação da frequência de postagens negativas, o estudo identificou que as emoções tendem ser mais negativas no mês em que os usuários admitiam ter a depressão e o número de postagem eleva consideravelmente neste período.

Por fim, [Gamaarachige e Inkpen \(2019\)](#) optaram por desenvolver um trabalho em duas camadas, sendo que a primeira classificava as emoções e na segunda focava na

detecção das doenças mentais, como TEPT e depressão.

3.5 Discussões

A ansiedade aparece com um transtorno pouco explorado, pois é destaque em apenas um cenário e é abordado em mais sete casos, juntamente com outros transtornos. A ansiedade, aparentemente, é um transtorno difícil de ser avaliado, visto que é um tipo de transtorno e que é considerado um sintoma de outros transtornos ou, até mesmo, é um gatilho ou agravante para o desenvolvimento de outros transtornos, como por exemplo, a depressão (WHO, 2023a; BARNHILL, 2023). Um exemplo disso é visto no estudo de Souza, Nobre e Becker (2022) que identificou como uma das possibilidades de ter obtido resultados não tão bons para a ansiedade quanto para a depressão, o fato da ansiedade está presente em diferentes níveis no contexto da depressão, sendo assim, em certos casos, o transtorno não é identificado corretamente.

Os achados sugerem, ainda, que os estudos analisados não possuem uma predileção por uma abordagem específica, ou melhor, tanto as abordagens que utilizam modelos envolvendo *Deep Learning* quanto os modelos Tradicionais são bastante utilizados, havendo pouca diferença entre eles. Sendo assim, a escolha do modelo depende do problema a ser resolvido, por exemplo por considerar o contexto os modelos *BERT* e seus derivados utilizando as técnicas de *Transfer Learning*, que é algo do *deep learning*, mostraram-se mais relevantes, mas houve casos em que modelos de *deep learning*, como o *CNN* não obtiveram resultados tão bons quanto o algoritmo *XGBoost* que é um modelo da família *machine learning*. Um outro ponto que impacta na qualidade dos resultados é a escolha do extrator de características, que igualmente depende do interesse do estudo. Os modelos mais explorados eram relacionados à aprendizagem supervisionada, isto significa que as abordagens não supervisionadas foram pouco exploradas neste contexto.

Outro fato a se atentar envolve o uso da análise de emoções e sentimentos, que apesar de sua relevância na análise dos transtornos e serem bem exploradas nos estudos de Martins et al. (2021), Aragon et al. (2021) e Giuntini et al. (2021b) são técnicas pouco

ou mal exploradas na maioria dos estudos, por exemplo, [Praveen, Ittamalla e Deepak \(2021\)](#) utiliza a análise de sentimentos para identificar os tipos de textos encontrados no seu corpus (neutro, positivo e negativo) e [Hasan e Ghane \(2022\)](#) utilizou a análise de sentimentos para filtrar os textos realmente depressivos (textos com polaridade negativa e alta subjetividade) e a análise de emoções para identificar qual a emoção mais prevalente em usuários depressivos.

Ao analisar o panorama sobre as redes sociais, o Instagram, aparentemente, é a rede menos usada nas pesquisas relacionadas a este contexto, talvez pelo fato de ser uma rede social baseada em fotos e vídeos, ou seja, contendo uma quantidade menor de publicações textuais. Nesse contexto específico, a análise dos dados do Instagram demandam uma análise multimodal, onde basicamente tem-se a união de dois ou mais tipos de artefatos, neste caso texto e imagem, para que uma decisão ou resultado seja gerado ou identificado.

Já o Twitter e o Reddit possuem uma predileção pelo fato de serem ambientes mais direcionados a discussões em tempo real e a anonimidade é algo mais comum nestes ambientes, permitindo a liberdade de escrita e de expressão, gerando uma grande massa de dados. A grande diferença entre estas redes é mais relacionada à quantidade de caracteres e como as informações estão organizadas, o Twitter é uma rede social mais voltada a textos curtos, pois tem uma limitação de caracteres que exige que em textos longos se crie *Threads* sobre o assunto, o que prejudica a análise completa dos textos.

Neste ambiente, por conta da limitação de caracteres, os seus usuários têm o hábito de usar abreviações, emojis e gírias, o que é algo que impacta na análise dos textos, o Reddit possui o mesmo problema sobre o uso de abreviações, emojis e gírias por ser um ambiente informal, mas não sofre com a restrição de caracteres e fragmentação dos textos, ela é uma rede social, onde as discussões são realizadas nas comunidades, as conhecidas *subreddits*, o que permite uma busca ou uma coleta de dados mais direcionada, já o Twitter é uma rede que permite a busca mais voltada às palavras-chave ou hashtags, e sua API retorna às informações, considerando a relevância da publicação e não necessariamente os textos mais relevantes para o contexto da pesquisa.

Por conta disso, uma das limitações encontradas envolve a criação das bases de

dados, como o foco do estudo, são dados oriundos de redes sociais e foram avaliados somente estudos com esse objetivo. Ademais, a grande maioria dos estudos tiveram suas bases de dados geradas a partir de postagens em redes sociais, e os autores usaram, em sua grande maioria, como estratégia, o uso de palavras-chave que envolvesse os transtornos-alvos, principalmente na rede social Twitter, por exemplo os textos das bases relacionadas à depressão tinham majoritariamente palavras relacionadas ao transtorno, como depressão e depressivo. O que pode ser prejudicial em casos que utilizem, por exemplo, extratores com enfoque nas palavras, como o *bag-of-words*, onde todas as palavras têm igual importância, esse tipo de estratégia acaba dando mais valor às palavras pouco importantes e, assim como as palavras-chave e para esses tipos de transtornos é preciso considerar o contexto para não perder o real significado, isto é, usar técnicas que possam focar ou no contexto ou em palavras realmente relevantes para cada caso. Um outro ponto, são as limitações sobre os dados em si, como as bases foram elaboradas com base em dados de autodeclarados, ou seja, não existe a garantia de que aquela postagem seja sobre uma sensação ou realmente uma expressão do transtorno, o Reddit por trabalhar com o conceito de comunidades até permite que seja avaliado os usuários, considerando algum histórico de postagens, mas ainda assim, não é uma garantia de diagnóstico, poucos foram os autores como [Ruocco et al. \(2024\)](#) que consideraram o auxílio de especialistas na construção de seu *corpus*.

Um outro ponto envolve a pouca importância dada a processos como a validação cruzada, que é uma técnica que ajuda a evitar o *overfitting*, a ajustar os hiperparâmetros e a prospectar sobre os modelos atuando no mundo real, [Nandanwar e Nallamolu \(2021\)](#) é um desses casos que apesar dos bons resultados não apresentaram em seu estudo esse tipo de rigor de validação, somente estudos como o [Mahasiriakalayot, Senivongse e Taephant \(2022\)](#), [Nandy e Kumar \(2021\)](#) e [Mahapatra, Naik e Mishra \(2020\)](#) resolveram aplicar a técnica.

A escassez de recursos é um outro ponto que causa impacto nos projetos, visto que, existem situações onde os autores não conseguem testar todas as possibilidades, como no caso de [Devaguptam et al. \(2022b\)](#) que admite em seu estudo que os autores somente avaliaram os modelos, considerando uma única época e, além de tudo, somente

uma técnica de aumento foi considerada.

3.6 Conclusões

Neste estudo, examinou-se o panorama que envolve os estudos relacionados à depressão e à ansiedade, bem como o avanço dos estudos ocorreram ao longo de cinco anos, considerando as abordagens, os objetivos, modelos, extratores, idioma, rede social, os transtornos e demais fatores relacionados. Analisando cada quesito entre os estudos, observou-se uma predileção pelas abordagens supervisionadas, pelo uso de classificadores, e uma maior exploração do transtorno depressivo e, principalmente, do foco na análise unilateral.

Em resumo, a análise apresentada demonstra que, apesar das abordagens e técnicas terem evoluído ao longo dos anos, ainda existem limitações, seja por fatores genéticos ou fatos específicos ligados ao problema do estudo, entre as limitações identificadas pode-se elencar:

- A falta de recursos computacionais que impacta no escopo dos projetos, limitando o uso de técnicas, escolha e execução de modelos;
- Dado a fatores éticos, muitas bases de dados sobre transtornos não são mais compartilhadas, a maioria delas não são criadas/filtradas por especialistas;
- Existem transtornos que possuem uma paridade de sintomas, são parte de outros transtornos ou, até mesmo, uma pessoa pode estar acometida de mais de um transtorno;
- Por receio ou falta de oportunidade, alguns usuários não procuram ajuda profissional e acabam por realizar o autodiagnóstico e acabam explanando sobre o assunto na internet; e
- Algumas redes sociais possuem limitação de caracteres, uso de *Threads*, postagens avulsas, possuem linguagem informal, como o uso de gírias e abreviações

Diante dos fatos apresentados, é fato que as abordagens de aprendizado, os extratores de características, técnicas e metodologias são abundantes, e permitem seguir diversos caminhos para uma mesma solução, mas é preciso discernimento para tomar as decisões mais adequadas para cada projeto. Além disso, observa-se como oportunidade (1) os estudos que busquem encontrar os limiares dos transtornos, especialmente em casos onde os transtornos possuem sintomas ou características similares e não simplesmente classificar em um ou outro transtorno, (2) a análise das emoções, pois, neste contexto, é pouco explorado, os estudos geralmente utilizam este recursos como parte analítica e não como parte da metodologia para o desenvolvimento das soluções, (3) e ainda existe a possibilidade da exploração da multimodalidade, que pode ser uma alternativa onde é possível analisar, tanto o conteúdo textual quanto as imagens que são postadas pelos usuários.

4

TREAD: UM *framework* PARA RECONHECIMENTO TEXTUAL DE CARACTERÍSTICAS EMOCIONAIS DE ANSIEDADE E DEPRESSÃO

4.1 Considerações Iniciais

Além da análise médico-paciente, estudos como de [Pattison, Llamas e Hurd \(1979\)](#), [Levula, Harré e Wilson \(2018\)](#), [\(ISLAM et al., 2018\)](#), [Chang e Tseng \(2020\)](#) e [Mundy et al. \(2021\)](#) propõem a análise da ansiedade e da depressão por meio de interações sociais, assim dizendo, redes sociais, sejam elas *on-line* ou *offline*.

Os estudos sobre as redes sociais começaram no período pré-internet, quando sociólogos, psicólogos e antropólogos aspiravam entender as relações humanas. [Weaver e Morrison \(2008\)](#) afirmam que os humanos são criaturas sociais, e as redes são formadas por três ou mais entidades que estabelecem comunicação e compartilham informações. A internet possibilitou uma nova perspectiva sobre essa rede com o surgimento das redes sociais *on-line*, que são uma extensão das redes de vida, onde as distâncias são encurtadas e a socialização é possível por meio de plataformas.

Dado o conforto e a segurança que os usuários de redes sociais sentem ao se comunicar por intermédio das redes sociais, acabam por compartilhar o seu cotidiano,

opiniões, sentimentos, em suma, sua vida neste ambiente. Liu et al. (2017) destaca que as redes possuem grande influência na vida pessoal e opiniões dos contatos sociais e que, historicamente, as redes sociais são estudadas sobre três principais enfoques: a análise sociométrica, relações interpessoais e antropologia.

Devido ao uso crescente das redes sociais, pesquisadores têm levantado a questão sobre a associação entre o uso das redes sociais e os transtornos, ou seja, se o uso crescente é o fator que causa os sintomas ou se fatores relacionados aos transtornos levam às pessoas a usar e aumentar seu tempo nesses ambientes (PANTIC, 2014).

Diante disso, a Ciência de Dados e a área de Computação Afetiva podem contribuir efetivamente com os estudos ao possibilitar a mineração de dados, análise de padrões e análise sob a ótica de sentimentos, emoções e interações (DHAR, 2013; PICARD, 2000; DAILY et al., 2017). Facilitando a observação da relação entre os indicadores de linguagem expressos por usuários com sintomas relacionados a esses transtornos nas redes sociais. Embora as características entre indivíduos depressivos e ansiosos sejam dissociadas, muitas vezes elas podem se manifestar juntas, preceder ou, inclusive, ocorrer em sequências diferentes, tornando necessária a investigação do tema.

Este trabalho tem como objetivo apresentar uma abordagem voltada ao reconhecimento de características textuais de usuários deprimidos e ansiosos em redes sociais *on-line*. Para tanto, serão exploradas técnicas de análise de sentimento para detectar indicadores nos textos de postagens *on-line* capazes de destacar cada grupo (ansiosos e deprimidos). Será apresentado um novo mecanismo que identifica padrões comuns e distintos entre os grupos deprimidos e ansiosos por meio de técnicas de "Regras de Associação" e "Clustering". Dessa forma, pretende-se responder às seguintes questões de pesquisa:

1. Qual é a relação entre ansiedade e depressão expressas nas mídias sociais *on-line* e como elas podem ser diferenciadas?
2. Padrões fortes podem ser estabelecidos por meio de regras de associação que definam com confiança cada transtorno?

Este capítulo está organizado da seguinte forma: a seção 4.2 apresenta a metodologia, a seção 4.3 apresenta os resultados alcançados e a seção 4.4 apresenta a discussão. Por fim, a seção 4.5 apresenta as conclusões.

4.2 Abordagem e Solução proposta

Esta seção detalha cada material e método usado em todas as etapas do processo, estas informações serão melhor detalhadas nas seções "Coleta de Dados" onde está relatado todas as informações relevantes sobre a base de dados utilizada, e na seção "Framework" onde está especificado as informações sobre a organização e funcionalidades do "TREAD".

4.2.1 Coleta de Dados

A etapa "Coletar Dados" consiste em selecionar a rede social, as comunidades-alvo e coletar os dados. Nesse caso, a rede selecionada foi o *Reddit*, que possui comunidades conhecidas como *subreddits* em sua organização. Portanto, os *subreddits* pesquisados foram *r/Anxiety*, *r/HealthAnxiety*, *r/depression* e *r/depression_help*.

Todas as comunidades possuem diretrizes para regular o conteúdo, evitando postagens e comentários inapropriados, e a maioria possui uma rede de suporte via *Discord* para uma comunicação mais ativa.

O formato de fórum do *Reddit* é relevante para pesquisas sobre transtornos, porque permite que os dados sejam centralizados em comunidades que, geralmente, são baseadas em tópicos. As comunidades reúnem pessoas com interesses comuns e fornecem um ambiente onde os membros da comunidade podem contribuir para interesses mútuos. A mediação ajuda a filtrar membros indesejados, isto é, membros que podem mudar o foco da comunidade ou ofender seus membros e postagens, garantindo assim que seu conteúdo seja relevante para a comunidade.

Para a coleta de dados, um script foi desenvolvido na linguagem *Python*, que usou o *API Python Reddi API Wrapper* (PRAW, 2023), para extrair postagens públicas de cada comunidade.

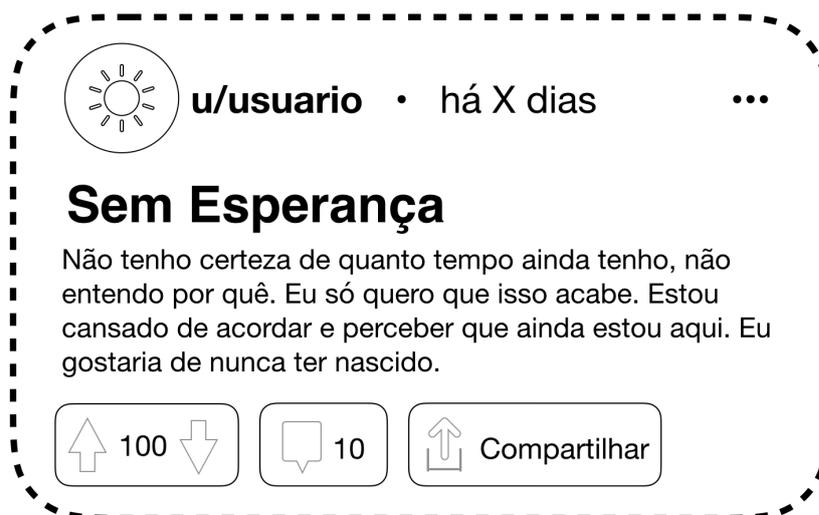


Figura 9 – Exemplo de Postagem do Reddit

A figura 9 mostra um exemplo de uma postagem. Ela, em geral, identifica o usuário que fez a postagem, o título, a data da postagem, o conteúdo que pode ser texto, vídeo e/ou imagem (sem limite de caracteres), e permite interação com outros membros por meio de votos positivos e negativos, usando as setas para cima e para baixo, comentários e ações como compartilhar a postagem.

A privacidade do usuário foi respeitada, pois informações relacionadas aos autores foram desconsideradas. Apenas a postagem textual e os comentários foram extraídos e salvos com informações sobre a comunidade e o transtorno ao qual o conteúdo está relacionado. Por isso, apenas o título, o conteúdo textual, a data da postagem e cada comentário foram extraídos de cada postagem.

A tabela 3 contém informações sobre os dados extraídos na etapa de coleta de dados realizada em 20 de julho de 2023. Da comunidade *r/Anxiety*, que atua há 15 anos e tem cerca de 638 mil membros (a idade da comunidade e o número de usuários são do período de extração), foram extraídos 3.761 dados, compreendendo 613 postagens e 3.148 comentários. Da comunidade *r/HealthAnxiety*, que atua há 10 anos e tem cerca de 94 mil membros (a idade da comunidade e o número de usuários são do período de extração), foram extraídos 19.783 dados, consistindo em 627 postagens e 19.156 comentários.

Das comunidades *r/depression*, que existe há 14 anos e conta com cerca de 988 mil membros, e *r/depression_help*, que existe há 9 anos e conta com cerca de 90 mil membros,

Dados	Comunidades			
	r/Anxiety	r/HealthAnxiety	r/depression	r/depression_help
Membros	~638 mil	~94 mil	~988 mil	~90 mil
Idade da Comunidade	15 anos	10 anos	14 anos	9 anos
Total de Dados Extraídos	3.761	19.783	3.037	3.760
Total de Postagens	613	627	565	792
Total de Comentários	3.148	19.156	2.472	2.968

Tabela 3 – Dados da Comunidade

foram extraídos 3.037 e 3.760 dados, respectivamente, sendo 565 postagens e 2.472 comentários do *r/depression*, e 792 postagens e 2.968 comentários do *r/depression_help*.

4.2.2 Framework

A Figura 10 apresenta o esquema proposto pelo *framework TREAD*, que é composto por cinco recursos macros: Inserir Documentos, Processar Dados, Extrair Características e Aplicar Algoritmos e Apresentar Resultados.

1. "Inserir Documentos" é a entrada para leitura da coleção de dados sobre cada comunidade, no caso duas, uma sobre ansiedade e outra sobre depressão, são aceitos somente arquivos com extensão xls, ou seja, tabelas cujas linhas representam cada texto extraído.
2. Em "Processar Dados" são identificados recursos que constituem o pré-processamento dos textos, sendo assim, são utilizados arcabouços computacionais relacionados ao Processamento de Linguagem Natural para limpeza e padronização dos textos,

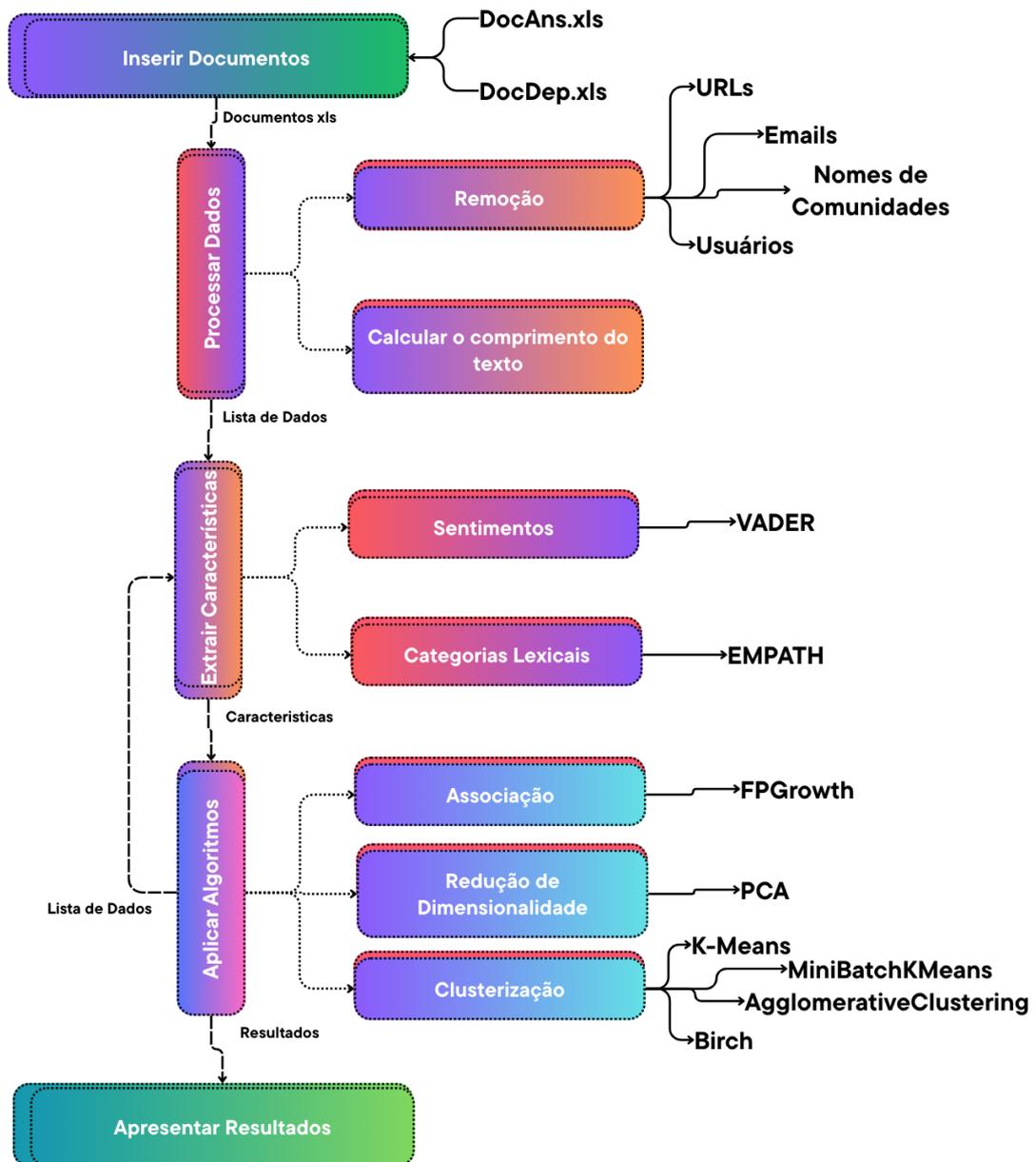


Figura 10 – TREAD Framework

removendo dados como URLs, E-Mails, Nomes de Comunidades, e Usuários, assim como Calculando o comprimento do texto.

3. "Extrair Características" consiste na identificação, recuperação e análise dos dados, ou seja, realiza a análise de léxicos, identificação de sentimentos e contextos. Os recursos como Análise de Sentimento e Categorias Lexicais podem ser aplicadas sobre o mesmo texto, sobre os resultados encontrados de forma recorrente ou sobre os resultados da aplicação de algoritmos.

4. "Aplicar Algoritmos" compreende a coleção de algoritmos que buscam identificar padrões relacionados à: Associação, Redução de Dimensionalidades e Clusterização.
5. "Apresentar Resultados" abrange as etapas relacionadas ao refinamento dos resultados e geração das informações visuais.

O Algoritmo 1 exemplifica como o framework TREAD funciona, como entrada o framework recebe dois Datasets (Linha 1) inicializando a variável `featuresFromAllTexts` como um array.

Então, o processo de iteração começa na variável Dataset (Linha 2), onde cada texto é lido e processado (LINHA 3) na etapa "Processing Data", funções foram aplicadas usando regex para remover dados como URLs, e-mails, nomes de comunidades e usuários, substituindo cada um desses dados por uma tag correspondente <URL>, <EMAIL>, <COMMUNITY>, <USER> respectivamente. Depois disso, o número de caracteres nos textos foi contado.

Algorithm 1: TREAD

Input: 2 Datasets
Output: arrayClusters

```

1 featuresFromAllTexts ← []
2 foreach text in Dataset do
3   text, len ← PreprocessRawData(text)
4   if len < 30 then
5     | Continue
6   topicsList ← Extract10EmpathFeatures(text)
7   featuresFromAllTexts.Add(topicsList)
8 rulesA, rulesD ← GenerateRulesByCommunityType(featuresFromAllTexts)
9 rulesA ← ExtractSentimentalFeatures(rulesA)
10 rulesD ← ExtractSentimentalFeatures(rulesD)
11 rulesA ← TransformRulesInCategories(rulesA)
12 rulesD ← TransformRulesInCategories(rulesD)
13 matrix ← GenerateFeatureMatrix(rulesA, rulesD)
14 matrixAD ← ApplyPCA(matrix)
15 arrayClusters ← ApplyClusteringAlgorithm(matrixAD)
16 return arrayClusters

```

Como alguns textos apresentavam pouco valor em seu conteúdo e, em alguns casos, categorias irrelevantes não foram identificadas, foi necessário aplicar um filtro

considerando apenas textos com comprimento maior ou igual a trinta caracteres (Linha 4), caso não sejam elegíveis, o processo é interrompido (Linha 5), e o texto subsequente é processado.

A etapa "Extração de Característica (Empath)"(Linha 6) consiste na utilização do EMPATH, que, ao analisar o texto, identifica categorias lexicais, como X, Y e X, de forma semelhante ao LIWC. O EMPATH retorna um número variável de características, portanto, apenas as 10 principais foram selecionadas, ou seja, se mais de 10 características foram identificadas, apenas as 10 mais bem avaliadas foram consideradas. Esse filtro foi possível devido ao valor probabilístico que acompanha cada categoria.

A etapa "Aplicar Algoritmo de Regra de Associação"(Linha 8) inicia-se com a aplicação do algoritmo FPGrowth (descrito em 2.3.3.1) considerando as dez principais características, gerando assim um conjunto de regras para cada grupo.

A etapa "Extração de recursos (VADER)"(Linha 9-10) consiste em aplicar a biblioteca VADER e o LabelEncoder (Linha 11-12) a cada regra gerada para extrair a pontuação do Compound e converter os dados/categorias textuais em um valor numérico.

No passo "Aplicar Algoritmo PCA"(linha 13), os dados sobre as regras (categorias numéricas sobre antecedente e consequente) e os scores (Compound score sobre antecedente e consequente) são selecionados, gerando uma matriz com os dados e aplicando o PCA (descrito em 2.3.3.3) (linha 14).

O último passo ("Aplicar Algoritmos de Clusterização") é focado na aplicação dos algoritmos de clusterização (K-Means, MiniBatchKMeans, AgglomerativeClustering e Birch) (Linha 15), descritos em 2.3.3.2, para identificar os grupos de regras, considerando o Compound score e as categorias numéricas (as regras).

4.3 Resultados

Ao considerar os dados extraídos com o extrator *EMPATH* foi possível identificar um conjunto de tópicos que caracterizavam cada texto, destes dados foi gerado um TOP 10 de tópicos mais relevantes sobre cada transtorno, na tabela 4 constam as categorias e a quantidade de vezes que cada categoria caracterizou os textos.

Esta seção apresenta os resultados obtidos a partir da análise dos dados extraídos usando o extrator *EMPATH*. Além disso, apresentamos as regras extraídas usando o *FPGrowth*, os resultados extraídos sobre sentimentos com o *VADER* e os resultados obtidos com cada algoritmo de clusterização.

Todos os textos, incluindo postagens e comentários, foram considerados para a análise. Após serem filtrados, o número total de textos, que era de 30.341, passou a ser 27.364, dos quais 21.235 eram relacionados à ansiedade e 6.129 à depressão.

Ao considerar os dados extraídos com o extrator *EMPATH*, foi possível identificar um conjunto de tópicos que caracterizaram cada texto. Esses dados geraram um TOP 10 dos tópicos mais relevantes sobre cada transtorno. As categorias e o número de vezes que cada categoria caracterizou os textos são mostrados na tabela 4.

Ansiedade		Depressão	
Categoria	Contagem	Categoria	Contagem
nervousness	10054	optimism	1855
health	9769	positive_emotion	1853
medical_emergency	7146	negative_emotion	1664
fear	6778	nervousness	1439
negative_emotion	5982	violence	1326
body	4563	communication	1317
suffering	4525	suffering	1252
sadness	4136	friends	1165
violence	4101	hate	1126
pain	4025	health	1086

Tabela 4 – TOP DEZ considerando as categorias extraídas pelo *EMPATH* em cada conjunto de dados

O TOP 10 das categorias de Ansiedade inclui os estados emocionais de nervosismo e sofrimento, temas relacionados à saúde (saúde, corpo, dor) e violência, bem como as emoções de medo, tristeza e sentimentos negativos. Na depressão, há um conjunto mais variado de temas ao considerar temas, como positivo e negativo. Os

destaques foram estados emocionais relacionados ao otimismo, ao nervosismo e ao sofrimento, ambos os sentimentos (positivo e negativo), categorias relacionadas à violência, à comunicação, aos amigos, ao ódio e à saúde.

Em relação aos resultados da aplicação do algoritmo *FPGrowth* relacionado às Regras de Associação, a tabela 5 apresenta o antecedente e conseqüente de cada regra, valores de confiança, suporte e *Lift*, e mais duas colunas relacionadas ao escore composto *VADER* extraído de cada regra considerando os valores para o antecedente e conseqüente separadamente.

Em resumo, a tabela 5 apresenta a lista de Regras relacionadas à Ansiedade e à Depressão, onde neste caso foram geradas 22 regras relacionadas à Ansiedade e 29 regras relacionadas à Depressão. Todas as regras possuem suportes maiores que 0,80 e sustentações maiores que 1.

Além do mais, ao analisar os resultados obtidos sobre os sentimentos de cada regra, foi possível observar que nas regras sobre ansiedade, 86,36% dos "Antecedentes" obtiveram sentimentos negativos e 13,64% neutros, e nos "Conseqüentes" 63,64% negativos e 36,36% neutros. Ao considerar o transtorno depressivo, nos "Antecedentes" foram encontrados 20,69% positivos, 55,17% negativos e 24,14% neutros sobre os valores dos sentimentos. E nos "Conseqüentes", os sentimentos positivos, negativos e neutros obtiveram valores respectivos de 6,90%, 51,72% e 41,38%.

A tabela 5 é o resultado da aplicação das Regras de Associação na lista de tópicos relacionados à Ansiedade e à Depressão, para este caso, foram geradas 22 regras relacionadas à Ansiedade e 29 regras à Depressão, a tabela contém o antecedente e o conseqüente de cada regra, suporte, *Lift*, *confidence*, e *score compound* extraído de cada regra considerando os valores para o antecedente e o conseqüente de forma separada. Enfim, todas as regras possuem suportes superiores a 0.80, e *Lifts* superiores a 1.

Antecedente	Conseqüente	Confiança	Lift	Suporte	A_ScoreS	C_ScoreS
Anxiety						
fear - medi- cal_emergency - health	nervousness	0,9372	1,8164	0,1380	-0,4939	-296

sadness	fear	0,8963	2,5797	0,1891	-0,4404	-0,4939
sadness	nervousness	0,8503	1,6481	0,1794	-0,4404	-296
sadness - fear	health	0,8055	1,6078	0,1523	-0,7269	0
sadness - fear	nervousness	0,8915	1,7279	0,1686	-0,7269	-296
sadness - nervousness	health	0,8586	1,7138	0,1540	-0,6249	0
sadness - nervousness	fear	0,9397	2,7047	0,1686	-0,6249	-0,4939
negative_emotion - medical_emergency	health	0,8474	1,6916	0,1057	0	0
fear - medical_emergency - nervousness	health	0,8883	1,7731	0,1380	-0,6597	0
fear - medical_emergency	health	0,8884	1,7735	0,1472	-0,4939	0
fear - medical_emergency	nervousness	0,9374	1,8168	0,1553	-0,4939	-296
fear	nervousness	0,8900	1,7250	0,3092	-0,4939	-296
sadness - fear - health	nervousness	0,9603	1,8612	0,1463	-0,7269	-296
sadness - health - nervousness	fear	0,9496	2,7331	0,1463	-0,6249	-0,4939
medical_emergency - nervousness	health	0,8865	1,7696	0,2074	-296	0
medical_emergency	health	0,8860	1,7686	0,3245	0	0
sadness - fear - nervousness	health	0,8676	1,7318	0,1463	-0,8074	0
sadness - health	nervousness	0,9286	1,7997	0,1540	-0,4404	-296
sadness - health	fear	0,9182	2,6428	0,1523	-0,4404	-0,4939

fear - health	nervousness	0,9421	1,8259	0,2327	-0,4939	-296
cold	nervousness	0,8755	1,6968	0,1345	0	-296
negative_emotion - fear	nervousness	0,8323	1,6131	0,1035	-0,4939	-296
Depression						
love - cold	nervousness	0,9463	3,7428	0,1011	0,6369	-296
cold - violence	nervousness	0,9296	3,6769	0,1181	-0,6249	-296
cold - violence	body	0,8141	5,6021	0,1035	-0,6249	0
giving - opti- mism	positive_emotion	0,9137	2,8360	0,1055	0,7096	0
messaging	social_media	0,8809	5,6179	0,1048	0	0
cold - violence - nervousness	body	0,8657	5,9574	0,1023	-743	0
pain - nervous- ness	shame	0,8281	4,7634	0,1016	-0,6705	-0,4767
pain - nervous- ness	violence	0,8198	3,5249	0,1006	-0,6705	-0,6249
body - cold - ner- vousness	violence	0,8770	3,7708	0,1023	-296	-0,6249
love - nervous- ness	cold	0,9103	4,8461	0,1011	0,4588	0
giving - posi- tive_emotion	optimism	0,9124	2,8230	0,1055	0,3400	0,5423
body - nervous- ness	cold	0,9492	5,0529	0,1166	-296	0
body - nervous- ness	violence	0,8503	3,6559	0,1045	-296	-0,6249
friends - opti- mism	positive_emotion	0,9362	2,9058	0,1239	765	0
shame - pain	violence	0,8080	3,4742	0,1023	-0,7506	-0,6249

shame - pain	nervousness	0,8027	3,1748	0,1016	-0,7506	-296
body - violence	cold	0,9416	5,0127	0,1035	-0,6249	0
body - violence	nervousness	0,9508	3,7609	0,1045	-0,6249	-296
body	cold	0,8258	4,3960	0,1200	0	0
body	nervousness	0,8455	3,3443	0,1229	0	-296
violence - nervousness	cold	0,8274	4,4047	0,1181	-743	0
body - violence - nervousness	cold	0,9790	5,2116	0,1023	-743	0
internet	social_media	0,8862	5,6521	0,1117	0	0
shame - violence	pain	0,8719	4,7747	0,1023	-802	-0,5106
body - cold	violence	0,8622	3,7071	0,1035	0	-0,6249
body - cold	nervousness	0,9719	3,8440	0,1166	0	-296
friends - positive_emotion	optimism	0,8427	2,6073	0,1239	0,4767	0,5423
body - cold - violence	nervousness	0,9886	3,9101	0,1023	-0,6249	-296
cold	nervousness	0,8473	3,3511	0,1592	0	-296

Tabela 5 – Regras que resultaram da aplicação do algoritmo *FP Growth* a características extraídas de comunidades com o tema Ansiedade e Depressão

A imagem 11 apresenta um gráfico dos dados sobre ambos os transtornos, considerando os sentimentos extraídos das regras. O eixo X corresponde aos valores nos sentimentos extraídos dos “Antecedentes” e o eixo Y aos “Consequentes”.

Por fim, a imagem 12 é sobre os resultados obtidos pela aplicação dos algoritmos de *clustering*, considerando os resultados F1 de cada transtorno e a precisão clusterizada. Os resultados de precisão encontrados foram 0,24%, 0,76%, 0,71% e 0,81% para os respectivos algoritmos, *K-Means*, *Mini Batch K-Means*, *Birch* e *Agglomerative Clustering*, e

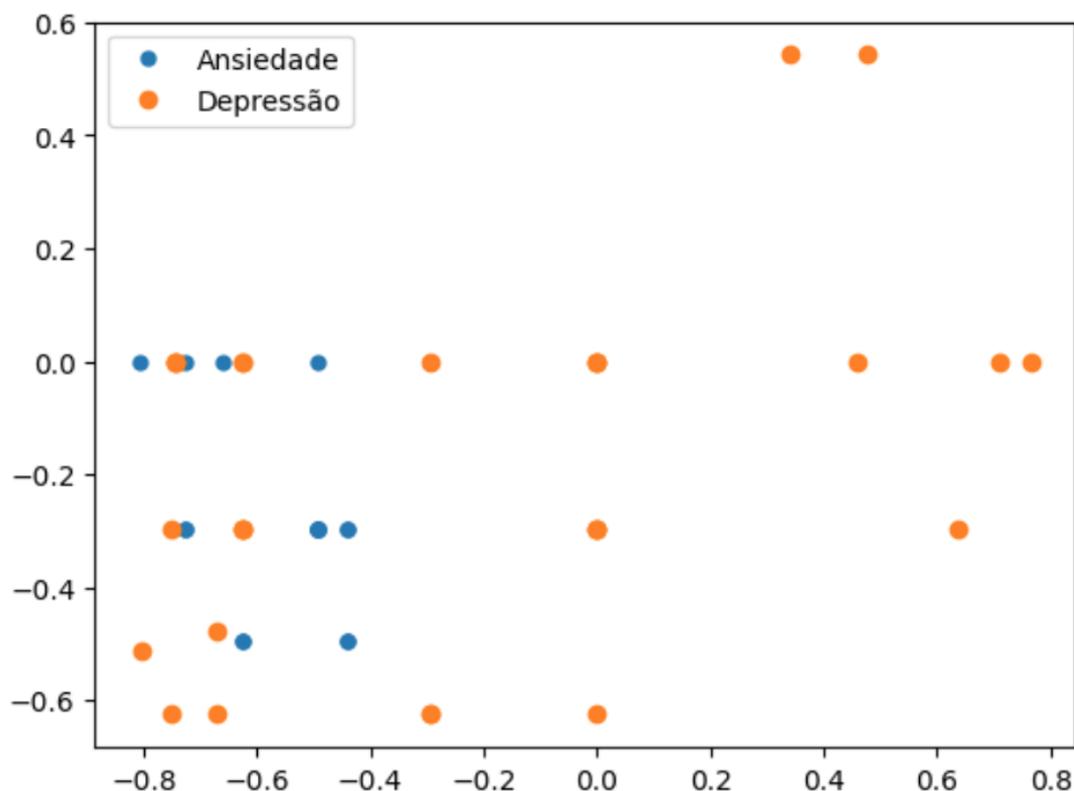


Figura 11 – Plot considering the sentiments extracted from the Rules

a pontuação F1 média de cada um foi 0,24%, 0,76%, 0,715% e 0,81%.

4.4 Discussão

A vantagem de utilizar o *EMPATH* é que ele abrange a identificação de tópicos, sentimentos e emoções. Por conta disso, ao analisar apenas o TOP 10 de tópicos, foi possível identificar, nos resultados, indícios de que os textos de comunidades ansiosas são mais aparentemente negativos do que os depressivos, pois as emoções medo e tristeza e sentimentos negativos tiveram maior incidência na ansiedade do que na depressão, além disso nos textos depressivos também foram identificados tópicos relacionados ao otimismo e às emoções positivas.

O que reforça essas conjecturas são as regras geradas em ambas as comunidades e a análise de sentimentos sobre elas. As regras sobre ansiedade têm maior incidência das emoções tristeza e medo. Por exemplo, é possível identificar que uma das regras diz que tristeza implica medo e que a associação dessas duas emoções pode implicar

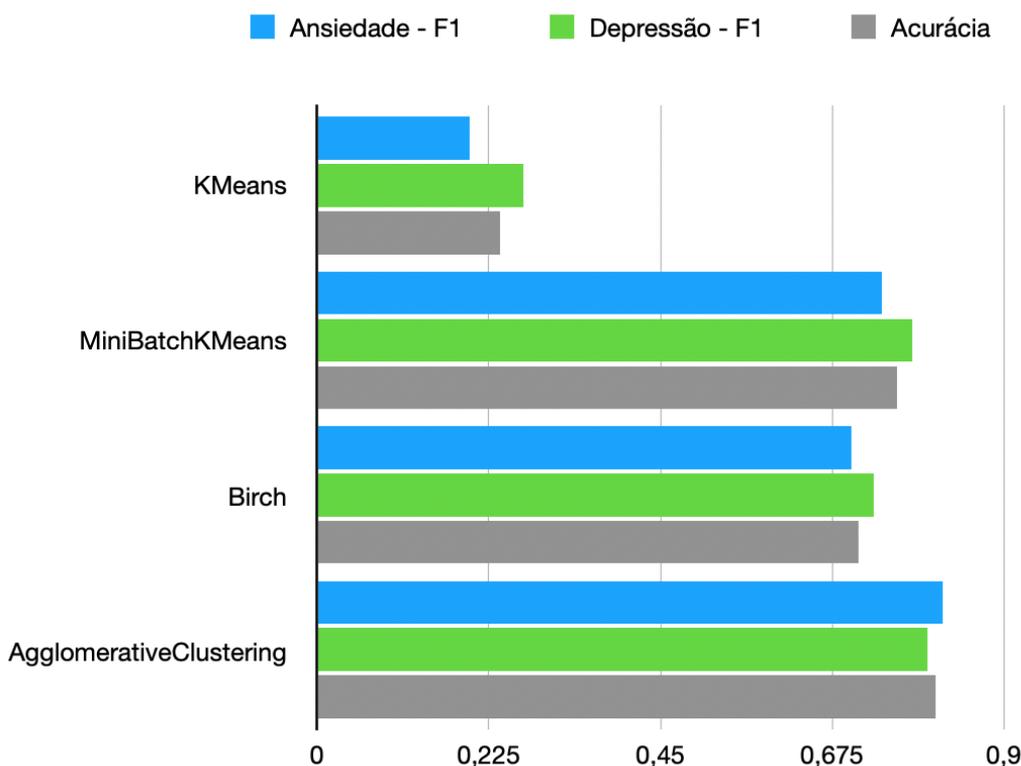


Figura 12 – Resultado da aplicação de algoritmos de agrupamento a regras e sentimentos

nervosismo ou preocupações com a saúde. Além disso, foram identificadas apenas regras, ou seja, características baseadas em tópicos negativos e neutros. Na depressão, é possível perceber que há a ocorrência de situações positivas. Por exemplo, uma das regras implica relacionar amigos e emoções positivas e, conseqüentemente, encontrar otimismo. E embora a maior incidência de sentimentos seja igualmente negativa, ainda assim foi possível encontrar evidências de sentimentos positivos, mesmo que em menor porcentagem.

Em relação aos resultados dos algoritmos de *clustering*, identificou-se que o pior resultado foi alcançado com o *K-Means*, com uma precisão de 0,24%, o melhor foi alcançado com o *Agglomerative Clustering*, que obteve uma precisão de 0,81%, e os demais obtiveram um resultado próximo a 0,70%, o que indica uma separação plausível dos grupos e um local de similaridade que precisa ser adequadamente explorado. Essa similaridade foi identificada ao plotar os sentimentos relacionados às regras, ou seja, foi possível identificar que ansiedade e depressão têm relação na negatividade, ou seja, é

neste aspecto que ambos os transtornos se assemelham.

Os trabalhos mais próximos são os de [Li \(2024\)](#), [Dong \(2024\)](#) e [Junwen \(2020\)](#) focados no contexto educacional e [Sarsam, Al-Samarraie e Al-Sadi \(2020\)](#), [Slima et al. \(2023\)](#), [Park, Park e Lee \(2020\)](#), [Luo et al. \(2021\)](#) e [Giuntini et al. \(2021a\)](#) que são focados no contexto de saúde. Esses trabalhos desenvolveram estudos propondo o uso de regras de associação relacionadas à ansiedade e à depressão, e dentre os trabalhos, o único algoritmo de associação citado foi o Apriori, estando em 87,5% dos trabalhos.

Entre os estudos citados, apenas [Li \(2024\)](#), [Sarsam, Al-Samarraie e Al-Sadi \(2020\)](#), [Park, Park e Lee \(2020\)](#) e [Giuntini et al. \(2021a\)](#) relataram o uso de redes sociais, e entre estes, somente [Giuntini et al. \(2021a\)](#) teve como foco a análise das redes, e os demais utilizaram este ambiente mais como um complemento.

Nos estudos de [Dong \(2024\)](#), [Sarsam, Al-Samarraie e Al-Sadi \(2020\)](#) e [Park, Park e Lee \(2020\)](#) os sentimentos e emoções foram tratados como características dos grupos ou complementos sem explorar suas propriedades e significados, já em [Giuntini et al. \(2021a\)](#) as emoções extraídas com o *EMPATH* está no centro do estudo que tem como foco a depressão.

Dessa forma, somente um dos estudos trabalhou com transtornos de ansiedade e depressão como temas principais, embora cinco deles abordassem o tema saúde, em quatro o foco era em outras doenças ou estados de saúde, e os transtornos eram, geralmente, considerados sintomas ou fatores relacionados a algum estado do alvo em estudo. Por exemplo, [Junwen \(2020\)](#) tentou identificar a relação entre nove fatores de sintomas psicológicos e a relação entre sintomas sensíveis interpessoais e informações básicas, [Li \(2024\)](#) buscou a relação entre fatores psicológicos e [Slima et al. \(2023\)](#) aplicou o Apriori para identificar a relação entre Transtorno mental (Ansiedade, Depressão e Insônia) e fatores e entre dados pessoais e Transtorno mental (Ansiedade, Depressão e Insônia).

Em resumo, o trabalho mais próximo encontrado é o de [Giuntini et al. \(2021a\)](#), que tem como foco a depressão, o uso de algoritmos de associação e redes sociais. A diferença entre os trabalhos é que [Giuntini et al. \(2021a\)](#) concentrou-se no transtorno depressivo, e ao analisar as interações e comportamentos considerou as janelas de

tempo e emoções.

Já este trabalho contribui para a identificação das relações entre indivíduos depressivos e ansiosos, considerando uma análise automática de postagens em redes sociais, usando abordagens de análise de contexto, sentimentos e emoções, algoritmos de associação e agrupamento para visualizar as semelhanças e distinções entre os grupos.

4.5 Considerações Finais

Este capítulo apresentou a abordagem TREAD, cujo objetivo é explorar as relações entre ansiedade e depressão em textos de mídias sociais, visando encontrar padrões por meio de regras de associação. Por meio da exploração de tópicos, sentimentos e emoções, foram determinadas regras associativas, que caracterizaram cada grupo, permitindo a identificação do conteúdo das postagens.

Em geral, as postagens relacionadas à ansiedade foram mais negativas do que as postagens relacionadas à depressão. Ademais, por meio de *clustering*, por exemplo, foi possível confirmar que há lugares de separação e relacionamento entre os dois transtornos, um lugar de relacionamento que pesquisas futuras precisam explorar, seja usando outras ferramentas além do *EMPATH* e do *VADER*, seja analisando apenas de uma perspectiva, seja por tópicos ou emoções, que precisa ser mais explorado. Em suma, este estudo contribui para uma nova perspectiva sobre transtornos depressivos e ansiosos, reforçando a necessidade de uma melhor compreensão de cada transtorno.

5

CONCLUSÃO

Considera-se que os textos de redes sociais são um meio para a identificação dos transtornos ansiosos e depressivos, visto a popularização das redes e ao fato que algumas vezes estes ambientes funcionam como uma espécie de diário de seus usuários. Dessa maneira, menciona-se os avanços da computação afetiva e mineração de dados que permite uma melhor interpretação das informações dispostas.

Este estudo teve por objetivo explicitar os riscos sociais que os distúrbios depressivos e ansiosos representam para o ser em si e a sociedade, assim como o uso e a importância da Computação Afetiva em análises desses transtornos. Além de apresentar uma solução, o *framework* TREAD, que auxilia na identificação das características de cada transtorno, considerando as postagens de redes sociais.

Este trabalho disponibiliza, em sua revisão sistemática, um resumo do uso das técnicas de Computação Afetiva e *Machine Learning* empregadas e como os métodos e técnicas têm contribuído, nos últimos anos, em aspectos de ansiedade e depressão. Desse modo, foi identificado que os estudos estão explorando continuamente os dados de redes sociais, e que, em sua maioria, existe um anseio pela classificação dos transtornos, seja considerando um entre muitos, ou considerando suas classificações próprias, por exemplo, a depressão pode ser classificada como leve, moderada e grave ou em transtorno depressivo maior ou transtorno depressivo persistente. Nesse contexto, é evidente que os algoritmos de aprendizado supervisionados foram os mais utilizados, e poucos estudos consideraram estudar os dois transtornos em conjunto, buscando uma análise mais profunda sobre suas características.

E, ao considerar a lacuna existente na exploração do problema, percebeu-se a capacidade de elaborar um estudo com a finalidade de amplificar o entendimento acerca dos transtornos mentais.

O *framework* é composto pela coleta de dados, processamento, extração das *features* com *EMPATH* (relacionado às regras lexicais), aplicação do Algoritmo de Regra de Associação *FP Growth*, nas regras é aplicado o extrator de *features* *VADER* (relacionado a sentimentos) e, posteriormente, realizado a aplicação do algoritmo PCA e a clusterização. O estudo tem por objetivo central apresentar o *framework*, que busca dar uma nova perspectiva de análise, explorando os transtornos em conjunto, avaliando a linguagem contextual, sentimental e emocional de cada tema explorado em cada comunidade, pois assim como encontrar padrões e distinções entre os transtornos é relevante, é preciso de forma igualitária entender o momento de cada emoção e sentimento extraído, considerando que até em um ambiente depressivo exista uma rede de apoio, que busca, através de palavras felizes e positivas, expressar esperança, uma nova visão ou em meio a um tópico ansioso, apresentar um quadro depressivo e vice-versa.

REFERÊNCIAS

- ABDI, H.; WILLIAMS, L. J. Principal component analysis. *Wiley interdisciplinary reviews: computational statistics*, Wiley Online Library, v. 2, n. 4, p. 433–459, 2010. [32](#)
- AGARWAL, K.; JAIN, P.; RAJNAYAK, M. A. Comparative analysis of store clustering techniques in the retail industry. In: *DATA*. [S.l.: s.n.], 2019. p. 65–73. [31](#)
- AGRAWAL, R.; IMIELIŃSKI, T.; SWAMI, A. Mining association rules between sets of items in large databases. In: *Proceedings of the 1993 ACM SIGMOD international conference on Management of data*. [S.l.: s.n.], 1993. p. 207–216. [29](#)
- AKMAN, O. et al. Data clustering and self-organizing maps in biology. In: *Algebraic and Combinatorial Computational Biology*. [S.l.]: Elsevier, 2019. p. 351–374. [31](#)
- AL-MUSALLAM, N.; AL-ABDULLATIF, M. Depression detection through identifying depressive arabic tweets from saudi arabia: Machine learning approach. In: IEEE. *2022 Fifth National Conference of Saudi Computers Colleges (NCCC)*. [S.l.], 2022. p. 11–18. [47](#), [60](#)
- ALRUBAIAN, M. et al. A novel prevention mechanism for sybil attack in online social network. In: IEEE. *2015 2nd world symposium on web applications and networking (WSWAN)*. [S.l.], 2015. p. 1–6. [22](#), [23](#)
- ANG, C. S.; VENKATACHALA, R. Generalizability of machine learning to categorize various mental illness using social media activity patterns. *Societies*, MDPI, v. 13, n. 5, p. 117, 2023. [42](#), [44](#), [66](#), [72](#), [75](#)
- ANGÉLICA. Ana Beatriz Barbosa: “A ansiedade é o prenúncio da depressão. É preciso tratá-la”. [S.l.]: “Mina Bem-Estar”, 2023. <<https://minabemestar.uol.com.br/ana-beatriz-barbosa/>>. Accessed: 2023-09-27. [25](#)
- ARAGON, M. E. et al. Detecting mental disorders in social media through emotional patterns-the case of anorexia and depression. *IEEE transactions on affective computing*, IEEE, 2021. [47](#), [72](#), [74](#), [77](#)
- ASUR, S. et al. Trends in social media: Persistence and decay. In: *Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media*. [S.l.: s.n.], 2011. v. 5, n. 1, p. 434–437. [22](#)
- AZEEZ, N. A. et al. Cyberbullying detection in social networks: Artificial intelligence approach. *Journal of Cyber Security and Mobility*, p. 745–774, 2021. [16](#)

- BABENKO, B. Multiple instance learning: algorithms and applications. *View Article PubMed/NCBI Google Scholar*, v. 19, 2008. 66
- BARNHILL, J. W. *Overview of Anxiety Disorders*. [S.l.]: MSD Manual Consumer Version, 2023. <<https://www.msmanuals.com/home/mental-health-disorders/anxiety-and-stressor-related-disorders/overview-of-anxiety-disorders>>. Accessed: 2023-09-29. 77
- BENGIO, Y.; DUCHARME, R.; VINCENT, P. A neural probabilistic language model. *Advances in neural information processing systems*, v. 13, 2000. 59
- BERNARD, J. E. R. Depression: A review of its definition. *MOJ Addict Med Ther*, v. 5, n. 1, p. 6–7, 2018. 35
- BILEWICZ, M. et al. Artificial intelligence against hate: Intervention reducing verbal aggression in the social network environment. *Aggressive behavior*, Wiley Online Library, v. 47, n. 3, p. 260–266, 2021. 16
- BLEI, D. M.; NG, A. Y.; JORDAN, M. I. Latent dirichlet allocation. *Journal of machine Learning research*, v. 3, n. Jan, p. 993–1022, 2003. 61
- BONG, S. L. et al. Analysis of consumer behavior in online shopping on social media. In: IEEE. *2023 International Conference On Cyber Management And Engineering (CyMaEn)*. [S.l.], 2023. p. 449–453. 23
- BOSE, B. E.; GUYON, I. M.; VAPNIK, V. N. A training algorithm for optimal margin classifiers. In: *Proceedings of the fifth annual workshop on Computational learning theory*. [S.l.: s.n.], 1992. p. 144–152. 64
- BREIMAN, L. Random forests. *Machine learning*, Springer, v. 45, p. 5–32, 2001. 64
- CAKIR, O.; ARAS, M. E. A recommendation engine by using association rules. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, Elsevier, v. 62, p. 452–456, 2012. 29
- CAMPILLO-AGEITOS, E.; MARTINEZ-ROMO, J.; ARAUJO, L. Uned-med at erisk 2022: depression detection with tf-idf, linguistic features and embeddings. *Working Notes of CLEF*, p. 5–8, 2022. 45, 66, 67
- CARUANA, R. Multitask learning. *Machine learning*, Springer, v. 28, p. 41–75, 1997. 71
- CARVALHO, R. *Por que o Brasil tem a população mais ansiosa do mundo*. [S.l.]: "G1", 2023. <<https://g1.globo.com/saude/noticia/2023/02/27/por-que-o-brasil-tem-a-populacao-mais-ansiosa-do-mundo.ghtml>>. Accessed: 2023-09-10. 18, 25
- CAZZOLATO, M. T. et al. Beyond tears and smiles with reactset: records of users' emotions in facebook posts. *Proceedings Companion*, 2019. 37
- CHANG, M.-Y.; TSENG, C.-Y. Detecting social anxiety with online social network data. In: IEEE. *2020 21st IEEE International Conference on Mobile Data Management (MDM)*. [S.l.], 2020. p. 333–336. 82
- CHAWLA, N. V. et al. Smote: synthetic minority over-sampling technique. *Journal of artificial intelligence research*, v. 16, p. 321–357, 2002. 59
- CHEN, Z. et al. Detecting reddit users with depression using a hybrid neural network. *arXiv preprint arXiv:2302.02759*, 2023. 33

- CHIONG, R.; BUDHI, G. S.; DHAKAL, S. Combining sentiment lexicons and content-based features for depression detection. *IEEE Intelligent Systems*, IEEE, v. 36, n. 6, p. 99–105, 2021. [48](#), [69](#), [71](#), [73](#)
- CHOUDHURY, M. D. et al. Predicting depression via social media. In: *Proceedings of the international AAAI conference on web and social media*. [S.l.: s.n.], 2013. v. 7, n. 1, p. 128–137. [27](#), [28](#)
- CORTES, C. Support-vector networks. *Machine Learning*, 1995. [64](#)
- COSTANTINI, G. et al. Emovo corpus: an italian emotional speech database. In: EUROPEAN LANGUAGE RESOURCES ASSOCIATION (ELRA). *International Conference on Language Resources and Evaluation (LREC 2014)*. [S.l.], 2014. p. 3501–3504. [21](#)
- COVER, T.; HART, P. Nearest neighbor pattern classification. *IEEE transactions on information theory*, IEEE, v. 13, n. 1, p. 21–27, 1967. [64](#)
- CUNNINGHAM, J. P.; GHAHRAMANI, Z. Linear dimensionality reduction: Survey, insights, and generalizations. *The Journal of Machine Learning Research*, JMLR. org, v. 16, n. 1, p. 2859–2900, 2015. [32](#)
- CUNNINGHAM, P. Dimension reduction. In: *Machine learning techniques for multimedia: Case studies on organization and retrieval*. [S.l.]: Springer, 2008. p. 91–112. [32](#)
- DAILY, S. B. et al. Affective computing: historical foundations, current applications, and future trends. *Emotions and affect in human factors and human-computer interaction*, Elsevier, p. 213–231, 2017. [83](#)
- DAS, S.; ANWAR, M. M. Finding topic-aware intimate online social groups. In: IEEE. *2019 International Conference on Computer, Communication, Chemical, Materials and Electronic Engineering (IC4ME2)*. [S.l.], 2019. p. 1–4. [22](#)
- DEVAGUPTAM, S. et al. Early detection of depression using bert and deberta. In: *Conference and Labs of the Evaluation Forum*. [S.l.: s.n.], 2022. [45](#)
- DEVAGUPTAM, S. et al. Early detection of depression using bert and deberta. In: *CLEF (Working Notes)*. [S.l.: s.n.], 2022. p. 875–882. [59](#), [65](#), [79](#)
- DHANACHANDRA, N.; MANGLEM, K.; CHANU, Y. J. Image segmentation using k-means clustering algorithm and subtractive clustering algorithm. *Procedia Computer Science*, Elsevier, v. 54, p. 764–771, 2015. [31](#)
- DHAR, V. Data science and prediction. *Communications of the ACM*, ACM New York, NY, USA, v. 56, n. 12, p. 64–73, 2013. [83](#)
- DIDAY, E.; SIMON, J. Clustering analysis. In: *Digital pattern recognition*. [S.l.]: Springer, 1976. p. 47–94. [31](#)
- DIXON, S. J. *Daily time spent on social networking by internet users worldwide from 2012 to 2023*. [S.l.]: "Statista", 2023. <https://www.statista.com/statistics/433871/daily-social-media-usage-worldwide/>. Accessed: 2023-10-14. [15](#)
- D’MELLO, S.; CALVO, R. A. Beyond the basic emotions: what should affective computing compute? In: *CHI’13 extended abstracts on human factors in computing systems*. [S.l.: s.n.], 2013. p. 2287–2294. [20](#)

- DONG, Y. Discussion on the development of teaching mode of college students' mental health education in the internet era. *Applied Mathematics and Nonlinear Sciences*, v. 9, n. 1, 1 2024. Disponível em: <<https://doi.org/10.2478/amns-2024-2312>>. 97
- DRUCKER, H. et al. Support vector regression machines. *Advances in neural information processing systems*, v. 9, 1996. 64
- DUBEY, S. K.; VIJAY, S.; PRATIBHA, A. A review of image segmentation using clustering methods. *International Journal of Applied Engineering Research*, v. 13, n. 5, p. 2484–2489, 2018. 31
- DURKHEIM, É. *Da divisão do trabalho social*. [S.l.]: Martins Fontes São Paulo, 1977. v. 2. 16
- DURKHEIM, E. *Suicide: A study in sociology*. [S.l.]: Routledge, 2005. 16
- DURKHEIM, E. *As regras do método sociológico. Tradução de Paulo Neves*. [S.l.]: São Paulo: Martins Fontes, 2007. 16
- DURKHEIM, É. *A educação moral*. [S.l.]: Editora Vozes Limitada, 2017. 16
- DUTTA, S.; MA, J.; CHOUDHURY, M. D. Measuring the impact of anxiety on online social interactions. In: *Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media*. [S.l.: s.n.], 2018. v. 12, n. 1. 27
- DUVILLE, M. M.; ALONSO-VALERDI, L. M.; IBARRA-ZARATE, D. I. Mexican emotional speech database based on semantic, frequency, familiarity, concreteness, and cultural shaping of affective prosody. *Data*, MDPI, v. 6, n. 12, p. 130, 2021. 21
- D'CRUZ, L.; DUBEY, V.; THAKUR, P. Depression prediction from combined reddit and twitter data using machine learning. In: IEEE. *2023 2nd International Conference for Innovation in Technology (INOCON)*. [S.l.], 2023. p. 1–5. 42, 43, 44, 58
- EKMAN, P. Universals and cultural differences in facial expressions of emotion. In: UNIVERSITY OF NEBRASKA PRESS. *Nebraska symposium on motivation*. [S.l.], 1971. 21, 37
- EKMAN, P.; FRIESEN, W. V. The repertoire of nonverbal behavior: Categories, origins, usage, and coding. *semiotica*, De Gruyter Mouton, v. 1, n. 1, p. 49–98, 1969. 21, 37
- EKWUNIFE, N. National security intelligence through social network data mining. In: IEEE. *2020 IEEE International Conference on Big Data (Big Data)*. [S.l.], 2020. p. 2270–2273. 23
- G1. *Felipe Neto diz estar com depressão e faz desabafo nas redes sociais: 'No fundo do poço'*. [S.l.]: "G1", 2022. <<https://g1.globo.com/pop-arte/noticia/2022/01/02/felipe-neto-diz-estar-com-depressao-e-faz-desabafo-nas-redes-sociais-no-fundo-do-poco.ghtml>>. Accessed: 2023-09-27. 26
- GAMAARACHCHIGE, P. K.; INKPEN, D. Multi-task, multi-channel, multi-input learning for mental illness detection using social media text. In: *Proceedings of the tenth international workshop on health text mining and information analysis (LOUHI 2019)*. [S.l.: s.n.], 2019. p. 54–64. 48, 71, 72, 76

- GANGBO, S.; SHIDAGANTI, G. Classification of student mental health prediction using lstm. In: IEEE. 2022 *IEEE 3rd Global Conference for Advancement in Technology (GCAT)*. [S.l.], 2022. p. 1–6. 45
- GARG, T.; GUPTA, S. K. A hybrid stacked ensemble technique to improve classification accuracy for neurological disorder detection on reddit posts. In: IEEE. 2022 *14th International Conference on Computational Intelligence and Communication Networks (CICN)*. [S.l.], 2022. p. 256–260. 47, 68
- GARLAND, J. et al. Impact and dynamics of hate and counter speech online. *EPJ data science*, Springer Berlin Heidelberg, v. 11, n. 1, p. 3, 2022. 16
- GARROD, S. *Anaphora resolution*. [S.l.]: Elsevier, 2001. 66
- GARTON, L.; HAYTHORNTHWAITE, C.; WELLMAN, B. Studying online social networks. *Journal of computer-mediated communication*, Oxford University Press Oxford, UK, v. 3, n. 1, p. JCMC313, 1997. 22
- GHODSI, A. Dimensionality reduction a short tutorial. *Department of Statistics and Actuarial Science, Univ. of Waterloo, Ontario, Canada*, v. 37, n. 38, p. 2006, 2006. 32
- GIUNTINI, F. T. et al. A review on recognizing depression in social networks: challenges and opportunities. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, Springer, v. 11, n. 11, p. 4713–4729, 2020. 38
- GIUNTINI, F. T. et al. Tracing the emotional roadmap of depressive users on social media through sequential pattern mining. *IEEE Access*, IEEE, v. 9, p. 97621–97635, 2021. 97
- GIUNTINI, F. T. et al. Modeling and assessing the temporal behavior of emotional and depressive user interactions on social networks. *IEEE Access*, IEEE, v. 9, p. 93182–93194, 2021. 48, 75, 77
- Guo, J. et al. Dominant and complementary emotion recognition from still images of faces. *IEEE Access*, v. 6, p. 26391–26403, 2018. 37
- HAMMERT, W. C.; CALFEE, R. P. Understanding promis. *The Journal of Hand Surgery*, Elsevier, v. 45, n. 7, p. 650–654, 2020. 36
- HAN, J.; PEI, J.; YIN, Y. Mining frequent patterns without candidate generation. *ACM SIGMOD Record*, v. 29, n. 2, p. 1–12, 5 2000. Disponível em: <<https://doi.org/10.1145/335191.335372>>. 30
- HAN, J. et al. Mining frequent patterns without candidate generation: A frequent-pattern tree approach. *Data mining and knowledge discovery*, Springer, v. 8, p. 53–87, 2004. 30
- HARRIS, Z. S. Distributional structure. *Word*, Taylor & Francis, v. 10, n. 2-3, p. 146–162, 1954. 59
- HASAN, M.; GHANE, S. Data-driven depression detection system for textual data on twitter using deep learning. In: IEEE. 2022 *2nd Asian Conference on Innovation in Technology (ASIANCON)*. [S.l.], 2022. p. 1–5. 45, 59, 65, 73, 78

- HELM, B. W. Emotions as evaluative feelings. *Emotion Review*, SAGE Publications Sage UK: London, England, v. 1, n. 3, p. 248–255, 2009. [21](#)
- HILL, R. K. *What an algorithm is*. *Philosophy & Technology*, 29 (1), 35-59. 2016. [28](#)
- HIRSCHBERG, J.; MANNING, C. D. Advances in natural language processing. *Science*, American Association for the Advancement of Science, v. 349, n. 6245, p. 261–266, 2015. [16](#)
- HO, T. K. Random decision forests. In: IEEE. *Proceedings of 3rd international conference on document analysis and recognition*. [S.l.], 1995. v. 1, p. 278–282. [64](#)
- HO, T. K. The random subspace method for constructing decision forests. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, Ieee, v. 20, n. 8, p. 832–844, 1998. [64](#)
- HOCHREITER, S. Long short-term memory. *Neural Computation MIT-Press*, 1997. [64](#)
- HOLÝ, V.; SOKOL, O.; ČERNÝ, M. Clustering retail products based on customer behaviour. *Applied Soft Computing*, Elsevier, v. 60, p. 752–762, 2017. [31](#)
- HUSEIN, A. M. et al. Combination grouping techniques and association rules for marketing analysis based customer segmentation. *Sinkron: jurnal dan penelitian teknik informatika*, v. 6, n. 3, p. 1998–2007, 2022. [29](#)
- HUTTO, C.; GILBERT, E. Vader: A parsimonious rule-based model for sentiment analysis of social media text. In: *Proceedings of the international AAAI conference on web and social media*. [S.l.: s.n.], 2014. v. 8, n. 1, p. 216–225. [73](#)
- IKEDA, A.; KAWACHI, I. Social networks and health. *Handbook of behavioral medicine: Methods and applications*, Springer, p. 237–261, 2010. [15](#)
- IMMANUEL, J. D. et al. Ai to detect social media users depression polarity score. In: IEEE. *2022 International Conference on Sustainable Computing and Data Communication Systems (ICSCDS)*. [S.l.], 2022. p. 415–418. [45](#), [62](#)
- ISLAM, M. R. et al. Depression detection from social network data using machine learning techniques. *Health information science and systems*, Springer, v. 6, p. 1–12, 2018. [82](#)
- JAGTAP, N. et al. Use of ensemble machine learning to detect depression in social media posts. In: IEEE. *2021 Second International Conference on Electronics and Sustainable Communication Systems (ICESC)*. [S.l.], 2021. p. 1396–1400. [46](#), [66](#), [68](#)
- JAIN, S. et al. Analyzing influential impact of online trends on social media channels. In: IEEE. *2022 8th International Conference on Signal Processing and Communication (ICSC)*. [S.l.], 2022. p. 49–53. [23](#)
- JIANG, Y. et al. Quo vadis artificial intelligence? *Discover Artificial Intelligence*, Springer, v. 2, n. 1, p. 4, 2022. [58](#), [62](#)
- JIN, S. et al. Combing tf-idf with machine learning to detect depression in microblog. In: IEEE. *2022 IEEE 17th Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA)*. [S.l.], 2022. p. 1454–1458. [47](#)

- JOHN, J. M.; SHOBAYO, O.; OGUNLEYE, B. An exploration of clustering algorithms for customer segmentation in the uk retail market. *Analytics*, MDPI, v. 2, n. 4, p. 809–823, 2023. [31](#)
- JOLLIFFE, I. Principal component analysis. *Encyclopedia of statistics in behavioral science*, Wiley Online Library, 2005. [32](#)
- JONES, K. S. A statistical interpretation of term specificity and its application in retrieval. *Journal of documentation*, MCB UP Ltd, v. 28, n. 1, p. 11–21, 1972. [59](#)
- JOOA, J.; BANGB, S.; PARKA, G. Implementation of a recommendation system using association rules and collaborative filtering. *Procedia Computer Science*, Elsevier, v. 91, p. 944–952, 2016. [29](#)
- JOSE, X.; KUMAR, S. M.; CHANDRAN, P. Characterization, classification and detection of fake news in online social media networks. In: IEEE. *2021 IEEE Mysore Sub Section International Conference (MysuruCon)*. [S.l.], 2021. p. 759–765. [22](#)
- JR, J. H. W. Hierarchical grouping to optimize an objective function. *Journal of the American statistical association*, Taylor & Francis, v. 58, n. 301, p. 236–244, 1963. [32](#)
- JUNWEN, X. Psychological analysis of college students based on improved boolean matrix apriori algorithm. In: IEEE. *2020 13th International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation (ICICTA)*. [S.l.], 2020. p. 598–601. [97](#)
- JURAFSKY, D.; MARTIN, J. H. N-gram language models. *Speech and language processing*, v. 23, 2018. [58](#)
- JURAFSKY, D.; MARTIN, J. H. Logistic regression. *Speech and language processing*, p. 75–92, 2019. [63](#)
- KABIR, M. K. et al. Detection of depression severity using bengali social media posts on mental health: Study using natural language processing techniques. *JMIR Formative Research*, JMIR Publications Inc., Toronto, Canada, v. 6, n. 9, p. e36118, 2022. [44](#)
- KASEB, A.; GALAL, O.; ELREEDY, D. Analysis on tweets towards covid-19 pandemic: An application of text-based depression detection. In: IEEE. *2022 4th Novel Intelligent and Leading Emerging Sciences Conference (NILES)*. [S.l.], 2022. p. 131–136. [48](#), [60](#), [65](#)
- KAYALVIZHI, S. et al. Findings of the shared task on detecting signs of depression from social media. In: *Proceedings of the Second Workshop on Language Technology for Equality, Diversity and Inclusion*. [S.l.: s.n.], 2022. p. 331–338. [45](#), [65](#)
- KEERTHIGA, M. et al. Machine learning-based depression prediction using social media feeds. In: IEEE. *2023 International Conference on Inventive Computation Technologies (ICICT)*. [S.l.], 2023. p. 863–869. [43](#), [47](#), [58](#)
- KEMP, S. *DIGITAL 2023 APRIL GLOBAL STATSHOT REPORT*. [S.l.]: "DataReportal", 2023. <https://datareportal.com/reports/digital-2023-april-global-statshot>. Accessed: 2023-08-20. [15](#)
- KHAN, M. R. H. et al. Sentiment analysis from bengali depression dataset using machine learning. In: IEEE. *2020 11th international conference on computing, communication and networking technologies (ICCCNT)*. [S.l.], 2020. p. 1–5. [46](#), [75](#)

- KHUNTIA, J.; SUN, H.; YIM, D. Sharing news through social networks. *International Journal on Media Management*, Taylor & Francis, v. 18, n. 1, p. 59–74, 2016. [22](#)
- KOHAVI, R. A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection. *Morgan Kaufman Publishing*, 1995. [60](#)
- KUMAR, A.; SHARMA, A.; ARORA, A. Anxious depression prediction in real-time social data. *arXiv preprint arXiv:1903.10222*, 2019. [27](#)
- KUMARAGE, T.; BHATTACHARJEE, A.; GARLAND, J. Harnessing artificial intelligence to combat online hate: Exploring the challenges and opportunities of large language models in hate speech detection. *arXiv preprint arXiv:2403.08035*, 2024. [16](#)
- KÜMPEL, A. S.; KARNOWSKI, V.; KEYLING, T. News sharing in social media: A review of current research on news sharing users, content, and networks. *Social media+ society*, Sage Publications Sage UK: London, England, v. 1, n. 2, p. 2056305115610141, 2015. [22](#)
- LECUN, Y.; BENGIO, Y. et al. Convolutional networks for images, speech, and time series. *The handbook of brain theory and neural networks*, Citeseer, v. 3361, n. 10, p. 1995, 1995. [65](#)
- LECUN, Y. et al. Gradient-based learning applied to document recognition. *Proceedings of the IEEE*, Ieee, v. 86, n. 11, p. 2278–2324, 1998. [43](#)
- LECUN, Y. et al. Lenet-5, convolutional neural networks. URL: <http://yann.lecun.com/exdb/lenet>, v. 20, n. 5, p. 14, 2015. [65](#)
- LEE, D.; PARK, S.-H.; MOON, S. Utility-based association rule mining: A marketing solution for cross-selling. *Expert Systems with applications*, Elsevier, v. 40, n. 7, p. 2715–2725, 2013. [29](#)
- LEFFA, V. J. *A resolução da anáfora no processamento da língua natural*. [S.l.]: Relatório final de pesquisa do Núcleo de Pesquisa Lingüística e Literatura . . . , 2001. [66](#)
- LEIS, A. et al. Detecting signs of depression in tweets in spanish: behavioral and linguistic analysis. *Journal of medical Internet research*, JMIR Publications Toronto, Canada, v. 21, n. 6, p. e14199, 2019. [28](#)
- LEVULA, A.; HARRÉ, M.; WILSON, A. The association between social network factors with depression and anxiety at different life stages. *Community Mental Health Journal*, Springer, v. 54, p. 842–854, 2018. [82](#)
- LEWIS, D. D. Naive (bayes) at forty: The independence assumption in information retrieval. In: SPRINGER. *European conference on machine learning*. [S.l.], 1998. p. 4–15. [63](#)
- LI, W. The application of big data technology in the educational model of psychological parenting in colleges and universities in the context of social media. *Applied Mathematics and Nonlinear Sciences*, v. 9, n. 1, 1 2024. Disponível em: <https://doi.org/10.2478/amns-2024-0867>. [97](#)
- LI, Y. *Deep Learning of Human Emotion Recognition in Videos*. 2017. [21](#)

LIMA, A. C. E.; CASTRO, L. N. de; CORCHADO, J. M. A polarity analysis framework for twitter messages. *Applied Mathematics and Computation*, Elsevier, v. 270, p. 756–767, 2015. 37

LIU, J.; SHI, M. What are the characteristics of user texts and behaviors in chinese depression posts? *International journal of environmental research and public health*, MDPI, v. 19, n. 10, p. 6129, 2022. 43, 45, 76

LIU, W. et al. Social network theory. *The international encyclopedia of media effects*, Wiley Hoboken, NJ, USA, v. 1, p. 1–12, 2017. 83

Liu, Y.; Jiang, C. Recognition of shooter's emotions under stress based on affective computing. *IEEE Access*, v. 7, p. 62338–62343, 2019. 37

LIU, Y.; YAO, X. Ensemble learning via negative correlation. *Neural networks*, Elsevier, v. 12, n. 10, p. 1399–1404, 1999. 69

LLIVISACA, J.; AVILES-GONZALEZ, J. Customer segmentation in food retail sector: An approach from customer behavior and product association rules. In: SPRINGER. *International Conference on Applied Technologies*. [S.l.], 2022. p. 240–254. 29

LOVEJOY, C. A. Technology and mental health: the role of artificial intelligence. *European Psychiatry*, Cambridge University Press, v. 55, p. 1–3, 2019. 33

LOW, D. M. et al. Natural language processing reveals vulnerable mental health support groups and heightened health anxiety on reddit during covid-19: Observational study. *Journal of medical Internet research*, JMIR Publications Toronto, Canada, v. 22, n. 10, p. e22635, 2020. 46, 61, 66, 67, 72

LUO, X. et al. A computational framework to analyze the associations between symptoms and cancer patient attributes post chemotherapy using ehr data. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, IEEE, v. 25, n. 11, p. 4098–4109, 2021. 97

Machine Elf 1735. *Plutchik's Wheel of Emotions*. Disponível em: <<https://en.wikipedia.org/wiki/File:Plutchik-wheel.svg>>. 11, 37

MACQUEEN, J. et al. Some methods for classification and analysis of multivariate observations. In: OAKLAND, CA, USA. *Proceedings of the fifth Berkeley symposium on mathematical statistics and probability*. [S.l.], 1967. v. 1, n. 14, p. 281–297. 31

MAHAPATRA, A.; NAIK, S. R.; MISHRA, M. A novel approach for identifying social media posts indicative of depression. In: IEEE. *2020 IEEE International Symposium on Sustainable Energy, Signal Processing and Cyber Security (iSSSC)*. [S.l.], 2020. p. 1–6. 46, 60, 66, 67, 79

MAHASIRIAKALAYOT, S.; SENIVONGSE, T.; TAEPHANT, N. Predicting signs of depression from twitter messages. In: IEEE. *2022 19th International Joint Conference on Computer Science and Software Engineering (JCSSE)*. [S.l.], 2022. p. 1–6. 47, 59, 60, 79

MARTINS, F. *Entre 5% e 8% da população mundial apresenta Transtorno de Déficit de Atenção com Hiperatividade*. [S.l.]: "Ministério da Saúde", 2022. <<https://www.gov.br/saude/pt-br/assuntos/noticias/2022/setembro/entre-5-e-8-da-populacao-mundial-apresenta-transtorno-de-deficit-de-atencao-com-hiperatividade>>. Accessed: 2023-08-16. 25

- MARTINS, F. *Mais de 70 milhões de pessoas no mundo possuem algum distúrbio alimentar*. [S.l.]: "Ministério da Saúde", 2022. <<https://www.gov.br/saude/pt-br/assuntos/noticias/2022/setembro/mais-de-70-milhoes-de-pessoas-no-mundo-possuem-algum-disturbio-alimentar>>. Accessed: 2023-08-16. 25
- MARTINS, R. et al. Identifying depression clues using emotions and ai. In: *ICAART* (2). [S.l.: s.n.], 2021. p. 1137–1143. 46, 73, 77
- MASIP, P. et al. News and social networks: audience behavior. *Profesional de la información*, v. 24, n. 4, p. 363–370, 2015. 22
- MATSUGU, M. et al. Subject independent facial expression recognition with robust face detection using a convolutional neural network. *Neural networks*, Elsevier, v. 16, n. 5-6, p. 555–559, 2003. 65
- MENDU, S. et al. Socialtext: A framework for understanding the relationship between digital communication patterns and mental health. In: IEEE. *2019 IEEE 13th international conference on semantic computing (ICSC)*. [S.l.], 2019. p. 428–433. 48, 62
- MIKOLOV, T. et al. Efficient estimation of word representations in vector space. *arXiv preprint arXiv:1301.3781*, 2013. 43
- MITCHELL, J. C. Social networks. *Annual review of anthropology*, Annual Reviews 4139 El Camino Way, PO Box 10139, Palo Alto, CA 94303-0139, USA, v. 3, n. 1, p. 279–299, 1974. 15
- MNIH, A.; HINTON, G. E. A scalable hierarchical distributed language model. *Advances in neural information processing systems*, v. 21, 2008. 59
- MOWERY, D. L. et al. Towards automatically classifying depressive symptoms from twitter data for population health. In: *Proceedings of the workshop on computational modeling of people's opinions, personality, and emotions in social media (PEOPLES)*. [S.l.: s.n.], 2016. p. 182–191. 28
- MUNDY, L. K. et al. Social networking and symptoms of depression and anxiety in early adolescence. *Depression and anxiety*, Wiley Online Library, v. 38, n. 5, p. 563–570, 2021. 82
- NAF'AN, M. Z. et al. Sentiment analysis of cyberbullying on instagram user comments. *Journal of Data Science and Its Applications*, v. 2, n. 1, p. 38–48, 2019. 16
- NANDANWAR, H.; NALLAMOLU, S. Depression prediction on twitter using machine learning algorithms. In: IEEE. *2021 2nd Global Conference for Advancement in Technology (GCAT)*. [S.l.], 2021. p. 1–7. 47, 59, 66, 67, 79
- NANDHINI, M.; DAS, B. B. An assessment and methodology for fraud detection in online social network. In: IEEE. *2016 Second International Conference on Science Technology Engineering and Management (ICONSTEM)*. [S.l.], 2016. p. 104–108. 23
- NANDY, S.; KUMAR, V. My mind is a prison: A boosted deep learning approach to detect the rise in depression since covid-19 using a stacked bi-lstm catboost model. In: IEEE. *2021 IEEE International Conference on Big Data (Big Data)*. [S.l.], 2021. p. 4396–4400. 46, 60, 70, 79

- NAYEEM, M. J.; ZAMAN, M. S. U. Association rules mining for season-specific time frame in a retail supermarket. In: IEEE. *2024 3rd International Conference on Advancement in Electrical and Electronic Engineering (ICAEEE)*. [S.l.], 2024. p. 1–6. 29
- NETO, J. R. T. et al. Verbo: voice emotion recognition database in portuguese language. *Journal of Computer Science*, v. 14, n. 11, p. 1420–1430, 2018. 21
- NIMH. *Anxiety Disorders*. [S.l.]: "National Institute of Mental Health", 2023. <<https://www.nimh.nih.gov/health/topics/anxiety-disorders>>. Accessed: 2023-09-29. 26
- NOVAK, P. K. et al. Sentiment of emojis. *PloS one*, Public Library of Science San Francisco, CA USA, v. 10, n. 12, p. e0144296, 2015. 73
- OMS. *Pandemia de COVID-19 desencadeia aumento de 25% na prevalência de ansiedade e depressão em todo o mundo*. [S.l.]: "Organização Mundial da Saúde", 2022. <<https://www.paho.org/pt/noticias/2-3-2022-pandemia-covid-19-desencadeia-aumento-25-na-prevalencia-ansiedade-e-depressao-em>>. Accessed: 2023-08-16. 25
- OPAS. *OMS destaca necessidade urgente de transformar saúde mental e atenção*. [S.l.]: "OPAS", 2022. <<https://www.paho.org/pt/noticias/17-6-2022-oms-destaca-necessidade-urgente-transformar-saude-mental-e-atencao>>. Accessed: 2023-08-18. 17
- OPAS. *Depressão*. [S.l.]: "Organização Pan-Americana da Saúde", 2023. <<https://www.paho.org/pt/topicos/depressao>>. Accessed: 2023-09-29. 26
- ORGANIZATION, W. H. et al. *Thinking healthy: a manual for psychosocial management of perinatal depression, WHO generic field-trial version 1.0*, 2015. [S.l.], 2015. 25
- ORGANIZATION, W. H. et al. *Group interpersonal therapy (IPT) for depression*. [S.l.], 2016. 24
- ORGANIZATION, W. H. et al. *Problem Management Plus (PM+): Individual psychological help for adults impaired by distress in communities exposed to adversity*. [S.l.], 2016. 24
- O'SHEA, K.; NASH, R. An introduction to convolutional neural networks. *arXiv preprint arXiv:1511.08458*, 2015. 43
- OYELADE, J. et al. Clustering algorithms: their application to gene expression data. *Bioinformatics and Biology insights*, SAGE Publications Sage UK: London, England, v. 10, p. BBI-S38316, 2016. 31
- PAGE, M. J. et al. The prisma 2020 statement: an updated guideline for reporting systematic reviews. *bmj*, British Medical Journal Publishing Group, v. 372, 2021. 40
- PANTIC, I. Online social networking and mental health. *Cyberpsychology, Behavior, and Social Networking*, Mary Ann Liebert, Inc. 140 Huguenot Street, 3rd Floor New Rochelle, NY 10801 USA, v. 17, n. 10, p. 652–657, 2014. 83
- PAPPAS, T. N.; JAYANT, N. S. An adaptive clustering algorithm for image segmentation. In: IEEE. *International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*. [S.l.], 1989. p. 1667–1670. 31

- PARK, S. K.; PARK, H.-A.; LEE, J. Understanding the public's emotions about cancer: Analysis of social media data. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, MDPI, v. 17, n. 19, p. 7160, 2020. [97](#)
- PATTISON, E. M.; LLAMAS, R.; HURD, G. *Social network mediation of anxiety*. [S.l.]: SLACK Incorporated Thorofare, NJ, 1979. 56–67 p. [82](#)
- PAVALANATHAN, U.; CHOUDHURY, M. D. Identity management and mental health discourse in social media. In: *Proceedings of the 24th international conference on world wide web*. [S.l.: s.n.], 2015. p. 315–321. [27](#)
- PEARSON, K. Liii. on lines and planes of closest fit to systems of points in space. *The London, Edinburgh, and Dublin philosophical magazine and journal of science*, Taylor & Francis, v. 2, n. 11, p. 559–572, 1901. [32](#)
- PENNINGTON, J.; SOCHER, R.; MANNING, C. D. Glove: Global vectors for word representation. In: *Proceedings of the 2014 conference on empirical methods in natural language processing (EMNLP)*. [S.l.: s.n.], 2014. p. 1532–1543. [59](#)
- PERROTTA, G. Anxiety disorders: definitions, contexts, neural correlates and strategic therapy. *J Neur Neurosci*, v. 6, n. 1, p. 042, 2019. [35](#)
- PHILLIPS, W. J.; WISNIEWSKI, A. T. Self-compassion moderates the predictive effects of social media use profiles on depression and anxiety. *Computers in Human Behavior Reports*, Elsevier, v. 4, p. 100128, 2021. [28](#)
- PICARD, R. W. *Affective Computing*. Cambridge, MA: MIT Press, 1997. ISBN 978-0-262-16170-1. [16](#)
- PICARD, R. W. *Affective computing*. [S.l.]: MIT press, 2000. [83](#)
- PICARD, R. W. Affective computing: challenges. *International Journal of Human-Computer Studies*, Elsevier, v. 59, n. 1-2, p. 55–64, 2003. [21](#), [22](#)
- PICARD, R. W. Affective computing: from laughter to ieeee. *IEEE transactions on affective computing*, IEEE, v. 1, n. 1, p. 11–17, 2010. [17](#)
- PLUTCHIK, R.; KELLERMAN, H. *Emotion, theory, research, and experience: theory, research and experience*. [S.l.]: Academic press, 1980. [37](#)
- PRAVEEN, S.; ITTAMALLA, R.; DEEPAK, G. Analyzing indian general public's perspective on anxiety, stress and trauma during covid-19-a machine learning study of 840,000 tweets. *Diabetes & Metabolic Syndrome: Clinical Research & Reviews*, Elsevier, v. 15, n. 3, p. 667–671, 2021. [46](#), [61](#), [72](#), [73](#), [78](#)
- PRAW. *PRAW: The Python Reddit API Wrapper*. [S.l.]: PRAW, 2023. [<https://praw.readthedocs.io/en/stable/>](https://praw.readthedocs.io/en/stable/). Accessed: 2023-02-04. [84](#)
- PRITCHARD, J. K.; STEPHENS, M.; DONNELLY, P. Inference of population structure using multilocus genotype data. *Genetics*, Oxford University Press, v. 155, n. 2, p. 945–959, 2000. [61](#)
- PROMIS, P. Instrument development and validation scientific standards version 2.0. 2013. [36](#)

- QUEM. Felipe Neto diz que quase abandonou carreira por conta de saúde mental: "Cheguei bem perto de parar". [S.l.]: "Quem", 2023. <<https://revistaquem.globo.com/noticias/noticia/2023/01/felipe-neto-quase-abandonou-carreira-por-conta-de-saude-mental-chegu-ei-bem-perto-de-parar.ghtml>>. Accessed: 2023-09-27. 26
- QUINLAN, J. R. Induction of decision trees. *Machine learning*, Springer, v. 1, p. 81–106, 1986. 64
- RAGHEB, W. et al. Negatively correlated noisy learners for at-risk user detection on social networks: A study on depression, anorexia, self-harm, and suicide. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, IEEE, v. 35, n. 1, p. 770–783, 2021. 44, 65, 69, 72
- RAKOFISKY, J.; RAPAPORT, M. Mood disorders. *CONTINUUM: Lifelong Learning in Neurology*, LWW, v. 24, n. 3, p. 804–827, 2018. 35
- RASCHKA, S. Stat 479: Machine learning lecture notes (2018). URL https://sebastianraschka.com/pdf/lecture-notes/stat479fs18/07_ensembles_notes.pdf. Citado na pág. viii, v. 38. 64
- RESSLER, S. Social network analysis as an approach to combat terrorism: Past, present, and future research. *Homeland Security Affairs*, Naval Postgraduate School, Center for Homeland Defense and Security, v. 2, n. 2, 2006. 16
- RICHARDSON, S. Affective computing in the modern workplace. *Business Information Review*, SAGE Publications Sage UK: London, England, v. 37, n. 2, p. 78–85, 2020. 20
- RIVA, G.; CALVO, R.; LISETTI, C. Cyberpsychology and affective computing. 2014. 20, 21
- RIZWAN, M. et al. Depression classification from tweets using small deep transfer learning language models. *IEEE Access*, IEEE, v. 10, p. 129176–129189, 2022. 48, 65, 73
- RUOCCO, L. et al. A platform for connecting social media data to domain-specific topics using large language models: an application to student mental health. *JAMIA open*, Oxford University Press, v. 7, n. 1, p. ooae001, 2024. 49, 61, 65, 79
- RUSSELL, J. A. A circumplex model of affect. *Journal of personality and social psychology*, American Psychological Association, v. 39, n. 6, p. 1161, 1980. 21
- SAMANVITHA, S. et al. Naïve bayes classifier for depression detection using text data. In: IEEE. *2021 5th International Conference on Electrical, Electronics, Communication, Computer Technologies and Optimization Techniques (ICEECCOT)*. [S.l.], 2021. p. 418–421. 46, 58
- Sapien Labs. *The Mental State of the World in 2022*. [S.l.]: "Sapien Labs", 2023. <<https://mentalstateoftheworld.report/wp-content/uploads/2023/02/Mental-State-of-the-World-2022.pdf>>. Accessed: 2023-09-25. 25
- SARNO, R.; GHOZALI, I. et al. Multi-class multi-level classification of mental health disorders based on textual data from social media. *Journal of Information and Communication Technology*, v. 23, n. 1, p. 77–104, 2024. 49, 65, 71, 72

- SARSAM, S. M.; AL-SAMARRAIE, H.; AL-SADI, A. Disease discovery-based emotion lexicon: a heuristic approach to characterise sicknesses in microblogs. *Network Modeling Analysis in Health Informatics and Bioinformatics*, Springer, v. 9, p. 1–10, 2020. 97
- SASIREKHA, K.; BABY, P. Agglomerative hierarchical clustering algorithm-a. *International Journal of Scientific and Research Publications*, Citeseer, v. 83, n. 3, p. 83, 2013. 32
- SCHMIDHUBER, J.; HOCHREITER, S. et al. Long short-term memory. *Neural Comput*, v. 9, n. 8, p. 1735–1780, 1997. 64
- SCULLEY, D. Web-scale k-means clustering. In: *Proceedings of the 19th international conference on World wide web*. [S.l.: s.n.], 2010. p. 1177–1178. 31
- SHAHABIKARGAR, M. et al. Domain knowledge enhanced text mining for identifying mental disorder patterns. In: IEEE. *2022 IEEE 9th International Conference on Data Science and Advanced Analytics (DSAA)*. [S.l.], 2022. p. 1–10. 45, 61, 62, 68, 72
- SHEN, J. H.; RUDZICZ, F. Detecting anxiety through reddit. In: *Proceedings of the Fourth Workshop on Computational Linguistics and Clinical Psychology—From Linguistic Signal to Clinical Reality*. [S.l.: s.n.], 2017. p. 58–65. 27
- SHENSA, A. et al. Social media use and depression and anxiety symptoms: A cluster analysis. *American journal of health behavior*, PNG Publications and Scientific Research Limited, v. 42, n. 2, p. 116–128, 2018. 28
- SHRIVASTAVA, V.; ARYA, N. A study of various clustering algorithms on retail sales data. *Int. J. Comput. Commun. Netw*, v. 1, n. 2, 2012. 31
- SINHA, N. Affective computing and emotion-sensing technology for emotion recognition in mood disorders. *Enhanced Telemedicine and e-Health: Advanced IoT Enabled Soft Computing Framework*, Springer, p. 337–360, 2021. 17
- SLIMA, I. B. et al. Covid-19 pandemic's effect on the mental health among the tunisian general population: Associated factors mining via machine learning. *Scientific African*, Elsevier, v. 21, p. e01804, 2023. 97
- SONG, H.; ZHANG, H.; XING, Z. Research on personalized recommendation system based on association rules. In: IOP PUBLISHING. *Journal of Physics: Conference Series*. [S.l.], 2021. v. 1961, n. 1, p. 012027. 29
- SOUZA, V. B. de; NOBRE, J. C.; BECKER, K. Dac stacking: A deep learning ensemble to classify anxiety, depression, and their comorbidity from reddit texts. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, IEEE, v. 26, n. 7, p. 3303–3311, 2022. 45, 70, 72, 77
- SPLASH. Whindersson zoa Faustão e explica sumiço da mídia: 'Passei 1 mês sem andar'. [S.l.]: "UOL", 2022. <<https://www.uol.com.br/splash/noticias/2022/03/03/whindersson-revela-ajuda-de-alok-para-superar-depressao-cara-sensacional.htm>>. Accessed: 2023-09-27. 26
- TADESSE, M. M. et al. Detection of depression-related posts in reddit social media forum. *Ieee Access*, IEEE, v. 7, p. 44883–44893, 2019. 28

- TIAN, L.; LAI, C.; MOORE, J. D. Polarity and intensity: the two aspects of sentiment analysis. *arXiv preprint arXiv:1807.01466*, 2018. 37
- TRIFAN, A. et al. Understanding depression from psycholinguistic patterns in social media texts. In: SPRINGER. *European Conference on Information Retrieval*. [S.l.], 2020. p. 402–409. 47, 65
- TUGWELL, P.; TOVEY, D. *PRISMA 2020*. [S.l.]: Elsevier, 2021. A5–A6 p. 40
- WEAVER, A. C.; MORRISON, B. B. Social networking. *Computer*, IEEE, v. 41, n. 2, p. 97–100, 2008. 82
- WHO. *COVID-19 pandemic triggers 25% increase in prevalence of anxiety and depression worldwide*. [S.l.]: "World Health Organization", 2022. <<https://www.who.int/news/item/02-03-2022-covid-19-pandemic-triggers-25-increase-in-prevalence-of-anxiety-and-depression-worldwide>>. Accessed: 2023-08-18. 17
- WHO. *World mental health report: transforming mental health for all*. World Health Organization and others, 2022. 24, 25
- WHO. *Anxiety disorders*. [S.l.]: World Health Organization, 2023. <<https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/anxiety-disorders>>. Accessed: 2023-09-29. 26, 35, 77
- WHO. *Depressive disorder (depression)*. [S.l.]: "World Health Organization", 2023. <<https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/depression>>. Accessed: 2025-02-18. 17, 18, 24, 26, 35
- WON, D.; STEINERT-THRELKELD, Z. C.; JOO, J. Protest activity detection and perceived violence estimation from social media images. In: *Proceedings of the 25th ACM international conference on Multimedia*. [S.l.: s.n.], 2017. p. 786–794. 16
- WONGKOBLAP, A. et al. Deep learning with anaphora resolution for the detection of tweeters with depression: Algorithm development and validation study. *JMIR Mental Health*, JMIR Publications Inc., Toronto, Canada, v. 8, n. 8, p. e19824, 2021. 46, 65
- XU, R.; WUNSCH, D. *Clustering*. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2008. 31
- XU, R.; WUNSCH, D. C. Clustering algorithms in biomedical research: a review. *IEEE reviews in biomedical engineering*, IEEE, v. 3, p. 120–154, 2010. 31
- YAO, X. et al. Patterns and longitudinal changes in negative emotions of people with depression on sina weibo. *Telemedicine and e-Health*, Mary Ann Liebert, Inc., publishers 140 Huguenot Street, 3rd Floor New . . . , v. 26, n. 6, p. 734–743, 2020. 44, 47, 76
- YU, Y.; LI, Q.; LIU, X. Automatic anxiety recognition method based on microblog text analysis. *Frontiers in Public Health*, Frontiers Media SA, v. 11, p. 1080013, 2023. 43, 44, 66
- ZANWAR, S. et al. Exploring hybrid and ensemble models for multiclass prediction of mental health status on social media. *arXiv preprint arXiv:2212.09839*, 2022. 48, 65, 70, 72, 73
- Zhang, H. Expression-eeg based collaborative multimodal emotion recognition using deep autoencoder. *IEEE Access*, v. 8, p. 164130–164143, 2020. 37

ZHANG, H.-n.; DWIVEDI, A. D. Precise marketing data mining method of e-commerce platform based on association rules. *Mobile Networks and Applications*, Springer, v. 27, n. 6, p. 2400–2408, 2022. [29](#)

ZHANG, T.; RAMAKRISHNAN, R.; LIVNY, M. Birch: an efficient data clustering method for very large databases. *ACM sigmod record*, ACM New York, NY, USA, v. 25, n. 2, p. 103–114, 1996. [31](#)

ZHU, J. et al. Public attitudes toward anxiety disorder on sina weibo: Content analysis. *Journal of Medical Internet Research*, JMIR Publications Toronto, Canada, v. 25, p. e45777, 2023. [27](#)