

# Identificação de Sintomas de Depressão por Dados de Mídias Sociais: Aplicando Design Science Research para Desenvolver um Modelo de Classificação

Silas Lima Filho, Mônica Ferreira da Silva, Jonice Oliveira

<sup>1</sup>Instituto de Computação (IC),  
Universidade Federal do Rio de Janeiro (UFRJ), Rio de Janeiro, Brasil

<sup>2</sup>Programa de Pós-Graduação em Informática (PPGI),  
Universidade Federal do Rio de Janeiro (UFRJ), Rio de Janeiro, Brasil

silaslfilho@ppgi.ufrj.br, mfsilvamail@gmail.com, jonice@ic.ufrj.br

**Abstract.** *The article addresses the prevalence of depression as a debilitating condition and underscores the importance of early identification of symptoms for timely interventions. Exploring user-generated content on social networks, the study proposes the use of machine learning models in detecting depressive symptoms. Following the DSR methodology, the research validates the effectiveness of these models compared to existing approaches, involving healthcare professionals and domain experts. The article introduces an innovative stacking model using LIWC metrics from social media posts, contributing to the understanding of machine learning-based solutions in identifying symptoms of depressive disorder.*

**Resumo.** *O artigo aborda a prevalência da depressão como uma condição incapacitante e destaca a importância da identificação precoce de sintomas para intervenções oportunas. Explorando o conteúdo gerado pelo usuário em redes sociais, o estudo propõe o uso de modelos de aprendizado de máquina na detecção de sintomas depressivos. Seguindo a metodologia DSR, a pesquisa valida a eficácia desses modelos em comparação com abordagens existentes, envolvendo profissionais de saúde e especialistas do domínio. O artigo introduz um modelo de stacking inovador, utilizando métricas LIWC de posts em redes sociais, contribuindo para a compreensão de soluções baseadas em aprendizado de máquina na identificação de sintomas do transtorno depressivo.*

## 1. Introdução e Visão Geral

As mídias digitais, sendo utilizadas como ferramentas de comunicação entre diferentes grupos da sociedade, se tornam cada vez mais fontes de informação e conscientização sobre problemas e preocupações [De Choudhury 2014]. Usuários podem buscar ajuda sobre doenças em plataformas online, como mídias sociais, fóruns de apoio à saúde, *websites* de organizações, entre outros. Não sendo diferente com o transtorno depressivo, que afeta, de acordo com a Organização Mundial de Saúde (OMS), cerca de 300 milhões de pessoas de diferentes idades sofrem de algum nível de depressão<sup>1</sup>. Mídias sociais habilitam o uso como uma plataforma online para publicar os interesses e preferências sociais

---

<sup>1</sup>[www.who.int/en/news-room/fact-sheets/detail/mental-disorders](http://www.who.int/en/news-room/fact-sheets/detail/mental-disorders) [acesso 08-01-2024]

dos usuários. Como reflexo da vasta inserção e uso das mídias sociais, 34% das pesquisas sobre saúde são feitas nas redes sociais e 59% dos adultos procuram informações sobre saúde na internet [Elkin 2008]. Mídias sociais são potenciais ferramentas de vigilância de populações no controle de epidemias, disseminação de informações e combate a desinformação de alguma doença [Skaik and Inkpen 2021]. Entidades de saúde pública podem entender padrões em grupos ou populações específicas por meio de sistemas que integram informações de mídia social para identificar a opinião pública sobre serviços que podem não ser tão bons quanto deveriam ser, identificar indivíduos em risco e comunicar possíveis doenças urgentes [Horvitz and Mulligan 2015].

Sistemas colaborativos é área de pesquisa em que os sistemas que apoiam o trabalho em grupo são explorados e estudados [da Costa and Pimentel 2012], e que se baseia no tripé das três áreas: *comunicação entre participantes*, *cooperação para realizar uma tarefa* e *coordenação de atividades*. Como explicado por [Berkenbrock et al. 2018], sistemas colaborativos atualmente possuem novos desafios, como a intercessão e interdisciplinaridade com outras áreas de pesquisa, a busca por novas metodologias de pesquisa, e a consideração de aspectos sociais e éticos na construção de sistemas. A última característica é de acordo com os desafios de criação de sistemas que consideram aspectos sociotécnicos, descritos por [Cafezeiro et al. 2017].

Esse artigo apresenta de modo resumido as etapas da pesquisa de doutorado, cujo problema principal abordado é a identificação de sintomas de depressão em mídias sociais. Esse principal tópico se desdobra em subtópicos como: compreensão do transtorno depressivo, mapeamento do estado da arte na computação e saúde, compreensão sobre o transtorno depressivo com a colaboração de profissionais da saúde, captura de dados relacionados ao transtorno em mídias sociais, e a criação de um artefato de classificação. Com uma revisão sistemática da literatura sobre informática e saúde, após um estudo de caso no qual três psicólogos foram entrevistados, foi conduzida uma pesquisa com profissionais de saúde. Diversos dados foram coletados em mídias sociais e examinados através da lente da psicolinguística utilizando a ferramenta LIWC. Após descrever a linguagem dos usuários em grupos relacionados à depressão, foi criado um modelo de classificação usando uma técnica de conjunto de empilhamento.

O artigo é dividido da seguinte forma: A seção seguinte descreve os objetivos da pesquisa, bem como suas contribuições. A Seção 3 descreve o estado da arte mapeado por meio de revisão sistemática. Em sequência, a Seção 4 descreve a abordagem metodológica aplicada, seguida pela Seção 5 que descreve os resultados dos esforços da pesquisa bem como discussões sobre tais resultados, seguida da Seção 6 que conclui o artigo.

## **2. Objetivos, Relevância e Contribuições**

Este trabalho tem como objetivo contribuir principalmente para o domínio das redes sociais, assim como para aprendizado de máquina e sistemas de recomendação, investigando os dados de mídias sociais para identificar sintomas de depressão em uma pessoa. No entanto, não se limita apenas ao aspecto técnico, já que uma das etapas da metodologia usada leva em consideração o compartilhamento de conhecimento, tópico abordado na área de sistemas colaborativos. Tal como destacado em [Borges et al. 2018] sobre sistemas colaborativos na mitigação de emergências, a atual pesquisa se mostra relevante no

suporte a profissionais da saúde no processo de identificação de pessoas, ou grupos que possuam sintomas depressivos.

Os objetivos dessa pesquisa incluem a identificação de contribuições científicas relevantes e a análise de metodologias para obter uma compreensão abrangente da área de pesquisa. Além disso, busca-se envolver a comunidade de saúde para insights sobre abordagens de identificação de depressivos. Além de criar um modelo de classificação utilizando técnicas de Machine Learning, permitindo a validação de descobertas por meio de experimentos de análise de dados. Importante ressaltar que a proposta da tese não é diagnosticar indivíduos com distúrbio depressivo, mas sim identificar sintomas de depressão em mídias sociais.

## 2.1. Contribuições Científicas

Como reflexo da pertinência da pesquisa, este trabalho possibilitou a publicação e a participação em eventos científicos, e a colaboração em outros trabalhos não diretamente relacionados ao tema pesquisado. Como forma de amadurecimento e também para obter críticas construtivas ao trabalho, um artigo foi submetido ao *Workshop de Teses e Dissertações do SBBD 2020*, e publicado nos anais estendidos do evento <sup>2</sup>. Durante o desenvolvimento da tese, um artigo que aborda indiretamente a área da saúde mental foi realizado em parceria com [Carvalho et al. 2021]. A etapa de validação de features identificadas na RSL com a comunidade de saúde foi publicada no periódico *iSys* em 2022 [P. Lima Filho et al. 2022]. Sendo essa publicação uma contribuição com grande relevância para o problema de pesquisa por envolver um mapeamento do conhecimento de especialistas sobre o transtorno depressivo. Indo de encontro às demandas sociotécnicas explicitadas pela comunidade de sistemas colaborativos. Os resultados obtidos na etapa de experimentação de dados textuais foram aceitos e ainda estão em processo de publicação nos eventos *DDHUM (1st International Conference on Data & Digital Humanities)* e *HealthInf (17th International Conference on Health Informatics)*.

Além das publicações científicas, houve também a divulgação científica da tese no Festival de Conhecimento da UFRJ (instituição de execução do doutorado) em 2020<sup>3</sup>, colaboração em disciplinas de graduação e pós-graduação da UFRJ, participação de comitês de programa de eventos científicos, bem como a autoria de dois artigos em eventos nacionais [Filho et al. 2023b] e [Filho et al. 2023a], coautoria em 9 artigos, e a participação em cinco bancas de conclusão de curso de graduação (UFRJ, UFRRJ) e uma banca de mestrado (UFF).

## 2.2. Contribuição Social

Além das contribuições científicas supracitadas, o trabalho teve o apoio em fomento da CAPES durante o período da pandemia do COVID-19 pelo projeto CAPES-nº 09/2020 - Prevenção e Combate a Surtos, Endemias, Epidemias e Pandemias. Proc. nº realizado na Universidade Federal do Rio de Janeiro. Tal projeto apoiou diversas iniciativas cujos projetos de pesquisa envolvessem diretamente problemas consequentes da COVID-19. O que destaca a relevância da contribuição no esforço em investigar formas de identificação de sinais de depressão, uma das consequências do período de isolamento social.

---

<sup>2</sup><https://sbbd.org.br/2020/wp-content/uploads/sites/13/2021/07/AnaisEstendidosSBBD2020-13-12-20.pdf>

<sup>3</sup><http://bit.ly/4aN5RBm>

Outro aspecto a ser destacado, foi a preocupação em ter o apoio do comitê de ética de pesquisa da UFRJ. Dado que para construir um modelos de classificação, seria necessário interagir com dados e participantes humanos. O CAAE da submissão na Plataforma Brasil é 54865821.5.0000.5263, e o número do parecer é 5.225.791.

### **3. Estado da Arte e da Prática - Trabalhos Relacionados**

Para mapear o estado da arte, aplicamos uma revisão sistemática da literatura (**RSL**) para obter uma compreensão mais profunda das pesquisas mais recentes que abordam a detecção de sintomas de depressão nas mídias sociais. A RSL permite a criação de protocolos, o que facilita a reprodutibilidade por outros pesquisadores. A RSL desenvolvida foi realizada em duas etapas. A primeira em repositórios focados em trabalhos com viés computacional, e a segunda etapa com repositórios especializadas em trabalhos da área da saúde. Primeiramente, a RSL foi conduzida pesquisando artigos nas bases da ACM e IEEE. Foi utilizada a seguinte string de pesquisa ("*Social Media*"OU "*Social Network*"OU "*Complex Network*") E (*Depression* OU "*Major Depressive Disorder*"). Foram incluídos apenas trabalhos de 2013 a 2018 na área de computação que utilizaram as mídias sociais como fonte de dados. Na etapa final, um total de 47 artigos foram selecionados, sendo 22 da Biblioteca da ACM e 25 do IEEE Explore.

Por conta da ausência de bancos de dados relevantes para a área de pesquisa em saúde, um novo estudo foi conduzido para superar essa limitação e oferecer uma avaliação atualizada e abrangente da literatura. Na nova etapa, as bases usadas foram Pubmed e APA, focando em trabalhos na área de saúde, e o repositório Scopus devido à sua cobertura mais ampla de trabalhos. Nessa nova etapa, foram selecionados os trabalhos produzidos no período entre 2019 até 2021.

O protocolo atualizado para a RSL manteve muitas das mesmas características do estudo anterior. A string de busca foi ajustada para evitar artigos não relacionados ao problema de pesquisa. Sendo a nova string ("*depression*"OU "*major depressive disorder*"OU "*melancholy*") E ("*social media*"OU "*complex network*"OU "*online community*"OU "*social network*") E ("*automatic*"OU "*informatics*"OU "*techn\**") OU ("*identification*"OU "*detection*"OU "*diagnosis*"OU "*finding*"). A quantidade de trabalhos selecionados após a aplicação dos critérios de inclusão e exclusão é descrita pelo diagrama PRISMA na Figura 1.

Com um aumento significativo no número de publicações focadas na identificação de usuários depressivos em mídias sociais, especialmente em 2021, destaca-se a crescente atenção e esforços dedicados no campo da detecção de depressão. Dos trabalhos selecionados, 15 incorporaram modelos de Aprendizado Profundo, com ênfase no uso de *transformers* para modelar dados de mídias sociais, enquanto 20 adotaram abordagens de aprendizado de máquina. Quatorze artigos, do total, utilizaram questionários psicológicos em algum estágio da pesquisa, seja como teste ou filtro para usuários de mídias sociais, ou para obter mais detalhes sobre comunidades depressivas. Nove dos artigos incluíram algum tipo de validação dos dados utilizados por profissional da saúde. Dos quatorze artigos, nove discutiram aspectos éticos do trabalho de alguma forma, mesmo que seja para informar que não houve submissão ao comitê de ética. Destes nove, sete artigos incluem de fato aspectos éticos na discussão de seus textos.

Um grupo resultante de sete artigos é obtido, sendo quatro deles focados em abor-

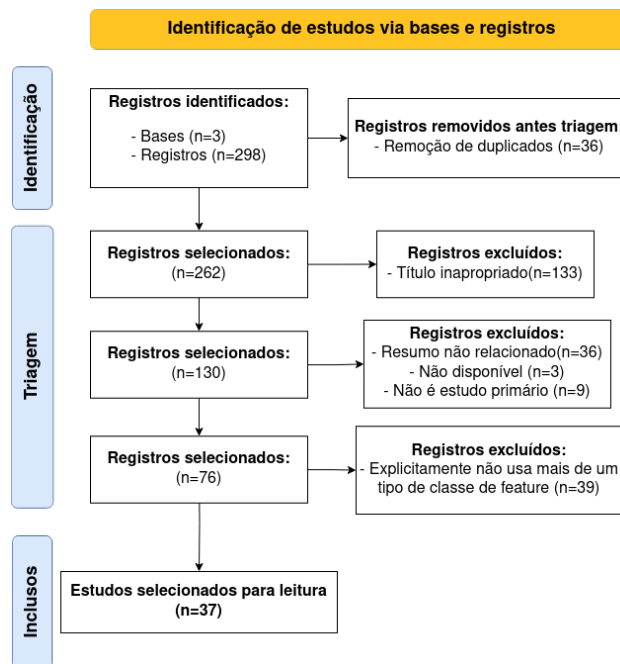


Figura 1. Diagrama PRISMA da segunda etapa da RSL.

dagens de aprendizado de máquina e três em abordagens de aprendizado profundo. Deste grupo, o trabalho de [Tshimula et al. 2022] se destaca por não utilizar um questionário psicométrico. Usando a técnica de *ensemble learning*, sete artigos utilizam essa abordagem para criar o modelo de classificação. Além do último que discutimos, também apresentamos os trabalhos de [Mohammed et al. 2021], que investigam um modelo diferente sobre texto que não seja em inglês.

Ao realizar uma revisão abrangente do processo da RSL, identificamos uma lacuna na literatura em relação à utilização de técnicas de aprendizado de conjunto para alavancar as métricas obtidas a partir do sistema LIWC. Nossa hipótese é que essa abordagem pode combinar as forças de modelos individuais, cada um treinado em um conjunto específico de características, em um único meta-modelo. Vale ressaltar que surge uma distinção ao comparar as duas SLRs, especificamente em termos do envolvimento de profissionais de saúde na compreensão do domínio ou na construção do modelo de classificação. Embora o sistema LIWC seja amplamente utilizado, apenas o trabalho de [Fatima et al. 2019] utiliza as métricas gerais do LIWC, que abstraem outras características dos dados textuais, como características linguísticas, relacionais e outras.

#### 4. Metodologia de Pesquisa

Com o uso da metodologia científica, conseguimos no resultado final uma contribuição sólida para a área de informática em saúde. Em uma definição de alto nível, a Design Science Research (DSR) pode ser compreendida como uma metodologia que se concentra na criação de artefatos para resolver problemas de um grupo definido. [Simon 2019] introduziu os conceitos por trás do Design Science Research (DSR), e sua relevância se dá pela união entre acadêmicos e ciência, além da criação de artefatos tecnológicos em sua expansão. Um artefato pode ser definido como um objeto criado para resolver um problema específico. [Hevner et al. 2004] descreve um artefato como um algoritmo, um modelo,

um método ou alguma implementação ou protótipo instantâneo e [Pimentel et al. 2019] afirma que os artefatos não se limitam a objetos concretos, podendo ser também uma abstração.

A Figura 2 ilustra nossa metodologia seguindo o modelo sugerido por [Pimentel et al. 2019]. Nesta tese, as conjecturas teóricas são construídas por teorias computacionais e psicológicas. Por um lado, a teoria da computação mantém os conceitos de redes sociais, mídias sociais e algoritmos de classificação de aprendizado de máquina. Por outro lado, buscamos na teoria da psicologia as definições de saúde mental, transtornos mentais e o contexto de distúrbios depressivos.

As caixas de Artefato e Conjecturas Teóricas devem interagir para validar e orientar a construção dos artefatos. A caixa verde representa o processo de design que envolve a construção do artefato. Após a construção do artefato, ele deve ser aplicado em um contexto para validação. Como etapa crucial na validação, pretendemos realizar testes de modelo com profissionais de saúde respeitados. Nesse processo, procuramos soluções criadas na literatura acadêmica e em outros recursos, como soluções de empresas.

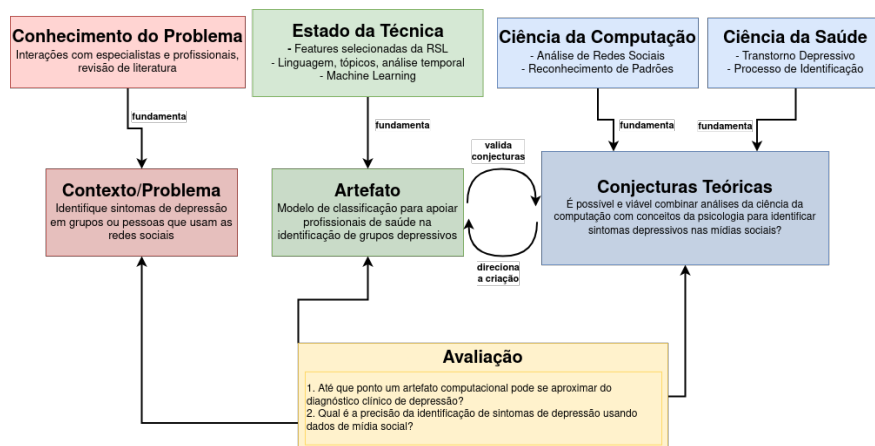


Figura 2. Esquema da abordagem metodológica utilizada.

## 5. Método de Identificação de Sintomas de Depressão

Com o levantamento dos trabalhos na RSL, um estudo com membros da comunidade da saúde foi feito para compreender não apenas o processo metodológico de distintos psicólogos no processo de tratamento e identificação do transtorno depressivo, mas também a validação dos tipos de features identificadas nos diversos trabalhos que tentam mitigar a questão de pesquisa. As distintas features foram organizadas em grandes grupos, de modo a organizar cada tipo. Os grupos identificados foram: features de discurso, características de perfil do usuário, características de interação, e características de grupos.

O grupo de features com a maior relevância para o grupo participante do estudo foi o conjunto de características discursivas dos usuários de mídias sociais. A maioria das respostas considerou esta característica relevante na identificação da depressão. Este grupo de características é o único grupo em que todas as características ainda têm algum nível de relevância. Destacamos as características, *Autorreferência ao estado físico ou mental* e *Referência explícita a alguma doença ou assunto correlato*. Na entrevista, essas

características foram consideradas pela maioria das respostas como relevantes. Desse grupos de características, se destacam como mais relevantes as seguintes features:

1. Discurso negativo;
2. Discurso que se refere a emoções negativas como raiva, ansiedade, frustração;
3. Autorreferência ao estado físico ou mental, como falta de concentração e foco;
4. Referência explícita a alguma doença ou assunto correlato;

Como as features discursivas foram consideradas as mais relevantes para os profissionais, e também as mais exploradas entre os trabalhos recuperados na RSL, foram explorados textos capturados de mídias sociais para a exploração linguística. Para coletar dados, a ferramenta Crowdtangle foi utilizada para fins de pesquisa e coleta dados apenas de perfis e grupos públicos<sup>4</sup>. Também é uma tecnologia de suporte para verificar links e monitorar postagens. Para realizar a análise linguística, comumente usadas em trabalhos relacionados, foi usado o léxico *Linguistic Inquiry and Word Count* (LIWC). Ele permite o processamento e análise de textos usando um léxico predefinido por dicionários, onde as palavras são separadas em diferentes categorias. Em seu módulo principal de análise, quatro aspectos são quantificados: Pensamento Analítico (*"Analytical Thinking"*) que captura o grau em que as pessoas usam palavras que sugerem padrões formais, lógicos e hierárquicos de pensamento. Pessoas com baixo pensamento analítico tendem a escrever e pensar usando uma linguagem mais intuitiva e pessoal. Influência (*"Clout"*) refere-se ao status social relativo, confiança ou liderança que as pessoas demonstram por meio de sua escrita ou fala. Autenticidade (*"Authenticity"*): quando as pessoas se revelam de maneira "autêntica" ou honesta, tendem a falar de maneira mais espontânea e não se autorregulam ou filtram o que estão dizendo. Tom Emocional (*"Emotional Tone"*): embora o LIWC-22 inclua dimensões de tom positivo e tom negativo, a variável coloca ambas as dimensões em uma única variável de resumo. O algoritmo é construído de forma que quanto maior o número, mais positivo é o tom. Números abaixo de 50 sugerem um tom emocional mais negativo.

A Tabela 1 apresenta as frequências de ocorrências das palavras mais utilizadas nas comunidades em inglês e português brasileiro. Destaca-se a informação que as quatro primeiras palavras das duas comunidades são as mesmas, trocando apenas a ordem em que estão posicionadas. Sendo as palavras *anxiety*, *depression*, *people* e *life* as mais utilizadas dentro das duas comunidades, sejam elas de idioma inglês ou português. As palavras seguintes, mesmo com variação na posição, algumas dessas palavras repetem-se, tais como as palavras *pain*, *day* e *time*.

A Figura 3 possui a distribuição das pontuações para cada postagem de acordo com as quatro métricas descritas acima. As postagens capturadas são oriundas de dois grupos de comunidades de depressão no facebook. Um grupo de comunidades brasileiras, com idioma português totalizando 1945 mensagens, e o segundo grupo de comunidades com usuários de idioma inglês com 835 postagens.

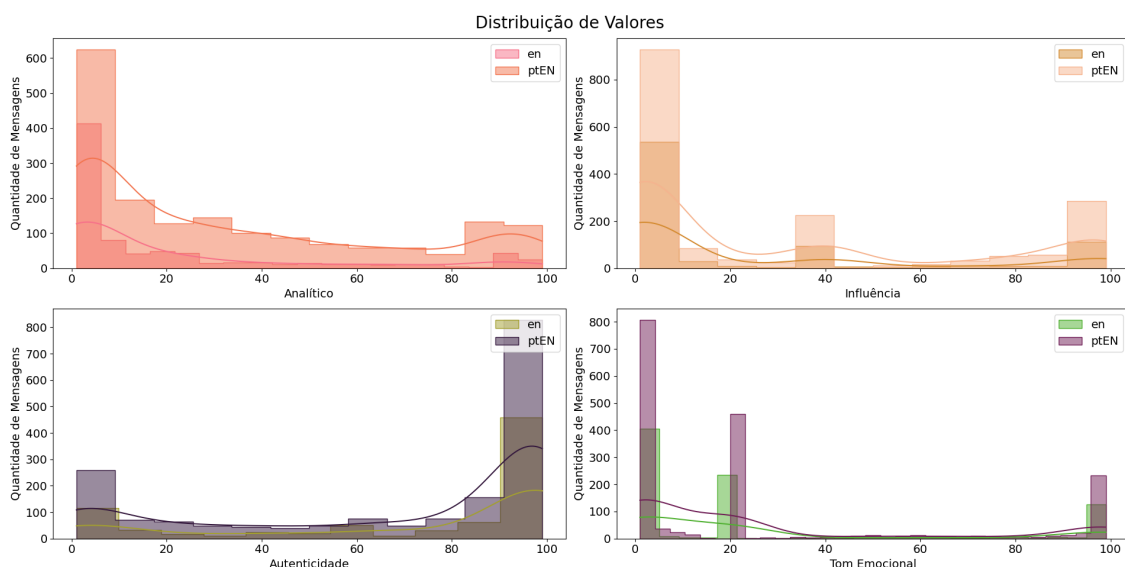
Baseado em [Yen et al. 2021] que propõe um modelo de previsão utilizando os sentimentos de uma postagem em mídia social como pesos em um processo de aprendizado ativo. Onde os pesos são usados como reforços, ou operações para alterar a direção de um vetor em um espaço dimensional. Treinamos nosso modelo usando dados de uma

---

<sup>4</sup>[www.crowdtangle.com/resources](http://www.crowdtangle.com/resources)[acessado em 12-12-2022]

**Tabela 1. Ranking das palavras mais usadas das comunidades de idioma Português e Inglês.**

Palavra	Idioma Com.	Freq.	Qtd. Posts	Porcent.	Palavra	Idioma Com.	Freq.	Qtd. Posts	Porcent.
anxiety	Pt-Br	373	317	23.1	life	Eng	111	88	15.5
depression	Pt-Br	371	297	21.6	anxiety	Eng	99	83	14.6
people	Pt-Br	328	240	17.4	depression	Eng	97	91	16
life	Pt-Br	292	217	15.8	people	Eng	77	61	10.75
pain	Pt-Br	250	180	13.1	talk	Eng	75	64	11.28
god	Pt-Br	250	167	12.1	time	Eng	64	55	9.7
day	Pt-Br	228	177	12.9	pain	Eng	58	51	8.9
time	Pt-Br	177	135	9.8	day	Eng	51	44	7.7
today	Pt-Br	164	138	10	feeling	Eng	49	39	6.87
live	Pt-Br	162	129	9.4	hard	Eng	48	40	7



**Figura 3. Distribuição das métricas obtidas no LIWC para as postagens capturadas.**

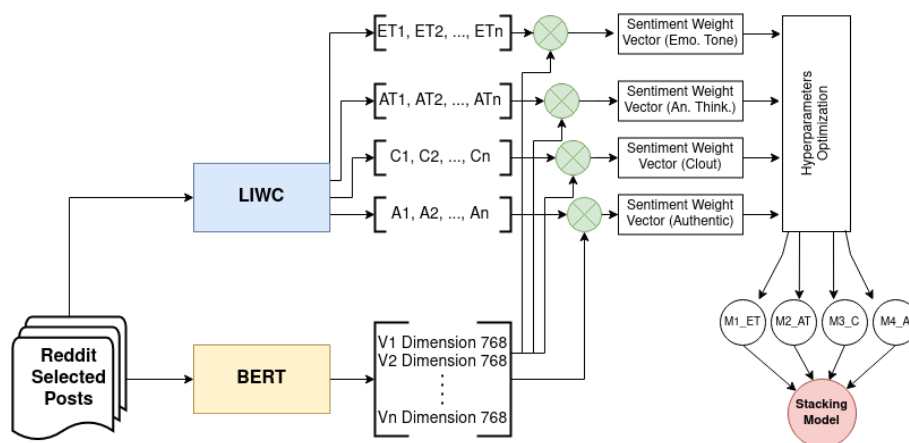
fonte cientificamente fundamentada, especificamente o [Low et al. 2020]. A Figura 4 representa o fluxo de trabalho para obter o modelo de empilhamento.

Dos dados obtidos, extraímos postagens de três subfóruns distintos: *depression*, *fitness* e *divorce*. As postagens do subfórum de depressão foram rotuladas como positivas (1), enquanto as postagens dos outros subfóruns foram classificadas como não depressivas (0). A inclusão de postagens não depressivas, especialmente aquelas do subfórum de fitness, fornece uma perspectiva ortogonal para comparação. Além disso, incluímos postagens do subfórum de divórcio devido ao potencial de discussões relacionadas à depressão, o que apresenta um desafio na distinção eficaz entre textos positivos e negativos. Para cada postagem indexada como  $i$  no conjunto de dados, conduzimos uma análise LIWC, obtendo pontuações para cada métrica dentro do conjunto de medidas gerais, incluindo *Emotional Tone*, *Analytical Thinking*, *Clout* e *Authentic*.

Utilizamos o modelo de linguagem BERT para vetorizar o conjunto de postagens. Para realizar isso, usamos a biblioteca *sentence-transformers* [Reimers and Gurevych 2019]. Isso nos permite converter o conteúdo textual das postagens em vetores numéricos, facilitando várias transformações e operações usando técnicas



de álgebra linear. Exemplos dessas operações incluem produtos externos, multiplicação escalar e o produto de Hadamard, também conhecido como produto elemento a elemento. Dentro de nossa estrutura, após vetorizar as postagens e obter os vetores de resultados LIWC, aplicamos especificamente o produto de Hadamard entre esses dois conjuntos de vetores. Essa multiplicação elemento a elemento nos permite capturar a influência combinada do conteúdo da postagem e das métricas LIWC, enriquecendo ainda mais nossa análise.



**Figura 4. Fluxo para treinamento do modelo de classificação.**

Após construir os modelos de classificação, realizamos um processo de validação para avaliar a eficácia dos modelos stacking. Aplicamos os modelos aos dados do Facebook coletados, onde todos os posts são provenientes de fóruns relacionados à depressão. Nosso objetivo era identificar instâncias em que os modelos fizeram previsões incorretas em relação aos rótulos negativos.

Ao comparar os resultados obtidos, notamos um padrão heurístico: mensagens depressivas muitas vezes estavam associadas a baixos escores de *Clout*. No entanto, no caso de previsões negativas, encontramos mensagens com altos escores de *Analytical Thinking*. Essas mensagens incluíam uma variedade de conteúdos, como mensagens de boas-vindas para novos usuários, mensagens de apoio recomendando aplicativos, grupos ou livros, além de comentários gerais como desejos ou discussões sobre uso de drogas. Do conjunto com 835 registros, o modelo de classificação listou 23 posts como não depressivos.

Utilizamos o mesmo procedimento de validação para comunidades em português. Apesar de mais erros devido ao processo de tradução, a dinâmica é semelhante à situação anterior, com comunicações rotuladas como negativas e alto pensamento analítico. O número total de mensagens no conjunto de dados das comunidades em português é 1760. O classificador projetou que 123 postagens deste grupo não eram depressivas. Muitas dessas mensagens buscam orientação, como terapia profissional, enquanto outras não abordam nenhum tópico específico. Apesar de existirem mensagens indicando um processo de luto, perda ou tristeza relacionada à depressão.

A Tabela 2 apresenta as métricas de precisão comparando a proposta desse trabalho (Stacking RF), que combina os modelos treinados com cada métrica do LIWC separadamente (M1, M2, M3 e M4), e também com abordagens similares na literatura.

	$M1_{ET}$ KNeighbors	$M2_{AT}$ SGD	$M3_C$ SVC	$M4_A$ SGD	Unweighted Model	Stacking RF	[Liu and Shi 2022] Textual	[Liu and Shi 2022] Textual + Behavior
<b>Acurácia</b>	0.9161	0.9202	0.9454	0.7838	0.9545	0.9494	0.8761	0.9027
<b>Precisão</b>	0.9230	0.9628	0.9534	0.7598	0.9633	0.9658	0.8750	0.8791
<b>Recall</b>	0.9571	0.9187	0.9675	1.0	0.9704	0.9601	0.9625	1.0
<b>F1</b>	0.9398	0.9402	0.9604	0.8635	0.9668	0.9629	0.9166	0.9357

**Tabela 2. Comparação das medidas de performance para cada modelo treinado ao meta-modelo Random Forest (Stacking RF).**

## 6. Conclusão

Este artigo apresentou as principais contribuições durante a pesquisa de doutorado. Além da realização das etapas necessárias para uma pesquisa científica, como a realização da Revisão Sistemática da Literatura nas áreas de Ciência da Computação e Saúde. Essa tese possui esforços que se destacam no ambiente de trabalhos do tema, como a interação com a comunidade de saúde por meio de entrevistas e pesquisa, e a validação das features identificadas da literatura. Usando análises de dados de mídias sociais, foram explorados padrões relacionados à saúde mental. Um tópico que pode ser explorado em futuras pesquisas envolve a aquisição de dados de alta qualidade relacionados a população com depressão ou dados de mídias sociais de usuários clinicamente diagnosticados com distúrbios depressivos. A caracterização e extração de heurísticas de discursos depressivos culminaram na criação de um modelo de classificação que incorpora características da fase de análise, oferecendo uma abordagem prática para a identificação de indicadores de saúde mental em ambientes digitais.

O trabalho aqui apresentado vai ao encontro do conceito de 3C's (cooperação, comunicação e coordenação) de sistemas colaborativos [Pimentel et al. 2006]. Alguns desses sub-conceitos abordados no desenvolvimento da tese, e outros como potenciais claros de utilização das contribuições desenvolvidas.

A comunicação se desdobra desde como as pessoas se comunicam em mídias sociais, até a contatação com os profissionais da saúde responsáveis por classificar as features. A utilização do método e também a solução criada pode ser utilizada por gestores de saúde, ou grupos de estudo de comunidades com o foco em saúde mental. A identificação de sintomas depressivos pode auxiliar gestores a ajudar grupos de pessoas que precisam de uma atenção maior de especialistas. O que vai ao encontro do conceito da coordenação de sistemas colaborativos. A cooperação de sistemas colaborativos também é um dos conceitos potenciais dessa tese por permitir que profissionais da saúde possam auxiliar na construção e treinamento dos modelos de classificação, mas também entre si na tomada de decisões para melhor ajuda para as pessoas que precisam de maior cuidado profissional.

## Referências

- [Berkenbrock et al. 2018] Berkenbrock, C., Raposo, A., Filippo, D., and Prate, R. (2018). Entendendo os desafios da interação em sistemas colaborativos. Technical Report 1, Sociedade Brasileira de Computação.
- [Borges et al. 2018] Borges, M., Bicharra, A. C., Vivacqua, A., and Vieira, V. (2018). Colaboração na resposta a emergências. Technical Report 1, Sociedade Brasileira de Computação.

- [Cafezeiro et al. 2017] Cafezeiro, I., Viterbo, J., Costa, L., Salgado, L., Rocha, M., and Monteiro, R. (2017). *Strengthening of the Sociotechnical Approach in Information Systems Research*, pages 133–147.
- [Carvalho et al. 2021] Carvalho, L. P., Suzano, J. A., Gonçalves, I., Pereira Filho, S., Santoro, F. M., and Oliveira, J. (2021). A psychosocial perspective about mental health and league of legends in brazil. *Journal on Interactive Systems*, 12(1):35–57.
- [da Costa and Pimentel 2012] da Costa, A. M. N. and Pimentel, M. G. (2012). *Sistemas colaborativos para uma nova sociedade e um novo ser humano*.
- [De Choudhury 2014] De Choudhury, M. (2014). Opportunities of social media in health and well-being. *XRDS*, 21(2):23–27.
- [Elkin 2008] Elkin, N. (2008). How america searches: Health and wellness. *Opinion Research Corporation: iCrossing*, pages 1–17.
- [Fatima et al. 2019] Fatima, I., Abbasi, B. U. D., Khan, S., Al-Saeed, M., Ahmad, H. F., and Mumtaz, R. (2019). Prediction of postpartum depression using machine learning techniques from social media text. *Expert Systems*, 36(4).
- [Filho et al. 2023a] Filho, S. L., Carvalho, L., Brandão, M., Oliveira, J., Santoro, F., and da Silva, M. (2023a). Bresci na última década: Uma análise baseada em redes sociais. In *Anais do XVII Brazilian e-Science Workshop*, pages 9–16, Porto Alegre, RS, Brasil. SBC.
- [Filho et al. 2023b] Filho, S. L., Carvalho, L., Suzano, J., Brandão, M., Oliveira, J., and Santoro, F. (2023b). Csbcsset: Um conjunto de dados para uma década de csbc, seus eventos e publicações. In *Anais do XII Brazilian Workshop on Social Network Analysis and Mining*, pages 240–245, Porto Alegre, RS, Brasil. SBC.
- [Hevner et al. 2004] Hevner, A., March, S., and Park, J. (2004). Design Science in Information Systems Research. *MIS Quarterly: Management Information Systems*, 28(1):75–105.
- [Horvitz and Mulligan 2015] Horvitz, E. and Mulligan, D. (2015). Data, privacy, and the greater good. *Science*, 349(6245):253–255.
- [Liu and Shi 2022] Liu, J. and Shi, M. (2022). A Hybrid Feature Selection and Ensemble Approach to Identify Depressed Users in Online Social Media. *Frontiers in Psychology*, 12:802821.
- [Low et al. 2020] Low, D. M., Rumker, L., Torous, J., Cecchi, G., Ghosh, S. S., and Tarkar, T. (2020). 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*, 22(10):e22635.
- [Mohammed et al. 2021] Mohammed, M. B., Abir, A. S. M., Salsabil, L., Shahriar, M., and Fahmin, A. (2021). Depression Analysis from Social Media Data in Bangla Language: An Ensemble Approach. In *2021 Emerging Technology in Computing, Communication and Electronics (ETCCE)*, pages 1–6. IEEE.
- [P. Lima Filho et al. 2022] P. Lima Filho, S., Ferreira da Silva, M., Oliveira, J., and Ruback, L. (2022). A study about gathering features in depression detection’ problem

with health professionals community. *iSys - Brazilian Journal of Information Systems*, 15(1):10:1–10:26.

- [Pimentel et al. 2019] Pimentel, M., Filippo, D., and Santoro, F. M. (2019). Design Science Research: fazendo pesquisas científicas rigorosas atreladas ao desenvolvimento de artefatos computacionais projetados para a educação. In *Metodologia de Pesquisa Científica em Informática na Educação: Concepção de Pesquisa (Volume 1)*, chapter 5, pages 29–43.
- [Pimentel et al. 2006] Pimentel, M. G., Gerosa, M. A., Filippo, D., Raposo, A. B., Fuks, H., and Lucena, C. J. P. (2006). Modelo 3c de colaboração para o desenvolvimento de sistemas colaborativos.
- [Reimers and Gurevych 2019] Reimers, N. and Gurevych, I. (2019). Sentence-bert: Sentence embeddings using siamese bert-networks. In *Proceedings of the 2019 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*. Association for Computational Linguistics.
- [Simon 2019] Simon, H. A. (2019). *The sciences of the artificial*. MIT press.
- [Skaik and Inkpen 2021] Skaik, R. and Inkpen, D. (2021). Using Social Media for Mental Health Surveillance. *ACM Computing Surveys*, 53(6):1–31.
- [Tshimula et al. 2022] Tshimula, J. M., Chikhaoui, B., and Wang\*, S. (2022). COVID-19: Detecting depression signals during stay-at-home period. *Health Informatics Journal*, 28(2):146045822210949.
- [Yen et al. 2021] Yen, S.-C., Chu, K.-C., and Tsai, P.-Y. (2021). Prediction model of social network suicide ideation by small sample. In *2021 IEEE 22nd International Conference on Information Reuse and Integration for Data Science (IRI)*, pages 385–389. IEEE.