

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

Silas Lima Filho¹, Mônica Ferreira da Silva¹, Jonice Oliveira²

¹Instituto de Computação (IC),
Universidade Federal do Rio de Janeiro (UFRJ), Rio de Janeiro, Brasil

²Programa 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

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 diversas plataformas online, incluindo mídias sociais, fóruns de apoio à saúde e *websites* de organizações. 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 depressão¹. Mídias sociais habilitam o uso como uma plataforma online para publicar os interesses e preferências sociais 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].

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 sub tarefas como: compreensão do transtorno

¹www.who.int/en/news-room/fact-sheets/detail/mental-disorders [acesso 08-01-2024]

depressivo, mapeamento do estado da arte na computação e saúde, compreensão sobre o processo de identificação clínico do transtorno depressivo com a colaboração de profissionais da saúde, captura e análise de dados relacionados ao transtorno depressivo em mídias sociais, e a criação de um modelo de classificação.

Essas etapas citadas culminam na construção de um artefato e resumem o desafio de desenvolver um método de trabalho que se aplica no ambiente da saúde, especificamente saúde mental. O esforço da pesquisa, em mesclar informações e conhecimentos de campos de trabalho diferentes (saúde e informática), vai de encontro ao tópico de interdisciplinariedade de disciplinas, incentivado pela comunidade de Sistemas de Informação em sua chamada de trabalhos. Não obstante, o artefato construído levou em consideração não apenas as abordagens técnicas atuais de análise e criação de modelos de classificação. Mas por meio de entrevistas com psicólogos, e aplicação de questionário entre profissionais de saúde, foram identificadas informações e dados qualitativos que robusteceram a análise de dados de mídias sociais sobre o discurso de depressivos autodeclarados. A etapa de interação com a comunidade da saúde foi importantíssima e destaca o aspecto sociotécnico dessa pesquisa.

1.1. Problema de Pesquisa e Objetivos

Dado que os caminhos da pesquisa científica nem sempre são exatos e podem nos levar a resultados inesperados, esta pesquisa iniciou-se com a indagação sobre como a computação contribui no contexto do fenômeno do transtorno depressivo, no diagnóstico ou identificação, no tratamento, ou até mesmo no relato do depressivo. Como o trabalho focou no ecossistema de mídias e redes sociais, buscamos explorar de que modo tais sistemas são utilizados em tal fenômeno. Duas perguntas de pesquisa serviram como guia para toda o continuar da pesquisa: *Quão próximo um artefato computacional pode se assemelhar de um diagnóstico de depressão?* e *Qual a precisão de identificar sintomas de depressão usando dados de mídias sociais?*

Para responder tais perguntas de pesquisa, estabelecemos o seguinte objetivo principal para o avanço do estado da arte: **O estudo de características do transtorno depressivo por meio de dados de mídias sociais.** Tal objetivo se desdobra em outros menores como: *obtenção de dados relacionados à depressivos, análise dos dados capturados e desenvolvimento de um modelo de classificação.* Conscientemente, destacamos que tais objetivos não ousam diagnosticar uma pessoa como depressiva ou não. Tal tarefa é reservada aos profissionais de saúde preparados e habilitados para tal. Nosso objetivo é o suporte da identificação de sintomas de depressão por meio de soluções de manipulação de dados.

1.2. Contribuições e Relevância

1.2.1. 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 ². 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 apresentados nos eventos DDHUM (*1st International Conference on Data & Digital Humanities*) [Lima Filho et al. 2024] e HealthInf (*17th International Conference on Health Informatics*) [Lima Filho. et al. 2024].

Além das publicações científicas, houve também a divulgação científica da tese no Festival de Conhecimento da UFRJ (instituição de execução do doutorado) em 2020³, 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).

1.2.2. Contribuição para a Comunidade em Sistemas de Informação

Este trabalho aborda alguns dos desafios conceituais no campo de Sistemas de Informação (SI) conforme descritos pela comunidade de pesquisa no Brasil [Boscarioli et al. 2017]. Um dos itens descreve o desafio de construir sistemas que considerem o aspecto sociotécnico como um fator relevante, em vez de focar apenas no aspecto técnico durante sua construção.

É muito bem apresentada por [Cafezeiro et al. 2017] a importância da construção de sistemas onde os aspectos sociais se combinam com os aspectos técnicos. Tal como destacado pela autora, a sociedade é muitas vezes a beneficiada das criações, mas nem sempre é ativa na produção das soluções.

Como destacado por [Topi and Tucker 2014], a pesquisa sociotécnica pressupõe a ligação, mas ao mesmo tempo independência entre tecnologias ou sistemas, e pessoas stakeholders. O que vai de encontro à necessidade da comunidade em seus grandes desafios. O mesmo autor destaca em seu texto (apud [Lee 2001]) que, para Sistemas de Informação, os aspectos tecnológicos, ou os aspectos sociais não são analisados isoladamente; mas sim o fenômeno que surge da interação entre os dois aspectos. Notou-se a importância e beleza desse fenômeno, provocado no diálogo com as pessoas da área da saúde. A partir dessa interação, uma melhor compreensão sobre o transtorno depressivo e as diferentes abordagens metodológicas na clínica terapêutica. Apesar do nosso objetivo ser a criação de um artefato baseado em dados quantitativos, foi de importante relevância consultar quem já lida com a problemática do transtorno.

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

³<http://bit.ly/4aN5RBm>

Por isso, esse trabalho de forma geral, desenvolveu uma pesquisa científica interdisciplinar em sistemas de informação. Pois visou estudar as diferentes formas de informação provenientes de mídias sociais, em conjunto da combinação do conhecimento obtido das análises quantitativas aplicadas com o conhecimento obtido nas interações sociais com quem lida com o problema de saúde mental (problema da sociedade). Concluindo ao final, num artefato que pode ser utilizado pela comunidade da saúde, resultando no encontro de saberes.

1.2.3. Contribuições Sociais

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.

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.

1.3. Organização do Artigo

O artigo é dividido da seguinte forma: a Seção 2 descreve o estado da arte mapeado por meio de revisão sistemática, seguida pela Seção 3 que descreve a abordagem metodológica aplicada. Em sequência, a Seção 4 divide em subseções que descrevem os resultados dos esforços da pesquisa bem como discussões sobre tais resultados, seguida da Seção 5 que conclui o artigo.

2. Estado da Arte

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.

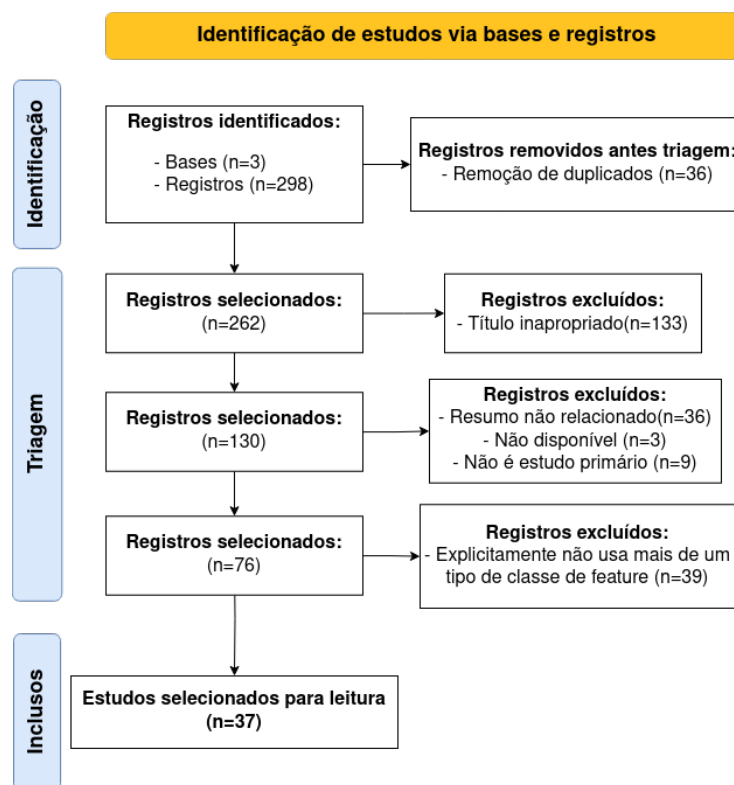


Figura 1. Diagrama PRISMA da segunda etapa da RSL.

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 abordagens 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 *Linguistic Inquiry and Word Count* (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 RSLs, 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.

3. 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 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.

4. Método de Identificação de Sintomas de Depressão

Essa seção apresenta o processo de construção do artefato final, o modelo de classificação baseado nos dados de pessoas auto-declaradas depressivas. Para alcançar esse objetivo,

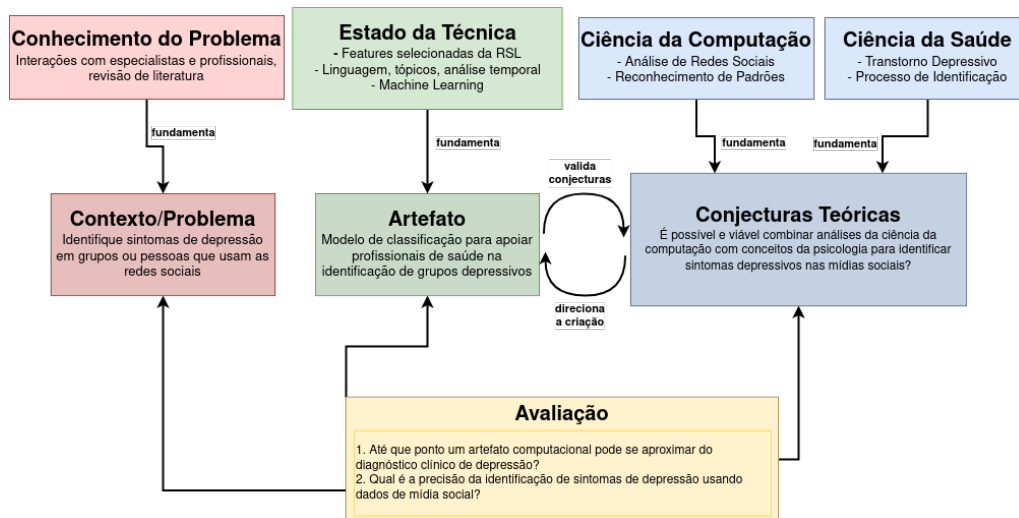


Figura 2. Esquema da epistemologia de pesquisa utilizada, adaptado de [Pimentel et al. 2019].

foram realizadas basicamente três etapas: interação com a comunidade da saúde, análise de dados de mídias sociais, e treinamento e teste de um modelo *ensemble* de classificação. Todas essas etapas podem ser também entendidas como ciclos, que são característicos da epistemologia de DSR. Tal como apresentado por [Hevner et al. 2004], o ciclo de relevância visa mapear as características do domínio, como pessoas, problemas e oportunidades. No caso dessa pesquisa, os profissionais que lidam com a identificação e tratamento de pessoas depressivas descrito na seção 4.1. Já o ciclo de rigor substantia o ciclo de design com os conhecimentos na sua construção. Em nosso caso, os métodos de análise de dados, técnicas de captura e armazenamento de dados, bem como também os conceitos que caracterizam formalmente o transtorno depressivo. Esse ciclo é incorporado na seção 4.2. Por último, o ciclo de design é discutido pela seção 4.3, onde apresentamos como construímos o modelo de classificação com base nos dados e respostas obtidos nas seções anteriores.

4.1. Interação com Comunidade de Saúde - Ciclo de Relevância

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. Tal trabalho apresentou seus desafios como contactação de profissionais, e mapeamento e explicação do vocabulário típico da computação (análises, tipos de dados) nas entrevistas e questionário.

Esse estudo foi dividido em duas etapas. Na primeira etapa, foi conduzida uma entrevista semiestruturada com 3 psicólogos (sendo 2 profissionalmente atuantes). Nessa etapa, visamos explorar como os participantes trabalham no cenário clínico, suas percepções do transtorno depressivo, método para identificação de sintomas, e quantidade de sessões para caracterização do depressivo.

Na segunda etapa do estudo, um questionário foi distribuído entre diversas instituições de saúde onde basicamente replicamos o roteiro da entrevista da primeira

etapa. Nesse caso, focamos em obter dados quantitativos da relevância dos tipos de informações existentes em mídias sociais. Nesse instrumento, obtivemos 49 participantes que classificaram cada tipo de feature em nível de relevância. As distintas features foram organizadas em grandes grupos. 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 Figura 3 possui a quantidade de respostas para cada feature do grupo de discurso. 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:

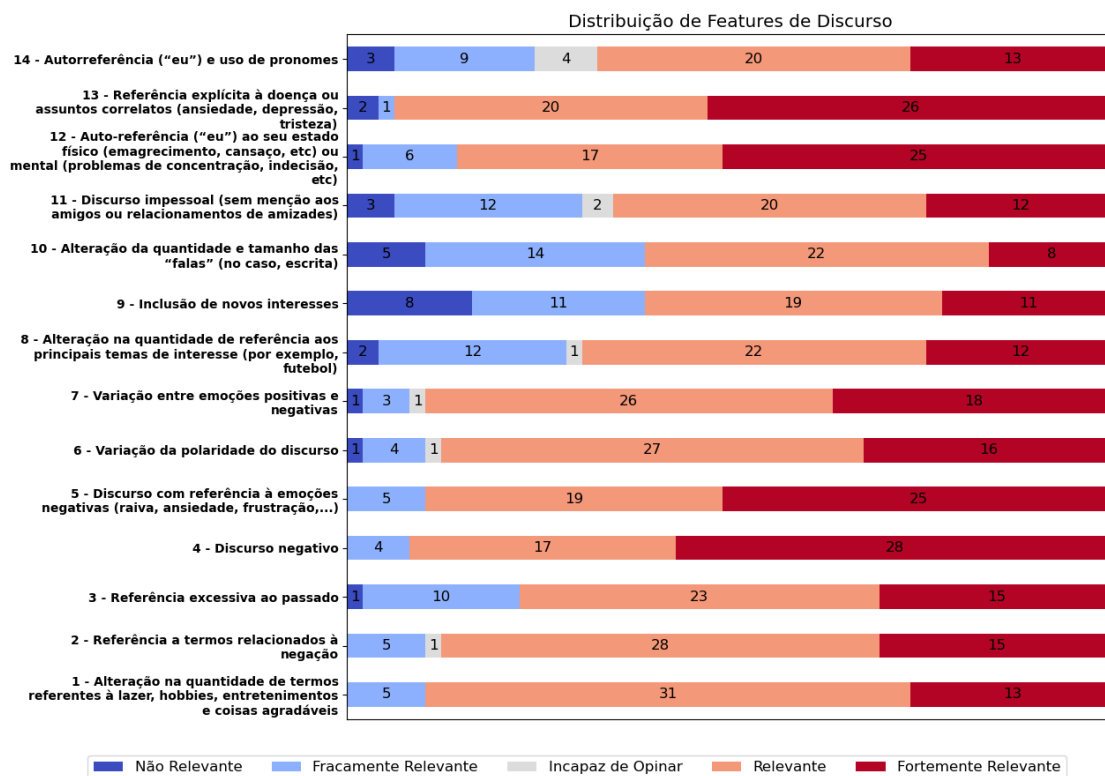


Figura 3. Quantidade de respostas para cada feature de discurso.

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;

4.2. Análise de Discurso de Comunidades - Ciclo de Rigor

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 ⁴. 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.

Com os dados das postagens de cada comunidade, conseguimos representar por meio de nuvens de palavras, quais termos são mais usados em cada comunidade. A Figura 4 apresenta 3 nuvens de palavras das comunidades analisadas. A primeira representando as palavras mais usadas por 4 comunidades do idioma inglês, que totalizou 835 publicações. Para as comunidades de idioma português, foram capturados 1945 publicações oriundas de 7 comunidades. As publicações de ambas as comunidades foram obtidas no mês de Setembro de 2022, onde geralmente campanhas de valorização da vida são divulgadas em diferentes mídias de comunicação.

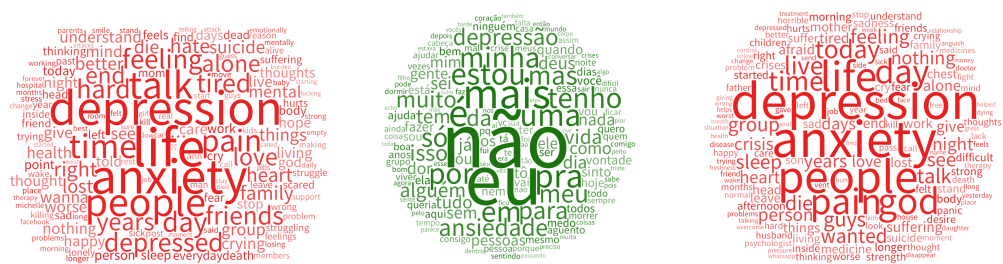


Figura 4. Nuvens de palavras das comunidades, sendo respectivamente: Comunidade em inglês, Comunidade em português, Comunidade em português traduzido.

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,

⁴www.crowdtangle.com/resources[acessado em 12-12-2022]

tais como as palavras *pain*, *day* e *time*.

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

A Figura 5 possui a distribuição das pontuações para cada postagem de acordo com as quatro métricas descritas acima. Os resultados demonstram comportamentos similares independentemente do idioma. Nota-se alta concentração de scores baixos, principalmente 0, para a métrica de *Pensamento Analítico*, que reflete em postagens com baixo teor formal. Para a métrica de *influência*, em ambas as comunidades os valores concentram-se em scores baixos, principalmente 0, mas com notáveis concentrações em scores 40 e 100. Denotando que os discursos também possuem teor de vínculo de relacionamentos. Distinguindo-se, a métrica *Autenticidade* possui maior concentração nos scores mais altos, entre 90 e 100. Denotando que as pessoas que participam de tais comunidades usam vocabulário que denota veracidade. Acompanhando a concentração de score baixo, a maioria das postagens, sob o ponto de vista da métrica de *Tom Emocional*, denota discurso negativo.

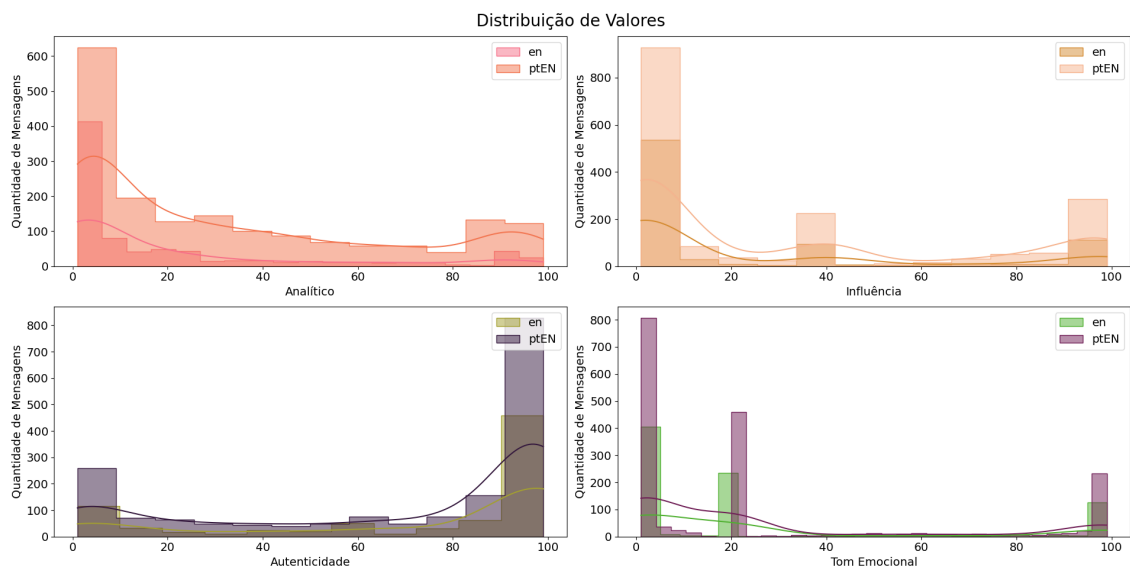


Figura 5. Distribuição das métricas obtidas no LIWC para as postagens capturadas.

4.3. Modelo de Classificação - Ciclo de Design

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 fonte cientificamente fundamentada, especificamente o [Low et al. 2020]. A Figura 6 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.

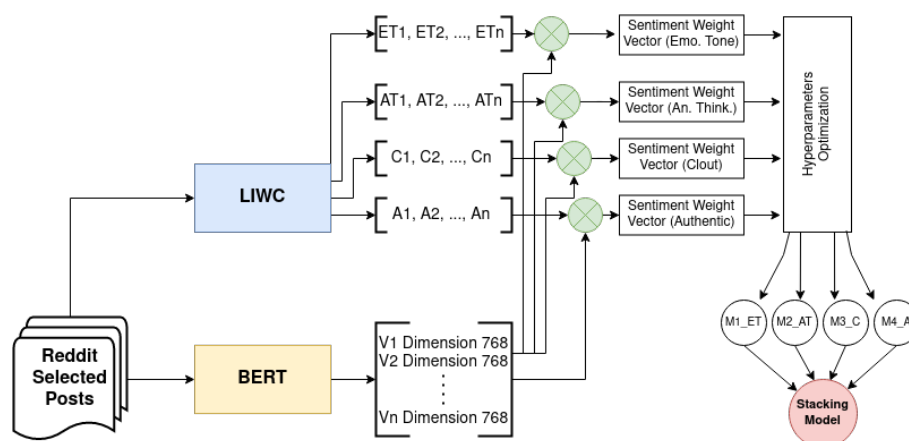


Figura 6. Fluxo para treinamento do modelo de classificação.

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 de-

pressivas 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
Acurácia	0.9161	0.9202	0.9454	0.7838	0.9545	0.9494	0.8761	0.9027
Precisão	0.9230	0.9628	0.9534	0.7598	0.9633	0.9658	0.8750	0.8791
Recall	0.9571	0.9187	0.9675	1.0	0.9704	0.9601	0.9625	1.0
F1	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).

5. 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. O que destaca o aspecto sociotécnico desse trabalho, que converge para as necessidades dos desafios da comunidade em SI. 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.

Referências

- [Boscarioli et al. 2017] Boscarioli, C., Araujo, R., and S. Maciel, R. (2017). *I GranDSI-BR Grand Research Challenges in Information Systems in Brazil 2016-2026*. SBC, Porto Alegre.

- [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.
- [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.
- [Lee 2001] Lee, A. S. (2001). Editor’s comments: Mis quarterly’s editorial policies and practices. *MIS Q.*, 25(1):iii–vii.
- [Lima Filho et al. 2024] Lima Filho, S., da Silva, M. F., and Oliveira, J. (2024). *Textual Analysis of Facebook Communities Related to Depression*, pages 231–239. Springer Nature Switzerland, Cham.
- [Lima Filho. et al. 2024] Lima Filho., S., Ferreira da Silva., M., and Oliveira., J. (2024). A systematic analysis of depression-related discourse within facebook: A comparison between brazilian and american communities. In *Proceedings of the 17th International Joint Conference on Biomedical Engineering Systems and Technologies - HEALTHINF*, pages 466–473. INSTICC, SciTePress.
- [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 Talakar, 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.
- [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.
- [Topi and Tucker 2014] Topi, H. and Tucker, A. (2014). *Computing Handbook: Information Systems and Information Technology*. Chapman & Hall book. CRC Press.
- [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.