|  |  |
| --- | --- |
| CURSO DE CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO – TCC | |
| (   ) PRÉ-PROJETO     ( X ) PROJETO | ANO/SEMESTRE: 2022/2 |

aplicação de aprendizado de máquina na ANÁLISE DO COMPORTAMENTO DEPRESSIVO E SUICÍDA DO MUNICÍPIO DE BLUMENAU

Martha Lanser Bloemer

Prof. Aurélio Faustino Hoppe - orientador

# Introdução

O suicídio é um fenômeno complexo, multifatorial, que ocorre em todas as regiões do mundo. Segundo a Organização Mundial de Saúde (2021), mais de 700 mil pessoas morrem todos os anos no mundo em decorrência do suicídio. Dessa forma, pode-se afirmar que ocorre em média, um suicídio a cada 45 segundos no mundo. No Brasil, a cada 45 minutos um brasileiro morre vítima de suicídio. Assim como, para cada caso de suicídio, há entre 10 e 20 tentativas, ou seja, quem tentou suicídio está muito mais vulnerável e suscetível a cometê-lo ao longo do tempo.

Segundo Sousa (2019), uma tentativa de suicídio é o maior preditor de nova tentativa ou do suicídio, pois quase 100% das pessoas que cometeram suicídios já enfrentavam problemas mentais, principalmente relacionados à depressão. Moraes (2021) destaca que os principais fatores de risco para o comportamento suicida são: transtornos mentais que estão presentes em mais de 90% das pessoas que cometem suicídio, sexo, idade, ambiente familiar desestruturado, uso abusivo de substâncias alcoólicas e psicoativas, doenças, especialmente aquelas que causam invalidez ou dor crônica, desemprego e pobreza. Entretanto, segundo o autor, muitas pessoas justificam o suicídio apenas pelos fatores primários, como brigas em relacionamentos, desemprego, perda de um parente etc. Já Sousa (2019) ressalta que os fatores são mais abrangentes, pois aquelas pessoas que apresentam comportamento suicida já carregam outros fatores, tendo uma predisposição que pode ser potencializada quando expostos a outros problemas, seja problemas familiares, econômicos, uso de substâncias psicoativas e álcool.

Segundo a Organização Mundial de Saúde (2021), algumas pesquisas apresentam determinados fatores como desencadeadores do comportamento suicida, entre eles estão: transtornos de humor e depressão. Além disso, a maioria das pessoas com transtornos mentais não tem acesso a tratamento eficiente em razão do serviço e suporte não estarem disponíveis, acessíveis ou fora da sua capacidade financeira assim como, o preconceito as impede de buscar ajuda. Ainda segundo a Organização Mundial de Saúde (2021), a relação entre suicídio e transtornos mentais, em especial depressão e alcoolismo, está bem definida em países desenvolvidos. Ao mesmo tempo, aponta que diferentes padrões internacionais de suicídio, mudanças nas taxas, características e métodos de suicídio, destacam a necessidade de cada país melhorar sua compreensão, qualidade e pontualidade nos seus dados relativos a suicídio.

No Brasil, o Ministério da Saúde, por meio da Agenda de Ações Estratégicas para a Vigilância e Prevenção do Suicídio e Promoção da Saúde no Brasil, aponta para a necessidade de sensibilizar e mobilizar toda a sociedade civil e os vários setores (educação, justiça, social, previdência, agricultura e outros) nas esferas federal, estadual e municipal, para atuar sobre os determinantes sociais relacionados a ocorrência do suicídio, dentre eles os socioeconômicos, étnico-raciais, de trabalho e ocupação (MINISTÉRIO DA SAÚDE, 2017).

Em Santa Catarina, considerando as três cidades mais populosas, Blumenau, Florianópolis e Joinville, no ano de 2021, o número de suicídio a cada 100 mil habitantes foi de 9,82, 8,71 e 5,95, respectivamente. Em Blumenau, a incidência de suicídios foi 12,77% maior do que em Florianópolis e 65,03% maior em comparação a Joinville (INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA, 2022). Contudo, para viabilizar uma análise representativa dos determinantes sociais e seus impactos nos fenômenos de depressão e suicídio do município, faz-se necessário o acesso a diversos bancos de dados de instituições, que coletam informações dos munícipes, que estejam vinculadas tanto aos fenômenos quanto aos determinantes sociais, sendo eles: (i) os dados referentes ao consumo de medicação psicotrópica sob poder da Vigilância Sanitária, (ii) dados referente as mortes no município e de violência, inclusive por autolesão, da Vigilância Epidemiológica (VE), (iii) dados sobre os atendimentos psicológicos e psiquiátricos dos Centros de Atendimento Psicossociais(CAPS) do município de Blumenau, (iv) dados do censo do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), e (v) dados dos atendimentos psiquiátricos de Blumenau do Corpo de Bombeiros Militar de Santa Catarina (CBMSC).

Machado e Pereira (2017), apontam que a literatura evidencia um crescimento no uso de técnicas de Inteligência Artificial (IA) para apoiar profissionais da saúde quanto aos diagnósticos e tratamentos de doenças a partir de análise de dados ou imagens. Diante deste contexto, este trabalho propõe uma solução envolvendo análise de dados e algoritmos de aprendizado de máquina (AM) no intuito de estabelecer o panorama municipal de pessoas com depressão e suicidas da cidade Blumenau não apenas do ponto de vista estatístico, mas sim, em relação ao aspecto comportamental.

## OBJETIVOS

O objetivo deste trabalho é disponibilizar um modelo computacional que seja capaz de estabelecer o panorama municipal de pessoas com depressão e suicidas da cidade de Blumenau.

Os objetivos específicos são:

1. verificar se técnicas de AM e análise de dados podem auxiliar no que diz respeito a caracterização do comportamento depressivo ou suicidas;
2. utilizar e combinar modelos preditivos no intuito de identificar as variáveis preditoras que possuem maior relevância em relação ao comportamento suicida;
3. avaliar a eficiência do modelo desenvolvido;
4. comparar os padrões encontrados com as características do suicídio encontradas na literatura.

# trabalhos correlatos

Nesta seção são descritos e comparados trabalhos que possuem características semelhantes aos principais objetivos deste projeto. A seção 2.1 aborda a investigação de que a melhora da depressão pode aumentar a ideação suicida com a aplicação de AM para descoberta de padrões em dados longitudinais (GONG; SIMON; LIU, 2019). A seção 2.2 discorre sobre a análise do ambiente de trabalho como fator de risco para o suicídio de trabalhadores assalariados utilizando AM (PARK; LEE, 2022). Por fim, a seção 2.3 apresenta um estudo que examina o uso de técnicas de AM aplicados em dados de registros nacionais suecos para previsão de tentativa ou ato de suicídio (CHEN *et al*., 2020).

## a machine learning discovery os longitudinal patterns of depression and suicidal ideation

Gong, Simon e Liu (2019) focaram na correlação temporal entre a depressão e a ideação suicida, assumindo que existem padrões na progressão da depressão e trajetórias de ideação suicida. Os autores, tinham como intuito estabelecer padrões heterogêneos de trajetória de depressão e investigar a afirmação feita por Mittal, Brown e Shorter (2009) de que a melhora no quadro de depressão pode ser acompanhada de ideação suicida.

Gong, Simon e Liu (2019) se basearam em dados processados a partir de questionários Patient Health Questionnaire (PHQ-9) autoadministrados que visam avaliar a frequência e gravidade dos sintomas de depressão nas últimas duas semanas dos pacientes. Os PHQ-9 são formados por 9 questões que se propõem a medir o grau de depressão e ideação suicida. A partir deles, busca-se a frequência nas últimas duas semanas de sintomas característicos de depressão como (i) falta de vontade ou prazer, (ii) sono excessivo, (iii) cansaço excessivo, (iv) distúrbios alimentares e (v) sentimento de que estar morto seria melhor. Em específico, a última questão (item 9) do questionário refere-se a ideação suicida. Para cada uma das respostas é atribuída uma pontuação que varia de 0 a 3 de acordo com a frequência relatada, sendo 3 pontos para frequência quase diária e 0 pontos para nenhuma frequência.

Gong, Simon e Liu (2019) utilizaram o conjunto de dados disponibilizado pelo Mental Health Research Network (MHRN) que continha a participação de 9306 indivíduos. Os autores selecionaram 610 indivíduos que possuem pelo menos 6 pontos registrados de PHQ-9 durante 20 períodos consecutivos de duas semanas da amostra original. No pré-processamento, segundo Gong, Simon e Liu (2019), os registros foram transformados em trajetórias contínuas, baseado no método regressão de processos gaussianos aplicado a dados clínicos (LASKO; DENNY; LEVY, 2013). Posteriormente, Gong, Simon e Liu (2019) calcularam a Cross Correlation Function[[1]](#footnote-2)(CCF) entre os pontos das primeiras 8 questões e o item 9 do PHQ-9, conforme demonstra a Figura 1.

Figura 1 - Exemplo de paciente com CCF positivo com lag com valor zero, positivo e negativo

Gráfico

Descrição gerada automaticamente

Fonte: Gong, Simon e Liu (2019).

Segundo Gong, Simon e Liu (2019), os valores de CCF variam entre -1 e 1, tendo alta similaridade quando próximo de 1, indicando uma correlação negativa quando próximo de -1 e baixa ou inexistente quando próximo de 0. Nestes cenários, com k = 0 demonstrado na primeira coluna na Figura 1 (item a), o comportamento da CFF aconteceu simultaneamente nas duas séries, caso k seja positivo uma série esta adianta em relação a outra, visto na coluna do item b da Figura 1 e com k negativo a série está atrasada em relação outra apresentado coluna do item c da Figura 1.

Para examinar a crença de que a melhora da depressão e o aumento da ideação suicida podem ocorrer simultaneamente, Gong, Simon e Liu (2019) utilizaram o Coeficiente de Correlação de Spearman (CCS). O CCS, segundo os autores, não requer dados contínuos, logo ele foi aplicado para medir a força e a direção de associação entre as variações de pontos das 8 questões e a variação de pontos do item 9. Além disso, também foram coletados os seguintes dados das variações de pontuação: (i) taxa de variação em 1 mês, (ii) a primeira observação (mês 0) e a (iii) média de pontos entre o mês inicial (mês 0) e os meses 3, 6 e 9.

A partir dos dados coletados, Gong, Simon e Liu (2019) aplicaram os métodos propostos por Lasko, Denny e Levy (2013), para descobrir fenótipos computacionais em dados clínicos esparsos, irregulares e com ruído. Para isto, utilizaram uma Rede neural artificial (RNA) do tipo autoencoder para extrair os subtipos de depressão. De forma simplificada, um autoencoder é uma rede que procura copiar os dados de entrada para a saída, e internamente possui um código usado para representar a entrada. A camada de entrada tem m nós representando as trajetórias ajustadas, a camada latente possui h nós que representam as características ocultas pela transformação de entrada, e a camada de saída possui m nós que representam uma reconstrução dos dados de entrada transformados da camada latente.

Segundo Gong, Simon e Liu (2019), na aplicação da validação cruzada, as amostras de treinamento foram divididas aleatoriamente em cinco subamostras de igual tamanho. Uma das subamostras foi usada como dado de validação e as outras quatro para treinamento. O processo de validação cruzada foi repetido 5 vezes com cada uma das cinco subamostras, para que cada amostra fosse usada como validação. Além disso, os autores também apontam que o critério de erro entre a trajetória original e a reconstruída foi o erro quadrático médio.

Cada paciente possui um vetor de ativação que representa a semelhança com cada grupo. Segundo Gong, Simon e Liu (2019) é possível agrupá-los usando o vetor de ativação para descobrir os subtipos de depressão. Para isso, utilizou-se o algoritmo k-means, sendo que a quantidade de clusters foi definida através do método da curva do cotovelo (Elbow Curve). Os autores destacam que todas as análises foram realizadas na linguagem Python e os algoritmos GPR e k-means foram utilizados a partir do pacote de código aberto scikit-learn. Já o pacote Theano foi utilizado para a aplicação da RNA.

De acordo com Gong, Simon e Liu (2019), através da CCF e da correlação de Spearman confirmou-se a hipótese que os pontos das 8 questões e do item 9 tendem a mudar na mesma direção, onde a CCF no seu maior valor tinha o lag de 0. Além disso, os autores também constataram a existência de uma forte correlação temporal entre os pontos das primeiras 8 questões e o item 9, tendo acontecido em sincronia em 45% dos pacientes. Neste ponto observaram também uma distribuição simétrica para lag positivo e negativo, indicando que há pacientes em que a ideação suicida precede ou sucede os sintomas de depressão. Os autores afirmam ainda que seu método traz informações uteis para as práticas de monitoramento de depressão e prevenção de suicídio, se for possível determinar o padrão de progressão de um paciente usando a análise de correlação cruzada, saber a trajetória principal pode fornecer uma forte evidência da trajetória seguinte.

Segundo Gong, Simon e Liu (2019) este é o primeiro trabalho que analisa a correlação temporal entre os valores das 8 questões de depressão e o item 9 de ideação suicida utilizando valores do PHQ-9 de prontuários médicos eletrônicos. As conclusões foram similares na análise de correlação cruzada utilizando as trajetórias ajustadas pelo método gaussiano, e na análise de mudança de padrão utilizando valores não ajustados de PHQ-9. Dentre os registros dos pacientes analisados, verificou-se que os valores das 8 questões de depressão tendem a mudar na mesma direção do item 9. Além disto, encontraram que de 8% a 13% dos pacientes possuem aumento da ideação suicida juntamente com a melhora da depressão, sendo este o primeiro estudo que mostrou evidências deste fenômeno utilizando dados de prontuário médico eletrônico.

Como limitações, Gong, Simon e Liu (2019) destacam primeiramente que a regressão do processo gaussiano não é o mais indicado quando os dados são esparsos e o item 9 está frequentemente zerado. Neste sentido, os autores apontam que a aplicação da interpolação com *spline* linear poderia gerar melhores resultados. Gong, Simon e Liu (2019) também ressaltam que o grupo de pacientes estudados foi pequeno, devido a seleção em relação a frequência no monitoramento, o que pode tornar o estudo enviesado para casos mais severos. Por último, a estrutura latente é um padrão local, isso significa que não é especificado o início da trajetória latente no histórico da doença. Isso limita a aplicação deste modelo para outras doenças crônicas, pois nem todas apresentam periodicidade e descobrir seu padrão local não garante a tendencia futura.

## a machine learning approach for predicting wage workers suicidal ideation

Quando um trabalhador sofre com problemas mentais, ele pode ter várias dificuldades como baixa autoconfiança, tensão, erros frequentes, cansaço excessivo e entrar em conflito com colegas, levando-o a um baixo desempenho. Além disso, em casos extremos, os problemas com a saúde mental podem levar ao suicídio. Diante disso, Park e Lee (2022) tinham como intuito analisar se a ideação suicida de trabalhadores assalariados pode ser prevista com características individuais, estados emocionais e características do ambiente de trabalho. Foram observados também características demográficas, histórico médico e diferenças no estilo de vida pessoal de um grupo de trabalhadores com pensamentos suicidas, assim como variações no estado emocional, níveis de estresse, situação de saúde e fatores de depressão. A partir disso, Park e Lee (2022) procuraram determinar quais características afetam a ideação suicida, analisando aspectos como jornada de trabalho, tipo de trabalho e profissão e, se técnicas de AM podem identificar de forma eficaz quais fatores estão relacionados ao ambiente de trabalho ou emocionais.

Park e Lee (2022) utilizaram dados levantados pelo Korean National Health and Nutrition Examination Survey (KNHANES [[2]](#footnote-3)). Foram selecionados dados das pesquisas dos anos de 2007 a 2013, de 2015 e de 2017, pois continham questões relacionadas à análise de ideação suicida, tais como: durante o ano passado, você sentiu em algum momento que estava disposto a morrer? No total, foram filtrados 12865 trabalhadores com idade igual ou superior a 19 anos. Destes, Park e Lee (2022) excluíram 49 pessoas que não responderam à pergunta sobre ideação suicida.

Segundo Park e Lee (2022), foram selecionadas 23 variáveis que apresentam alguma relação com a ideação suicida. Elas possuem informações sobre a saúde (histórico de variadas doenças, índice de massa corporal etc.), características individuais (educação, idade, estado civil etc.) e de trabalho (ocupação, tipo de turno, horas trabalhadas por semana etc.) dos indivíduos. A partir delas, os autores desenvolveram dois modelos computacionais, um levando em consideração todas as variáveis para previsão de ideação suicida e o outro, utilizando apenas as relacionados ao trabalho. O algoritmo de AM utilizado por Park e Lee (2022) foi a Floresta Aleatória (FA). Dentre os benefícios citados pelos autores, tem-se o fato dele ser amplamente utilizado devido a sua boa performance preditiva, especialmente em pesquisas relacionadas a saúde mental.

Inicialmente, Park e Lee (2022) subdividiram a base de dados em 70% dos dados para treinamento e 30% para teste. Para evitar *overfitting*, os autores aplicaram validação cruzada com 10 partições e repetiram o processo cinco vezes. Para encontrar os melhores parâmetros para a Floresta Aleatória, Park e Lee (2022) utilizaram o método grid *search*. Posteriormente, a performance do modelo foi avaliada utilizando o cálculo de acurácia, sensibilidade, especificidade, valor preditivo positivo (precisão), valor preditivo negativo, *Area Under the Curve* (AUC) e F1 Score. Na implementação, utilizou-se a linguagem R versão 4.1.2, com o pacote “mice” para processar dados faltantes, o pacote “caret” para a validação cruzada e o pacote “ROCR” para o AUC.

Park e Lee (2022) utilizaram dois modelos de floresta aleatória similares, porém diferenciando as variáveis utilizadas do conjunto de dados. No primeiro modelo foram utilizadas 23 variáveis, entre elas dados socioeconômicos, histórico médico, características do trabalho e estilo de vida, que obteve um F1 Score de 0,915. Já o segundo modelo, utilizou apenas as 5 variáveis relacionadas ao trabalho, sendo elas ocupação, regime de trabalho, jornada de trabalho, tipo de turno e horas trabalhadas por semana, alcançando 0,778 de F1 Score. Park e Lee (2022) ressaltam que o primeiro modelo atingiu AUC de 0,922 e o segundo 0,818. Além disso, os autores também destacam que um valor de AUC superior ou igual a 0,75 é considerado clinicamente útil para previsão de ideação suicida.

Segundo Park e Lee (2022), as principais limitações identificadas foram: (i) apenas fatores multissetoriais foram utilizados e a avaliação dos ambientes de trabalho não foi realizada. No futuro, os autores sugerem a necessidade da realização de uma pesquisa com os trabalhadores para confirmar a consistência dos dados; (ii) apenas a ideação suicida foi avaliada. Por último, (iii) a aplicação de outras técnicas AM ou IA para previsão de suicido.

## PREDICTING SUICIDE ATTEMPT OR SUICIDE DEATH FOLLOWING A VISIT TO PSYCHIATRIC SPECIALTY CARE: A MACHINE LEARNING STUDY USING SWEDISH NATIONAL REGISTRY DATA

Chen *et al.* (2020) mediram a performance de diversos modelos de AM aplicados a dados de registros nacionais de saúde dos suecos. Segundo os autores, tais modelos tinham o intuito de estabelecer a previsão prognóstica de tentativa de suicídio ou morte por suicídio dentro de 30 ou 90 dias após uma internação ou consulta ambulatorial de atendimento psiquiátrico.

Segundo Chen *et al.* (2020), os dados utilizados são provenientes dos registros médicos de partos, registro de população total (contém dados como sexo, nascimento, morte migração e relações familiares), o registro multigeracional (vincula indivíduos com pais biológicos), integração longitudinal para seguro de saúde e estudos de mercado de trabalho (dados socioeconômicos), registro nacional de pacientes, registro de medicação prescrita e o registro nacional de crime. Ainda de acordo com os autores, o conjunto de dados consiste em consultas ambulatoriais ou de internação com psiquiatras por pacientes de 18 a 39 anos na Suécia entre as datas 01/01/2011 e 31/12/2012, com diagnostico principal de qualquer transtorno mental ou comportamental de acordo com a Classificação Internacional Diagnósticos (CID-10: F00-F99). Para garantir a qualidade de dados e minimizar a quantidade de variáveis preditoras vazias, apenas pacientes nascidos na Suécia foram incluídos no estudo. Adicionalmente pacientes que emigraram antes da consulta, faleceram no mesmo dia da consulta ou não possuíam informação de um dos pais foram excluídos. No final, o conjunto de dados se estabeleceu com 541300 consultas de 126205 pacientes dentro do período analisado.

Inicialmente, Chen *et al*. (2020) treinaram 4 modelos: (i) Elastic Net Penalized Logistic Regression (ENPLR), (ii) Floresta Aleatória (FA), (iii) Gradient Boosting (GB) e (iv) uma RNA. Segundo os autores, eles optaram por estes algoritmos pois possuem uma abordagem analítica, tornando possível agregá-los com um método de ensemble[[3]](#footnote-4). Para cada modelo, utilizou-se o *grid search* para definir os hypermarametros com a validação cruzada de 10 partições e como métrica o AUC. Em seguida, comparou-se os 4 algoritmos e modelos treinados com os formados pela agregação dos algoritmos (método ensemble). Segundo Chen *et al.* (2020), selecionou-se o modelo com menor diferença entre o AUC de validação e treinamento. Ainda segundo os autores, utilizou-se o valor de AUC no conjunto de teste para avaliar a descriminação do modelo, ou seja, sua capacidade de separar os que podem ou não ter uma experiência com suicídio. Neste caso, o método de Delong’s foi aplicado para determinar o intervalo de confiança do AUC do conjunto de teste. Além disso, também foram utilizadas as métricas que medem a sensibilidade, especificidade, valor preditivo positivo (VPP), valor preditivo negativo (VPN), Brier Score, *predictor importance score* e análise da curva de aprendizado do modelo. Ressalta-se que os autores utilizaram os softwares SAS 9.4 e R 3.6.1 para construção do conjunto de dados e análises descritivas. Já os pacotes Scikit-learn e XGBoost da linguagem Python 3.6.7 foram utilizados para as análises de AM durante a definição e avaliação dos modelos.

Por fim, Chen *et al.* (2020) treinaram um modelo considerando um número menor de variáveis (sexo, idade na visita, diagnóstico e medicamentos controlados) assim como, utilizaram o método de diminuição de AUC proposto por A Hanley e McNeil (1982). Tal técnica permite avaliar o poder preditivo de um modelo que não depende de uma integração complexa entre bases, ou seja, possibilita apenas a utilização dos dados disponíveis em um prontuário eletrônico que, segundo os autores, é mais viável.

Segundo Chen *et al.* (2020), os resultados da validação cruzada demonstraram que os AUCs dos melhores modelos com algoritmos individuais eram similares. Já o modelo com agregação dos 4 melhores algoritmos distintos apresentou um valor maior de AUC de validação. Por esse motivo, Chen *et al.* (2020) optaram pelo modelo com agregação dos 4 algoritmos distintos (ENPLR, FA, GB e RN) aplicado a uma versão com previsão de ato suicida em 30 dias após consulta e uma para previsão de ato suicida em 90 dias da consulta. A partir desses modelos, os valores de AUC no conjunto teste foram de 0,88 (95% Intervalo de Confiança (IC) = 0,87 a 0,89) para a previsão de 30 dias e 0,89 (95% CI=0,88 a 0,90) para o de 90 dias. Além disso, os autores apontam que no limiar de risco de 95% os modelos de 90 dias e 30 dias apresentaram respectivamente, sensibilidade de 47,2% e 52,9%, especificidade de 96,6% e 95,9%, VVP de 34,9% e 18,7%, e de VPN 97,9% e 99,1%. Já os valores de Brier Score foram estimados em 0,028 e 0,015, ambos próximos de 0, indicando boa calibragem de modelo.

Por fim, Chen *et al*. (2020), ressaltam a necessidade para o aumento da qualidade dos dados, tendo em vista que foram selecionados indivíduos que possuíam registros médicos de nascimento a partir de 1972, fazendo com que nas datas estudadas os pacientes mais velhos estivessem com 39 anos. Dessa forma, segundo os autores, tem-se então um modelo que não generaliza bem para menores de 18 anos e adultos acima de 40 anos. Outra limitação diz respeito a escolha das variáveis preditoras, pois foram definidas de forma arbitrária. Já em relação aos modelos, eles não foram validados considerando outras bases de dados, por isso a capacidade de generalização em outras populações permanece desconhecida.

# proposta

Esta seção apresenta a justificativa para o desenvolvimento desse trabalho, os principais requisitos e a metodologia de desenvolvimento que será utilizada. Também são relacionados os assuntos e as fontes bibliográficas que irão fundamentar o estudo proposto.

## JUSTIFICATIVA

No Quadro 1 é apresentado o comparativo entre os trabalhos correlatos. As linhas representam as características e as colunas os trabalhos.

Quadro 1 - Comparativo dos trabalhos correlatos

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Trabalhos  Características | Gong, Simon e Liu (2019) | Park e Lee  (2022) | Chen *et al*.  (2020) |
| Objetivo | Estabelecer padrões heterogêneos de trajetória de depressão e investigar a afirmação de que a melhora no quadro de depressão pode ser acompanhada de maior ideação suicida | Investigar se o risco de ideação suicida de trabalhadores pode ser previsto de forma eficaz com fatores relacionados ao ambiente de trabalho | Examinar o potencial de previsão de comportamento suicida dos dados de registros nacionais suecos |
| Perfil do público-alvo | Pacientes em tratamento de depressão | Trabalhadores assalariados | Pessoas nascidas na Suécia |
| Características do conjunto de dados utilizado | Dados de prontuários eletrônicos de 610 pacientes com variação de pelo menos 6 pontos na pergunta 9 do questionário PHQ-9 em um período de 20 quinzenas, 62% com idade superior a 45 anos e 68% do sexo feminino | Dados oriundos de 12816 trabalhadores com mais de 19 anos em um período de 9 anos de levantamentos | Dados oriundos de 541300 consultas de 126205 pacientes atendidos entre as datas 01/01/2011 e 31/12/2012 composto por 54% do sexo feminino e 46% do sexo masculino, idades entre 18 e 39 anos |
| Variáveis utilizadas | Pontuação nas 9 perguntas do questionário PHQ-9 | Demográficas, histórico médico, características de trabalho, e escolhas pessoais de estilo de vida | Demográficas, socioeconômicas, registros médicos eletrônicos, criminalidade, histórico de saúde familiar e crime |
| Algoritmo de Aprendizado de Máquina | Regressão por processos gaussianos, k-means e RNA | Floresta Aleatória | Elastic net penalized logistic regression, floresta aleatória, gradient boosting e RNA |
| Métricas utilizadas | Similaridade entre subgrupos | Acurácia, sensibilidade, especificidade, valor preditivo positivo/negativo, (AUC) e F1 Score | AUC, sensibilidade, especificidade, valor preditivo positivo/negativo |

Fonte: elaborado pela autora.

A partir do Quadro 1, pode-se perceber que todos os trabalhos possuem objetivos diferentes, porém tendo atos suicidas e/ou saúde mental como principal objeto de investigação. Além disso, todos utilizam dados já existentes em sistemas dos governos ou entidades de saúde que são utilizados como entrada nos mais diversos algoritmos de AM.

Neste contexto, Chen *et al.* (2020) consolidaram várias bases de dados do governo sueco. A partir deles, desenvolveram um preditor de atos suicidas dentro de 30 e 90 dias após uma consulta com atendimento psiquiátricos. Para isso, foram utilizados e vinculados dados do Registro Nacional de Pacientes (desde 1964), Registro Médico de Nascimentos (iniciado em 1973), Registo Total de População (desde 1968), Registro Multigeracional, Registro Nacional de Crimes, Registro de Drogas Prescritas (desde 2005) entre outros.

Chen *et al*. (2020) analisaram a performance dos algoritmos EN, FA, GB, RN e de suas combinações com uso do método ensemble. Os valores de AUC alcançados pelos modelos de previsão para 90 e 30 dias após consulta foram respectivamente para EN 0,8721 e 0,8883, para FA 0,8703 e 0,8875, para GB 0,8741 e 0,8902 e para RN 0,8735 e 0,8878. No método de ensemble foram realizadas agregações de dois ou três dos algoritmos previamente citados com todas as combinações possíveis. Por fim, o modelo com agregação de todos os algoritmos EN, FA, GB e RN obteve melhor desempenho, pois apresentou menor variação entre o valor de AUC de validação e treino para até 90 dias de 0,8751 e de 0,8910 para até 30 dias.

Park e Lee (2022) utilizaram dados do sistema de vigilância da saúde e nutrição sul coreano (KHNANES), tendo como objetivo prever atos suicidas dentre os trabalhadores assalariados através do algoritmo de floresta aleatória. Os autores justificam a escolha considerando o bom desempenho da aplicação da FA em outros estudos relacionados a saúde mental. Park e Lee (2022) desenvolveram dois modelos de predição de ideação suicida: (i) com diversas variáveis preditoras e, dentre elas 5 variáveis relacionadas ao trabalho, (ii) apenas considerando as 5 variáveis relacionadas ao trabalho. Os autores relatam que quando utilizaram as 23 variáveis relacionadas ao trabalho, vida e estado emocional, o método floresta aleatória alcançou precisão de 98,9%. Por outro lado, ao considerar apenas as variáveis relacionadas ao trabalho, 97,4% dos casos eram previstos. Park e Lee (2022) concluem que a aplicação de algoritmos de AM a partir de dados/fatores do ambiente de trabalho, podem prever a ideação suicida de forma eficiente.

Gong, Simon e Liu (2019) tentam comprovar a hipótese levantada por um grupo de pesquisadores médicos psiquiátricos, de que a ideação suicida aumenta com a melhora do quadro de depressão. Para isso, os autores criaram um modelo de previsão, analisando-o a partir da divisão dos pacientes em subgrupos baseados em trajetórias heterogêneas de depressão. Similar a pesquisa de Park e Lee (2022), Gong, Simon e Liu (2019) utilizaram dados provenientes de um questionário que acompanha a ideação suicida dos indivíduos. Assim como Chen *et al*. (2020), o conjunto de dados processado é composto apenas de indivíduos diagnosticados por especialistas em saúde mental, no caso de Gong, Simon e Liu (2019), diagnóstico específico de depressão. Os autores também examinaram as similaridades temporais entre os sintomas de depressão e de ideação suicida inicialmente aplicando a CCF. Eles não observaram nenhum valor negativo de CCF para deslocamentos entre -5 e 5. Isso significa que não há evidências, a partir deste conjunto de dados, que a relação entre os sintomas depressivos e ideação suicida tenham correlação negativa. Além disso, também foi observado que a maioria dos pacientes possuem os sintomas seguindo uma mesma tendencia e sem atraso, ou seja, se a depressão aumenta a ideação suicida também aumenta e no caso de diminuição sofrem queda da intensidade. A taxa de variação entre os valores referentes a depressão e a ideação suicida a curto e longo prazo foram então submetidos a CCS. Os autores observaram a curto prazo uma relação positiva monotônica e a longo prazo os valores de CCS foram para 3 meses 0,52, para 6 meses 0,57 e para 9 meses 0,56. Isto demonstra, segundo Gong, Simon e Liu (2019), uma tendência de mudança na mesma direção. Por fim, os autores concluem que de 8% a 13% dos pacientes demonstraram aumento da ideação suicida com a redução dos sintomas de depressão, 45% dos pacientes possuem os sintomas de depressão e ideação suicida variando em sincronia. Posteriormente, aplicaram uma rede neural artificial, a autoencoder, para descobrir estruturas latentes das trajetórias dos sintomas depressivos e ao analisá-las classificaram 5 subgrupos de pacientes.

Diante deste cenário, percebe-se a necessidade da realização de pesquisas e aprofundamento quanto ao mapeamento do perfil de comportamento depressivo e suicida. No contexto do município de Blumenau, torna-se um trabalho pioneiro e que apresenta os seguintes desafios: (i) dificuldade de acesso aos dados; (ii) falta de integração das bases de dados públicas que possuem dados relevantes para análise; (iii) forte estigma quanto a discussão do assunto de maneira geral. Por isso, apresenta relevância científica e social. No contexto social, tentará apresentar características comportamentais aos quais fogem dos boletins tradicionais que se utilizam de estatística descritiva. Já no aspecto científico, a maior dificuldade será a consolidação dos dados em uma única base e dados, assim como em identificar variáveis relevantes que possam prever o comportamento e a necessidade de acompanhamento adequado da família ou das instituições de saúde.

## REQUISITOS PRINCIPAIS DO PROBLEMA A SER TRABALHADO

Esta seção apresenta os Requisitos Funcionais (RF) e Requisitos Não Funcionais (RNF) do modelo de predição/caracterização do comportamento suicida e depressivo da cidade de Blumenau.

1. permitir o carregamento de arquivos no formato Comma-Separated Values (CSV), com as informações fornecidas pela Vigilância Epidemiológica, Vigilância Sanitária, Corpo de Bombeiros Militar de Santa Catarina, Centros de Atendimento Psicossociais e Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (RF);
2. utilizar técnicas de análise de dados para correlacionar, limpar e normalizar as informações de múltiplas bases de dados (RF);
3. utilizar os coeficientes de correlação de Pearson, Spearman e Linear para estabelecer as variáveis com maior impacto quanto ao comportamento suicida ou depressivo do município de Blumenau (RF);
4. apresentar uma listagem com os fatores/variáveis que mais influenciam o comportamento suicida ou depressivo (RF);
5. utilizar técnicas de AM para predizer ou caracterizar o comportamento suicida e depressivo (RF);
6. utilizar algoritmo k-means para verificar subgrupos de perfis de depressão e suicídio, apresentando-os através de um gráfico 3D (RF);
7. utilizar método ensemble para determinar o melhor modelo preditor de suicídio (RF);
8. calcular as taxas de desempenho do modelo: curva AUC, validação cruzada, sensibilidade, especificidade e precisão (RF);
9. utilizar a biblioteca Scikit-Learn e a linguagem Python (RNF);
10. utilizar o banco de dados MySQL para persistir os dados (RNF).

## METODOLOGIA

O trabalho será desenvolvido observando as seguintes etapas:

1. levantamento bibliográfico: pesquisar sobre comportamento suicida ou depressivo, AM e trabalhos correlatos;
2. submissão ao conselho de ética: escrita e cadastro do trabalho na plataforma Brasil e submissão para o conselho de ética da FURB;
3. entendimento do negócio: serão feitas reuniões com profissionais da área de saúde que trabalham com doenças metais ou atendem casos de suicídios visando entender melhor quais características ou sintomas fazem sentido e podem ser utilizados para estabelecer o comportamento suicida;
4. busca por bases dados: pesquisar bases de dados que possam estabelecer o comportamento suicida de Blumenau. Espera-se trabalhar com os dados da Vigilância Epidemiológica, Vigilância Sanitária, CBMSC, Centros de Atendimento Psicossociais e IBGE. Ressalta-se que os dados virão anonimizados conforme estabelecido na Lei Geral de Proteção de Dados (LGPD);
5. entendimento dos dados: analisar as características e informações existentes nas bases de dados. Além disso, também serão necessárias serão reuniões com os profissionais da área e com os órgãos que disponibilizaram os dados para entender os formatos dos dados e sua utilidade;
6. definição de ferramentas e métodos para consolidação das bases de dados: pesquisar e escolher as ferramentas mais apropriadas para consolidar as bases de dados encontradas no item (d);
7. consolidação da base de dados: com as bases nos itens (d), (e) e (f) fazer a correlação dos dados, utilizando a linguagem Python, biblioteca Pandas e banco de dados MySQL;
8. tratamento de dados: organizar a base de dados deixando apenas os registros consistentes (sem informações faltantes), utilizando a linguagem Python e a biblioteca Pandas;
9. pesquisa e escolha do algoritmo de predição: pesquisar os principais algoritmos de AM, escolhendo o mais adequado para estabelecer o comportamento de suicídio no município de Blumenau;
10. implementação: implementação do modelo levando em consideração os itens (d), (g), (h) e (i) utilizando a linguagem de programação Python a biblioteca Scikit-Learn;
11. análise do modelo: realizar testes a partir das bases de dados para verificar a eficiência e assertividade do modelo elaborado utilizando a validação cruzada, sensibilidade, AUC, valor preditivo positivo e negativo. Além disso, realizar a validação dos resultados junto aos profissionais na área de saúde e com os descritos na literatura.

As etapas serão realizadas nos períodos relacionados no Quadro 2.

Quadro 2 - Cronograma de atividades a serem realizadas

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | 2022 | | | | 2023 | | | | | | | | | | | |
|  | nov. | | dez. | | jan. | | fev. | | mar. | | abr. | | maio | | jun. | |
| etapas / quinzenas | 1 | 2 | 1 | 2 | 1 | 2 | 1 | 2 | 1 | 2 | 1 | 2 | 1 | 2 | 1 | 2 |
| levantamento bibliográfico |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| submissão ao conselho de ética |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| entendimento do negócio |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| busca por bases dados |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| entendimento dos dados |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| definição de ferramentas e métodos para consolidação das bases de dados |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| consolidação da base de dados |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| tratamento de dados |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| pesquisa e escolha do algoritmo de predição |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| implementação |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| análise do modelo |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |

Fonte: elaborado pela autora.

# REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Esta seção tem como objetivo explorar os principais assuntos que fundamentarão o estudo a ser realizado. A seção 4.1 aborda comportamento suicida ou depressivo. E, por fim, a seção 4.2 discorre sobre aprendizado de máquina.

## SuicÍdio

De acordo com Meneghel et al. (2004), o suicídio é um fenômeno complexo que envolve o entendimento de diversas áreas do conhecimento. Os autores descrevem o fenômeno como sendo o ato humano de causar o término da própria vida. Por outro lado, a Associação Brasileira de Psiquiatria (ABP) afirma que o suicídio pode ser definido como o ato deliberado executado pelo próprio indivíduo, cuja intenção seja a morte, de forma consciente e intencional, mesmo que ambivalente, usando um meio que acredita ser letal. Meneghel et al. (2004) acrescentam que o termo suicídio só pode ser usado no caso de morte, ou de circunstâncias cuja sequência causal levem a morte e o indivíduo teve esta intenção.

Segundo a Associação Brasileira de Psiquiatria (2014), o comportamento suicida não engloba apenas o suicídio, mas os pensamentos, os planos para cometê-lo e a tentativa de suicídio. Ainda destaca-se que apenas uma pequena proporção do comportamento suicida chega ao conhecimento da população e que muitas vezes o primeiro contato com um profissional ocorre no momento de uma tentativa de suicídio, momento representado pela linha pontilhada na Figura 2.

Figura 2 - Comportamento suicida ao longo da vida do brasileiro

Diagrama

Descrição gerada automaticamente

Fonte: Associação Brasileira de Psiquiatria (2014).

Para a Associação Brasileira de Psiquiatria (2014), os principais fatores de risco associados ao comportamento de risco são: (i) doenças mentais, especificamente a depressão, o transtorno bipolar, transtornos mentais relacionados a uso de álcool e outras substancias, transtornos de personalidade, esquizofrenia e aumento do risco com associação de doenças mentais(depressão e dependência de álcool); (ii) aspectos sociais, sendo eles gênero masculino, idade entre 15 e 30 e acima de 65 anos, não ter filhos, moradores de áreas urbanas, desempregados ou aposentados, isolamento social, solteiros, separados ou viúvos, populações especiais como indígenas, adolescentes e moradores de rua, (iii) aspectos psicológicos, dentre eles as perdas recentes, pouca resiliência, personalidade impulsiva, agressiva ou de humor instável, ter sofrido abuso físico ou sexual na infância, desesperança, desespero e desamparo e (iv) condição de saúde limitante como doenças orgânicas limitantes, dor crônica, doenças neurológicas(Epilepsia, Parkinson, Hungtinton), trauma medular, tumores malignos e AIDS.

Meneghel et al. (2004) também associam aos seguintes fatores ao suicídio: (i) tentativas prévias, (ii) a doença afetiva (episódios depressivos, transtorno afetivo bipolar e outros), (iii) o isolamento social, (iv) a história familiar, (v) a declaração de intenções, e (vi) elementos demográficos e socioeconômicos. Dentre as situações associadas ao comportamento suicida destacam-se (i) adição a drogas, (ii) eventos estressores, (iii) doença terminal, (iv) aumento na prevalência de transtornos depressivos, (v) aumento de uso abusivo de substâncias psicoativas, (vi) mudanças psicobiológicas, como a diminuição na data de início da puberdade, (vii) aumento do número de estressores sociais, (viii) mudanças nos padrões de aceitação de comportamento suicidas e aumento na disponibilidade de modelos suicidas.

Segundo a Associação Brasileira de Psiquiatria (2014), o processo de avaliação e atendimento dos pacientes suicidas, inicia-se pela identificação do indivíduo de risco através de avaliação clínica periódica, ao qual, deve-se considerar que o risco pode mudar rapidamente. Além disso, também deve-se considerar que não é possível prever com exatidão qual paciente irá se suicidar. Por isso, o risco é estimado através de uma entrevista clínica e, assim como, com a coleta de informações de terceiros. Contudo, a avalição deve incluir informações sobre: (i) se a pessoa tem uma doença mental, e qual doença, bem como sintomas proeminentes, (ii) histórico pessoal e familiar de comportamento suicida, (iii) suicidabilidade, verificando se possui pensamentos atuais de morte ou suicídio, planos ou meios para se matar, desespero, desesperança e desamparo, (iv) características de personalidade, resiliência, respostas anteriores a situações estressoras, tolerância a dor psíquica, julgamento adequado à realidade, avaliar presença de impulsividade e agressividade, (v) fatores estressores crônicos e recentes como migração, separação e perda de pessoa próxima, podendo ter risco maior ainda quando os estressores recentes são considerados socialmente humilhantes como falência, prisão, traição conjugal e perda de emprego, (vi) fatores psicossociais e demográficos, com destaque para situação laboral no caso de desempregado ou aposentado, estado marital no caso de viúvo, separado ou solteiro, religiosidade, história de abuso físico ou sexual na infância ou adolescência, idade entre 15 e 30 anos ou acima de 65 anos e ser do sexo masculino e (vii) presença de outras doenças, em especial as neurológicas como epilepsia, lesões medulares e cerebrais, neoplasias, HIV/AIDS, doenças clínicas crônicas entre outras.

A Associação Brasileira de Psiquiatria (2014) recomenda que durante a consulta e avaliação do risco de suicídio sejam feitas algumas perguntas, sendo as três primeiras as que sugerem risco: (i) “você tem planos para o futuro?”; (ii) “A vida vale a pena ser vivida?” e (iii) “Se a morte viesse, ela seria bem-vinda?”. Ressalta-se que em pacientes em risco, a respostas para as duas perguntas seria “não” e para a terceira a resposta do paciente em risco é “sim”. No caso do paciente responder as perguntas iniciais conforme descrito, são feitas 3 perguntas adicionais para caracterização do nível de risco, sendo elas relativas a: (i) já pensar na forma como se machucar ou se matar, (ii) se há plano para se matar e (iii) se ouve tentativa recente. Além disso, no questionário de avaliação também constam questões para avaliar a frequência e severidade da ideação, a possibilidade real de suicídio analisando meios e planos, como por exemplo, observar a existência de uma carta de despedida e, se o paciente é capaz de controlar seus impulsos ou acontecimento estressores recentes. A partir disso, para estabelecer o nível de risco, a Associação Brasileira de Psiquiatria (2014) orienta que o profissional de saúde faça uma avaliação detalhada da história do indivíduo, incluindo a suicidabilidade e doença mental. Deve-se classificar o paciente em uma das três categorias: risco baixo, médio e alto. O risco baixo é caracterizado quanto o paciente têm alguns pensamentos suicidas, mas não fez nenhum plano. No risco médio, o paciente tem pensamentos e planos, mas não pretende cometer suicídio imediatamente. Já no risco alto, existe um plano definido e meios para executá-lo imediatamente.

A Associação Brasileira de Psiquiatria (2014) também ressalta que a metade das vítimas de suicídio estiveram em uma consulta médica nos últimos 6 meses antes da morte, 80% estiveram em atendimento com médico não psiquiatra no mês anterior ao suicídio e quase 100% dos suicidas possuíam alguma doença mental, muitas vezes não diagnosticada ou tratada. Além disso, ainda segundo a Associação Brasileira de Psiquiatria (2014), a prevenção não deve iniciar em centros de saúde mental, mas em todos os âmbitos do sistema de saúde. Sobretudo, deve-se considerar (i) que a porta de entrada do paciente de risco pode ser variada (emergência clínica, emergência psiquiátrica, centros de saúde da família, centros de atenção psicossocial etc.), (ii) melhorar a capacidade dos profissionais em detecção do risco e (iii) lidar com o paciente é uma forma de prevenção.

## Aprendizado de máquina

Segundo Jordan e Mitchell (2015), Aprendizado de Máquina (AM) é uma área do conhecimento que estuda formas de como construir computadores que se aperfeiçoam automaticamente através de experiências. É uma das áreas que mais cresceu nos últimos anos. Ainda segundo os autores, seu crescimento acelerado se deve ao desenvolvimento de novos algoritmos e teorias, disponibilidade de dados e redução do custo computacional.

De acordo com Faceli *et al*. (2021), os algoritmos de AM têm sido utilizados para atender diversas tarefas na medicina, indústria, educação, fiscalização e marketing, que podem ser divididas em dois grandes grupos: tarefas preditivas e descritivas, conforme apresenta a Figura 3. De acordo com os autores, um algoritmo preditivo é uma função que utiliza um conjunto de dados rotulados para construir um preditor de características. Se este domínio for um conjunto de valores nominais, tem-se um problema de classificação. Se o conjunto de dados do domínio for infinito e ordenado, tem-se um problema de regressão. Uma definição formal é dado um conjunto de observações de pares , em que representa uma função desconhecida. Neste caso, um algoritmo de AM preditivo aprende uma aproximação da função desconhecida . Essa função aproximada, , permite estimar o valor de para novas observações de (FACELI et al. (2021). Por outro lado, os algoritmos descritivos extraem padrões de um conjunto de dados. Estes algoritmos não necessitam de dados rotulados, referente ao conhecimento de um “supervisor externo”. Por isso, utilizam o paradigma de aprendizado não supervisionado. Neste cenário, conforme demonstrado na Figura 3 (lado direito), tem-se a divisão genérica de tarefas atendidas pelo aprendizado não supervisionado, sendo elas: (i) agrupamento, que dividem os dados em grupos por similaridade, (ii) sumarização, que buscam uma descrição para um conjunto de dados e (iii) associação, que procura padrões frequentes de associação entre os atributos de um conjunto de dados. Faceli *et al*. (2021) também destacam que apesar da divisão de modelos em preditivos e descritivos, um modelo preditivo pode gerar uma descrição de um conjunto de dados e um modelo descritivo pode prover previsões após validação (FACELI et al. (2021).

Figura 3 - Hierarquia clássica aprendizado de máquina

Diagrama

Descrição gerada automaticamente

Fonte: Faceli *et al.* (2021).

Mahesh (2020) ressalta que no AM utiliza-se diferentes algoritmos para solucionar problemas de dados. Neste sentido, os cientistas de dados enfatizam que não existe um algoritmo que atende todos os tipos de problemas. O tipo de algoritmo a ser utilizado depende do problema a ser resolvido, do número de variáveis, da quantidade de amostras e assim por diante. Chen *et al*. (2020) apontam que comumente são utilizados os algoritmos/técnicas relacionados a rede neural, k-means, árvore de decisão, árvores aleatórias, entre outros para a detecção de risco de suicídio.

Segundo Mahesh (2020), as redes neurais trabalham para encontrar relações em um conjunto de dados se baseando na forma como um o cérebro humano opera. As redes neurais podem se adaptar para mudanças na entrada dos dados, assim gerando o melhor resultado sem precisar alterar os critérios da saída de dados. No âmbito do aprendizado não supervisionado um dos algoritmos mais simples é o k-means. Ele separa os dados de entrada utilizando um certo número de centros de clusters. A definição da quantidade e o posicionamento destes centros devem ser feitos de forma perspicaz, pois estes quesitos podem gerar resultados diferentes. Para Faceli *et al*. (2021), as Árvores de Decisão, ou Decision Trees, estabelecem regras para tomada de decisão. O algoritmo constrói uma estrutura similar a um fluxograma, com “nós” onde uma condição é verificada, e se atendida o fluxo segue por um ramo, caso contrário, por outro, sempre levando ao próximo nó, até a finalização da árvore. Os nós são utilizados para decidir (de acordo com os atributos de entrada da base de dados) qual caminho tomar para separar os exemplos em classes e as folhas agrupam esses exemplos de acordo com as suas respectivas classes. Além disso, os autores também definem que uma floresta aleatória é um conjunto de árvores de classificação, cada qual construída a partir de um subconjunto aleatório do conjunto de treinamento. Esse conjunto de árvores resulta em um preditor agregado, que pode ser usado para a predição da classe de novos objetos através de um sistema de votação.

Segundo Goutte e Gaussier (2005), para avaliar a precisão dos modelos de AM, normalmente são utilizadas as seguintes métricas: (i) Precision (P), que denomina a proporção de retornos denominados como corretos; (ii) Recall (R), denominando a proporção de entidades que o sistema de fato retorna. Por fim, utiliza-se a métrica F-score, que apresenta um meio harmônico entre P e R. Além disso, também utiliza-se a curva Receiver Operating Characteristic (ROC) que permite analisar a variação da sensibilidade e especificidade, para diferentes pontos de corte na probabilidade estimada (*thresholds*). Assim como, a curva Area Under the Curve (AUC) que é uma maneira de resumir a curva ROC em um único valor, agregando todos os limiares da ROC, calculando a “área sob a curva”.

Referências

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE PSIQUIATRIA. **Suicídio**: informando para prevenir. Brasília. Portal Print Gráfica, 2014. 52p. Disponível em: http://www.flip3d.com.br/pub/cfm/index9/?numero=14&edicao=2548#page/1. Acesso em: 15 nov. 2022.

CHEN, Qi et al. Predicting suicide attempt or suicide death following a visit to psychiatric specialty care: a machine learning study using swedish national registry data. **Plos Medicine**, [S.l.], v. 17, n. 11, p. 1003416, 6 nov. 2020. Public Library of Science (PLoS). http://dx.doi.org/10.1371/journal.pmed.1003416. Disponível em: https://doi.org/10.1371/journal.pmed.1003416. Acesso em: 18 ago. 2022.

DIETTERICH, Thomas G.. Ensemble Methods in Machine Learning. **Multiple Classifier Systems**, [Berlin], v. 1857, p. 1-15, 2000. Springer Berlin Heidelberg. http://dx.doi.org/10.1007/3-540-45014-9\_1. Disponível em: https://doi.org/10.1007/3-540-45014-9\_1. Acesso em: 20 set. 2022.

FACELI, Katti et al. **Inteligência Artificial - Uma Abordagem de Aprendizado de Máquina**. Grupo GEN, 2021. E-book. ISBN 9788521637509. Disponível em: https://integrada.minhabiblioteca.com.br/#/books/9788521637509/. Acesso em: 25 nov. 2022.

GONG, Jue; SIMON, Gregory E.; LIU, Shan. Machine learning discovery of longitudinal patterns of depression and suicidal ideation. **Plos One**, [S.l.], v. 14, n. 9, p. 0222665, 20 set. 2019. Public Library of Science (PLoS). http://dx.doi.org/10.1371/journal.pone.0222665. Disponível em: https://doi.org/10.1371/journal.pone.0222665. Acesso em: 18 ago. 2022.

GOUTTE, Cyril; GAUSSIER, Eric. **A Probabilistic Interpretation of Precision, Recall and F-Score, with Implication for Evaluation**. Computer Science, [S.l.], p. 345-359, 2005. Springer Berlin Heidelberg

HANLEY, James; MCNEIL, Barbara J. The meaning and use of the area under a receiver operating characteristic (ROC) curve. **Radiology**, [S.l.], v. 143, n. 1, p. 29-36, abr. 1982. Radiological Society of North America (RSNA). http://dx.doi.org/10.1148/radiology.143.1.7063747. Disponível em: https://pubs.rsna.org/doi/10.1148/radiology.143.1.7063747. Acesso em: 18 nov. 2022.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Cidades e Estados: Santa Catarina**. Disponível em: https://www.ibge.gov.br/cidades-e-estados/sc/ Acesso em: 25 set. 2022.

JORDAN, Michael. I.; MITCHELL, Tom. M. Machine learning: trends, perspectives, and prospects. **Science**, [S.l.], v. 349, n. 6245, p. 255-260, 17 jul. 2015. American Association for the Advancement of Science (AAAS). http://dx.doi.org/10.1126/science.aaa8415. Disponível em: https://www.science.org/doi/10.1126/science.aaa8415. Acesso em: 25 nov. 2022.

LASKO, Thomas A.; DENNY, Joshua C.; LEVY, Mia A.. Computational Phenotype Discovery Using Unsupervised Feature Learning over Noisy, Sparse, and Irregular Clinical Data. **Plos One**, [S.l.], v. 8, n. 6, p. 66341, 24 jun. 2013. Public Library of Science (PLoS). http://dx.doi.org/10.1371/journal.pone.0066341. Disponível em: doi:10.1371/journal.pone.0066341. Acesso em: 29 set. 2022.

MACHADO, Leoni Vanderléa; PEREIRA, Marcelo Elias. Tentativa de suicídio por intoxicação exógena, no período de 2009 a 2014, Araucária/ PR: um olhar sobre a violência.Saúde & Ciência em Ação – Revista Acadêmica do Instituto de Ciências da Saúde, 2017.v.3, n 1

MAHESH, Batta. Machine Learning Algorithms: a review. **International Journal Of Science And Research.**[S.l.], p. 381-386. 1 jan. 2020. Disponível em: https://www.researchgate.net/profile/Batta-Mahesh/publication/344717762\_Machine\_Learning\_Algorithms\_-A\_Review/links/5f8b2365299bf1b53e2d243a/Machine-Learning-Algorithms-A-Review.pdf?eid=5082902844932096. Acesso em: 25 nov. 2022.

MENEGHEL, Stela Nazareth et al. Características epidemiológicas do suicídio no Rio Grande do Sul. **Revista de Saúde Pública**, [S.l.], v. 38, n. 6, p. 804-810, dez. 2004. FapUNIFESP (SciELO). http://dx.doi.org/10.1590/s0034-89102004000600008. Disponível em: https://doi.org/10.1590/S0034-89102004000600008. Acesso em: 01 out. 2022.

MINISTÉRIO DA SAÚDE. **Agenda de Ações Estratégicas para a Vigilância e Prevenção do Suicídio e Promoção da Saúde no Brasil: 2017 a 2020 [recurso eletrônico] / Ministério da Saúde, Secretaria de Atenção à Saúde, Departamento de Ações Programáticas Estratégicas.** Brasília: Secretaria de Atenção à Saúde. Departamento de Ações Programáticas Estratégicas, 2017. 34 p. Disponível em: https://www.neca.org.br/wp-content/uploads/cartilha\_agenda-estrategica-publicada.pdf. Acesso em: 25 set. 2022.

MITTAL, Vikrant; BROWN, Walter A.; SHORTER, Edward. Are Patients With Depression at Heightened Risk of Suicide as They Begin to Recover? **Psychiatric Services**, [S.l.], v. 60, n. 3, p. 384-386, mar. 2009. American Psychiatric Association Publishing. http://dx.doi.org/10.1176/ps.2009.60.3.384. Disponível em: https://ps.psychiatryonline.org/doi/full/10.1176/ps.2009.60.3.384. Acesso em: 18 nov. 2022.

MORAES, Mylene Murad. **Perfil epidemiológico dos casos de tentativa de suicídio notificados no município de Vila Velha / ES**. 2021. 66 p. Dissertação (mestrado). Universidade Vila Velha, Vila Velha. ES. Disponível em: <https://repositorio.uvv.br/bitstream/123456789/868/1/DISSERTA%C3%87%C3%83O%20FINAL%20DE %20MYLENE%20MURAD%20MORAES.pdf >. Acesso em: 11 out. 2022

ORGANIZAÇÃO MUNDIAL DE SAÚDE. **Suicide.** Geneva, [2021]. Disponível em: https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/suicide. Acesso em: 25 set. 2022.

PARK, Hwanjin; LEE, Kounseok. A Machine Learning Approach for Predicting Wage Workers’ Suicidal Ideation. **Journal Of Personalized Medicine**, [S.l.], v. 12, n. 6, p. 945, 9 jun. 2022. MDPI AG. http://dx.doi.org/10.3390/jpm12060945. Disponível em: https://doi.org/10.3390/jpm12060945. Acesso em: 18 ago. 2022.

SOUSA, Ianka Cristina Oliveira. 2019. 38 p. **Políticas públicas de prevenção ao suicídio**. Trabalho de Conclusão de Curso na área de Direito, Faculdade Evangélica Raíz, Anápolis. Disponível em: < http://repositorio.aee.edu.br/jspui/handle/aee/2955>. Acesso em: 10 out. 2022

FORMULÁRIO DE avaliação BCC – PROFESSOR TCC I – projeto

Avaliador(a): Dalton Solano dos Reis

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| ASPECTOS AVALIADOS | | atende | atende parcialmente | não atende |
| ASPECTOS TÉCNICOS | 1. INTRODUÇÃO   O tema de pesquisa está devidamente contextualizado/delimitado? |  |  |  |
| O problema está claramente formulado? |  |  |  |
| 1. OBJETIVOS   O objetivo principal está claramente definido e é passível de ser alcançado? |  |  |  |
| Os objetivos específicos são coerentes com o objetivo principal? |  |  |  |
| 1. JUSTIFICATIVA   São apresentados argumentos científicos, técnicos ou metodológicos que justificam a proposta? |  |  |  |
| São apresentadas as contribuições teóricas, práticas ou sociais que justificam a proposta? |  |  |  |
| 1. METODOLOGIA   Foram relacionadas todas as etapas necessárias para o desenvolvimento do TCC? |  |  |  |
| Os métodos, recursos e o cronograma estão devidamente apresentados? |  |  |  |
| 1. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA (atenção para a diferença de conteúdo entre projeto e pré-projeto)   Os assuntos apresentados são suficientes e têm relação com o tema do TCC? |  |  |  |
| ASPECTOS METODOLÓGICOS | 1. LINGUAGEM USADA (redação)   O texto completo é coerente e redigido corretamente em língua portuguesa, usando linguagem formal/científica? |  |  |  |
| A exposição do assunto é ordenada (as ideias estão bem encadeadas e a linguagem utilizada é clara)? |  |  |  |
| 1. ORGANIZAÇÃO E APRESENTAÇÃO GRÁFICA DO TEXTO   A organização e apresentação dos capítulos, seções, subseções e parágrafos estão de acordo com o modelo estabelecido? |  |  |  |
| 1. ILUSTRAÇÕES (figuras, quadros, tabelas)   As ilustrações são legíveis e obedecem às normas da ABNT? |  |  |  |
| 1. REFERÊNCIAS E CITAÇÕES   As referências obedecem às normas da ABNT? |  |  |  |
| As citações obedecem às normas da ABNT? |  |  |  |
| Todos os documentos citados foram referenciados e vice-versa, isto é, as citações e referências são consistentes? |  |  |  |

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| O projeto de TCC será reprovado se:   * qualquer um dos itens tiver resposta NÃO ATENDE; * pelo menos **4 (quatro)** itens dos **ASPECTOS TÉCNICOS** tiverem resposta ATENDE PARCIALMENTE; ou * pelo menos **4 (quatro)** itens dos **ASPECTOS METODOLÓGICOS** tiverem resposta ATENDE PARCIALMENTE. | | |
| **PARECER**: | ( ) APROVADO | ( ) REPROVADO |

1. CCF mede a similaridade entre duas séries em função de um deslocamento relativo, ou seja, uma defasagem de k unidades de tempo (GONG; SIMON; LIU, 2019). [↑](#footnote-ref-2)
2. KNHANES é uma pesquisa nacional da Coréia do Sul sobre a situação de nutrição e saúde de civis não institucionalizados (PARK; LEE, 2022). [↑](#footnote-ref-3)
3. Ensemble: método que agrega as classificações feitas por outros classificadores para gerar uma nova classificação (DIETTERICH, 2000). [↑](#footnote-ref-4)