Saúde do sono e estilo de vida. Classificação de distúrbio do sono: A presença ou ausência de um distúrbio do sono na pessoa (Nenhum, Insônia, Apneia do Sono).

Emanuela B. de Lima, Matheus Vinicius F. Pinheiro

Abstract—Sleep is a fundamental physiological state for animals, including humans, essential for memory, health, and energy restoration. Sleep disorders, such as insomnia and sleep apnea, affect physical, cognitive and social functioning, potentially causing health problems and impacting quality of life. Data collection for this work was performed using the Kaggle platform. The neural network model used was the Multilayer Perceptron, also known as a multilayer network.

Keywords—sleep disorder, neural network, Perceptron

I. INTRODUÇÃO

O sono é um estado fisiológico natural e essencial para a maioria dos animais, incluindo os seres humanos. É uma função biológica fundamental na consolidação da memória, na visão binocular, na termorregulação, na conservação e restauração da energia [1]. O mesmo tem um papel crucial na manutenção da saúde, seja ela física ou mental, sendo fundamental para o funcionamento adequado do organismo. É um período de repouso no qual o corpo descansa e se recupera, permitindo que funções vitais sejam restauradas e o cérebro processe informações. Dado a essas importantes funções, as perturbações do sono podem acarretar alterações significativas no funcionamento físico, ocupacional, cognitivo e social do indivíduo [2], além de impactar a qualidade de vida e a saúde em geral, como também comprometer a segurança pública. Dado que pessoas com problemas de sono, têm uma propensão maior a problemas de saúde, podendo apresentar uma expectativa de vida reduzida. As estimativas sobre o índice de acidentes e mortes causados por sonolência ou cansaço variam de 2% a 41% [2].

Como vimos, os distúrbios do sono, também conhecidos como transtornos do sono, são uma classe de doenças ou condições médicas que afetam o padrão natural do sono-vigília. A classificação de distúrbios do sono pode variar dependendo dos critérios e sistemas de classificação utilizados. Ambos são muito predominantes na população geral e podem afetar a saúde do sono, bem como, o estilo de vida, resultando em questões como insônia, apneia do sono e outros distúrbios correlacionados. A insônia é o mais comum, e, quando crônica, geralmente reflete distúrbios psicológicos e comportamentais [3]. É um sintoma que pode ser definido como dificuldade em iniciar e/ou manter o sono, presença de sono não reparador, ou seja, insuficiente para manter uma boa qualidade de alerta e bem-estar físico e mental durante o dia, com o comprometimento consequente do desempenho nas atividades diurnas [4]. Dessa forma, indivíduos que sofrem de insônia costumam mencionar sentir-se cansados durante o dia, podendo enfrentar desafios para realizar suas tarefas diárias.

Estes episódios de insônia podem estar relacionados a vários fatores, que são eles: Expectativas, problemas clínicos, problemas emocionais passageiros e entusiasmos associados a determinados eventos [5]. No entanto, pode tornar-se crônica e provocar muito sofrimento ao longo dos anos. Vale ressaltar que, algumas pessoas apresentam maior tendência à insônia e quando expostas a condições de estresse, doenças ou mudança de hábitos, desenvolvem episódios de insônia. Estes fatores podem se prolongar por muito tempo, dado que o indivíduo tende a associar suas dificuldades de dormir a uma série de comportamentos, o que realimenta a insônia [5].

Assim como a insônia, a apneia do sono também compromete a qualidade do sono e o bem-estar de um indivíduo. Uma vez que a respiração nesse distúrbio é interrompida ou diminuída durante o sono. Ou seja, quando o fluxo de ar é bloqueado devido ao colapso das vias aéreas. A apneia obstrutiva do sono caracteriza-se pela obstrução da via aérea no nível da garganta durante o sono, levando a uma parada da respiração, que dura em média 20 segundos [5]. O autor ainda afirma que, após esta parada, a pessoa acorda, emitindo um ronco muito barulhento, podendo ocorrer várias vezes durante a noite. Vale enfatizar que, pessoas com apneia obstrutiva do sono podem desenvolver doenças nas artérias, provocadas pelo acúmulo de colesterol nas suas paredes, além de provocar a ocorrência de infarto do miocárdio e acidente vascular cerebral, como também, desenvolver outros tipos de doenças [5].

Sendo assim, dado ao que foi visto, o objetivo do presente estudo é discutir a classificação de distúrbio do sono, especificando quando há presença ou ausência de um distúrbio na pessoa (Nenhum, Insônia, Apneia do Sono) uma vez que, ambas são as principais doenças responsáveis por um sono de má qualidade.

II. COLETA DE DADOS

A coleta de dados deste trabalho foi realizada a partir da plataforma Kaggle, em 25 de Julho de 2023. Esta plataforma é destinada a aprendizado de ciências de dados e é também uma comunidade para assuntos relacionados com uma variedade de informações.

O conjunto de dados compreende 374 linhas e 13 colunas, cobrindo uma ampla gama de variáveis

relacionadas ao sono e aos hábitos diários. Inclui detalhes como sexo, idade, ocupação, duração do sono, qualidade do sono, nível de atividade física, níveis de estresse, categoria de IMC, pressão arterial, frequência cardíaca, passos diários e presença ou ausência de distúrbios do sono.

Os principais recursos do conjunto de dados envolve as métricas abrangentes do sono, na qual explora a duração, a qualidade e os fatores do sono que influenciam os padrões de sono. Como também, os fatores de estilo de vida, para realizar a análise dos níveis de atividade física, níveis de estresse e as categorias de IMC. Do mesmo modo que a saúde cardiovascular, na qual se examinam as medições de pressão arterial e frequência cardíaca. E por último, a análise dos distúrbios do sono, para identificar a ocorrência de distúrbios do sono, como insônia e apneia do sono.

A Coluna do conjunto de dados é composta pelos seguintes dados: ID da pessoa, no qual é estabelecido um identificador para cada indivíduo. Sexo: O gênero da pessoa (masculino/feminino). Idade: A idade da pessoa em anos. Ocupação: A ocupação ou profissão da pessoa. Duração do sono (horas): O número de horas que a pessoa dorme por dia. Qualidade do Sono (escala: 1-10): Uma classificação subjetiva da qualidade do sono, variando de 1 a 10. Nível de Atividade Física (minutos/dia): O número de minutos que a pessoa se dedica diariamente à atividade física. Nível de Estresse (escala: 1-10): Uma classificação subjetiva do nível de estresse experimentado pela pessoa, variando de 1 a 10. Categoria de IMC: a categoria de IMC da pessoa (por exemplo, abaixo do peso, normal, acima do peso). Pressão arterial (sistólica/diastólica): A medida da pressão arterial da pessoa, indicada como pressão sistólica sobre pressão diastólica. Frequência cardíaca (bpm): A frequência cardíaca em repouso da pessoa em batimentos por minuto. Passos Diários: O número de passos que a pessoa dá por dia e por fim, os distúrbios do sono: Identificar se há presença ou ausência de um distúrbio do sono na pessoa (Nenhum, Insônia, Apneia do Sono).

Os detalhes sobre a coluna de distúrbios do sono é realizado da seguinte maneira: Nenhum: O indivíduo não apresenta nenhum distúrbio específico do sono. Insônia: O indivíduo experimenta dificuldade em adormecer ou permanecer dormindo, levando a um sono inadequado ou de má qualidade. Apneia do sono: O indivíduo sofre de pausas na respiração durante o sono, resultando em padrões de sono interrompidos e riscos potenciais à saúde.

Com base nas informações coletadas, foram realizadas as classificações dos distúrbios do sono, a partir dos dados de entrada, nos quais informam qual distúrbio a pessoa apresenta. Foi utilizado o modelo de rede neural, Perceptron Multilayer, também conhecido como rede de multicamadas. Foi fundamental a conversão dos valores de gênero visto que, a base de dados apresentava elementos do tipo caracter, como ocupação, valores IMC e pressão arterial. Para realizar este procedimento, foi utilizado a função astype que consegue converter tipos de dados para um tipo especial. Como parâmetro da função, foi utilizado a diretiva "category", responsável por categorizar os dados e convertê-los para números.

III. MODELO DE APRENDIZADO DE MÁQUINA

No desenvolvimento da pesquisa, utilizamos a rede Perceptron Multilayer (também conhecida como rede multicamada). No nosso modelo, implementamos quatro camadas de neurônios: uma de entrada, uma de saída e outras duas camadas internas para processamento dos dados. O objetivo da rede era determinar, a partir de um conjunto de entradas, se um indivíduo possuía ou não algum distúrbio de sono. Nosso modelo é capaz de categorizar três cenários distintos: sem distúrbio, apneia e insônia.

A rede Perceptron foi criada no final da década de 1950 por Frank Rosenblatt, na Universidade de Cornell [6]. Foi desenvolvida para lidar com o problema de reconhecimento de padrões, que é considerado simples para humanos, mas desafiador para ser realizado por máquinas. O autor ainda afirma que o Perceptron é um modelo de rede neural artificial que consiste em um único neurônio capaz de realizar tarefas de classificação binária. Pode ser visualizado de forma simplificada como um neurônio biológico, que recebe entradas sinápticas, processa e produz uma saída.

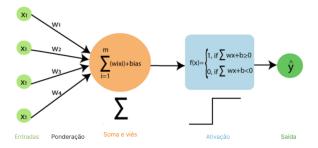


Imagem 1: Rede Perceptron Fonte: Nomidl (adaptada)

O Perceptron foi projetado para resolver problemas de classificação linearmente separáveis, ou seja, problemas que envolvem duas classes de dados que podem ser separadas por uma linha reta ou hiperplano [7]. Essa propriedade tornou a rede Perceptron um modelo interessante para a resolução de muitos problemas. Rosenblatt foi o responsável por desenvolver o algoritmo de treinamento da rede Perceptron, que consiste na atualização dos pesos das conexões sinápticas com base nos erros cometidos pelo modelo durante a classificação dos dados de treinamento. Com esse treinamento, a rede é capaz de ajustar seus pesos de forma interativa até que os dados sejam separados corretamente.

Em 1969, os pesquisadores Marvin Minsky e Seymour Papert publicaram uma pesquisa que apresentava algumas limitações do perceptron. Eles demonstraram que ele não era capaz de lidar com problemas que não fossem linearmente separáveis, resultando em uma estagnação na utilização dessa rede [7].

Com o avanço nos estudos em redes neurais na década de 1980, surgiu o conceito de redes neurais de múltiplas camadas. Esse conceito foi aplicado ao Perceptron, permitindo resolver problemas que não eram linearmente separáveis e, consequentemente, problemas mais complexos, resolvendo assim o gargalo que existia inicialmente no modelo [7].

IV. RESULTADOS

A rede Perceptron utilizada na pesquisa foi construída com duas camadas internas de processamento, cada uma contendo 32 e 18 neurônios, respectivamente. A função de ativação escolhida foi a sigmoid, que mapeia os dados de entrada para valores dentro do intervalo de 0 a 1. Essa função é particularmente útil para resolver problemas de classificação binária. Na camada de saída, foram utilizados 3 neurônios, levando em consideração as categorias de classificação do modelo. Nessa camada, optou-se pela utilização da função de ativação Softmax, que possui como característica principal, a capacidade de lidar com classificações em várias classes.

Foi necessário realizar alguns procedimentos na base de dados para realizar o processo de classificação, uma vez que ela continha vários elementos do tipo caracter, e as funções de aprendizagem e análise que seriam aplicadas demandam o uso de valores numéricos, foi necessário efetuar uma conversão desses valores. Foram convertidos os valores de gênero, ocupação, valores IMC e pressão arterial. Para realizar o procedimento foi utilizado a função astype que consegue converter tipos de dados para um tipo especificado, como parâmetro da função foi utilizado a diretiva "category", responsável por categorizar os dados e converter para números, é muito eficiente quando se pretende realizar operações numéricas entre categoria de dados

Após a análise da base de dados, tornou-se evidente um desequilíbrio nas categorias. A classe "sem distúrbio" possuía um total de 219 amostras, enquanto as classes "apneia" e "insônia" contavam com 78 e 77 amostras, respectivamente. Para solucionar esse desafio, recorreu à função SMOTE. Essa função desempenha o papel de equilibrar a base de dados, de modo a igualar o número de amostras em todas as classes. Dessa forma, evita-se que o modelo seja influenciado de forma tendenciosa devido a uma predominância excessiva de exemplos de uma classe específica.

Foi utilizado o método train_test_split, o qual tem a responsabilidade de dividir a base de dados em conjuntos destinados ao treinamento e ao teste. Como argumento desse método, foi fornecida a base de dados que já havia sido normalizada. Além disso, como instrução para o método, estabeleceu-se que 80% dos elementos seriam alocados para o conjunto de treinamento, enquanto os 20% restantes seriam destinados ao conjunto de testes.

Durante o treinamento da base de dados, foram realizadas um total de 100 épocas, representando cada passagem completa pela base de dados. Nesse cenário, foram obtidas as seguintes métricas de avaliação conforme a tabela abaixo:

Métricas	Resultados
Acurácia	0.946969696969697
Precisão	0.9428724570203438

Sensibilidade	0.9471096809841875
F1-Score	0.9446485841834679

Tabela 1: Métricas de avaliação Autores (2023)

A imagem 2 da representação gráfica, ilustra de maneira clara a eficácia do modelo ao comparar os desempenhos entre a base de treinamento e a base de teste. É evidente que o modelo conseguiu aprender e adquirir um nível significativo de conhecimento para realizar a classificação a partir de qualquer dado inserido.

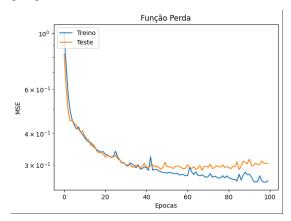


Imagem 2: Função perda Autores (2023)

A matriz de confusão é uma ferramenta utilizada em aprendizado de máquina e análise de classificação para avaliar o desempenho de um modelo em relação a um conjunto de dados rotulados em um cenário de aprendizado supervisionado [8].

Um classificador binário pode ter quatro resultados de classificação: TP (True Positives, ou Verdadeiros Positivos), TN (True Negatives, ou Verdadeiros Negativos), FP (False Positives, ou Falso-Positivos) e FN (False Negatives, ou Falso-Negativos). As duas primeiras classificações são corretas [8]. Em que, verdadeiro positivo (TP) representa os casos em que o modelo previu corretamente como positiva uma classe que era realmente positiva. Verdadeiro negativo (TN) representa os casos em que o modelo previu corretamente como negativa uma classe que era realmente negativa. Falso positivo (FP) representa os casos em que o modelo previu incorretamente uma classe como positiva quando na verdade ela é negativa. também conhecida como "tipo 1" e falso negativo (FN) representa os casos em que o modelo previu corretamente uma classe como negativa quando na verdade ela é positiva. também conhecida como "tipo 2".

Para medir a precisão do modelo construído foram utilizadas algumas métricas utilizando módulo sklearn.metrics. Sendo elas acurácia, precisão, sensibilidade e f1. A acurácia é capaz de medir o percentual de classificações assertivas do modelo, levando em consideração a seguinte fórmula: (tp + tn) / (tp + tn + fp + fn) [8]. Em nosso caso, como o modelo trabalha com valores no intervalo de 0 a 1, quanto mais próxima de 1

mais acurácia ele possui. A precisão mede a porcentagem de predições positivas que estavam corretas entre todos os exemplos previstos como positivo, calculado com a seguinte fórmula: tp / (tp + fp) [8]. A sensibilidade mede a porcentagem de valores positivos classificados corretamente entre todos os exemplos reais pertencentes a classe positiva, calculado com a seguinte fórmula: tp / (tp + fn) [8]. E a F1-score é a média harmônica entre a precisão e revocação (recall), calculado da seguinte forma:

pre = tp / (tp + fp)
rec = tp / (tp + fn)

$$(2 * pre * rec) / (pre + rec) [8].$$

A imagem 3 retrata como ficou a matriz de confusão do modelo:

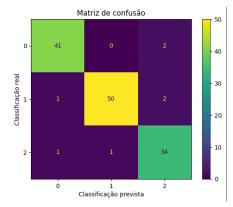


Imagem 3: Matriz de confusão Autores (2023)

V. CONCLUSÃO

Neste trabalho foi realizada a classificação do distúrbio do sono, no qual foi identificado o distúrbio em que a pessoa se encontrava (Nenhum, Insônia, Apneia do Sono). Foi realizada a coleta de dados a partir da plataforma Kaggle. A rede utilizada na pesquisa foi a Perceptron, na qual foi construída com duas camadas internas de processamento como também, foram utilizadas as funções de ativação sigmoid e softmax. Devido o desequilíbrio nas categorias após a análise da base de dados, foi utilizada a função SMOTE. Em seguida, foi utilizado o método train test split, para dividir a base de dados em conjuntos. Posteriormente, estabeleceu-se que 80% dos elementos seriam alocados para o conjunto de treinamento, enquanto os 20% restantes seriam destinados ao conjunto de testes. Foram realizadas um total de 100 épocas durante o treinamento da base de dados e com isso, obteve-se as seguintes métricas de avaliação:

Acurácia: 0.9469696969697 Precisão: 0.9428724570203438 Sensibilidade: 0.9471096809841875 F1-Score: 0.9446485841834679

Com isso, pode-se verificar que a partir de qualquer dado inserido, o modelo conseguiu aprender e adquirir um nível significativo de conhecimento para realizar a classificação.

Referências

- [1] Reimão, R. Sono: estudo abrangente (2a. ed.). São Paulo: Atheneu, 1996.
- [2] Müller, M. Impacto dos transtornos do sono. Campinas. Estudos de Psicologia, 2007.
- [3] Vgontzas, A. N. & Kales, A. Sleep and its disorders, 1999, Annu Rev Med 50,387-400.
- [4] Sociedade Brasileira de Sono. I Consenso Brasileiro de Insônia, 2003, Hypnos - Journal of Clinical and Experimental Sleep Research 4 (Supl 2),9/18.
- [5] Ministério da Saúde. Biblioteca Virtual em Saúde, Dicas em Saúde: Distúrbios do sono. Brasília, 2013 [acesso em: 01 jul. 2023], Disponível em:
- http://bvsms.saude.gov.br/bvs/dicas/256_disturbios_sono.html
 [6] Haykin, S. Neural networks. A comprehensive foundation, 1994.
- [7] Haykin, S. Neural networks and Learning Machines, 2009.
- [8] Harrison, M. Machine Learning: Guia de Referência Rápida, Trabalhando com Dados Estruturados em Python. Novatec, 2019.