PREDIÇÃO DE FALHAS MECÂNICAS DE MOTORES ELÉTRICOS INDUSTRIAIS ATRAVÉS DE ANÁLISE SINAIS MECÂNICOS COM SISTEMA DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

Altamir da Silva Ayres, Pedro Henrique Corrêa de Souza, Roney Xavier de Freitas
(altamirayres@gmail.com; pedrohenrsouza97@outlook.com; roneyxc@gmail.com)

Professor orientador: Sérgio Ribeiro Silva

Coordenação de curso de Engenharia Elétrica

Resumo

O presente relatório propõe uma alternativa de análise preventiva de dados de vibração e sons de motores elétricos industrias, com o intuito de prever falhas mecânicas. Para tanto, além da construção de código fonte de Inteligência Artificial que irá analisar esse conjunto de dados, contempla também todas as etapas de desenvolvimento dessa tecnologia, bem como embasamentos técnicos que corroboram com essa técnica.
Outros pontos de importância neste relatório é a análise de impacto que são gerados, quando esses equipamentos, motores elétricos, foco deste estudo, apresentam falhas e ou quebras não previstas, no qual acarretam prejuízos financeiros e produtivos para as indústrias.
Os códigos fontes construídos tem por objetivo demonstrar a eficiência dessa técnica.

Palavras-chave: Análise de Vibração de Motores. Análise de Sonora de Motores. Inteligência Artificial. Manutenção Preventiva de Motores.

1. INTRODUÇÃO

A segunda revolução industrial (1850-1945) ocorrida no século XIX trouxe grandes avanços tecnológicos em todo o mundo, em evidência observou-se o desenvolvimento de tecnológicas Químicas, Físicas, Biológicas, Matemáticas e outras áreas cientificas. Esses avanços possibilitaram o desenvolvimento e aperfeiçoamento de indústrias em todo mundo, avanços esses que foram possibilitados principalmente pela eletrificação da sociedade como um todo. “A segunda Revolução Industrial veio no final do século XIX, graças ao desenvolvimento da energia elétrica e da produção em massa” (MARTINS & ALMEIDA, 2018).

Com a eletrificação da sociedade, abriu-se caminho para o desenvolvimento de novas tecnologias, como o por exemplo o Motor Elétrico de Indução, “A invenção do primeiro motor de indução aconteceu no verão de 1883 em Estrasburgo (França) pelo cientista e inventor sérvio-americano Nikola Tesla (1856-1946)” (SILVEIRA & MARQUES, 2012).

Nos dias atuais, a utilização da invenção de Nikola Tesla de 1883, o Motor Elétrico de Indução, se tornou extensa em todo o mundo, mas principalmente nas fábricas e indústrias de todos os segmentos, desde as automobilísticas, têxtil, metal/mecânica, alimentícias e diversas outras. Segundo uma pesquisa realizada pela PUC Rio de Janeiro em parceria com o Instituto Brasileiro do Cobre (PROCOBRE), no Brasil, quase 26% da energia é consumida por motores elétricos industriais (INSTITUTO BRASILEIRO DO COBRE (PROCOBRE), 2019)

Devido a sua ampla utilização, diversas técnicas de análise preditiva de falhas dessas máquinas, foram e estão sendo estudas por diversos autores pois os impactos negativos de uma falha não programada dos motores elétricos de indução ocasionam em prejuízos financeiros e operacionais para essas empresas.

Com a Quarta Revolução industrial (comumente denominada como Indústria 4.0) (BENEDITO, GONÇALVES, SILVA, BONILLA, & SÁTYRO, 2018), diversas técnicas de Automação e Análise de dados estão sendo desenvolvidas, as quais tem possibilitado, por exemplo, alinhado ao mesmo tema de análise preditiva de falhas, a utilização de análise de vibração de motores e equipamentos indústrias para predição de defeitos de origem mecânica (folga mecânica, desbalanceamento, desalinhamento, lubrificação, fricção ou cisalhamento, cavitações e outros).

Nesta perspectiva, a predição de falhas em equipamentos na indústria tem se mostrado uma área de grandes expectativas e investimento. Com isso em mente, este projeto tem como principal objetivo desenvolver uma aplicação destinada a auxiliar o processo de previsão de falhas mecânicas em motores elétricos. Analogamente a isso, visa analisar o impacto de defeitos mecânicos na assinatura vibratória e sonora de motores de indução e mapear essas relações. Verificando assim, a possibilidade de estabelecer uma relação de causa-efeito, utilizando *machine-learning* e outras tecnologias de inteligência artificial capazes de mapear e identificar padrões nos conjuntos de dados de teste que será utilizado para desenvolvimento e teste da aplicação desenvolvida.

2. DESENVOLVIMENTO

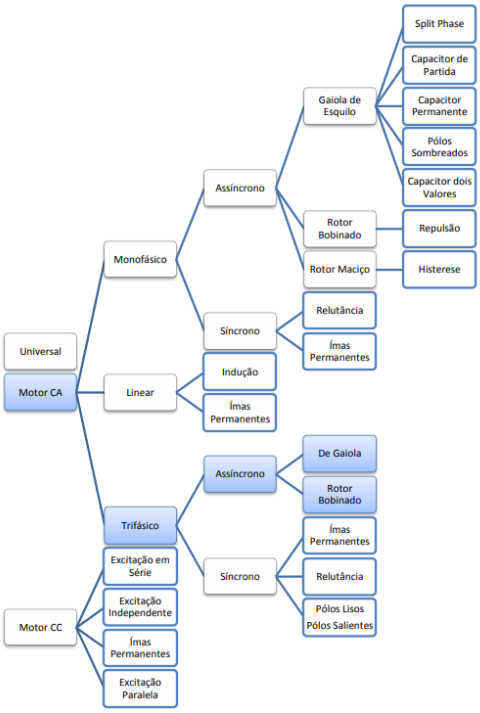
2.1. Tipos de motores elétricos

Os motores elétricos são os responsáveis em transformar energia elétrica em energia mecânica, rotação, para diversos equipamentos. Estes são equipamentos vitais para o funcionamento de sistemas rotativos.

Os motores elétricos são classificados de acordo com o seu tipo de construção, no qual irá ditar sua forma e características de trabalho, conforme Figura 1.

Em aspecto macro existe duas categorias de motores elétricos, sendo, Motores de Corrente Alternada (CA) e Motores de Corrente Contínua (CC). Demais classificações de motores elétricos decorrem da sua forma de alimentação elétrica, tipo de construção e outras variáveis relacionadas a sua característica de funcionamento.

Figura 1 - Classificação de Motores Elétricos



Fonte: Catálogo WEG

2.2. Motor de indução – teoria de funcionamento

Patenteado em 1888 por Nikola Tesla o motor de indução trata-se de uma máquina elétrica com baixo custo de construção, versátil e robusta.

Através da geração de um campo magnético, que é produzido pelo fluxo de corrente elétrica em um condutor (localizado no estator do motor), é gerado um campo magnético rotativo que irá interagir com o rotor do motor de indução. A partir do fluxo magnético que é atravessado no rotor é induzido uma força eletromotriz no mesmo de forma a criar um outro campo magnético girante, no qual sempre irá se movimentar para alinhar com o estator, dessa forma o rotor entra em movimento giratório, realizando assim conversão de energia elétrica em energia mecânica.

O motor de indução trifásico tem um princípio de funcionamento simples, baseado na Lei da Indução, que se encontra materializado num motor com aspectos construtivos de fácil execução e que, se for bem aplicado, permite obter sistemas de acionamento estáveis, e com boa qualidade (GUEDES, 1994).

A partir dos estudos e experimentos de Nikola Tesla, foi possível desenvolver diversos outros tipos de motores de indução, os quais são denominados de acordo com a sua estrutura de funcionamento no rotor, como por exemplo os motores de indução trifásico com rotor bobinado e o motor de rotor curto-circuitado (gaiola de esquilo). Entre os diversos tipos de motores elétricos, o motor de indução trifásico é uma máquina com um princípio de funcionamento simples, com uma construção robusta, com pequena necessidade de manutenção (GUEDES, 1994).

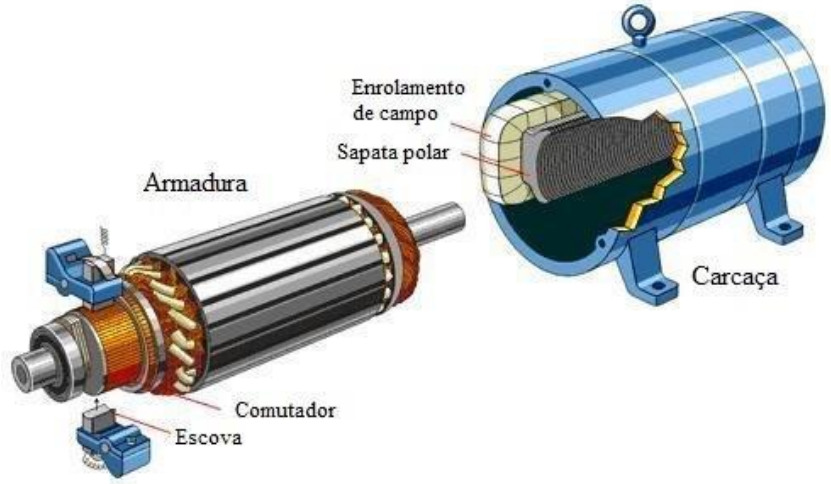
Devido a sua forma de construção mais acessível, sua robustez e também a sua ampla utilização em ambientes industriais, este trabalho tem foco nos motores de indução DC.

2.3. Motor de indução CC – componentes mecânicos e estrutural

O motor de indução é composto, conforme Figura 2, pelos seguintes componentes principais (NASCIMMENTO JUNIOR, 2011):

- Carcaça - Este é o conjunto estrutural do motor, servindo de base para todo o sistema e também garantindo a proteção dos mesmos. É também responsável por concentrar o campo magnético e servir de aterramento para o sistema.
- Enrolamento da Armadura - Localiza-se na parte giratória do motor de corrente contínua (rotor) e é responsável por gerar o torque elétrico que o faz se movimentar quando opera como motor, e a tensão de saída quando opera como gerador.
- Enrolamento de Campo - É a parte estacionária da máquina (estator) responsável por gerar o fluxo magnético através da armadura. Um polo magnético norte e sul é formado nele, o que cria um campo de excitação. Vale ressaltar também que o estator de um motor DC também pode ser feito de imãs permanentes;
- Comutador - Tem a função de manter a corrente fluindo no mesmo sentido na armadura, mesmo que o torque gerado flua sempre no mesmo sentido. Ao trabalhar como gerador, a chave tem a função de manter a mesma polaridade da tensão gerada;
- Escovas - Geralmente são feitas de carbono e são responsáveis por fazer contato com os enrolamentos da armadura para injetar energia elétrica nos enrolamentos. Quando usado como gerador, ele extrai energia de seus enrolamentos.
- Sapatas Polares - É o termo técnico utilizado para denominar as peças em material ferromagnético que dão suporte mecânico às bobinas de campo

Figura 2 - Motor de Indução CC, vista em corte



Fonte: (PRADO, 2022), Imagem da Internet

2.4. Motor de indução – defeitos e falhas

Como em qualquer outro equipamento rotativo e elétrico, o motor de indução está sujeito a falhas sejam mecânicas e ou elétricas. Citamos abaixo algum dos defeitos e falhas mais comuns em motores de indução:

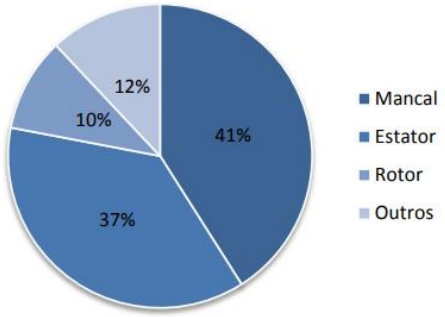
- Excesso de Vibração – Por ser uma máquina que converte energia elétrica em energia mecânica (rotação) é comum e aceitável a vibração do mesmo dentro de certos limites. O defeito é caracterizado por um nível de vibração que excede os parâmetros aceitáveis para sua operação normal. Frequentemente a causa da vibração excessiva está relacionada a desalinhamento, desbalanceamento, excesso de carga no eixo e também por falta de lubrificação. Segundo (FILHO, 2013), as falhas podem ter causas elétricas

ou mecânicas e ocorrem em componentes específicos, como rolamentos, enrolamentos de estator e rotor, eixos, etc.

- Baixa Eficiência Global – Existem perdas de energia intrínsecas aos motores elétricos. Elas significam que o motor não consegue converter totalmente a energia elétrica absorvida em trabalho mecânico. Porém, em algumas circunstâncias, a eficiência atinge níveis aceitáveis, isso por fatores como falta de fase elétrica, desgaste de rolamentos, superaquecimento, dentre outros.

Existem estudos que contabilizam as principais falhas relacionadas aos componentes de motores elétricos, exemplo é o realizado pela Associação Brasileira de Manutenção e Gestão de Ativos (ABRAMAN) em 2021, o qual traz dados estatísticos relacionados ao total de falhas registradas na indústria brasileira (Figura 3)

Figura 3 - Análise de Falhas de Motores de Indução



Fonte: ABRAMAN 2021

De acordo com o mesmo estudo, 47% das falhas analisadas estão relacionados aos componentes mecânicos dos motores analisados, ou seja, os componentes que estão diretamente relacionados ao processo de rotação do motor. Já 41% das falhas analisadas está relacionada ao mancal, peça que está relacionada indiretamente ao processo de rotação do motor. Ao todo, 88% das falhas analisadas tem correlação a processo de rotação do motor direta ou indiretamente, sendo, portanto, de origem mecânica.

2.5. Sensoriamento industrial

Visando aumentar a eficiência produtiva de uma planta industrial, o sensoriamento da indústria se tornou a base para a análise em tempo real do funcionamento de um complexo fabril. O sensoriamento industrial é a base da automação moderna e consiste em aplicar sensores de diversos tipos (acelerômetros, termômetros, sensores de pressão, nível, vazão dentre outros) a fim de coletar dados de grandezas importantes para monitoração e controle dos processos industriais.

O sensoriamento industrial permite o monitoramento contínuo de ativos e está inserido nas técnicas de manutenção preditiva, onde a mesma é definida como sendo *"(...) práticas de manutenção com caráter preventivo e antecipado, ou seja, é uma metodologia de manutenção que tem maior apelo para a prevenção de danos e previsibilidade de falhas."* segundo a TOTVS (TOTVS, 2022). Através dos dados disponibilizados por sensores é possível acompanhar a condição de uma máquina, como por exemplo, vibração e temperatura (DYNAMOX SOLUÇÕES CRIATIVAS, 2018).

Atualmente grandes parques industriais já contam com equipamentos dessa classe gerando grande quantidade de dados por minutos, coletados de todos os pontos de monitoração e controle do processo industrial.

2.6. Sensoriamento industrial – análise de vibração

Para a realização de técnicas de análise de dados, comumente utilizado na indústria 4.0, primeiramente são necessários sensores e equipamentos que realizam a análise da variável a ser monitorada, como por exemplos as mecânicas (rotação, velocidade, vibração, som) em motores industriais.

A utilização da técnica de análise de vibração de máquinas industriais (principalmente em equipamentos rotativos, como por exemplo motores industriais, bombas, mancais e rolamentos) é amplamente utilizado em indústrias, com o objetivo de mitigar possíveis problemas ocasionado por defeitos mecânicos. A técnica de análise de vibração é fundamentada nas seguintes verificações experimentais: *"Cada componente ou cada tipo de deficiência mecânica de uma máquina em operação produz uma vibração de frequência específica, que em condições normais de funcionamento, alcança uma amplitude máxima determinada"* (MARÇAL, 2000)

Constatada a possibilidade de detecção de vibrações anômalas, aquelas relacionadas à falhas mecânicas, pode-se deduzir a possibilidade de predição de possíveis falhas mecânicas através da análise de sinais de vibração. Com esse intuito, diversos sensores capazes de detectar essas falhas foram desenvolvidos objetivando analisar esses equipamentos.

Figura 4 - Saída Típica de um sensor de Vibração e Espectro de frequência

Fonte: SEMEQ

A empresa WEG (Multinacional brasileira, reconhecida por sua ampla gama de equipamentos industrias que fabrica) desenvolveu seu próprio sensor de análise de vibração denominado de WEG MOTOR SCAN. Imagem deste sensor é vista na **Erro! Fonte de referência não encontrada.**5.

Figura 5 - Sensor de Vibração WEG

Fonte: WEG, Imagem da Internet

Possuindo diversas funções como análise de temperatura superficial de motores, horímetro de funcionamento, conectividade bluetooth e gateway esse sensor desenvolvido pela WEG faz um prognóstico de vibração no equipamento no qual é instalado no espectro de frequência de até 3Khz em 3 Eixos.

Um dos sensores mais utilizados em toda a indústria é da fabricante SEMEQ, esta empresa está presente em mais de 25 países em todo o mundo, e um portifólio de mais de 400 industrias atendidas. A SEMEQ é referência mundial na análise preditiva de máquinas através dos seu sensor de vibração conforme Figura 6.

Figura 6 - Sensor de Vibração SEMEQ

Fonte: SEMEQ, Imagem da Internet

O sensor desenvolvido pela SEMEQ possui as mesmas características da apresentado anteriormente da WEG. A diferença está relacionada ao espectro de frequência que este sensor atende, de acordo com a fabricante o mesmo alcança frequências de até 25Khz em 3 Eixos, dando a este sensor uma maior visibilidade de falhas mecânicas que os outros modelos disponíveis no mercado não possui.

2.7. Análise de dados

Análise de Dados é um conjunto de atividades com o foco em descobrir informações úteis para uma tomada de decisão. O processo de Análise de Dados é composto por um conjunto de técnicas que vão da coleta, processamento até modelagem de dados. De acordo com a (TOTVS, 2022): "*Análise de dados é o processo de extrair insights corporativos valioso, a partir de informações coletadas de diversas fontes de dados, auxiliando a tomada de decisão, melhorando resultados"*.

2.7.1. Coleta de dados

Com o avanço da Indústria 4.0, diversas indústrias têm buscado forma de realizar a coleta de dados de sensores de suas máquinas industrias a fim de obterem insights e informações críticas para melhorar a performance como um todo. Diante disso, diversas ferramentas têm sido desenvolvidas e utilizadas para realizar essas tarefas.

Uma ferramenta amplamente utilizada é o Node-RED, ferramenta escrita em JavaScript pela IBM com uma programação visual facilitada e com o intuito de conectar dispositivos de hardware (*IoT – Internert Of Things*; Internet das Coisas). Essa ferramenta tem sido amplamente utilizada nas indústrias devido ao fato de ser simples a conexão e coleta de dados com ela. De acordo com a própria desenvolvedora: "*Node-RED é uma ferramenta de programação para conectar dispositivos de hardware, API's e serviços online de maneiras novas e interessantes"* (OpenJS Fondation, 2022).

Outro grande diferencial dessa ferramenta é que ela possui diversas conexões com diversos protocolos de comunicação, o que facilita a interconexão com diversas máquinas, visto que a padronização em um parque industrial é extremamente complexa e pode ser tornar financeiramente inviável para a empresa.

Outro fator positivo, o Node-RED é livre de custos com licença (*Open Source*), não implicando em custos financeiros para as empresas que adotam essa tecnologia para coleta de dados.

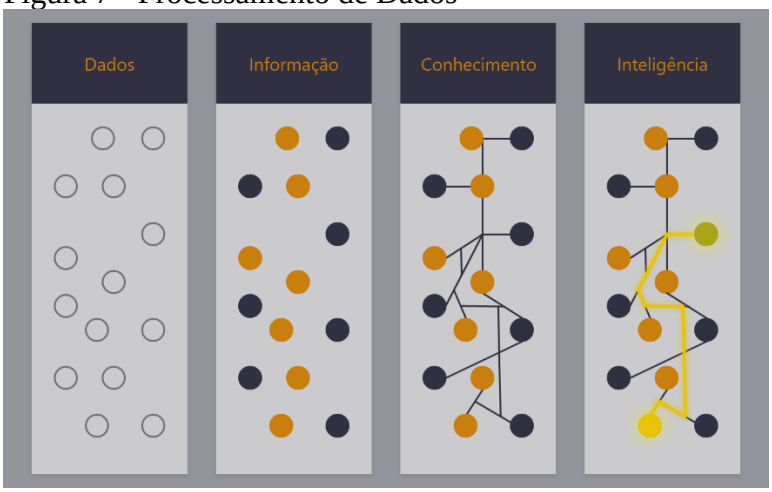
Existe uma ampla gama de possibilidades de utilização do Node-RED, não se limitando somente a coleta de dados, daí da sua versatilidade, uma vez que o mesmo pode ser utilizado para a criação de aplicações de software, fluxos de automação além da coleta de dados.

2.7.2. Processamento de dados

Uma vez realizada a coleta de dados, é necessário realizar o tratamento dos mesmos. Através de técnicas estatísticas consolida-se o processamento de dados, o qual consiste em estruturar os mesmo em conjuntos de informações úteis as quais serão submetidas a análise crítica em fases seguintes. "*Processamento de dados é uma série de atividades executadas ordenadamente, que resultará em uma espécie de arranjo de informações, onde inicialmente são coletadas informações, ou dados, que passam por uma organização onde no final será o objetivo que o usuário ou sistema pretende usar"* (CRT-RJ (Conselho Regional de Técnicos Industriais do Estado do Rio de Janeiro), 2018).

O processamento de dados é fundamental, tendo em vista que os dados extraídos não representam, por si só, conhecimento útil sobre o ambiente no qual o dado foi coletado. Após a coleta dos dados é necessário classificá-los, agrupá-los, e então correlacioná-los para que assim sejam extraídos padrões, sendo estes últimos informações compactas e úteis sobre o ambiente. Desta forma podem ser tomadas melhores decisões a partir de conhecimento concreto sobre o processo (Figura 7).

Figura 7 - Processamento de Dados



Fonte: ENG DTP & MULTIMIDIA

2.7.3. Inteligência artificial

Os primeiros experimentos de inteligência artificial são datados dos anos 50 com os cientista Hebert Simon e Allen Newell, estes foram os pioneiros ao criarem o laboratório de inteligência artificial na Universidade de Carnegie Mellon (UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO, 2015).

Em síntese, Inteligência Artificial é um conjunto de técnicas que buscam replicar a inteligência humana para a realização de processos e que podem se aprimorar ativamente com base nas informações e dados que são coletados/analisados, ou seja, tentam replicar, em certa medida, o processo de aprendizagem humana. De acordo com (ORACLE, 2022) Inteligência Artificial refere-se a sistemas ou máquinas que mimetizam, pelo menos em alguns aspectos, a inteligência humana.

A construção de sistema de Inteligência Artificial pode ser estruturada com diversas linguagens de programação, como por exemplo Python, já bastante difundida nessas aplicações. *A grande razão pelo o qual o Python é amplamente utilizado para inteligência artificial é a sua simplicidade. Mesmo que seja uma linguagem extremamente poderosa, de alto nível e de uso geral, Python é uma linguagem fácil de aprender e com sintaxe clara e objetiva* (RODRIGUES PACHECO & PEREIRA, 2018).

2.7.4. Redes neurais – deep learnig

Rede Neural Computacional é uma tecnologia com grande potencial na área de aprendizado de máquina. Essa técnica funciona baseada em uma representação matemática computacional minimamente complexa de uma rede de neurônio biológico conectados. Ela é construída a partir de uma série de camadas computacionais interconectadas que processam uma pequena fração da informação total. O aprendizado profundo (*deep learning*) é a aplicação de grandes quantidades de camadas de processamento aos algoritmos.

As Redes Neurais Artificiais (RNAs) são modelos de aprendizado de máquina inspirados na atividade de redes de neurônios biológicos, bem como na atividade do cérebro humano. Estudar como o cérebro processa a informação é estimulante por ser complexo, não linear e paralelo (HAYKIN, 2001). Ainda segundo Haykin (2001), o cérebro tem a capacidade de organizar seus componentes estruturais (neurônios) de forma a realizar determinados processos (reconhecimento de padrões, percepção e controle motor, etc.) de forma mais rápida e eficiente que os cérebros convencionais. Uma rede neural artificial é uma máquina projetada para executar algumas das funções desempenhadas pelo cérebro, geralmente por componentes eletrônicos ou programação de computador.

De acordo com Bianchini (2004), um neurônio biológico é composto pelas seguintes partes (ver Figura 8):

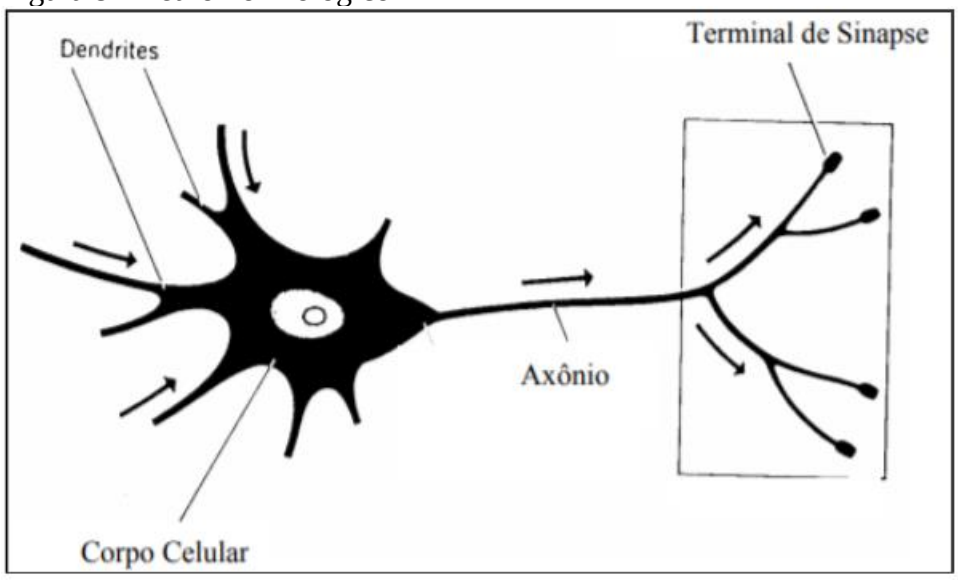
•Dendritos: faz a coleta dos impulsos oriundos de outros neurônios;

•Corpo Celular: responsável por processar os sinais recebidos pelos dendritos;

•Axônio: encarregado pela multiplicação dos sinais;

•Sinapse: conexão do axônio de um neurônio com a dendrito de outro;

Figura 8 - Neurônio Biológico



Fonte: Bianchini (2004)

Os neurônios artificiais exibem características semelhantes, em alguns aspectos, aos modelos biológicos. Segundo Haykin (2001), “um neurônio é uma unidade de processamento de informações fundamental para o funcionamento das redes neurais”. A Figura 8 mostra um modelo de um neurônio computacional, que é a pedra angular do projeto de redes neurais. Os seguintes elementos são reconhecidos:

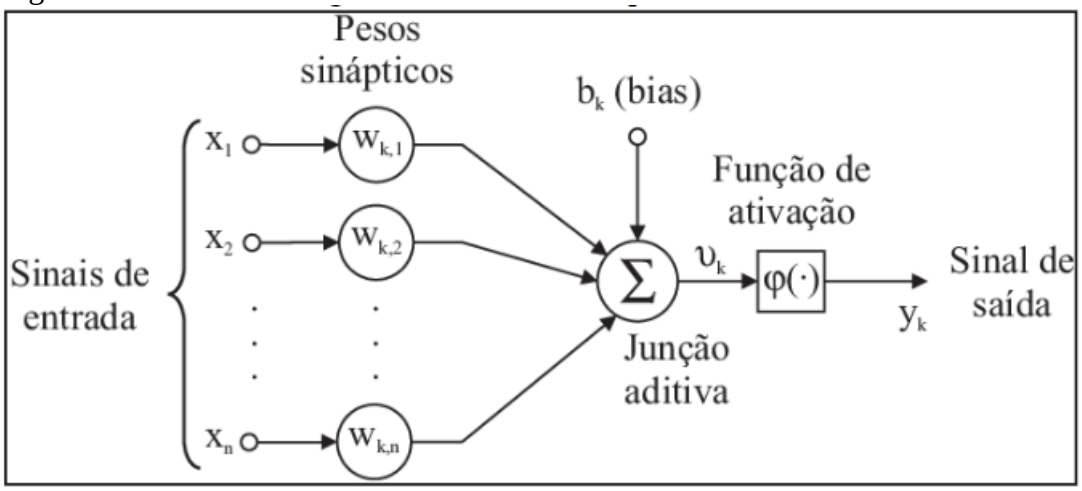
• Um conjunto de sinapses: Conforme visto em modelos biológicos, as sinapses são responsáveis por conectar um neurônio a outro. Nesse caso, um conjunto de sinapses consiste

em sinais de entrada e pesos sinápticos, de modo que cada sinal de entrada será multiplicado pelo peso sináptico associado a ele. Assim, o neurônio processará cada impulso que receber de maneira diferente e atribuirá um valor a ele;

• Somador: também conhecido como bias, responsável por somar os sinais de entrada, ponderados pelos seus respectivos valores de peso;

• Função de ativação: Usada para limitar a magnitude do sinal de saída do neurônio e, em alguns casos, aplicar a ela uma função matemática fortemente não linear.

Figura 9 - Neurônio Artificial



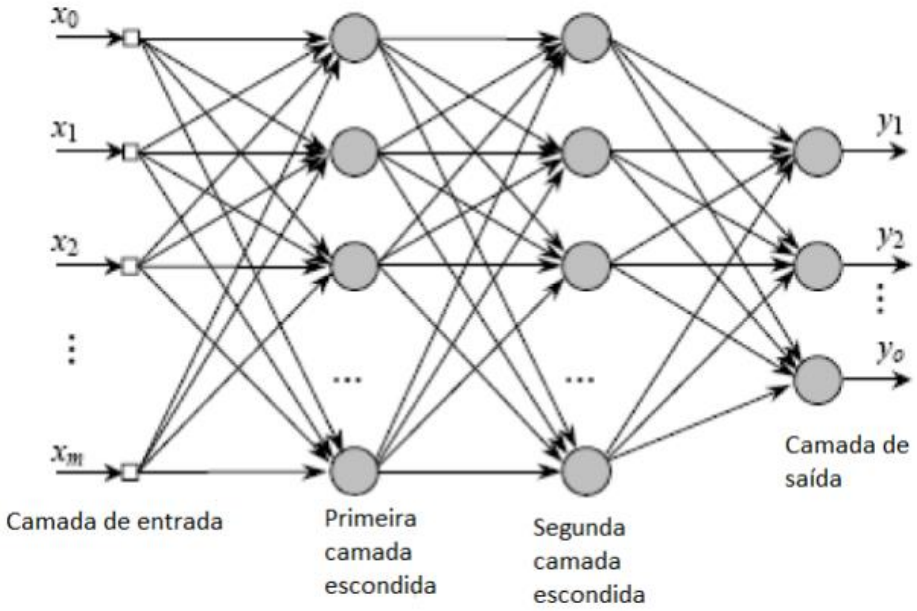
Fonte: Bianchini

Deep Learning (DL) é o nome atual que se dá ao estudo das redes neurais de múltiplas camadas. Trata-se de um campo de pesquisa extremamente ativo, com grande sucesso em uma ampla gama de aplicações, desde reconhecimento de fala até visão computacional. Empresas como Google e Facebook usam conceitos de DL para analisar grandes quantidades de dados extraídos de vários aplicativos, como os de tradução, reconhecimento de padrões de fala e visão computacional.

O aprendizado profundo segue a linhagem de técnicas de aprendizado de máquina e redes neurais artificiais e tem sido utilizado em diversas áreas de estudo como: Imagem, áudio, reconhecimento de caracteres e para reconhecimento facial. Hoje, grandes corporações utilizam essa técnica em seus projetos. DL surgiu como um paradigma que resolve as dificuldades de arquiteturas frequentemente usadas, tais como redes *shalow* (rasas) ou máquina de vetor de suporte, que possuem uma grande dimensão de dados. Isso é proporcional ao volume no qual os dados são colocados e é mais difundido quanto maior a dimensionalidade. O centro de aprendizado das arquiteturas que implementam DL é identificar as abstrações de dados, dos níveis mais baixos aos mais altos.

O aprendizado profundo teve um desenvolvimento favorável devido à busca por algoritmos de aprendizado não supervisionado para aprender recursos de dados não rotulados. Estruturas com múltiplas camadas começaram a obter resultados positivos após o desenvolvimento do algoritmo de treinamento. As técnicas que não usam DL são frequentemente chamadas de "rasas" ou "rasas" porque buscam uma única função de um grupo de parâmetros para gerar o resultado desejado. Porém, para DL existem técnicas que aprendem uma função a partir de uma composição de funções: $f(x)=fL(\cdots f2(f1(x1))\cdots))$, onde para cada função $fl(.)$o índice l refere-se se for para uma "camada", tem $x1$ vetor de dados como entrada e $xl+1$ vetor como saída. As funções usam parâmetros para transformar os dados de entrada.

Figura 10 - Rede Neural



Fonte: OLIVEIRA et. all, 2010

Diversas técnicas de Inteligência Artificial têm sido implantadas e testadas em diversos seguimentos da indústria, todas com o mesmo foco de analisar a grande quantidade de dados que são gerados e coletados em um parque industrial.

Visto a capacidade de processamento que uma máquina computacional dispõe, a análise da quantidade de dados que é gerado instantaneamente por um parque industrial se torna facilitada.

2.8. Dataset

Dataset's, em tradução literal "conjunto de dados", são dados ordenados em planilhas ou tabelas que se tornam insumo para processo de análise de dados. De acordo com a CORTEX Intelligence, empresa brasileira líder no segmento de análise de dados de mercado e referência em Bussiness Inteligencie, *Dataset é um conjunto de informações oriundas de locais externos, como aplicativos e banco de dados, que pode conter centenas ou até milhares de dados sobre um determinado assunto* (CORTEX INTELLIGENCE, 2022).

Neste trabalho é utilizado um Dataset público, disponibilizado pela Universidade Federal do Rio de Janeiro (UFRJ), com dados relativos a falhas de Máquinas (SpectraQuest's Alignment-Balance-Vibration (ABVT)).

3. METODOLOGIA

Para o desenvolvimento do projeto foram utilizados um modelo de rede neural e um *dataset* para seu treinamento e validação.

3.1. Escolha do dataset

Foi feita a adoção de um *dataset* online que tenha dados mecânicos e sonoros de um motor de indução levando em consideração as seguintes características:

- Quantidade de dados;
- Frequência de coleta;

- Quantidade de sensores e tipo dados coletados;
- Dispersão entre coletas durante o funcionamento do motor;
- Confiabilidade dos dados.

Intitulado Machinery Fault Database (MAFAULDA) e disponibilizado pelo laboratório *Signals, Multimedia, and Telecommunications* (SMT - UFRJ), o *dataset* escolhido conta com 1951 diferentes sequências de dados medidas por sensores em um *SpectraQuest's Machinery Fault Simulator* (MFS) *Alignment-Balance-Vibration* (ABVT).

O motor em que foi efetuado as medições conta com as seguintes características da tabela 1:

Tabela 1 - Especificações do Motor do Dataset – SMT - UFRJ

Especificação	Valor	Unidade
Potência	1/4	CV/DC
Capacidade de giro	700-3600	rpm
Massa	22	kg
Diâmetro do eixo	16	mm
Comprimento do eixo	520	mm
Rotor	15.24	cm
Distância dos rolamentos	390	mm

Fonte: Do Autor

Das 1951 sequências de dados do *dataset*, foram utilizados nesse projeto as 49 sequências referente ao funcionamento normal do motor e 241 das 333 sequências captadas enquanto o motor apresenta falha de desbalanceamento a qual é dividida nos valores de 6, 10, 15, 20 e 25 gramas. Desbalanceamentos com valores de 30 e 35 gramas, também disponibilizados pelo *dataset*, não foram utilizados com o intuito de diminuir o tempo de treinamento da rede neural.

Cada sequência de medições foi coletada a uma taxa de 50 kHz durante 5 segundos em diferentes frequências de funcionamento do motor, totalizando 250.000 amostras por sequência. Cada sequência é um arquivo CSV (*Comma-Separated Values*), contendo 8 colunas oriundas de diferentes sensores, sendo elas:

- Coluna 1: sinal do tacômetro;
- Colunas 2 a 4: acelerômetros de rolamento suspenso;
- Colunas 5 a 7: acelerômetros de rolamento saliente;
- Coluna 8: microfone.

Tabela 2 - Seguimento de dados do dataset retirados do CSV de funcionamento normal

4.5595	0.1752	0.28721	-0.017751	-0.41565	0.032459	-0.11218	-0.12814
4.6038	-0.05129	-0.19405	-0.060071	-0.41809	0.036547	-0.11043	0.11831
4.5703	-0.96908	0.038033	-0.028329	-0.43081	0.041924	-0.14331	-0.07152
4.587	0.89127	0.072973	0.0074526	-0.40017	0.04109	-0.11984	0.043445
4.5887	-1.716	-0.32929	-0.033063	-0.50281	0.040474	-0.2527	0.023901
...	...	...	...	...	...	...	...
-0.3335	-0.76753	-0.38318	-0.065833	0.052855	-0.0006235	0.033041	0.11449
-0.4376	0.12598	0.22588	-0.009516	0.10685	0.00014018	0.088866	-0.14551

-0.2610	0.11868	-0.22538	-0.063392	0.043998	-0.0003796	0.042475	0.12585
-0.4595	-0.79308	-0.10501	-0.051047	0.037756	0.0044399	-0.0008728	-0.06045
-0.2435	1.0027	0.1091	-0.018489	0.16961	0.0039265	0.12081	0.011246

Fonte: SMT - UFRJ

3.2. Projeto da IA

Todo o programa de leitura, pré-processamento dos dados, construção e treinamento da rede foi escrito utilizando a linguagem Python.

O projeto conta com a utilização das seguintes bibliotecas e módulos:

- *NumPy*: utilizada para auto preencher a matriz de dados de saída;
- *Pandas*: estruturar e operar as tabelas de dados do projeto;
- *glob*: extrair os nomes dos arquivos do *dataset*;
- *SciPy*: efetuar a convolução na transformada de Fourier dos dados de entrada;
- *scikit-learn*: embaralhamento e separação entre dados de treinamento e validação da IA;
- *TensorFlow Keras*: utilizada na modelagem e treinamento da rede neural;
- *Matplotlib*: gerar gráfico histórico durante o treinamento da IA;

A importação das bibliotecas e módulos estão representadas na Figura 11:

Figura 11 - Código Fonte

```
1   import numpy as np
2   import pandas as pd
3
4   from glob import glob
5
6   from scipy import signal
7
8   from sklearn.model_selection import train_test_split
9
10  from keras.models import Sequential
11  from keras.layers import Dense
12
13  import matplotlib.pyplot as plt
```

Fonte: Do Autor

3.2.1. Pré-processamento dos dados

É necessário extrair e aplicar um pré-processamento dos dados advindos do *dataset* para o eficiente funcionamento da IA.

A primeira etapa executada foi a leitura dos dados e atribuição à uma lista (Figura 12).

Figura 12 - Código Fonte

```
15  def get_files_data(path_names: list[str]):
16      files_data = pd.DataFrame()
17      for i in path_names:
18          file_data = pd.read_csv(i, header=None)
19          files_data = pd.concat([ files_data, file_data ], ignore_index=True)
20      return files_data
21  """...
42  file_names = list(map(glob, [
43      './dataset/normal/*.csv',
44      './dataset/imbalance/6g/*.csv',
45      './dataset/imbalance/10g/*.csv',
46      './dataset/imbalance/15g/*.csv',
47      './dataset/imbalance/20g/*.csv',
48      './dataset/imbalance/25g/*.csv'
49  ]))
50
51  data_list = list(map(get_files_data, file_names))
```

Fonte: Do Autor

Em seguida é efetuado o pré-processamento dos dados, a começar pela redução da frequência da amostra inicialmente em 10000 vezes, valor este que será alterado ao longo do treinamento com base no desempenho obtido (figura 12), neste processo boa parte da informação é perdida, porém se faz necessário para diminuir significativamente o tempo de processamento dos dados e treinamento da IA e torná-la viável. Por fim, é efetuada a FFT do sinal visando extrair seu espectro de frequências, é preciso relembrar que os diferentes tipos de defeitos no motor elétrico estão relacionados a diferentes picos de frequência no sinal de vibração obtido pelo sensor. As bibliotecas de análise de dados disponíveis para Python contêm funções de fácil utilização para realizar a extração do espectro de frequência. Contudo o espectro é utilizado como entrada de dados para a rede neural e sua análise e visualização não são necessárias para as fases de aprendizado e utilização da IA não sendo, portanto, foco de estudo deste trabalho.

O preenchimento dos dados de saída seguindo o esquema da tabela 2, embaralhamento e separação entre dados de treinamento (80% do total de dados) e de validação (20% do total de dados) (figura 13).

Tabela 3 - Esquema de dados de saída

Estado	Normal	6g	10g	15g	20g	25g
Valor	0	1	2	3	4	5

Fonte: Do Autor

Figura 13 - Código Fonte

```python
def reduce_sample(data: pd.DataFrame):
    sample = pd.DataFrame()
    divider = 10000
    initial = 0
    final = divider

    for i in range(int(len(data) / divider)):
        sample = sample.append(data.iloc[initial:final].sum() / divider, ignore_index=True)
        initial += divider
        final += divider
    return sample

def fft_convolve(data: pd.DataFrame):
    return pd.DataFrame(signal.fftconvolve(data, data[::-1], mode='full'))

def fill_output(data: pd.DataFrame, fillWith: int):
    return pd.DataFrame(np.full((int(len(data)), 1), fillWith))
""" ...
sample_list = list(map(reduce_sample, data_list))

transformedDataList = list(map(fft_convolve, sample_list))

input_data = pd.concat(transformedDataList, ignore_index=True)

output_data = pd.concat(list(map(
    fill_output,
    transformedDataList,
    range(len(transformedDataList))
)), ignore_index=True)

input, val_input, output, val_output = train_test_split(
    input_data, output_data, test_size=0.2, shuffle=True
)
```

Fonte: Do Autor

3.2.2. Modelagem e treinamento da rede neural

Como o objetivo é categorizar os dados de forma não linear, optou-se pelo uso de uma estrutura de multicamadas de processamento não lineares, ou seja, *Deep Learning*. Utilizando o módulo *Keras* da biblioteca *TensorFlow* (CHOLLET, 2020) é possível modelar e efetuar o treinamento da rede (figura 14), e por fim avaliar seu desempenho final. Oriundas da convolução da FFT das 8 colunas de sinal, a rede contará com 15 entradas e retornará 6 saídas, sendo estes referentes a cada estado do motor. Dessa forma, enquanto obtinha-se resultados de precisão insatisfatórias, os parâmetros de pré-processamento, modelagem e treinamento foram alterados seguindo os seguintes critérios:

- Quantidade de *epochs* (treinamento) - valor inicial: 15, aumentou-se enquanto os valores de precisão de treinamento e validação se apresentaram inconstantes.
- Quantidade de nodos por camada (modelagem) - valor inicial: 6 nodos em todas as camadas intermediárias, este valor variou-se para cada camada conforme o resultado da precisão final, verificando quais mudanças apresentaram um impacto negativo ou positivo no desempenho da IA;
- Quantidade de camadas intermediárias (modelagem) - valor inicial: 3, aumentou-se conforme a alteração da quantidade de nodos por camada parou de resultar em melhorias significativas;
- Redução da frequência de amostras (pré-processamento) – valor inicial: 10000x, reduziu-se o fator quando todas as medidas anteriores param de resultar em melhoria no desempenho da IA.

Figura 14 - Código Fonte

```
67  mdl = Sequential()
68
69  mdl.add(Dense(6, activation='relu',    kernel_initializer='random_uniform', input_shape=(15,)))
70  mdl.add(Dense(6, activation='relu',    kernel_initializer='random_uniform'))
71  mdl.add(Dense(6, activation='relu',    kernel_initializer='random_uniform'))
72  mdl.add(Dense(6, activation='softmax', kernel_initializer='random_uniform'))
73
74  mdl.compile(optimizer='adam', loss='sparse_categorical_crossentropy', metrics=['accuracy'])
75  mdl.summary()
76
77  hist = mdl.fit(input , output, epochs=15, validation_data=(val_input, val_output), shuffle=True)
```

Fonte: Do Autor

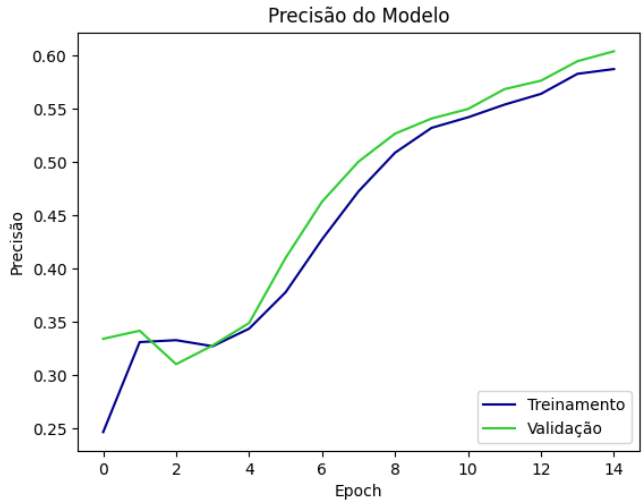
4. RESULTADOS E DISCUSSÕES

Foram efetuadas inúmeras modificações nos parâmetros de pré-processamento, modelagem e treinamento do programa. Basicamente o processo de treinamento de uma rede neural é profundamente dependente do tipo de dados utilizado e da aplicação desejada. Sendo assim o ajuste fino de desempenho da rede deve ser feito em etapas, modificando os parâmetros da rede e medindo-se o desempenho final da mesma. O processo segue por tentativa e erro até que um desempenho satisfatório seja obtido.

Ao obter-se uma taxa de sucesso na identificação dos defeitos superior à 95%, atingiu-se um limiar no qual, aumentos sucessivos na complexidade da rede neural incorriam em aumentos exponenciais na quantidade de etapas sucessivas de treinamento e de parâmetros a serem treinados.

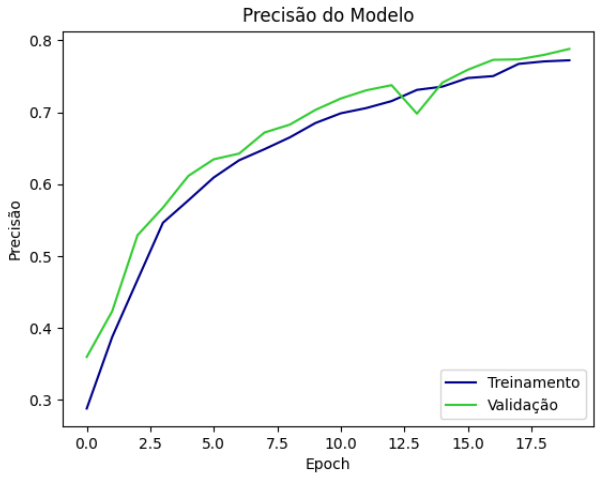
Isso resulta em um aumento significativo no tempo de processamento e treinamento, o que não é refletido em aumento de performance, que continuava estagnada. Nas figuras a seguir (figuras 15, 16, 17, 18, 19, 20) é apresentado um gráfico onde o eixo Y representa o a precisão do modelo, ou seja, sua porcentagem de acerto de 0 (0%) a 1.0 (100%), enquanto o eixo X é seu relativo *epoch*. Em todos os gráficos é possível inferir que no geral a precisão do modelo tende a aumentar a medida em que seus parâmetros são configurados ao decorrer do treinamento (*epochs*), porém, este aumento é também gradativamente diminuído visto que seus parâmetros se aproximam mais do seu melhor valor possível para aquela configuração do modelo. Os principais saltos históricos de desempenho podem ser visualizados nas figuras 14, 15, 16, 17, sendo a figura 18 o modelo menos complexo a atingir os uma precisão superior a 95%, já a figura 19 representa uma modelagem com alto nível de complexidade e que não apresenta melhorias significativas.

Figura 15 - Redução de amostra: 10000x; nodos em cada camada: 6, 6, 6, 6; *epochs*: 15; precisão treinamento: 58.73%; precisão validação: 60.40%.



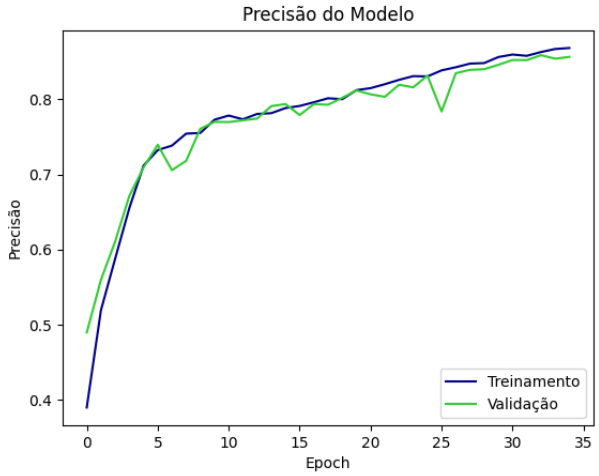
Fonte: Do Autor

Figura 16 - Redução de amostra: 10000x; nodos em cada camada: 12, 18, 12, 6; *epochs*: 20; precisão treinamento: 77.24%; precisão validação: 78.82%.



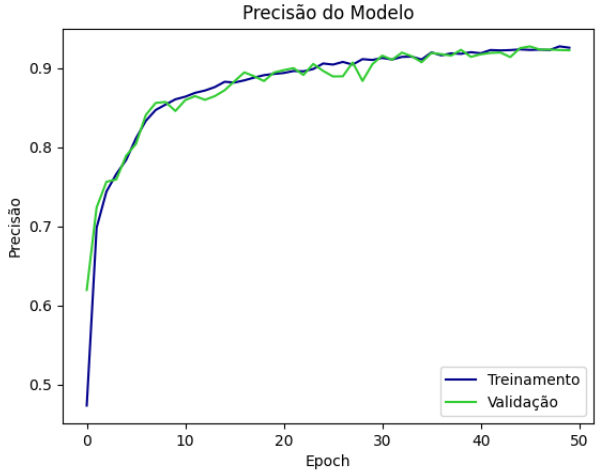
Fonte: 1 Do Autor

Figura 17 - Redução de amostra: 5000x; nodos em cada camada: 15, 22, 22, 15, 6; *epochs*: 35; precisão treinamento: 86.83%; precisão validação: 85.65%.



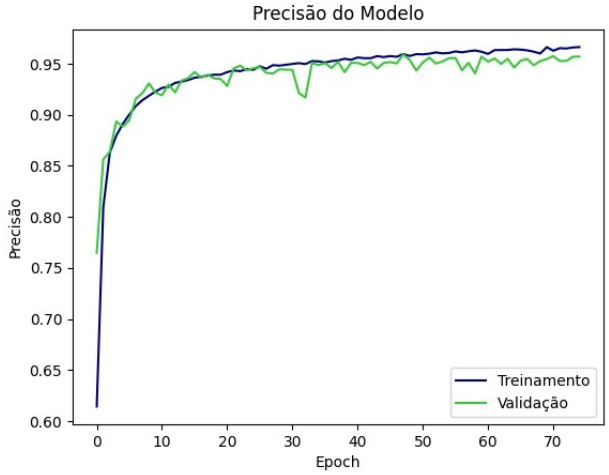
Fonte: Do Autor

Figura 18 - Redução de amostra: 1000x; nodos em cada camada: 18, 26, 32, 26, 18, 6; *epochs*: 50; precisão treinamento: 92.55%; precisão validação: 92.23%.



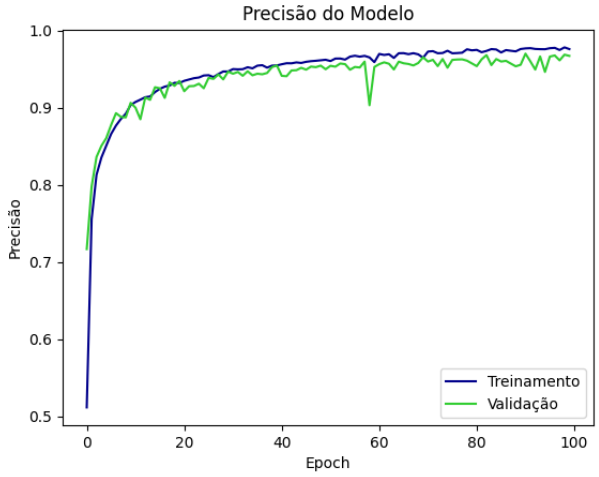
Fonte: 2 Do Autor

Figura 19 - Redução de amostra: 1000x; nodos em cada camada: 28, 54, 76, 76, 54, 28, 6; *epochs*: 75; precisão treinamento: 96.64%; precisão validação: 95.70%.



Fonte: 3 Do Autor

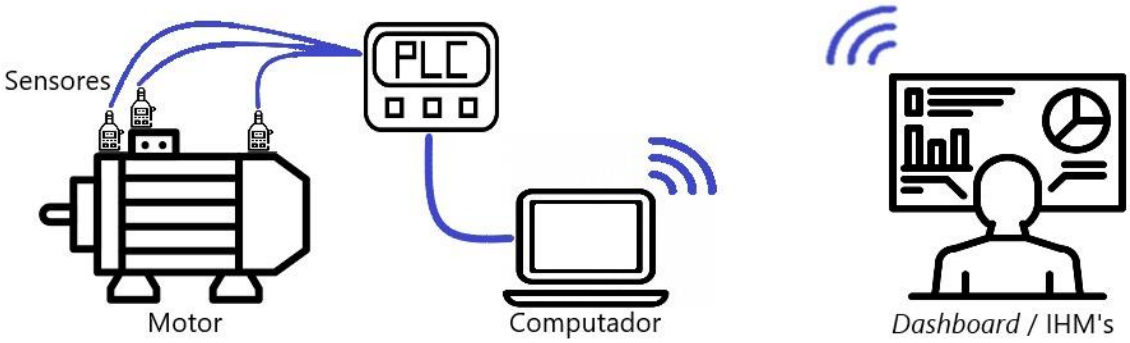
Figura 20 - Redução de amostra: 1000x; nodos em cada camada: 34, 62, 96, 122, 96, 62, 34, 6; *epochs*: 100; precisão treinamento: 97.11%; precisão validação: 95.79%.



Fonte: Do Autor

Tendo o modelo da figura 20 como o mais eficiente e viável encontrado, é possível organizar um fluxo de informações (figura 21). Iniciado pelos dados dos sensores (tacômetro, acelerômetros de rolamento suspenso e saliente, e microfone) posicionados no motor, medindo dados a uma frequência de 50 kHz durante 5 segundos, que são coletados e temporariamente armazenados como pacotes de dados (*buffer*) em um Controlador Lógico Programável (CLP). Ao final da etapa de coleta, estes dados são transferidos à um computador o qual tenha o programa com a IA instalado, este por sua vez efetuará o pré-processamento dos dados para que fiquem de acordo com as entradas as quais a IA fora treinada. Por fim a IA nos retornará, de forma preditiva, uma saída referente ao estado do motor, sendo esta informação podendo ser disponibilizadas em Interfaces Homem Máquina (IHM), painéis *dashboards* e sistemas de monitoramento.

Figura 21 - Esquema de aplicação do projeto em ambiente industrial



Fonte: Do Autor

5. CONCLUSÕES

Com base no que foi proposto, a aplicação desenvolvida se mostrou eficiente, não apenas na detecção de falha mecânica do motor, como também em sua classificação e grau de intensidade. Tendo uma taxa de assertividade acima de 95% é possível levar as informações do estado do motor em tempo real às pessoas que precisam tomar decisões a respeito de seu funcionamento ou executar manutenções. Também é possível, futuramente, alimentar sistemas de tomadas de decisão automática com as informações fornecidas pela IA. Assim, evita-se que a falha do motor escale para problemas mais graves e com maior complexidade de solução.

Dessa forma conclui-se que o modelo proposto é aplicável às situações reais de um ambiente industrial, contudo é importante salientar que a metodologia se baseou na utilização de dados de um motor e falha específicos. Ou seja, torna-se necessário um estudo futuro e treinamento para a aplicação em diferentes motores e tipos de falha. Por fim, outro fator a ser estudado seria a ampliação da ferramenta a ponto de prever também o tempo que o motor levaria para aumentar a intensidade de suas falhas, contribuindo assim para o planejamento de manutenção e definição da prioridade de intervenção dos motores.

6. AGRADECIMENTOS

Agradecemos primeiramente a Deus, por ter nos concedido saúde no decorrer deste trabalho e ao longo de toda nossa jornada acadêmica e vida.

O nosso percurso acadêmico na Faculdade Una Sete Lagoas foi marcado por vários desafios. Este relatório marca o fim de uma etapa, e não poderíamos terminar sem agradecer às pessoas que estiveram ao nosso lado desde o início. Quero agradecer ao Professor Sergio Ribeiro por todos os conselhos, pela disponibilidade, pelas recomendações e sugestões fundamentais para a elaboração do presente relatório. Obrigado por todos os ensinamentos e experiência partilhadas.

Agradecemos aos professores que aceitaram participar como membros da banca, pelos seus comentários e sugestões enriquecedoras.

À nossa família, por todo o apoio incondicional durante todo o meu percurso académico, pela força que me transmitiram nos momentos mais difíceis. A eles ficaremos eternamente gratos. O percurso apenas foi realizado com sucesso porque tive a oportunidade de caminhar ao lado de pessoas fantásticas. De agora em diante, queremos retribuir com as horas de atenção que lhe devemos. É por eles que todo o esforço e dedicação valem a pena.

7. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Bibliografia

ABRAMAN. (2021). *Abraman Oficial*. Fonte: Abraman: https://abramanoficial.org.br/

BENEDITO, J. S., GONÇALVES, R. F., SILVA, M. T., BONILLA, S. H., & SÁTYRO, W. C. (2018). *Indústria 4.0 Conceitos e Fundamentos.* São Paulo, SP: Blucher.

CHOLLET, F. (02 de Outubro de 2020). *Keras.* Fonte: Keras: https://keras.io/getting_started/intro_to_keras_for_researchers/

CORTEX INTELLIGENCE. (01 de Dezembro de 2022). *Dataset: Aprenda a usá-lo*. Fonte: Cortex Intelligence: https://www.cortex-intelligence.com/blog/inteligencia-de-mercado/descubra-como-os-data-sets-podem-auxiliar-nos-processos-de-sua-empresa

CRT-RJ (Conselho Regional de Técnicos Industriais do Estado do Rio de Janeiro). (2018). *Processamento de Dados.* Rio de Janeiro: CRT-RJ.

DYNAMOX SOLUÇÕES CRIATIVAS. (18 de 12 de 2018). *Ind4.0*. Fonte: Indústria 4.0.

FILHO, G. F. (2013). *Motor de Indução.* São Paulo: Érica.

GUEDES, M. V. (1994). *O motor de indução Trifásico - Seleção e Aplicação.* Porto - Portugal.

HAYKIN, S. (2001). *Redes Neurais - Princípios e Práticas* (2ª ed.). São Paulo: BOOKMAN.

INSTITUTO BRASILEIRO DO COBRE (PROCOBRE). (19 de Dezembro de 2019). *VALOR GLOBO - WEG*. Fonte: VALOR GLOBO: https://valor.globo.com/patrocinado/weg/weg/noticia/2019/12/02/motores-eficientes-geram-economia-de-energia-na-industria.ghtml

KARDEC, A. e. (2001). *Manutenção: Função Estratégica.* Rio de Janeiro: Qualitymark.

MARÇAL, R. M. (Dezembro de 2000). UM MÉTODO PARA DETECTAR FALHAS INCIPIENTES EM MÁQUINAS ROTATIVAS BASEADO EM ANÁLISE DE VRIBRAÇÕES E LÓGICA FUZZY. *PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA METALÚRGICA, DE MINAS E DOS MATERIAIS - PPGEM*. Porto Alegre, Brasil.

MARTINS, N. F., & ALMEIDA, E. V. (2018). A Revolução Industrial e a Indústria 4.0. *Congresso Nacional de Inciação Científica*, 17.

NASCIMMENTO JUNIOR, G. C. (2011). *Máquinas elétricas: teoria e ensaios.* São Paulo: Érica LTD.

OBAID, R. R. (2003). *Stator Current Analysis For Bearing Damage Detection in industion Motors.* IEEE International Symposium on Diagnostics for Electric Machines, Power Electronics and Drives.

OpenJS Fondation. (28 de Novembro de 2022). *Node-RED*. Fonte: Node-RED: https://nodered.org/

ORACLE. (18 de Novembro de 2022). *ORACLE - Inteligência Artificial*. Fonte: ORACLE: https://www.oracle.com/br/artificial-intelligence/what-is-ai/

PACHECO, C. A., & PEREIRA, N. S. (2018). *Deep Learning Conceitos e Utilização nas Diversas Áreas do Conhecimento.* Anápolis: UniEVANGÉLICA.

RODRIGUES PACHECO, C. A., & PEREIRA, N. S. (2018). *Deep Learning Conceitos e Utilização nas Diversas Áreas do Conhecimento.* Anápolis: UniEVANGÉLICA.

SILVEIRA, F. L., & MARQUES, N. R. (2012). Motor Elétrico de Indução: "Uma das dez maiores invenções de todos os tempos". *Instituto de Física - UFRGS*, 16.

TOTVS. (2022). *Análise de dados: O que é, vantagens, tipos e como fazer*. São Paulo: TOTVS.

TOTVS. (01 de Dezembro de 2022). *Manutenção Preditiva: o que é, como funciona, vantagens e dicas.* Fonte: TOTVS: https://www.totvs.com/blog/gestao-industrial/manutencao-preditiva/#:~:text=A%20manuten%C3%A7%C3%A3o%20preditiva%20possui%20o,por%20meio%20de%20monitoramento%20constante.

UFRJ. (03 de Dezembro de 2022). Fonte: Banco de Dados de Falhas de Máquinas: https://www02.smt.ufrj.br/~offshore/mfs/page_01.html

UNESP. (2006). A transformada de Fourier. Em UNESP, *A Transformada de Fourier* (p. 47). São Paulo: Feis - UNESP.

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO. (2015). *Visão Geral sobre Inteligência Artificial.* Rio de Janeiro: NCE.

WEG. (21 de Novembro de 2022). *Catálogo WEG: Motores Elétricos*. Fonte: http://catalogo.weg.com.br