Manutenção Preditiva baseada em Análise Multivariada e Redes Neuronais Artificiais

Projeto Candidato ao Prémio Inovação Jovem Engenheiro 2021

ORDEM DOS ENGENHEIROS

João Carlos Antunes Rodrigues

RESUMO

A manutenção preditiva assume uma importância extrema na previsão e prevenção de falhas na indústria. O Projeto Candidato ao Prémio Inovação Jovem Engenheiro 2021 foi desenvolvido a partir do trabalho anterior, realizado no âmbito da investigação feita para a tese de doutoramento do candidato, e cujo tema central é o desenvolvimento de modelos preditivos para antecipar possíveis falhas em equipamentos industriais.

O projeto proposto nesta candidatura descreve um modelo de manutenção preditiva, baseada em Inteligência Artificial (IA). Este estudo possui modelos de previsão a curto prazo e um modelo de previsão a longo prazo, ambos usando redes neuronais. O modelo de previsão de longo prazo é capaz de prever o estado dos ativos com até 90 dias de antecedência com uma margem de erro bastante reduzida, tal permite que as indústrias façam paragem programadas nos seus ativos, evitando desta feita, prejuízos resultantes de paragens não programadas.

Salienta-se que para completar este modelo foi criado um modelo de classificação do estado de óleos lubrificantes de motores Diesel.

As técnicas e modelos propostos podem auxiliar na monitorização e manutenção de ativos. Tais melhorias terão como consequências uma maior disponibilidade, incremento de qualidade, menor impacto ambiental, mais segurança dos utilizadores e uma redução significativa dos custos diretos e indiretos.

ÍNDICE

1. INTRODUÇÃO *5*
1.1. Manutenção preditiva e diagnóstico 6
1.2. Indústria 4.0 na Manutenção 6
1.3. A manutenção do ponto de vista económico 7
1.4. Redes Neuronais Artificiais 7
1.5. Estrutura do documento 8
2. ESTADO DA ARTE *9*
3. CLASSIFICAÇÃO DE ÓLEO LUBRIFICANTE *11*
3.1. Revisão da literatura da classificação dos óleos dos motores diesel 11
3.2. Base de dados para classificação dos lubrificantes 12
3.3. Modelo usando Redes Neuronais Artificias 13
3.4. Modelo usando a Análise de Componentes Principais 13
3.5. Resultados 14
4. PREVISÃO DE FALHAS *16*
4.1. Conjunto de dados 16
4.2. Previsão a curto prazo 17
4.3. Previsão a longo prazo 18
4.4. Interface 21
5. PREVISÃO E ZONAS DE FUNCIONAMENTO *22*
5.1. Conjunto de dados 22
5.2. Resultados para 90 dias e 30 dias de previsão 24
5.3. Resultados para previsão de curto prazo sem sobreposição de janelas 26
6. CONCLUSÕES *29*
6.1 Desenvolvimentos futuros 30
REFERÊNCIAS *31*

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1 - Resultado do algoritmo de previsão de curto prazo para a variável vibração. 18

Figura 2 - Resultados da previsão para a temperatura de contra-ataque 20

Figura 3 - Resultados da previsão para a temperatura de ataque 20

Figura 4 - Semáforo da Bomba de Aparas 21

Figura 5 - Dados dos sensores da prensa 23

Figura 6 - Arquitetura da rede neuronal 24

Figura 7 - Gráfico da taxa de aprendizagem da rede neural na previsão da corrente elétrica. 26

Figura 8 - Previsão da corrente elétrica com GAP 2 horas usando um vetor de entrada não sobreposto. 26

Figura 9 - Previsão do parâmetro de temperatura com um GAP de 2 horas usando um vetor de entrada não sobreposto. 27

Figura 10 - Série temporal com a classificação das amostras por cluster. 27

Figura 11 – Matriz dos gráficos de dispersão dos seis sensores 28

ÍNDICE DE TABELAS

Tabela 1 - Classificação das diferentes amostras pelo especialista humano, Rede Neural Artificial e nível de deterioração do óleo de acordo com a análise de PCA.14

Tabela 2 - Esquema da janela deslizante18

Tabela 3 - Representação do conjunto de dados transformado, contendo as assinaturas de cada janela wn.19

Tabela 4 - Representação do modelo de previsão, onde a assinatura do sinal no momento n-3 é usada para prever o valor no momento n.19

Tabela 5 - Erro MAPE da previsão de 3 meses de todas as variáveis.20

Tabela 6 - Resultado da previsão dos sensores da prensa para 90 dias25

Tabela 7 - Resultado da previsão dos sensores da prensa para 30 dias25

1. INTRODUÇÃO

As indústrias têm investido em novas técnicas e ferramentas de gestão de equipamentos que facultem vantagens competitivas na qualidade e redução do custo dos seus produtos, processos ou serviços. As reduções de custos, juntamente com as regulamentações e preocupações com os impactos ambientais e de segurança, desempenham um papel importante no sucesso das indústrias. A área da manutenção de equipamentos industriais assume, portanto, uma importância extrema no sucesso de uma empresa [1].

Kumar e o *British Standards Institute* (2015) definem a manutenção como a combinação de todas as atividades técnicas e administrativas necessárias para manter equipamentos, instalações e outros ativos físicos na condição operacional desejada, de modo a cumprir a sua função com qualidade [2].

Há diversos tipos de manutenção. A abordagem preditiva é uma das mais importantes e eficazes, pois tem como principal objetivo maximizar a disponibilidade do equipamento ao mínimo custo, com melhor qualidade.

O avanço da tecnologia e novas técnicas têm tornado a manutenção preditiva mais eficiente e acessível às indústrias. Usando dados de monitorização consistentes e de qualidade é possível entender o comportamento do equipamento e por vezes prevê-lo com uma antecedência variável.

Condições indesejadas, como desgaste de componentes, são observadas e/ou previstas usando algoritmos de previsão. Isto permite agendar as intervenções preventivas no ativo físico, evitando assim quebras e reduzindo custos de reparo e perdas de produção e, consequentemente, aumentando a disponibilidade [3].

As técnicas de manutenção preditiva estão cada vez mais associadas às técnicas de gestão, pois para tomar boas decisões é necessário ter informações de boa qualidade sobre o funcionamento passado e atual do ativo. Portanto, é fundamental calibrar os sensores corretamente e processar os dados resultantes de forma confiável [4].

Este trabalho desenvolve-se no ramo da engenharia mecânica, mais especificamente no campo da manutenção de falhas.

O presente projeto tem como principal objetivo identificar falhas futuras de um equipamento, bem como prever as suas futuras condições de funcionamento, processando um histórico de dados usando algoritmos de Inteligência Artificial (IA).

Um dos resultados importantes do presente projeto é que proporciona uma vantagem competitiva à empresa, uma vez que permite a redução dos custos de produção no período de produção, reduzindo o tempo de inatividade e aumentando o tempo de produção. Desta forma, a empresa em questão poderá oferecer melhores preços num mercado cada vez mais competitivo.

A importância deste trabalho é reforçada, quando vários autores sugerem a necessidade de mudar o foco das políticas de manutenção de curto prazo para objetivos de longo prazo; tal mudança surge devido às implicações que esta estratégia tem sobre a produção, custos, manutenção e, consequentemente, no sucesso da empresa [5]–[7].

1.1. Manutenção preditiva e diagnóstico

A manutenção preditiva visa maximizar a disponibilidade do sistema, com base na identificação dos componentes mais fracos de cada ativo físico [8].

De acordo com a Norma Europeia EN 13306:2017, uma falha é a perda da capacidade de um item para desempenhar uma função necessária após a sua falha, que pode ser completa ou parcial [9].

A manutenção preditiva utiliza atualmente muito hardware para recolher e armazenar dados e software para analisá-los. Farinha (2018) apresenta uma visão geral do tema [10]. O objetivo da manutenção preditiva é permitir o agendamento proactivo do trabalho corretivo e, assim, evitar falhas inesperadas do equipamento [11].

A otimização da manutenção é uma prioridade, devido à grande tendência na otimização baseada em simulação [28]. Atualmente, os melhores planos de manutenção são incansavelmente procurados para minimizar o custo global de manutenção ou para maximizar a produção e disponibilidade de ativos [13]. O custo de manutenção pode atingir 50% dos custos de produção, o que reforça a importância de melhorar esta área [14].

A manutenção preditiva evoluiu desde a inspeção visual, que foi o seu primeiro método. Atualmente, com o avanço de sensores e potência informática, várias técnicas avançadas de processamento de sinais são usadas, com base no reconhecimento de padrões, classificação, agrupamento e algoritmos de previsão [15].

1.2. Indústria 4.0 na Manutenção

Prever as necessidades de manter os ativos no futuro é um dos principais desafios do setor de hoje. A indústria 4.0 está a influenciar diretamente a revolução tecnológica e, consequentemente, a melhoria da manutenção preditiva. Os objetivos são minimizar o tempo de inatividade das máquinas, minimizar os custos e melhorar a qualidade do produto [16].

A quantidade de dados extraídos de processos industriais aumentou exponencialmente, devido ao aumento de tecnologias de deteção não invasivas e à diminuição dos custos de hardware. No entanto, é essencial calibrar os sensores corretamente, de modo que os dados adquiridos são fiáveis [4], [17]. Dados pobres ou incorretos não acrescentam valor e podem levar a erros de previsão [18], [19].

O tratamento de dados obtidos por sensores com técnicas computacionais preditivas pode evitar alterações desnecessárias de equipamentos, poupar custos e melhorar a segurança, disponibilidade e eficiência dos processos [20].

1.3. A manutenção do ponto de vista económico

No passado, a manutenção era muitas vezes vista como uma fonte de custos desnecessários para a indústria, pelo que era muitas vezes negligenciada pelas empresas.

A manutenção é cada vez mais valorizada nas empresas. Atualmente esta é considerada um departamento chave para o sucesso das industrias, ajudando a reduzir os custos de produção, melhorando a segurança e, consequentemente, aumentando os lucros [21].

Aplicar uma política de manutenção preditiva numa organização pode ter um custo significativo, embora o custo de uma política adequada seja consideravelmente inferior ao dinheiro poupado [22].

A maioria dos dispositivos requer uma extensa rede de hardware, formada por muitos sensores para recolha de dados, bem como capacidade de armazenamento. Além do hardware, a manutenção preditiva exigirá custos adicionais para o pessoal de formação e algoritmos de previsão e classificação de modelação.

Ao permitir uma produção mais eficiente, sustentável e de maior qualidade, a aplicação da manutenção preditiva também afeta a imagem da empresa no mercado e aumenta o seu valor.

A manutenção preditiva pode ser aplicada a quase todos os dispositivos. No entanto, devido ao elevado custo de implementação, deve ser realizada uma análise cuidadosa de todos os dispositivos antes de proceder à modelação e implantação. Esta análise destina-se principalmente a determinar o índice de criticidade do dispositivo em caso de anomalia e o custo económico potencial para a empresa.

Segundo François Monchy, quanto mais dispendiosa a indisponibilidade de um dispositivo, mais importante é a sua manutenção [23]. Por outras palavras, os custos diretos e indiretos da indisponibilidade do equipamento e o valor do equipamento são os fatores mais importantes a ter em conta na escolha de uma política de manutenção.

A maior vantagem da manutenção preditiva é que pode avaliar o estado real de qualquer máquina e prever quando precisa de reparação ou manutenção antes de uma falha real. Com esta política de manutenção devidamente implementada e atualizada, é possível agendar a manutenção do equipamento para datas que terão o menor impacto no calendário e prazos de produção. O impacto na linha de produção e a qualidade dos itens produzidos pela fábrica são minimizados, o que faz a diferença na rentabilidade de qualquer empresa.

1.4. Redes Neuronais Artificiais

As redes neuronais artificiais são modelos de *machine learning* com nós interligados, que contêm neurónios com capacidade de processamento como um cérebro humano. Podem ser treinados para reconhecer padrões ocultos, realizar correlações e previsões, bem como para classificar amostras de entrada. Este tipo de modelo foi inspirado no cérebro humano [24], [25].

O neurónio é a unidade atómica de uma rede neuronal. Quando um vetor de entrada é dado, o neurónio fornece uma saída que é uma função da média ponderada das coordenadas do vetor. As saídas dos neurónios podem ser alimentadas como entradas para camadas subsequentes.

A otimização das redes neuronais é um problema desafiante, e tem sido tema de bastantes publicações [26], [27].

As redes neuronais *Feed Forward* (FF) são um tipo de redes neuronais em que os dados fluem numa única direção, desde a entrada até à saída e sem qualquer *feedback*. Isto é diferente das Redes Neuronais Recorrentes (RNN), onde as informações de saída podem ser devolvidas à rede. Esta capacidade de alimentar as saídas como entradas é importante em problemas não episódicos, como as séries temporais, onde o estado do sistema num dado momento pode ter impacto no que acontece no futuro.

Percetrão multicamadas (MLP) é um tipo de rede neuronal avançada. É composto por três tipos de camadas: a camada de entrada, a camada escondida e a camada de saída. As principais aplicações das redes MLP são a classificação, reconhecimento e previsão de padrões [28].

Recentemente, com mais poder de computação e dados, os modelos de aprendizagem profunda tornam-se mais populares em vários campos da ciência. São o método preferido, por exemplo, na deteção e classificação de objetos. As redes neuronais rasas são agora mais utilizadas para problemas de regressão. Apesar de muitas distinções claras entre redes neuronais profundas e rasas, algumas técnicas desenvolvidas para uma aprendizagem profunda podem ajudar a melhorar os modelos rasos, e vice-versa [29].

1.5. Estrutura do documento

A primeira secção deste documento faz uma apresentação do projeto, seguido de uma segunda secção que aborda o estado da arte no campo da previsão e diagnóstico de falhas e ainda antes de entrar na parte da previsão de dados. A terceira secção apresenta um modelo de classificação do estado do óleo baseado em Redes Neuronais Artificiais (RNA) e em Análise de Componentes Principais (PCA).

A secção quatro aborda o algoritmo de previsão baseado em RNA usando o *Multilayer Perceptron* (MLP). Tal modelo é apresentado para prever dados futuros de diversas variáveis, correspondentes às leituras dos sensores presentes num equipamento. A previsão é feita para 90 dias, prazo que permite preparar e programar adequadamente as intervenções de manutenção, evitando perda de produção e otimizando o tempo de paragem. Seguidamente, a secção cinco completa a previsão com uma identificação de zonas de funcionamento usando a técnica de *clustering* através do *Kmeans*.

As conclusões ficam na sexta secção deste documento, seguida de alguns desenvolvimentos propostos para futuro e referências.

2. ESTADO DA ARTE

Esta secção analisa alguns dos trabalhos anteriores relacionados com redes neuronais no campo da manutenção preditiva. As Redes Neuronais foram usadas para classificar a degradação dos óleos lubrificantes do motor diesel. A rede neuronal foi capaz de prever o estado de degradação do óleo com base numa análise laboratorial de 21 parâmetros, com uma precisão superior a 90% [30].

Uma manutenção eficiente é essencial para manter os ativos na máxima disponibilidade e livres de acidentes. Por estas razões, Bukhsh *et al.*, em 2019, desenvolveu um modelo de previsão para prever a necessidade de manutenção ferroviária [31].

A Elhag & Wang apresentou uma aplicação de redes neuronais artificiais na avaliação de riscos de ponte, na qual as redes neuronais são usadas para modelar categorias de risco e pontuação de risco de uma ponte [32].

A velocidade do vento é um fator-chave na gestão dos parques eólicos. É por isso que Balluff e a sua equipa, em 2015, desenvolveram um modelo para prever a velocidade e a pressão do vento através das Redes Neuronais Recorrentes [33].

Deepika & Prakash previu o consumo de energia de uma máquina virtual com a ajuda de análises preditivas usando um percetrão multicamada, que alcançou 91% de precisão durante o processo de previsão [34].

Hongxiang *et al.* desenvolveu um algoritmo usando Redes Neuronais Artificiais para analisar dados de espectroscopia a partir de óleo lubrificante. Os resultados provaram que as Redes Neuronais Artificiais podem ser usadas para classificar os tipos de lubrificantes e distinguir as condições de rotina de um motor Diesel das condições de funcionamento [35].

Um dos principais desafios da manutenção é aumentar a disponibilidade de equipamentos e, para isso, é importante diagnosticar falhas antes de acontecerem. Makridis *et al.* apresentam uma abordagem de aprendizagem automática para detetar anomalias com dados recolhidos através de sensores instalados nos vasos, prevendo assim o estado de partes específicas do motor principal do navio [36].

Kolocas apresentou uma metodologia de manutenção preditiva para prever possíveis falhas de um equipamento industrial em tempo real, utilizando dados de sensores. O período de alerta do equipamento é previsto a curto prazo, uma vez que foi definido um intervalo de previsão entre 5-10 minutos antes da falha [37].

Tian desenvolveu um método baseado em Rede Neuronall Artificial (RNA) projetado para alcançar uma previsão de vida remanescente mais precisa de equipamentos sujeitos a monitorização da condição. O método RNA proposto é validado utilizando dados de monitorização de vibrações recolhidos a partir de rolamentos da bomba. O modelo RNA tem como entrada para a rede a idade do equipamento, os valores de medição do estado atual e a inspeção realizada. A rede dá uma percentagem da vida do ativo como uma saída [38].

Rafiee usou uma rede neuronal percetrão de duas camadas para detetar falhas de engrenagens e falhas de rolamento e identificar caixas de velocidades usando um novo

vetor de recurso atualizado pelo desvio padrão dos coeficientes de pacotes de ondas de sinais de vibração [39].

Heidarbeigi desenvolveu uma rede neuronal construída para prever falhas na caixa de velocidades. Neste projeto foi utilizado um algoritmo de aprendizagem de retropropagação e uma rede multicamadas. A rede tem três saídas de classificação, que são: desgastados, dentes de engrenagem partidos e condição impecável. A rede neuronal percetrão ideal (MLP) selecionada para classificação exibiu uma estrutura de camada 489-10-3 e tinha 87% de precisão. O modelo mostrado funciona com base em diferenças de vibração, para que possa ser usado em outras aplicações[40].

Karpenko (2002) desenvolveu um classificador de padrão de rede neuronal para diagnosticar e identificar falhas num atuador de uma válvula de processo industrial Fisher-Rosemount 667. A rede é treinada com dados experimentais obtidos a partir do ativo. Os resultados dos testes mostram que a rede de *feedforward* de várias camadas resultantes pode detetar e identificar vários tipos de falha[41].

Wang em 2019 apresenta um algoritmo de inteligência artificial baseado em redes neuronais para identificar falhas em bombas de lubrificação de motores diesel usando dados de vibração. O algoritmo foi testado em mais de cinquenta bombas lubrificantes que provaram a sua eficácia[11].

Os estudos acima mencionados mostram que as redes neuronais que utilizam dados de monitorização como a vibração e a temperatura podem detetar e até antecipar falhas[42]–[45]. Isso é útil no diagnóstico de falhas com elevada fiabilidade, bem como na previsão de potenciais falhas e impedindo-as de acontecer.

A investigação realizada mostra igualmente que existe uma lacuna numa previsão a longo prazo, prevendo especialmente com 3 meses de antecedência. No entanto, este deve ser um objetivo de investigação, porque as indústrias muitas vezes precisam de várias semanas para preparar e realizar operações de manutenção complexas com o mínimo tempo de inatividade

3. CLASSIFICAÇÃO DE ÓLEO LUBRIFICANTE

A condição do óleo dos motores é uma área estratégica na área de gestão de manutenção. A substituição precoce do óleo representa indisponibilidade desnecessária, bem como custos financeiros e ambientais que poderiam ser poupados.

A substituição tardia pode prejudicar a capacidade do óleo de proteger o motor, aumentando as chances de danos e envelhecimento prematuro do motor, ou mesmo o risco de causar acidentes que podem colocar em risco pessoas, equipamentos ou veículos em ambientes urbanos.

O uso de ferramentas de previsão e classificação de dados podem contribuir para ajudar a tomar a decisão certa no momento certo, protegendo o meio ambiente, os lucros das empresas e a segurança de pessoas e bens.

Já foram desenvolvidos trabalhos preliminares para criar modelos para facilitar o processo de análise de óleo, testado com um conjunto de dados para óleo de motores Diesel utilizando Redes Neuronais Artificiais.

O presente trabalho foi objeto de publicação, com mais detalhes na revista Eksploatacja i Niezawodnosc - Maintenance and Reliability [46].

Apresenta-se um modelo de classificação de óleo lubrificante usando redes neuronais artificiais. O modelo foi testado e os resultados foram comparados com classificações dadas por peritos humanos e com uma Análise de Componentes Principais (PCA).

A PCA mostrou que a relevância de cada variável é diferente, e algumas das variáveis podem até ter um impacto negativo no poder preditivo da RNA.

O conjunto de dados é proveniente de análises laboratoriais dos óleos, sendo que essas análises contêm uma classificação final do lubrificante atribuída por especialistas humanos de uma empresa especializada.

3.1. Revisão da literatura da classificação dos óleos dos motores diesel

A condição e a classificação do óleo dos motores Diesel têm sido objeto de estudo usando diferentes abordagens, incluindo métodos de inteligência artificial.

Hugo Raposo apresenta um estudo sobre monitorização de condição baseado em óleo nos motores Diesel de uma frota de autocarros urbanos [47]. O estudo mostra a evolução da degradação do óleo e desenvolve uma política de manutenção preditiva para substituição do óleo. A metodologia apresentada considera apenas algumas variáveis dos óleos.

Gajewski apresenta um estudo com foco em sistemas de transporte pesado. Os tipos de óleos foram obtidos de várias dezenas de motores de esteiras pesadas. O estudo utiliza esses dados com redes neuronais, a fim de identificar os padrões que modelam a deterioração do sistema [48].

Hongxiang apresentou um trabalho onde usa uma rede neuronal *feed forward* para classificar diferentes tipos de óleo e suas condições de funcionamento [35].

Shaban usou uma cascata de redes neuronais artificiais para prever os parâmetros do óleo de um transformador [49].

A Análise de Componentes Principais é um método de análise multivariada muito popular para mineração de dados. É um procedimento estatístico para transformar dados, extrair características e determinar as variáveis mais importantes de um conjunto de dados. Por meio da análise de PCA, é possível, portanto, prever quais variáveis merecem ser monitoradas e quais são candidatas a serem removidas sem perder o poder preditivo [50].

Capone usa a PCA para determinar a quantidade de combustível não queimado no óleo lubrificante [51].

Tais trabalhos mostram que é possível utilizar redes neuronais e a PCA para classificar os lubrificantes, contudo denota-se que este algoritmo não tem em conta todas as propriedades do mesmo, enquanto o trabalho apresentado utiliza todos os parâmetros fornecidos nas análises de óleos.

3.2. Base de dados para classificação dos lubrificantes

O presente trabalho foi realizado usando um conjunto de dados de 135 análises de óleo. Cada análise contêm os resultados de 21 parâmetros da análise laboratorial do óleo, retirados dos motores, além da quilometragem do óleo e quilometragem do motor, o que perfaz um total de 23 parâmetros que são usados como variáveis de entrada para a presente análise.

Esses 23 parâmetros são: Quilometragem do motor, Quilometragem do óleo, Quantidade de anticongelante encontrada no óleo, Percentagem de combustível, Fuligem, Teor de Água, Nitração, Oxidação, Sulfatação, TBN, Viscosidade a 100°C, Al, Cr, Cu, Fe, Mo, Na, Ni, Pb, Si, Sn, V e PQ. As variáveis foram normalizadas e utilizadas como entradas para as redes neuronais e na PCA.

As análises de óleo fornecidas em casos pontuais, tinham valores omissos, ou seja, valores em falta. Todos os métodos abordados neste estudo têm como restrição os parâmetros do óleo apresentarem um determinado valor, desta feita, para a validação dos métodos substituíram-se os valores omissos pela média do parâmetro em causa.

O Dataset contém também a decisão da empresa especializada, marcada como 1, 2 ou 3. A Classificação 1 significa que os especialistas decidiram que o óleo está em boas condições e pode ser mantido para operação normal. A Classificação 2 significa que o óleo está a chegar ao ponto em que precisa ser substituído. A Classificação 3 significa que o óleo passou do ponto em que deveria ter sido substituído, pelo que já ultrapassou o seu ciclo de vida.

A PCA é um método de análise fatorial, a adequação dos conjuntos de dados para PCA foi testada usando o teste de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) [52]. O teste KMO dá uma pontuação entre 0 e 1, onde em geral as pontuações mais altas significam que o conjunto de dados contém diversidade suficiente de amostras para aplicar a análise fatorial. Uma

pontuação baixa, por outro lado, significa que há altas correlações entre as variáveis e os resultados do processo de são menos robustos.

3.3. Modelo usando Redes Neuronais Artificias

Na presente pesquisa os modelos neuronais utilizados foram Redes Neuronais *FeedForward* rasas, com uma camada oculta de largura variável e uma camada de saída.

Os neurônios ocultos usaram uma função de transferência sigmoide, que pode ser uma aproximação universal, mantendo a saída na faixa [0, 1]. O neurônio de saída utilizou uma função de transferência linear (*relu*), para permitir uma maior amplitude de saída e facilitar o processo de aprendizagem. Os modelos foram criados e testados em Matlab.
O treino foi realizado pelo método de Levenberg-Marquartd. O *Mean Squared Error* (MSE) e o fator de correlação R foram utilizados para avaliação do desempenho.

O treino foi realizado com 70% das amostras, validação com 15% e teste com o restante 15%.

O vetor de entrada na rede foi composto apenas por 12 entradas, os 10 parâmetros com o peso mais alto da análise PCA e a quilometragem do motor e do óleo.

A saída obtida dos modelos neuronais é um número decimal. Isso é desejável, para que seja interpretado como uma medida da qualidade do óleo: quanto menor o valor, melhor a qualidade do óleo.

Por outro lado, também é importante mapear a saída para 1, 2 ou 3, a fim de obter um modelo que possa ser comparado à classificação dos especialistas humanos e a PCA.

Foram usadas as seguintes regras à saída da rede neuronal: saída da rede com valor abaixo de 1,50 é classificada para 1; saída da rede com o valor dentro do intervalo [1.50,2.50] é classificada 2; saída da rede com valor superior a 2.50 é classificado 3.

3.4. Modelo usando a Análise de Componentes Principais

A PCA é um procedimento estatístico usado para mapear um conjunto de variáveis correlacionadas num novo conjunto de variáveis não correlacionadas, chamadas de componentes principais. Os componentes principais são calculados por ordem decrescente de importância. O primeiro componente é o mais importante, o último é a variável explicativa menos importante. Cada componente principal identificado é uma combinação linear de todas as variáveis originais.

Para calcular o estado de degradação do óleo apenas se usou uma componente principal, pois esta é uma combinação linear de todas as variáveis iniciais, em que o seu peso traduz a contribuição de cada variável para essa componente.

Após ter sido calculada a primeira componente principal, esta é multiplicada pelos valores de cada amostra normalizados segundo as referências limite do fabricante.

Com isso consegue-se atribuir uma classificação a cada análise, por fim essa pontuação é dividida por uma pontuação limite calculada através da multiplicação dos pesos da primeira componente principal pelas referências do fabricante.

Esta divisão irá permitir saber em que estado percentual se encontra a degradação do óleo tendo como referências limite do fabricante.

3.5. Resultados

Tabela 1 - Classificação das diferentes amostras pelo especialista humano, Rede Neuronal Artificial e nível de deterioração do óleo de acordo com a análise de PCA.

Human	ANN	Det. (%)	Human	ANN	Det. (%)	Human	ANN	Det. (%)	Human	ANN	Det. (%)
1	1	31.7	1	1	51.6	2	3	37.5	1	1	36.3
1	1	13.6	2	2	54.8	3	3	64.6	1	1	31.6
2	2	49.9	1	1	35.7	3	3	56.7	1	1	32.5
1	1	18.8	1	1	31.7	2	2	37.4	1	1	32.4
1	1	52.1	1	1	13.6	2	2	38.8	1	1	30.6
3	3	150.6	2	2	49.9	3	3	81.9	3	3	39.8
1	1	35.6	1	1	18.8	3	3	40	2	2	27.1
1	1	17.6	1	1	52.1	2	2	37.1	2	2	40
1	1	13.4	3	3	150.6	2	2	35.3	2	2	32.3
3	3	79.1	1	1	35.6	1	1	74.8	3	3	44.2
1	1	64	1	1	17.6	1	1	31.2	3	3	47.1
2	2	83.6	1	1	13.4	1	1	46.2	3	3	38.4
2	2	73.6	3	3	79.1	1	1	32.2	3	3	42
1	1	46.5	1	1	64	**1**	**2**	35.5	1	1	33.5
1	1	54.1	2	2	83.6	1	1	33.9	1	1	32
2	2	69.2	2	2	69.2	1	1	26.8	1	1	29.1
3	3	162.1	3	3	162.1	1	1	31	1	1	28.4
3	3	128	3	3	128	**1**	**2**	37.4	3	3	84.2
3	3	88.3	3	3	88.3	1	1	33.3	3	3	46.1
3	3	118.3	3	3	118.3	1	1	34.7	2	2	41
1	1	48.3	1	1	48.3	1	1	31	3	3	48.7
1	1	45.6	1	1	45.6	**3**	**2**	41.3	3	3	64.1
2	2	63.7	2	2	63.7	1	1	31.4	**3**	**2**	49.1
2	2	55.2	2	2	55.2	1	1	30.7	1	1	40.8
3	3	66.7	3	3	66.7	1	1	35.9	3	3	51.9
1	1	32.5	1	1	32.5	3	3	81.1	1	1	42.8
1	1	54.2	1	1	54.2	3	3	58.7	1	1	27.7
3	3	89.1	3	3	89.1	3	3	46.5	1	1	24.5
3	**2**	**54.6**	**3**	**2**	54.6	3	3	48.3	1	1	25
1	1	51.7	1	1	51.7	1	1	31.1	2	2	52.8
3	3	69	3	3	69	1	1	30.4	2	2	37.2
2	2	70.7	2	2	70.7	2	2	38.7	**1**	**3**	42.6
3	3	73.1	3	3	73.1	1	1	30	3	3	47.2
3	3	85.3	3	3	85.3	1	1	31.9	3	3	40.3
1	1	49.3	1	1	49.3	1	1	40.5	**3**	**2**	42.6
1	1	55.8	1	1	55.8	1	1	40.1	2	2	31.8
2	2	54.3	2	2	54.3	1	1	33	3	3	39.6
2	2	62.3	**1**	**2**	62.3	1	1	37.3	1	1	32.7
3	**2**	72.5	**1**	**2**	72.5	1	1	29.3	3	3	61.4
2	**3**	73.3	3	3	73.3	1	1	36.4	2	2	35.8
1	1	31	1	1	31	1	1	34.2	2	2	37.2
3	3	86.8	2	2	73.6	1	1	32.9	3	3	68.1
2	**1**	31.7	1	1	46.5	1	1	37.7	3	3	40.4
3	3	66.4	1	1	54.1	1	1	51	3	3	49.1

As amostras em que o especialista humano e a RNA diferem estão marcadas em negrito.

A Tabela 1 compara os resultados obtidos. Mostra a classificação do óleo pelos especialistas humanos *(Human)*, a classificação dada pela rede neuronal artificial treinada

com 12 variáveis *(ANN)* e o percentual de degradação do óleo calculado por PCA (*Det.(%)*).

Como mostra a tabela, há uma grande variabilidade de resultados. Mas, em geral, a classificação da RNA e a classificação do PCA são coerentes e indiscutivelmente melhores do que os especialistas em humanos. Como referência, a deterioração média, média para a classe 1 é de 37,86% para os especialistas humanos e 37,03% para a RNA. Para a classe 2 foi de 52,07 % para humanos e 52,44 % para RNA. E para a classe 3, a deterioração média é de 73,05% para humanos e 74,14% para RNA.

As deteriorações médias mostram que a RNA foi bem-sucedida agrupando os óleos mais deteriorados na classe 3 e os óleos menos deteriorados na classe 1. Os resultados convergem em mais de 90%

4. PREVISÃO DE FALHAS

Hoje em dia, a tecnologia aliada à computação de alto desempenho, que oferece imenso poder de computação, garante que o mundo industrial funciona a um ritmo acelerado, esforçando-se dia após dia para melhorar constantemente os processos e equipamentos industriais. A manutenção industrial desempenha um papel fundamental neste domínio.

Atualmente, a manutenção é uma combinação de atividades técnicas e administrativas necessárias para manter equipamentos, instalações e outros bens físicos. O objetivo é manter esses ativos na condição operacional desejada, ou restaurá-los para que possam cumprir a sua função com qualidade [2], [53], [54].

Os principais objetivos de uma boa política de manutenção são: segurança, qualidade, redução de custos e disponibilidade [55]. Frequentemente, é impossível otimizar esses quatro objetivos ao mesmo tempo. Nestes casos, é da responsabilidade da Gestão da Manutenção encontrar a melhor solução, dependendo dos objetivos da empresa.

Existem diferentes tipos de manutenção. A manutenção preditiva é um dos tipos de manutenção mais adotados hoje em vários setores [5].

A manutenção preditiva visa prever a ocorrência de falhas antes de acontecerem, utilizando dados de sensores que estão a monitorizar o estado de funcionamento do ativo.

Atualmente, os sistemas industriais utilizam dezenas, centenas ou milhares de sensores para recolher dados que devem ser utilizados principalmente para monitorizar processos e equipamentos [4], [57].

Devido ao desenvolvimento em algoritmos e hardware de processamento e armazenamento de dados, é atualmente possível armazenar e processar grandes quantidades de dados de forma a prever o comportamento dos equipamentos no futuro, sendo assim capaz de detetar falhas com antecedência [58].

O comportamento do ativo depois de ser observado e analisado pode ser previsto com algoritmos modernos. Estas técnicas têm um impacto positivo na fiabilidade da produção, segurança, disponibilidade e qualidade. Note-se também que a manutenção preditiva promove a sustentabilidade ambiental, uma vez que reduz os excedentes de produção e também os produtos não conformes.

Eksploatacja O trabalho realizado no âmbito deste projeto, ao nível da predição do estado de equipamentos industriais, foi publicado em maior detalhe na prestigia revista "Eksploatacja i Niezawodnosc - Maintenance and Reliability" [30].

4.1. Conjunto de dados

Os dados são provenientes de uma bomba de aparas. Estes dados foram recolhidos minuto a minutos durante cerca de três anos através de sensores instalados no equipamento.

O conjunto de dados é composto por 11 variáveis, sendo estas as seguintes: Vibração, Pressão, Velocidade, U Temperatura sinuosa, V Temperatura sinuosa, Temperatura de enrolamento W, temperatura do óleo, fluxo, temperatura do suporte do

rolo de ataque, temperatura do rolamento de contra-ataque e carga. Note-se que a carga não terá uma previsão, uma vez que esta é utilizada apenas como uma entrada para a rede neuronal.

Os dados em falta na base de dados foram preenchidos com o último valor conhecido para essa variável, ou seja, todos os valores em falta ou nulos são substituídos.

Em seguida, é aplicado um filtro de mediana utilizando uma janela deslizante com a largura da janela (*w*, em amostras) previamente definida. Finalmente, os dados de todas as variáveis em estudo são estandardizados usando a biblioteca Python StandardScaler.

4.2. Previsão a curto prazo

A previsão de curto prazo baseia-se num modelo exponencial de suavização auto adaptável, de acordo com a Fórmula (1). Esta previsão foi feita para cinco dias.

$$S_{t+1} = \alpha_t \times X_t + (1 - \alpha_t)S_t \tag{1}$$

onde:

S_{t+1} é o valor esperado para o tempo *t*+1

α_t é o Coeficiente de Alisamento Auto Adaptativo para o tempo *t ()* $0 \leq \alpha_t \leq 1$

X_t é o valor variável no tempo *t*

S_t é o valor esperado para o tempo *t*

O Coeficiente de Alisamento Auto Adaptativo é calculado através da Fórmula:α_t

$$\alpha_{t+1} = Min(1, k_t) \tag{2}$$

onde o erro de previsão *et* é dado por:

$$E_t = X_t - S_t \tag{3}$$

e

$$k_t = \left|\frac{A_t}{M_t}\right|, \textit{if } M_t > 0,\ 0 \textit{ caso contrário} \tag{4}$$

$$A_t = \beta \times E_t + (1 - \beta) \times A_{t-1}\ ,\ 0 \leq \beta \leq 1 \tag{5}$$

$$M_t = \beta \times |E_t| + (1 - \beta) \times M_{t-1}\ ,\ 0 \leq \beta \leq 1 \tag{6}$$

E_t é o erro de previsão para o tempo *t*. β é um parâmetro do algoritmo - um valor maior resultará numa resposta mais rápida do filtro.

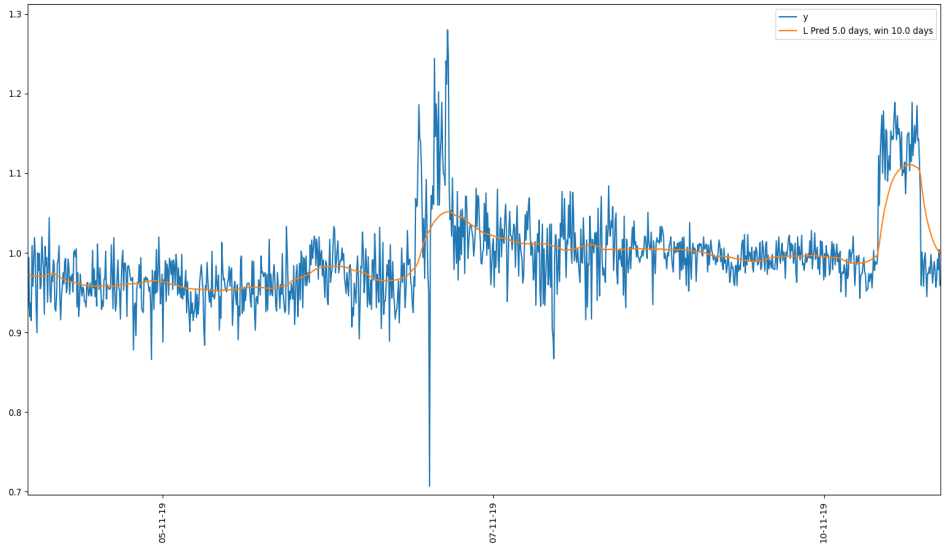

Figura 1 - Resultado do algoritmo de previsão de curto prazo para a variável vibração.

O algoritmo de curto prazo foi implementado em Python. A Figura 1 mostra um exemplo da saída produzida pelo algoritmo de previsão de curto prazo para vibração, com um beta=0.4. A previsão segue as tendências do sinal muito de perto. Uma vez que é suavizado, a previsão é muito mais estável e imune a picos curtos.

Para vibração, o Erro Quadrado Médio (MSE) é de 0,068 e o Erro Médio Percentual (MAPE) é de 5,61%. Para a pressão, o MSE é de 990,64 e o MAPE é de 1,36%. Para as temperaturas de enrolamento de veículos U, V e W, o MSE é de 0,18, 0,21, 0,18 e o MAPE são 0,39, 0,41 e 0,36 %, respetivamente. Para a temperatura do rolo de ataque que suporta MSE é de 0,30, e MAPE é de 0,59 %. Para o rolo de contra-ataque, os erros são de 3,14 e 5,76 % respetivamente.

4.3. Previsão a longo prazo

Para criar o vetor de entrada para a rede neuronal, é aplicada uma janela deslizante de largura *wn*. O diagrama seguinte ilustra a aplicação da janela deslizante na série temporal *u*.

Tabela 2 - Esquema da janela deslizante

u[n - ...]	*u[n-wn-2]*	*u[n-wn-1]*	*u[n-wn]*	...	*u[n-1]*	*u[n]*
			W[wn]	...	*W[2]*	*W[1]*

Uma janela deslizante *W*, com tamanho *wn,* é aplicada à série de tempo *u*, de modo que *wn* amostras da sequência *u* sejam selecionadas para criar a entrada para a rede neuronal.

Uma vez selecionadas as amostras *wn*, calcula-se uma assinatura *Sn* da janela para dar como entrada na rede neuronal.

A assinatura *Sn* compreende o valor médio da janela *(mw),* o Desvio Padrão *(stdw),* a mediana *(medw)* das amostras *wn*, e a Densidade do Espectro de Potência *(PSDW)*.

$$Sn(n) = [m_w, std_w, med_w, psd_w] \quad (7)$$

Uma vez criada a sequência de assinaturas de cada janela, é construído um conjunto de dados transformado, com a estrutura representada na tabela 3.

Tabela 3 - Representação do conjunto de dados transformado, contendo as assinaturas de cada janela wn.

Sn[n - ...]	*Sn[n-5]*	*Sn[n-4]*	*Sn[n-3]*	*Sn[n-2]*	*Sn[n-1]*	*Sn[n]*

Para treinar o modelo para prever valores futuros, é aplicado um intervalo *de tempo g*, em amostras, para criar o vetor de saída desejado. O vetor é introduzido, de modo que o valor previsto *p* para o tempo *n+g* seja uma função de *Sn[n],* tal como é apresentado de seguida.

$$p\,[n + g] = f(Sn[n]) \quad (8)$$

A tabela 4 mostra esquematicamente a correspondência entre a assinatura *Sn* no conjunto de dados e o valor previsto *p*, onde *o Sn[n]* é utilizado para prever *p[n-g]*. Na figura, *g=3*. Nas experiências, *g* foi o número de amostras em 90 dias.

Tabela 4 - Representação do modelo de previsão, onde a assinatura do sinal no momento n-3 é usada para prever o valor no momento n.

wn[n - ...]	*wn[n-5]*	*wn[n-4]*	*wn[n-3]*	*wn[n-2]*	*wn[n-1]*	*wn[n]*
p[n - ...]	*p[n-5]*	*p[n-4]*	*p[n-3]*	*p[n-2]*	*p[n-1]*	*p[n]*

O modelo de aprendizagem automática usado para fazer as previsões era uma Rede Neuronal Artificial, nomeadamente o *MLPRegressor* da biblioteca *Sklearn*. A rede neuronal após vários procedimentos de treino, obteve bons resultados. As figuras 2 - 4 mostram o sinal original e a previsão para diferentes valores. Estes resultados foram obtidos utilizando uma rede neuronal multicamada com duas camadas ocultas, com 200 e 10 neurónios, respetivamente, utilizando a função de transferência de *relu*. A janela deslizante aplicada nos dados incluía 7 dias de dados.

Para uma melhor estabilidade dos valores previstos, foram suavizadas utilizando filtro de mediana com tamanho de janela 20 amostras. Nas figuras seguintes o sinal real está em azul e a previsão em laranja.

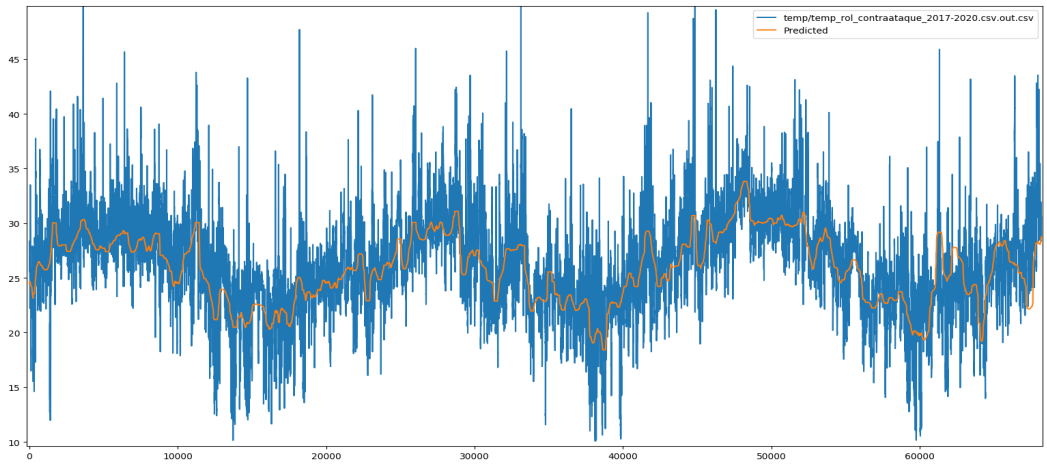

Figura 2 - Resultados da previsão para a temperatura de contra-ataque

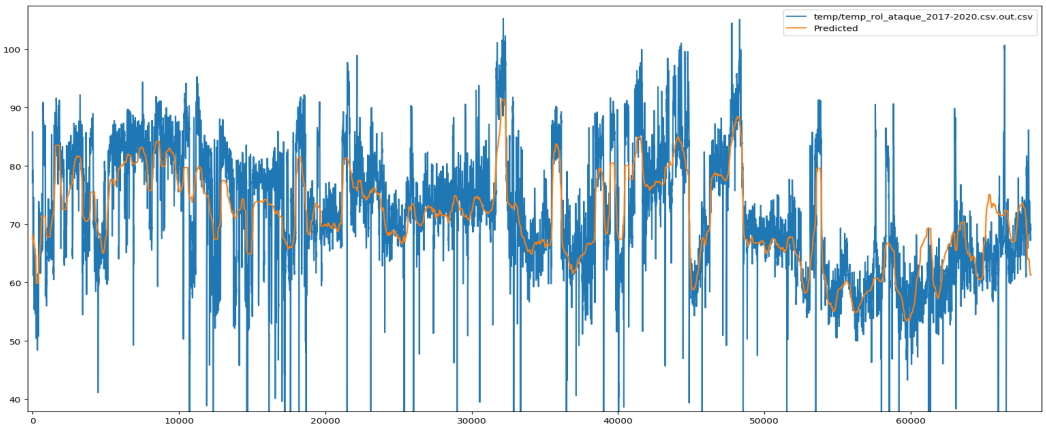

Figura 3 - Resultados da previsão para a temperatura de ataque

Para melhor compreender a eficiência da neuronal, a tabela 5 mostra os Erros MAPE das variáveis previstas.

Tabela 5 - Erro MAPE da previsão para 90 dias de todas as variáveis.

VARIÁVEL	MAPE
Vibração	9.47
Pressão	1.59
Velocidade	1.32
Temperatura de enrolamento U	4.26
Temperatura de enrolamento V	4.32
Temperatura de enrolamento W	4.47
Temperatura do óleo	5.34
Temperatura do Rolamento de Ataque	6.63
Temperatura do Rolamento Contra-ataque	9.72

Tendo em conta a previsão da rede neuronal das variáveis acima referidas, é possível prever antecipadamente o estado do equipamento com 90 dias de antecedências, com erros, em média, inferiores a 10 %.

4.4. Interface

A interface do usuário final foi implementada através de semáforos, valores quantitativos e gráficos, visando dar, de forma intuitiva ao usuário, uma visão global do comportamento do sistema.

Neste sistema de cores, vermelho é para anomalia, amarelo para vigia e verde para bom funcionamento. Esta escolha de cores foi escolhida para ser como o sistema de semáforos usado nas estradas, tornando-o fácil de interpretar e assimilar por todos.

Por meio desse sistema, é fácil, rápido e simples para o operador saber em que estado de operação o equipamento está, o que também pode contribuir para evitar falhas graves ou mau funcionamento (quando estiver amarelo ou vermelho).

Os limites para verde, amarelo e vermelho foram propostos com base no histórico de experiências anteriores e nas informações do fabricante.

Figura 4 - Semáforo da Bomba de Aparas

5. PREVISÃO E ZONAS DE FUNCIONAMENTO

Atualmente, no mundo industrial, a previsão de dados assume uma extrema importância devido às inúmeras vantagens competitivas que proporciona à indústria, uma vez que permite prever o que irá acontecer e ajustar as decisões de gestão em conformidade. As indústrias implementam cada vez mais sensores, que permitem a recolha de dados em larga escala, construindo assim conjuntos de dados altamente fiáveis com milhões de pontos de dados, permitindo assim a formação e aplicação de algoritmos preditivos.

A presente secção centra-se na previsão de valores a partir de sensores instalados numa prensa industrial de pasta de papel, utilizando dados recolhidos ao longo de três anos na mesma máquina. No final o funcionamento do ativo será classificado através de uma técnica de *clustering* usando o Kmeans.

5.1. Conjunto de dados

Para esta análise, uma empresa de pasta de papel forneceu um conjunto de dados de três anos contendo o histórico de seis variáveis: Corrente Elétrica (Sensor 1), Nível de Óleo (Sensor 2), Pressão (Sensor 3), Velocidade de Rotação (Sensor 4) Temperatura (Sensor 5) e Binário (Sensor 5). Todos os sensores recolhem dados com uma frequência de amostragem de um minuto.

O conjunto de dados contém vários valores repetidos, bem como amostras discrepantes que pode ser devido a erros de leitura ou paragens: os *outliers* superiores podem ser o resultado de erros na leitura do sensor; os *outliers* inferiores são o resultado das causas mencionadas anteriormente e possivelmente devido a algum tempo de inatividade programado ou não programado.

Num algoritmo preditivo, a qualidade dos dados registados é de extrema importância. Quando os dados são de má qualidade, isso implicará resultados imprecisos, o que pode trazer custos acrescidos para a empresa. Por essa razão, os dados foram devidamente tratados de forma a facilitar a convergência durante o processo de aprendizagem e aumentar a confiança nos resultados.

Para compreender os dados de cada parâmetro, a Figura 3 apresenta as séries temporais dos valores recolhidos por cada sensor.

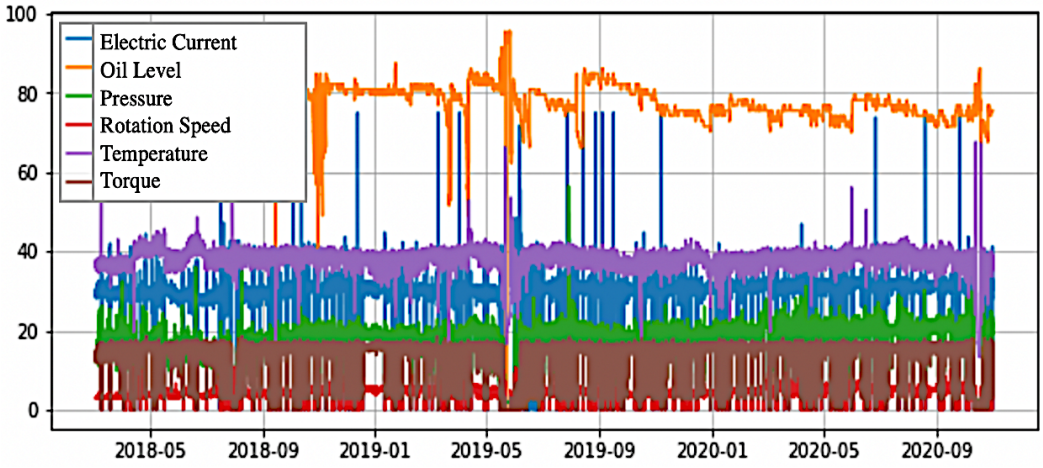

Figura 5 - Dados dos sensores da prensa

Histogramas são calculados a partir destas janelas deslizantes, com a respetiva média, mediana, variação e, finalmente, rácios entre variáveis, compõem o vetor de entrada *(Sij, AVGk, Mk, Vk, Rk)* do modelo de RNA. Sij representa o valor do sensor *i* no momento *j* da janela do tamanho *w*.

A janela começou com as primeiras amostras w da série de tempo e deslizou até ao final da série, em passos de 1 para uma janela sobreposta, ou passos de amostras w para uma janela não sobreposta. *AVGk* é o valor médio do sensor k na janela. *Mk* é o valor mediano do sensor k para a janela e *Vk* é a sua variação e finalmente *Rk* representa as relações entre variáveis recolhidas pelos sensores.

Esse vetor é a entrada do modelo RNA. Os dados foram padronizados utilizando a biblioteca StandardScaler da Sklearn antes de serem inseridos no modelo RNA.

Os testes foram realizados com a aplicação de vários tamanhos de janelas. Foram testadas janelas de tempo de 12 Horas, 24 Horas, 48 Horas e 72 Horas (720 Amostras, 1440 Amostras, 2880 Amostras, 4320 Amostras).

O modelo escolhido para a rede neuronal é o *Multi-Layer Perceptron*, uma das arquiteturas de *feed forward* mais populares, implementada usando Python Sklearn MLPRegressor. O MLPRegressor utiliza vários hiperparâmetros para otimizar a generalização do modelo de rede para previsão. Várias combinações foram testadas durante o treino para encontrar a melhor configuração possível de rede.

O *Adam Solver* foi escolhido como o algoritmo para otimizar os pesos, uma vez que é um algoritmo de otimização baseado em gráficos recomendado para grandes conjuntos de dados, usando um sigmoid para a função de ativação [59]. A equação sigmoide logística é representada pela Equação seguinte.

$$f(x) = \frac{1}{(1+exp(-x)).} \tag{9}$$

O vetor de entrada na RNA é composto por histogramas de janela deslizantes, um para cada sensor. Além dos histogramas, a média, a variação e a mediana, e os rácios entre parâmetros foram adicionados ao vetor de entrada.

Os testes para encontrar o melhor de cada parâmetro demoraram cerca de dois dias a treinar num Macbook pro com um processador M1.
Durante esses dias, o número de neurónios em cada camada variava entre 10 e 500, também vale a pena notar que foram treinadas redes com 1 camada escondida, 2 camadas escondidas, 3 camadas escondidas e 4 camadas escondidas.

Após a recolha dos resultados, concluiu-se que a rede com duas camadas escondidas contendo 150 neurónios na primeira camada e 75 neurónios na segunda, foi a que ofereceu os melhores resultados num curto espaço de tempo. A figura 3 mostra esquematicamente a arquitetura da rede.

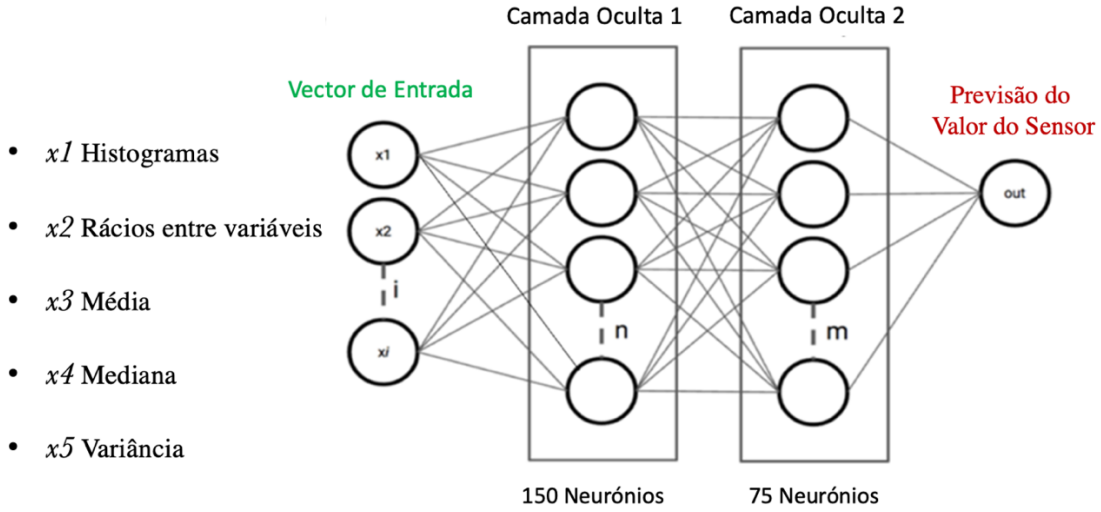

Figura 6 - Arquitetura da rede neuronal

5.2. Resultados para 90 dias e 30 dias de previsão

A previsão de 90 dias dos valores dos sensores; apesar de ser uma distância temporal muito grande, os resultados foram bons, o que mostra que é possível prever valores dos sensores com três meses de antecedência, com um razoável grau de confiança nos resultados.

As tabelas apresentadas abaixo mostram os resultados alcançados através da rede neuronal explicada anteriormente.

Estas tabelas contêm resultados de previsão dos 6 sensores. O Erro Percentual Absoluto Médio (MAPE), Erro Quadrado Médio (MSE) e, finalmente, o número de Iterações que a rede neuronal precisou para treino.

Tabela 6 - Resultado da previsão dos sensores da prensa para 90 dias

	INTENSIDADE DE CORRENTE			ÓLEO			PRESSÃO		
WS (SAMPLES)	***MAPE (%)***	***MSE***	***ITER***	***MAPE (%)***	***MSE***	***ITER***	***MAPE (%)***	***MSE***	***ITER***
720	3.441	1.374	122	6.630	6.204	161	19.286	3.954	363
1440	3.623	1.413	136	6.696	6.476	164	21.426	4.518	415
2880	3.809	1.445	102	5.656	5.586	236	23.560	5.397	431
4320	3.732	1.451	113	7.523	7.434	174	29.649	6.282	398
	TEMPERATURA			**BINÁRIO**			**VELOCIDADE**		
WS (SAMPLES)	**MAPE (%)**	**MSE**	**ITER**	**MAPE (%)**	**MSE**	**ITER**	**MAPE (%)**	**MSE**	**ITER**
720	4.977	2.336	201	2.696	0.638	58	-	1.485	194
1440	4.878	2.271	217	2.612	0.621	64	-	1.584	179
2880	6.245	2.919	344	3.041	0.721	89	-	1.498	216
4320	6.890	3.171	262	2.841	0.675	77	-	1.890	228

Um período de 30 dias ainda é uma grande distância temporal, embora menos do que na experiência anterior. Os resultados também foram bons, o que mostra que é possível prever os dados dos valores dos sensores com um mês de antecedência com um grau razoável de confiança.

Devido ao tempo de treino extremamente longo com janelas sobrepostas, cerca de dois dias e meio de processamento por variável, foi necessário encontrar os melhores tamanhos de janela. Após os testes realizados anteriormente, concluiu-se que as melhores janelas são um dia e meio-dia (720 Amostras e 1440 Amostras). Devido a estas conclusões, os testes futuros com sobreposição serão realizados com estas duas janelas.

Tabela 7 - Resultado da previsão dos sensores da prensa para 30 dias

	INTENSIDADE DE CORRENTE			ÓLEO			PRESSÃO		
WS (SAMPLES)	***MAPE (%)***	***MSE***	***ITER***	***MAPE (%)***	***MSE***	***ITER***	***MAPE (%)***	***MSE***	***ITER***
720	3.441	1.374	122	6.630	6.204	161	19.286	3.954	363
1440	3.623	1.413	136	6.696	6.476	164	21.426	4.518	415
2880	3.809	1.445	102	5.656	5.586	236	23.560	5.397	431
4320	3.732	1.451	113	7.523	7.434	174	29.649	6.282	398
	TEMPERATURA			**BINÁRIO**			**VELOCIDADE**		
WS (SAMPLES)	**MAPE (%)**	**MSE**	**ITER**	**MAPE (%)**	**MSE**	**ITER**	**MAPE (%)**	**MSE**	**ITER**
720	4.977	2.336	201	2.696	0.638	58	-	1.485	194
1440	4.878	2.271	217	2.612	0.621	64	-	1.584	179
2880	6.245	2.919	344	3.041	0.721	89	-	1.498	216
4320	6.890	3.171	262	2.841	0.675	77	-	1.890	228

5.3. Resultados para previsão de curto prazo sem sobreposição de janelas

Os resultados das previsões a longo prazo utilizando a sobreposição foram muito bons, no entanto, existe uma restrição do tempo de processamento, devido a esta previsão a curto prazo foi feita utilizando as janelas não sobrepostas.

A utilização do método de não sobreposição para o vetor de entrada na rede neuronal utiliza muito menos dados, tornando assim o seu processamento muito mais rápido, requerendo apenas poucos minutos para ser processado pela rede neuronal num computador de média gama.

A construção do vetor utilizando o método de não sobreposição tem a restrição de obter resultados de previsão a longo prazo piores do que o método de superposição, no entanto os seus resultados a médio e curto prazo são muito bons. Note-se que a rede neuronal de curto/médio e longo prazo é a mesma, apenas a construção das alterações do vetor de entrada, mas utilizando o mesmo tamanho da janela deslizante (720 amostras e 1440 amostras). A curva de aprendizagem da rede neuronal foi semelhante à curva mostrada na Figura 9.

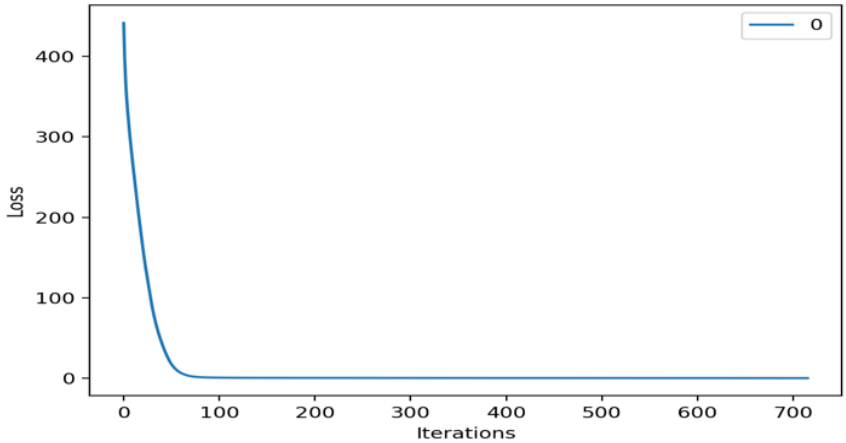

Figura 7 - Gráfico da taxa de aprendizagem da rede neuronal na previsão da corrente elétrica.

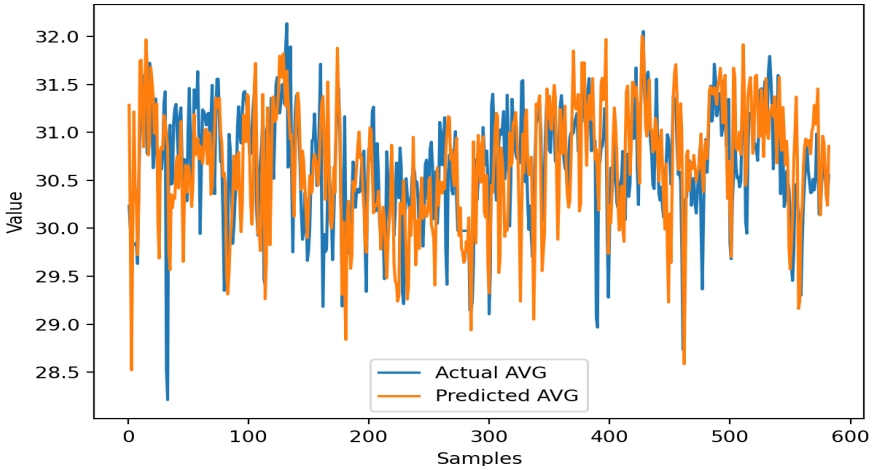

Figura 8 - Previsão da corrente elétrica com GAP 2 horas usando um vetor de entrada não sobreposto.

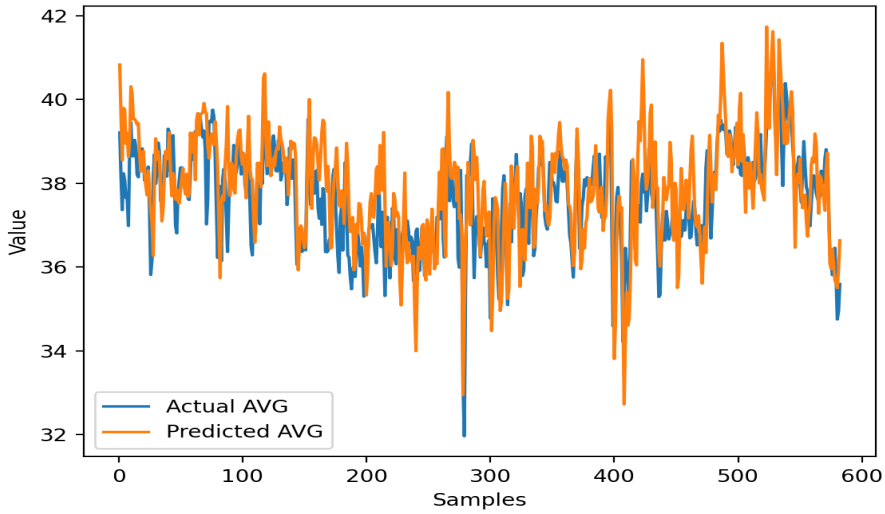

Figura 9 - Previsão do parâmetro de temperatura com um GAP de 2 horas usando um vetor de entrada não sobreposto.

5.4. Classificação através de *Clustering*

O algoritmo K-means é um algoritmo de agrupamento de dados popular [60]. O K-Means está disponível na biblioteca Scikit-Learn [61].

É um algoritmo de aprendizagem não supervisionado (ou seja, que não precisa de inputs de confirmação externos) que avalia e agrupa os dados de acordo com suas características.

Neste caso definiu-se um 'K', ou seja, um número de clusters. Escolheu-se agrupar os dados em 3 *clusters*, dado a política escolhida para a avaliação de um ativo já citada anteriormente neste documento.

Depois através da biblioteca do *sklearn.cluster import KMeans* foi processado os três *clusters* ideias para os dados da prensa industrial.

Por fim cada amostra foi classificada com o seu respetivo *cluster* e estas classificações foram transformadas numa série temporal de modo ao usuário interpretar melhor os resultados. A figura seguinte mostra essa mesma série temporal com a classificação de cada amostra.

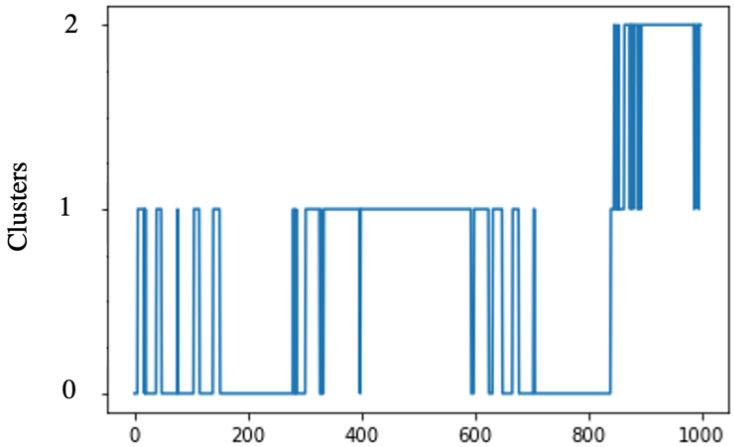

Figura 10 - Série temporal com a classificação das amostras por cluster.

Por fim foram criados os vários gráficos de dispersão ou *Scatter Plot* que apresentam as representações gráficas do relacionamento entre duas variáveis numéricas. O *Scatter Plot* utiliza pontos para representar essa relação, cada ponto representa o valor de uma variável no eixo horizontal e o valor de outra variável no eixo vertical. Dado que esta base de dados contém 6 variáveis foi necessário fazer uma matriz de *Scatter Plots*.

Destaca-se que a última linha e a última coluna da matriz contêm a classificação de cada ponto.

Analisando os vários gráficos de dispersões são facilmente identificadas 3 zonas de funcionamento do ativo.

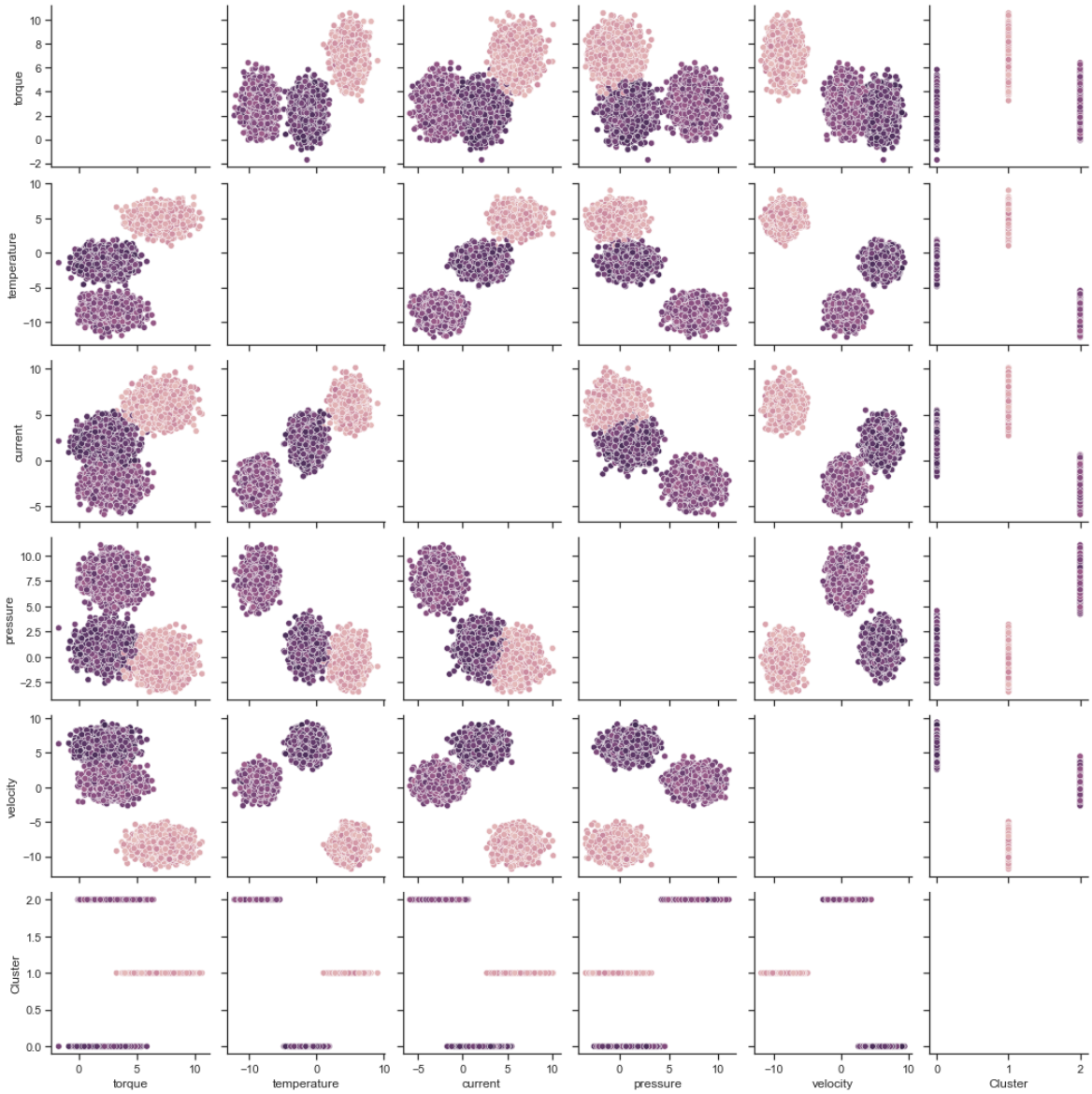

Figura 11 – Matriz dos gráficos de dispersão dos seis sensores

6. CONCLUSÕES

O acompanhamento da condição do óleo dos motores é muito importante para prolongar a vida útil dos motores, evitar poluição desnecessária e também acidentes devido ao desgaste de componentes mecânicos móveis e ao superaquecimento do motor

O terceiro capítulo apresentou um modelo usando redes neuronais artificiais que classifica o estado de deterioração dos óleos com alta precisão. Os resultados dos modelos neuronais foram convergentes com os resultados da PCA e com as classificações dos peritos humanos.

O presente trabalho propõe diferentes contribuições inéditas para o estado da arte dos lubrificantes, sendo que podem ser destacadas as seguintes. Os resultados mostram que é possível criar bons modelos neuronais artificiais para classificar os óleos. Além disso, os modelos podem ser executados possivelmente com até menos erros do que especialistas humanos. Usando PCA, foi determinada a relevância de cada variável para análise de óleo, proporcionando assim uma melhor visão sobre a importância de cada parâmetro em análise. Os resultados também mostram que um bom modelo neuronal não precisa de usar todas as variáveis, pois um bom modelo foi criado com apenas 12 variáveis de entrada.

Destaca-se o facto de se ter conseguido cumprir o objetivo principal de classificar os lubrificantes com dois modelos classificativos distintos convergentes (PCA e RNA). Tal irá permitir às empresas tomar as melhores decisões no melhor momento sobre quando substituir os lubrificantes.

Os algoritmos desenvolvidos têm o potencial de apoiar as empresas, de forma generalizada, uma vez que fornece informação de fácil interpretação, e que ajuda as mesmas na tomada de decisão sobre a altura mais adequada para substituição do óleo dos ativos.

Falhas em instalações industriais podem causar enormes perdas, ou mesmo pôr em perigo pessoas e bens. A previsão dos valores dos sensores a 90 dias oferece uma grande vantagem para a tomada de decisões na gestão da manutenção de equipamentos. A dimensão temporal da previsão é totalmente inovadora uma vez que, na procura do estado da arte, apenas foram encontradas previsões de curto/médio prazo.

A previsão exposta na secção 4, desenvolvida através de Redes Neuronais provou ser válida para este tipo de problema. O Erro Percentual Absoluto Médio em todas as variáveis foi inferior a 10%.

Tendo em conta os resultados alcançados, este trabalho proporcionou à indústria a possibilidade de fazer paragens para manutenções programadas mais informadas. Esta ajuda na tomada de decisões contribui de forma muito positiva para aumentar a disponibilidade de ativos, bem como para reduzir custos diretos e indiretos.

O algoritmo apresentado na secção 5 permite conhecer o comportamento de uma prensa de pasta de papel a longo prazo.

Pode deduzir-se que a quantidade e a qualidade de dados que compõem o vetor da rede neuronal, têm um impacto direto no tempo de processamento bem como na qualidade dos resultados da previsão, especialmente na previsão de longo prazo.

Uma janela deslizante maior na rede aumenta os erros de previsão, mas uma janela menor tem dificuldade em prever picos. Quanto maior for a distância de previsão, mais difícil se torna a previsão de qualidade.

Os resultados das previsões a longo prazo utilizando a sobreposição foram muito bons, no entanto, existe uma restrição do tempo de processamento, devido a isso, uma previsão a curto prazo foi feita utilizando as janelas não sobrepostas.

A amostragem de dados pode acelerar consideravelmente o processo de previsão reduzindo significativamente o tamanho do conjunto de dados introduzidos no vetor de RNA.

Este método pode ser aplicado a outras indústrias, contudo a rede neuronal deverá ser reformulada de acordo com os parâmetros do ativo a prever.

6.1 Desenvolvimentos futuros

Saber o estado de óleo periodicamente sem ter de proceder a recolhas invasivas oferece a possibilidade às empresas de ajustarem as suas políticas de manutenção, podendo, deste modo, maximizar o tempo de vida útil do óleo nos ativos e, ao mesmo tempo, evitar que óleos sejam usados para além do limite de degradação, o que melhorará o desempenho do motor, poupando, deste modo, o mesmo a desgastes agressivos.

Para que essa monitorização seja possível nos equipamentos, é necessário o desenvolvimento de *software* com uma *interface* apelativa com o intuito de facilitar a avaliação de resultados, tornando esse *software* uma ferramenta de grande valor nas tomadas de decisão estratégicas no que à manutenção diz respeito.

Generalizar esta metodologia e modelo para outras variáveis dos motores diesel, poderá corresponder a um salto significativo na área da manutenção de condição, uma vez que o acompanhamento destas variáveis oferece um conjunto de informação que pode indicar com segurança o estado do motor.

Em relação à previsão propõem-se para trabalhos a inclusão do estudo de mais variáveis, bem como outros modelos de aprendizagem automática.

Na classificação irá criar-se uma rede neuronal classificadora para entender se esta converge com os grupos criados através dos *clusters*, permitindo não só a previsão da evolução das variáveis, mas também a classificação do estado previsível da máquina.

REFERÊNCIAS

[1] A. Cachada *et al.*, «Maintenance 4.0: Intelligent and Predictive Maintenance System Architecture», em *2018 IEEE 23rd International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation (ETFA)*, set. 2018, vol. 1, pp. 139–146. doi: 10.1109/ETFA.2018.8502489.

[2] U. Kumar, D. Galar, A. Parida, C. Stenström, e L. Berges, «Maintenance performance metrics: a state-of-the-art review», *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, vol. 19, n. 3, pp. 233–277, jan. 2013, doi: 10.1108/JQME-05-2013-0029.

[3] S. Selcuk, «Manutenção preditiva, sua implementação e últimas tendências», *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture*, vol. 231, n. 9, pp. 1670–1679, jul. 2017, doi: 10.1177/0954405415601640.

[4] A. B. Martins, J. Torres Farinha, e A. Marques Cardoso, «Calibration and Certification of Industrial Sensors – a Global Review», *WSEAS TRANSACTIONS ON SYSTEMS AND CONTROL*, vol. 15, pp. 394–416, set. 2020, doi: 10.37394/23203.2020.15.41.

[5] P. Jonsson, «Company-wide integration of strategic maintenance: An empirical analysis», *International Journal of Production Economics*, vol. 60–61, pp. 155–164, abr. 1999, doi: 10.1016/S0925-5273(98)00148-0.

[6] Mc. Carnero, «An evaluation system of the setting up of predictive maintenance programmes», *Reliability Engineering & System Safety*, vol. 91, n. 8, pp. 945–963, ago. 2006, doi: 10.1016/j.ress.2005.09.003.

[7] H. Yamashina, «Japanese Manufacturing Strategy Competing with the Tigers», *Business Strategy Review*, vol. 7, n. 2, pp. 23–36, 1996, doi: 10.1111/j.1467-8616.1996.tb00120.x.

[8] Y. Ran, X. Zhou, P. Lin, Y. Wen, e R. Deng, «A Survey of Predictive Maintenance: Systems, Purposes and Approaches», *arXiv:1912.07383 [cs, eess]*, dez. 2019, Acedido: 8 de julho de 2021. [Em linha]. Disponível em: http://arxiv.org/abs/1912.07383

[9] «EN 13306:2017 - Maintenance - Maintenance terminology», *iTeh Standards Store*. https://standards.iteh.ai/catalog/standards/cen/5af77559-ca38-483a-9310-823e8c517ee7/en-13306-2017 (acedido 25 de maio de 2021).

[10] J. M. T. Farinha, *Asset Maintenance Engineering Methodologies*, 1st edition. Boca Raton, FL: CRC Press, 2018.

[11] J. Wang, C. Li, S. Han, S. Sarkar, e X. Zhou, «Predictive maintenance based on event-log analysis: A case study», *IBM Journal of Research and Development*, vol. 61, n. 1, p. 11:121-11:132, jan. 2017, doi: 10.1147/JRD.2017.2648298.

[12] S. H. A. Rahmati, A. Ahmadi, e K. Govindan, «A novel integrated condition-based maintenance and stochastic flexible job shop scheduling problem: simulation-based optimization approach», *Ann Oper Res*, vol. 269, n. 1, pp. 583–621, out. 2018, doi: 10.1007/s10479-017-2594-0.

[13] D. D. Sheu e J. Y. Kuo, «A model for preventive maintenance operations and forecasting», *J Intell Manuf*, vol. 17, n. 4, pp. 441–451, ago. 2006, doi: 10.1007/s10845-005-0017-6.

[14] A. Parida e U. Kumar, «Maintenance Productivity and Performance Measurement», em *Handbook of Maintenance Management and Engineering*, M. Ben-Daya, S. O. Duffuaa, A. Raouf, J. Knezevic, e D. Ait-Kadi, Eds. London: Springer, 2009, pp. 17–41. doi: 10.1007/978-1-84882-472-0_2.

[15] M. Paolanti, L. Romeo, A. Felicetti, A. Mancini, E. Frontoni, e J. Loncarski, «Machine Learning approach for Predictive Maintenance in Industry 4.0», em *2018 14th*

IEEE/ASME International Conference on Mechatronic and Embedded Systems and Applications (MESA), jul. 2018, pp. 1–6. doi: 10.1109/MESA.2018.8449150.
[16] T. Zonta, C. A. da Costa, R. da Rosa Righi, M. J. de Lima, E. S. da Trindade, e G. P. Li, «Predictive maintenance in the Industry 4.0: A systematic literature review», *Computers & Industrial Engineering*, vol. 150, p. 106889, dez. 2020, doi: 10.1016/j.cie.2020.106889.
[17] T. P. Carvalho, F. A. A. M. N. Soares, R. Vita, R. da P. Francisco, J. P. Basto, e S. G. S. Alcalá, «A systematic literature review of machine learning methods applied to predictive maintenance», *Computers & Industrial Engineering*, vol. 137, p. 106024, nov. 2019, doi: 10.1016/j.cie.2019.106024.
[18] D. Galar, C. Stenström, A. Parida, R. Kumar, e L. Berges, «Human factor in maintenance performance measurement», em *2011 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management*, dez. 2011, pp. 1569–1576. doi: 10.1109/IEEM.2011.6118181.
[19] R. Sahal, M. I. Ali, e J. Breslin, «Big data and stream processing platforms for Industry 4.0 requirements mapping for a predictive maintenance use case», *Journal of Manufacturing Systems*, vol. 54, pp. 138–151, jan. 2020, doi: 10.1016/j.jmsy.2019.11.004.
[20] H. M. Hashemian, «State-of-the-Art Predictive Maintenance Techniques», *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 60, n. 1, pp. 226–236, jan. 2011, doi: 10.1109/TIM.2010.2047662.
[21] O. P. Shrivastav, «Industrial maintenance: a discipline in its own right», *World Transactions on Engineering and Technology Education*, vol. 4, p. 4, 2005.
[22] P. Poór, J. Basl, e D. Zenisek, «Predictive Maintenance 4.0 as next evolution step in industrial maintenance development», em *2019 International Research Conference on Smart Computing and Systems Engineering (SCSE)*, mar. 2019, pp. 245–253. doi: 10.23919/SCSE.2019.8842659.
[23] F. Monchy e Y. Mirochnikoff, «La fonction maintenance : formation à la gestion de la maintenance industrielle», *undefined*, 1987, Acedido: 1 de dezembro de 2021. [Em linha]. Disponível em: https://www.semanticscholar.org/paper/La-fonction-maintenance-%3A-formation-%C3%A0-la-gestion-de-Monchy-Mirochnikoff/9feeba165ff530310b237ecd7e26f2b5dc1404c1
[24] S.-C. Wang, «Artificial Neural Network», em *Interdisciplinary Computing in Java Programming*, S.-C. Wang, Ed. Boston, MA: Springer US, 2003, pp. 81–100. doi: 10.1007/978-1-4615-0377-4_5.
[25] A. Nigrin, *Neural Networks for Pattern Recognition*. MIT Press, 1993.
[26] C. Zhang, S. Bengio, M. Hardt, B. Recht, e O. Vinyals, «Understanding deep learning (still) requires rethinking generalization», *Commun. ACM*, vol. 64, n. 3, pp. 107–115, fev. 2021, doi: 10.1145/3446776.
[27] S. Oymak e M. Soltanolkotabi, «Toward Moderate Overparameterization: Global Convergence Guarantees for Training Shallow Neural Networks», *IEEE Journal on Selected Areas in Information Theory*, vol. 1, n. 1, pp. 84–105, mai. 2020, doi: 10.1109/JSAIT.2020.2991332.
[28] «Multilayer Perceptron - an overview | ScienceDirect Topics». https://www.sciencedirect.com/topics/computer-science/multilayer-perceptron (acedido 9 de novembro de 2021).
[29] «Impact of deep learning-based dropout on shallow neural networks applied to stream temperature modelling | Elsevier Enhanced Reader». https://reader.elsevier.com/reader/sd/pii/S0012825219305549?token=CF6227805A1730A859BAEE2F77EBDCB50B400FCE09411CAF51B569500652A4EE3FA108283C577

0F90F0470C4BF3EE5EE&originRegion=eu-west-1&originCreation=20211109021345 (acedido 9 de novembro de 2021).
[30] J. Rodrigues, I. Cost, J. T. Farinha, M. Mendes, e L. Margalho, «Predicting motor oil condition using artificial neural networks and principal component analysis», *EiN*, vol. 22, n. 3, pp. 440–448, jun. 2020, doi: 10.17531/ein.2020.3.6.
[31] Z. Allah Bukhsh, A. Saeed, I. Stipanovic, e A. G. Doree, «Predictive maintenance using tree-based classification techniques: A case of railway switches», *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, vol. 101, pp. 35–54, abr. 2019, doi: 10.1016/j.trc.2019.02.001.
[32] T. M. S. Elhag e Y.-M. Wang, «Risk Assessment for Bridge Maintenance Projects: Neural Networks versus Regression Techniques», *Journal of Computing in Civil Engineering*, vol. 21, n. 6, pp. 402–409, nov. 2007, doi: 10.1061/(ASCE)0887-3801(2007)21:6(402).
[33] S. Balluff, J. Bendfeld, e S. Krauter, «Short term wind and energy prediction for offshore wind farms using neural networks», em *2015 International Conference on Renewable Energy Research and Applications (ICRERA)*, nov. 2015, pp. 379–382. doi: 10.1109/ICRERA.2015.7418440.
[34] D. T e P. P, «Power consumption prediction in cloud data center using machine learning», *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)*, vol. 10, n. 2, Art. n. 2, abr. 2020, doi: 10.11591/ijece.v10i2.pp1524-1532.
[35] T. Hongxiang, L. Yuntao, e W. Xiangjun, «Application of Neural Network to Diesel Engine SOA», em *2011 Third International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation*, jan. 2011, vol. 1, pp. 555–558. doi: 10.1109/ICMTMA.2011.141.
[36] G. Makridis, D. Kyriazis, e S. Plitsos, «Predictive maintenance leveraging machine learning for time-series forecasting in the maritime industry», em *2020 IEEE 23rd International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, set. 2020, pp. 1–8. doi: 10.1109/ITSC45102.2020.9294450.
[37] N. Kolokas, T. Vafeiadis, D. Ioannidis, e D. Tzovaras, «Forecasting faults of industrial equipment using machine learning classifiers», em *2018 Innovations in Intelligent Systems and Applications (INISTA)*, jul. 2018, pp. 1–6. doi: 10.1109/INISTA.2018.8466309.
[38] Z. Tian, «An artificial neural network method for remaining useful life prediction of equipment subject to condition monitoring», *J Intell Manuf*, vol. 23, n. 2, pp. 227–237, abr. 2012, doi: 10.1007/s10845-009-0356-9.
[39] J. Rafiee, F. Arvani, A. Harifi, e M. H. Sadeghi, «Intelligent condition monitoring of a gearbox using artificial neural network», *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 21, n. 4, pp. 1746–1754, mai. 2007, doi: 10.1016/j.ymssp.2006.08.005.
[40] K. Heidarbeigi, H. Ahmadi, M. Omid, e A. Tabatabaeefar, «Evolving an Artificial Neural Network Classifier for Condition Monitoring of Massy Ferguson Tractor Gearbox», *International Journal of Applied Engineering Research*, vol. 5, pp. 2097–2107, dez. 2010.
[41] M. Karpenko e N. Sepehri, «Neural network classifiers applied to condition monitoring of a pneumatic process valve actuator», *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 15, n. 3, pp. 273–283, jun. 2002, doi: 10.1016/S0952-1976(02)00068-4.
[42] S. Ayvaz e K. Alpay, «Predictive maintenance system for production lines in manufacturing: A machine learning approach using IoT data in real-time», *Expert Systems with Applications*, vol. 173, p. 114598, jul. 2021, doi: 10.1016/j.eswa.2021.114598.

[43] D. J. Fonseca, D. O. Navaresse, e G. P. Moynihan, «Simulation metamodeling through artificial neural networks», *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 16, n. 3, pp. 177–183, abr. 2003, doi: 10.1016/S0952-1976(03)00043-5.
[44] F. Y. Partovi e M. Anandarajan, «Classifying inventory using an artificial neural network approach», *Computers & Industrial Engineering*, vol. 41, n. 4, pp. 389–404, fev. 2002, doi: 10.1016/S0360-8352(01)00064-X.
[45] H.-G. Ni e J.-Z. Wang, «Prediction of compressive strength of concrete by neural networks», *Cement and Concrete Research*, vol. 30, n. 8, pp. 1245–1250, ago. 2000, doi: 10.1016/S0008-8846(00)00345-8.
[46] J. Rodrigues, J. Farinha, M. Mendes, R. Mateus, A. J. M. Cardoso, e J. Rodrigues, «Short and long forecast to implement predictive maintenance in a pulp industry», *Eksploatacja i Niezawodnosc - Maintenance and Reliability*, vol. 24, pp. 33–41, dezembro 2021, doi: 10.17531/ein.2022.1.5.
[47] H. Raposo, J. T. Farinha, I. Fonseca, e L. A. Ferreira, «Condition Monitoring with Prediction Based on Diesel Engine Oil Analysis: A Case Study for Urban Buses», *Actuators*, vol. 8, n. 1, Art. n. 1, mar. 2019, doi: 10.3390/act8010014.
[48] J. Gajewski e D. Vališ, «The determination of combustion engine condition and reliability using oil analysis by MLP and RBF neural networks», *Tribology International*, vol. 115, pp. 557–572, nov. 2017, doi: 10.1016/j.triboint.2017.06.032.
[49] K. Shaban, A. El-Hag, e A. Matveev, «A cascade of artificial neural networks to predict transformers oil parameters», *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, vol. 16, n. 2, pp. 516–523, abr. 2009, doi: 10.1109/TDEI.2009.4815187.
[50] Roger. Westerholm e Hang. Li, «A multivariate statistical analysis of fuel-related polycyclic aromatic hydrocarbon emissions from heavy-duty diesel vehicles», *Environ. Sci. Technol.*, vol. 28, n. 5, pp. 965–972, mai. 1994, doi: 10.1021/es00054a032.
[51] S. Capone, M. Zuppa, D. S. Presicce, L. Francioso, F. Casino, e P. Siciliano, «Metal oxide gas sensor array for the detection of diesel fuel in engine oil», *Sensors and Actuators B: Chemical*, vol. 131, n. 1, pp. 125–133, abr. 2008, doi: 10.1016/j.snb.2007.12.029.
[52] B. A. Cerny e H. F. Kaiser, «A Study Of A Measure Of Sampling Adequacy For Factor-Analytic Correlation Matrices», *Multivariate Behavioral Research*, vol. 12, n. 1, pp. 43–47, jan. 1977, doi: 10.1207/s15327906mbr1201_3.
[53] E. Standards, «BS EN 13306:2017 Maintenance. Maintenance terminology». http://hadidavari.com/wp-content/uploads/2018/12/BS-EN-13306-2017.pdf (acedido 9 de novembro de 2021).
[54] B. K. N. Rao, *Handbook of Condition Monitoring*. Elsevier, 1996.
[55] M. C. Carnero, «Selection of diagnostic techniques and instrumentation in a predictive maintenance program. A case study», *Decision Support Systems*, vol. 38, n. 4, pp. 539–555, jan. 2005, doi: 10.1016/j.dss.2003.09.003.
[56] S. Selcuk, «Predictive maintenance, its implementation and latest trends», *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture*, vol. 231, n. 9, pp. 1670–1679, jul. 2017, doi: 10.1177/0954405415601640.
[57] A. Patwardhan, A. K. Verma, e U. Kumar, «A Survey on Predictive Maintenance Through Big Data», em *Current Trends in Reliability, Availability, Maintainability and Safety*, Cham, 2016, pp. 437–445. doi: 10.1007/978-3-319-23597-4_31.
[58] A. Bousdekis, K. Lepenioti, D. Apostolou, e G. Mentzas, «A Review of Data-Driven Decision-Making Methods for Industry 4.0 Maintenance Applications», *Electronics*, vol. 10, n. 7, Art. n. 7, jan. 2021, doi: 10.3390/electronics10070828.
[59] «sklearn.neural_network.MLPRegressor — scikit-learn 0.24.2 documentation». https://scikit-

learn.org/stable/modules/generated/sklearn.neural_network.MLPRegressor.html (acedido 16 de maio de 2021).
[60] D. T. Pham, S. S. Dimov, e C. D. Nguyen, «Selection of K in K-means clustering», *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science*, vol. 219, n. 1, pp. 103–119, jan. 2005, doi: 10.1243/095440605X8298.
[61] O. Kramer, «Scikit-Learn», em *Machine Learning for Evolution Strategies*, O. Kramer, Ed. Cham: Springer International Publishing, 2016, pp. 45–53. doi: 10.1007/978-3-319-33383-0_5.

Assinado por: **João Carlos Antunes Rodrigues**
Num. de Identificação: 14756494
Data: 2022.03.31 18:34:36 +0100
Localização: Castanheira de Pera

CHAVE MÓVEL