

**MARINHA DO BRASIL
DIRETORIA DE ENSINO DA MARINHA
CENTRO DE INSTRUÇÃO ALMIRANTE ALEXANDRINO**

**CURSO DE APERFEIÇOAMENTO AVANÇADO EM
PROPULSÃO NAVAL**

TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO

MANUTENÇÃO DE MOTORES DIESEL MARÍTIMOS: qualidade do óleo lubrificante.



1TEN GABRIEL ESQUITINO SARAIVA

Rio de Janeiro
2023

ITEN GABRIEL ESQUITINO SARAIVA

MANUTENÇÃO DE MOTORES DIESEL MARÍTIMOS: qualidade do óleo lubrificante.

Monografia apresentada ao Centro de Instrução Almirante Alexandrino como requisito parcial à conclusão do Curso de Aperfeiçoamento Avançado em Propulsão Naval.

Orientadores:

Dr.-Ing. Fernando Augusto de Noronha Castro Pinto

CC Anderson Figuerêdo Lopes

CIAA
Rio de Janeiro
2023

1TEN GABRIEL ESQUITINO SARAIVA

MANUTENÇÃO DE MOTORES DIESEL MARÍTIMOS: qualidade do óleo lubrificante.

Monografia apresentada ao Centro de Instrução Almirante Alexandrino como requisito parcial à conclusão do Curso de Aperfeiçoamento Avançado em Propulsão Naval.

Aprovada em _____

Banca Examinadora:

Anderson Figuerêdo Lopes – DEN _____

Carlos Alfredo Orfão Martins, MSc – CIAA _____

Fernando Augusto de Noronha Castro Pinto, Dr.-Ing – UFRJ _____

CIAA
Rio de Janeiro
2023

Dedico este trabalho à minha esposa Lylyam, filho Bernardo, pais e amigos, agradecendo pelo apoio essencial em minha jornada acadêmica e pessoal.

AGRADECIMENTOS

É com profundo agradecimento e gratidão que reconheço a mão orientadora de Deus em minha jornada acadêmica e pessoal. Suas bênçãos e orientação divina têm sido a força motriz por trás das minhas conquistas. A Ele, sou eternamente grato por Sua graça e orientação constantes.

Minha família, alicerce sólido e fonte de apoio inabalável, merece minha mais profunda apreciação. Seu amor, encorajamento e apoio constante foram o farol que iluminou o caminho até este momento. Sem a base sólida proporcionada por eles, minhas realizações não seriam possíveis.

À Marinha do Brasil e à Universidade Federal do Rio de Janeiro, instituições de grande prestígio e excelência, estendo meu sincero reconhecimento. Suas oportunidades de aprendizado e recursos de pesquisa enriqueceram imensamente minha formação acadêmica.

Ao CC Carlos Martins, coordenador do curso, agradeço sinceramente por suas orientações, disponibilidade e dedicação à nossa turma.

Por fim, aos meus orientadores, agradeço por sua orientação, conhecimento e paciência, que foram cruciais para o desenvolvimento deste trabalho. Suas valiosas contribuições moldaram meu percurso acadêmico de maneira significativa.

“O futuro pertence àqueles que acreditam na beleza de seus sonhos.”

Eleanor Roosevelt

MANUTENÇÃO PREDITIVA DE MOTORES DIESEL MARÍTIMOS: focados na qualidade do óleo lubrificante.

Resumo

A monitorização do óleo lubrificante em motores diesel marítimos desempenha um papel crucial na manutenção preditiva e no desempenho confiável desses motores. Sensores dedicados capturam dados sobre a viscosidade, nível e qualidade do óleo, bem como a temperatura e pressão do sistema. Esses dados são adquiridos continuamente e armazenados em um banco de dados, onde algoritmos de aprendizado de máquina são aplicados para analisar tendências e anomalias.

A importância desse monitoramento reside na prevenção de falhas catastróficas, aumento da eficiência operacional e redução dos custos de manutenção. O uso de aprendizado de máquina permite a previsão de desgaste e problemas potenciais, permitindo a tomada de medidas corretivas antes que ocorram danos significativos. Assim, a combinação de sensores, aquisição de dados, bancos de dados e *machine learning* oferece um sistema abrangente e poderoso para a gestão proativa do óleo lubrificante e a otimização do desempenho dos motores.

Palavras-chave: [Óleo lubrificante, sensores, *machine learning*]

PREDICTIVE MAINTENANCE OF MARINE DIESEL ENGINES: focused on lubricating oil quality.

ABSTRACT

Monitoring lubricating oil in maritime diesel engines plays a crucial role in predictive maintenance and reliable engine performance. Dedicated sensors capture data on oil viscosity, level, and quality, as well as system temperature and pressure. This data is continuously acquired and stored in a database, where machine learning algorithms are applied to analyze trends and anomalies.

The importance of this monitoring lies in preventing catastrophic failures, increasing operational efficiency, and reducing maintenance costs. The use of machine learning enables the prediction of wear and potential issues, allowing for corrective actions to be taken before significant damage occurs. Thus, the combination of sensors, data acquisition, databases, and machine learning provide a comprehensive and powerful system for proactive lubricating oil management and engine performance optimization.

Key-words: [Lubricating oil, sensors, machine learning]

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Vantagens e desvantagens das principais manutenções planejadas.....	17
Figura 2 – Limite de valores e normas de referência para o OL a ser usado no motor da FCT	22
Figura 3 – Esquemática de um sensor complexo com transdutor	24
Figura 4 – Métodos de calibração de um sensor de temperatura	26
Figura 5 – Elemento dos sensores de pressão: (a) diafragma plano; (b) diafragma corrugado; (c) cápsula; (d) fole; (e) tubo reto; (f) tubo Bourdon em forma de "C"	28
Figura 6 – Elementos principais dos sensores de temperatura: (a) sensor de contato, (b) sensor óptico	30
Figura 7 – Fluxograma para implementação de Machine Learning	32
Figura 8 – Exemplo de matrix confusão	33
Figura 9 – Procedimento do aprendizado supervisionado	34
Figura 10 – Classificação a partir de um banco de dados	35
Figura 11 – Representação gráfica da utilização do SVM	36
Figura 12 – Esquema padrão de um RF	36
Figura 13 – Matrix confusão do RF otimizado	38
Figura 14 – Matrix confusão do SVM otimizado	39

LISTAS DE SIGLAS E ABREVIATURAS

ABNT	Associação Brasileira de Normas Técnicas
AM	Aprendizagem de Máquinas
AMRJ	Arsenal de Marinha do Rio de Janeiro
BN	<i>Base Number</i>
DIN	<i>Deutsches Institut für Normung</i>
FCT	Fragata da classe Tamandaré
IA	Inteligência artificial
ISO	<i>International Organization for Standardization</i>
MB	Marinha do Brasil
ML	<i>Machine Learning</i>
NPao	Navio Patrulha Oceânico
OL	Óleo lubrificante
PPM	Partes por milhão
RF	<i>Random Forest</i>
SAE	<i>Society of Automotive Engineers</i>
SVM	<i>Support Vector Machines</i>
TAN	<i>Total Acid Number</i>
UFRJ	Universidade Federal do Rio de Janeiro

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	12
1.1 Apresentação do Problema	12
1.2 Justificativa e Relevância	13
1.3 Objetivos	14
1.3.1 Objetivo Geral	14
1.3.2 Objetivos Específicos	14
1.4 Organização do Trabalho	14
2 CARACTERIZAÇÃO DO PROBLEMA	16
2.1 Tipos de manutenção	16
2.2 Sistema de lubrificação do motor diesel marítimo	17
2.3 Falhas devido a falta de lubrificação	19
2.4 Tipos de OL	20
2.5 Características do OL	20
2.6 Aditivos nos OL	22
2.7 Normas relacionadas ao OL	22
2.8 Classificação SAE do OL	23
3 MONITORAÇÃO E SENSORIAMENTO	24
3.1 Classificação Dos Sensores	24
3.2 Principais Características Dos Sensores	25
3.2.1 Sensibilidade	25
3.2.2 Calibração	26
3.2.3 Precisão	27
3.3 Sensor de Pressão	27
3.3.1 Princípio de Detecção e seus Elementos	28
3.3.2 Tipos de Sensores de Pressão	28
3.4 SENSOR DE TEMPERATURA	29
3.4.1 Princípio de Detecção e seus Elementos	29
4 BANCO DE DADOS E MACHINE LEARNING	31
4.1 Modelo de Falha	31
4.2 <i>Machine Learning</i>	31
4.3 Métricas do ML	32

4.3.1 Matrix Confusão	32
4.3.2 Acurácia	33
4.4 Aprendizado Supervisionado	34
4.5 Classificação a partir do ML	34
4.5.1 Algoritmos Utilizados no ML para Classificação	35
5 CLASSIFICAÇÃO DO OL A PARTIR DE TÉCNICAS DE ML	37
5.1 PRIMEIRA TÉCNICA UTILIZADA (RF)	37
5.2 SEGUNDA TÉCNICA UTILIZADA (SVM)	38
6 CONCLUSÃO	40
6.1 Considerações Finais	41
6.2 Sugestões para futuros trabalhos	42
REFERÊNCIAS	43
ANEXO A – RELATÓRIO DA ANÁLISE DE ÓLEO LUBRIFICANTE DO DEPARTAMENTO DE QUALIDADE DO AMRJ-MB	44

1 INTRODUÇÃO

A manutenção eficaz de motores diesel marítimos desempenha um papel fundamental na indústria naval, garantindo a confiabilidade operacional, a segurança das tripulações e a sustentabilidade ambiental. Os motores diesel marítimos são amplamente utilizados em embarcações de todos os tamanhos, desde pequenas embarcações de pesca passando pelos grandes navios de carga e cruzeiro e chegando nos navios militares. Estes são essenciais para a economia e o transporte marítimo global além de permitir a segurança nacional a partir da demonstração de poder.

No entanto, garantir o funcionamento confiável desses motores em condições marítimas desafiadoras não é uma tarefa simples. A exposição constante a condições adversas, como água salgada, umidade e vibrações, torna os motores marítimos particularmente suscetíveis a desgaste e falhas. Portanto, a manutenção preventiva e preditiva torna-se imperativa para evitar falhas inesperadas que podem resultar em interrupções no serviço, prejuízos financeiros e riscos à segurança.

Nos últimos anos, a evolução da tecnologia de monitoramento de motores através de sensores tem revolucionado a forma como a manutenção é realizada em motores diesel marítimos. Sensores avançados permitem a coleta de dados em tempo real sobre o desempenho e as condições operacionais dos motores, fornecendo informações valiosas para identificar potenciais problemas antes que se tornem críticos. Essa abordagem baseada em dados possibilita a programação de manutenção com antecedência, otimizando a disponibilidade dos motores e reduzindo custos operacionais.

1.1 Apresentação do Problema

Nos motores diesel marítimos, a lubrificação desempenha um papel fundamental na garantia do funcionamento adequado e na prolongação da vida útil dos componentes críticos. No entanto, a falta de um monitoramento eficaz da lubrificação pode resultar em uma série de problemas operacionais significativos. A lubrificação inadequada ou insuficiente pode levar a um aumento do desgaste dos componentes do motor, causando falhas prematuras e reduzindo a eficiência global da unidade. Além disso, a falta de lubrificação adequada pode resultar em um aumento na temperatura de operação, levando a um maior consumo de combustível e aumentando o risco de superaquecimento. Portanto, é crucial abordar essa questão por meio de

sistemas de sensoriamento precisos para garantir o funcionamento seguro e eficiente dos motores diesel marítimos.

A ausência de sistemas de sensoriamento adequados nos motores diesel marítimos também pode resultar em problemas de detecção e diagnóstico de falhas. Sem o monitoramento contínuo da lubrificação e de outros parâmetros críticos, é difícil identificar problemas em estágios iniciais. Isso pode levar a avarias não detectadas que podem causar danos irreversíveis e resultar em paralisações não planejadas. Além disso, a falta de dados precisos pode tornar desafiador para os operadores tomar decisões informadas sobre a manutenção preventiva e as operações em tempo real. Portanto, a implementação de sistemas de sensoriamento de óleo lubrificante é essencial para a prevenção de problemas de lubrificação e para melhorar a confiabilidade e a disponibilidade dos motores diesel marítimos.

1.2 Justificativa e Relevância

A importância dos sensores de óleo lubrificante na monitoração do funcionamento de um motor diesel marítimo não pode ser subestimada. Em uma configuração tão crítica como um motor utilizado em navios e embarcações marítimas, a integridade e a qualidade do óleo lubrificante são cruciais para o desempenho e a durabilidade do motor. Os sensores desempenham um papel fundamental na detecção de qualquer anomalia no óleo lubrificante, como contaminação por partículas metálicas, aumento da viscosidade, presença de água ou ácidos. Essas anormalidades podem ser indicativas de desgaste excessivo, vazamentos, superaquecimento ou outros problemas que podem levar a falhas catastróficas do motor se não forem abordados de forma adequada e oportuna.

Além disso, os sensores de óleo lubrificante permitem a coleta de dados, o que possibilita a manutenção preditiva. Ao monitorar continuamente a qualidade do óleo, os operadores do motor podem programar intervenções de manutenção antes que ocorram falhas graves, minimizando interrupções operacionais e reduzindo os custos associados a reparos emergenciais. Portanto, a incorporação de sensores de óleo lubrificante em motores diesel marítimos é uma prática essencial para garantir a confiabilidade e a eficiência das operações marítimas e para preservar a segurança das embarcações e de suas tripulações.

1.3 Objetivos

1.3.1 Objetivo Geral

O objetivo deste trabalho é demonstrar a importância crucial do monitoramento do óleo lubrificante em motores diesel marítimos. É fundamental compreender que o adequado monitoramento desse componente desempenha um papel vital na garantia do funcionamento eficiente e seguro desses motores em ambientes marítimos desafiadores. Ao longo deste estudo, exploraremos a necessidade de sistemas de monitoramento precisos e confiáveis, destacando como eles auxiliam na detecção precoce de problemas de lubrificação, na programação de manutenção preventiva e na prevenção de falhas inesperadas que podem resultar em impactos significativos. Portanto, a importância do monitoramento do óleo lubrificante não pode ser subestimada e é crucial para a operação bem-sucedida de motores diesel marítimos. Além disso, este trabalho também demonstrará técnicas de *machine learning*, ML, para a classificação do estado do óleo lubrificante, fornecendo uma abordagem avançada e precisa para a avaliação do seu desempenho, enriquecendo ainda mais a qualidade do monitoramento desses motores.

1.3.2 Objetivos Específicos

O objetivo específico deste trabalho é demonstrar que a Marinha do Brasil, MB, deve concentrar seus esforços na implementação da manutenção preditiva para os motores diesel marítimos visando implementar uma manutenção preditiva nos motores que serão empregados nas novas Fragatas da classe Tamandaré, FCT. Para alcançar esse objetivo, será demonstrado técnicas avançadas de ML, aproveitando os dados coletados da análise do óleo lubrificante, OL. Essas técnicas de classificação possibilitarão uma abordagem precisa e eficaz na identificação do estado dos motores, garantindo sua operação contínua e confiável em missões críticas da MB. Dessa forma, este estudo demonstrará a necessidade e os benefícios da manutenção preditiva baseada em dados para a frota naval brasileira, enfatizando a importância de implementar essas tecnologias nas novas embarcações.

1.4 Organização do Trabalho

No capítulo 2 deste estudo, abordaremos as características fundamentais do óleo lubrificante e sua importância para os motores diesel. Destacaremos os atributos essenciais que tornam o óleo lubrificante um elemento vital na manutenção e eficiência desses motores, destacando seu papel na redução do desgaste e na otimização do desempenho.

No capítulo 3, nos concentraremos na relevância do monitoramento e na utilização de sensores, com um foco específico nos motores diesel navais. Exploraremos os principais tipos de sensores empregados para coletar dados cruciais, evidenciando sua contribuição para a manutenção preventiva e o aprimoramento do funcionamento desses motores.

No capítulo 4, introduziremos o conceito de ML, delineando suas características e apresentando uma seleção de algoritmos frequentemente empregados para a classificação de dados.

No capítulo 5, realizaremos uma análise da classificação do OL com base em técnicas de ML, destacando sua aplicação prática nos meios navais e os benefícios potenciais desse enfoque inovador.

Por fim, no capítulo 6, avaliaremos qual técnica obteve os resultados mais significativos, demonstrando sua relevância para a otimização da manutenção de motores diesel navais e enfatizando seu impacto na eficiência e confiabilidade desses sistemas vitais.

2 CARACTERIZAÇÃO DO PROBLEMA

A MB, devido as dificuldades econômicas, está empenhada na otimização de seus recursos. Um dos principais gastos da MB está ligada aos seus meios navais, e por isso uma melhora na manutenção de seus equipamentos é essencial para obter tal resultado.

Os Navios possuem equipamentos vitais para a sua operação, como os compressores de ar e os motores diesel, porém este estudo irá ser focado nos motores. Para que este maquinário opere de forma adequada o seu sistema de lubrificação deve ser especialmente cuidado para que não acarrete em uma parada do equipamento e conseqüentemente do navio.

A lubrificação das máquinas rotativas é vital para seu funcionamento, portanto, o OL, é um elemento que necessita a sua constante monitoração. Assim, este óleo deve manter suas características para não acarretar na parada ou ainda pior, na quebra do equipamento.

2.1 Tipos de manutenção

As manutenções de equipamentos e sistemas podem ocorrer de diversas maneiras, de acordo com a necessidade e custo esperado pelo gerenciador. Tal prática possui destacada relevância a ponto de a ABNT discriminar as suas diferenças. Será citado abaixo três modelos de manutenção planejadas:

- **Manutenção preventiva:** Manutenção efetuada em intervalos predeterminados, ou de acordo com critérios prescritos, destinada a reduzir a probabilidade de falha ou a degradação do funcionamento de um item. (ABNT NBR 5462, 1994)
- **Manutenção corretiva:** Manutenção efetuada após a ocorrência de uma pane destinada a recolocar um item em condições de executar uma função requerida. (ABNT NBR 5462, 1994)
- **Manutenção controlada/Manutenção preditiva:** Manutenção que permite garantir uma qualidade de serviço desejada, com base na aplicação sistemática de técnicas de análise, utilizando-se de meios de supervisão centralizados ou de amostragem, para reduzir ao mínimo a manutenção preventiva e diminuir a manutenção corretiva. (ABNT NBR 5462, 1994)

Este estudo irá adotar a manutenção controlada/manutenção preditiva como a melhor opção para manutenção dos equipamentos a bordo dos meios navais da MB. As vantagens e desvantagens de cada tipo de manutenção está expressa na **Figura 1** abaixo para corroborar com a escolha.

Figura 1: Vantagens e desvantagens das principais manutenções planejadas.

Manutenções	Vantagens	Desvantagens
Manutenção Corretiva	<ul style="list-style-type: none"> • Diminuição de perdas de produtividade; • Substituição de peças de baixo custo; • Ótima opção para máquinas de baixo custo. 	<ul style="list-style-type: none"> • Requer um maior custo; • Pode ocasionar a parada da produção; • Pode exigir equipes terceirizadas e aquisição de peças em caráter de urgência
Manutenção Preditiva	<ul style="list-style-type: none"> • Confiabilidade no equipamento para operação; • Redução das paradas e consequentes perdas de produção; • Acompanhamento frequente e das condições das máquinas. 	<ul style="list-style-type: none"> • Alto investimento na compra de equipamentos e treinamentos; • Possíveis erros na escolha da técnica para equipamentos que não são necessariamente críticos.
Manutenção Preventiva	<ul style="list-style-type: none"> • Reduz a depreciação das máquinas; • Reduz os riscos de quebras nos equipamentos; • Melhora as condições dos equipamentos para o trabalho. 	<ul style="list-style-type: none"> • Possibilidade de erros na gestão de estoques; • Risco de danos as peças; • Economia mesurada a médio ou longo prazo.

Fonte: (Ferreira, et al., 2017)

2.2 Sistema de Lubrificação do Motor Diesel Marítimo

Para entender como funciona o sistema de lubrificação desse motor, é importante destacar que a lubrificação é fundamental para garantir o correto funcionamento do motor, reduzir o desgaste das peças móveis e dissipar o calor gerado pela fricção. Abaixo serão descritos os componentes responsáveis e seu funcionamento.

- **Bomba de OL:** é responsável por fornecer óleo lubrificante pressurizado para as partes móveis do motor, garantindo que todas as superfícies em movimento tenham uma camada de óleo entre elas para reduzir o atrito e o desgaste. É

importante notar que a bomba de óleo lubrificante opera em sincronia com o funcionamento do motor. À medida que o motor acelera, a bomba aumenta a taxa de fluxo de óleo para fornecer a quantidade adequada de lubrificação nas partes móveis.

- **Cárter de OL:** sua função principal é servir como reservatório de óleo lubrificante, bem como desempenhar vários outros papéis essenciais explicitados a seguir, ser um meio de dissipação de espuma, um sistema de resfriamento, um ponto de drenagem de óleo usado e um local onde as impurezas podem se depositar. Garantir que o cárter esteja em boas condições e que o nível de óleo seja mantido dentro das especificações é essencial para manter o motor operando de forma eficiente e confiável.
- **Refrigerador de OL:** sua função principal é resfriar o óleo lubrificante que circula pelo motor, garantindo que ele mantenha a temperatura adequada, e continue a funcionar eficientemente. Este elemento do sistema visa dissipar o calor e manter o óleo dentro da faixa de temperatura ideal.
- **Válvula de controle de temperatura do OL:** está equipada com um sensor de temperatura que monitora continuamente a temperatura do óleo lubrificante à medida que ele flui pelo motor. Localizada no caminho do óleo lubrificante que vai para o refrigerador de óleo. Ela regula o fluxo de óleo através do refrigerador, onde ocorre a troca de calor entre o óleo e o fluido de resfriamento (geralmente água). Isso ajuda a manter o óleo lubrificante dentro da faixa de temperatura especificada.
- **Filtro duplex de OL:** Sua função principal é remover partículas e impurezas do óleo lubrificante antes que ele seja distribuído para as partes móveis do motor. O termo "duplex" refere-se ao fato de que esse tipo de filtro geralmente possui duas seções, permitindo que uma seja usada enquanto a outra é limpa.

2.3 Falhas devido a falta de lubrificação

As falhas no motor devido à falta de lubrificação podem ser extremamente prejudiciais e resultar em danos significativos. Assim serão apresentadas algumas das falhas que podem ocorrer devido à falta de lubrificação:

- **Desgaste excessivo das peças:** A lubrificação é fundamental para reduzir o atrito entre as partes móveis do motor, como pistões, bielas e mancais. A falta de lubrificação adequada pode causar desgaste prematuro e excessivo dessas peças, resultando em danos irreparáveis.
- **Aumento da temperatura:** O óleo lubrificante também desempenha um papel na dissipação de calor no motor. A falta de lubrificação pode resultar em um aumento da temperatura interna do motor, o que pode levar ao superaquecimento e a danos nos componentes.
- **Falha dos anéis de pistão:** A lubrificação insuficiente pode levar à falha dos anéis de pistão, permitindo que os gases de combustão escapem para o cárter, reduzindo a eficiência do motor.
- **Aquecimento excessivo do óleo:** A falta de lubrificação adequada pode aquecer o óleo lubrificante a ponto de oxidá-lo, o que resulta em uma diminuição de sua capacidade de lubrificar e proteger as partes móveis.
- **Bloqueio do motor:** Em casos graves de falta de lubrificação, o motor pode travar completamente devido ao atrito excessivo entre as peças.
- **Danos nos rolamentos:** Os rolamentos são críticos para o funcionamento suave do motor. A falta de lubrificação pode causar danos nos rolamentos, levando a ruídos anormais, vibrações e falhas.

- **Redução da vida útil:** Em última instância, a falta de lubrificação adequada pode encurtar significativamente a vida útil do motor e resultar em custos de reparo substanciais ou na necessidade de substituição completa do motor

Para evitar essas falhas graves, é fundamental realizar a manutenção adequada do sistema de lubrificação, incluindo a verificação regular dos níveis de óleo. Também é importante operar o motor dentro das faixas de temperatura e velocidade especificadas pelo fabricante para garantir uma lubrificação eficaz

2.4 Tipos de OL

Os OL são divididos conforme seu estado físico em 4 grandes grupos, segundo ABECOM:

- Líquidos;
- Pastosos;
- Sólidos; e
- Gasosos.

Porém o estudo será focado nos OL de forma líquida, que estão ligados as máquinas rotativas. Portanto, este é o grande responsável pela lubrificação interna dos motores diesel dos navios da MB.

Existe também uma subdivisão dentro dos OL líquidos, estes podem ser:

- Mineral;
- Sintético; e
- Semissintético.

2.5 Características do OL

Devida sua importância para os equipamentos em que o mesmo será utilizado, o OL deve seguir especificações que estão ligadas as características citadas abaixo, segundo ABECOM:

- **Viscosidade:** é uma métrica que quantifica a capacidade do óleo de resistir ao fluxo ou deslocamento. Em termos mais simples, a viscosidade fornece informações sobre a espessura ou fluidez do óleo. Esta característica extremamente atrelada a sua temperatura;

- **Ponto de fulgor:** é a temperatura mínima na qual um líquido inflamável ou combustível libera vapores em quantidade suficiente para formar uma mistura inflamável com o ar, que pode ser momentaneamente inflamada quando exposta a uma fonte de ignição, como uma chama ou faísca;
- **Número de precipitação:** representa a quantidade de impurezas ou contaminantes presentes no óleo lubrificante;
- **Base Number (BN):** É uma medida da alcalinidade do óleo lubrificante, ou seja, sua capacidade de combater a formação de ácidos durante a operação do motor ou do equipamento onde o óleo é utilizado;
- **Total Acid Number (TAN):** é uma métrica que quantifica a quantidade de ácido, em miligramas de hidróxido de potássio (KOH), necessária para neutralizar todos os componentes ácidos contidos em uma quantidade de uma grama de óleo, até que o pH do óleo atinja o valor de 11; e
- **Análise Espectrográfica:** é um procedimento analítico que emprega a espectroscopia para a identificação e quantificação dos elementos e compostos contidos no óleo.

Pode-se exemplificar a importância destas características na **Figura 2**, onde as mesmas são citadas dentro do manual de um motor da empresa MAN Energy Solutions. Tal motor será utilizado nas FCT.

Figura 2: Limite de valores e normas de referência para o OL a ser usado no motor da FCT.

Property	Unit	Limit value	Procedure
Viscosity at 40 °C	mm ² /s	100–190 (SAE 40) 80–190 (SAE 10W-40)	ISO 3104, ASTM D445, ASTM D 7042, DIN EN 16896
Viscosity at 100 °C		10.5–19.0 (SAE 40) 10.5–19.0 (SAE10W-40)	
Base number (BN)	%	At least 50 % of fresh oil - BN	ISO 3771
Flash point (PM)	°C	At least 170	ISO 2719
Water content	vol. %	Max. 0.20	DIN 51777, ASTM D6304
Soot content	% (m/m)	Max. 3.0	DIN 51452
Oxidation ¹⁾	A/cm	Max. 25	DIN 51453
Fuel dilution	% (m/m)	Max. 3.0	DIN 51454
Coolant additive	mg/kg	Free from	DIN 51399-1
TAN	mg KOH/g	+3.5 for fresh oil and BN > TAN	ASTM D664
Metal content (reference values)	ppm	dependent on engine type and operating conditions	ASTM D5185, DIN 51399-1
Iron,		max. 50	
chrome, tin,		max. 10	
copper,		max. 15	
aluminium, lead		max. 20	
¹⁾ Only possible if there are no ester compounds and no ingress of biofuel.			

Fonte: (MAN Energy Solutions, 2022)

2.6 Aditivos nos OL

São substâncias químicas que, quando incorporadas aos óleos base, têm a finalidade de melhorar características existentes, introduzir novas propriedades ou eliminar aquelas consideradas indesejáveis. Os aditivos podem ser divididos conforme sua finalidade, segundo ABECOM:

- Para reduzir os efeitos do atrito;
- Remoção de calor; e
- Contenção de contaminantes.

2.7 Normas relacionadas ao OL

As normas relacionadas a lubrificantes costumam ser definidas por organizações e associações de padrões internacionais. Entre as normas mais comuns estão:

- **International Organization for Standardization (ISO):** é uma organização que estabelece normas internacionais para diversos produtos e serviços, incluindo óleos lubrificantes.

- ***Deutsches Institut für Normung (DIN)***: é uma organização alemã que estabelece padrões técnicos. Embora seja mais conhecido por seus padrões em engenharia mecânica e elétrica, também desempenha um papel na definição de normas relacionadas a óleos lubrificantes.

Essas organizações estabelecem normas que definem características específicas dos óleos lubrificantes, como viscosidade, capacidade de proteção contra desgaste, resistência à oxidação, entre outras. As normas facilitam a comunicação entre fabricantes de lubrificantes, consumidores e indústrias, garantindo a qualidade e o desempenho adequados dos produtos lubrificantes em diferentes aplicações. Portanto, ao escolher um óleo lubrificante, é importante considerar as normas relevantes para garantir a compatibilidade e o atendimento aos requisitos de sua aplicação específica.

2.8 Classificação SAE do OL

Segundo FILHO (2016), os óleos lubrificantes são classificados de acordo a suas faixas de viscosidade e de acordo com sua aplicação. A Classificação SAE, *Society of Automotive Engineers*, é muito antiga e bastante utilizada para lubrificantes automotivos. Os graus SAE podem ou não ser seguidos da letra W, que significa *winter*, inverno em inglês. Quer dizer então que os óleos SAE 15W, por exemplo, possuem uma viscosidade de com o parâmetro 15 para baixas temperaturas. Também dentro da classificação SAE um óleo pode atender a dois graus de viscosidade. Em temperaturas baixas, um óleo multiviscoso 15W40 se comporta como um óleo grau SAE 15W e a temperaturas mais elevadas é um óleo de grau SAE 40.

Os graus da Classificação SAE não seguem uma regra padrão, são simplesmente valores adotados aos quais se têm tabelas que determinam faixas de viscosidades de partida e de bombeamento, por conta disso, não deve ser utilizado como padrão para estudos reológicos.

3 MONITORAÇÃO E SENSORIAMENTO

Um sensor é frequentemente definido como um dispositivo que recebe e responde a um sinal ou estímulo. Essa definição é ampla. De fato, é tão ampla que abrange quase tudo, desde o olho humano até um gatilho em uma pistola. (Fraden, 2004)

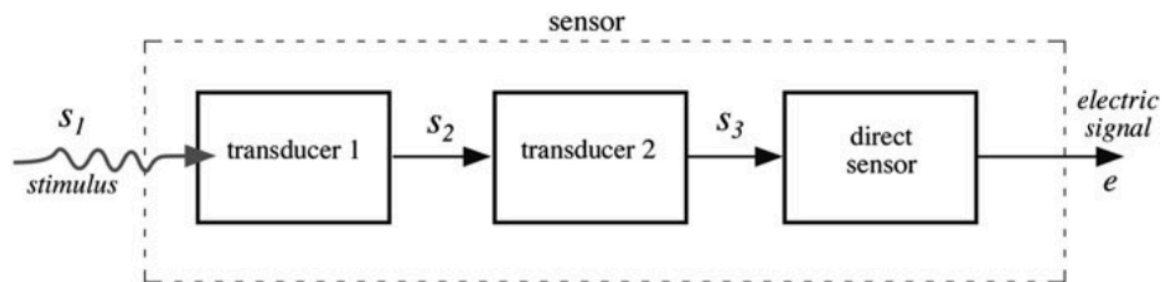
Mas esse estudo será focado nos sensores que recebem os dados de um OL, seja ela a partir de informações de pressões, temperaturas, humidade ou partículas presentes no líquido.

Sendo assim, pode-se definir sensor sendo um dispositivo que recebe um estímulo e responde com um sinal elétrico. (Fraden, 2004) Estes podem ser divididos em diretos e complexos.

Um sensor direto converte um estímulo em um sinal elétrico ou modifica um sinal elétrico usando um efeito físico apropriado, enquanto um sensor complexo precisa de um ou mais transdutores de energia antes que um sensor direto possa ser empregado para gerar uma saída elétrica. (Fraden, 2004)

Na **FIGURA 3**, mostra-se a importância de transdutores, onde este transforma um tipo de energia em outra, não necessariamente em energia elétrica.

Figura 3: Esquemática de um sensor complexo com transdutor.



Fonte: (Fraden, 2004)

3.1 Classificação Dos Sensores

A classificação dos sensores pode ser simples ou muito complexa, este trabalho irá adotar uma divisão mais simples com relação as suas características.

- **Sensor passivo:** Um sensor passivo não requer nenhuma fonte de energia adicional e gera diretamente um sinal elétrico em resposta a um estímulo externo (Fraden, 2004);
- **Sensor ativo:** requerem energia externa para sua operação, que é chamada de sinal de excitação. Esse sinal é modificado pelo sensor para produzir o sinal de saída (Fraden, 2004);
- **Sensor absoluto:** detecta um estímulo em referência a uma escala física absoluta que é independente das condições de medição (Fraden, 2004) e
- **Sensor relativo:** produz um sinal que se relaciona a algum caso especial (Fraden, 2004).

3.2 Principais Características Dos Sensores

3.2.1 Sensibilidade

A sensibilidade de um sensor é uma medida que indica a capacidade do sensor de responder às mudanças em um estímulo de entrada específico e converter essas mudanças em uma saída mensurável, geralmente em forma de sinal elétrico.

A sensibilidade é uma característica importante dos sensores, pois determina a capacidade do sensor de detectar e medir com precisão pequenas mudanças no estímulo de entrada. Ela está relacionada à inclinação da curva de resposta do sensor e é frequentemente expressa como uma razão de mudança na saída para a mudança correspondente no estímulo de entrada. Quanto maior a sensibilidade de um sensor, mais sensível ele é às mudanças no estímulo.

A sensibilidade pode ser uma característica importante ao escolher um sensor para uma aplicação específica, pois afeta diretamente a precisão e a capacidade de detecção do sensor. Sensores com alta sensibilidade são ideais para medições precisas de pequenas variações, enquanto sensores com baixa sensibilidade podem ser mais adequados para medições em que grandes variações no estímulo são esperadas.

3.2.2 Calibração

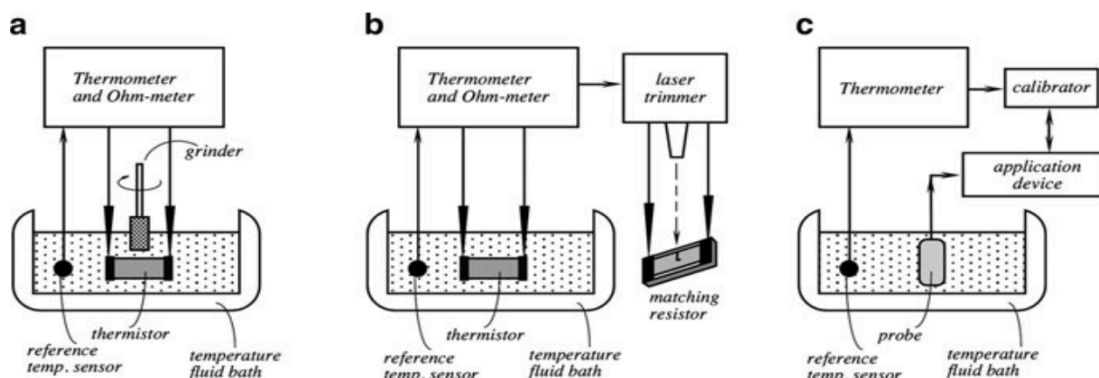
A calibração de sensores desempenha um papel fundamental na garantia da precisão, confiabilidade e conformidade de medições em uma ampla gama de aplicações. Ela é essencial para manter a qualidade dos resultados das medições e para cumprir regulamentos e normas aplicáveis.

Caso as margens de tolerância estabelecidas pelo fabricante do sensor e as margens de tolerância do circuito de interface, condicionamento de sinal, excedam os requisitos de precisão exigidos pelo sistema, torna-se imprescindível a realização de um procedimento de calibração no sensor ou na integração entre o sensor e o circuito de interface. Essa medida visa a redução de eventuais discrepâncias e imprecisões que possam afetar a exatidão das medições. (Fraden, 2004)

Não se faz necessário calibrar um sensor em múltiplos estímulos de entrada. Normalmente, é adequado realizar a calibração em um número limitado de pontos de amostragem, estímulos, que são originados a partir de uma fonte de referência devidamente reconhecida.

Na **Figura 4**, demonstra-se 3 métodos de calibração de um sensor sensível a temperatura. Onde no método “A” e “B” são calibrações em um único ponto e a metodologia “C” é utilizado para calibrações em diversos pontos. O banho de fluido é ajustado a diferentes temperaturas, variando entre 2, 3 ou 4 valores distintos, enquanto o sensor incorporado na sonda registra as respostas correspondentes. Essas respostas são posteriormente empregadas pelo dispositivo de calibração para calcular os coeficientes pertinentes necessários para o processo de calibração, os quais serão armazenados no interior do dispositivo de aplicação.

Figura 4: Métodos de calibração de um sensor de temperatura.



Fonte: (Fraden, 2004)

3.2.3 Precisão

Uma característica de extrema relevância em sensores é a precisão, que na verdade, se refere à imprecisão. A imprecisão é quantificada como a maior discrepância entre o valor representado pelo sensor e o valor ideal ou verdadeiro do estímulo em sua entrada. O valor verdadeiro é associado ao objeto de medição e é reconhecido como tendo uma incerteza especificamente definida, uma vez que é impossível garantir a certeza absoluta do valor verdadeiro. (Fraden, 2004)

3.3 Sensor de Pressão

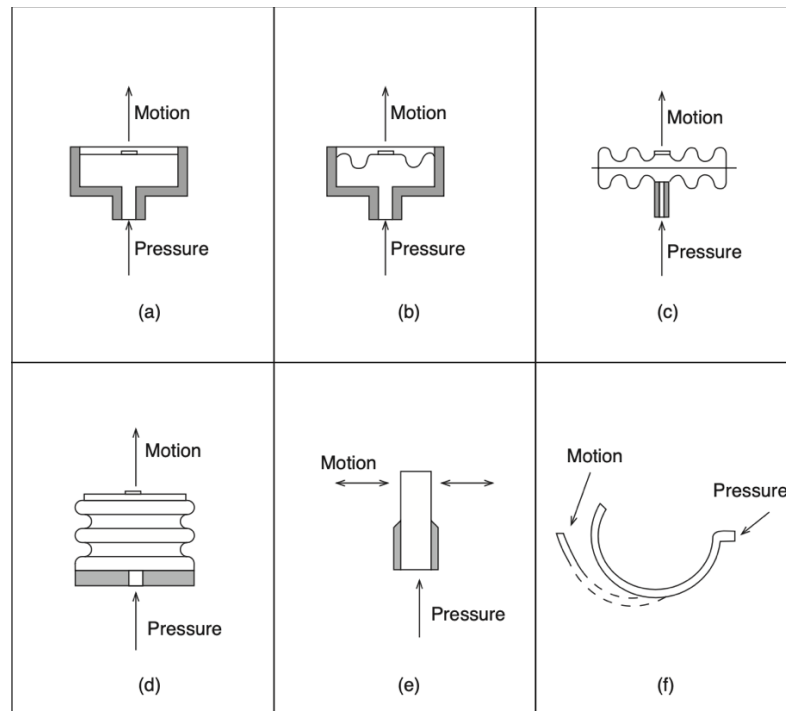
Um sensor de pressão é um sensor complexo, pois necessita a conversão de energia em múltiplos estágios antes que a pressão possa ser finalmente transformada em um sinal elétrico. O princípio subjacente à operação da maioria dos sensores de pressão envolve a conversão do efeito da pressão aplicada a um elemento sensível com área de superfície definida. Conseqüentemente, o elemento sofre deslocamento ou deformação, o que permite que a medição de pressão seja, em última análise, traduzida como uma medida de deslocamento ou força resultante do deslocamento. (Fraden, 2004) Os sensores realizam medições dos três principais tipos de pressão nos sistemas navais:

- **Pressão absoluta:** corresponde à pressão em relação a um vácuo perfeito, onde a pressão é zero. (Webster, 1999)
- **Pressão de calibre:** representa a diferença de pressão entre o ponto de medição e a pressão ambiente circundante, que, embora variável, não é relevante para a medição de pressão de calibre. (Webster, 1999)
- **Pressão diferencial:** envolve a diferença de pressão entre dois pontos, com um deles atuando como referência. Mesmo que ambas as pressões possam variar, apenas a diferença de pressão é importante nesse contexto. (Webster, 1999)

3.3.1 Princípio de Detecção e seus Elementos

Os elementos essenciais para um dispositivo sensor de pressão incluem um método de isolamento de duas pressões de fluido, uma destinada à medição e outra como ponto de referência, juntamente com uma componente elástica responsável por transformar a discrepância de pressão em uma deformação no elemento sensor. Atualmente, existem diversos tipos de elementos sensores de pressão em utilização, que podem ser categorizados como diafragmas, cápsulas, foles e tubos, conforme representado na **Figura 5**. (Webster, 1999)

Figura 5: Elemento dos sensores de pressão: (a) diafragma plano; (b) diafragma corrugado; (c) cápsula; (d) fole; (e) tubo reto; (f) tubo Bourdon em forma de "C".



Fonte: (Webster, 1999), ADAPTADO.

3.3.2 Tipos de Sensores de Pressão

Os sensores de pressão possuem diversos métodos para obter os seus resultados, os métodos mais comuns são a partir da utilização de sensores piezoelétricos e capacitivos.

- **Sensor de Pressão Piezoelétrico:** é baseado no princípio da piezoelectricidade. A piezoelectricidade é a propriedade de certos materiais, como cristais de quartzo ou cerâmicas piezoelétricas, de gerar uma carga elétrica quando submetidos a uma deformação mecânica, como a aplicação de pressão. O sensor inclui circuitos eletrônicos para medir a carga gerada e convertê-la em um sinal elétrico que representa a pressão. (Webster, 1999)
- **Sensor de Pressão Capacitivo:** funciona com base nas mudanças na capacitância de um capacitor de placas paralelas quando a pressão é aplicada. O sensor consiste em duas placas metálicas paralelas, uma das quais é flexível e atua como um diafragma. As placas são separadas por um dielétrico, que pode ser ar, vácuo ou outro material isolante. Os sensores de pressão capacitivos geralmente são muito sensíveis e precisos. (Fraden, 2004)

3.4 SENSOR DE TEMPERATURA

Efetuar uma medição de temperatura, fundamentalmente, envolve a transferência de uma fração diminuta da energia térmica do objeto para o sensor, cujo propósito reside em transformar essa energia em um sinal elétrico. (Fraden, 2004)

3.4.1 Princípio de Detecção e seus Elementos

Ao inserir um sensor de temperatura de contato (sonda) dentro ou sobre o objeto, ocorre a transmissão de calor através da interface entre o objeto e a sonda. O elemento sensor presente na sonda experimenta um aumento ou redução de temperatura, realizando, assim, uma troca de calor com o objeto. Esse processo é análogo ao que acontece quando o calor é transferido por radiação, onde a energia térmica se manifesta na forma de luz infravermelha e é trocada entre o sensor e o objeto. (Fraden, 2004)

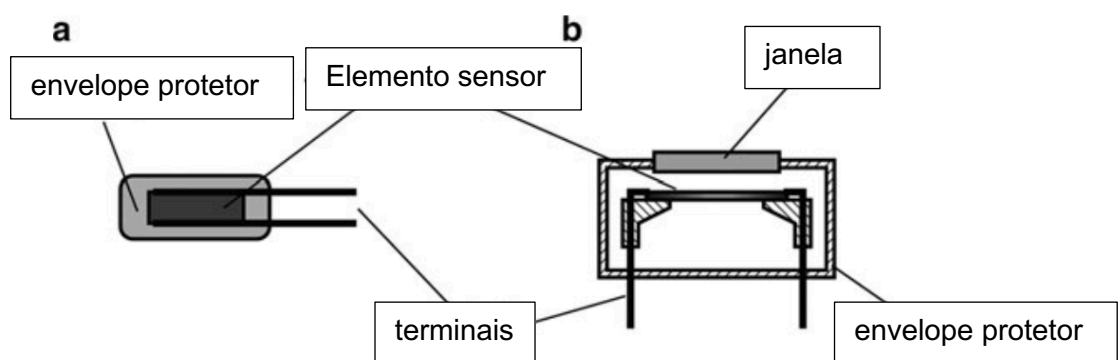
Os sensores contato ou de ópticos possuem elementos físicos semelhantes conforme será citado a seguir e demonstrado na **Figura 6**.

- **Elemento Sensor:** Um dispositivo cujas características elétricas apresentam variações ligeiras em resposta às mudanças de temperatura. Um elemento sensor de qualidade

deve possuir baixa capacidade térmica, uma massa extremamente reduzida, alta condutividade térmica e uma sensibilidade à temperatura intensa e previsível. (Fraden, 2004)

- **Terminais:** são os condutores elétricos que estabelecem a ligação entre o elemento sensor e o circuito eletrônico externo. É importante que esses terminais tenham uma condutividade térmica mínima e uma resistência elétrica baixa. Adicionalmente, visto que frequentemente os terminais também desempenham o papel de sustentar o elemento sensor, é necessário que possuam uma resistência mecânica aceitável e sejam estáveis. (Fraden, 2004)
- **Envelope Protetor:** O revestimento que estabelece uma barreira física entre o elemento sensor e o ambiente circundante. Um envelope eficaz deve apresentar uma resistência térmica mínima e proporcionar um isolamento elétrico substancial. Além disso, é essencial que seja resistente às variações ambientais e impermeável à umidade e a substâncias que possam interferir de forma indesejada no funcionamento do elemento sensor. (Fraden, 2004)

Figura 6: Elementos principais dos sensores de temperatura: (a) sensor de contato, (b) sensor óptico



Fonte: (Fraden, 2004), ADAPTADO

4 BANCO DE DADOS E MACHINE LEARNING

No momento em que os dados de pressão e temperatura do óleo lubrificante do motor são coletados, os resultados são arquivados, gerando um banco de dados. Através da utilização deste banco de dados, torna-se possível realizar uma previsão sobre o desempenho do motor.

4.1 Modelo de Falha

Um modelo de falha é de suma importância para a eficaz implementação de um sistema de manutenção preditiva, no qual a prevenção de falhas desempenha um papel crucial na mitigação de interrupções operacionais, redução de custos e garantia da segurança do ambiente. O referido modelo desempenha a função primordial de antecipar o momento em que um componente ou sistema apresenta potencial para falhar, possibilitando, assim, o agendamento proativo de atividades de manutenção. Essa abordagem visa maximizar o tempo de operação dos ativos e otimizar a utilização dos recursos disponíveis. (Kuhn, et al., 2013)

Ao desenvolver um modelo de falha voltado para a manutenção preditiva, é imperativo considerar a utilização de dados históricos abrangendo o desempenho dos ativos. Esses dados devem incluir informações detalhadas sobre falhas ocorridas no passado, bem como o tempo de funcionamento dos ativos, as condições operacionais sob as quais operaram e quaisquer ações de manutenção previamente executadas. Além disso, é fundamental a integração de sistemas de monitoramento em tempo real, a fim de obter informações contínuas sobre o estado atual dos ativos.

A implementação desse monitoramento contínuo permite a constante atualização do modelo com dados recentes e, assim, contribui para uma manutenção mais precisa e eficaz, reduzindo potenciais riscos e otimizando o desempenho dos ativos.

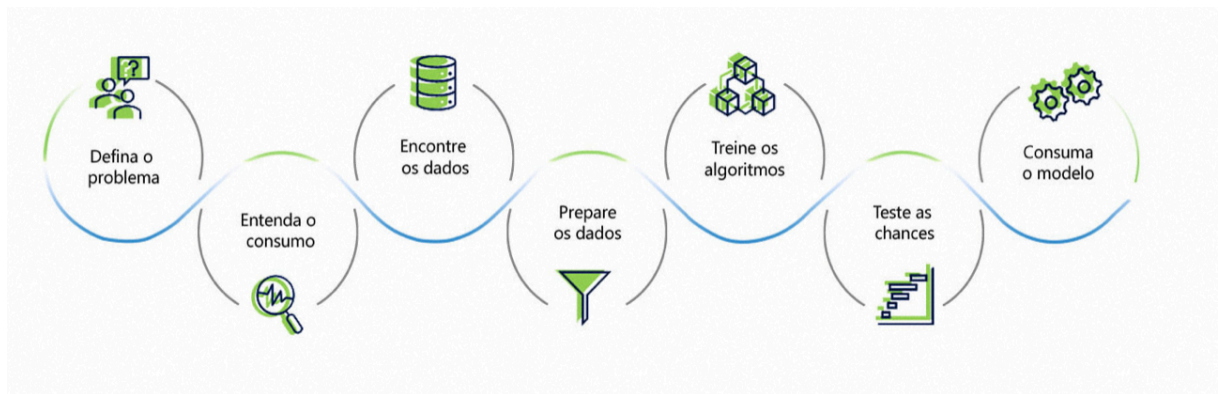
4.2 *Machine Learning*

A aprendizagem de máquinas, AM, comumente referida como ML, constitui um subcampo da inteligência artificial, IA, que concentra seus esforços na concepção de algoritmos e modelos computacionais capazes de adquirir conhecimento a partir de conjuntos de dados, conferindo-lhes a habilidade de realizar previsões e tomar decisões sem necessidade de

programação explícita. Tais sistemas de ML fazem uso de técnicas estatísticas e matemáticas para identificar padrões presentes nos dados, ao mesmo tempo em que aprimoram seu desempenho com base nas informações acumuladas ao longo de sua operação. (Escovedo, et al., 2020)

O ML para ser implementado de maneira satisfatória deve seguir certas etapas, descritas na **Figura 7**.

Figura 7: Fluxograma para implementação de Machine Learning.



Fonte: IT, 2020

O objetivo fundamental do ML reside no processo de aprendizagem, que se caracteriza pela capacidade de adaptação e melhoria do comportamento e das respostas dos modelos. O aprendizado em ML pode ser categorizado de maneira geral em duas abordagens distintas: aprendizado supervisionado e aprendizado não supervisionado. Mas o foco deste estudo será da aprendizagem supervisionada.

4.3 Métricas do ML

Diversas métricas são empregadas para avaliar o desempenho de modelos de classificação, incluindo as mencionadas a seguir:

4.3.1 Matrix Confusão

Essa abordagem é a maneira mais direta de exibir os desfechos de um método de classificação de dados. A matriz de confusão apresenta uma contagem dos acertos e erros obtidos pelo algoritmo ao prever todas as classes do problema. Ela constitui uma matriz

quadrada que compara as classificações reais com as previsões do modelo, destacando os acertos na diagonal principal e os erros nas demais células. A **Figura 8** exemplifica uma matriz de confusão para uma situação binária. (Scudilio, 2020)

Figura 8: Exemplo de matrix confusão.

		Valor Predito	
		Negativo	Positivo
Valor Real	Negativo	VN	FP
	Positivo	FN	VP

Fonte: (Scudilio, 2020)

- **Verdadeiro Negativo (VN):** São as instâncias que o modelo identificou como pertencentes à classe negativa e que, de fato, eram negativas.
- **Falso Positivo (FP):** São as instâncias que o modelo classificou como positivas, mas que, na realidade, pertencem à classe negativa.
- **Falso Negativo (FN):** São as instâncias que o modelo classificou como negativas, mas que, na realidade, pertencem à classe positiva.
- **Verdadeiro Positivo (VP):** São as instâncias que o modelo classificou como positivas e que, de fato, pertencem à classe positiva.

4.3.2 Acurácia

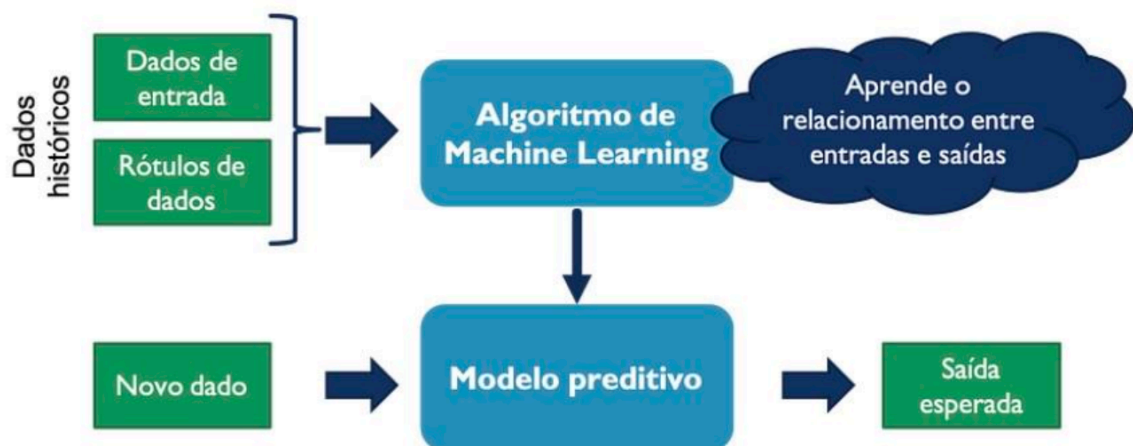
Trata-se de uma métrica elementar que indica o número total de previsões corretas feitas pelo modelo, fornecendo uma avaliação global da precisão de suas classificações. Essa métrica é calculada pela proporção entre o total de previsões corretas e o número total de entradas, conforme demonstrado na equação a seguir

$$acurácia = \frac{VP+VN}{VP+VN+FP+FN} \quad (1)$$

4.4 Aprendizado Supervisionado

No contexto do ML, o aprendizado supervisionado é uma abordagem fundamental que envolve a utilização de algoritmos e modelos computacionais para aprender a partir de um conjunto de dados previamente rotulados. Esses dados rotulados são compostos por exemplos nos quais a saída desejada ou a classe correta já é conhecida. O objetivo do aprendizado supervisionado é capacitar o modelo a mapear as entradas para as saídas corretas com base nos padrões extraídos dos dados de treinamento (Escovedo, et al., 2020), onde a **Figura 9** ilustra esse procedimento.

Figura 9: Procedimento do aprendizado supervisionado.



Fonte: (Escovedo, et al., 2020)

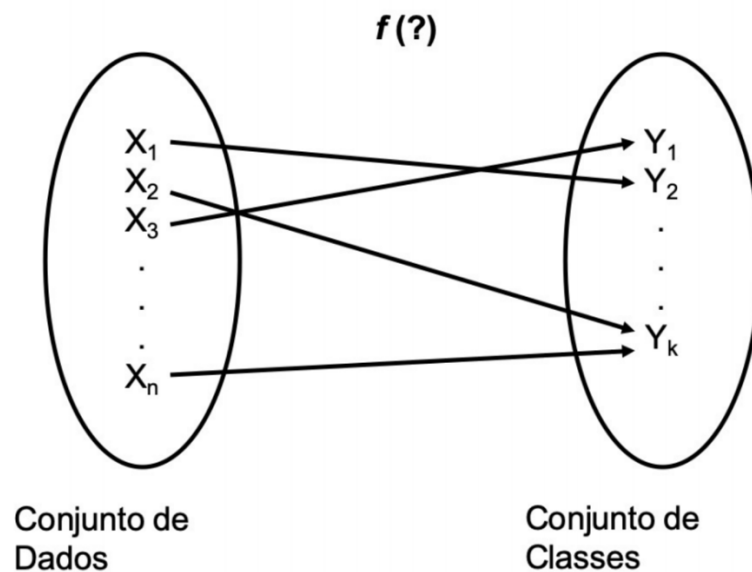
Uma das aplicações mais comuns do aprendizado supervisionado é a classificação, na qual o modelo é treinado para categorizar ou rotular novos dados com base em suas características. Essa abordagem permite que os modelos façam previsões e tomem decisões com base em dados históricos, fornecendo uma base sólida para automação e tomada de decisões inteligentes em uma ampla gama de domínios.

4.5 Classificação a partir do ML

A classificação figura como uma das categorias preeminentes no âmbito dos desafios em ML, ostentando uma popularidade indiscutível. O principal desígnio dos algoritmos de classificação é a apreensão de uma regra de natureza abrangente, a qual habilite

a correlação adequada entre as entradas e as saídas. Consoante o já mencionado, as variáveis de entrada podem ser subdivididas em dois conjuntos distintos, conforme demonstrado na **Figura 10**. Onde X , que compreende os atributos destinados a serem empregados na determinação da classe de saída, e Y , que representa a classe de saída, sendo este o atributo para o qual se almeja a previsão do valor da classe. Importa ressaltar que, nos contextos de problemas de classificação, a variável Y é invariavelmente de natureza categórica.

Figura 10: Classificação a partir de um banco de dados.



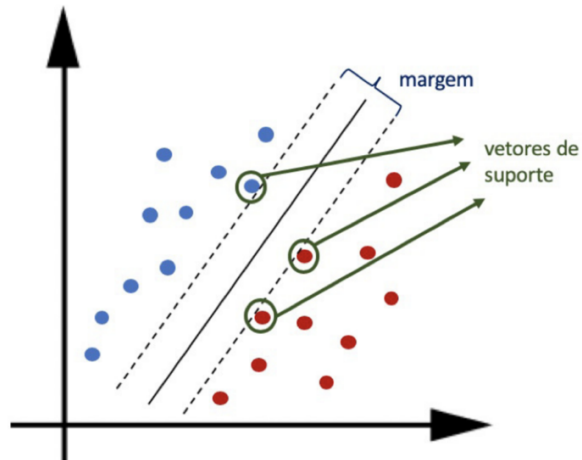
Fonte: (Escovedo, et al., 2020)

4.5.1 Algoritmos Utilizados no ML para Classificação

a) Support Vector Machines (SVM)

O algoritmo SVM, é um dos algoritmos mais amplamente reconhecidos e eficazes para a resolução de problemas de classificação. Esses modelos requerem ajustes mínimos e têm a capacidade de alcançar alta acurácia, demonstrando habilidade na modelagem de fronteiras de decisão complexas e não lineares, conforme demonstrado na **Figura 11**. (Escovedo, et al., 2020)

Figura 11: Representação gráfica da utilização do SVM.

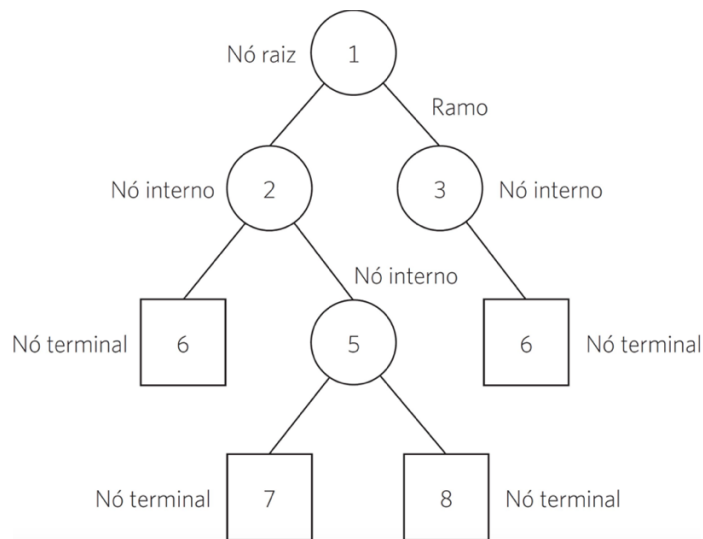


Fonte: (Escovedo, et al., 2020)

b) *Random Forest* (RF)

O RF é concebido com base na estratégia de tomada de decisão humana, tornando-se um dos modelos mais intuitivos para compreender. A capacidade das árvores de decisão em oferecer resultados favoráveis e alta interpretabilidade é amplamente reconhecida, além de sua habilidade em realizar a seleção automática das variáveis para formar sua estrutura. Cada nó interno representa uma decisão relativa a uma característica específica, desempenhando um papel fundamental na determinação da partição dos dados pelos nós subsequentes, como ilustrado na **Figura 12**.

Figura 12: Esquema padrão de um RF.



Fonte: (Medeiros, 2014)

5 CLASSIFICAÇÃO DO OL A PARTIR DE TÉCNICAS DE ML

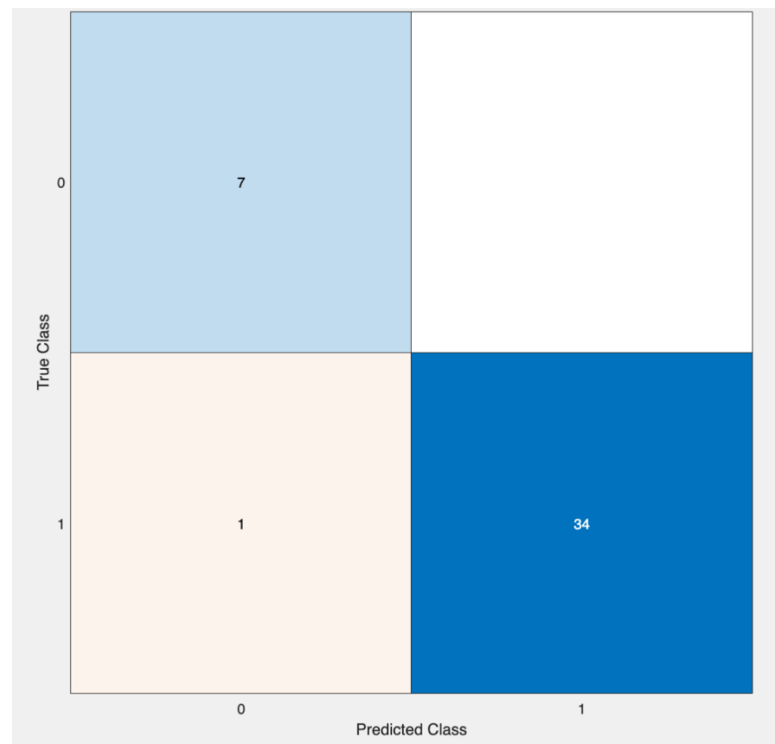
Neste capítulo, abordaremos a aplicação das técnicas de ML descritas no Capítulo 4 para classificar a qualidade do OL. O objetivo principal é estabelecer um sistema de classificação capaz de determinar se o óleo está em boas condições ou se apresenta algum tipo de degradação que possa comprometer seu desempenho.

O banco de dados utilizado neste estudo foi adquirido por meio de uma colaboração com o setor de qualidade do Arsenal de Marinha do Rio de Janeiro, AMRJ, na MB. Esse banco de dados consiste em 42 relatórios, detalhados do óleo lubrificante MARBRAX CCD 410, semelhantes ao **Anexo A**. Este é um óleo amplamente utilizado em nos motores diesel dos navios da MB. Cada relatório contém informações cruciais sobre a condição do óleo e os resultados de análises realizadas ao longo de um período de tempo significativo. No âmbito deste estudo, foram selecionadas quatro características específicas desses relatórios, que serão analisadas em detalhes para avaliar a qualidade e o desempenho do óleo.

Para a classificação do OL por meio de técnicas de ML, foram cuidadosamente selecionados quatro características essenciais. Essas características incluem o teor de cobre, a quantidade de partículas de carvão (*soot*), o teor de água, em partes por milhão, PPM, e a porcentagem de antidesgaste no OL. Cada uma dessas características desempenha um papel fundamental na avaliação do estado e na qualidade do óleo lubrificante, bem como na detecção de desgaste e problemas potenciais nos motores diesel marítimos. A integração dessas características em um modelo de ML permitirá uma classificação precisa dos óleos como "bons" ou "ruins", facilitando a tomada de decisões informadas em relação à manutenção e ao desempenho desses motores.

5.1 PRIMEIRA TÉCNICA UTILIZADA (RF)

Na primeira abordagem deste estudo, foi aplicada a técnica de ML utilizando o algoritmo RF otimizado, para a classificação de óleos lubrificantes em "bons" ou "ruins". Nessa etapa inicial, os resultados revelaram uma acurácia de 97,6%. Embora essa acurácia seja muito alta, é importante destacar que um dos erros cometidos foi um Falso Negativo, como ilustrado na **Figura 13**.

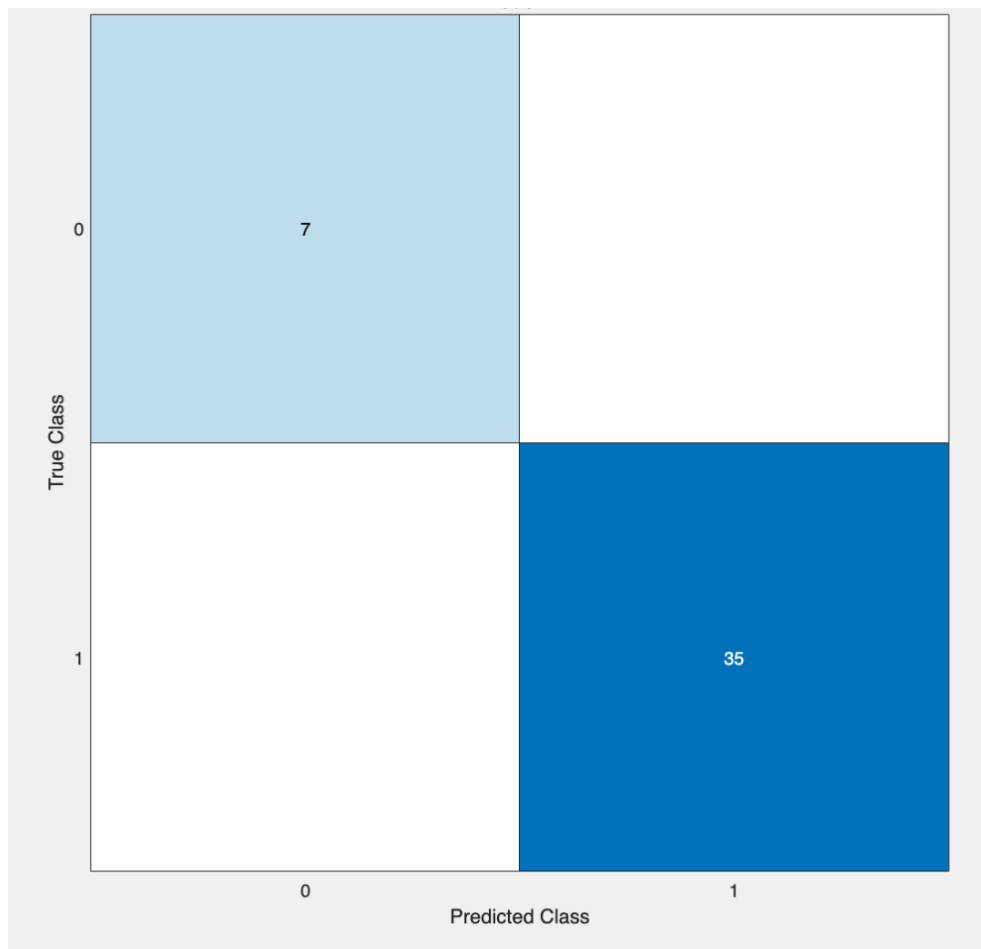
Figura 13: Matrix confusão do RF otimizado.

Fonte: Elaborada pelo autor, 2023.

5.2 SEGUNDA TÉCNICA UTILIZADA (SVM)

Na segunda abordagem deste estudo, foi realizada a implementação de técnicas de ML utilizando o algoritmo SVM otimizado, para a classificação de óleos lubrificantes em "bons" ou "ruins". Mas resultados obtidos nessa etapa revelaram uma acurácia de 100%, pois não ocorreram FP e FN conforme demonstra a **Figura 14**. Esse nível de precisão é altamente significativo, pois demonstra a eficácia do modelo e a sua capacidade de discernir com sucesso a qualidade do óleo lubrificante com base nas características selecionadas.

Figura 14: Matrix confusão do SVM otimizado.



Fonte: Elaborada pelo autor, 2023.

6 CONCLUSÃO

No contexto deste estudo sobre a classificação de óleos lubrificantes utilizando técnicas de ML, a comparação entre as duas abordagens, SVM e RF, revelou resultados significativos. A técnica do SVM demonstrou uma acurácia de 100%, o que significa que classificou corretamente todos os óleos lubrificantes como "bons" ou "ruins". Esse desempenho perfeito é uma conquista notável, indicando que o SVM é altamente eficaz na discriminação entre óleos lubrificantes com base nas características selecionadas.

Por outro lado, a técnica de RF, embora tenha apresentado uma acurácia de 97,6%, revelou um Falso Negativo, o que sugere que um óleo de qualidade foi erroneamente classificado como "ruim". Essa discrepância entre os resultados ressalta a superioridade do SVM, neste estudo, na tarefa de classificação de óleos lubrificantes. Portanto, com base nos resultados obtidos, a técnica do SVM se demonstra adequada para a implementação de um sistema de manutenção preditiva em motores diesel marítimos, fornecendo resultados precisos e confiáveis. A acurácia de 100% é um indicador significativo do potencial dessa abordagem para otimizar a manutenção desses sistemas críticos, reduzindo custos e melhorando a eficiência operacional.

Portanto a MB, em busca de aprimorar a manutenção dos motores diesel marítimos das novas Fragatas, deve considerar fortemente a implementação de estratégias de manutenção preditiva. Essa abordagem tem o potencial de revolucionar a operação e manutenção de sua frota, economizando recursos financeiros e garantindo um desempenho mais confiável nas missões. Para isso, a integração de sensores desempenha um papel fundamental, com destaque para os sensores de óleo lubrificante, que fornecem informações vitais sobre o estado dos motores.

A utilização de sensores de óleo lubrificante permite monitorar continuamente a qualidade e as condições de lubrificação dos motores, identificando potenciais problemas com antecedência. Com o volume de dados gerados por esses sensores, é possível aplicar técnicas avançadas de ML, que podem analisar padrões, identificar tendências e até mesmo prever falhas com base nas informações coletadas. Esse nível de previsão e diagnóstico é um grande avanço em relação aos métodos de manutenção tradicionais, que muitas vezes são reativos e consomem recursos consideráveis.

A adoção de técnicas de ML no processamento dos dados de sensores, em especial os de óleo lubrificante, proporciona uma eficácia significativa na identificação de problemas

incipientes, permitindo que a manutenção seja programada com antecedência. Essa antecipação resulta em uma redução substancial dos custos operacionais e de manutenção, uma vez que as intervenções são realizadas de maneira programada e direcionada, evitando paradas não planejadas e extensos períodos de inatividade.

Em suma, a MB deve considerar seriamente o investimento na integração de sensores, em particular os de óleo lubrificante, e a aplicação de técnicas de ML para implementar com êxito a manutenção preditiva em seus motores diesel marítimos. Essa abordagem representa um avanço significativo na eficiência operacional e na redução de custos, garantindo que a frota naval esteja sempre pronta para cumprir suas missões com a mais alta confiabilidade.

6.1 Considerações Finais

A implementação bem-sucedida da manutenção preditiva com ML em sistemas militares, como motores diesel marítimos, requer um alto nível de preparação por parte dos militares operadores e usuários finais, incluindo os Comandantes de navios. Para garantir que essa abordagem seja eficaz, é fundamental que todos envolvidos estejam familiarizados com os equipamentos e softwares que serão utilizados para processar os sinais provenientes dos sensores, além de possuírem um conhecimento técnico sólido.

Os militares operadores desempenham um papel crucial na coleta de dados e no monitoramento dos sistemas. Eles devem estar treinados para operar os sensores de forma eficiente e garantir que os dados sejam coletados de maneira precisa e confiável. Além disso, é essencial que saibam como lidar com eventuais problemas técnicos que possam surgir durante o processo de coleta de dados.

Por outro lado, os usuários finais, como os Comandantes de navios, precisam compreender a importância da manutenção preditiva e como os resultados obtidos por meio do ML podem impactar as operações e a disponibilidade dos sistemas. Para tomar decisões informadas, é crucial que esses líderes tenham um conhecimento técnico elevado e sejam capazes de analisar os dados gerados pelas técnicas de ML.

Em resumo, a implementação eficaz da manutenção preditiva requer que os militares operadores e os usuários finais estejam preparados e tenham o conhecimento técnico necessário para aproveitar ao máximo as capacidades do ML. Isso garantirá que os motores,

portanto os navios, estejam sempre em ótimas condições e prontos para cumprir suas missões de forma confiável e eficiente.

6.2 Sugestões para Futuros Trabalhos

Como trabalho futuro, sugere-se a utilização dos dados de óleo lubrificante coletados pelos militares que servem nos navios da classe Navio Patrulha Oceânico, NPaOc, Amazonas a fim de aprimorar e expandir o estudo realizado. Uma vez que esses navios compartilham o mesmo motor que serão implementados nas FCT, os dados coletados nos navios da classe do NPaOc Amazonas podem servir como base para a implementação da manutenção preditiva nos motores das futuras fragatas.

Esses navios representam um contexto real e operacional que pode fornecer dados valiosos sobre o desempenho dos motores diesel marítimos em condições de uso prático. A coleta contínua de informações por parte dos militares permitirá uma análise mais abrangente e aprofundada, contribuindo para a implementação da manutenção preditiva nos motores. Além disso, envolver os militares diretamente na coleta de dados contribuirá para a conscientização sobre a importância da manutenção preditiva e do uso de técnicas de ML para aprimorar a confiabilidade e eficiência dos sistemas, especialmente nos motores das novas fragatas. Portanto, a integração dos dados coletados nos navios da classe Amazonas representa um passo significativo na evolução da manutenção preditiva de motores diesel marítimos na MB, com potencial impacto positivo na operação das futuras fragatas.

REFERÊNCIAS

ABECOM. Tudo sobre lubrificantes industriais - O guia definitivo. Disponível em: <https://www.abecom.com.br/e-books-abecom/> . Acesso em: 15 Set. 2023.

ABNT, Associação Brasileira de Normas Técnicas. NBR 5462 Confiabilidade e manutenibilidade. Rio de Janeiro, 1994.

ESCOVEDO, T., **Machine Learning: Conceitos e Modelos – Parte I: Aprendizado Supervisionado***. 28 jun. 2020. Tatianaesc.medium. Disponível em: <https://tatianaesc.medium.com/machine-learning-conceitos-e-modelos-f0373bf4f445>. Acesso em: 07 Out. 2023.

Ferreira, Vanusia de Souza; Nunes, Viviane Ribeiro; Santos, Wemerson. APLICABILIDADE DO PLANEJAMENTO E CONTROLE DE MANUTENÇÃO EM UMA EMPRESA DO RAMO DE ENGENHARIA E SANEAMENTO. Disponível em: <http://dspace.doctum.edu.br:8080/xmlui/handle/123456789/3825> . Acesso em 3 Out. 2023.

FILHO P. R. C. F. R.; JUNIOR D. M.; MORAES M. S.; SANTOS R. S. Propriedades Físicas de Óleos Lubrificantes Minerais e Vegetais e Avaliação de Desgastes por Four Ball, Revista Brasileira de Energias Renováveis, v.5. 2016.

Fraden, J.: *Handbook of modern sensors : physics, designs, and applications*, 4th ed., Springer-Verlag New York, Inc., 2004. ISBN 978-1-4419-6465-6

IT, Programmers Beyond. Implementação de Machine Learning: Do início ao fim. Disponível em: <https://www.programmers.com.br/blog/implementacao-de-machine-learning-do-inicio-ao-fim/> . Acesso em 15 Out. 2023

MAN Energy Solutions. MAN V28/33D STC, Project Guide – Marine, Four-stroke diesel engine compliant with IMO Tier II. 2020

Max Kuhn; Kjell Johnson.: *Applied Predictive Modeling*, 5th ed, Springer Science+Business Media New York, 2016. ISBN: 978-1-4614-6848-6

Medeiros, Amira Rose Costa. Modelo de suporte à decisão aplicado à identificação de indivíduos não aderentes ao tratamento anti-hipertensivo. Disponível em; <https://www.scielo.br/j/sdeb/a/rPQMWDgncmxjZ9spRygfPMj/?lang=pt> . Acesso em 15 Out. 2023.

SCUDILIO, J., **Qual a melhor métrica para avaliar os modelos de Machine Learning?** 26 jul. 2020. Flai. Disponível em: <https://www.flai.com.br/juscudilio/qual-a-melhor-metrica-para-avaliar-os-modelos-de-machine-learning/>. Acesso em: 13 Out. 2023.

Webster, J.G. Ed.: *Measurement, Instrumentation, and Sensors Handbook*, Press LLC, Boca Raton, 1999. ISBN: 0-8493-2145-X

ANEXO A – RELATÓRIO DA ANÁLISE DE ÓLEO LUBRIFICANTE DO DEPARTAMENTO DE QUALIDADE DO AMRJ-MB

Oil	MARBRAx CCD 410	Sample ID	APOS FILTRO DU 2	POCETO MCP 2	POCETO MCP 2	POCETO 2
Note:		Sampled on	03 Jul 2023	22 Jun 2022	07 Jun 2022	08 Jan 2022
		Received on	05 Jul 2023	23 Jun 2022	07 Jun 2022	11 Jan 2022
		Asset Operating (hours)				
		Oil Operating (hours)				
		Top up (l)				
			⊘	✓	⊘	✓
Wear	Iron	ppm	7.67	10.08	7.86	16.14
	Chrome	ppm	0.0	0.0	0.0	0.13
	Nickel	ppm	0.07	0.0	0.0	0.0
	Aluminium	ppm	2.42	8.26	7.23	8.95
	Lead	ppm	1.09	0.33	0.4	0.0
	Copper	ppm	0.51	0.61	0.87	0.37
	Tin	ppm	0.0	0.91	0.05	1.32
	Titanium	ppm	0.0	0.0	0.0	0.0
	Silver	ppm	0.0	0.0	0.0	0.0
	Antimony	ppm	0.0	0.0	0.0	0.0
	Cadmium	ppm	0.0	1.17	1.01	1.01
	Manganese	ppm	0.0	0.41	0.0	0.92
	Fatigue >20u	part./ml	26.01	52.01	414.09	124.03
	Non-Metallic >20u	part./ml	6.0	39.01	298.06	23.0
	Large Fe ppm	ppm	0.08	0.09	0.32	0.0
	Fe Wear Severity Index		0.01	0.01	0.1	0.0
	Total Fe < 100u ppm		0.08	0.09	0.32	0.0

Oil	MARBRAx CCD 410	Sample ID	APOS FILTRO DU 2	POCETO MCP 2	POCETO MCP 2	POCETO 2
Note:		Sampled on	03 Jul 2023	22 Jun 2022	07 Jun 2022	08 Jan 2022
		Received on	05 Jul 2023	23 Jun 2022	07 Jun 2022	11 Jan 2022
		Asset Operating (hours)				
		Oil Operating (hours)				
		Top up (l)				
Contamination	Silicon	ppm	7.51	10.95	10.26	13.57
	Sodium	ppm	7.84	118.52	92.23	114.02
	Vanadium	ppm	0.04	0.63	0.34	0.68
	Potassium	ppm	1.55	0.0	0.0	0.0
	Lithium	ppm	0.0	0.07	0.05	0.03
	Glycol %	%	0.2	0.0	0.0	0.0
	ISO 4406 Code (>4µm)		24.0	24.0	26.0	27.0
	ISO 4406 Code (>6µm)		21.0	21.0	24.0	24.0
	ISO 4406 Code (>14µm)		13.0	15.0	18.0	15.0
	Cnts >4	part./ml	118964.6	95083.6	608059.5	765069.8
	Cnts >6	part./ml	18484.3	16374.6	100769.5	115626.9
	Cnts >14	part./ml	75.0	193.0	1670.3	284.1
	NAS 1638 Code		12.0	12.0	12.0	12.0
	Cutting >20u	part./ml	3.0	6.0	79.02	22.0
	Sliding >20u	part./ml	7.0	33.01	178.04	112.02
	Fibers	part./ml	0.0	1.0	14.0	4.0
	Bubbles		0.81	1.02	1.12	1.15
	Cnts >10		731.15	971.2	6843.43	3340.7
	Cnts >20		7.0	49.01	413.09	38.01
	Cnts >100		0.0	0.0	0.0	0.0
	Water ppm		120.0	924.0	12884.0	754.0
	Soot %		0.0	0.0	0.2	0.5
	Large Fe %		100.0	100.0	100.0	0.0
Chemistry	Molybdenum	ppm	0.0	0.55	0.14	0.0
	Calcium	ppm	3073.0	3871.0	2796.0	4554.0
	Magnesium	ppm	16.58	24.69	17.12	35.95
	Phosphorus	ppm	183.6	266.35	394.61	370.28
	Zinc	ppm	255.57	253.44	175.88	357.74
	Barium	ppm	0.0	0.0	0.0	0.0
	Boron	ppm	23.57	8.14	5.74	43.27
	TBN	mg KOH/g	0.0	12.7	12.8	10.8
	Oxidation	abs/0.1mm	0.0	3.41	9.19	5.37
	Nitration	abs/cm	8.02	0.0	21.11	0.0
	Sulfation	abs/0.1mm	0.0	13.04	14.41	15.05
	Visc 40	cSt	135.8	97.2	102.4	126.9
	Visc 100	cSt	13.6	10.9	11.3	13.5
Antiwear %		0.0	67.4	106.4	212.6	