

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE JUIZ DE FORA**  
**INSTITUTO DE CIÊNCIAS EXATAS**  
**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS DA COMPUTAÇÃO**

**Guilherme Souza Gomes**

**Modelo para detecção de anomalias na quantidade de sódio encontrado em amostras de óleo lubrificante de locomotivas para suportar a tomada de decisão para manutenção/inspeção**

Juiz de Fora

2022

**Guilherme Souza Gomes**

**Modelo para detecção de anomalias na quantidade de sódio encontrado em amostras de óleo lubrificante de locomotivas para suportar a tomada de decisão para manutenção/inspeção**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciências da Computação – Nível Mestrado da Universidade Federal de Juiz de Fora como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Ciências da Computação.  
Área de concentração:

Orientador: Prof.Dr. Saulo Moraes Villela, UFJF

Coorientador: Prof.Dr. Carlos Cristiano Hasenclever Borges, UFJF

Juiz de Fora  
2022

**Guilherme Souza Gomes**

**Modelo para detecção de anomalias na quantidade de sódio encontrado em amostras de óleo lubrificante de locomotivas para suportar a tomada de decisão para manutenção/inspeção**

Dissertação  
apresentada  
ao Programa de Pós-  
graduação em  
Ciência da  
Computação  
da Universidade  
Federal de Juiz de  
Fora como requisito  
parcial à obtenção do  
título de Mestre em  
Ciência da  
Computação. Área de  
concentração: Ciência  
da Computação.

Aprovada em 15 de setembro de 2022.

BANCA EXAMINADORA

**Prof. Dr. Saulo Moraes Villela** - Orientador  
Universidade Federal de Juiz de Fora

**Prof. Dr. Carlos Cristiano Hasenclever Borges** - Coorientador  
Universidade Federal de Juiz de Fora

**Prof. Dr. Carlos Renato Pagotto**  
Universidade Federal de Juiz de Fora

**Prof. Dr. Vinícius da Fonseca Vieira**

Universidade Federal de São João del-Rei

Juiz de Fora, 13/09/2022.



Documento assinado eletronicamente por **Saulo Moraes Villela, Professor(a)**, em 04/01/2023, às 10:57, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Guilherme Souza Gomes, Usuário Externo**, em 06/01/2023, às 09:57, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Carlos Renato Pagotto, Professor(a)**, em 11/01/2023, às 17:14, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Vinícius da Fonseca Vieira, Usuário Externo**, em 08/02/2023, às 10:38, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Carlos Cristiano Hasenclever Borges, Professor(a)**, em 08/03/2023, às 07:25, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



A autenticidade deste documento pode ser conferida no Portal do SEI-Ufjf ([www2.ufjf.br/SEI](http://www2.ufjf.br/SEI)) através do ícone Conferência de Documentos, informando o código verificador **0946830** e o código CRC **0C833EA1**.

Dedico este trabalho minha á minha mãe Juliana, meu pai Sebastião, minha madrinha Valquíria que primeiro me ensinaram o valor da educação e da crítica de pensamento. Também dedico este trabalho à minha esposa Adriana e ao meu filho Vinícius e minha filha Gabriela por me apoiarem nessa longa jornada.

## **AGRADECIMENTOS**

Em primeiro lugar, gostaria de expressar minha sincera gratidão aos meus orientadores Prof. Saulo Villela, Prof. Carlos Cristiano pelo contínuo apoio ao meu mestrado e pesquisas relacionadas, por sua paciência, motivação e imenso conhecimento. Sua orientação me ajudou em todo o tempo de pesquisa e redação deste trabalho eu não poderia imaginar um dos melhores orientadores e mentores para o meu estudo de mestrado.

Meus sinceros agradecimentos também à Wabtec Corp., CI&T, e Amazon Corp. que me apoiaram e flexibilizaram o horário de trabalho tornando possível a realização deste trabalho.

Meus sinceros agradecimentos também à MRS Logística S.A., representada por Bruno Souza que acreditaram neste projeto desde o início, e que o conjunto de dados, conhecimento de negócios, e ajuda incondicional. Sem esse precioso apoio não seria possível para realizar esta pesquisa.

Agradeço aos meus colegas de classe pelas estimulantes discussões, pelas noites sem dormir, e por toda a diversão que tivemos nos últimos anos.

Por último, mas não menos importante, gostaria de agradecer à minha família por me apoiar em todos os aspectos da minha vida.

“Uma mudança sempre deixa o  
caminho aberto para outras”  
Nicolau Maquiavel

## RESUMO

A manutenção preventiva de locomotivas apresenta-se como tarefa crucial para que se tenha o funcionamento adequado, principalmente em relação a problemas não previstos e prematuros que geram indisponibilidade do equipamento podendo afetar todo o planejamento e cronograma operacional da frota. Diversos são os indícios indicativos de anomalias no equipamento que, se adequadamente monitorados podem promover um desempenho dentro do previsto para o equipamento inclusive aumentando sua vida útil. Este trabalho objetivou o desenvolvimento de um protótipo de tomada de decisão em relação as máquinas visando servir de ferramenta complementar de suporte ao especialista. O modelo foi desenvolvido usando o nível de sódio presente em séries históricas de medições dos equipamentos. Baseia-se, basicamente, na distorção entre o valor predito por uma estratégia de aprendizado de máquina ou estatística em relação ao valor obtido em ensaio. Tal distorção serviu de referência para a determinação de regras, em conjunto com o especialista, visando a tomada de decisão em diversos níveis de alerta. O uso de modelos lineares de interpolação, regressão e autorregressão permitiu uma avaliação simples do padrão mais adequado para o processo de predição, inclusive determinando métodos que apresentam melhor eficiência.

Palavras-chave: Óleo lubrificante. Motor a diesel. Locomotivas. Predição. Modelo linear. Regressão e Autorregressão.

## ABSTRACT

The preventive maintenance of locomotives presents itself as a crucial task for the proper functioning, mainly in relation to unforeseen and premature problems that generate equipment unavailability and can affect the entire operational planning and schedule of the fleet. There are several indications of anomalies in the equipment that, if properly monitored, can promote a performance within the expected for the equipment, including increasing its useful life. This work aimed to develop a decision-making prototype in relation to machines in order to serve as a complementary tool to support the specialist. The model was developed using the sodium level present in a historical series of equipment measurements. It is basically based on the distortion between the value predicted by a machine learning strategy or statistics in relation to the value obtained in the test. This distortion served as a reference for the determination of rules, together with the specialist, for decision making at different levels of alert. Using linear interpolation, regression and auto-regression models allowed a simple evaluation of the most adequate pattern for the prediction process, including indicating methods that present better efficiency.

Keywords: Lubricant. Diesel engine. locomotives. Prediction. Linear model. Regression and Autoregression.

## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1. Tipos de manutenção .....	29
Figura 2. Intervalo P-F .....	32
Figura 3. Malha Ferroviária Brasileira .....	46
Figura 4. Esquema estrutural de uma locomotiva genérica .....	47
Figura 5. Fluxos de massa e energia em um motor de combustão interna (MCI).....	49
Figura 6. Motor de quatro tempos .....	51
Figura 7. Componentes do circuito de óleo do motor.....	54
Figura 8. Principais causas que levam ao fim da vida útil das máquinas .....	55
Figura 9. Ciclo da análise de óleo .....	55
Figura 10. Esquema de funcionamento de um espectrógrafo .....	58
Figura 11. Processo de espectrometria por emissão atômica.....	58
Figura 12. Processo de espectrometria por absorção atômica .....	59
Figura 13. Esquema de um ferrógrafo .....	61
Figura 14. Esquema de um ferrógrafo direto .....	62
Figura 15. Determinação do índice de viscosidade .....	64
Figura 16. Densímetro .....	65
Figura 17. Esquema do método de clevalend .....	66
Figura 18. Princípio de funcionamento equipamento Contameter TOSHIBA .....	69
Figura 19. Tipos de elementos.....	73
Figura 20. Detecção e diagnóstico de falhas baseado em sinais .....	74
Figura 21. Detecção e diagnóstico de falhas baseado em dados.....	75
Figura 22. Exemplo de relatório .....	76
Figura 23. Previsão MA – Taxa Sódio .....	84
Figura 24. Previsão MA – Sódio .....	84
Figura 25. Sódio PPM Exemplo .....	89
Figura 26. Sódio PPM Casos Destacados Exemplo .....	89
Figura 27. Sódio PPM Locomotiva A .....	97
Figura 28. Sódio PPM Locomotiva B .....	99

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Função Manutenção - Formação para a Gerência da Manutenção Industrial. ....	24
Tabela 2. Concessão da malha ferroviária brasileira .....	45

## LISTA DE QUADROS

Quadro 1. Funções básicas do óleo lubrificante .....	51
Quadro 2. Tipos de óleo lubrificante .....	52
Quadro 3. Emissão atômica x absorção atômica.....	59
Quadro 4. Elementos detectados por meio da espectrometria por absorção atômica .....	60
Quadro 5. Níveis de alertas e ações para tomada de decisão .....	88
Quadro 6. Sequências de anomalias relacionadas ao sódio exemplo.....	90
Quadro 7. Avaliação dos modelos de previsão de sódio.....	96
Quadro 8. Sequências de anomalias relacionadas ao sódio Locomotiva A.....	98
Quadro 9. Sequências de anomalias relacionadas ao sódio Locomotiva B.....	99

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AA	Absorção Atômica
AES	Espectrografia de Emissão Atômica
ANTT	Agência Nacional de Transportes Terrestres
ASTM	American Society for Testing and Materials
B&OR	Baltimore & Ohio Railroad
BNDES	Banco Nacional de Desenvolvimento Social
CBTU	Companhia Brasileira de Transporte Urbano
CMMS	<i>Computerized Maintenance Management System/Software</i>
DDP	Desvio Devido a Predição
DM	Desvio da Meta
DNEF	Departamento Nacional de Estradas de Ferro
DNER	Departamento Nacional de Estradas de Rodagem
FA	Fator de Alocação
FEPASA	Ferrovias Paulista S.A.
GPEPS	Grupo de Pesquisa em Economia Política da Saúde
ICPE	Plasma Induzido por Emissão
ISO	<i>International Standards Organization</i>
KOH	Hidróxido de Potássio
LN	Linear

MLP	Multilayer Perceptron
MP	Manutenção Preventiva
NB	Número Base
NBR	Norma Brasileira
OSHA	<i>Occupational Safety and Health Administration</i>
PND	Programa Nacional de Desestatização
RBF	<i>Radical Basis Function</i>
RFFSA	Rede Ferroviária Federal S.A.
RMSE	Erro Médio Quadrático
RNA	Redes Neurais Artificiais
ROI	Retorno sobre Investimento
SOAP	<i>Spectrometric Oil Analysis Program</i>
SR	Superintendências Regionais
TAN	<i>Total Acid Number</i>
TBN	<i>Total Base Number</i>
TPM	<i>Total Productive Maintenance</i>
UFPE	Universidade Federal de Pernambuco
XRF	Raio X por fluorescência

## LISTA DE SÍMBOLOS

$\mu\text{m}$	micrômetro
g	Gramma
km/h	Quilômetro por hora
kW	Quilowatts
lb-ft	<i>pound-foot</i>
mg	Miligramas
KOH/g	Hidróxido de potássio por grama
°C	Graus Celsius
Ppm	Valor Absoluto de Sódio
rpm	rotações por minuto
VI	viscosidade

## SUMÁRIO

SUMÁRIO .....	14
<b>1 INTRODUÇÃO .....</b>	<b>16</b>
<b>2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA .....</b>	<b>22</b>
2.1 Contextualizando a Manutenção.....	22
2.2 TIPOS DE MANUTENÇÃO.....	29
2.2.1 Manutenção Corretiva .....	30
2.2.2 Manutenção Preventiva.....	30
2.2.3 Manutenção Preditiva .....	31
2.2.4 Manutenção Detectiva .....	32
2.3 PLANEJAMENTO E ORGANIZAÇÃO DA MANUTENÇÃO .....	33
2.3.1 Manutenção Produtiva Total (TPM).....	37
2.4 AS LOCOMOTIVAS EM UM CONTEXTO HISTÓRICO .....	41
2.5 Locomotivas com Motores a DIESEL.....	47
2.6 MOTORES DE COMBUSTÃO INTERNA.....	49
2.7 A IMPORTÂNCIA DO LUBRIFICANTE NOS MOTORES DAS LOCOMOTIVAS .....	51
2.8 TÉCNICAS DE ANÁLISE DE ÓLEO LUBRIFICANTE .....	54
2.8.1 Espectrometria.....	57
2.8.2 Ferrografia .....	60
2.8.3 Análise da viscosidade .....	62
2.8.4 Densidade.....	64
2.8.5 Ponto de fulgor.....	65
2.8.6 <i>Total Acid Number/Total Base Number</i> .....	67
2.8.7 Concentração de partículas .....	68
2.8.8 Comportamento do sódio.....	70

2.9 DETECÇÃO E DIAGNÓSTICO DE FALHAS EM MOTORES A DIESEL .....	72
<b>3 METODOLOGIA .....</b>	<b>78</b>
3.1 PROCEDIMENTOS .....	78
3.2 PROCESSO DE COLETA DOS DADOS.....	79
3.3 DESENVOLVIMENTO DA SÉRIE TEMPORAL PARA ESTRATÉGIA DE TOMADA DE DECISÃO BASEADA NO DESVIO DA META.....	79
3.3.1 Método do desvio da Meta.....	83
3.3.2 Consolidação e especificação do modelo de decisão.....	86
3.3.3 Determinação das regras para o modelo de decisão.....	87
3.4 PROCESSO DE ANÁLISE DOS DADOS.....	91
3.4.1 Métodos de interpolação e regressão:.....	91
3.4.2 Métodos de autorregressão.....	92
3.4.3 Método de avaliação do modelo .....	93
<b>4 RESULTADOS E DISCUSSÃO .....</b>	<b>96</b>
4.1 COLETA DE DADOS .....	96
4.2 AVALIAÇÃO DOS MODELOS.....	96
4.3 VALIDAÇÃO DO ESPECIALISTA.....	97
<b>4.3.1 Análise adicional .....</b>	<b>98</b>
<b>5 CONCLUSÃO.....</b>	<b>100</b>
<b>REFERÊNCIAS .....</b>	<b>103</b>

## 1 INTRODUÇÃO

A demanda por segurança e confiabilidade em estruturas complexas e sistemas mecânicos está aumentando à medida que os padrões de desempenho são utilizados e monitorados. Os custos associados à falha prematura ou inesperada de componentes exigem uma necessidade contínua de empregar os avanços mais recentes em ciência e engenharia para avaliar o desempenho ao longo do ciclo de vida. Um contribuinte significativo para os custos crescentes de sistemas complexos modernos é aquele associado às muitas ações de manutenção necessárias para manter os sistemas operacionais.

Dentro da atuação em mecânica preventiva (ou de manutenção ou operacional), observa-se no mercado atual a busca constante das empresas pela redução de custo, principalmente no tangente ao desenvolvimento de novos projetos, independente de área (automotiva, máquinas-pesadas etc.). De acordo com Bronté, Pagotto e Almeida (2016), o mercado de frotas terrestres exige continuamente altos níveis de desempenho de produção e manutenção de equipamentos.

Quando a manutenção é feita de forma corretiva, ou seja, depois que o problema já ocorreu, o que se verifica é o aumento de custos, alocação de recursos humanos e perda de produtividade, o que evidencia a necessidade de buscar meios para que esses custos possam ser reduzidos.

Conforme afirmam Bronté, Pagotto e Almeida (2016), relatórios sobre o uso do óleo lubrificante são ferramentas importantes para que seja possível reduzir falhas no funcionamento do motor e possibilitar melhor produtividade da frota.

No âmbito das locomotivas diesel-elétricas tem-se um sistema complexo de funcionamento, composto por equipamentos elétricos, mecânicos, pneumáticos e eletrônicos, que exigem um olhar para que seja possível manter essas máquinas funcionando adequadamente. A partir disso, um sistema de monitoramento confiável tem se apresentado como fator fundamental (TRINDADE; SILVA, 2012).

No caso deste estudo, foca-se no monitoramento do óleo das locomotivas, considerando que a contaminação ou alterações físico-químicas no mesmo podem ocasionar em possíveis desgastes ou outros tipos de consequências ao motor. Considerando a importância desse monitoramento, propõe-se o uso de séries temporais para análise do óleo de locomotivas como instrumento de manutenção

preditiva. Até o momento, muitos pesquisadores realizaram um número considerável de trabalhos sobre o diagnóstico de falhas de motores a diesel. No entanto, muitos problemas ainda persistem.

Dados de séries temporais estão desempenhando um papel fundamental em diferentes domínios de aplicação, como ciências sociais e humanas, incluindo psicologia, economia, negócios e finanças, bem como engenharia, controle de qualidade, monitoramento e segurança. O que torna os dados de séries temporais únicos é a adição de outra dimensão à complexidade dos dados (o tempo) e, portanto, a elevação da complexidade envolvida na execução da análise.

A alta dimensionalidade e complexidade adicional introduzida pelo tempo torna a análise de tais tipos de dados muito desafiadora. Portanto, levanta a preocupação se as técnicas convencionais de análise de dados são adequadas para explorar todas as características e fatores “possíveis”, bem como as causalidades de tais tipos de dados complexos e inter-relacionados.

Salienta-se que o problema de manutenção preditiva de locomotivas a diesel apresenta peculiaridades específicas que dificultam o enquadramento em relação a técnicas baseadas em dados que melhor se ajustariam para previsões efetivas do estado dos equipamentos.

Primeiramente, avaliando-se base de dados de referência dos equipamentos relativas aos ensaios do combustível, pode-se associar diretamente a séries temporais, viabilizando aplicação de modelos específicos para esse padrão de dados. Porém, normalmente tem-se poucos dados caracterizando a série, o que torna ineficiente algumas ferramentas básicas de avaliação de séries temporais. Mesmo assim, a ordenação dos fatos, ou seja, a sequência temporal dos eventos é completamente relevante para o entendimento do comportamento do equipamento, devendo ser considerada.

Além disto, baseando-se em uma possível avaliação dos equipamentos em bases de dados relativas a experimentos de monitoramentos temporais das máquinas, deve-se ressaltar que esses dados se caracterizam na forma: a) normalmente não são obtidos com espaçamento uniforme; b) nem sempre alertas relativos a paradas para manutenção são indicados; e c) dados faltantes nas sequências históricas não são incomuns. Assim, mudanças nos elementos monitorados podem ser devido a inserções corretivas, em diversos níveis no equipamento.

Supondo consolidada a base de dados, em uma segunda etapa, a manutenção preditiva das locomotivas a diesel também apresenta problemas de difícil solução no que tange à determinação e/ou definição de um possível processo de indução levando-se em conta os modelos clássicos de aprendizagem supervisionada ou não-supervisionada.

Usualmente, os valores referenciais descritos em manuais dos fabricantes são bastante restritivos, dificultando o operacional prático do equipamento. Adota-se, na prática, limites e padrões definidos por especialistas, acostumados com o manuseio constante dos equipamentos. Instaura-se, assim, um processo de tentativa e erro onde pretende-se, com o decorrer de casos de sucesso e falha refinar as referências em relação a diretivas operacionais de alertas para o estado dos equipamentos monitorados.

Além disto, entende-se que um possível processo de rotulação decisório, visando a viabilização no uso de métodos de aprendizagem supervisionada apresenta níveis de imprecisão inerentes a caracterização das máquinas, a saber:

- a) As máquinas apresentam histórico temporal distintos, com inferências de avaliação e manutenção em estágios diferenciados;
- b) A frota, usualmente, é composta por máquinas diferentes, dificultando uma unificação da parametrização;
- c) Os processos de desgastes são acoplados, com influência em diversos aspectos de desempenho dos equipamentos (sistemas complexos). A análise de um ou poucos componentes químicos da amostra pode não ser suficiente para uma visão global do estado do equipamento;
- d) As regras e limites definidos pelos fabricantes e, principalmente, os especialistas que lidam diretamente com o equipamento são empíricos, sendo sempre sujeitas a ajustes para refletir com maior precisão o real estado dos equipamentos.

Somam-se a estas questões na obtenção de rótulos associados a tomada de decisão, características específicas de manutenção preditiva baseando-se em dados históricos do lubrificante, onde, as alterações são detectadas com bastante antecedência devem ser consideradas. Ou seja, os primeiros sinais são normalmente

pouco relevantes em termos de alertas sendo, inclusive, avaliados como possíveis ruídos nas medições.

Assim, rotulações binárias são pouco relevantes, sendo mais importantes para o monitoramento de informações mais refinadas associadas a padrões de alertas do estado do equipamento, com níveis crescentes na importância da paralização do equipamento para manutenção.

Estudos correlacionados a este trabalho, visando avaliação preditiva do estado de locomotivas a diesel, normalmente manipulam os dados gerados pelos ensaios de referência por meio de procedimentos empíricos que geram métodos analíticos que refletem em hipóteses que devem ser comprovadas e refinadas na prática, ou seja, no dia a dia operacional dos equipamentos.

Zheng et al. (2021) partiram do pressuposto de que os desempenhos dos motores diesel são sensíveis à potência e velocidade, o que poderia ser usado para refletir as condições de operação. Além disso, a pressão e a temperatura do óleo também são importantes para analisar a combustão do motor a diesel. Portanto, potência, velocidade, temperatura do óleo e pressão são selecionadas como fatores de entrada para estudar os efeitos paramétricos no motor diesel neste artigo.

Enquanto isso, três parâmetros críticos, incluindo consumo de combustível específico do freio, vibração e ruído, são adotados como saídas. No projeto do experimento, onze condições de trabalho baseadas na linha característica de propulsão do motor diesel são projetadas para investigar completamente o status do motor diesel durante toda a operação.

Outro estudo foi realizado por Kirolivano e Jeong (2022), cuja proposta era examinar a confiabilidade e a criticidade de dois sistemas de motores marítimos bicombustíveis e compará-los com um sistema de motor diesel convencional com a utilização da análise dinâmica da árvore de falhas. Os resultados da análise de confiabilidade para os motores bicombustíveis indicam que a probabilidade de falha do motor bicombustível é de 8,84% em média com 14.000 horas de funcionamento enquanto 8,48% para os motores diesel. Essa descoberta contrasta com nossa intuição de que os motores bicombustíveis são de maior risco em comparação com os motores diesel convencionais.

Os resultados da pesquisa, obtidos a partir da manutenção centrada na confiabilidade, sugerem uma forma eficaz de aumentar a segurança dos sistemas do

motor por meio da manutenção preditiva, baseada na manutenção periódica de componentes críticos.

Portanto, pode-se contribuir para melhorar a confiabilidade de todos os sistemas em que componentes mecânicos e sistemas de alimentação de óleo combustível foram identificados como elementos críticos que impactam a confiabilidade do sistema. Os resultados da pesquisa também oferecem indicativos significativos sobre a associação entre as estratégias de manutenção planejada e a confiabilidade do sistema. Kirolivano e Jeong (2022) também destacam a importância da manutenção adequada dos componentes do sistema que aumentaria muito os níveis de segurança, restaurando os sistemas de volta à sua condição operacional original, minimizando assim o tempo de inatividade e os custos operacionais.

Apresentam, desta forma, uma contribuição e avanço relevante para o bom uso e preservação dos equipamentos, indicando que boas práticas de monitoramento são sempre importantes e indispensáveis na engenharia operacional de equipamentos. A importância dos especialistas não só para o operacional, mas para a construção e atualização empírica de um modelo de monitoramento é crucial, basicamente definindo o sucesso ou não da estratégia aplicada.

Além disto, dada a complexidade que determinam o real decaimento no desempenho do equipamento é muito difícil para sistemas especialistas gerarem modelos ótimos na predição do estado do equipamento, mesmo com sua comprovada melhora no monitoramento e inserções definidas para as máquinas.

Assim, entende-se que o avanço na construção de modelos baseados em dados de monitoramento de locomotivas a diesel pode trazer uma visão complementar aos modelos preventivos, proporcionando *feedback* adicional aos especialistas no aprimoramento dos processos de previsão.

Deve-se ressaltar que se entende como avanço nos modelos baseados em dados para manutenção de locomotivas como sendo, inclusive a determinação entre estratégias estatísticas ou de aprendizagem de máquina que melhor se adequam à modelagem do processo. Dado a pouca literatura existente no tema, até mesmo questões relativas ao uso de modelos lineares ou não lineares necessitam de estudo e avaliação em relação aos seus ajustes na qualidade de predições.

O objetivo principal deste trabalho é verificar a viabilidade na construção de um modelo efetivo baseado em dados para o monitoramento preditivo de máquinas a diesel através de ensaios químicos de metais no combustível. Sendo viável, propor

uma configuração adequada que possa ser utilizada na prática em suporte ao especialista.

Para a avaliação da viabilidade, objetivos secundários devem ser explorados, entre métodos regressivos e autorregressivos a saber: estudo e avaliação de critérios para determinação do estado do equipamento; estudo de modelos de regressão lineares e não lineares para previsão; avaliação de modelos autorregressivos na tarefa de predição; determinação de formas de discriminação da previsão em níveis: individual (por equipamento); coletivo (levando-se em conta toda a frota).

Em relação ao primeiro objetivo secundário, destaca-se sua relevância principalmente por ser responsável pela definição de como deve ser feita a construção do modelo preditivo propriamente dito. Questões relativas a aprendizado supervisionado, função de determinação da predição, categorias ou níveis de caracterização do estado do equipamento serão tratados nessa etapa.

Para melhor o entendimento deste estudo, este trabalho foi estruturado em cinco capítulos, sendo que o primeiro consiste nesta introdução que traz as diretrizes adotadas no estudo realizado.

O segundo capítulo apresenta o marco teórico do estudo realizado, buscando uma abordagem sobre o processo de manutenção em locomotivas com motores a diesel, iniciando com uma abordagem sobre a importância e os diferentes tipos de manutenção, passando pela forma de funcionamento desses motores e passando para análise de óleo lubrificante e as técnicas utilizadas, considerando o processo de uso de séries temporais para detecção de falhas em motores a diesel, considerando de forma mais específica os problemas trazidos por óleo lubrificante.

O terceiro capítulo descreve a metodologia utilizada para desenvolvimento do estudo realizado, evidenciando as estratégias utilizadas, bem como os métodos utilizados para cálculo e análise dos resultados.

O quarto capítulo apresenta os resultados e discussão da pesquisa realizada.

Por fim, o quinto capítulo traz a conclusão a que se chegou ao final do estudo realizado.

## 2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

### 2.1 Contextualizando a Manutenção

A manutenção passou a ser utilizada em meados do século XVI na Europa Central, tomando maior proporção ao longo da Revolução Industrial e firmou-se na Segunda Guerra Mundial. Segundo Tavares (2009, p. 15):

Até 1914 a manutenção tinha importância secundária, e era executada pelo mesmo efetivo de operação. Com a Primeira Guerra Mundial e a implantação da linha de montagem em série por Henry Ford, a manutenção precisou criar equipes e desenvolver métodos e técnicas para atender às exigências do sistema produtivo e garantir a função dos equipamentos, uma vez que uma falha nos equipamentos implicava na paralisação da produção, elevando os custos, reduzindo a produtividade e o lucro.

Nesta fase, a necessidade de uma maior produção e a confiabilidade dos equipamentos bélicos das nações em conflito durante a guerra, também contribuiu para a evolução da Manutenção. Coral Neto (2002, p. 21) escreve que:

A partir de 1914, pode ser destacado as cinco fases de mudanças organizacionais com reflexos na manutenção. Na primeira fase, entre os anos de 1914 e 1930, surge a Manutenção Corretiva, ocupando uma posição hierárquica organizacional bem baixa.

A Manutenção Corretiva constitui um método que se caracteriza pela intervenção no equipamento ou ativo da empresa na ocorrência de falha, restabelecendo a sua função, afirma Pinto (2001). Na segunda fase, entre os anos 1930 e 1947, deu-se o aparecimento da Manutenção Preventiva, já ocupando uma posição hierárquica organizacional equiparável à produção. Segundo Pinto (2001, p. 31):

A Manutenção Preventiva caracteriza-se pela intervenção no equipamento, bloqueando com antecedência as causas potenciais de falhas através de ações em intervalos fixos de tempo.

No fim da década de 1940, surge a Engenharia de Manutenção objetivando planejar e controlar as atividades de manutenção, sendo impulsionado pelos esforços pós-guerra quando houve um progresso da mecanização industrial. Esta fase se encerra em 1960. De 1960 a 1972, a manutenção adotou métodos de controle mais eficientes em virtude do advento e uso de recursos computacionais, sendo necessária a profissionalização gerencial. Em 1973 inicia-se uma evolução da Manutenção Preventiva fundamentada no desempenho de equipamentos. Elucida Pinto (2001, p. 32) escreve que:

Nos últimos 20 anos a atividade de manutenção tem passado por mais mudanças do que qualquer outra atividade”.

Segundo Monchy (1989, p. 78):

A Manutenção dos equipamentos de produção é um elemento chave tanto para a produtividade das indústrias quanto para a qualidade dos produtos. É um desafio industrial que implica rediscutir as estruturas atuais inertes e promover métodos adaptados à nova natureza dos materiais.

Monchy (1989) estabelece também uma analogia entre a saúde humana com a saúde da máquina conforme mostra a Tabela 1.

Menciona-se ainda definições de autores como Tavares (2009, p. 27):

Manutenção - Todas as ações necessárias para que um item (equipamento, obra ou instalação) seja conservado ou restaurado, de modo a poder permanecer de acordo com uma condição especificada.

Nesse mesmo sentido, para Monks (1987, p. 101):

A manutenção é uma atividade desenvolvida para manter o equipamento ou outros bens em condições que irão melhor apoiar as metas organizacionais. As decisões de manutenção devem refletir a viabilidade do sistema a longo prazo.

Tabela 1. Função Manutenção - Formação para a Gerência da Manutenção Industrial.

Saúde Humana	Analogia		Saúde da máquina
Homem	Máquina		
Conhecimento humano	Nascimento	Entrada em operação	Conhecimento tecnológico
Histórico de doenças	Longevidade	Durabilidade	Histórico de falhas
Carnê de saúde			Relatórios
Dossiê médico			Dossiê da máquina
Diagnóstico, exame, visita médica	Boa saúde	Confiabilidade	Diagnóstico, perícia, inspeção
Histórico de tratamentos			Histórico de ações curativas
Tratamento curativo			Retirada do estado de pane, reparo
Operação	Morte	Sucata	Renovação, modernização, troca
Medicina		Manutenção industrial	

Fonte: Adaptado de Monchy (1989).

Harding (1981), referindo-se ao "Vocabulário de Temas Gerais usado na Organização da Manutenção" publicado pela *British Standards Institution*, define que:

Manutenção é um trabalho feito a fim de manter ou restaurar toda e qualquer instalação.

Segundo Mishawka e Olmedo (2003, p. 57), manutenção é:

O conjunto de atividades e recursos aplicados aos sistemas ou equipamentos, visando garantir a consecução de sua função dentro de parâmetros de disponibilidade, de qualidade, de prazos, de custos e de vida útil adequados.

Ferreira (1986, p. 33) define manutenção como:

Ato ou efeito de manter (-se). As medidas necessárias para a conservação ou a permanência de alguma coisa ou de uma situação.

Os cuidados técnicos indispensáveis ao funcionamento regular e permanente de motores e máquinas.

A *Knight Wendling Consulting AG* (1996, p. 25), escreve:

Entende-se com o termo "manutenção" todas as medidas necessárias para manter/restabelecer as condições especificadas dos meios técnicos de um sistema, como também determinar e avaliar as condições existentes destes meios num dado momento.

A manutenção representa um alto potencial de contribuição para a produtividade de uma empresa e por isso a equipe de produção é considerada parte integrante do esforço e produção da fábrica.

Ressalta-se que a boa qualidade da manutenção dependerá da produtividade das máquinas e do bom desempenho de seus operadores. Deve-se entender também que o tempo de interrupção da produção para o tempo de reparo corresponde ao tempo em que a máquina está em estado de falha que embora se sobreponham não são reparos idênticos. Segundo Harmon e Peterson (1991, p. 71):

Existem dois tipos de trabalho de manutenção: os da manutenção dos prédios e dos equipamentos a ela associados (ex. ar-condicionado, usinas de força etc.) e a manutenção dos equipamentos de produção. O primeiro tipo de manutenção deverá ser feito de forma centralizada. O segundo tipo de manutenção, relacionado aos equipamentos de Fábrica deverá, tanto quanto possível, ser realizado de forma descentralizada.

A manutenção das máquinas deve ser descentralizada para que cada minifábrica tenha um técnico de manutenção. Restaria para os autores sobre a manutenção centralizada:

- i) Máquinas para reparar os componentes dos equipamentos utilizadas para realizar a manutenção;
- ii) Certos trabalhos de especialista que, em função do tempo de utilização e do grau de especialidade, não justificam economicamente a descentralização;
- iii) O Planejamento Agregado da Manutenção responsável pelo estabelecimento de uma Política Geral de Manutenção (HARMON, PETERSON, 1991, p. 181).

Em sua classificação usual a manutenção pode ser corretiva quando associada a cada parte da máquina, não existindo planejamento de atividades; de emergência, preventiva onde a manutenção ocorre de forma planejada incluindo inspeções periódicas dos equipamentos, lubrificação programada e substituição periódica de peças críticas; sistêmica a partir do registro e elaboração de gráficos de controle estatístico das máquinas para investigar melhor a falha das máquinas e assim prevenir problemas futuros; ou preditiva que se dá a partir de instrumentos e técnicas capazes de diagnosticar com máxima precisão quando um determinado componente da máquina irá falhar. Na manutenção preditiva se faz necessário um monitoramento constante e, para isso, são utilizadas algumas técnicas.

Essas técnicas vêm sendo aprimoradas no decorrer dos tempos, principalmente com o advento da indústria 4.0. Segundo Costa, Borini e Amatucci (2013):

A Indústria 4.0 é a representação da atual tendência das tecnologias de automação na indústria de transformação, e inclui principalmente os Sistemas Ciberfísicos (CPS), Internet das Coisas (IoT) e Computação em Nuvem (CC). O mundo de hoje vem progredindo rapidamente em direção à Quarta Revolução Industrial, ou seja, Indústria 4.0.

Velho e Barbalho (2019) destacam que:

A Indústria 4.0 introduz automação e troca de dados nas tecnologias de fabricação. Inclui sistemas ciberfísicos, a Internet e computação em nuvem. O objetivo é a fábrica inteligente, com sistemas capazes de trocar informações de forma autônoma, desencadear ações e controlar-se independentemente. Isso facilita melhorias fundamentais nos processos de manufatura envolvidos na fabricação, engenharia, uso de materiais, desempenho e gerenciamento de ativos e gerenciamento da cadeia de suprimentos e do ciclo de vida.

À medida que a digitalização da fabricação continua com o advento da Indústria 4.0, há mais maneiras de capturar dados e usá-los de forma eficaz. Informações direcionadas adequadamente podem eliminar processos desnecessários, auxiliar na automatização de tarefas, reduzir erros e evitar a duplicação de esforços. Além disso, podem ajudar a prever eventos futuros e a integridade da máquina. No mundo da manutenção e reparo, os dados também podem permitir que se realize ações vitais

com precisão exata para minimizar o impacto nas operações e maximizar seu efeito nos resultados (MARTINS, 2022).

Dentre as tecnologias que estão sendo utilizadas no armazenamento e uso de dados para manutenção preditiva, tem-se o *Big Data*, que se trata de uma Tecnologia da Informação (IT) com capacidade de manipulação sobre grandes conjuntos de dados que precisam ser processados e armazenados (CLAESSENS et al., 2018).

Segundo Reinsel, Gantz e Rydning (2017):

Estamos vivendo na chamada Era dos Dados. Os crescentes avanços tecnológicos levam a mudanças essenciais na maneira que a população mundial vive, trabalha e se diverte.

Nesse contexto, conforme os autores, extrair e trazer simplicidade dos milhões de *bytes* gerados não se torna apenas uma oportunidade, mas uma necessidade no mundo atual e que está por vir.

A rápida expansão no volume de dados e sua característica muitas vezes não estruturada torna os meios tradicionais não suficientes para gerenciamento e análise. Em meio a isso, segundo Ekbja et al (2014), não é mais possível endereçar toda a informação em linhas e colunas de bancos de dados convencionais. É nesse cenário, então, que surge o conceito de *Big Data*, que tem como objetivo transformar dados imperfeitos e complexos em conhecimento útil.

Constituindo como um método de análise de dados mais inteligente e eficaz, *Big Data* tem sido usado pelas organizações como forma de adquirir informações válidas, que serão proveitosas para o negócio de alguma maneira (LUVIZAN; MEIRELLES; DINIZ, 2014). As empresas utilizam os resultados obtidos para entender melhor e mais a fundo o mercado, criar produtos e serviços, e responder a mudança de padrões quase em tempo real (ZHOUA et al, 2017).

Desse modo, a expressão *Big Data* faz referência ao grande volume, variedade e velocidade de dados que demandam formas inovadoras e rentáveis de processamento da informação, para melhor percepção e tomada de decisão (EKBIA et al, 2014).

A ideia inicial da Indústria 4.0 originou-se das possibilidades de conectar equipamentos físicos com o intercâmbio digital de dados, integrando fábricas internas e externas e resultando em manufatura inteligente (WANG; HA-BROOKSHIRE, 2018). É o futuro da manufatura “afetada” pela TI, onde os processos são realizados por

humanos e máquinas em rede com base em objetos inteligentes, a fim de executar as tarefas e objetivos necessários no ambiente CPS com grande quantidade de dados e digitalização (GRZELCZAK et al., 2017).

Ao enfatizar o uso de *Big Data*, a manutenção pode estabelecer programas de manutenção preditiva, que reduzem o tempo de inatividade e economizam nos custos de manutenção. Eles também podem prolongar a vida útil de seus equipamentos, reduzir tarefas desnecessárias de manutenção preventiva e otimizar seu estoque de peças de reposição.

Ao usar dados dos equipamentos junto com outros dados de área, a operação pode realmente entender a integridade e o desempenho de suas máquinas. Isso é feito instalando sensores e utilizando os dados para modelar o desempenho do equipamento. Depois que um modelo de monitoramento é estabelecido, a operação pode usar dados em tempo real para prever quando a máquina sofrerá uma falha (LEE; NG; CAO, 2017).

De acordo com Lee, Ng e Cao (2017), o uso de *Big Data* e técnicas relacionadas na manutenção preditiva melhora muito a transparência da condição de integridade do sistema aumentando a velocidade e a precisão na tomada de decisões de manutenção.

Sistemas complexos como aviões, ferrovias, usinas de energia, a manutenção é altamente relevante, pois garante a confiabilidade e segurança dos sistemas durante seus ciclos de vida. Ao explorar o poder da capacidade avançada de sensores, tecnologia IoT e algoritmos de análise de dados, a manutenção na era da Indústria 4.0 experimentou uma rápida mudança de “reativa” para “proativa”.

Na prática, a manutenção preditiva normalmente é obtida usando primeiro sensores para monitorar constantemente o estado de integridade do sistema. Subsequentemente, algoritmos de análise de dados são empregados para prever a vida útil restante do sistema com base em medições atualizadas. Finalmente, um cronograma de manutenção é elaborado para manter o sistema em sua função originalmente pretendida. Os métodos de previsão baseados em séries temporais são úteis para sistemas cujos estados são diretamente observáveis e evoluem de maneira contínua (KIM, 2017).

Destaca-se que uma política ampla de manutenção deveria utilizar todos os quatro tipos de manutenção em conjunto levando em consideração qual delas seria

mais cabível a utilização em cada máquina, bem como os aspectos econômicos envolvidos.

## 2.2 TIPOS DE MANUTENÇÃO

Segundo Pinto (2001, p. 35):

Algumas práticas básicas definem os tipos principais de manutenção que são manutenção corretiva, manutenção preventiva, manutenção preditiva, manutenção detectiva, engenharia de manutenção.

A maneira como é feita a intervenção nos equipamentos, sistemas ou instalações caracterizam os vários tipos de manutenção existentes. Há uma variedade muito grande de denominações para classificar a atuação da manutenção. A Figura 1 apresenta os principais tipos de manutenção.

**Figura 1. Tipos de manutenção**



Fonte: Elaborada pelo autor (2022).

Não raramente essa variedade provoca uma certa confusão na caracterização dos tipos de manutenção. Por isso é importante uma caracterização mais objetiva dos

diversos tipos de manutenção, desde que, independentemente das denominações, todos se encaixem em um dos tipos descritos a seguir.

### 2.2.1 Manutenção Corretiva

Segundo Monchy (1989, p. 13):

A manutenção corretiva corresponde a uma atitude de defesa (submeter-se, sofrer) enquanto se espera uma próxima falha acidental (fortuita), atitude característica da conservação tradicional.

Viana (1991, p. 47) diz que:

Manutenção corretiva é a atividade que existe para corrigir falhas decorrentes dos desgastes ou deterioração de máquinas ou equipamentos. São os consertos das partes que sofreram a falha, podendo ser: reparos, alinhamentos, balanceamentos, substituição de peças ou substituição do próprio equipamento.

A manutenção corretiva deve ser organizada de tal maneira que o equipamento pare de produzir somente de forma planejada, para que se possa fazer uma Manutenção Corretiva Planejada. Segundo Pinto (2001, p. 36):

As razões que levam aos melhores resultados da Manutenção Corretiva Planejada são: (i) possibilidade de compatibilizar a necessidade da intervenção com os interesses da produção; (ii) melhor planejamento dos serviços; (iii) garantia da existência de sobressalentes, equipamentos e ferramental; (iv) garantia da existência de recursos humanos com a qualificação necessária para a execução dos serviços e em quantidade suficiente, que podem, inclusive, ser buscados externamente à organização.

### 2.2.2 Manutenção Preventiva

Segundo Monchy (1989):

Manutenção preventiva é uma intervenção de manutenção prevista, preparada e programada antes da data provável do aparecimento de uma falha". Conforme Harding (1981, p. 35), "manutenção preventiva é o trabalho destinado à prevenção da quebra de um equipamento.

Segundo Pinto (2001):

Os seguintes fatores devem ser levados em consideração para a adoção de uma política de manutenção preventiva: (i) quando não é possível a manutenção preditiva; (ii) aspectos relacionados com a segurança pessoal ou da instalação que tornam mandatória a intervenção, normalmente para substituição de componentes; (iii) por oportunidade em equipamentos críticos de difícil liberação operacional; (iv) Em sistemas complexos e/ou de operação contínua, por exemplo, petroquímicas, siderúrgicas, dentre outras; (v) Riscos de agressão ao meio ambiente.

### 2.2.3 Manutenção Preditiva

Viana (1991, p. 51) define Manutenção Preditiva como:

Monitoração ou acompanhamento periódico do desempenho e/ou deterioração de partes das máquinas.

Por sua vez, Tavares (1996, p. 49) menciona:

Entende-se por controle preditivo de manutenção, a determinação do ponto ótimo para executar a manutenção preventiva num equipamento.

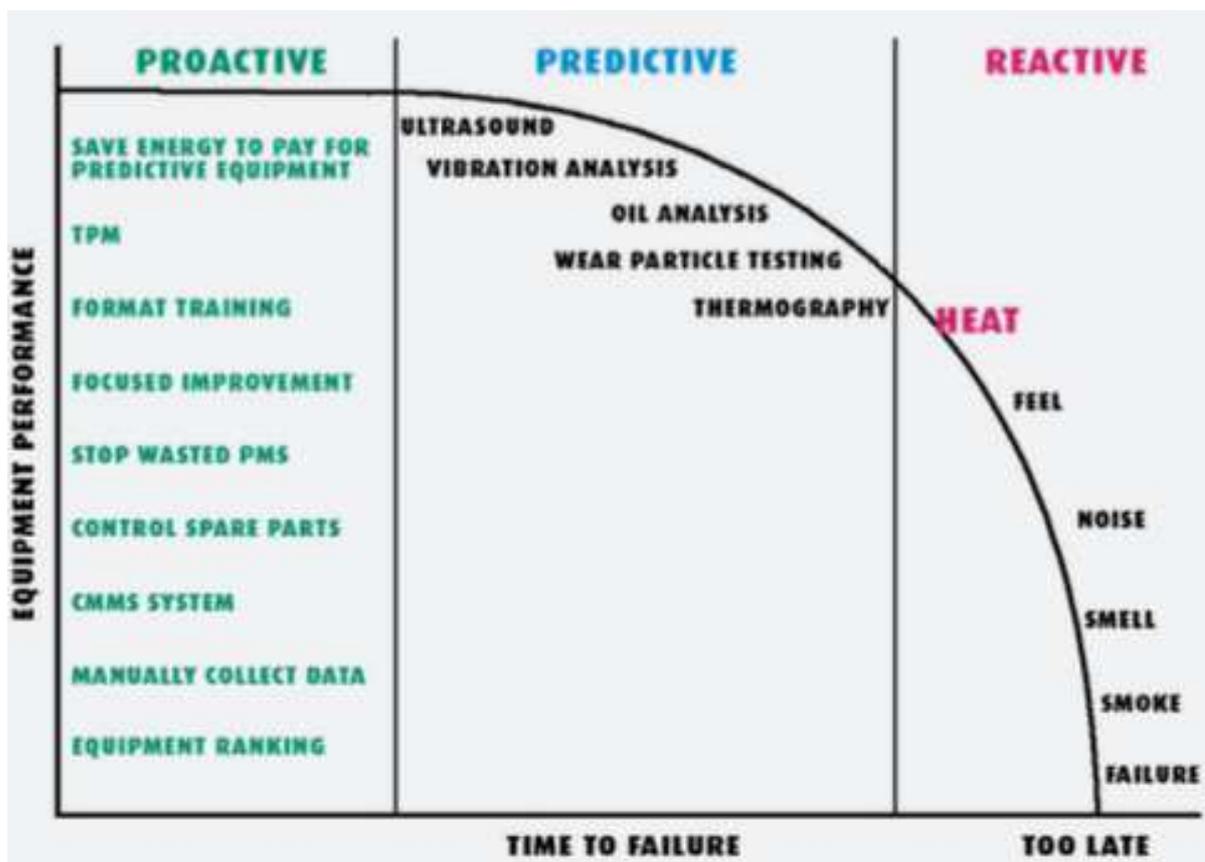
Monchy (1989), para a manutenção preditiva, escreve que:

A manutenção preditiva é uma forma evoluída da preventiva, colocando o material "sob supervisão contínua".

Mirshawka (1993) coloca a manutenção preditiva como:

A manutenção preventiva baseada no conhecimento do estado/condição de um item, através de medições periódicas ou contínuas de um ou mais parâmetros significativos.

Figura 2. Intervalo P-F



Nota: Predição: quando o equipamento pode falhar (Time to Failure); Falha: quando o equipamento falhou (Too Late).

Fonte: ALS (2018).

#### 2.2.4 Manutenção Detectiva

Manutenção Detectiva é a atuação efetuada em sistemas de proteção, de forma a detectar falhas ocultas ou não perceptíveis ao pessoal de operação e manutenção (PINTO; XAVIER, 2001).

Desse modo, tarefas executadas para verificar se um sistema de proteção ainda está funcionando representam a Manutenção Detectiva. Um exemplo clássico e objetivo é o botão de testes de lâmpadas de sinalização e alarmes em painéis.

## 2.3 PLANEJAMENTO E ORGANIZAÇÃO DA MANUTENÇÃO

A organização da manutenção tem sido associada atualmente com planejamento e administração de recursos para adequação à carga de trabalho esperada. Pinto (2001, p. 48) elucidou alguns pontos acerca da organização da manutenção: “- a organização da manutenção de qualquer empresa deve estar voltada para a gerência e a solução dos problemas na produção; - a manutenção é uma atividade estruturada da empresa, integrada às demais atividades”.

Neste contexto, entende-se que para uma organização atingir seus objetivos, faz-se necessário que todas as etapas da realização do trabalho sejam feitas de forma adequada. A boa qualidade da manutenção dependerá do potencial de produção das máquinas e do bom desempenho de seus operadores.

Por essa razão, Leão (2012) destaca que grande parte desse treinamento é um processo de pensamento, ou seja, é preciso ensinar as pessoas a pensar em inspeções em termos de antecipar problemas latentes. Quando os sistemas de máquinas ou instalações diminuem, isso significa perda de tempo de produção para os fabricantes, resultando em trabalho adicional / horas extras, entregas potencialmente atrasadas e aumento de custos em peças de reposição.

Ao usar o *Computerized Maintenance Management System/Software* (CMMS), em português Sistema de Gerenciamento de Manutenção Computadorizada, para identificar antecipadamente o equipamento que precisa de peças substituídas com mais frequência e configurar um cronograma de manutenção preventiva (MP), os reparos podem ser feitos antes do mau funcionamento da máquina (MARTINS; BARRELO, 2012).

Para evitar falhas no equipamento, comece com um plano forte de manutenção preventiva como a melhor estratégia de “ataque” para minimizar falhas não planejadas e cortar custos. Quando falhas inevitáveis ocorrem, o CMMS captura informações precisas e oportunas das ordens de serviço, que mostram as necessidades da vida real durante falhas de equipamentos.

O CMMS pode agregar os dados da ordem de serviço no formulário de relatório resumido, orientar os agendamentos de MP e garantir que os recursos sejam verificados antes que ocorram falhas (MIRSHAWKA; OLMEDO, 2013). O pessoal de operações pode procurar um ativo e verificar o histórico de reparos. Os dados de

manutenção podem mostrar que uma peça de reposição se desgasta a cada cinco meses, por exemplo, e a manutenção de rotina pode ser programada a cada quatro meses, antes de um possível mau funcionamento, a fim de eliminar o tempo de inatividade do equipamento.

As MPs podem ser programadas em uma base de calendário, "leituras de medidor" ou uma combinação de ambos. As leituras do medidor podem fornecer um maior grau de certeza no agendamento da MP. Se os usuários puderem recuperar esses dados de maneira automatizada, eles obterão mais "pontos de dados" no ativo, enquanto eliminam erros humanos durante a entrada de dados, fornecendo assim análises melhores, mais precisas e oportunas (MIRSHAWKA; OLMEDO, 2013).

A realidade é a seguinte: a manutenção preventiva é sempre mais barata do que as medidas corretivas, portanto, faz sentido contornar a falha do equipamento sempre que possível. A comunicação perfeita entre os membros da equipe que relatam problemas e a equipe de manutenção que responde a esses relatórios contribui para a eficiência da manutenção.

Com o CMMS, automatizar o processo de reparo pode substituir as anotações manuscritas que são facilmente mal colocadas / difíceis de ler, a avalanche de e-mails redundantes que precisam ser redigidos no CMMS ou as interrupções constantes que os gerentes recebem de chamadas de rádio ou encontros no corredor com funcionários verificando o status dos reparos. Além disso, o gerenciamento de solicitações redundantes, a aprovação apropriada dos supervisores e outras tarefas relacionadas ao processo de solicitação podem ser automatizadas (MARTINS; BARRELO, 2012).

Por exemplo, um despachante de reparo de manutenção na Costa Oeste recebe um "*ticket* de incidente" sobre uma máquina quebrada nas instalações da empresa em todo o país. Com o CMMS, esse *ticket* é automaticamente roteado para o técnico mais apropriado. O sistema automatizado também gera uma ordem de serviço que o técnico conclui assim que a solicitação de reparo é atendida e a máquina está de volta e funcionando.

Durante todo esse processo, o CMMS atualiza as instalações da Costa Leste até que a máquina volte a funcionar. Dessa forma, o CMMS economiza tempo e energia para os funcionários porque mantém todos no circuito de comunicação e eles podem acompanhar o progresso do reparo.

Além disso, o sistema automatizado também esclarece qual técnico está respondendo a qual solicitação e elimina qualquer mistério sobre quando o problema foi resolvido (MARTINS; BARRELO, 2012). Mais uma vez, usando o CMMS, não apenas a comunicação do pessoal melhora, mas o processo de reparo para os técnicos é muito mais eficiente, o que se traduz em reparos mais rápidos da máquina e melhor tempo de atividade.

O CMMS oferece aos gerentes uma vantagem quando precisam tomar decisões estratégicas sobre gastos de capital e substituição de equipamentos. Normalmente, a idade de um ativo é o fator determinante ao considerar se ele precisa ser substituído ou não. Esse critério, no entanto, pode não ser a melhor medida ou a mais rentável.

Por exemplo, o diretor de operações pede que os gerentes listem os ativos que precisarão reformular ou substituir para poder adicionar ao seu orçamento para o próximo ano fiscal. Como a tecnologia CMMS analisa e classifica os equipamentos com base nas informações operacionais existentes capturadas diariamente das MPs (incluindo mão de obra, peças e outros fatores), uma unidade de condicionamento de ar de 10 anos poderia apresentar tempo de atividade superior em comparação a um modelo mais novo.

Essa análise ajuda a transferir os gastos de capital de ativos para onde eles são mais necessários, tornando-os um contribuinte significativo para o ROI de um sistema CMMS. Embora nenhum relatório único gerado pelo CMMS possa automatizar totalmente as decisões de compra, essa tecnologia facilita a avaliação dos principais indicadores de desempenho e o desenvolvimento de uma visão mais robusta e multidimensional dos custos dos equipamentos.

Ele também pode ajudar com uma implantação mais precisa de funcionários, MPs etc. O CMMS possibilita vasculhar o histórico de manutenção de ativos e as máquinas de classificação para melhor informar as decisões orçamentárias e operacionais, ajudando a estender de forma inteligente a vida útil de seus ativos (MARTINS; BARRELO, 2012).

Se há uma dor de cabeça - e despesas - de manutenção que todo administrador quer evitar, é o custo das multas cobradas pelas agências reguladoras. O CMMS diminui significativamente esse problema de várias maneiras. Além disso, um subproduto do CMMS é que muitas das informações necessárias para essa

conformidade já estão no sistema CMMS, eliminando a necessidade de manter registros redundantes.

Os gerentes usam o CMMS para automatizar o processo de definição, programação e implementação de tarefas e cronogramas de manutenção preventiva e ordem de serviço, a fim de cumprir as regulamentações ambientais e de segurança, bem como as apólices de seguro de equipamentos.

Por exemplo, os auditores da *Occupational Safety and Health Administration* (OSHA) querem ver um histórico rastreável do que foi feito em um equipamento, quando foi feito, quem o fez, com que frequência ele foi inspecionado, se tinha instruções claras e procedimentos de segurança documentados etc. O sistema de MP automatizado de um sistema CMMS pode pesquisar com precisão e com facilidade ordens de serviço históricas e dados relacionados de um ativo e gerar um relatório que satisfará os órgãos reguladores.

Além disso, os registros de manutenção preventiva gerados pelo CMMS fornecem um histórico preciso dos reparos em resposta a uma ação civil. Por exemplo, um estádio de futebol estava sendo processado por danos relacionados à queda de um cliente em um banheiro.

A equipe de gerenciamento do estádio conseguiu rejeitar a ação porque eles puderam mostrar o histórico de todo o trabalho (MP e manutenção corretiva) feito em torno dos banheiros e sistemas relacionados usando relatórios CMMS que transformaram históricos de ordens de serviço em um gráfico de resumo de reparos (PERES, 2008).

Em outro caso, uma grande empresa de aluguel de tecidos implementou seu CMMS tão efetivamente que não apenas cumpriu com a OSHA, mas tornou-se elegível para o Programa de Proteção Voluntária da agência, que reconhece e faz parcerias com empresas que demonstram excelência em segurança e saúde ocupacional.

O CMMS faz muito mais do que garantir que as máquinas quebradas sejam consertadas. Aumenta a capacidade de uma organização, como se a empresa estivesse adicionando novos equipamentos. Basicamente, reduzindo o tempo de inatividade, pode mudar a visão da alta gerência de que a manutenção é um centro de lucro - não um centro de custo (PERES, 2008).

Desenvolver e manter a cooperação entre diferentes departamentos para evitar falhas é importante. Equipes multidisciplinares são essenciais para cobrir todos os possíveis impactos negativos nos equipamentos.

Quando essa equipe assume a responsabilidade coletiva pela confiabilidade dos custos de instalação e manutenção, há um grande potencial de melhoria significativa no desempenho. Quando disciplinas diferentes operam em silos sem metas e estratégias coletivas, é quase impossível fazer uma melhoria sustentada nos custos de gerenciamento de ativos.

### 2.3.1 Manutenção Produtiva Total (TPM)

No cenário industrial, grandes perdas/desperdícios ocorrem no chão de fábrica por diferentes motivações, sendo possível destacar problemas originados por operadores, pessoal de manutenção, processo, problemas de ferramentas e indisponibilidade de componentes em tempo. Outras formas de desperdício incluem máquinas ociosas, mão de obra ociosa, quebra de máquina, peças rejeitadas, entre outros (NOGUEIRA; GUIMARÃES; SILVA, 2012).

Os resíduos relacionados com a qualidade são de importância significativa, pois são importantes para a empresa em termos de tempo, material e reputação conquistados com muito esforço. Existem também outros desperdícios invisíveis, como operação das máquinas abaixo da velocidade nominal, perda de inicialização, quebra das máquinas e gargalos em processo. Com isso, conceitos orientados a zero, como tolerância zero para desperdícios, defeitos, quebras e zero acidentes estão se tornando um pré-requisito na indústria de manufatura e montagem (NASCIMENTO; DINIZ; GABU, 2018).

Nesse sentido, o conceito de Manutenção Produtiva Total, do inglês *Total Productive Maintenance* (TPM) foi adotado em muitas indústrias em todo o mundo para resolver problemas como os citados anteriormente. De acordo com Kodali e Chandra (2001), a TPM pode ser entendida como um programa de manufatura projetado principalmente para maximizar a eficácia do equipamento pela participação e motivação de toda a força de trabalho.

O objetivo de qualquer programa TPM é melhorar a produtividade e a qualidade, juntamente com o aumento da autoestima do funcionário e da satisfação no trabalho. Trata-se de uma abordagem inovadora de manutenção que otimiza a eficácia do equipamento, elimina quebras e promove a manutenção do operador autônomo por meio de atividades do dia a dia envolvendo toda a força de trabalho (NUNES; SELLITO, 2016).

A TPM é uma abordagem proativa que usa uma equipe de manutenção treinada para ajudar a treinar os operadores para melhor manter seus equipamentos, visando atingir e manter a disponibilidade das máquinas, o custo de manutenção ideal, melhorar a confiabilidade e a capacidade de manutenção das máquinas, zero falha e quebra do equipamento, além de garantir a disponibilidade de peças sobressalentes (KODALI; CHANDRA, 2001).

Nesse âmbito destaca-se o uso de 5S, que é a base para uma empresa enxuta eficaz. 5 S é um primeiro de passo, modular para a redução de resíduos sério. 5S consiste nas palavras japonesas *Seiri* (Sort), *Seiton* (Acertar), *Seiso* (varrer e limpar), *Seiketsu* (Sistematizar) e *Shitsuke* (Padronizar). O conceito subjacente a 5S é olhar para os resíduos e, em seguida, para tentar eliminá-lo.

O primeiro S, *Seiri*, lida movendo os itens que não estão sendo usados atualmente em uma base contínua (por exemplo, itens que não serão utilizados para o próximo mês) longe daqueles que estamos. Mover esses itens e jogar fora itens desnecessários vai fazer fluxo de material sem problemas, e os trabalhadores movimentar e trabalhar facilmente (FELD, 2000).

*Seiton* tem a ver com os itens certos na área do direito. Os itens que não pertencem a uma determinada área não deve estar nessa área. Para um determinado local de trabalho as ferramentas de área devem ser marcadas e arranjadas como pertencentes à área. Isto tornará mais fácil para mover os itens que não são marcados naquela área. Arranjar os itens no lugar certo vai fazer as ferramentas, gabaritos, dispositivos elétricos, e recursos perceptíveis, detectáveis, e fácil de usar (FELD, 2000).

*Seiso* lida com a limpeza e varrendo o local de trabalho metodicamente. O local de trabalho deve ser puro e limpo e pronto para ser usado pelo próximo turno. O local de trabalho deve ser mantido numa base regular (por exemplo, diariamente). Todas as ferramentas e itens devem estar no lugar certo e nada deve faltar. Um local de trabalho bem conservado cria um ambiente saudável para o trabalho (FELD, 2000).

*Seiketsu* é manter um alto padrão de serviço de limpeza e arranjo do local de trabalho. Uma auditoria regular deve ser executada e os escores devem ser atribuídos para as áreas de responsabilidades. Se cada área tem pessoas que lhe é atribuído, em seguida, toda a gente tem a responsabilidade de manter um alto padrão de arrumação e limpeza (FELD, 2000).

*Shitsuke* é responsabilidade da administração para treinar as pessoas a seguir as regras de limpeza. A administração deve aplicar as regras de limpeza de uma forma praticada de modo que suas pessoas possam comprar para ele. Os integrantes da gestão devem andar no chão de fábrica, explicar o que eles querem das pessoas, recompensar aqueles que seguem e instruir aqueles que não o fazem (FELD, 2000). Tomados em conjunto, 5S significa boa gestão e uma melhor organização no local de trabalho.

O 5S pode ser chamado de a pedra fundamental da implementação do TPM, visto que se parte do pressuposto de que os problemas não podem ser reconhecidos se o local de trabalho estiver desorganizado. Com o 5S como base, o TPM é implementado e deve ser executado em oito princípios, também referidos como os pilares, os quais são citados por Silveira (2016): Manutenção Autônoma; Manutenção Planejada; Melhorias Específicas; Educação e Treinamento; Manutenção da Qualidade; Controle Inicial; TPM Administrativo; Segurança, Saúde e Meio Ambiente.

O pilar da manutenção autônoma é o principal pilar da TPM, enfocando as manutenções de rotina de máquinas, como limpeza, lubrificação, inspeção e ajustes. Traz a atitude de propriedade para o operador da máquina. Desta forma, o pessoal de manutenção será liberado para realizar uma tarefa de nível superior (YAMAGUCHI, 2005; SILVEIRA, 2016).

Muitos profissionais da área da manutenção defendem que a manutenção autônoma não é por si só um tipo de manutenção, mas sim um dos pilares da TPM. No meu ponto de vista a partir do momento em que se tem uma programação de algum serviço de manutenção que vai ser executado pela operação temos uma atividade mantenedora presente e efetiva no organismo produtivo (VIANA, 2012, p.16).

No que diz respeito à manutenção planejada, destaca-se que esse pilar consiste em reparos pré-programados, ajustes ou substituição de uma peça devido a uma inspeção que aumenta a vida útil da máquina e evita quebras. A programação é

normalmente criada de acordo com as taxas de falhas históricas ou previstas (FREITAS, 2009).

Por sua vez, melhorias específicas é o princípio que visa melhorar a eficácia geral do equipamento, minimizando o desperdício no sistema. Normalmente é implantado por um pequeno grupo de funcionários que regularmente identificam e resolvem problemas recorrentes a fim de melhorar gradativamente o funcionamento do equipamento. Salienta-se que a medida de sucesso da implantação de um programa TPM pode ser verificada pela eficácia geral do equipamento (YAMAGUCHI, 2005).

Um dos pilares essenciais para que a implementação da TPM seja feita de forma correta é a educação e o treinamento, visando garantir que os funcionários envolvidos com o TPM tenham o conhecimento e as habilidades adequados para ter uma implantação bem-sucedida da TPM (YAMAGUCHI, 2005).

O pilar da manutenção da qualidade visa defeito zero em produtos e processos através da análise das causas raízes das falhas e defeitos para eliminar a origem dos defeitos de qualidade.

A redução dos defeitos ocorre como o resultado da implantação do programa TPM e durante a sua implantação os resultados são significativos. O desenvolvimento do pilar da manutenção da qualidade se torna necessário para dar continuidade ao programa de redução dos defeitos. Suas etapas de implantação são: Levantamento da situação da qualidade; Restauração da deterioração; Análise das causas; Eliminação das causas; Estabelecimentos das condições livres de defeitos; Controle das condições livres de defeitos; Melhorias das condições livres de defeitos. (FREITAS, 2009, p. 4).

Importante mencionar que na nova era da manufatura, existem dois desafios em relação à qualidade do produto. O primeiro desafio é detectar o problema de qualidade em um produto e o segundo é encontrar a origem da falha e eliminá-la (SILVEIRA, 2016).

O controle inicial é o pilar que visa minimizar os problemas e o tempo de execução para instalação de novos equipamentos. Além disso, melhora o desenvolvimento de novos equipamentos, direcionando o conhecimento prático e a compreensão adquirida com o TPM (MELO; LOOS, 2018).

No pilar TPM administrativo visa-se fornecer todo o suporte administrativo necessário em todas as áreas do sistema e aplicar as técnicas de TPM às funções

administrativas. Assim, se tem o envolvimento não só dos colaboradores operacionais, mas também daqueles em setores administrativos (FREITAS, 2009).

Por fim, o pilar de ambiente de saúde e segurança está relacionado à manutenção de um ambiente seguro e saudável para todos os colaboradores, eliminando potenciais riscos de saúde e segurança para chegar a um local de trabalho livre de acidentes e doenças ocupacionais (YAMAGUCHI, 2005; SILVEIRA, 2016).

A partir do uso desses pilares é possível alcançar melhores resultados com a TPM e pesquisas têm sido realizadas sobre o assunto, mostrando os resultados positivos desse programa. Chan *et al.* (2005) implementaram o conceito de TPM em uma indústria de semicondutores, verificando melhora de 83% na produtividade dos equipamentos.

Portanto, é possível mencionar que a educação e treinamento são base para que os resultados de fato possam ser alcançados, atingindo o êxito com uso do TPM.

## 2.4 AS LOCOMOTIVAS EM UM CONTEXTO HISTÓRICO

A importância do transporte ferroviário pode ser vista em um contexto histórico para os diferentes campos do conhecimento, influenciando no desenvolvimento econômico e social, solucionando problemas corriqueiros como a mobilidade de pessoas e de mercadorias. De acordo com Borges (2011), a estrada de ferro é considerada como a maior conquista da Revolução Industrial depois da máquina a vapor. Apesar dessa importância ser vistas em diferentes contextos, foca-se neste estudo no campo jurídico, destacando o setor nas conquistas dos direitos dos trabalhadores.

O processo de instalação do transporte ferroviário no Brasil implicou a formação de uma numerosa categoria de trabalhadores, os ferroviários, que se ativavam nas mais diferentes frentes de trabalho, dada a extensão das atividades – desde a manutenção e construção das ferrovias, até a condução das composições. Essa circunstância implicou a formação de uma grande categoria que, em alguns anos, já se organizara de modo a reivindicar de seus empregadores melhores salários e condições de trabalho (BORGES, 2011).

Na época do Império, o transporte de mercadorias no Brasil era realizado por meio de tração animal, quando centenas de sacas de café e outros produtos seguiam em tropas de mulas das regiões agrícolas até os centros urbanos e os portos. Enquanto isto, na Europa, algumas linhas férreas já substituíam os animais para este tipo de transporte, e posteriormente, para o transporte de passageiros.

A primeira locomotiva a vapor foi construída em 1804 por Richard Trevithick e o engenheiro inglês George Stephenson, foi responsável pela construção da “Locomotion”, que, em 1825, tracionou uma composição ferroviária trafegando entre Stockton e Darlington, num percurso de 15 quilômetros, a uma velocidade próxima dos 20 quilômetros horários. Foi ele, junto com seu filho, que fundou a primeira fábrica de locomotivas no mundo, daí sendo considerado o inventor da locomotiva a vapor e construtor da primeira estrada de ferro (DAVID, 1998).

O engenheiro inglês também foi considerado como responsável pela ferrovia comercial, para atender a uma demanda de transporte das mercadorias produzidas na época da Revolução Industrial. A ferrovia *Stockton and Darlington* foi construída para facilitar o escoamento do carvão, que era transportado pelo modal hidroviário no Rio Tees, trajeto este de curso difícil (CAIXETA FILHO, 2001).

Já na segunda metade do século XIX, a invenção de Stephenson se desenvolvia na Europa, com pelo menos 3.000 quilômetros de via férrea, e nos Estados Unidos, com 5.000 quilômetros. Não demorou muito para que estas questões relacionadas à invenção da locomotiva e à construção de estradas de ferro fossem conhecidas no Brasil. Pode-se dizer que as primeiras iniciativas nacionais, relativas à construção de ferrovias datam do ano de 1828, quando o Governo Imperial autorizou por Carta de Lei a construção e exploração de estradas de ferro e de rodagem (CNT, 2013).

As atividades de transporte ferroviário de carga no Brasil podem ser divididas historicamente em três principais fases. A primeira fase do transporte ferroviário de cargas no Brasil ocorreu em meados do século XIX e foi caracterizada por alto investimento de empresas internacionais para a instalação das primeiras ferrovias. Entende-se como segunda fase histórica a da nacionalização gradual das ferrovias brasileiras. E por fim a terceira fase, aquela em que a malha e a operação ferroviária são devolvidas para as mãos dos investidores privados (CNT, 2013).

Em 1922, ao se celebrar o 1º Centenário da Independência do Brasil, existia no país um sistema ferroviário com, aproximadamente, 29.000 km de extensão, cerca de 2.000 locomotivas a vapor e 30.000 vagões em tráfego.

Destacam-se alguns fatos relevantes para o sistema ferroviário do país, ocorridos no período de 1922 a 1954, tais como: introdução da tração elétrica, em 1930, para substituir, em determinados trechos, a tração a vapor; em 1939 ocorreu o início da substituição da tração a vapor pela diesel elétrica; este processo, interrompido durante a Segunda Guerra Mundial, foi intensificado na década de 1950; criação da Companhia Vale do Rio Doce em 1942, que absorveu a Estrada de Ferro Vitória a Minas (construída a partir de 1903); ferrovia esta modernizada com o objetivo de suportar o tráfego pesado dos trens que transportavam minério de ferro entre as jazidas de Itabira, em Minas Gerais, e o Porto de Vitória, no Espírito Santo (CAIXETA FILHO, 2001).

Durante o Governo de Getúlio Vargas, no final da década de 1930, iniciou-se o processo de saneamento e reorganização das estradas de ferro e promoção de investimentos, pela tomada de empresas estrangeiras e nacionais, inclusive estaduais, que se encontrava em má situação financeira. Assim, foram incorporadas ao patrimônio da União várias estradas de ferro, cuja administração ficou a cargo da Inspeção Federal de Estradas – IFE, órgão do Ministério da Viação e Obras Públicas, encarregado de gerir ferrovias e rodovias federais (CAIXETA FILHO, 2001).

Este órgão deu origem, posteriormente, ao Departamento Nacional de Estradas de Rodagem – DNER, e o Departamento Nacional de Estradas de Ferro – DNEF. O DNEF foi extinto em dezembro de 1974 e suas funções foram transferidas para a Secretária-Geral do Ministério do Transporte e parte para a Rede Ferroviária Federal S.A. – RFFSA. Dentre os objetivos da encampação das estradas de ferro pela União podem-se destacar: evitar a brusca interrupção do tráfego, prevenir o desemprego, propiciar a melhoria operacional, objetivando a reorganização administrativa e a recuperação de linhas e material rodante (CNT, 2013).

No início da década de 1950, o Governo Federal, com base em amplos estudos decidiu pela unificação administrativa das 18 estradas de ferro pertencentes à União, que totalizavam 37.000 km de linhas espalhadas pelo país. Em 16 de março de 1957 foi criada pela Lei nº 3.115 a sociedade anônima Rede Ferroviária Federal S.A., com a finalidade de administrar, explorar, conservar, reequipar, ampliar e melhorar o

tráfego das estradas de ferro da União a ela incorporadas, cujos trilhos atravessavam o País, servindo as regiões Nordeste, Sudeste, Centro-Oeste e Sul (CNT, 2013).

Em 1969, as ferrovias que compunham a RFFSA foram agrupadas em quatro sistemas regionais: Sistema Regional Nordeste, com sede em Recife; Sistema Regional Centro, com sede no Rio de Janeiro; Sistema Regional Centro-Sul, com sede em Porto Alegre. No ano de 1976 foram criadas pela RFFSA as Superintendências Regionais – SR's, em número de 10, posteriormente ampliado para 12, com atividades orientadas e coordenadas por uma Administração Geral, sediada no Rio de Janeiro (CNT, 2013).

De 1980 a 1992, os sistemas ferroviários pertencentes à Rede Ferroviária Federal S.A. – RFFSA e à FEPASA – Ferrovia Paulista S.A., foram afetados de forma dramática, quando os investimentos se reduziram substancialmente, atingindo, apenas 19% do valor aplicado na década de 1980 na RFFSA em 1989. Em 1984, a RFFSA encontrava-se impossibilitada de gerar recursos suficientes à cobertura dos serviços da dívida contraída (CNT, 2013).

A empresa apresentava sério desequilíbrio técnico-operacional, decorrente da degradação da infra e da superestrutura dos seus principais segmentos de bitola métrica e da postergação da manutenção de material rodante, que ocasionaram expressiva perda de mercado para o modal rodoviário.

Uma medida de ajustamento institucional tomada pelo Governo Federal foi o afastamento da RFFSA dos transportes urbanos, que passou a ser de responsabilidade da CBTU – Companhia Brasileira de Transporte Urbano.

Na impossibilidade de gerar recursos necessários para continuar financiando os investimentos, as ferrovias causavam prejuízo diário de R\$ 1 milhão no período de 1992 a 1996, atingindo a cifra de R\$ 1 bilhão ao ano, fazendo com que o Governo Federal colocasse em prática ações voltadas à concessão de serviços públicos de transporte de carga à iniciativa privada (CNT, 2013).

O Programa Nacional de Desestatização – PND foi instituído através da Lei nº 8.031/90<sup>1</sup> e suas alterações posteriores, sendo a RFFSA incluída no referido Programa, em 10/03/1992, por meio do Decreto nº 473. O Banco Nacional de Desenvolvimento Social – BNDES atuou como gestor e elaborou a forma e as condições gerais para concessão das malhas da RFFSA (CNT, 2013).

---

<sup>1</sup> Fonte: [www.antt.gov.br/concessaofer/apresentacaofer.asp](http://www.antt.gov.br/concessaofer/apresentacaofer.asp), acesso em jun.2022.

O processo de desestatização da RFFSA foi realizado com base na Lei nº 8.987/95 – Lei das Concessões. Esta lei estabeleceu os direitos e obrigações para as partes envolvidas no processo de concessão, definindo, ainda, o princípio da manutenção do equilíbrio econômico e financeiro e os direitos dos usuários.

Para a transferência de concessão das malhas da RFFSA para as empresas privadas, foram realizados leilões a partir do ano de 1996, que foram divididas por região (CNT, 2013), conforme demonstra a Tabela 2, o qual mostra as empresas vencedoras, a extensão de malha e data do início das operações.

A região oeste passou a ser atendida pela Ferrovia Novoeste, que iniciou suas operações em julho de 1996, operando em 1.621 quilômetros de malha. A segunda concessionária a iniciar suas operações foi a Ferrovia Centro-Atlântica, em setembro de 1996, com 7.080 quilômetros; a maior extensão de malha (CNT, 2013).

A MRS Logística S.A. foi a terceira ferrovia a entrar em operação, em dezembro do mesmo ano, com o controle de 1.674 quilômetros e a região cujo volume de transporte seria provavelmente o maior dentre todas as concessionárias, pelo fato de estar localizada na região sudeste, detentora do maior PIB do país (CNT, 2013).

Nos dois anos seguintes, 1997 e 1998 os leilões continuaram e deram sequência as privatizações, e as concessionárias assumiram suas operações até janeiro de 1999. Em 07 de dezembro de 1999, o Governo Federal, com base na Resolução nº 12, de 11 de novembro de 1999 do Conselho Nacional de Desestatização e por intermédio do Decreto nº 3.277, dissolve, liquida e extingue a Rede Ferroviária Federal S.A. – RFFSA (CNT, 2013).

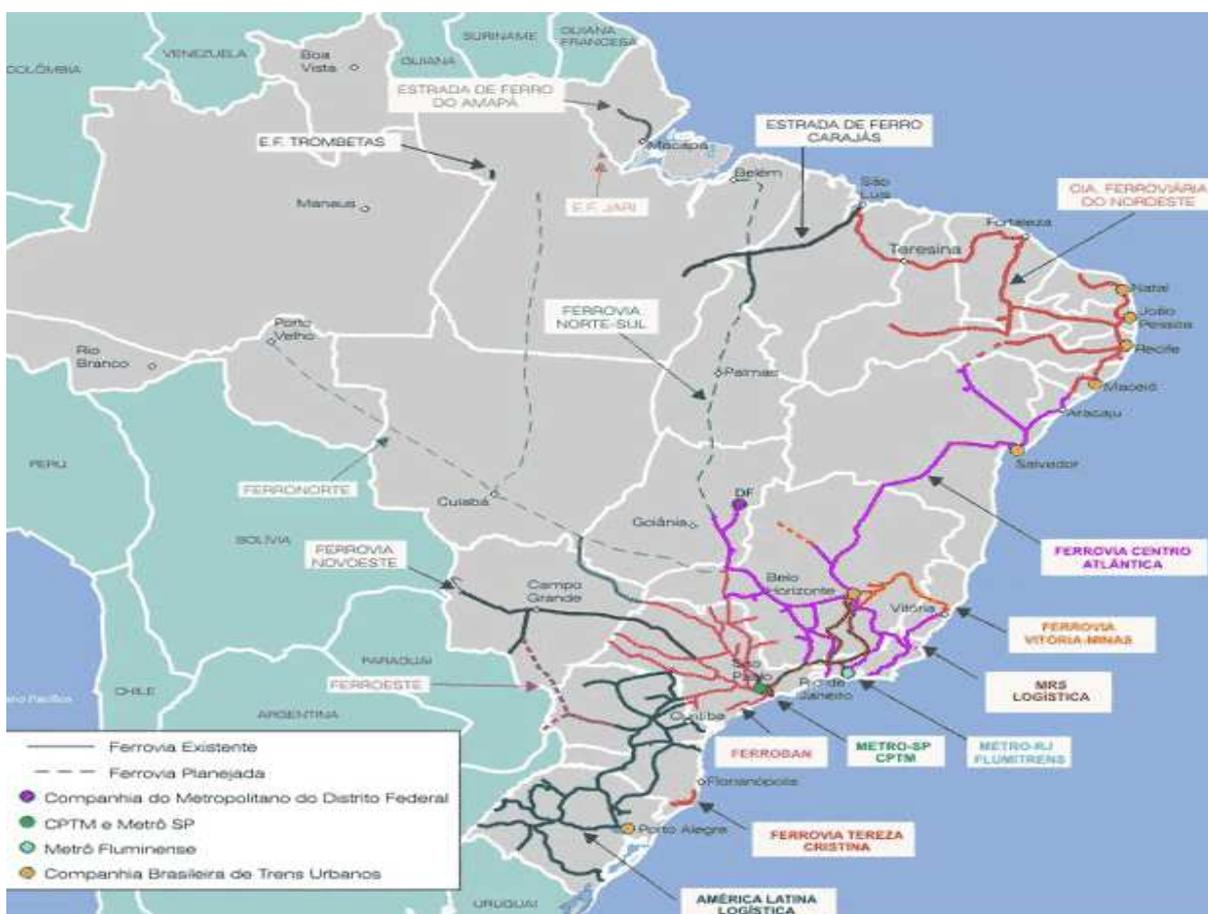
Tabela 2. Concessão da malha ferroviária brasileira

Malhas Regionais	Data do Leilão	Concessionárias	Início da Operação	Extensão (Km)
Oeste	05.03.96	Ferrovia Novoeste S.A.	01.07.96	1.621
Centro-Leste	14.06.96	Ferrovia Centro-Atlântica S.A.	01.09.96	7.080
Sudeste	20.09.96	MRS Logística S.A.	01.12.96	1.674
Tereza Cristina	26.11.96	Ferrovia Tereza Cristina S.A.	01.02.97	164
Sul	13.12.96	ALL - América Latina Logística do Brasil S.A	01.03.97	6.586

Malhas Regionais	Data do Leilão	Concessionárias	Início da Operação	Extensão (Km)
Nordeste	18.07.97	Companhia Ferroviária do Nordeste	01.01.98	4.238
Paulista	10.11.98	Ferrovias Bandeirantes S.A.	01.01.99	4.236
<b>Total</b>				<b>25.599</b>

Fonte: [www.antt.gov.br](http://www.antt.gov.br)

Figura 3. Malha Ferroviária Brasileira



Fonte: [www.antt.gov.br](http://www.antt.gov.br)

Não se sabe por que as ferrovias pioneiras no Brasil fizeram a escolha de bitolas diferentes para a construção de suas estradas de ferro. A Estrada de Ferro Mauá foi construída em bitola 1,676 m e as demais com bitola 1,60 m.

Conforme Setti (2008), talvez a explicação para este assunto seja o fato de que o material, originário da Inglaterra, precisava ser exportado, pois o Parlamento Britânico havia definido a bitola de 1,435 m como padrão para aquele país. No entanto, a bitola de 1,60 m permaneceu como padrão na Irlanda, e até hoje o padrão é também

conhecido como “bitola irlandesa”, existe somente no Brasil, na Irlanda e em algumas linhas na Austrália.

Em 1871 foi inaugurada a Estrada de Ferro União Valenciana, a primeira ferrovia de bitola de 1,10 m, ou seja, bitola estreita. Sob o argumento de que a construção de ferrovias em bitola estreita seria mais econômica, pois exigiriam condições geométricas mais simples, este tipo de bitola tornou-se mais comum, sendo, inclusive, alterada para bitola métrica a Estrada de Ferro Mauá, em 1883 (setti, 2008).

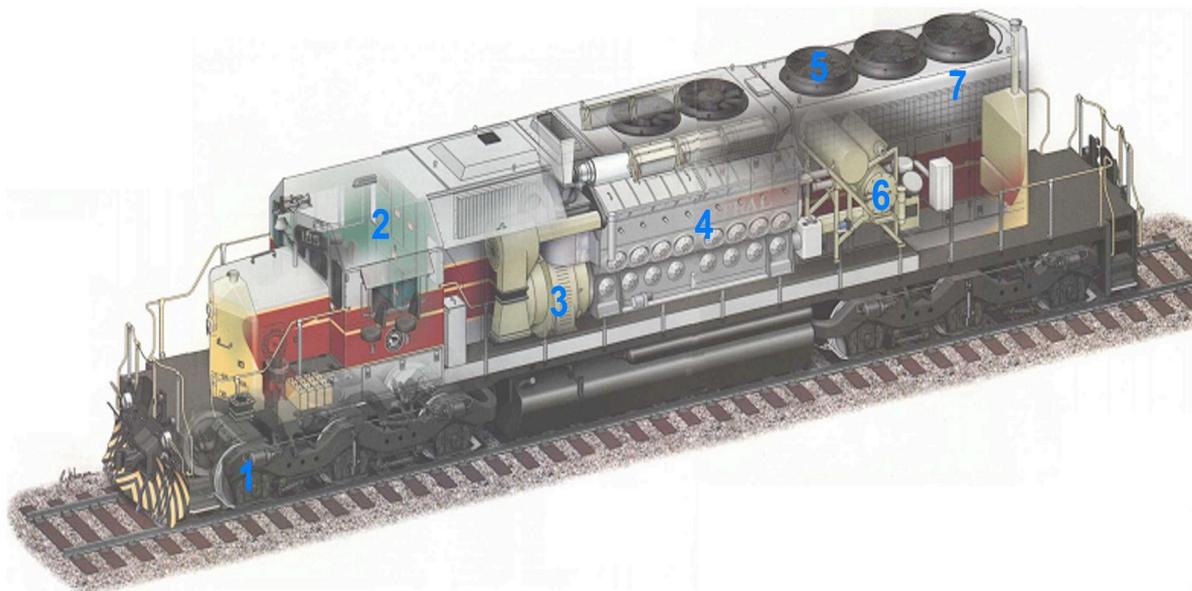
A bitola métrica, portanto, é a que forma a maior parte da rede brasileira. A questão das diferentes bitolas gerou muitas discussões acadêmicas, sem nenhuma aplicação prática para a unificação, o que tira do sistema ferroviário brasileiro o poder de competitividade, principalmente no que se refere a transporte de maiores distâncias. Um dos problemas atualmente em relação à utilização da bitola métrica no Brasil é o fato de grande parte dos desenvolvimentos tecnológicos no exterior serem, em sua maior parte, voltados para a bitola normal de 1,435 m, o que dificulta a importação de equipamentos (BORGES, 2011).

O total da malha no Brasil, à época da privatização, era de 29.817 quilômetros de linhas, para utilização em transporte de cargas e, em proporções bem menores, de passageiros. Atualmente, a possibilidade de ampliação da malha brasileira vem sendo estudada e demandada, pois as perspectivas de crescimento do País para os próximos quinze anos apontam para taxas de crescimento superiores às registradas nas últimas décadas (BORGES, 2011).

## 2.5 Locomotivas com Motores a DIESEL

Os motores a diesel são usados em muitos tipos de veículos, incluindo locomotivas, que tem uma eficiência de combustível 20% maior termicamente do que um motor a gasolina, o que significa um aumento de 20% na economia de combustível e, portanto, custos operacionais mais baixos do que os de um motor a gasolina. A Figura 4 apresenta uma ilustração do esquema estrutural de uma locomotiva genérica.

Figura 4. Esquema estrutural de uma locomotiva genérica



Legenda: O maquinista da cabine (2) seleciona a potência que ele deseja adicionar ao trem, o sistema de controle do motor e elétrico verificam os estados dos outros sistemas da máquina e comandam o motor Diesel (4) e alternador (3), respectivamente, e em conjunto produzem a energia necessária aos motores de tração (1). Caso o motor chegue a uma determinada temperatura, os ventiladores (5) e radiadores (7) são acionados para que o calor produzido seja despejado para a atmosfera. Um item interessante a ser destacado é que o compressor da locomotiva (6) é responsável em abastecer os cilindros de freio não somente da locomotiva, mas como de todos os vagões do trem. Sem ele a composição ferroviária não freia adequadamente.

Fonte: Borba (2009).

Além disso, possuem maior durabilidade do que os motores a gás por funcionarem a uma taxa de rotações por minuto (rpm) muito mais lenta do que os motores a gás. As vantagens das locomotivas a diesel incluem a tração dos motores a diesel e sua capacidade de operar em terrenos montanhosos onde as instalações de energia não são fáceis de instalar (BALIGA, 2015).

De acordo com Burns (2022), desde o ano de 1937, com o desenvolvimento do projeto EA / EB da *Electro-Motive Corporation* (mais tarde, *General Motors' Electro-Motive Division*), testado pela primeira vez na Baltimore & Ohio Railroad (B&O), é possível verificar o uso generalizado das chamadas locomotivas híbridas, ou seja, que diesel-elétricas. Até então predominava o uso de motores a vapor, pelas dúvidas em relação à confiabilidade e segurança do uso do diesel como combustível nesses veículos. Após 85 anos do referido teste, as locomotivas diesel-elétricas continuam sendo a principal opção para o transporte ferroviário no mundo.

Essas locomotivas combinam uma grande tecnologia mecânica, com um motor a diesel de dois tempos de 12 a 16 cilindros, com alguns motores e geradores elétricos, com as tecnologias sendo atualizadas no decorrer dos tempos para

possibilitar um melhor desempenho. Pesando entre 100 e 200 toneladas (91.000 e 181.000 quilos), essas locomotivas são projetadas para rebocar vagões de passageiros a velocidades de até 125 milhas por hora (200 km/h).

Os motores mais modernos produzem até 4.200 cavalos de potência e o gerador pode transformar isso em quase 4.700 amperes de corrente elétrica. Os motores de acionamento usam essa eletricidade para gerar cerca de 60.000 lb-ft de torque. O motor a diesel funciona de forma secundária, contendo ainda um gerador para fornecer energia elétrica para o resto do trem, chamado de unidade de potência de cabeça, produzindo entre 500 e 700 quilowatts (kW) de energia elétrica.

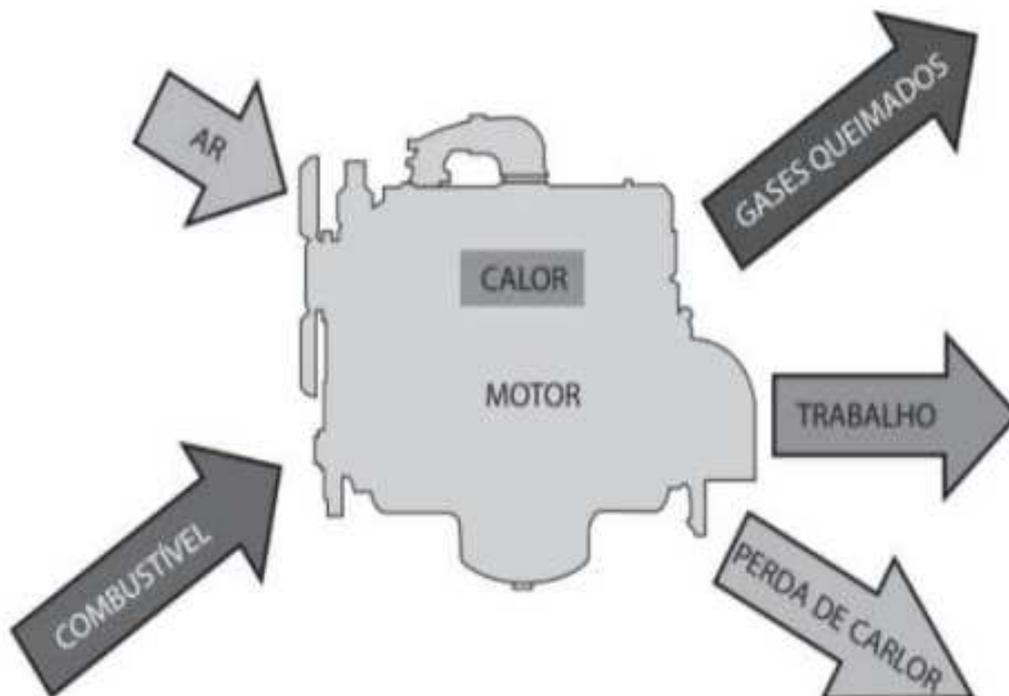
O tanque instalado na parte inferior da locomotiva comporta até 5.500 galões (20.820 litros) de óleo diesel, mais 300 galões (1.135 litros) de refrigerante e 250 galões (946 litros) de óleo de motor. O tanque de combustível é compartimentado, portanto, se algum compartimento for danificado ou começar a vazar, as bombas podem retirar o combustível desse compartimento. Considera-se neste estudo o funcionamento dos motores de combustão interna, detalhados no tópico a seguir.

## 2.6 MOTORES DE COMBUSTÃO INTERNA

Os motores de combustão interna são aqueles que, como o próprio nome já sugere, são aquele em que o combustível é queimado internamente, se caracterizando como um mecanismo composto por pistão, biela e virabrequim, podendo ser de dois a quatro tempos, de injeção direta ou indireta (KIMURA, 2010).

Esses motores são responsáveis pela transformação de energia calorífica em energia mecânica, sendo essa energia advinda de combustíveis líquidos como o diesel. Os motores de combustão interna podem ser divididos em duas categorias: motores de combustão contínua e motores de combustão intermitente. O motor de combustão contínua é caracterizado por um fluxo constante de combustível e ar no motor e uma chama estável mantida dentro do motor (Figura 5). Os motores de turbina a gás exemplificam o motor de combustão contínua.

Figura 5. Fluxos de massa e energia em um motor de combustão interna (MCI)



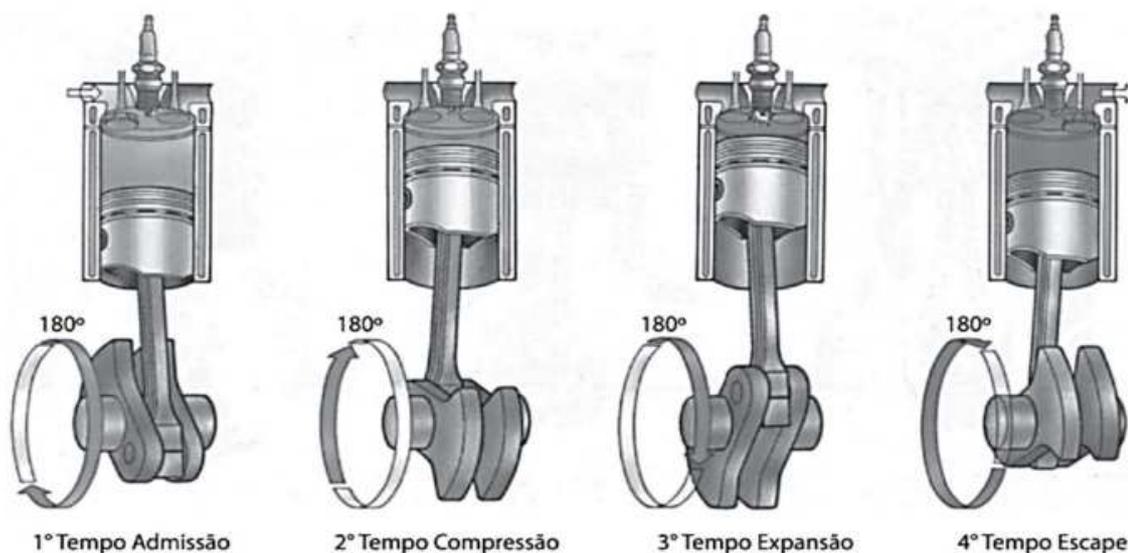
Fonte: Bunetti (2012).

O motor de combustão intermitente é caracterizado pela ignição periódica de combustível e ar. Comumente chamados de motores alternativos, esses dispositivos processam volumes discretos de ar e combustível de maneira cíclica, sendo neste tipo que se enquadram os motores a diesel. Brunetti (2012) descreve os tipos de motores de combustão interna:

Motores alternativos: quando o trabalho é obtido pelo movimento de vaivém de um pistão, transformado em rotação contínua por um sistema biela– manivela Motores rotativos: quando o trabalho é obtido diretamente por um movimento de rotação. São exemplos: turbina a gás e o motor Wankel. Motores de impulso: quando o trabalho é obtido pela força de reação dos gases expelidos em alta velocidade pelo motor. Neste caso são exemplos: motor a jato e foguete.

No motor diesel, o ar é comprimido pelo movimento ascendente do pistão e o combustível é injetado na câmara de combustão no final do curso de compressão na forma de spray. Na maioria dos tipos de motores a diesel, a temperatura e a pressão do ar comprimido são suficientes para inflamar o combustível. Esses motores são chamados de motores de ignição por compressão. A maioria são motores de quatro tempos, incluindo quatro processos distintos, a saber, admissão, compressão (e combustão), potência e curso de exaustão (HEYWOOD, 2018) (Figura 6).

Figura 6. Motor de quatro tempos



Fonte: Bunetti (2012).

O processo ocorre com fluidos de trabalho (ar e combustível para produtos de combustão) trocados em um ciclo repetitivo com combustão ocorrendo em câmara fechada.

## 2.7 A IMPORTÂNCIA DO LUBRIFICANTE NOS MOTORES DAS LOCOMOTIVAS

Nos motores das locomotivas, os lubrificantes exercem função mais importante que apenas auxiliar no arrefecimento, sendo fundamental para proteção das partes contra corrosão, impactos, redução de ruídos e de manutenção da limpeza interna do motor (CARMO, 2014). As funções básicas de um lubrificante em um motor são apresentadas no Quadro 1.

### Quadro 1. Funções básicas do óleo lubrificante

Redução do atrito	A função primária do lubrificante é formar uma película
-------------------	---

	delgada entre duas superfícies móveis, reduzindo o atrito e suas consequências, que podem levar à quebra dos componentes.
Refrigeração	O óleo lubrificante representa um meio de transferência de calor. Nos motores de combustão interna, o calor é transferido para o óleo através de contatos com vários componentes, e então, para o sistema de arrefecimento de óleo.
Limpeza	Em motores de combustão interna especialmente, uma das principais funções do lubrificante é retirar as partículas resultantes do processo de combustão e manter estas partículas em suspensão no óleo, evitando que se depositem no fundo do cárter e provoquem incrustações.
Proteção contra a corrosão	corrosão e o desgaste podem resultar na remoção de metais do motor, por isso a importância dos aditivos anticorrosivo e antidesgaste.
Vedação da câmara de combustão	O lubrificante ao mesmo tempo em que lubrifica e refrigera, também age como agente de vedação, impedindo a saída de lubrificante e a entrada de contaminantes externos ao compartimento.

Fonte: Kimura (2010).

A partir das diferentes funções é possível verificar a sua importância no funcionamento do motor, assim como compreender a necessidade de seu monitoramento como premissa básica para reduzir os danos advindos de suas falhas. De acordo com Kimura (2010) existem diferentes tipos de lubrificantes, sendo considerados neste estudo aqueles que assumem forma líquida, descritos no Quadro 2.

#### **Quadro 2. Tipos de óleo lubrificante**

Minerais	São óleos obtidos a partir da destilação do petróleo. Suas propriedades dependem da natureza do óleo cru, cuja composição, muito variada, é formada por grande número
----------	---

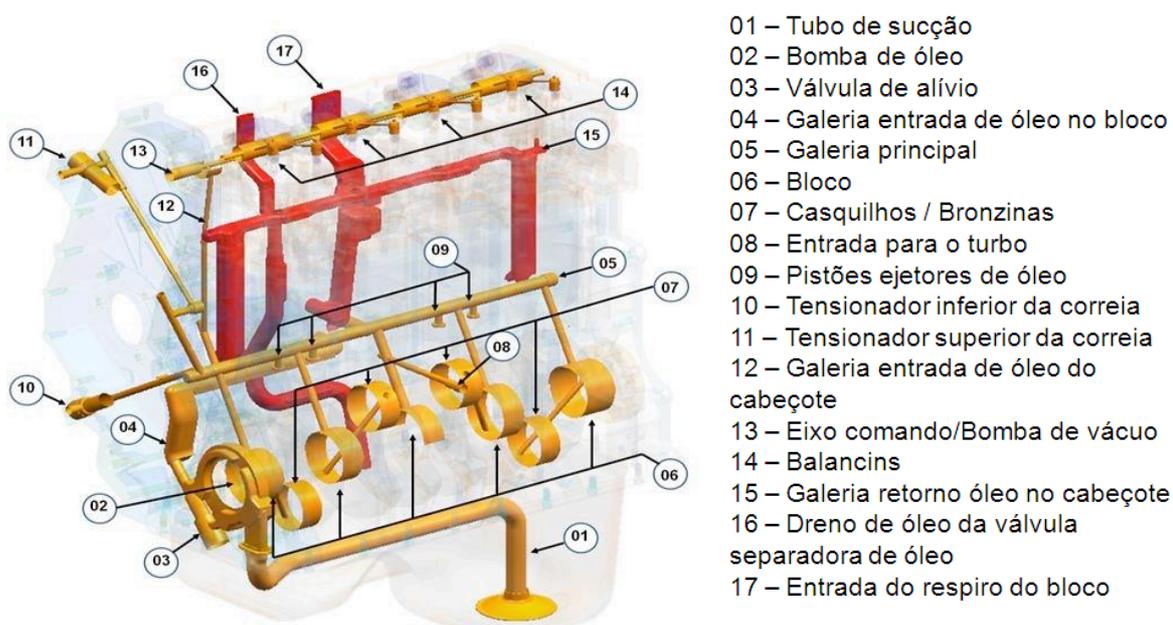
	de hidrocarbonetos, pertencentes a três classes: parafínicos, naftênicos e aromáticos. Os óleos minerais são os mais utilizados e importantes em lubrificação.
Graxos	São óleos de origem vegetal ou animal. Foram os primeiros lubrificantes a serem utilizados, e satisfaziam as modestas necessidades da época em que predominava a tração animal. Atualmente são pouco recomendados, principalmente por não suportarem temperaturas elevadas, oxidando-se facilmente, tornando-se rançosos e formando ácidos.
Aditivados	Os óleos aditivados são óleos minerais puros ou sintéticos, aos quais foram adicionados substâncias comumente chamadas de aditivos, com o fim de reforçar ou acrescentar determinadas propriedades.
Compostos	São misturas de óleos minerais e graxos. Certas aplicações especiais requerem muitas vezes o uso de óleos compostos, que conferem ao produto obtido maior oleosidade e maior facilidade de emulsão na presença de vapor. Geralmente são utilizados em equipamentos como perfuratrizes e cilindros a vapor.
Sintéticos	São lubrificantes desenvolvidos em laboratório por processo de polimerização, especialmente para oferecer características especiais de viscosidade e resistência a temperaturas elevadas ou muito baixas, de forma a atender aplicações especiais em algumas indústrias. Esses lubrificantes são de custo elevado, devendo, portanto, serem empregados apenas em casos específicos que não possam ser atendidos pelos lubrificantes minerais.

Fonte: Kimura (2010).

Esses óleos apresentam diferentes características e demandam análise de fatores como viscosidade; Índice de viscosidade; densidade; ponto de fulgor; ponto de fluidez; e *Total Acid Number / Total Base Number (TAN/TBN)*.

Também mencionando sobre a importância dos sistemas de lubrificação dos motores, Possamai (2011) destaca como função básica a redução do atrito e do desgaste, sendo mencionado que o sistema de cárter úmido é o mais utilizado em locomotivas e o que traz resultados mais satisfatório. A Figura 7 ilustra o circuito de óleo do motor.

Figura 7. Componentes do circuito de óleo do motor



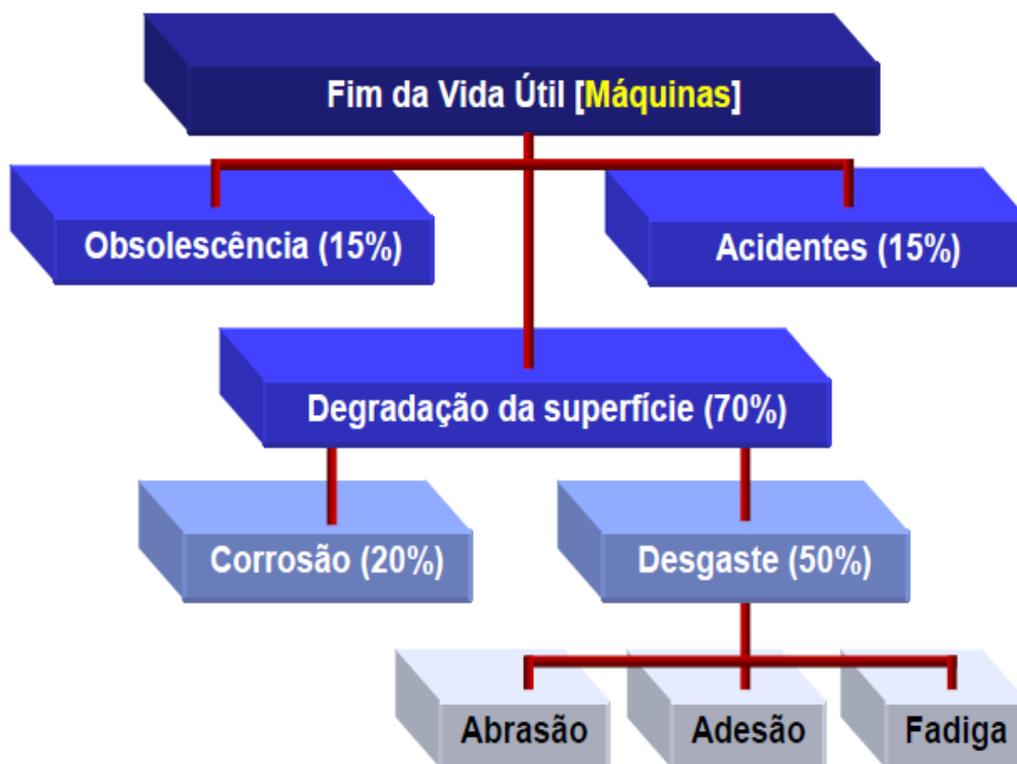
Fonte: Possamai (2011)

Considerando a importância desses óleos para as condições de funcionamento do motor, bem como para a ampliação do seu ciclo de vida, técnicas de análise foram desenvolvidas ao decorrer dos tempos e vêm sendo utilizadas para monitoramento, conforme estuda-se no tópico a seguir.

## 2.8 TÉCNICAS DE ANÁLISE DE ÓLEO LUBRIFICANTE

A análise química do óleo lubrificante tem sido comumente utilizada no processo de tomada de decisão sobre a parada da locomotiva para manutenção/investigação da condição de vida do motor. A degradação do óleo lubrificante tem sido verificada como um dos principais motivos de falhas nas locomotivas, podendo causar problemas catastróficos no motor (CARMO, 2014) (Figura 8).

Figura 8. Principais causas que levam ao fim da vida útil das máquinas

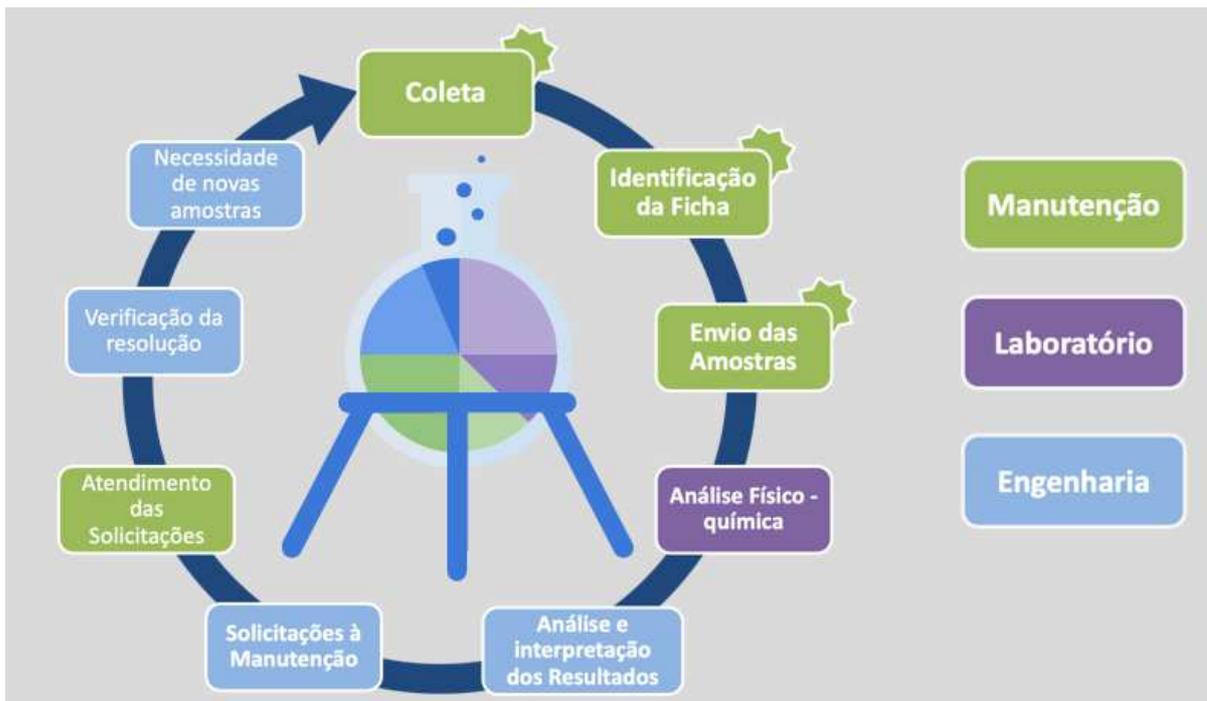


Fonte: Trindade e Silva (2012).

A análise de óleo envolve amostragem, considerando várias propriedades e materiais para monitorar o desgaste e a contaminação em um motor, transmissão ou sistema hidráulico. Os seus resultados não apenas fornecem uma janela para a condição mecânica do componente, mas também determina a condição do próprio óleo para ajudar a otimizar os períodos de drenagem. A Figura 9 ilustra o ciclo realizado nesse tipo de análise.

Salienta-se que o primeiro uso da análise de óleo usado remonta ao início da década de 1940 pelas empresas ferroviárias no oeste dos Estados Unidos. Impulsionados pela compra de uma frota de novas locomotivas, os técnicos usaram equipamentos espectrográficos simples e testes físicos para monitorar os motores das locomotivas (CARMO, 2014).

Figura 9. Ciclo da análise de óleo



Fonte: Adaptado de ALS (2018).

Como as locomotivas a vapor deram lugar às locomotivas a diesel, as práticas de análise de óleo pelas ferrovias foram adotadas. Na década de 1980, a análise de óleo formou a base da manutenção baseada em condições na maioria das ferrovias da América do Norte. Devido ao sucesso da análise de óleo nas ferrovias, a Marinha Americana usou técnicas espectrométricas para monitorar motores a jato em suas aeronaves em meados da década de 1950 (TRINDADE; SILVA, 2012).

Nessa época, a Rolls-Royce também estava experimentando a análise de óleo para suas turbinas a jato. A análise de óleo começou a se espalhar e os programas foram desenvolvidos pelo Exército e Força Aérea Americanos ao longo dos anos 1950 e início dos anos 1960. Em seguida, os laboratórios comerciais de análise de óleo apareceram pela primeira vez no início da década de 1960 (TRINDADE; SILVA, 2012).

Atualmente, a análise de óleo é uma parte importante do monitoramento de condições em países industrializados avançados. Com o emprego de tais programas, é possível obter economia considerável de tempo e custos. A maneira tradicional de monitorar a atividade básica de um lubrificante é por titulação química com um ácido mineral. Este valor é conhecido como o número base (BN) dentro de um óleo de motor e é normalmente expresso em um número equivalente de miligramas de hidróxido de potássio (KOH) que são necessários para titular 1 g do lubrificante (KIURA, 2010).

Como técnicas de análise de óleo lubrificante, Kiura (2010) cita: espectrometria, ferrografia, análise da viscosidade, da densidade, do ponto de fulgor e do ponto de fluidez, além do controle de ácidos, por meio do Total Acid Number/Total Base Number, da concentração de partículas e a filtragem por Membrana e Contagem de partículas, conforme detalha-se nos tópicos a seguir.

### 2.8.1 Espectrometria

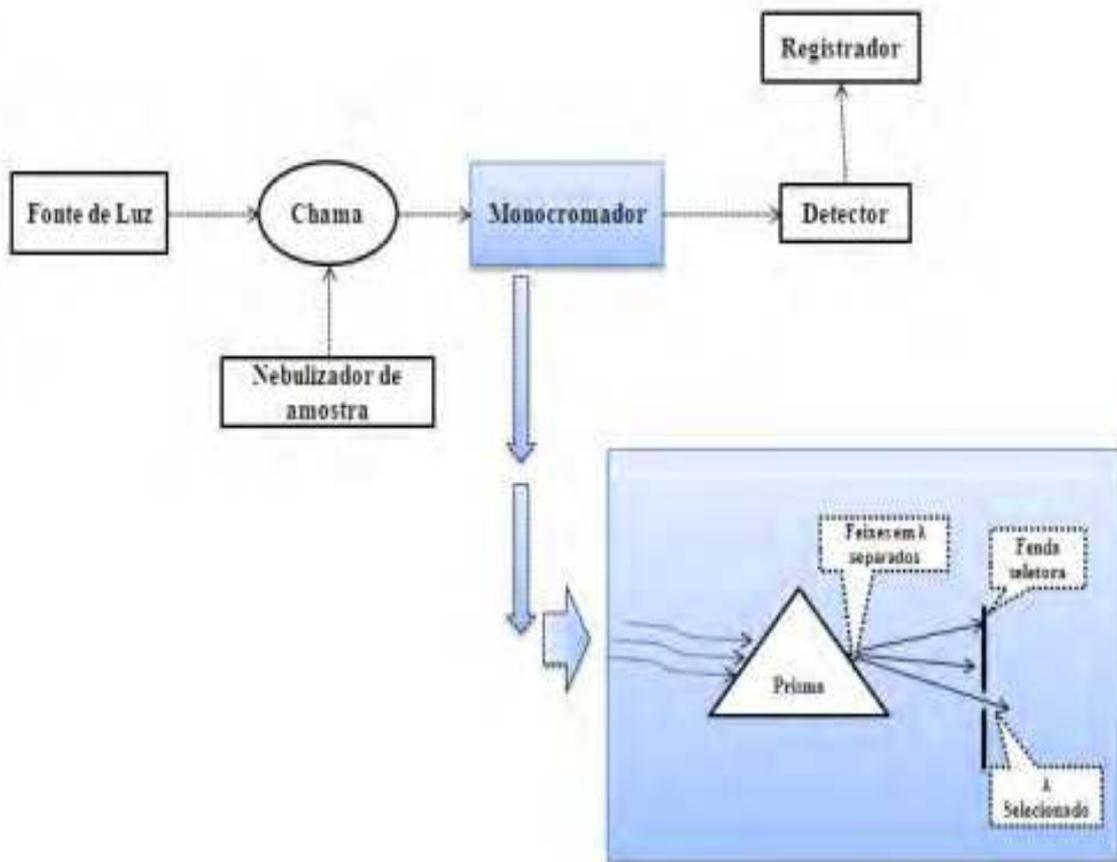
Espectrometria é a medida das interações entre luz e matéria, e as reações e medidas de intensidade de radiação e comprimento de onda. Em outras palavras, a espectrometria é um método de estudo e medição de um espectro específico, e é amplamente utilizado para a análise de materiais de amostra (BOVING, 2014).

De acordo com Kimura (2010), a análise de óleos lubrificantes por meio da espectrometria, *Spectrometric Oil Analysis Program (SOAP)*, tem sido utilizada desde a década de 1940 nas ferrovias com vistas a identificar o desgaste em amostras de seus óleos lubrificantes. Dentre os métodos utilizadas na espectrometria, cita-se: absorção atômica (AA), espectrografia de emissão atômica (AES), plasma induzido por emissão (ICPE), Raio X por fluorescência (XRF), sendo o AES e o ICPE os mais populares, tendo em vista os menores custos e a velocidade de retorno do resultado. A análise é feita por meio de um espectrógrafo, que tem seu funcionamento ilustrado na Figura 10.

Assim, tem-se duas técnicas que podem ser utilizadas nesse tipo de análise: a emissão atômica e a absorção atômica. Um espectrômetro de emissão é um instrumento óptico onde a amostra é queimada em uma faísca entre dois eletrodos. De acordo com Kimura (2010), na emissão atômica tem-se o processo de excitação, onde ocorre a absorção de energia e de decaimento, onde ocorre a liberação da energia (Figura 11).

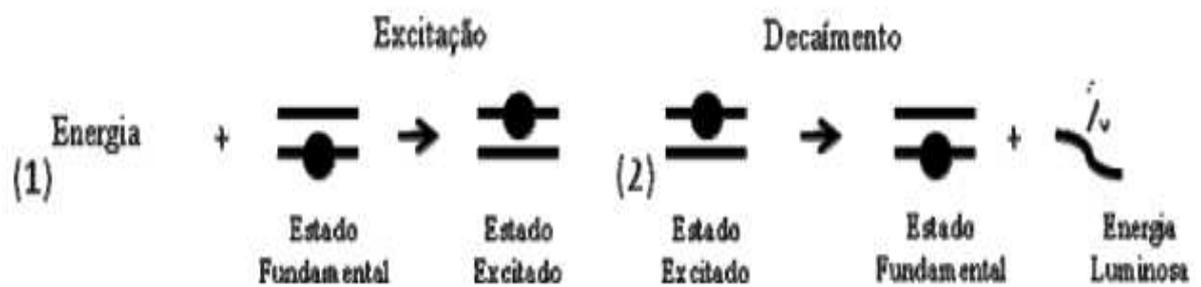
Nessa técnica, a energia é absorvida pelos metais da amostra, que emitem luz com comprimentos de onda característicos de cada elemento da amostra. A intensidade da luz é proporcional à concentração do metal na amostra (BOVING, 2014). Na absorção atômica, por sua vez, há o estado fundamental, em que os átomos são capazes de absorver energia luminosa de um comprimento de onda específico e o estado excitado, que é obtido por colisão do átomo com partículas aceleradas (elétrons ou íons) (Figura 12).

Figura 10. Esquema de funcionamento de um espectrógrafo



Fonte: Kimura (2010)

Figura 11. Processo de espectrometria por emissão atômica



Fonte: Kimura (2010)

Figura 12. Processo de espectrometria por absorção atômica



Fonte: Kimura (2010)

Salienta-se que durante o estado excitado, os átomos são instáveis, assim, o retorno para o estado fundamental ocorre espontaneamente. A determinação específica dos elementos nesse tipo de processo é permitida pelas fontes especiais de luz conjugadas com sistemas eficientes de seleção de comprimentos de onda (KIMURA, 2010).

Para que seja possível melhor compreender sobre os processos apresentados, o Quadro 3 traz um comparativo entre as duas técnicas.

**Quadro 3. Emissão atômica x absorção atômica**

	<b>Emissão atômica</b>	<b>Absorção atômica</b>
<b>Processo</b>	Luz é gerada quando os átomos retornam do estado estável depois de serem excitados	Óleo diluído na forma de spray em ambiente aquecido. Átomos dos elementos excitados absorvem luz. Análise por monocromatógrafo
<b>Tamanho da partícula</b>	Até 5 $\mu\text{m}$	Até 1 $\mu\text{m}$
<b>Perdas de processos</b>	Partículas queimadas	Partículas queimadas
<b>Comentários</b>	Processo lento, somente alguns elementos são testados por esse método	Ampla gama de elementos em ppm, 30 segundos para término da análise

Fonte: Adaptado de Kimura (2010).

Conforme é possível verificar existem semelhanças e diferenças, todavia, a espectrometria por absorção atômica se sobressai, pela maior agilidade no retorno de resultados. Por meio da espectrometria por absorção atômica é possível detectar os elementos químicos descritos no Quadro 4.

**Quadro 4. Elementos detectados por meio da espectrometria por absorção atômica**

<b>Elemento</b>	<b>Origem</b>
Alumínio	Espaçadores, calços, arruelas, mancais, pistões de motores alternativos
Antimônio	Ligas próprias e graxas para mancais
Bário, Magnésio	Aditivos para lubrificante, graxas
Boro	Vedação hidráulica, refrigerantes
Cálcio	Aditivos para lubrificante, graxas e alguns mancais
Cromo	Anel e camisa do pistão
Cobre	Metal dos rolamentos anti-fricção, buchas
Ferro	Engrenagens, rolamentos, parede dos cilindros, guias das válvulas, balancim, anéis dos pistões, mancais de esferas e de rolos, pistas dos mancais, pinos e porcas de travamentos.
Manganês	Válvulas, bombas, sistemas de exaustão
Molibdênio	Anéis de pistão (somente motores Diesel), motores elétricos e aditivos para lubrificante.
Níquel	Pás de turbinas, guias metálicas de válvulas, metais de rolamentos
Silício	Poeira, aditivos antiespumantes.

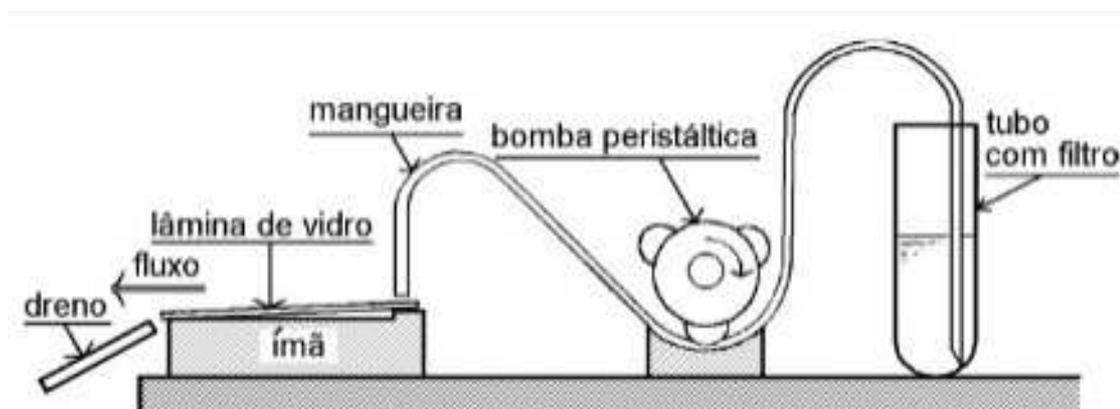
Fonte: Adaptado de Kimura (2010).

### 2.8.2 Ferrografia

Trata-se de uma técnica utilizada para análise e diagnóstico de severidades, modos e tipos de desgastes em máquinas, auxiliando, assim, no processo de tomada

de decisões. A técnica é aplicada com o uso de ferrografo (Figura 13), que separa as partículas presentes no óleo de acordo com o seu tamanho, permitindo identificar aquelas que estão inadequadas.

Figura 13. Esquema de um ferrografo



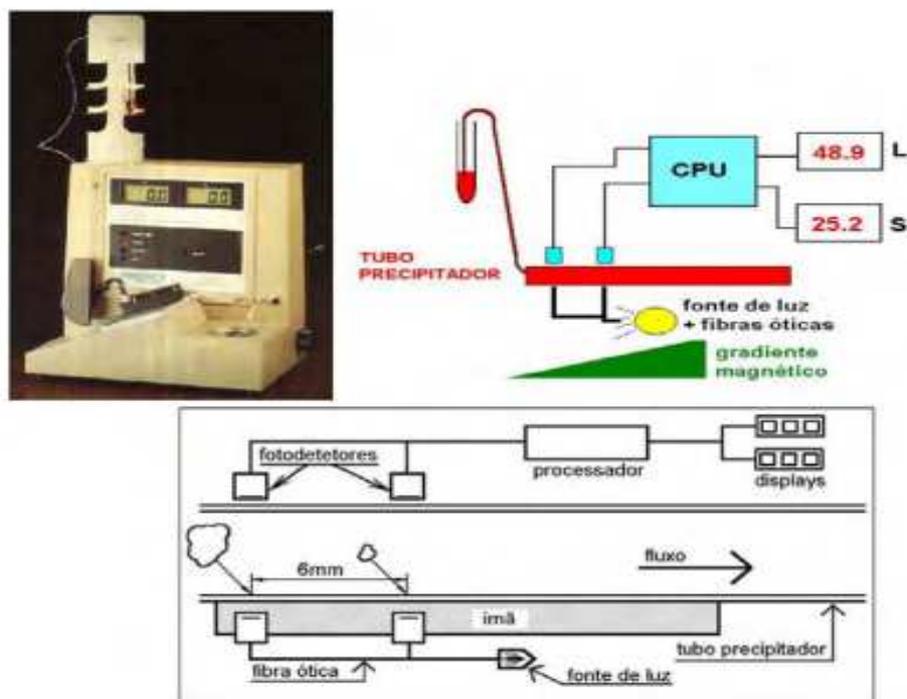
Fonte: Kimura (2010).

Salienta-se que a ferrografia pode ser direta ou quantitativa e analítica. A ferrografia direta ocorre de forma mais rápida, classificando as partículas contidas no óleo, distinguindo-as entre grandes ( $L = \geq 5\mu\text{m}$ ) e pequenas ( $S = <5\mu\text{m}$ ) (Figura 14). Essa forma de análise possibilita a construção de gráficos de tendência e, a partir destes, o estabelecimento de parâmetros para avaliação das reais condições de desgaste das máquinas.

Já a técnica de ferrografia analítica permite a observação da morfologia, tamanho, cor e análise visual da concentração de partículas, com isso, pode ser utilizada para identificar a natureza dos problemas potenciais de uma máquina, classificando as partículas em cinco grupos: ferrosas, não ferrosas, óxidos de ferro, produtos de degradação do lubrificante e contaminantes.

Em relação à contaminação, Kimura (2010) afirma que pode acontecer com frequência, assumindo uma importante influência na produção de partículas de desgaste por atrito, acelerando esse processo.

Figura 14. Esquema de um ferrógrafo direto



Fonte: Kimura (2010).

### 2.8.3 Análise da viscosidade

A viscosidade pode ser simplesmente definida como a resistência interna ao fluxo. Quanto maior o peso molecular médio do agente de ligação total e quanto maior a pigmentação, maior será a viscosidade. De acordo com Vasquez (2012), a viscosidade de um fluido é uma medida da resistência interna ao fluxo.

Os fluidos de baixa viscosidade são extremamente móveis e tendem a fluir no substrato impresso. Uma viscosidade muito baixa pode causar o preenchimento de multa invertida e aumentar o tamanho dos pontos de meio-tom. Uma viscosidade muito alta pode causar o encaixe fino invertido e o consumo excessivo do fluido. Também conceituando viscosidade dos fluidos, Adami (2002) elucida que se trata da resistência de um fluido ao escoamento, se configurando como a relação entre a tensão e a taxa de cisalhamento.

Ressalta-se, com base em Gonçalves (2011), que a viscosidade dos fluidos é medida durante a corrida de pressão usando copos de fluxo. Um copo de fluxo é um recipiente que possui uma quantidade estabelecida de fluido e tem um orifício de tamanho e forma com precisão no seu interior. O tempo (medido em segundos) necessário para que o fluido escorra pelo orifício dê uma medida da viscosidade do fluido.

As técnicas para determinar a viscosidade de um fluido variam consideravelmente desde instrumentos de medição manual até recursos com saída elétrica. Vasquez (2012) ensina que a análise da viscosidade manual utiliza um copo de viscosidade e um cronômetro para determinar se o fluido é muito grosso ou muito fino. Contudo, nas últimas duas décadas, vários instrumentos de viscosidade surgiram com o intuito de automatizar esse processo, resultado em micros sensores com saída elétrica, que buscam otimizar a capacidade adicional de ajustes de algoritmo para aprimorar a técnica de detecção.

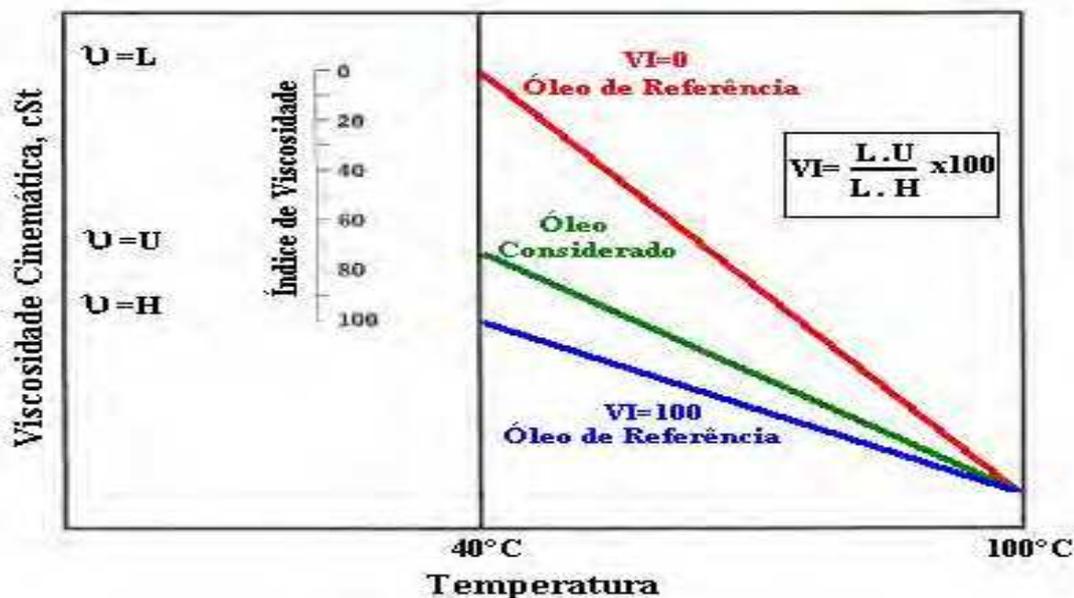
Adami (2002) destaca a importância da análise da viscosidade dos fluidos, isso porque influencia diretamente na sua qualidade. Sobre o assunto, Kimura (2010) destaca a importância do índice de viscosidade do óleo lubrificante, destacando-o como um índice adimensional, que indica que a viscosidade depende da temperatura.

Importante mencionar que a viscosidade se configura como uma das mais significativas variáveis na qualidade dos fluidos, sendo fundamental seu acompanhamento e análise sob pena de impactar negativamente na uniformidade, cobertura e, até mesmo, na cor desejada. De acordo com Caldana (2015), a viscosidade é afetada pela temperatura em seu nível molecular e não em sua formulação. Em geral, quanto mais alta a temperatura, mais baixa a viscosidade.

Salienta-se que a viscosidade é baseada na comparação da viscosidade cinemática do óleo testado a 40 °C, com a viscosidade cinemática de dois óleos de referências (um VI = 0, e o outro VI = 100) cada um tendo a mesma viscosidade em 100 °C com o óleo testado. A Figura 15 demonstra a determinação do índice de viscosidade.

A partir da Figura 15 verifica-se que um óleo com menor mudança na viscosidade cinemática com a temperatura terá um VI mais alto que um óleo com maior mudança de viscosidade para a mesma variação de temperatura. Entretanto, muitos óleos minerais altamente refinados, sintéticos e óleos com VI melhorado possuem VIs que excedem 100.

Figura 15. Determinação do índice de viscosidade



Fonte: Kimura (2010).

Consistência, propriedades de fluxo ou viscosidade no caso de óleos são parâmetros-chave para criar eficiência de lubrificação e aplicação de lubrificantes. A viscosidade do óleo de motor usado pode cair devido à diluição do combustível ou devido ao alto teor de água e/ou cisalhamento do melhorador de VI.

A viscosidade pode aumentar devido à forte contaminação do óleo por fuligem, polimerização, perdas por vaporização e emulsões devido à contaminação da água e/ou oxidação do óleo. Obviamente, o estado final da viscosidade do óleo depende dos efeitos combinados de fatores decrescentes e crescentes. Caso os fatores decrescentes forem superados aos crescentes, ocorrerá a queda da viscosidade. Será observado um aumento na propriedade, nas condições inversas.

#### 2.8.4 Densidade

A densidade é a variável que determina o peso do volume de uma substância quando submetida a uma determinada temperatura, sendo determinada com auxílio de um densímetro (Figura 16).

Figura 16. Densímetro



Fonte: Kimura (2010).

Trata-se de um dado fundamental para conversão de peso e volume, bem como para controle de fabricação. Essa variável também deve ser considerada na análise da contaminação ou deterioração do óleo lubrificante (SOHN, 2007).

#### 2.8.5 Ponto de fulgor

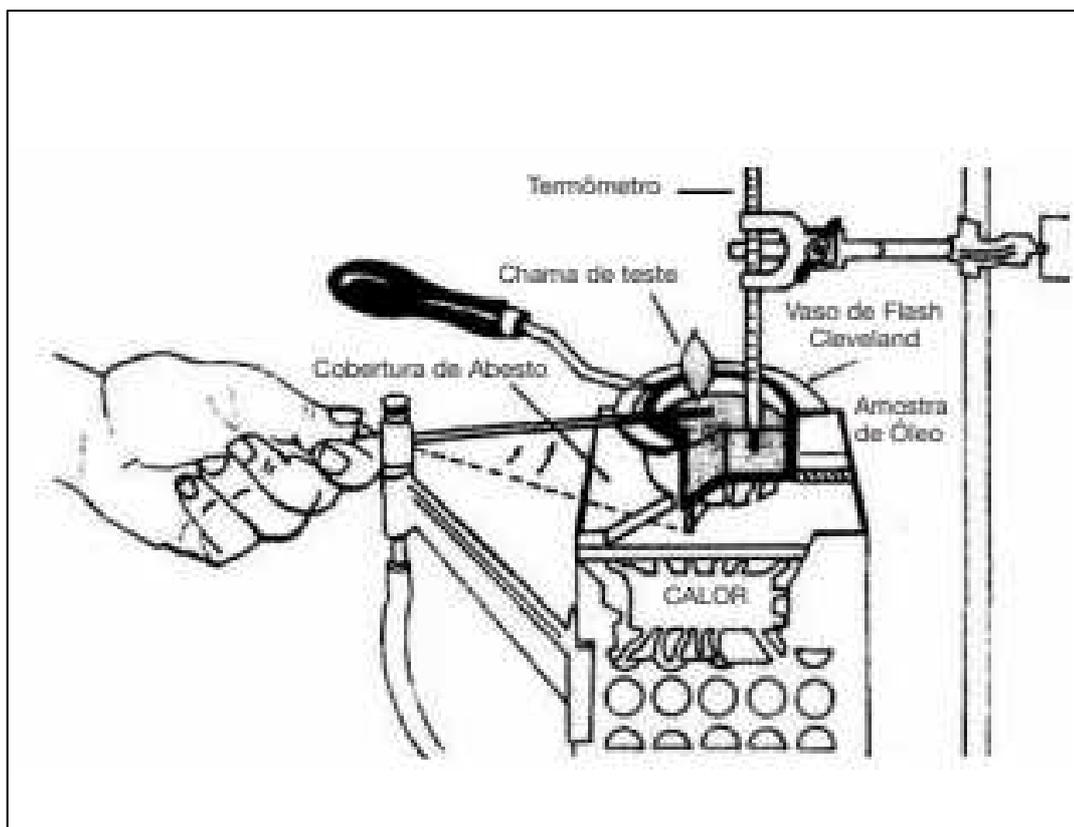
Por sua vez, o ponto de fulgor se caracteriza como “a menor temperatura de um óleo na qual o vapor liberado na atmosfera, inflama-se momentaneamente com a aplicação de uma chama, formando assim um lampejo ou *flash*” (KIMURA, 2010, p. 77). Para obtenção dessa variável utiliza-se o método clevalend (Figura 17), seguindo a norma ASTM D92-52.

O ponto de fulgor pode aumentar a capacidade de um programa de análise de óleo para identificar de forma confiável níveis anormais de combustível. Mesmo quando usado apenas como um teste de exceção, ele pode proteger contra uma conclusão falso-positiva na diluição do combustível a partir de um resultado original de baixa viscosidade (KIMURA, 2010).

Considerando que o ponto de fulgor é sensível aos constituintes de baixo ponto de ebulição no óleo, uma mudança no ponto de fulgor (para cima ou para baixo) pode indicar a presença de um contaminante. Além do diesel e da gasolina, outros

contaminantes comuns de baixo ponto de ebulição incluem gás natural (motores a gás e compressores) e solventes.

Figura 17. Esquema do método de clevalend



Fonte: Sohn (2007).

Certos contaminantes são conhecidos por realmente aumentar o ponto de fulgor. Isso pode ocorrer a partir de um alto nível de contaminação da água no óleo, uma interferência comum em testes de ponto de fulgor (SOHN, 2007).

A ebulição da água pode dar um falso positivo no combustível, por exemplo. A água também pode apagar a chama nos casos em que uma chama piloto de gás é usada. Uma solução para lidar com a água é adicionar partículas de sulfato de cálcio ou carbonato de cálcio antes de realizar o flash. A centrifugação é outra solução. Também foi relatado que o pó de carvão e o glicol (anticongelante) podem sintetizar componentes voláteis do óleo, resultando em um aumento no ponto de fulgor.

Em muitas aplicações de análise de óleo usado, o teste de ponto de fulgor continua sendo o método de escolha na detecção de certos contaminantes e condições de lubrificantes não conformes.

Assim como a viscosidade, o teste do ponto de fulgor sempre foi uma parte padrão da especificação de um lubrificante. Devido aos baixos pontos de fulgor da maioria dos combustíveis, uma queda repentina na temperatura de fulgor no óleo do cárter geralmente pode ser considerada uma indicação de diluição. Ocasionalmente, temperaturas muito altas e localizadas podem levar a craqueamento térmico dentro do óleo. Como nenhuma variação do ponto de fulgor é observada, tanto o craqueamento térmico quanto a diluição do combustível são descartados.

#### 2.8.6 *Total Acid Number/Total Base Number*

O *Total Acid Number/Total Base Number* (TAN/TBN) a medida da concentração de ácido em uma solução não aquosa. É determinado pela quantidade de base de hidróxido de potássio necessária para neutralizar o ácido em um grama de uma amostra de óleo.

O número de acidez total é uma medida dos constituintes ácidos em produtos petrolíferos. A acidez de óleos e fluidos não utilizados é normalmente derivada do tipo e concentração do material aditivo específico, enquanto a acidez do óleo usado é de interesse para medir o grau de oxidação do fluido.

O TBN caracteriza a reserva alcalina em produtos petrolíferos. É particularmente utilizado para óleos de motor, onde os produtos de combustão ácida esgotam a reserva alcalina. Tanto o TAN quanto o TBN podem ser obtidos por titulação ácido-base (FOX, 2010).

Quanto maior a quilometragem rodada, maior o valor do TAN, possuindo, assim, uma tendência crescente. Essa tendência crescente de TAN pode ser atribuída à oxidação de alguns dos constituintes do lubrificante e subsequente formação de ácidos carboxílicos. De fato, ao aumentar o tempo de operação do óleo, os aditivos antioxidantes se esgotam gradualmente. O esgotamento de antioxidantes junto com a alta temperatura do motor e a presença de oxigênio proporcionam condições adequadas para a oxidação (PRASAD; LAKSHMINARAYANAN, 2012).

Em contrapartida, para TAN um desvio de diminuição é observado para TBN. Essa tendência decrescente pode ser atribuída ao esgotamento dos aditivos, que em sua maioria possuem caráter básico. Isto está de acordo com os resultados da análise elementar que confirma bastante o esgotamento de aditivos. De acordo com Kimura (2010, p. 79):

Quanto maior o TBN, maior a eficácia em eliminar os contaminadores que causam o desgaste e em reduzir os efeitos corrosivos dos ácidos sobre um período de tempo prolongado. A medida associada ASTM D2896 ou NBR 05798 varia geralmente de 6 a 80 mg KOH/g em lubrificantes modernos, de 7 a 10 mg KOH/g para o uso automotriz geral e de 10 a 15 mg KOH/g para operações a Diesel. [...] Quando o TBN é medido em 2 mg KOH/g ou menos, o lubrificante é considerado inadequado para a proteção do motor, com isto pode ocorrer a corrosão. Um combustível com teor maior de enxofre diminuirá o TBN mais rapidamente devido ao aumento de ácido sulfúrico.

Considerando isso, entende-se que o TBN é uma medida de reserva alcalina do lubrificante. Espera-se que após o consumo completo de materiais alcalinos a neutralização seja interrompida completamente e a elevação repentina de TAN seja observada. Obviamente, após este ponto, os efeitos destrutivos dos produtos ácidos serão muito altos e o uso posterior do óleo não deve ser feito.

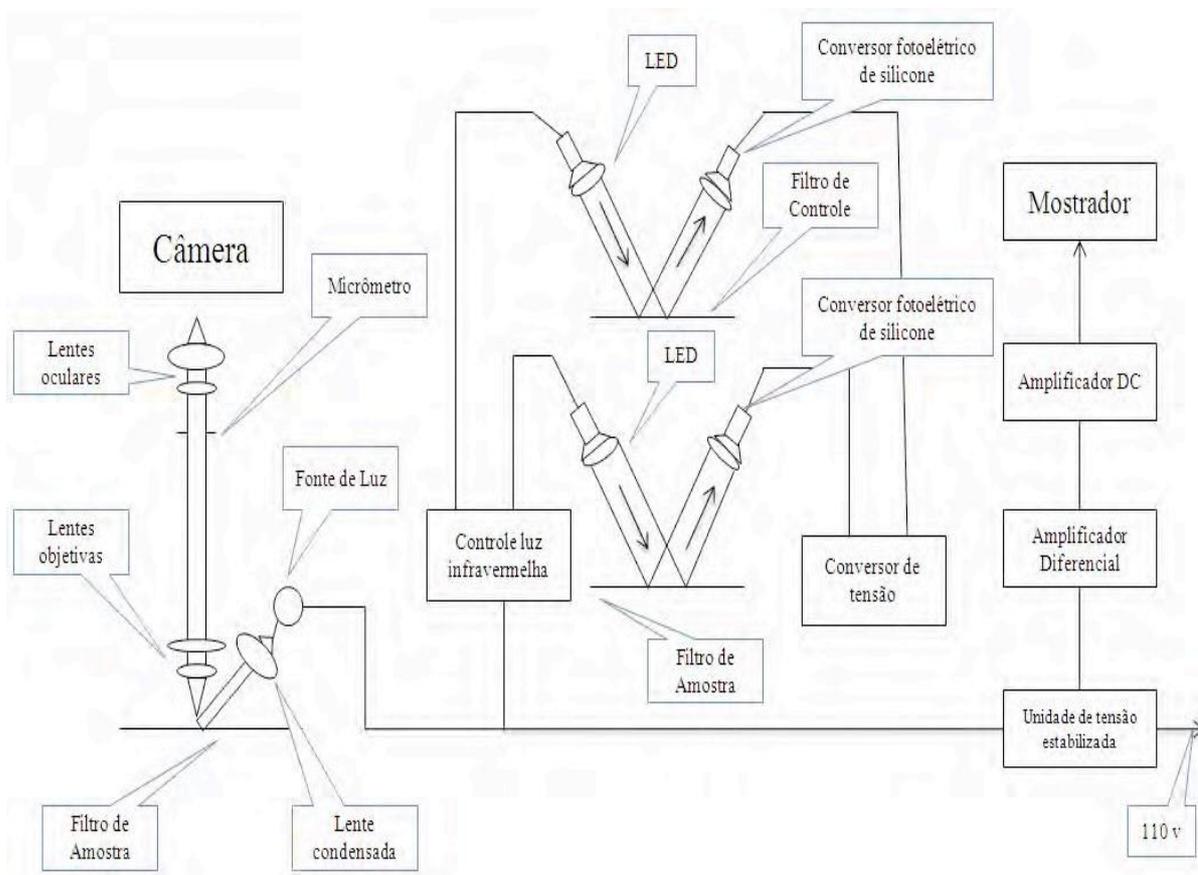
#### 2.8.7 Concentração de partículas

A concentração de partículas também tem sido um parâmetro utilizado para análise de óleos lubrificantes, utilizando, para tanto, de testadores automáticos dentre os quais pode-se mencionar o *Contameter* Toshiba que, de acordo com Kimura (2010) permite tanto o exame visual para o microscópio, como a detecção de partículas pela absorção de raios infravermelhos, (independentemente da coloração do lubrificante). O funcionamento desse testador é ilustrado na Figura 18.

O uso de monitor automático de partículas também é mencionado por Kimura (2010), por meio do qual a amostra é analisada em um campo indutivo, que ao detectar a presença de materiais magnéticos apresenta o resultado na forma de um índice adimensional chamando índice PQ. O referido índice é diretamente relacionado à quantidade de materiais ferromagnéticos contidos no óleo, informação muito útil na construção dos gráficos de tendências.

A Filtração por Membrana é utilizada como técnica de análise para coletar, identificar e medir partículas em óleos lubrificantes. Este método de teste envolve a passagem de uma amostra de óleo representativa através de um filtro de membrana Millipore. Todas as partículas maiores que o tamanho da malha do filtro ficarão retidas em sua superfície, que será analisada posteriormente.

Figura 18. Princípio de funcionamento equipamento Contameter TOSHIBA



Fonte: ROYLANCE; HUNT, 1999.

Existem dois procedimentos simples para analisar a contaminação por partículas, a saber:

- a) **Contagem de Partículas** – é um método quantitativo que utiliza o microscópio para contar partículas para determinar os níveis de contaminação (SAE – ARP 598B);

- b) **Gravimétrico** - é um método quantitativo que determina os níveis de contaminação por pesagem.

Salienta-se, de acordo com Kimura (2010), que o método padrão para quantificar a limpeza do lubrificante tem sido publicado pela ISO (*International Standards Organization*), mais especificamente a norma ISO 4406:2021 para relacionar a contagem de partículas em níveis de limpeza do fluido que permite o estabelecimento de limites e alarmes para avisar quando a contaminação é excessiva (ANEXO 1).

#### 2.8.8 Comportamento do sódio

Em análise de óleo para locomotivas podemos dividir as motivações de uma intervenção em três possíveis problemas, listadas em ordem de grandeza quanto a sua incidência:

1. Qualidade do lubrificante;
2. Contaminação (externa ou interna);
3. Desgaste dos componentes;

O problema mais recorrente é quanto a qualidade do lubrificante, porém é de fácil identificação por limites fixos dos parâmetros e de simples atuação, necessitando apenas da troca completa do óleo lubrificante e filtros.

Para contaminação é utilizada limites de tendência, já que limites fixos não retratam a realidade da gravidade e consequências geradas para o funcionamento do motor Diesel. Os valores absolutos servem como referência apenas.

Dentro dos problemas de contaminação, o mais recorrente e de maior impacto a curto prazo no motor Diesel é a contaminação por Sódio, que se traduz em vazamento do líquido de arrefecimento para a câmara de combustão ou cárter. Além disso é o tipo de problema que mais demanda esforço de avaliação e pesquisa da equipe de manutenção.

O comportamento do sódio enquanto elemento contaminante tem sido pouco abordado na literatura publicada, todavia, sua presença pode indicar problemas de duas formas diferentes.

De acordo com Chevron (2013), quando o sódio está presente como um sólido abrasivo atua no desgaste de injetores, bomba de combustível, pistão e anéis e caso esteja presente como sabões metálicos solúveis pode contribuir para a obstrução de filtros e depósitos no motor.

Quando estão presentes em alta concentração pode indicar um vazamento de líquido de arrefecimento *Intercooler*, e podem ser coletados com uso de filtros de partículas (NADKAMI, 2011).

Assim, em alto nível é motivo de preocupação, pois isso afeta o seu desempenho, resultando em baixa produtividade ou quebra de equipamentos. Portanto, se os níveis de sódio estiverem mais altos do que o recomendado, ou tiverem uma tendência mais alta, medidas devem ser tomadas para remediar a situação.

Recentemente, houve um aumento nos problemas de campo relatados devido à obstrução do sistema de injeção de combustível em motores diesel modernos. Isso pode assumir a forma de depósitos nos filtros de combustível ou nos próprios injetores de combustível. Trabalhos recentes propuseram um mecanismo pelo qual o combustível contaminado com sódio pode sofrer reações adversas entre os compostos de sódio e os aditivos do combustível, levando à formação de material que pode impedir o funcionamento dos injetores de combustível diesel.

De acordo com Fernandez-Feal et al. (2018), O aumento de sódio indica a existência de possível contaminação, geralmente por água diretamente ou por ar úmido que entra no motor. A água pode ter entrado devido a um problema mecânico ou acidente.

A contaminação por umidade em óleos lubrificantes em serviço é talvez uma das formas mais destrutivas e caras de corrosão do motor, perdendo apenas para a contaminação por partículas. A contaminação da água no óleo pode ser categorizada em três formas de água; Umidade dissolvida, emulsionada e cada uma das quais causa seus próprios problemas diretos e indiretos ao motor.

A umidade dissolvida é o nível mais baixo de contaminação por umidade em óleos lubrificantes. Essa umidade é derivada da umidade do ar ambiente interagindo lentamente com o óleo lubrificante ao longo do tempo. Normalmente, quanto mais aditivos o óleo contém, mais higroscópico (atração de água) o óleo se tornará.

Os níveis aceitáveis de umidade dissolvida variam tipicamente de 50-300 ppm (ou 0,0050% – 0,0300%). Este nível de umidade não afeta muito a compressibilidade

ou viscosidade do óleo, mas é a espécie de água mais quimicamente reativa, pois está dispersa por todo o óleo.

Se não for verificada, a umidade dissolvida continuará a aumentar dentro da amostra de óleo até atingir um ponto de saturação. Neste ponto, qualquer água adicionada irá precipitar como microgotas emulsificadas turvas. Como a maionese que você colocaria em seu sanduíche, essa forma de umidade é criada pela agitação contínua, aquecimento e alta pressurização da água em óleo.

O ponto de saturação varia para diferentes lubrificantes. O óleo mineral tem um nível de saturação de 100 ppm (0,0100%), enquanto alguns fluidos hidráulicos têm um nível de saturação de até 5000 ppm (0,5000%). À medida que alguns óleos envelhecem, o ponto de saturação pode aumentar dependendo do tipo de óleo e dos aditivos usados no lubrificante.

A umidade livre é a água que não é dissolvida nem emulsionada em uma amostra de óleo, mas permanece em uma fase líquida aquosa distinta e separada. Essa forma de umidade nunca se incorporará ao óleo e geralmente se origina de condensação ou vazamentos. A umidade livre é mais densa que o óleo e se depositará no fundo da maioria dos motores ou criará uma película fina cobrindo todos os componentes de metal polar disponíveis (BALL; PETER, 1998).

## 2.9 DETECÇÃO E DIAGNÓSTICO DE FALHAS EM MOTORES A DIESEL

Falhas mecânicas são uma ocorrência comum em todos os sistemas mecânicos. Com o tempo, uma pequena falha mecânica pode se transformar em uma falha grave se não for detectada e atendida com manutenção adequada. Além disso, um método de detecção de falhas deve levar a maior eficiência, maior segurança, melhor desempenho e redução dos custos totais de vida útil do sistema. Um dos sistemas mecânicos mais utilizados é o motor de combustão interna.

A maioria das técnicas convencionais de diagnóstico de falhas em motores a diesel baseia-se principalmente na análise da diferença de amplitude dos sinais de vibração no domínio do tempo ou no espectro de frequência.

A detecção de falhas em seus estágios iniciais pode ser benéfica para evitar falhas maiores e mais graves. Os métodos de detecção e diagnóstico de falhas são usados para monitorar um sistema, identificar quando uma falha ocorreu e identificar o tipo de falha e sua localização. Se uma falha puder ser detectada e diagnosticada corretamente, medidas corretivas podem ser aplicadas para reparar a falha e reduzir qualquer dano adicional ao sistema (LIU; WU, 2009).

Figura 19. Tipos de elementos

1 -Contaminação do óleo	2 – Desgaste de componentes	3 – Condição do óleo
Ocasionado geralmente por má vedação do sistema de admissão de ar ou cárter e vazamentos internos do líquido arrefecedor ou combustível.	O desgaste natural das peças e componentes pode ser monitorado e avaliado quando há anomalias que indiquem um falha iminente.	Todo óleo tem uma vida útil, e após esse período ele se torna danoso ao motor, perdendo capacidade de lubrificação e gerando desgastes. Com monitoramento é possível realizar a troca no momento ideal
Pode gerar desgaste excessivo dos componentes internos gerando falhas, calço hidráulico etc.	Pode ocasionar a quebra de componentes ou mesmo do motor Diesel.	Pode sobreaquecer o sistema devido ao atrito direto entre partes móveis, ocasionando quebras severas.
Parâmetros: Silício (Si)            Alumínio (Al) Água                    Sódio (Na) Potássio (K)           Diesel	Parâmetros: Ferro (Fe)            Chumbo (Pb) Cobre (Cu)            Estanho (Sn) Alumínio (Al)        Cromo (Cr)	Parâmetros: Viscosidade            TBN Oxidação                Sulfatação Fuligem                  Insolúveis

Fonte: Elaborada pelo autor (2022).

Os métodos de diagnóstico de falhas do motor diesel são geralmente classificados em três categorias, incluindo o método baseado em modelos, baseado em sinal e baseado em dados (WEN et al., 2018).

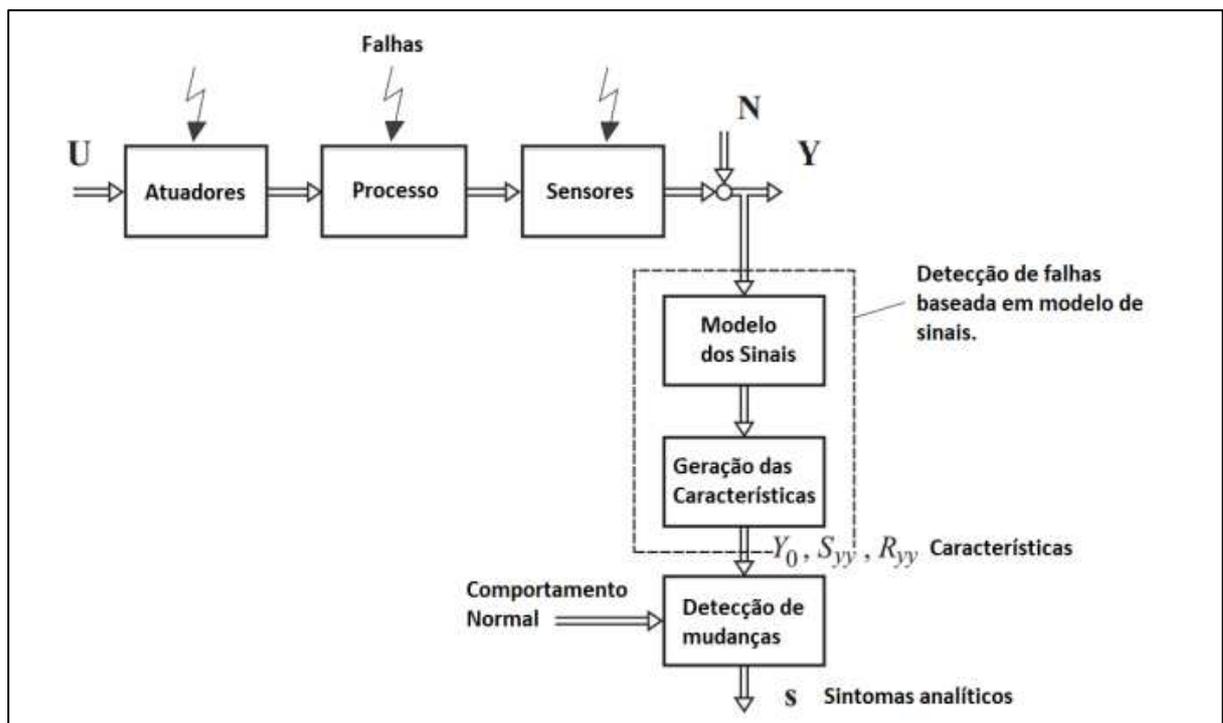
O método de diagnóstico de falhas baseado em modelo é o desenvolvimento mais antigo e a pesquisa mais madura entre os três tipos. O método tem uma fundamentação teórica profunda e pode penetrar na essência do sistema dinâmico para alcançar a identificação de falhas.

Zhong et al. (2018) aplicaram vários modelos Bayesianos<sup>2</sup> para detecção de falhas de motores automotivos. Xu et al. (2020) propuseram um modelo de diagnóstico de falhas baseado em regras de crença para falhas múltiplas simultâneas e o aplicaram à detecção de falhas de motores diesel marítimos.

Por sua vez, Bi et al. (2019) estabeleceram uma decomposição de modo variacional aprimorado e um modelo de biespectro para diagnosticar a folga da válvula de motores a diesel. Este método só é útil para o sistema com modelos matemáticos conhecidos, mas modelos matemáticos precisos do sistema são geralmente difíceis de obter em situações reais.

O método baseado em sinal também é amplamente utilizado para o diagnóstico de falhas do motor diesel. Na pesquisa realizada por Liu e Lu (2019) foi analisado o sinal instantâneo de pressão de escape por análise espectral para diagnosticar as falhas dos motores diesel. A Figura 20 ilustra o funcionamento do método em sinal.

Figura 20. Detecção e diagnóstico de falhas baseado em sinais



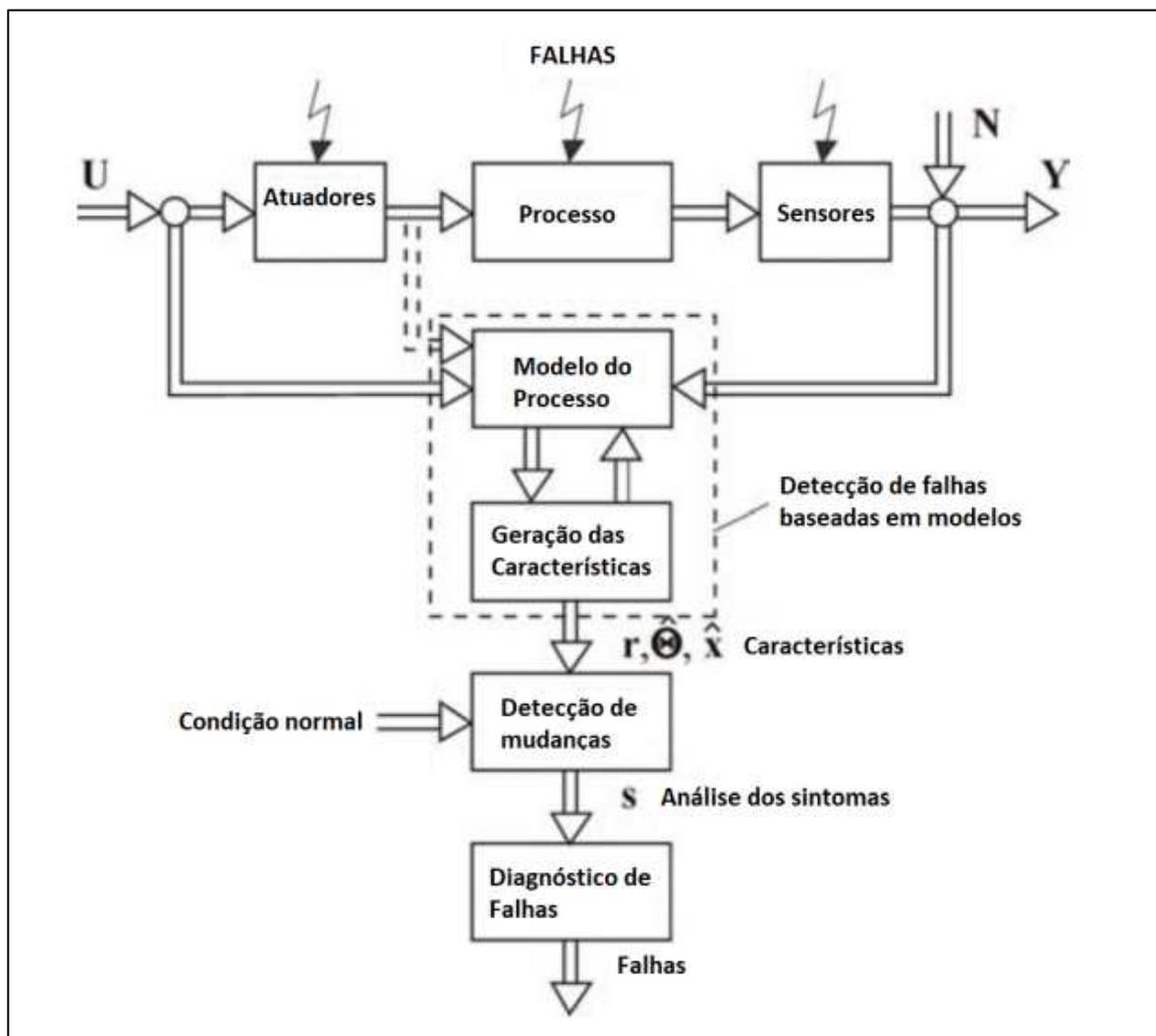
Fonte: Isermann (2016).

<sup>2</sup> A metodologia bayesiana foi inicialmente desenvolvida na Inglaterra em meados da década de 70, a partir do trabalho de Harisson e Stevens (1976). Durante os anos oitenta, sofreu importantes desenvolvimentos, que estão sistematizados no livro de Harisson e West (1989). As principais características da metodologia e que, provavelmente, a tornaram tão atraente entre economistas residem, em primeiro lugar, na reincorporação do antigo conceito de modelo de decomposição (tendência, ciclo e sazonalidade).

Tao et al. (2019) apresentaram uma abordagem de diagnóstico de falha de ignição baseada em aumento de gradiente extremo utilizando a informação de alta precisão de tempo-frequência de sinais de vibração. No entanto, os padrões de sinal extraídos para o mesmo tipo de falha a cada vez se apresentam diferentes, interferindo assim na identificação da falha.

O método orientado a dados não requer um modelo matemático prévio da estrutura ou componente e é ideal para o diagnóstico de falhas de sistemas complexos. O esquema desse método é ilustrado na Figura 21.

Figura 21. Detecção e diagnóstico de falhas baseado em dados



Fonte: Isermann (2016).

Dessa forma, a identificação de falhas é uma etapa importante no processo de diagnóstico do método orientado a dados. Métodos adequados de identificação de falhas podem reduzir a interferência durante a aquisição do sinal, os erros durante a decomposição do sinal e os erros causados pelo ruído do sensor.

Os métodos populares de identificação de falhas atuais incluem: máquinas de vetor de suporte (WANG; FU; GAO, 2019); redes Bayesianas, que têm uma forte capacidade de processamento de problemas de incerteza porque podem aprender e raciocinar sob condições de informações incompletas e incerta (WANG et al., 2019); redes neurais de retropropagação (ZHANG et al., 2020), que têm uma capacidade de classificação de padrões arbitrariamente complexa e excelente capacidade de mapeamento de funções multidimensionais.

Wang et al. (2019) apresentaram uma abordagem baseada em redes bayesianas para isolamento de falhas na presença de incertezas e a aplicaram para diagnóstico de falhas de motores diesel. Xie et al. (2018) construíram um modelo de diagnóstico de falhas do motor usando redes neurais de retropropagação maduras e algoritmos genéticos para diagnosticar as falhas dos motores.

Jiang et al. (2019) propuseram uma estrutura de rede neural profunda baseada em uma rede neural convolucional 1D e uma rede de longo prazo para o diagnóstico de motores a diesel.

Salienta-se que a análise dos óleos revela os primeiros sinais de desgaste de um componente, conforme ilustra-se no exemplo da Figura 22.

Figura 22. Exemplo de relatório

COMENTÁRIO DA COLETA:

Dados da Amostra						Desgaste													Contaminação					Água	
Amostra	Status	Coleta	Resultado	Odômetro	km amostra	Troca?	Adição	Fe (ppm)	Cu (ppm)	Cr (ppm)	Pb (ppm)	Sn (ppm)	Ni (ppm)	Mo (ppm)	Ti (ppm)	V (ppm)	Mn (ppm)	Ag (ppm)	PQI	SI (ppm)	Al (ppm)	Na (ppm)	K (ppm)	Diesel	KF Vol. (ppm)
1800230486	Anormal	19/01/2019	01/02/2019			Não Informado		34	17	1	15	0	0	76	0	0	1	0	7	14	4	0	0	N	2003
1800225581	Anormal	26/12/2018	16/01/2019			Não Informado		29	11	2	16	1	0	62	0	0	1	0	8	7	0	0	0	N	2023
1800223899	Anormal	03/01/2019	15/01/2019			Não Informado		18	3	1	10	0	0	65	0	0	0	0	8	8	0	54	0	N	1911
1800225595	Anormal	27/11/2018	21/12/2018			Não Informado		23	4	1	15	2	0	71	0	0	0	0	5	10	1	0	0	N	2005
1800310063	Anormal	17/10/2018	24/11/2018			Não Informado		25	4	1	22	0	0	66	0	0	1	1	13	8	1	4	5	N	2616

Amostra	Fluido		Condições do óleo							Carga Aditiva					
	Óleo	Volume	Viscosidade 100°C (cSt)	Fuligem-FTIR (%)	TBN-4739 (mg KOH/g)	Sulfatação-FTIR (abs/cm-1)	Oxidação-FTIR (abs/cm-1)	Insolúveis em pentano (%)	P (ppm)	Zn (ppm)	Ca (ppm)	Mg (ppm)	B (ppm)	Ba (ppm)	
1800230486	-	1300.0	14,94	0,63	5,967	35	33	-	115	16	3742	11	3	2	
1800225581	-	1300.0	14,85	0,71	5,654	40	41	0,7	106	8	3226	9	2	1	
1800223899	-	1300.0	15,29	0,65	4,080	26	21	-	65	5	3572	10	12	1	
1800225595	-	1300.0	14,34	0,56	5,576	45	42	-	101	5	3459	10	2	1	
1800310063	--	1300.0	16,08	1,10	6,056	33	28	0,3	56	5	3137	8	0	0	

Fonte: Dados primários da pesquisa (2022).

A identificação é feita com base no estudo do número de partículas, tamanho, forma e composição das mesmas, presentes nas amostras de lubrificantes, que fornecem informações precisas sobre as condições das superfícies móveis sem a necessidade de desmontar o conjunto ao qual essas peças pertencem.

### 3 METODOLOGIA

#### 3.1 PROCEDIMENTOS

Como metodologia foi realizado um estudo documental e de campo para coletar dados necessários para construção de uma série estatística. Conceituando estudo documental, Fonseca (2002, p. 32) destaca que é aquela que:

[...] trilha os mesmos caminhos da pesquisa bibliográfica, não sendo fácil por vezes distingui-las. A pesquisa bibliográfica utiliza fontes constituídas por material já elaborado, constituído basicamente por livros e artigos científicos localizados em bibliotecas. A pesquisa documental recorre a fontes mais diversificadas e dispersas, sem tratamento analítico, tais como: tabelas estatísticas, jornais, revistas, relatórios, documentos oficiais, cartas, filmes, fotografias, pinturas, tapeçarias, relatórios de empresas, vídeos de programas de televisão, etc.

Em relação ao estudo de campo para coleta de dados Fonseca (2002) elucida que a pesquisa com essas características possui essência investigativa, além de bibliográfica e/ou documental, se faz com a aquisição dos dados junto as pessoas, por meio de diferentes artifícios.

A série estatística será construída a partir da modelagem de uma série temporal, com a realização de um processo estocástico não estacionário com dados ordenados em intervalos regulares de tempo.

Faz-se importante mencionar que o processo estocástico, de acordo com Ynoguti (2011), envolve o estudo de uma variável aleatória que possui uma função no tempo. Por variável aleatória entende-se “função que associa um número real  $X(\zeta)$  a cada resultado  $\zeta$  no espaço amostral de um experimento aleatório” (p. 25). Quanto ao processo estocástico não estacionário, afirma-se com base no mesmo autor, que se configuram como aqueles em que as características estatísticas variam com o tempo.

Otero e Heineck (2004, p. 2) conceituam estimativa paramétrica de custos como: “apresenta-se como um método que utiliza relações sob a forma de algoritmos matemáticos ou lógicos de modo a obter uma estimativa de custos”.

### 3.2 PROCESSO DE COLETA DOS DADOS

A cada 15 dias são coletadas amostras de óleo diesel de locomotivas, tais amostras vão para um laboratório que medem a quantidade de partículas presentes, tais como água, sódio, cobre, alumínio etc. Cada tipo de contaminação e/ou desgaste pode indicar prematuramente um problema em potencial. O desgaste e/ou contaminação sempre estará presente, o que importa é a progressão.

### 3.3 DESENVOLVIMENTO DA SÉRIE TEMPORAL PARA ESTRATÉGIA DE TOMADA DE DECISÃO BASEADA NO DESVIO DA META

A construção de um modelo de suporte a decisão do especialista em relação a diretivas específicas relacionadas a manutenção preventiva de locomotivas a diesel apresenta especificidades distintas tanto em relação a base de dados referencial quanto a um possível uso de processo de aprendizagem supervisionada e não supervisionada conforme descrito no Capítulo 1.

Dada a falta de referências na literatura para a construção de modelos baseados em dados para tal tarefa, busca-se, nesse trabalho, a construção de um processo específico, baseando-se em resultados de predição que podem ser provenientes de modelos de aprendizagem de máquina ou métodos estatísticos que possa ser eficiente e confiável como suporte a decisão do especialista.

Inicialmente, foi construído um procedimento de predição baseando-se na sequência histórica dos ensaios químicos do óleo das máquinas é viabilizado. Em uma primeira etapa, este processo de predição é específico para cada série histórica de cada equipamento, ou seja, considera-se a análise de forma desacoplada, sem levar em conta possíveis correlações entre o comportamento da frota de locomotivas. Sendo assim tem a predição:

$$\hat{y} = f(x)$$

onde, o valor da predição  $\hat{y}$  pode ser obtido por métodos de regressão via modelos de aprendizagem de máquina ou autorregressão, provenientes de métodos estatísticos.

Busca-se, de forma direta, baseando-se em medições prévias, qual deve ser a próxima medição. Modelos paramétricos lineares ou não lineares servem como base para a construção do processo preditivo.

Avaliando as possibilidades de obtenção do modelo preditivo, tratando-se de aprendizagem de máquina é viável a obtenção da parametrização do modelo por meio de aprendizagem supervisionada onde, a serie temporal de cada locomotiva serve de referência para a construção do modelo. Nessa possibilidade, é comum a utilização do erro médio quadrático (RMSE) como referência para a avaliação da qualidade do modelo em um processo de regressão, sendo a parametrização que gera o menor RMSE usualmente adotada como modelo de previsão.

Em se tratando de modelos não supervisionados, basicamente fica inviável a construção de um modelo desacoplado da frota, devendo ser desenvolvido considerando-se todas as locomotivas em conjunto. Esta possibilidade não será levada em conta nesse modelo, principalmente por se tratar de uma tentativa inicial de um modelo preditivo, sendo modelos individuais mais fáceis de avaliação quanto a efetividade ou não. Isto não quer dizer que a avaliação da frota como um todo, mesmo considerando-se modelos individuais, não possa trazer subsídios para avaliar ou direcionar potencialidades dos métodos paramétricos em relação a possíveis tomadas de decisão.

Com estas diretivas definidas, ou seja, tendo um procedimento de predição supervisionado definido, a questão a ser desenvolvida está relacionada na utilização desta predição de forma efetiva pelo especialista. Duas possibilidades se apresentam: 1) prever o próximo valor e usá-lo para a tomada de decisão; e 2) obter a próxima medição e construir um método de decisão baseando-se no diferencial do previsto para o obtido.

A primeira possibilidade é mais comum, sendo basicamente considerada a forma canônica em relação a procedimentos de previsão, ou seja, a ideia é prever para tomar a decisão. Nesse modelo, é necessário um processo de validação visando minimizar o RMSE normalmente, garantindo, assim, que a previsão é fiel aos valores reais. Utilizam-se, para tal, procedimentos de aprendizagem baseado na subdivisão da base de treinamento em conjuntos de treinamento e teste ou procedimentos estatisticamente mais robustos como validação cruzada.

Na segunda possibilidade, menos usual em procedimentos de regressão, assume-se um comportamento para o fenômeno modelado como, por exemplo: linear,

exponencial, autorregressivo. Determinado o modelo paramétrico a ser adotado, utiliza-se a base de dados, neste caso a sequência histórica do equipamento, para ajustar os parâmetros do modelo, permitindo, assim, a previsão da próxima medição de acordo com o modelo paramétrico adotado. Tal estratégia só será efetiva se o modelo paramétrico apresentar razoável nível de aderência com o fenômeno modelado. Este, com certeza, é o ajuste mais complexo na construção do modelo.

Especificamente, no caso em estudo, tem-se a expectativa que os níveis de medições no óleo vão aumentando caso alguma variável exógena não seja considerada como, por exemplo, algum nível de manutenção, que mudaria, possivelmente, de forma drástica o comportamento das medições. Supondo a não utilização de variáveis exógenas, tem-se a considerar:

- A captura de mudanças de desempenho (devido ou não a variáveis exógenas);
- A sensibilidade em relação ao cenário histórico, ou seja, o modelo paramétrico deve ter potencial para avaliar o desempenho do equipamento não de uma forma global mas, preferencialmente, em sequências de dados históricas (ou janelas temporais) que sejam eficientes na detecção de variações relevantes entre o previsto e o medido.

Ou seja, uma previsão paramétrica usando todos os dados da série histórica do equipamento não se adequaria a estas necessidades. Na tentativa de controlar tais questões, uma forma de obter uma predição local é a utilização de pequenas sequências históricas da série histórica ajustando modelos paramétricos específicos para cada uma das janelas compostas pelos poucos dados das sequências.

Visando a exemplificação, será desenvolvido o modelo paramétrico considerado o mais simples, a saber via um procedimento de interpolação linear. Supondo-se uma sequência histórica do equipamento composta por 10 medições sequenciadas. A construção da predição através da interpolação linear se dá na seguinte sequência: utilizam-se as duas medições anteriores para obter a interpolação linear; e obtém-se a previsão da próxima medição pela extrapolação da interpolação anterior.

Desta forma, no final do processo, supondo uma sequência de 15 medições, seriam construídas oito interpolações lineares para a previsão da terceira até a última medição.

Considerando-se ou atestando-se, por exemplo, que o uso de dois pontos não simula adequadamente o comportamento da sequência histórica, desenvolve-se um processo com três pontos. Sendo assim, ter-se-ia para o exemplo simulado com 15 medições a construção de sete interpolações para a previsão da quarta medição até a última medição. Ou seja, é viável por este processo o ajuste das extrapolações de acordo com a quantidade de pontos que se mostre necessária para que se tenha a predição com maior nível de fidelidade.

Tem-se a expectativa que poucos pontos sejam necessários para tal tarefa, visando uma boa qualidade da previsão de acordo com os quesitos acima citados. Fato este crucial, visto que apesar dos dados dos equipamentos poderem ser considerados uma série temporal, a pouca quantidade de medições para cada máquina limitaria o uso do procedimento de regressão com o uso de um número mais expressivo de medições.

Apesar de se ter uma boa expectativa com o uso de modelos lineares de interpolação e regressão devido ao uso local baseado em janelas das sequências de medições, logicamente, modelos paramétricos não lineares podem ser adotados na obtenção da predição visando uma melhor representação da sequência histórica das medições, atentando-se, sempre para modelos que envolvam poucas medições prévias para a predição devido, como citado, a limitação do número de medições. Inclusive, um modelo de predição baseado em redes neurais poderia ser construído. Neste caso, ter-se-ia a complexidade adicional de treinamento da rede para a obtenção do modelo paramétrico, tarefa viável com a utilização de toda a frota para tal.

Deve-se ressaltar que procedimentos de extrapolação não são aconselhados em processos de interpolação e regressão, visto que tendem a apresentar um nível de erro superior em relação a interpolação. Visando avaliar esta questão em relação ao comprometimento da predição, o uso de modelos estatísticos autorregressivos, mais específicos, para previsão de séries temporais serão avaliados como ferramenta de predição.

Porém, a grande questão, na prática, é justamente a forma de avaliação de qual modelo melhor representa predição do fenômeno estudado visto que, a filosofia do método se baseia em assumir o comportamento para a sequência histórica em questão. Subsídios de especialistas são de fundamental importância para este ajuste.

No caso de modelos autocorrelacionados, suas construções parecem ser bem representativas das sequencias históricas de medições utilizadas.

### 3.3.1 Método do desvio da Meta

Conforme descrito, a primeira etapa do processo de tomada de decisão em relação a manutenção do equipamento se dá pela predição da medição por meio de um modelo paramétrico previamente adotado por meio da aderência ou correlação com o fenômeno modelado, ou seja, a série histórica das medições das máquinas monitoradas.

A segunda etapa, trata diretamente da determinação do modelo de tomada de decisão baseando-se no uso desta predição previamente obtida. Inicialmente, apesar de ter o processo construtivo de predição, na prática, quando aplicado a medição predita já deve estar a disposição do especialista. Assim, pode-se avaliar a diferença entre a predição do modelo paramétrico utilizado e o valor real da medição do equipamento:

$$DM = \text{valor predito} - \text{valor medido}$$

onde,  $DM$  é o chamado desvio da meta referência para o modelo de tomada de decisão. O valor de  $DM$ , neste processo, não indica diretamente um erro de predição. Entende-se  $DM$  como sendo um desvio de desempenho ou comportamento associado a expectativa do modelo paramétrico adotado. Este desvio pode ser desacoplado em duas parcelas específicas, na forma:

$$DM = DP + DE$$

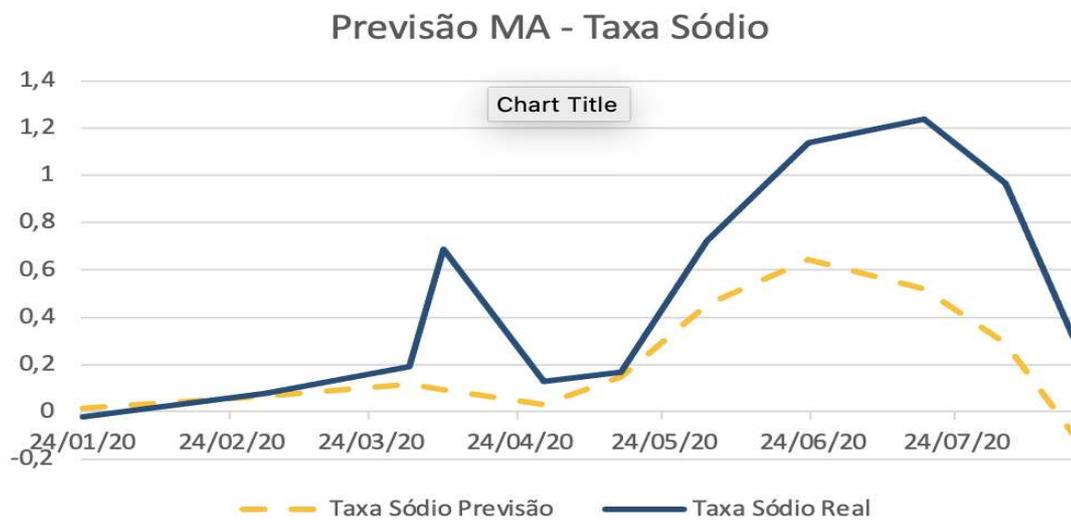
Com  $DM$  representando o desvio devido a predição de  $DE$  e o desvio relativo a fatores endógenos e/ou exógenos. O valor de  $DP$  está associado aos fatores: escolha inadequada do modelo paramétrico; e alto nível de ruído nas medições.

Em relação ao primeiro item, o valor do  $DM$  está relacionado a uma má escolha do modelo paramétrico de predição, não refletindo adequadamente o comportamento

do fenômeno predito, ressaltando, assim, a necessidade de experimentos com possibilidades distintas de modelos paramétricos para minimizar esta distorção.

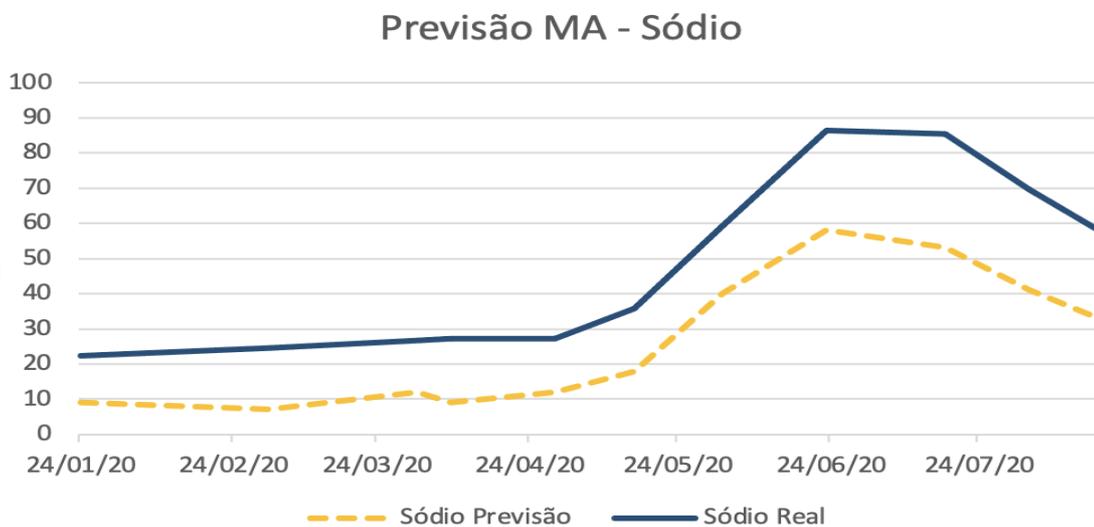
No caso do segundo item, diretamente relacionado ao uso de dados experimentais, pode também ter seu efeito minimizado pelo modelo paramétrico adotado. Estratégias de regularização podem ter efeitos positivos em relação a presença de *outliers*, por exemplo. Modelos paramétricos autoregressivos também são construídos baseando-se na presença de ruído nas séries temporais avaliadas.

Figura 23. Previsão MA – Taxa Sódio



Fonte: Elaborada pelo autor (2022).

Figura 24. Previsão MA – Sódio



Fonte: Elaborada pelo autor (2022).

Assim, as duas primeiras possibilidades em relação ao valor do *DM* estão associadas diretamente a etapa de predição devendo ser minimizadas pelo processo preditivo via modelo paramétrico. Em relação a variação valor de *DEE*, tem-se as seguintes causas:

- Aumento incomum no nível de desgaste do equipamento (variável endógena);
- Atuação de alguma variável exógena: Manutenção simples (troca ou complementação de óleo, por exemplo); e Manutenção invasiva (troca de peças, por exemplo).

Desta forma, o valor relacionado a parcela *DEE* é a referência básica do indicativo da mudança de comportamento do equipamento em relação a predição do modelo paramétrico adotado. Especificamente, a construção de regras baseando-se no valor de *DEE* respalda o método de tomada de decisão a ser adotado.

Deve-se levar em conta, para a obtenção de regras de decisão, a assimetria no valor *DEE*, ou seja, *DEE* positivo (valor predito maior que valor medido) determina um desempenho do equipamento totalmente distinto de um valor de *DEE* negativo (valor predito menor que valor medido), mesmo que tenha a mesma magnitude em módulo.

No primeiro caso, tem-se o entendimento de um desempenho conservador, ou seja, o equipamento está funcionando em condições melhores do que as previstas pelo modelo paramétrico. Porém, desvios positivos do *DEE* considerados acima do razoável, podem fornecer *feedback* para o ajuste do modelo paramétrico da primeira etapa através de procedimentos iterativos de tentativa e erro que não serão considerados neste trabalho.

No segundo caso, onde o valor de *DEE* é negativo, tem-se o enfoque da construção do modelo de tomada de decisão baseando-se na magnitude do desvio. Desta forma, deve-se gerar níveis de alertas relacionados diretamente no valor de *DEE*. Tais regras podem ser construídas baseando-se na experiência de especialistas ou através de procedimentos automáticos como, por exemplo, modelos de Raciocínio Baseado em Casos (VON WANGENHEIM; VON WANGENHEIM; RATEKE, 2013).

Nesta fase do trabalho, optou-se pela ajuda do especialista na construção das regras para o modelo de alertas. Entende-se que a experiência do especialista embasada em seus modelos analíticos é altamente adequada para a definição de regras efetivas.

Finalizando, é importante enfatizar que somente o valor do desvio *DEE* é relevante no processo de tomada de decisões. Entretanto, na prática, não se consegue desacoplar as parcelas *DDP* de *DEE*, sendo necessário o uso do valor direto de *DM*.

### 3.3.2 Consolidação e especificação do modelo de decisão

Seguem-se, a seguir, detalhamentos adicionais do modelo de tomada de decisão proposto neste trabalho. Como descrito, o modelo é constituído de duas etapas: (i) modelo de predição paramétrica; (ii) modelo de tomada de decisão baseado no desvio da meta. Importante ressaltar que, apesar de ser apresentado levando-se em conta uma variável de medição por máquina, como, por exemplo, o nível de chumbo.

A extensão considerando medições adicionais relacionadas ao equipamento podem ser construídas por meio da combinação dos dois ou mais modelos gerados, o que aumenta, inclusive, a possibilidade de construção de regras que refinem o processo de tomada de decisão pelo especialista.

Também é viável, principalmente na etapa de construção do modelo paramétrico preditivo utilizar ao invés do valor da medição direta, ou seja, bruta, utilizar-se de taxas de variação entre medições adjacentes, similar ao que se faz no modelo de autorregressão ARIMA, onde o *I* é o indicativo de se trabalhar com a diferença dos dados, visando produzir uma série temporal estacionária, característica importante para o bom funcionamento do método, como será visto em seção a frente.

Além disto, o uso de taxas ao invés do dado bruto da medição pode ser importante quando não se tem as medições uniformemente espaçadas, o que traz imprecisão para alguns modelos. Estas possibilidades de variação do uso dos dados das medições basicamente não influenciam na construção do modelo paramétrico preditivo, sendo sua escolha diretamente relacionada ao melhor nível de predição que pode ser obtido pelo modelo.

No modelo desenvolvido, optou-se pela avaliação de dois padrões de medição para a construção de dois modelos preditivos paramétricos: o valor absoluto de sódio (ppm) na amostra; e a taxa de sódio entre medições. A taxa é calculada na forma:

$$T_{sodio} = \frac{(T_{sodio_i} - T_{sodio_j})}{d_i - d_j}$$

$$sodio = \frac{(Sodio_i - Sodio_j)}{d_i - d_j}$$

onde  $d_i$  e  $d_j$  são as datas da obtenção das medições  $Sodio_i$  e  $Sodio_j$ , respectivamente. Ajusta-se os valores das datas para que a diferença forneça o número de dias decorridos entre as medições. As medições para o cálculo da taxa podem ser não consecutivas, caso sejam mais representativas ou indicadas pelo especialista. O modelo baseado em taxas tem a vantagem de corrigir medições obtidas com espaçamento não uniforme, além de relacionar o padrão de variação entre dois momentos da medição.

Os ensaios da frota monitorada apresenta a avaliação de diversos metais presentes no óleo de cada máquina. No primeiro protótipo do modelo, optou-se por usar com variável de medição o teor de sódio no óleo, indicada pelo especialista como um metal de alta correlação na indicação de contaminação interna do sistema.

### 3.3.3 Determinação das regras para o modelo de decisão

As regras definidas para o modelo de decisão são obtidas diretamente com o especialista. Baseiam-se no seu conhecimento acumulado neste tipo de monitoramento. Por ser um monitoramento preventivo, os indícios iniciais de variação nos valores das medições do equipamento são de baixa relevância, normalmente sem risco a curto prazo para o funcionamento do mesmo.

As regras vão sinalizar diretamente se a máquina está com padrão aceitável de sódio e de taxa de sódio no óleo ou se deve-se ter um indicativo de alerta. No caso, a combinação dos resultados dos dois modelos preditivos definirá a ativação ou não do sinal de alerta. A regra determinada pelo especialista para o  $DM_s$  relacionado ao valor de sódio é definida como:

$$Se DM_s < 0 \rightarrow alerta_s$$

ou seja, valores negativos do desvio da meta indicam anomalia presente no equipamento. Em relação a regra para o  $DM_{ts}$  da taxa do sódio é dada por:

$$\text{Se } DM_{ts} < -0,25 \rightarrow \text{alerta}_{ts}$$

Novamente, destaca-se que estes valores associados às regras foram avaliados e determinados pelo especialista. Conforme descrito anteriormente, é interessante o refinamento do alerta em vários níveis de intensidade da anomalia, indicando a necessidade de níveis distintos de intervenção no equipamento.

No modelo desenvolvido, este refinamento poderia ser feito de forma natural no ajuste direto dos valores associados tanto a regra do  $DM_s$  quanto a regra do  $DM_{ts}$ . De certa forma, quanto mais negativo for o valor de  $DM_s$  e quanto menor que  $-0,25$  for o valor de  $DM_{ts}$ , maior nível de atenção deve ser dado ao equipamento. O ajuste dos valores de referência dos refinamentos teria que ser obtido com bastante critério.

No entanto, no modelo desenvolvido, optou-se pelo não refinamento dos valores de referências neste primeiro protótipo. O aumento no nível de alerta pelo acúmulo sequencial simultânea tanto de  $alerta_s$  quanto de  $alerta_{ts}$ , ou seja, quanto maior a sequência consecutiva de alertas na mesma medição do equipamento, mais crítico é o nível do equipamento. Foram definidos níveis em conjunto com o especialista níveis de alertas e ações para tomada de decisão conforme Quadro 5:

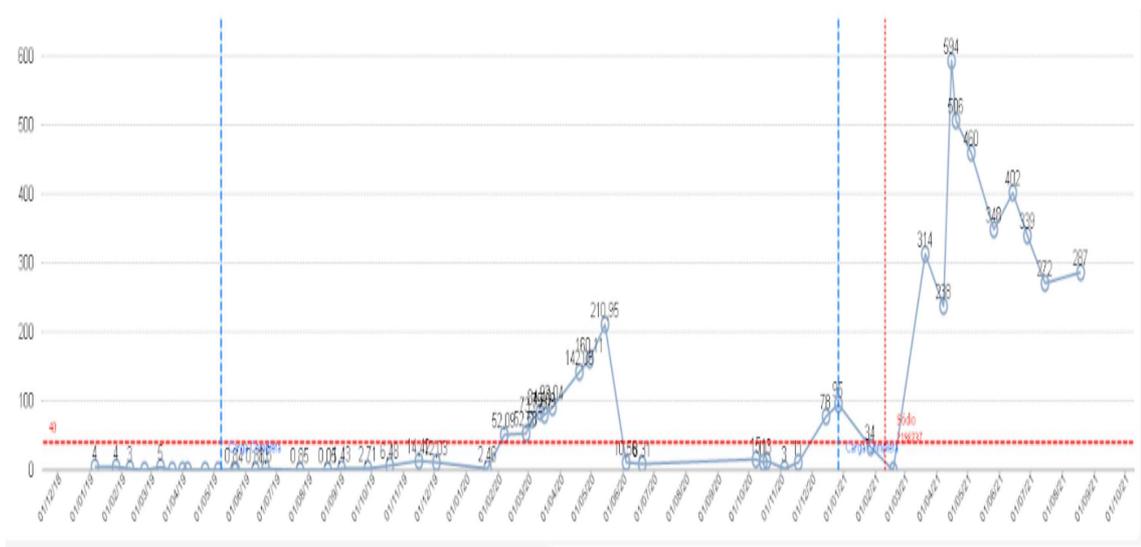
**Quadro 5. Níveis de alertas e ações para tomada de decisão**

Nível	Risco	Ação
1	Baixo	Solicitar uma nova amostra, para confirmar os números; Como o processo de coleta da amostra é manual essa ação tenta mitigar a possibilidade de uma coleta executada erroneamente.
2	Médio	Com dois ou mais casos, é aberta uma solicitação para oficina inspecionar a locomotiva, não é solicitado prioridade à área de operação.
3	Alto	Com três ou mais casos o nível de severidade da solicitação de inspeção na oficina é incrementado e solicitado à área de operação para priorizar a parada desta locomotiva. Há caso onde as manutenções não são efetivas e a locomotiva pode continuar apresentando evidências da solução do problema

Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

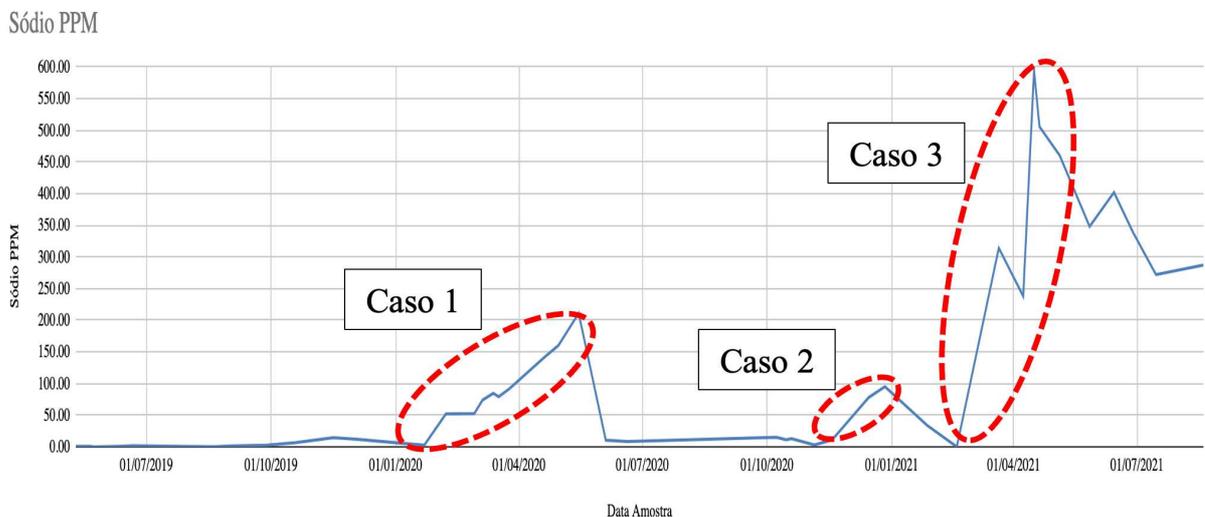
Para exemplificar como o modelo se aplica uma locomotiva, as Figuras 25 e 26 representam o gráfico de evolução do sódio no período de 01/01/2019 até 01/10/2021, as linhas verticais vermelhas representam abertura de um chamado para visitas nas oficinas, os motivos das visitas não foram informados. As linhas verticais azuis representam uma substituição total do óleo lubrificante. No caso apresentado nas Figuras 25 e 26, a solicitação em vermelho se deu pelo aumento do sódio no lubrificante.

Figura 25. Sódio PPM Exemplo



Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

Figura 26. Sódio PPM Casos Destacados Exemplo



Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

Na Figura 26 marcamos três casos de contaminação identificados visualmente pelo especialista, aplicando o modelo sugerido para essa locomotiva, conseguimos identificar as três sequencias de anomalias relacionadas ao sódio, conforme descreve-se no Quadro 6.

**Quadro 6. Sequências de anomalias relacionadas ao sódio exemplo**

Data Amostra	Sódio PPM	Previsão Sódio PPM	DM	DM_s	T_sodio	Previsão T_sodio	DM	DM_ts	Nível Alerta
10/05/2019	0.84								
21/05/2019	0.84								
23/05/2019	0.00								
11/06/2019	0.88								
21/06/2019	1.60								
24/07/2019	0.85	0.90	0.0493		0.01810				
20/08/2019	0.05	0.86	0.8114		0.00016				
02/09/2019	1.43	0.59	-0.8401	NOK	0.00663				
28/09/2019	2.71	0.89	-1.8239	NOK	0.01121				
19/10/2019	6.48	1.46	-5.0178	NOK	0.06471				
16/11/2019	14.42	3.16	-11.2598	NOK	0.16330	0.02711	-0.13619		
03/12/2019	12.03	7.10	-4.9299	NOK	0.11522	0.07393	-0.04129		
22/01/2020	2.46	8.98	6.5186		-0.00216	0.09014	0.09230		
07/02/2020	52.09	7.00	-45.0859	NOK	0.41090	0.06201	-0.34889	NOK	Nível1 (Baixo Risco)
28/02/2020	52.58	22.64	-29.9371	NOK	0.36692	0.18364	-0.18328		
05/03/2020	73.72	32.76	-40.9623	NOK	0.66333	0.24336	-0.41997	NOK	Nível2 (Médio Risco)
13/03/2020	84.43	47.49	-36.9431	NOK	1.60725	0.39050	-1.21676	NOK	Nível3 (Alto Risco)
17/03/2020	79.09	61.29	-17.8042	NOK	0.69231	0.81749	0.12519		
25/03/2020	92.04	68.46	-23.5765	NOK	1.51769	0.78876	-0.72893	NOK	Nível3 (Alto Risco)
20/04/2020	142.05	76.01	-66.0402	NOK	1.48543	1.05747	-0.42797	NOK	Nível3 (Alto Risco)
30/04/2020	160.11	97.77	-62.3422	NOK	1.57667	1.20394	-0.37272	NOK	Nível3 (Alto Risco)
15/05/2020	210.95	117.74	-93.2136	NOK	2.23492	1.31943	-0.91548	NOK	Nível3 (Alto Risco)
04/06/2020	10.56	149.24	138.6790		-1.14761	1.60426	2.75186		
20/06/2020	8.31	101.41	93.0987		-2.19246	0.64817	2.84063		
08/10/2020	15.00	68.27	53.2652		-0.90130	-0.36810	0.53321		
15/10/2020	11.00	42.37	31.3735		-1.30686	-0.66550	0.64136		
19/10/2020	13.00	22.02	9.0225		0.01781	-1.03983	-1.05764	NOK	
05/11/2020	3.00	11.17	8.1654		-0.03848	-0.76803	-0.72955	NOK	
18/11/2020	11.00	8.13	-2.8747	NOK	-0.09756	-0.46433	-0.36677	NOK	
15/12/2020	78.00	8.86	-69.1450	NOK	1.09836	-0.24155	-1.33991	NOK	Nível1 (Baixo Risco)
27/12/2020	95.00	32.09	-62.9150	NOK	1.18841	0.27676	-0.91164	NOK	Nível2 (Médio Risco)
27/01/2021	34.00	53.71	19.7050		0.37349	0.64239	0.26890		
18/02/2021	0.00	48.47	48.4725		-0.11957	0.57822	0.69779		
21/03/2021	314.00	33.81	-280.1900	NOK	2.45833	0.37036	-2.08798	NOK	Nível1 (Baixo Risco)
08/04/2021	238.00	129.61	-108.3950	NOK	1.40196	1.08488	-0.31709	NOK	Nível2 (Médio Risco)
16/04/2021	594.00	163.70	-430.2975	NOK	7.08861	1.13975	-5.94885	NOK	Nível3 (Alto Risco)
20/04/2021	506.00	315.79	-190.2100	NOK	8.29508	3.19981	-5.09527	NOK	Nível3 (Alto Risco)
05/05/2021	460.00	388.36	-71.6450	NOK	3.24444	5.00985	1.76541		Nível3 (Alto Risco)
27/05/2021	348.00	422.97	74.9700		2.24490	4.55257	2.30767		
14/06/2021	402.00	395.14	-6.8600	NOK	-3.25424	3.84742	7.10165		
28/06/2021	339.00	390.43	51.4250		-2.42029	1.31481	3.73510		
15/07/2021	272.00	351.44	79.4400		-2.64789	-0.34615	2.30174		
19/08/2021	287.00	307.63	20.6250		-0.72619	-1.58682	-0.86063	NOK	

Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

### 3.4 PROCESSO DE ANÁLISE DOS DADOS

#### 3.4.1 Métodos de interpolação e regressão:

Entre os métodos de predição, serão considerados os modelos simples de interpolação e regressão lineares. Em ambos os casos, o processo se define através de uma estratégia de extrapolação. Usualmente, não modelos de regressão ou interpolação não são aconselháveis de serem usados em extrapolação, onde a previsão é feita fora do domínio das variáveis independentes. Neste caso, defende-se tal estratégia devido às questões:

- O domínio da variável independente é definido por poucos pontos, com variação de baixa complexidade da variável dependente devido à baixa cardinalidade;
- Será feita a extrapolação somente para a próxima previsão, ou seja, relativamente próximo do domínio utilizado;
- A previsão visa detectar não somente o valor da variável dependente no próximo passo, mas, principalmente, mudança no desempenho do equipamento. Assim, apesar da relevância na precisão para definição de decisões corretas, o indicativo de mudança já apresenta subsídios na geração de tomada de decisões em relação ao equipamento.

Além destas justificativas, acrescenta-se como justificativa para o uso de modelos lineares o carácter exploratório deste protótipo, onde busca-se um maior entendimento para a construção de um modelo de tomada de decisão de suporte ao especialista. Modelos lineares são mais desempenho apresentado. Apesar da relevância na precisão que poderia ser obtida com modelos não lineares, o indicativo de mudança poderia ser distorcido pelo maior potencial representativo de modelos mais complexos.

Em termos práticos, no caso da interpolação linear, um procedimento baseado em janelas deslizantes é implementado onde, a cada dois pontos obtém-se a

interpolação, e, na sequência determinando a predição do próximo ponto da série histórica.

No caso da regressão linear, o processo de janelas deslizantes também é utilizado, porém, com a possibilidade de uso de variáveis números de pontos na janela para obtenção do modelo linear. No caso em estudo, não se pretende utilizar muitos pontos para a regressão devido a sequência histórica das máquinas não ser grande e, também, para não diferenciar muito do modelo de interpolação linear também utilizado, visto o caráter exploratório.

Tanto a interpolação clássica quanto a regressão linear são métodos amplamente conhecidos e estudados, com ampla literatura disponível e pacotes implementados em linguagens distintas (BURDEN; FAIRES; BURDEN, 2021, CHENEY; KINCAID, 2012).

### 3.4.2 Métodos de autorregressão

Os modelos de interpolação e regressão aplicam-se mais adequadamente em dados estáticos, ou seja, a variável independente seja influenciada pela variável dependente do momento. Em dados temporais pode ser relevante considerar que a variável dependente do modelo seja também influenciada por variáveis anteriores ao momento de avaliação. Nos modelos autorregressivos AR(p) considera-se que o atual valor da série deve ser obtido por meio de p valores prévios da série (BOX, 2015). No caso do modelo AR(1), o próximo valor da sequência temporal depende somente do valor anterior:

$$y_t = \phi y_{t-1} + \alpha_t$$

onde  $\alpha_t$  é um ruído com media nula, independente e identicamente distribuído. Assumindo a hipótese de estacionariedade, ou seja, desenvolve-se temporalmente ao redor de uma média constante, o modelo AR(1) que apresenta média e variância incondicional constantes.

Um complemento ao modelo autoregressivo, onde os valores anteriores são combinados linearmente, o modelo de médias móveis de ordem  $q$  MA( $q$ ) considera o ruído na forma para MA(1):

$$y_t = \alpha_t - \theta \alpha_{t-1}$$

sendo,  $\theta$  o parâmetro do modelo. Ao contrário do processo autoregressivo, o processo de médias móveis é estacionário para quaisquer valores dos parâmetros. Quando  $\theta$  é positivo os valores de  $y_t$  e  $y_{t-1}$  são positivamente correlacionados e quando negativo negativamente correlacionados.

Para a consideração de séries não estacionárias foi desenvolvido o modelo de média móvel integrado autorregressivo (ARIMA) por meio da metodologia Box e Jenkins.

No caso dos modelos autoregressivos de médias móveis ARMA( $p,q$ ), basicamente tem-se uma junção do modelo autorregressivo com o modelo de médias móveis objetivando capturar propriedades relevantes de cada um dos modelos isolados. No caso do modelo ARMA(1,1) tem-se a equação de predição:

$$y_t = \phi y_{t-1} + \alpha_t - \theta \alpha_{t-1}$$

Neste protótipo inicial para o método de tomada de decisão, em conjunto com os modelos de regressão e interpolação lineares, serão aplicados também os modelos AR(1) e MA(1) para a obtenção da predição da sequência histórica. Modelos mais avançados, levando em conta não-estacionariedade, por exemplo, podem apresentar maior efetividade. Porém, a ideia principal é o comparativo entre regressão e autorregressão lineares sendo estes métodos mais simples adequados para a avaliação.

### 3.4.3 Método de avaliação do modelo

A avaliação do modelo de desvio da meta desenvolvido, principalmente em relação ao processo de predição utilizado é etapa crucial na validação do mesmo. Porém, a maior dificuldade para tal está relacionada às características específicas do

modelo onde, o desvio da predição em relação ao valor real não caracteriza simplesmente um erro de predição, mas como explicado anteriormente, uma referência para a tomada de decisão do especialista. Mesmo assim, é importante que os modelos preditivos utilizados tenham potencial para capturar adequadamente o comportamento da série histórica do equipamento.

Assim, baseando-se no dilema viés e variância em um processo de aprendizado será feita uma caracterização dos métodos utilizados em relação ao seu potencial de predição em conjuntos de treinamento e teste baseando-se nesse conceito. Ou seja, questões a respeito de aprendizado e generalização podem ser melhor analisadas baseando-se nos conceitos de viés e variância (TIBSHIRANI, 1996, GEMAN; BIENENSTOCK; DOURSAT, 1992).

Um modelo paramétrico pré-especificado, menos dependente da base de dados, pode não representar adequadamente a relação existente entre os dados, gerando viés alto. Do contrário, modelos menos paramétricos, mais dependentes dos dados, tendem a ter alta variância na generalização.

Em um processo de aprendizado supervisionado é importante a separação da base de dados em conjuntos de treinamento e teste para que se possa determinar o modelo a ser utilizado e sua adequada parametrização. Em relação ao modelo, pode-se adotar:

- um modelo de baixa complexidade, com alto poder de generalização, porém com relevante nível de erro no conjunto de treinamento;
- um modelo de maior complexidade com menor potencial de generalização, porém para maior redução do conjunto de treinamento.

Estas duas possibilidades em níveis extremos levam a padrões de aprendizado conhecidos como sobreajustamento e subajustamento, respectivamente. Ou seja, o padrão de aprendizado determinado por um modelo pode ser caracterizado pela decomposição do erro de predição em suas parcelas relacionadas ao erro de viés e erro de variância.

Desta forma, um dos modelos de regressão utilizados baseando-se neste conceito, permite indicar qual modelo apresenta maior viés e qual apresenta maior variância de acordo com sua estratégia de determinar a predição. No caso específico do protótipo apresentado, serão considerados dois modelos lineares. O primeiro de

interpolação linear e o segundo de regressão linear. Em relação a complexidade são equivalentes, diferenciando-se basicamente no processo construtivo, a saber:

- **Interpolação linear:** o erro no conjunto de treinamento é nulo pois a reta passa pelos pontos de referência, porém, com maior nível de variância;
- **Regressão linear:** possui um menor nível de generalização (maior viés), apresentando erro no conjunto de treinamento, porém, com um menor nível de variância.

Assim, entre os dois modelos utilizados, a interpolação linear, com maior nível de variância, é o modelo que tende a apresentar pior qualidade na predição devido a maior variância podendo ser considerada como um método de referência para a avaliação. Ou seja, tem-se a expectativa que o processo de tomada de decisão baseando-se na predição por meio da interpolação linear deve apresentar maior nível de erro, na teoria.

Com este critério, os modelos preditivos podem ser diretamente comparados através do erro médio quadrático da predição, com a expectativa da regressão linear apresentar o maior nível de erro. Medidas específicas como o coeficiente U de Thiel visam comparar os modelos testados em relação a um modelo ingênuo para o problema. Variando entre zero e um, quanto mais próximo de zero indica que a previsão do modelo é melhor do que uma previsão ingênua (SPENCER, 1993). Usando este tipo de medida pode-se viabilizar a comparação com uma referência de aprendizado considerada ingênua como, por exemplo, assumir que a próxima medição da série temporal é igual ao último valor observado.

No caso dos métodos autorregressivos, apesar de menos comum em relação a regressão, o uso da decomposição em viés e variância também serve como referência para avaliar as características do modelo (BERARDI; ZHANG, 2003). Porém, tem-se o agravante que estimadores usuais dos coeficientes do AR, por exemplo, sofrem de alto viés quando se tem base de dados pequenas, sendo consideradas pequenas menos de 50 instâncias (CHEANG; REINSEL, 2000).

## 4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Neste capítulo são demonstradas as abordagens propostas, no Capítulo 5 para detecção de anomalias na quantidade de sódio encontrado em amostras de óleo lubrificante de locomotivas para suportar a tomada de decisão para manutenção/inspeção. Primeiramente é apresentada a forma de coleta dos dados e o pré-tratamento dado a eles. Em seguida, são apresentados os resultados das análises pelo especialista.

### 4.1 COLETA DE DADOS

A base de dados é formada por 95 locomotivas, e por meio de um *script* criado na linguagem Python foi possível processar os dados e aplicar os métodos AR, Interpolação MA e Regressão, o modelo de tomada de decisão foi construído no MS Excel.

### 4.2 AVALIAÇÃO DOS MODELOS

Para cada uma das 4 técnicas (AR, MA, Interpolação e Regressão) foi realizada uma avaliação, conforme o Quadro 7 para o conjunto de 95 locomotivas.

**Quadro 7. Avaliação dos modelos de previsão de sódio**

	AR	Interpolação	MA	Regressão
Erro Médio Absoluto – MAE	5.0551	17.5713	5.3324	8.0870
Erro Quadrático Médio – MSE	133.4960	648.5700	126.6520	192.4280
Raiz Quadrada do Erro Médio - RMSE	11.5540	25.4670	11.2540	13.8718
Métrica U de Theil - Utheil	0.9612	1.5418	0.9619	1.2619

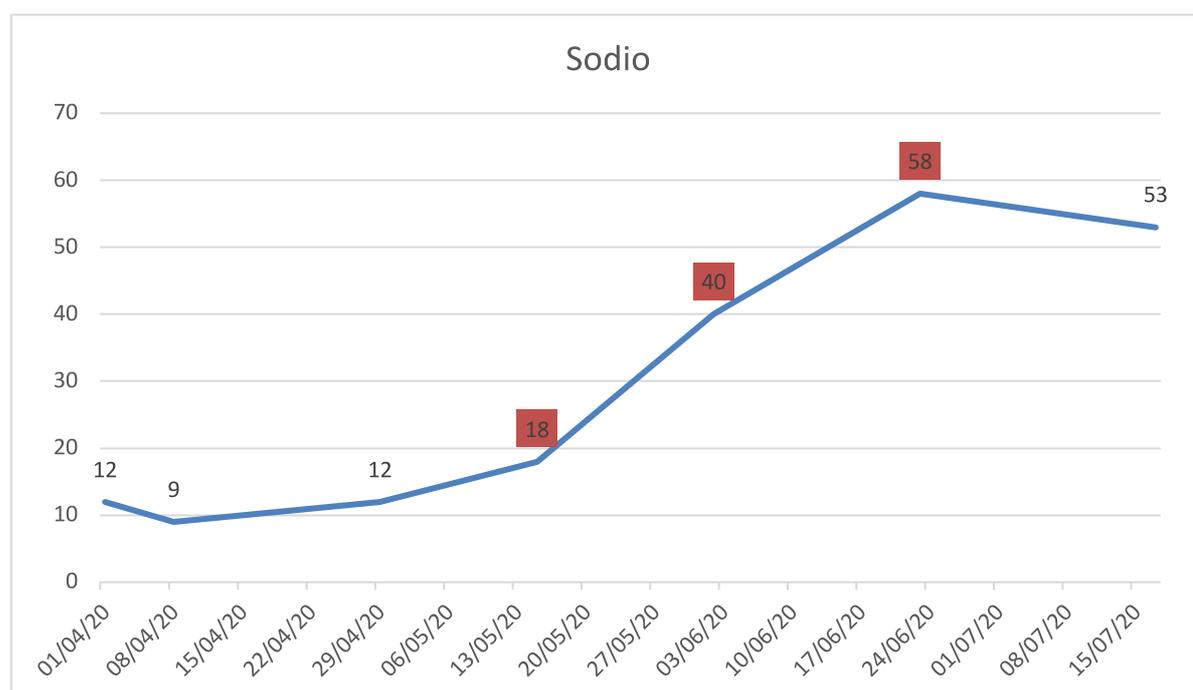
Fonte: Elaborada pelo autor (2022).

### 4.3 VALIDAÇÃO DO ESPECIALISTA

Como descrito ao longo do trabalho, é importante ressaltar que a identificação da anomalia na análise do óleo pode antecipar prematuramente um problema, e reduzir o custo relacionado da manutenção. Neste contexto, uma das principais preocupações do especialista é tirar a locomotiva de circulação muito cedo, que é um dos recursos mais caros e escassos da ferrovia.

Na figura abaixo, tem-se medições da Locomotiva A relacionadas ao sódio, como pode-se observar nas amostras do dia 08/04/2020 (Valor 9) e 29/04/2020 (Valor 12) é identificado uma progressão no valor da amostra, mas ainda é cedo para tomar a decisão. O primeiro alerta ideal para este caso deve ocorrer no dia 13/05/2020 (Valor 18) e ser removido na amostra do dia 15/07/2020.

Figura 27. Sódio PPM Locomotiva A



Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

Analisando esta série para o modelo proposto, podemos observar que o modelo gerou alertas para o período, alguns mais sensíveis outros menos.

### Quadro 8. Sequências de anomalias relacionadas ao sódio Locomotiva A

Data Amostra	Na	Taxa	Alerta Ar	Alerta Ma	Alerta Regressão	Alerta Interpolação
24/01/20	9,000	0,014	Níve1 (Baixo Risco)		Níve3 (Alto Risco)	
02/03/20	7,000	0,064			Níve3 (Alto Risco)	
01/04/20	12,000	0,115	Níve2 (Médio Risco)		Níve3 (Alto Risco)	
08/04/20	9,000	0,092			Níve3 (Alto Risco)	
29/04/20	12,000	0,031			Níve3 (Alto Risco)	
15/05/20	18,000	0,149	Níve1 (Baixo Risco)	Níve1 (Baixo Risco)	Níve3 (Alto Risco)	
02/06/20	40,000	0,452	Níve2 (Médio Risco)	Níve2 (Médio Risco)	Níve3 (Alto Risco)	
23/06/20	58,000	0,645	Níve3 (Alto Risco)	Níve3 (Alto Risco)	Níve3 (Alto Risco)	
17/07/20	53,000	0,519		Níve3 (Alto Risco)	Níve3 (Alto Risco)	
03/08/20	41,000	0,288			Níve3 (Alto Risco)	
17/08/20	33,000	-0,092			Níve3 (Alto Risco)	

Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

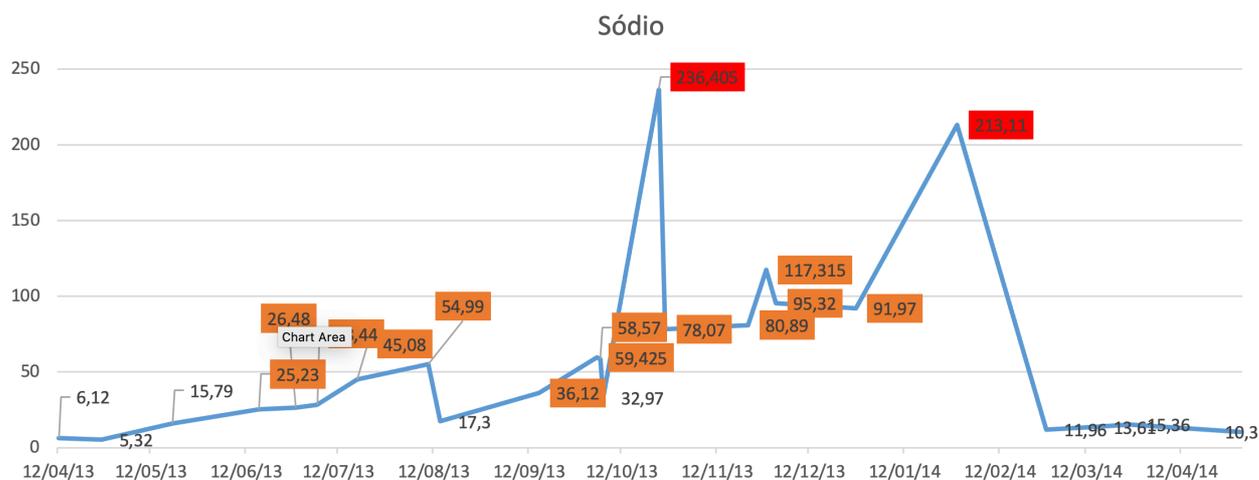
O algoritmo de regressão linear foi mais sensível gerando muito alertas, o de interpolação foi o menos sensível pois não gerou alertas; O AR gerou 2 alertas prematuramente, AR não teve o melhor desempenho nas regras, mas apresentou o menor nível de erro indicado pela tabela de avaliação. O MA teve um desempenho melhor, na última amostra do dia 17/08 apesar do nível ter baixado ele considerou um alarme.

#### 4.3.1 Análise adicional

Será apresentado a seguir uma locomotiva, pinçada da base de dados, para o período de aproximadamente 2 anos. Para essa locomotiva em específico a oficina teve dificuldades em encontrar a causa raiz do problema, o que seria importante para que se pudesse ter uma escolha interessante para testar a flexibilidade do método proposto. Neste período tem-se eventos descritos a seguir (1) *outliers* identificado em vermelho na Figura 28; (2) Abastecimento complementar de óleo lubrificante entre 10/08/2013 e 14/08/2013 e entre 29/01/2014 e 27/02/14.

Para este exemplo, a interpolação também não gerou alarmes; O AR começou a gerar alarme uma amostra mais cedo, durante o 28/06/13 até 14/08/2013 ele não gerou alarmes o que é mais grave, uma vez que a série continua crescendo; O MA foi constante, gerando alarmes um pouco mais espaçado. A Regressão foi praticamente perfeito considerando todo o período.

Figura 28. Sódio PPM Locomotiva B



Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

Quadro 9. Sequências de anomalias relacionadas ao sódio Locomotiva B

Data Amostra	Na	Taxa	Alerta Ar	Alerta Ma	Alerta Regressão	Alerta Interpolação
03/04/13	5,9200	0,0324				
05/04/13	4,9800	0,0205				
12/04/13	6,1200	0,0145				
26/04/13	5,3200	0,0543				
19/05/13	15,7900	0,2146	Níve1 (Baixo Risco)			
16/06/13	25,2300	0,2813	Níve2 (Médio Risco)	Níve1 (Baixo Risco)	Níve1 (Baixo Risco)	
28/06/13	26,4800	0,2644			Níve2 (Médio Risco)	
05/07/13	28,4400	0,3303			Níve3 (Alto Risco)	
18/07/13	45,0800	0,4882		Níve1 (Baixo Risco)	Níve3 (Alto Risco)	
10/08/13	54,9900	0,5411		Níve2 (Médio Risco)	Níve3 (Alto Risco)	
14/08/13	17,3000	-0,1953				
15/09/13	36,1200	0,1067	Níve1 (Baixo Risco)	Níve2 (Médio Risco)	Níve3 (Alto Risco)	
04/10/13	59,4250	0,1839	Níve2 (Médio Risco)		Níve3 (Alto Risco)	
05/10/13	58,5700	0,0639			Níve3 (Alto Risco)	
06/10/13	32,9700	0,2957			Níve3 (Alto Risco)	
24/10/13	236,4050	5,1355	Níve1 (Baixo Risco)	Níve1 (Baixo Risco)	Níve3 (Alto Risco)	
26/10/13	78,0700	0,8475			Níve3 (Alto Risco)	
22/11/13	80,8900	0,4650	Níve2 (Médio Risco)	Níve2 (Médio Risco)	Níve3 (Alto Risco)	
28/11/13	117,3150	1,5914			Níve3 (Alto Risco)	
01/12/13	95,3200	-3,7128				
27/12/13	91,9700	0,2242	Níve1 (Baixo Risco)	Níve1 (Baixo Risco)	Níve3 (Alto Risco)	
29/01/14	213,1100	1,9444	Níve2 (Médio Risco)	Níve2 (Médio Risco)	Níve3 (Alto Risco)	
27/02/14	11,9600	-1,1577				
15/03/14	13,6100	-0,7857		Níve3 (Alto Risco)		
26/03/14	15,3600	-0,8608				
01/05/14	10,3000	-2,2045				
11/05/14	11,4900	-0,0064				
14/05/14	9,3500	-0,0710				

Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

## 5 CONCLUSÃO

A manutenção preventiva de locomotivas é uma tarefa essencial para garantir o funcionamento adequado dos equipamentos que as compõem, evitando principalmente problemas não previstos e prematuros que possam causar indisponibilidade de um equipamento e, conseqüentemente, afetar todo o planejamento e cronograma operacional da frota. É fundamental identificar e monitorar corretamente sinais indicativos de anomalias nos equipamentos, garantindo um desempenho dentro do esperado e prolongando sua vida útil.

Análises relacionadas ao óleo das máquinas são particularmente interessantes devido à sua natureza pouco invasiva, fácil execução e custo relativamente baixo. Além disso, proporcionam a vantagem de verificar a evolução de elementos de desgaste e contaminantes que, ao aumentarem a concentração, podem indicar possíveis desgastes, vazamentos e outras anomalias do equipamento.

O monitoramento precoce deste ensaio possibilita a detecção antecipada de possíveis falhas no equipamento, atuando como um alerta para desequilíbrios no comportamento da máquina. Dessa forma, com base nessas informações, um especialista pode tomar medidas investigativas e corretivas previamente, evitando manutenções futuras mais onerosas e demoradas.

No entanto, mesmo com os dados de monitoramento em mãos, o processo de tomada de decisão em relação ao equipamento não é trivial. Geralmente, essa decisão é embasada em experiências prévias e diretrizes dos fabricantes, bem como na criação de regras e protocolos pelo especialista, que guiam suas decisões operacionais.

Este estudo teve como objetivo desenvolver um protótipo para apoiar a tomada de decisão em relação às máquinas, visando servir como uma ferramenta complementar de suporte ao especialista em manutenção de locomotivas. O modelo foi desenvolvido analisando a concentração de sódio em séries históricas de medições dos equipamentos, baseando-se principalmente na distorção entre o valor previsto por uma estratégia de aprendizado de máquina ou estatística em relação ao valor obtido no ensaio. Essa distorção serviu de referência para a determinação de regras, em conjunto com o especialista, para a tomada de decisão em diversos níveis de alerta.

O uso de modelos lineares de interpolação, regressão e autorregressão permitiu uma avaliação simplificada do padrão mais adequado para o processo de predição, indicando inclusive métodos com maior eficiência. Experimentos numéricos demonstraram que a proposta de uma ferramenta para tomada de decisão, baseada no desvio da meta, possui potencial como instrumento de apoio ao especialista, permitindo a obtenção de cenários complementares aos modelos pré-existentes.

Em termos práticos, os resultados obtidos indicaram que o modelo não supervisionado, sem regras definidas em limites, pode suportar grandes variações na série, como medições incorretas e reposição complementar ou total do óleo lubrificante. Portanto, este primeiro protótipo mostrou-se útil tanto na verificação da viabilidade de um processo de tomada de decisão quanto no entendimento do comportamento do modelo.

Os resultados práticos obtidos revelaram que o modelo não supervisionado, mesmo sem regras definidas em limites, é capaz de lidar com variações significativas na série de dados, como medições incorretas e reposição parcial ou total do óleo lubrificante. Isso demonstra que este primeiro protótipo foi eficaz tanto na verificação da viabilidade de um processo de tomada de decisão quanto na compreensão do comportamento do modelo, utilizando métodos lineares e simples.

É importante ressaltar que o aprimoramento contínuo do modelo de tomada de decisão pode melhorar o desempenho em dois aspectos fundamentais do método: (i) predição e (ii) regras de decisão. No caso dos métodos de predição, é necessário avaliar a aplicação de modelos não lineares, tanto para regressão quanto autorregressão. Embora os métodos lineares se ajustem bem ao padrão de predição estabelecido para os dados, modelos não lineares podem potencialmente melhorar o desvio da meta de maneira mais eficiente.

Em relação às regras estabelecidas para a tomada de decisão, o refinamento é e sempre será necessário. Ajustes nas referências das regras devem ser conduzidos com base em procedimentos ancorados em inferências da base de dados e no suporte do especialista. Além disso, a implementação de procedimentos de geração automática de regras em uma etapa posterior pode permitir a comparação com as regras estabelecidas pelo especialista. Esse processo interativo pode levar ao aprimoramento das regras de decisão, aumentando a confiabilidade em sua aplicação.

Considerando o protótipo desenvolvido, futuras avaliações e perspectivas de trabalhos incluem a incorporação de outras substâncias químicas presentes na análise do óleo por meio de regressão e autorregressão multivariada. Desvios de metas adicionais, relacionados a outros componentes químicos, podem proporcionar um maior refinamento das regras, permitindo análises correlacionadas.

Embora já tenha sido mencionado o uso de modelos não lineares para predição, a investigação de modelos de autocorrelação mais robustos, como o ARIMA, deve ser realizada. Métodos de correção de viés em modelos de autorregressão também podem aprimorar o desempenho do método, aumentando a viabilidade no uso de modelos lineares.

Finalmente, pesquisas utilizando métodos não supervisionados podem fornecer informações valiosas para a validação dos comportamentos estabelecidos pelas regras de decisão. Agrupamentos baseados nos parâmetros lineares de predição dos modelos ou na variável de desvio da meta podem (i) identificar comportamentos distintos do equipamento que respaldam as regras de decisão ou (ii) dar suporte direto às regras, servindo os grupos gerados como base para as decisões.

## REFERÊNCIAS

AAMODT, Agnar; PLAZA, Enric. Case-based reasoning: Foundational issues, methodological variations, and system approaches. **AI communications**, v. 7, n. 1, p. 39-59, 1994.

ALVES, J.L. L. **Instrumentação, Controle e Automação de Processos**. Rio de Janeiro: LTC, 2009.

BERARDI, Victor L.; ZHANG, Guoqiang Peter. An empirical investigation of bias and variance in time series forecasting: modeling considerations and error evaluation. **IEEE Transactions on Neural Networks**, v. 14, n. 3, p. 668-679, 2003.

BI, Xiaoyang; CAO, Shuqian; ZHANG, Daming. Diesel engine valve clearance fault diagnosis based on improved variational mode decomposition and bispectrum. **Energies**, v. 12, n. 4, p. 661, 2019.

BØVING, Knud G. (Ed.). **NDE handbook: non-destructive examination methods for condition monitoring**. Elsevier, 2014.

BOX, George EP et al. **Time series analysis: forecasting and control**. John Wiley & Sons, 2015.

BRONTÉ, Felipe Lima; PAGOTTO, Carlos Renato; DE ALMEIDA, Victor Bicalho Civinelli. Predictive Maintenance Techniques Applied in Fleet Oil Management. *Int. J. Mech. Eng. Autom*, 2016, 3.10: 414-420.

BURDEN, R. L.; FAIRES, J. D.; BURDEN, A. M. Numerical analysis: Cengage learning. Brooks/Cole, 2010.

CHAN, F. T. S. *et al.* Implementation of total productive maintenance: A case study. **International journal of production economics**, v. 95, n. 1, p. 71-94, 2005.

CHEANG, Wai-Kwong; REINSEL, Gregory C. Bias reduction of autoregressive estimates in time series regression model through restricted maximum likelihood. **Journal of the American Statistical Association**, v. 95, n. 452, p. 1173-1184, 2000.

CHENEY, E. Ward; KINCAID, David R. **Numerical mathematics and computing**. Cengage Learning, 2012.

CNT. Confederação Nacional do Transporte. **O sistema ferroviário brasileiro**. Brasília: CNT, 2013.

CORAL NETO; J. P. Gerenciamento da qualidade na manutenção. Porto Alegre. **Congresso Brasileiro de Manutenção**. Anais, 2002.

COX, A. Radically Eliminating Waste. **World Mining Equipment**. January- February, 2002.

ESTENDER, A.C. *et al.* A importância do planejamento e controle de produção. **VI Singep–Simpósio Internacional de Gestão de Projetos, Inovação e Sustentabilidade**, 2017.

FELD, M.W. **Lean Manufacturing: Tools, Techniques and how to use them**. London: The St. Lucie Press, 2000.

FIGUEIREDO, D. L. Gestão da Manutenção: Metodologias e Ferramentas para análises de Falhas. 2019. **IX Congresso Brasileiro de Engenharia de Produção**. APREPRO, Ponta Grossa, 2019.

FOX, Malcolm F. **Chemistry and technology of lubricants**. Dordrecht: Springer, 2010.

FREITAS, E.B. **TPM – Manutenção Produtiva total**. Artigo online, publicado em 15 de maio de 2009. Disponível em: <http://engenhariadeproducaoindustrial.blogspot.com/2009/05/tpm-manutencao-produtiva-total.html>. Acesso em: mar. 2021.

GEMAN, Stuart; BIENENSTOCK, Elie; DOURSAT, René. Neural networks and the bias/variance dilemma. **Neural computation**, v. 4, n. 1, p. 1-58, 1992.

ISERMANN, R. Model-based fault-detection and diagnosis—status and applications. *Annual Reviews in control*. **Elsevier**, v. 29, n. 1, p. 71–85, 2005.

JIANG, Zhinong et al. Multi-factor operating condition recognition using 1D convolutional long short-term network. **Sensors**, v. 19, n. 24, p. 5488, 2019.

KLEMS, R. K; NUNES, B.B.S. Estudo de Caso: Impacto causado pela implantação do TPM na gestão de manutenção em uma indústria de médio porte da região de Irati–Paraná. **Revista TechnoEng-ISSN 2178-3586**, v. 1, n. 14, 2017.

KIMURA, Rogério Katsuharu. **Uso da técnica de análise de óleo lubrificante em motores diesel estacionários, utilizando-se misturas de biodiesel e diferentes níveis de contaminação do lubrificante**. 2010. Dissertação (mestrado) – Universidade Estadual Paulista. Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira. Área de conhecimento: Mecânica dos Sólidos, 2010.

KIM, Nam-Ho; AN, Dawn; CHOI, Joo-Ho. **Prognostics and health management of engineering systems**. Switzerland: Springer International Publishing, 2017.

KODALI R.; CHANDRA S. Analytical hierarchy process for justification of total productive maintenance. **Production Planning & Control**. v. 12, n. 7, p. 695–705, 2001.

LEE, C. K. M.; CAO, Yi; NG, Kam Hung. Big data analytics for predictive maintenance strategies. In: **Supply Chain Management in the Big Data Era**. IGI Global, 2017. p. 50-74.

LIU, Shuang-xi; LÜ, Ming. Fault diagnosis of the blocking diesel particulate filter based on spectral analysis. **Processes**, v. 7, n. 12, p. 943, 2019.

MELO, F.T; LOOS, M. J. Análise da metodologia da Manutenção Produtiva Total (TPM): Estudo de caso. **Análise**, v. 39, n. 03, 2018.

MONCHY, F. **A Função Manutenção-Formação para a gerência da Manutenção Industrial**. São Paulo: Editora Durban Ltda, 1989.

NADKARNI, R. A. K. **Spectroscopic Analysis of Petroleum Products and Lubricants**. Bridgeport: ASTM In, 2011.

NASCIMENTO, D.M; DINIZ, H. H; GABÚ, A.B. Manutenção Produtiva Total (Tpm): Estudo de caso em uma indústria de bebidas. **Revista De Trabalhos Acadêmicos-Universo Recife**, v. 4, n. 2-1, 2018.

NOGUEIRA, C.F; GUIMARÃES, L.M; SILVA, M.B. **Manutenção Industrial: Implementação da Manutenção Produtiva Total (TPM)**. Belo Horizonte: Ed. UniBH, 2012.

NUNES, I.L.; SELLITTO, M.A. Implantação de técnicas de manutenção autônoma em uma célula de manufatura de um fabricante de máquinas agrícolas. **Revista Produção Online**, v. 16, n. 2, p. 606-632, 2016.

OSTA, Sidney; BORINI, Felipe Mendes; AMATUCCI, Marcos. Inovação global de subsidiárias estrangeiras localizadas em mercados emergentes. **Revista de Administração Contemporânea**, v. 17, n. 4, p. 459-478, 2013.

OTANI, M; MACHADO, W. V. A proposta de desenvolvimento de gestão da manutenção industrial na busca da excelência ou classe mundial. **Revista Gestão Industrial**. Vol.4, n.2, 2008.

PRASAD, MV Ganesh; LAKSHMINARAYANAN, P. A. Estimation of oil drain life of engine oils in new generation diesel engines in tropical conditions. **SAE International Journal of Fuels and Lubricants**, v. 5, n. 2, p. 576-592, 2012.

REINSEL, D.; GANTZ, J.; RYDNING, E. **Data age 2025: the evolution of data to life-critical**. Seagate, 2017.

RODRIGUES, M; HATAKEYAMA, K. Analysis of the fall of TPM in companies. **Journal of Materials Processing Technology**, v. 179, n. 1-3, p. 276-279, 2006.

SAGHEER, Alaa; KOTB, Mostafa. Unsupervised pre-training of a deep LSTM-based stacked autoencoder for multivariate time series forecasting problems. **Scientific reports**, 2019, 9.1: 1-16.

SHIN, Hoo-Chang, et al. Autoencoder in time-series analysis for unsupervised tissues characterisation in a large unlabelled medical image dataset. In: **2011 10th International Conference on Machine Learning and Applications and Workshops**. IEEE, 2011. p. 259-264.

SILVEIRA, C.B. **Os 8 pilares da manutenção produtiva total**. 2016. Disponível em: <http://www.citisystems.com.br/pilares-manutencao-produtiva-total/> Acesso em: mar.2021.

SOHN, Hassan. **Gerenciamento de óleos lubrificantes usados ou contaminados: guia básico**. São Paulo: SENAI, 2007.

SOUZA, A. C. **Gerenciamento da Manutenção Eletrônica de Máquinas Críticas em uma Indústria Automobilística**. 2015. 82f. Monografia (Especialização em MBA – Gerência de Produção) – Departamento de Economia, Contabilidade, Administração e Secretariado, Universidade de Taubaté, Taubaté.

SPENCER, David E. Developing a Bayesian vector autoregression forecasting model. **International Journal of Forecasting**, v. 9, n. 3, p. 407-421, 1993.

SRIVASTAVA, Nitish; MANSIMOV, Elman; SALAKHUDINOV, Ruslan. Unsupervised learning of video representations using lstms. In: **International conference on machine learning**. PMLR, 2015. p. 843-852.

TAO, Jianfeng et al. Intelligent fault diagnosis of diesel engines via extreme gradient boosting and high-accuracy time–frequency information of vibration signals. **Sensors**, v. 19, n. 15, p. 3280, 2019.

TAVARES, L. A. **Excelência na manutenção-Estratégias, otimização e gerenciamento**. Salvador: Casa da Qualidade Editora Ltda, 2009.

TIBSHIRANI, Robert. **Bias, variance and prediction error for classification rules**. University of Toronto, Department of Statistics, 1996.

VELHO, Sérgio Roberto Knorr; BARBALHO, Sanderson César Macêdo. **Um observatório latino-americano da indústria 4.0**. 2019.

VIANA, H. R. G. **Planejamento e Controle da Manutenção**. Rio de Janeiro: Qualitymark, 2012.

VON WANGENHEIM, Christiane Gresse. **Raciocínio baseado em casos**. Editora Manole Ltda, 2003.

WANG, Jinjiang; FU, Peilun; GAO, Robert X. Machine vision intelligence for product defect inspection based on deep learning and Hough transform. **Journal of Manufacturing Systems**, v. 51, p. 52-60, 2019.

WANG, Xiaohong et al. Maintenance grouping optimization with system multi-level information based on BN lifetime prediction model. **Journal of Manufacturing Systems**, v. 50, p. 201-211, 2019.

WANG, Jinxin et al. Exploiting Bayesian networks for fault isolation: A diagnostic case study of diesel fuel injection system. **ISA transactions**, v. 86, p. 276-286, 2019.

WEN, Long et al. A new convolutional neural network-based data-driven fault diagnosis method. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, v. 65, n. 7, p. 5990-5998, 2017.

XIE. I. E. et al. Using Sensors Data and Emissions Information to Diagnose Engine's Faults. **International Journal of Computational Intelligence Systems**, v. 11, n. 1, p. 1142-1152, 2018.

XU, Xiaojian et al. A belief rule-based expert system for fault diagnosis of marine diesel engines. **IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems**, v. 50, n. 2, p. 656-672, 2017.

YAMAGUCHI, Carlos Toshio. **TPM-manutenção produtiva total**. São João Del Rei, MG, ICAP, 2005.

ZHANG, Jian et al. Fault feature extraction of diesel engine based on bispectrum image fractal dimension. **Chinese Journal of Mechanical Engineering**, v. 31, n. 1, p. 1-11, 2018.

ZHANG, Kaiyu et al. A compact convolutional neural network augmented with multiscale feature extraction of acquired monitoring data for mechanical intelligent fault diagnosis. **Journal of Manufacturing Systems**, v. 55, p. 273-284, 2020.

ZHONG, Jian-Hua; WONG, Pak Kin; YANG, Zhi-Xin. Fault diagnosis of rotating machinery based on multiple probabilistic classifiers. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 108, p. 99-114, 2018.

ZANOTTI, Juliane Sílvia *et al.* Abordagem processual em projetos de Parada Total de Produção: estudo dos benefícios na gestão da manutenção. **Brazilian Journal of Business**, v. 1, n. 2, p. 201-219, 2019.