



UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS

Faculdade de Ciências Aplicadas



GUILHERME HERING SCAVARIELLO

**UM MODELO PARA APOIO EM DECISÕES DE
ESTRATÉGIAS DE MANUTENÇÃO PARA ATIVOS
INDUSTRIAIS COM BASE EM DADOS EMPÍRICOS**

LIMEIRA

2022



UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS

Faculdade de Ciências Aplicadas



GUILHERME HERING SCAVARIELLO

**Um modelo para apoio em decisões de estratégias de
manutenção para ativos industriais com base em dados
empíricos**

Dissertação apresentada à Faculdade de Ciências Aplicadas da Universidade Estadual de Campinas como parte dos requisitos exigidos para obtenção do título de Mestre em engenharia de Produção e de Manufatura na área de Pesquisa Operacional e Gestão de Processos.

Orientador: Prof. Dr. Cristiano Torezzan

Coorientador: Dr. Ailson Renan Santos Picanço

Limeira

2022

Ficha catalográfica
Universidade Estadual de Campinas
Biblioteca da Faculdade de Ciências Aplicadas
Ana Luiza Clemente de Abreu Valério - CRB 8/10669

Sca91m Scavariello, Guilherme Hering, 1992-
Um modelo para apoio em decisões de estratégias de manutenção para ativos industriais com base em dados empíricos / Guilherme Hering Scavariello. – Limeira, SP : [s.n.], 2022.

Orientador: Cristiano Torezzan.

Coorientador: Ailson Renan Santos Picanço.

Dissertação (mestrado) – Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Ciências Aplicadas.

1. Manutenção. 2. Confiabilidade (Engenharia). 3. Tomada de decisões. 4. Redes neurais (Computação). I. Torezzan, Cristiano, 1976-. II. Picanço, Ailson Renan Santos, 1991-. III. Universidade Estadual de Campinas. Faculdade de Ciências Aplicadas. IV. Título.

Informações para Biblioteca Digital

Título em outro idioma: A model to support maintenance strategy decisions for industrial assets based on empirical data

Palavras-chave em inglês:

Maintenance

Reliability (Engineering)

Decision making

Neural networks (Computer science)

Área de concentração: Pesquisa Operacional e Gestão de Processos

Titulação: Mestre em Engenharia de Produção e de Manufatura

Banca examinadora:

Cristiano Torezzan [Orientador]

Alessandro Lucas da Silva

Herbert Ricardo Garcia Viana

Data de defesa: 13-06-2022

Programa de Pós-Graduação: Engenharia de Produção e de Manufatura

Identificação e informações acadêmicas do(a) aluno(a)

- ORCID do autor: <https://orcid.org/0000-0002-1878-2931>

- Currículo Lattes do autor: <http://lattes.cnpq.br/0102116187507472>

Folha de Aprovação

Autor(a): Guilherme Hering Scavariello

Título: Um modelo para apoio em decisões de estratégias de manutenção para ativos industriais com base em dados empíricos

Natureza: Dissertação

Área de Concentração: Engenharia de Produção e de Manufatura na área de Pesquisa Operacional e Gestão de Processos

Instituição: Faculdade de Ciências Aplicadas – FCA/Unicamp

Data da Defesa: Limeira-SP, 13 de Junho de 2022.

BANCA EXAMINADORA:

Prof. Dr. Cristiano Torezzan (orientador)
Faculdade de Ciências Aplicadas - FCA/Unicamp

Prof. Dr. Alessandro Lucas da Silva (membro)
Faculdade de Ciências Aplicadas - FCA/Unicamp

Prof. Dr. Hebert Ricardo Garcia Vianna (membro externo)
Universidade Federal do Rio Grande do Norte – UFRN

A Ata da defesa com as respectivas assinaturas dos membros encontra-se no SIGA/Sistema de Fluxo de Dissertação/Tese e na Secretaria do Programa da Unidade.

Este trabalho é dedicado:

À minha mãe, Kelli Regina Hering Scavariello, e ao meu pai, Jurandyr Scavariello Junior, por toda a dedicação e empenho em minha formação pessoal, acadêmica e profissional.

Ao meu irmão, Giovanni Hering Scavariello, por toda a motivação, apoio e conhecimento compartilhado permitindo enriquecer a qualidade dessa pesquisa de dissertação.

À minha companheira, Isabela Teofilo Rezende, pelo apoio e motivação constantes que me permitiram conduzir esse estudo em sua plenitude.

AGRADECIMENTOS

Ao Prof. Dr. Cristiano Torezzan, pela orientação, através de dedicação, compromisso e confiança depositada em minha trajetória durante toda a jornada do mestrado.

Ao Dr. Ailson Renan Santos Picanço, pela dedicação e compartilhamento de seus conhecimentos e contribuições na coorientação desse trabalho.

Aos amigos e colegas abaixo, por contribuir de alguma forma para a viabilidade e realização dessa pesquisa de dissertação:

Alexandre Silvestre Leite

Christiano Thomaz Franco

Denis Simonete

Fernando Ciavarelli de Souza

Jean Marcel Rodrigues Cardoso

Kleber Matias Lima da Costa

Laercio Bertaco Junior

Luis Fernando Queiroz de Paula

Renato Nastaro Masotti

RESUMO

Recentes avanços no campo da engenharia de confiabilidade permitiram que as indústrias tratassem a gestão de manutenção como fator imprescindível no cenário atual de alta competitividade no mercado. Por meio de técnicas matemáticas e estatísticas avançadas que permitem otimizar estratégias de manutenção, as companhias almejam reduzir o número e o tempo de paradas não programadas, aumentar a qualidade de seus produtos e, ao mesmo tempo, reduzir os custos operacionais. Em sintonia com essas transformações e demandas do mercado, esta pesquisa tem como objetivo a proposição de um modelo para definição de estratégias ótimas de manutenção em múltiplos ativos, combinando técnicas de aprendizado de máquina, para estimação de parâmetros de confiabilidade, com otimização não linear, que visa minimizar os custos esperados com manutenção e lucros cessantes em função de paradas. Uma contribuição adicional desta pesquisa é um modelo de aprendizado de máquina que permite a estimação de parâmetros de falhas para ativos sem histórico suficiente para estimar, estatisticamente, as distribuições de confiabilidade. A apresentação do modelo é acompanhada de um estudo de caso, com base em dados reais coletados de um grupo empresarial do setor sucroenergético. A partir desse estudo, o modelo e a solução proposta foram avaliados por um corpo de especialistas da empresa que forneceu os dados. Entre os resultados, destaca-se a quantidade de dados indesejados (88,8% dos registros originais) identificados no processo de higienização, a validação da aplicação prática pelos especialistas, e a aplicabilidade do modelo para estimar a confiabilidade de equipamentos sem histórico de falhas.

Palavras-chaves: Engenharia de manutenção. Engenharia da confiabilidade. Suporte à decisão. Estratégia. Confiabilidade. Redes neurais. Aprendizado de Máquina. Programação não linear. Setor sucroenergético.

ABSTRACT

Recent advances in the reliability engineering field have allowed industries to consider maintenance management as an essential factor in the current highly competitive market scenario. By means of advanced mathematical and statistical techniques to optimize maintenance strategies, companies aim to reduce occurrences and duration of unscheduled stops, increase the quality of their products while reducing operational costs. In line with those transformation and business demands, this research proposes a support decision model to define optimal maintenance strategies for multiple assets, combining machine learning techniques to estimate reliability parameters with non-linear optimization intending to minimize expected maintenance costs and lost profits due to stoppages. An additional contribution of the research is a machine learning model to estimate failure parameters for assets with not enough history to feed statistical techniques to evaluate reliability distributions properly. The presentation of the model is followed by a case study, based on real-world data collected from a business group in the sugar-energy sector. The proposed model and the results were evaluated and approved by a body of maintenance specialists from the company who provided the practical application of the data. Among the results, the amount of unwanted data (88.8% of the original records) identified in the cleaning process, the validation of the practical application by the specialists, and the applicability of the model to estimate the reliability of equipment without a history of failures.

Key-words: Maintenance Engineering. Reliability Engineering. Decision-aiding. Strategy. Reliability. Neural Network. Machine Learning. Non-linear Programming. Sugar-Energy Sector.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Custos associados com estratégias de manutenção tradicionais. Adaptado de Tchakoua et al. (2014).	14
Figura 2 – Curva PF. Fonte: ASSIS (2009).	15
Figura 3 – Curva de probabilidade condicional de falha para um equipamento ao longo de seu tempo de operação. Fonte: Wiseman (2011).	16
Figura 4 – Principais estratégias de implementação e gestão da manutenção e principais tipos de atividades de manutenção. Fonte: Adaptado de (PICANCO, 2020; ABBAS; SHAFIEE, 2020)	20
Figura 5 – Os oito pilares da Manutenção Produtiva Total. Fonte: Giocondo, Lima e Simon (2014).	21
Figura 6 – <i>Framework</i> para implementação da Manutenção Classe Mundial. Adaptado de: Mishra et al. (2015)	23
Figura 7 – Percentual de utilização de indicadores por empresas pesquisadas. Fonte: Adaptado de Branco Filho (2016).	32
Figura 8 – Fluxograma representativo do modelo proposto. Elaborado pelo autor (2021).	35
Figura 9 – Representação gráfica do número de registros de ordens de manutenção antes e depois do procedimento de higienização	58
Figura 10 – Gráfico de histograma da estimativa por máxima verossimilhança tentando ajustar os melhores parâmetros para cada distribuição em um determinado ativo.	59
Figura 11 – Predição por redes neurais (linhas), comparados com os resultados da estimativa por máxima verossimilhança (pontos). Cada item do eixo ‘Número do Registro’ representa um equipamento do conjunto de teste.	60
Figura 12 – Custos totais esperados, custos totais de manutenção preventiva e custos esperados de manutenção corretiva para os cenários sensibilizados.	63

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Trabalhos recentes em otimização da manutenção. (SCAVARIELLO; PICCANCO; TOREZZAN, 2021)	31
Tabela 2 – Amostra da classificação de ativos.	51
Tabela 3 – Amostra do histórico de ordens de manutenção antes da higienização dos dados. A coluna ‘ID’ refere-se a um código de identificação do equipamento onde a manutenção foi executada.	51
Tabela 4 – Amostra de histórico de ordens de manutenção após higienização de dados.	53
Tabela 5 – Estratégias de Codificação Distribuída para cada ativo da Tabela 2.	54
Tabela 6 – Resultados da aplicação da Estimativa por Máxima Verossimilhança para um determinado ativo.	59
Tabela 7 – Cenários de sensibilização do modelo apresentado na dissertação.	62
Tabela 8 – Solução proposta pela execução do modelo no cenário 17.	63
Tabela 9 – Comparação das sugestões dos especialistas na Etapa 1 em relação à solução proposta pelo modelo.	64

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AHP	<i>Analytic Hierarchy Process</i> (Processo Analítico Hierárquico)
AIC	<i>Akaike information criterion</i> (Critério de Informação de Akaike)
ANP	<i>Analytic Network Process</i> (Processo Analítico em Rede)
BIC	<i>Bayesian Information Criterion</i> (Critério de Informação Bayesiano de Schwarz)
FMEA	<i>Failure Mode and Effect Analysis</i> (Análise de Modos de Falha e seus Efeitos)
LSTM	<i>Long short-term memory</i> (Memória de longo e curto prazo)
MLE	<i>Maximum Likelihood Estimation</i> (Estimativa por Máxima Verossimilhança)
MTBF	<i>Mean Time Between Failures</i> (tempo médio entre falhas)
MTTR	<i>Mean Time to Repair</i> (tempo médio para reparar)
RCM	<i>Reliability Centered Maintenance</i> (Manutenção Centrada em Confiabilidade)
RTF	<i>Run-to-failure</i> (Nome alternativo para a estratégia de manutenção corretiva. Tradução literal para "operar até a falha")
TPM	<i>Total Productive Maintenance</i> (Manutenção Produtiva Total)
WCM	<i>World Class Maintenance</i> (Manutenção Classe Mundial)

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	13
1.1	Justificativa	14
1.2	Objetivos	17
1.2.1	Objetivo Geral	17
1.2.2	Objetivos Específicos	17
1.3	Escopo e Delimitações	18
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	20
2.1	Principais conceitos	20
2.1.1	Abordagens para implementação e gerenciamento de um processo de manutenção	21
2.1.1.1	<i>Manutenção Produtiva Total</i>	<i>21</i>
2.1.1.2	<i>Manutenção Classe Mundial</i>	<i>22</i>
2.1.2	Tipos de Manutenção	23
2.1.2.1	<i>Manutenção Corretiva</i>	<i>23</i>
2.1.2.2	<i>Manutenção Preventiva</i>	<i>24</i>
2.1.2.3	<i>Manutenção Baseada em Condição</i>	<i>24</i>
2.1.2.4	<i>Manutenção Centrada em Confiabilidade (RCM)</i>	<i>25</i>
2.1.2.5	<i>Outras categorizações contemporâneas de atividades de manutenção</i>	<i>26</i>
2.2	Métodos e avanços em modelos matemáticos aplicados à manutenção	26
2.2.1	Estimativa por Máxima Verossimilhança	26
2.2.2	Modelo para definição de estratégias para manutenções preventivas	27
2.2.3	Métodos para predição de falhas baseados em confiabilidade	27
2.2.4	Modelos com métodos de apoio à tomada de decisão multicritério	28
2.2.5	Modelos de otimização linear	28
2.2.6	Modelo de otimização não-linear	29
2.2.7	Aprendizado de máquina e redes neurais	29
2.2.8	Outros modelos recentes de otimização da manutenção	30
2.3	Estruturação de Dados e Indicadores de Desempenho da Manutenção	30
3	METODOLOGIA	33
3.1	Caracterização da pesquisa	33
3.2	Contextualização e Definição do Problema	33
3.3	Modelo Proposto	34
3.3.1	Seleção, Coleta, Preparação e Higienização de Dados	36
3.3.2	Higienização	36

3.3.3	Estimativa de Distribuições de Confiabilidade	37
3.3.3.1	<i>Estimativa de Confiabilidade por Máxima Verossimilhança</i>	37
3.3.3.2	<i>Estimativa de Confiabilidade por Redes Neurais</i>	38
3.3.4	Modelo para Tomada de Decisão	40
3.3.4.1	<i>Definição de dados complementares para construção do modelo</i>	40
3.3.4.2	<i>Definição do Modelo</i>	44
3.3.4.3	<i>Sensibilização de Cenários e Avaliação dos Especialistas</i>	48
4	APLICAÇÃO PRÁTICA DO MODELO: UM ESTUDO DE CASO NO SETOR SUCROENERGÉTICO	50
4.1	Seleção, Coleta, Preparação e Higienização de Dados	50
4.1.1	Seleção de Ativos e Coleta de Dados	50
4.1.2	Preparação dos Dados	50
4.1.2.1	<i>Ativos industriais</i>	50
4.1.2.2	<i>Histórico de Manutenção</i>	51
4.1.3	Higienização	51
4.2	Estimativa de Distribuições de Confiabilidade	53
4.3	Modelo para Tomada de Decisão	55
4.4	Aplicação e Avaliação Prática	56
4.4.1	Implementação Computacional dos Métodos	56
4.4.2	Sensibilização de Cenários	56
4.4.3	Avaliação dos Especialistas	57
4.4.3.1	<i>Etapa 1</i>	57
4.4.3.2	<i>Etapa 2</i>	57
4.4.3.3	<i>Etapa 3</i>	57
5	RESULTADOS E DISCUSSÕES	58
5.1	Higienização	58
5.2	Estimativa de Distribuições de Confiabilidade	59
5.3	Modelo para Tomada de Decisão	61
5.4	Avaliação dos Especialistas	64
5.4.1	Etapa 1	64
5.4.2	Etapa 2	64
5.4.3	Etapa 3	65
6	CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS	66
6.1	Perspectivas e trabalhos futuros	68
	REFERÊNCIAS	69

1 INTRODUÇÃO

A manutenção, segundo Viana e Ribeiro (2017), é definida como o conjunto de ações necessárias para manter ou restabelecer um produto ou sistema ao estado em que execute sua função requerida. A manutenção é a forma pela qual as organizações tentam evitar as falhas ao cuidar de seus ativos físicos. (GIOCONDO; LIMA; SIMON, 2014)

Como sempre existiu a necessidade de reparar ou manter objetos, máquinas ou sistemas, não é possível definir precisamente quando surgiu, de fato, a atividade de manutenção (GIOCONDO; LIMA; SIMON, 2014). Na Mesopotâmia, à 2000 a.C, ainda que primitivamente, já era preocupação dos sumérios em constituir equipes de artesãos para consertar ferramentas e sistemas mecânicos simples. Nas grandes navegações, expedições possuíam responsáveis por pequenos reparos e atividades emergenciais. Nas casas de ofício, haviam artesões especializados em reparar ferramentas, equipamentos e armas. (PICANCO, 2015) Em torno do século XVI, na Europa, com a fabricação dos primeiros relógios mecânicos, surgiram também os profissionais de montagem e reparos. (GIOCONDO; LIMA; SIMON, 2014)

Até meados do século XX, quando se pensava no assunto manutenção, automaticamente se remetia a custo e a oneração da produção. Esse conceito está atrelado ao pensamento que associa falhas e quebras de equipamentos a sua degeneração natural, sem considerar os custos e perdas referentes que paradas não programadas acarretavam para os sistemas produtivos. A partir da década 1970, o gerenciamento de manutenção ganha notoriedade e importância com o aumento da competitividade no mercado. Disseminou-se a percepção que a manutenção implementada de forma reativa acarreta em problemas como a redução da vida útil dos equipamentos, a indisponibilidade dos mesmos para a operação e o aumento dos seus custos de manutenção. (SIQUEIRA, 2005; PICANCO, 2015)

MOUBRAY (2001) mencionava que a indústria já reconhecia a importância de uma estratégia de manutenção para seus ativos, e direcionou muitos recursos em melhorias na disciplina de manutenção desde 1981. As companhias passaram a almejar a redução do número e o tempo de paradas não programadas, aumentar a qualidade de seus produtos, e, ao mesmo tempo, reduzir os custos operacionais. De um "mal necessário" a um "papel de protagonista", a manutenção construiu sua história de integração aos objetivos empresariais como elemento fundamental para garantir o sucesso dos negócios. (GIOCONDO; LIMA; SIMON, 2014)

A indústria, vivendo sua quarta revolução, direciona seus investimentos no âmbito da manutenção em tecnologias capazes de monitorar condições e especificidades em tempo real para evitar falhas e melhorar o tempo de operação dos ativos. (CHAN; MO, 2017).

Nesse contexto, este trabalho propõe o desenvolvimento de um modelo para definição de estratégias ótimas de manutenção em múltiplos ativos, combinando técnicas de aprendizado de

máquina, para estimação de parâmetros de confiabilidade, com otimização não linear, que visa minimizar os custos esperados com manutenção e lucros cessantes em função de paradas.

1.1 Justificativa

O uso adequado de técnicas modernas de coleta, análise e processamento de dados, impulsionados pelas estratégias de manutenção baseada em condição, manutenção centrada em confiabilidade e outras atividades contemporâneas de manutenção (seções 2.1.2.3, 2.1.2.4 e 2.1.2.5), propicia aos decisores informações mais precisas, colaborando para o desenvolvimento de estratégias otimizadas. (SCAVARIELLO; PICANCO; TOREZZAN, 2021)

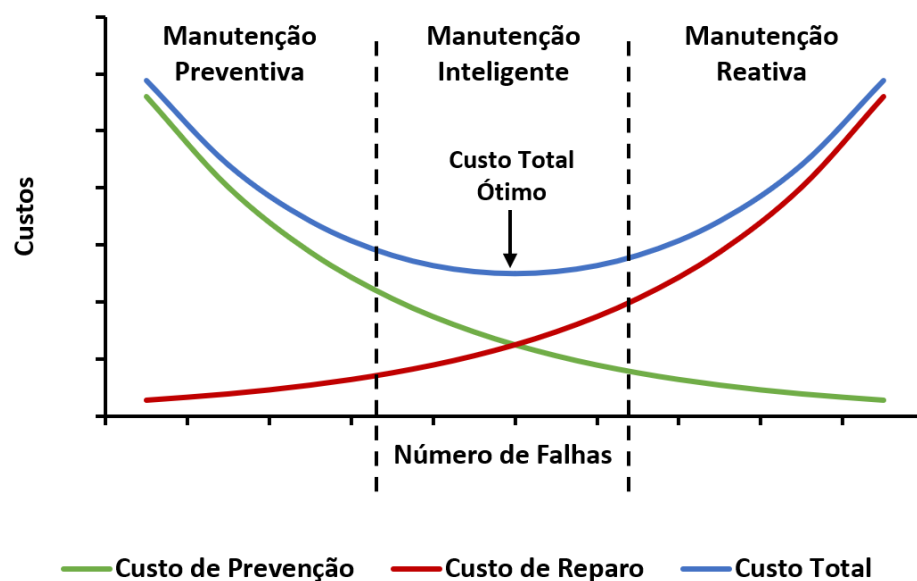


Figura 1 – Custos associados com estratégias de manutenção tradicionais. Adaptado de Tchakoua et al. (2014).

A Figura 1 ilustra uma visão de custos, dividindo as principais estratégias de manutenção utilizadas na prática em três seções: Manutenção Preventiva, Manutenção Reativa e Manutenção Inteligente (TCHAKOUA et al., 2014). É possível notar que uma estratégia majoritariamente preventiva apresenta baixos custos de reparo (pois evita a ocorrência de falhas), porém apresenta maiores valores em prevenção. Já uma estratégia com foco em atuação reativa apresenta baixos custos de prevenção, porém um maior dispêndio para realização de reparos incorridos. (SCAVARIELLO; PICANCO; TOREZZAN, 2021)

Ainda na Figura 1, entende-se que estratégias polarizadas (predominantemente preventivas ou corretivas) minimizam custos de reparo ou de prevenção, mas não atingem o mínimo da curva dos custos totais incorridos. Na seção Manutenção Inteligente, entende-se que a estratégia para obter o custo total ótimo representa o grande desafio das indústrias, pois além de um modelo adequado para suas particularidades (como as características dos equipamentos e funções do processo produtivo), também depende do conhecimento dos dados sobre os ativos físicos

(SCAVARIELLO; PICANCO; TOREZZAN, 2021), um dos principais temas abordados nessa dissertação.

O período P-F, ilustrado na Figura 2, representa o comportamento de uma falha de um componente de um equipamento. O tempo entre o início de uma falha potencial (momento em que a falha apresenta os primeiros sintomas, mas não compromete o funcionamento do equipamento) até que se transforme numa falha funcional (incapacidade de um equipamento ou componente atender a um padrão de desempenho especificado em seu projeto) é designado por “período P-F” (Potencial, Funcional). (ASSIS, 2009)

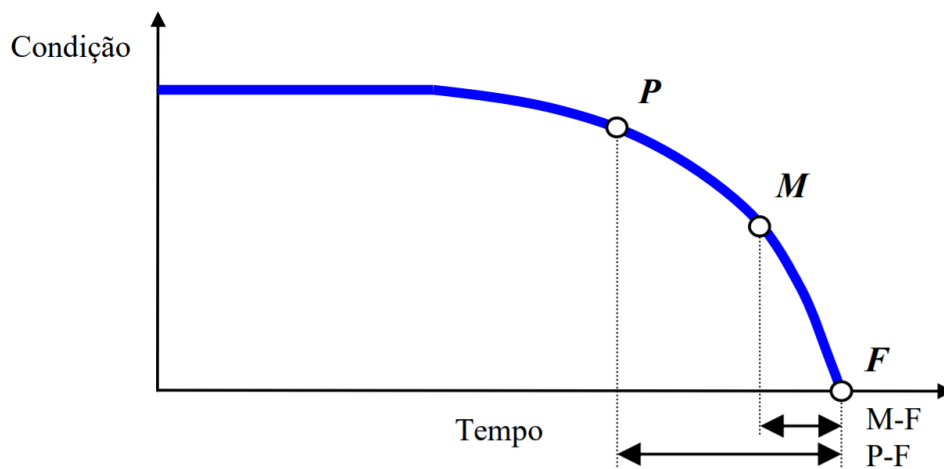


Figura 2 – Curva PF. Fonte: ASSIS (2009).

Consoante a tecnologia de monitoramento usada, o ponto P pode ser detectado mais cedo ou mais tarde. O ponto M representa o momento mais tardio onde a falha pode ser detectada de forma a garantir tempo suficiente para tomar providências e evitar a sua transformação em falha funcional (ponto F) ou, pelo menos, minimizar as suas consequências (por exemplo, um equipamento rotativo pode ser parado automaticamente por sensores de vibração quando um limite de desequilíbrio dinâmico é atingido. Assim, não se impede a falha, mas limitam-se as consequências). O ponto F representa o momento em que a falha funcional acontece. (ASSIS, 2009)

A Figura 3 mostra a probabilidade condicional de falha para um ativo hipotético, ilustrando como é possível estabelecer uma estratégia de manutenção e seu intervalo de frequência. Tal fato é possível através da aplicação de engenharia centrada em confiabilidade e conhecendo a distribuição e os parâmetros que refletem a curva de confiabilidade do equipamento. Essas técnicas e abordagens são explanadas no capítulo 2.

Motivados pelas questões abordadas nas Figuras 1 e 2, os gestores de manutenção se deparam com o desafio de entender e utilizar a massa de dados existente para endereçar algumas preocupações práticas:

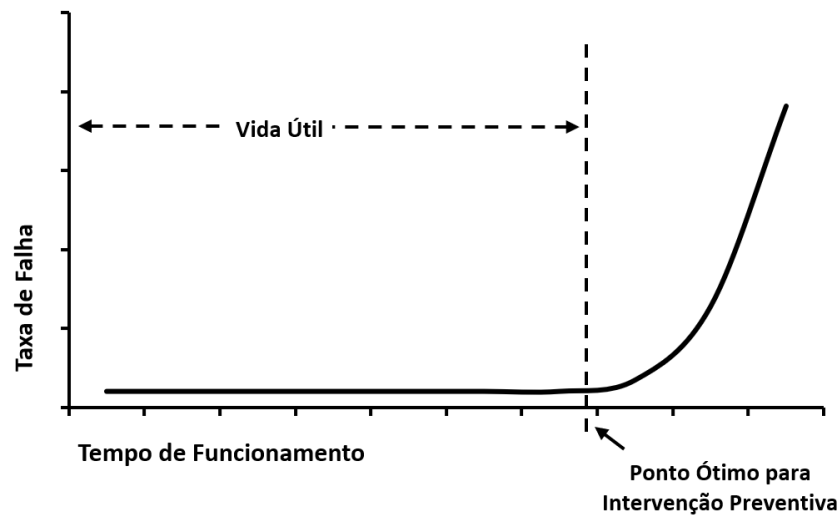


Figura 3 – Curva de probabilidade condicional de falha para um equipamento ao longo de seu tempo de operação. Fonte: Wiseman (2011).

1. Como estimar em quanto de operação um equipamento irá falhar?
2. Como definir a melhor estratégia de manutenção para um determinado equipamento?
3. Como integrar 1 e 2 numa estratégia conjunta, em um cenário de múltiplos ativos?

Embora se reconheça que as questões supracitadas estejam interligadas, muitos trabalhos da literatura (apresentados na Tabela 1 do Capítulo 2) se dedicam a apresentar formulações matemáticas para o problema 2 assumindo que os parâmetros de falha, os tempos de reparo e os custos são conhecidos, ou seja, a questão 2 estaria resolvida. Essa hipótese limita o uso de tais modelos em situações práticas, pois exige do decisor o conhecimento de parâmetros de confiabilidade que nem sempre estão disponíveis.

Com o avanço de técnicas de coleta e armazenamento de dados, sobretudo em grandes empresas, é possível ter acesso a dados históricos de manutenção, permitindo a estimação dos parâmetros de confiabilidade. Para tanto, faz-se necessário o uso de técnicas que permitem a análise automática de grandes volumes de dados.

Diante deste contexto, o presente trabalho investiga o uso de inteligência artificial para estimar distribuições ótimas de confiabilidade e taxas de falhas para ativos físicos de um determinado conjunto, aplicando posteriormente um modelo de otimização para definição de estratégias ótimas para cada ativo.

Portanto, o trabalho apresenta uma contribuição original para a literatura, ao integrar métodos de aprendizado de máquina com otimização. Além disso, um estudo de caso baseado em dados reais mostra a viabilidade prática do modelo proposto, cujos resultados são validados por especialistas em manutenção da empresa que forneceu os dados.

A elaboração de um modelo generalista para auxiliar o tomador de decisão sobre quais estratégias e parâmetros devem ser escolhidos para maximizar seus objetivos de negócio é um desafio multifacetado, que pode ser abordado em diferentes frentes, desde a teoria dos sistemas até a otimização matemática. Essa tema é abordado pelo embasamento teórico apresentado no Capítulo 2 (Revisão Bibliográfica).

Como a presente dissertação, em parte de sua metodologia, investiga o uso de inteligência artificial para estimar distribuições ótimas de confiabilidade e taxas de falhas para ativos físicos de um determinado conjunto sem a necessidade de um histórico de falhas para todos os equipamentos, aplicando posteriormente um modelo de otimização, esse estudo visa contribuir propondo a análise de um problema real, construir uma abordagem inovadora composta por diferentes procedimentos em conjunto, envolvendo desde métodos tradicionalmente utilizados no campo da manutenção, até modelos de redes neurais.

1.2 Objetivos

1.2.1 Objetivo Geral

Esta pesquisa propõe o desenvolvimento de um modelo para definição de estratégias ótimas de manutenção em múltiplos ativos, combinando técnicas de aprendizado de máquina, para estimação de parâmetros de confiabilidade, com otimização não linear para minimizar os custos esperados com manutenção e lucros cessantes em função de paradas.

1.2.2 Objetivos Específicos

São objetivos específicos dessa dissertação:

1. Investigar e aplicar métodos estatísticos para estimar distribuições de confiabilidade e falhas em múltiplos ativos com histórico conhecido.
2. Utilizar redes neurais para estimar distribuições de confiabilidade e falhas para ativos sem histórico de manutenção.

Abordagens difundidas já realizam o primeiro objetivo específico para equipamentos com histórico de manutenção conhecido. Uma das relevantes contribuições dessa dissertação é alcançado através desse segundo objetivo específico.

3. Propor uma heurística de otimização para escolha da estratégia de manutenção mais adequada num contexto de múltiplos ativos.
4. Sugerir ao tomador de decisão uma orientação quanto a estratégia de manutenção de ativos a ser seguida, como tipo de manutenção (por exemplo, manutenção corretiva ou manutenção preventiva) e, quando cabível, a periodicidade da mesma.

5. Pretende-se que o modelo seja parametrizável de acordo com os objetivos de negócio (por exemplo, minimizar o custo respeitando limites mínimos de disponibilidade), de fácil replicação e customização para diferentes dados e diferentes tipos de indústria, com objetivos estratégicos distintos.

1.3 Escopo e Delimitações

A partir do foco e da motivação da pesquisa, apresentados na seção de justificativas (seção 1.1), o estudo apresenta o desenvolvimento e validação de alternativa que atenda a necessidades práticas de gestão de manutenção, ao mesmo tempo em que acrescenta ao conhecimento acadêmico uma nova abordagem para a orientação de tomadas de decisão para estratégias de manutenção.

No capítulo 2 é realizada uma revisão bibliográfica dos principais conceitos e fundamentos do gerenciamento de manutenção em organizações, além de métodos e avanços já alcançados em aplicações no auxílio na tomada de decisões de manutenção.

Os materiais, ferramentas e métodos utilizados são apresentados no capítulo 3. A metodologia utilizada na dissertação apresenta natureza e aplicada, objetivos descritivos, procedimentos de pesquisa bibliográfica, estudo de caso e métodos de modelagem matemática em uma abordagem mista com foco na pesquisa quantitativa.

Para validação do modelo proposto apresenta-se um estudo de caso, com base em dados reais (capítulo 4), que envolve a seleção e tratamento de dados, o desenvolvimento e a implementação do modelo matemático e inclui uma análise e validação dos resultados por especialistas do setor de manutenção da empresa. Os resultados são apresentados e discutidos no capítulo 5 e as conclusões são retratadas no capítulo 6.

São objetos desse estudo os dados sistêmicos da árvore de equipamentos e dos registros de atividades de manutenção realizadas nos mesmos. Esses dados foram extraídos de duas plantas industriais de um grupo privado de grande porte do setor sucroenergético e foram anonimizados para atender à política de privacidade de conteúdo intelectual da organização.

Tais dados foram extraídos de um período de dois anos de operação, entre 2019 e 2020. Maiores detalhes sobre os mesmos podem ser encontrados na Seção 4.1. As técnicas e modelos adotados abrangem a natureza dos equipamentos e sua função, não se aprofundando a níveis mais detalhados como componentes ou subcomponentes. A limitação da análise ao nível de sistema na estrutura de taxonomia conforme a norma ISO 14224 (2011) é justificada pelo apontamento de falhas e atividades de manutenção do grupo empresarial ocorrer nesse nível de detalhamento.

O estudo e sua aplicação prática limita-se a sistemas mecânicos, selecionados devido a sistemas e equipamentos elétricos possuírem maior fator de imprevisibilidade em seus comportamentos de falhas.

A problematização se limita definições de quais estratégias de manutenção devem ser executadas para atender os requisitos de um grupo privado de grande porte, maximizando os objetivos de negócio (que, no objeto desse estudo, se dá pelo lucro da empresa). A definição de quais atividades devem compor a estratégia está fora do âmbito proposto nessa pesquisa.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Neste capítulo apresentamos uma síntese da revisão bibliográfica realizada ao longo da elaboração desta dissertação. A Seção 2.1 apresenta os principais conceitos e estratégias da área. Na Seção 2.2, apresenta-se uma revisão dos modelos matemáticos aplicados à manutenção, incluindo métodos para estimação de parâmetros. A Seção 2.3 traz uma síntese dos padrões de estruturação de dados de manutenção e principais indicadores de desempenho da manutenção e confiabilidade.

2.1 Principais conceitos

A importância das dimensões da engenharia de manutenção é objeto de estudo e destacada por diversos autores, motivada pela necessidade de compreensão e diferenciação das atividades envolvidas e suas respectivas consequências. (LOBO; ASSIS, 2013, 2010 apud PICANCO, 2020)

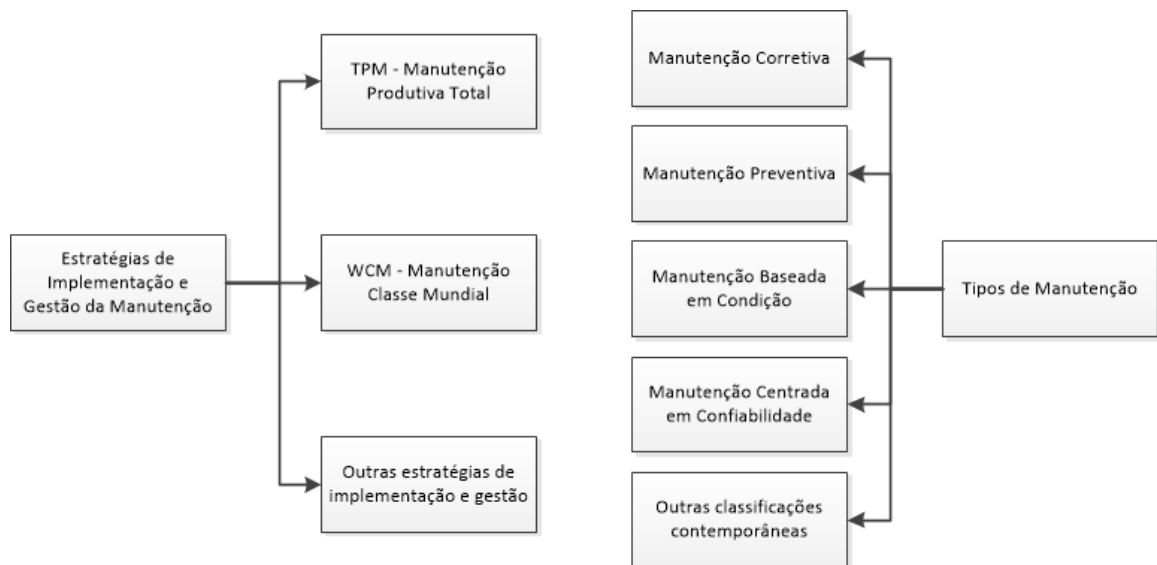


Figura 4 – Principais estratégias de implementação e gestão da manutenção e principais tipos de atividades de manutenção. Fonte: Adaptado de (PICANCO, 2020; ABBAS; SHAFIEE, 2020)

A área do conhecimento da engenharia de manutenção é amplamente estudada, sendo encontradas na literatura diferentes classificações das estratégias de manutenção. Nessa dissertação, são apresentadas brevemente as estratégias de implementação e gestão e os tipos de manutenção que são objetos desse estudo, ilustradas na Figura 4. Tais estratégias e classificações de atividades de manutenção foram selecionadas por se tratarem das práticas mais conhecidas, aplicadas na prática e estudadas.

2.1.1 Abordagens para implementação e gerenciamento de um processo de manutenção

A implementação de um processo estruturado de manutenção em um processo produtivo é abordado na literatura e nas empresas de diferentes formas e por diferentes estratégias. A TPM, ou Manutenção Produtiva Total, e a WCM, *World Class Maintenance* ou Manutenção Classe Mundial, são alguns dos modelos mais estudados.

2.1.1.1 Manutenção Produtiva Total

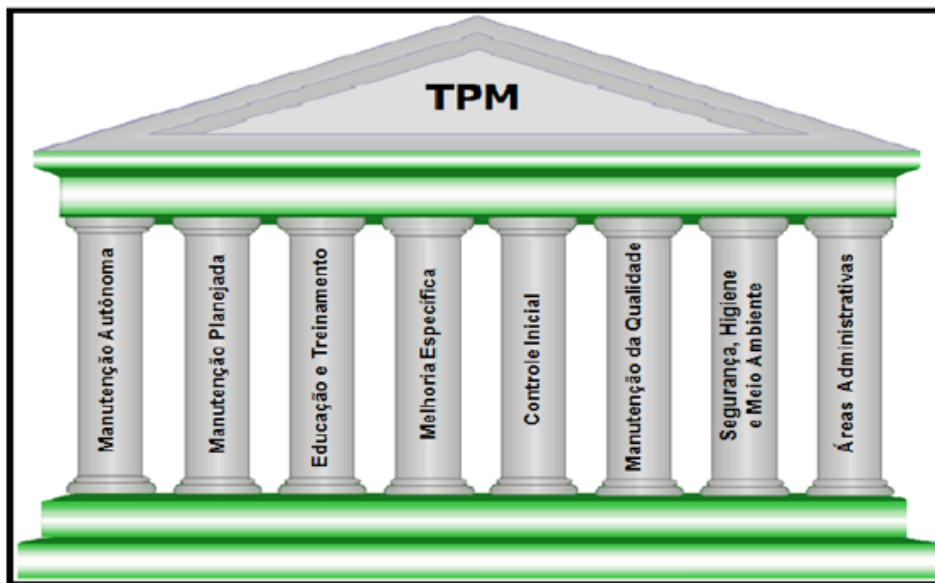


Figura 5 – Os oito pilares da Manutenção Produtiva Total. Fonte: Giocondo, Lima e Simon (2014).

A implementação da Manutenção Produtiva Total é realizada com base na estruturação de oito pilares, ilustrados na Figura 5 e constituídos por (GIOCONDO; LIMA; SIMON, 2014):

1. **Manutenção Autônoma:** treinamentos, teóricos e práticos, dos operadores para a melhoria contínua das rotinas de produção e manutenção. Operadores realizam inspeções, lubrificações e pequenos reparos nos equipamentos. Trata-se de um dos principais pilares e incorre em mudanças na cultura organizacional, aumentando a abrangência de capacitação e responsabilidade dos operadores.
2. **Manutenção Planejada:** manutenções preventivas e preditivas, baseadas em tempo e condição, respectivamente. Esse pilar é responsável pela restauração dos ativos ao mais próximo das condições originais maximizando seu uso e minimizando a ocorrência de falhas.
3. **Educação e Treinamento:** aplicação de treinamentos para a liderança e para os colaboradores de manutenção e operação, com foco em competências comportamentais e capacitação técnica.

4. Melhoria Específica: estudos de atuação para atuar em perdas crônicas relacionadas a falhas recorrentes nos equipamentos. O pilar é constituído pelo mapeamento e apontamento das maiores perdas, diagnóstico das causas e estabelecimento de planos de ação e projetos de melhorias e mitigação dos problemas.
5. Controle Inicial: estabelecimento de processos e requisitos para novos produtos e equipamentos, de modo a garantir que não haja ineficiências no processo de manutenção. Pilar responsável por garantir que os novos ativos já iniciem com a padronização apropriada.
6. Manutenção da Qualidade: pilar que representa a consolidação da qualidade assegurada, visa garantir a qualidade dos serviços e produtos.
7. Segurança, Higiene e Meio Ambiente: pilar com objetivos de eliminar ou minimizar os riscos de acidentes do trabalho e ambientais. Visa garantir a segurança dos colaboradores e do meio ambiente.
8. Melhoria dos processos administrativos: também conhecido como TPM de escritório, *Lean Office* ou *TPM Office*, visa organizar e eliminar desperdícios em rotinas e processos administrativos.

A estratégia visa o emprego de um modelo onde todas as áreas da companhia irão trabalhar seguindo sua estratégia. A TPM integra ações entre diferentes departamentos, transformando os modelos tradicionais de gestão segmentados através da busca contínua por eliminação de desperdícios, capacitação do corpo técnico, qualidade, serviço e eficácia do processo produtivo. Toda essa transformação tem como objetivo final garantir que a companhia evolua para maiores patamares de competitividade. (BARTZ; SILUK; BARTZ, 2014)

Ao implementar na prática o sistema de TPM e mensurar os resultados em indicadores de desempenho antes e depois da implementação, Bartz, Siluk e Bartz (2014) conseguiram comprovar aumento na eficiência de produção, reduções em retrabalho e melhoras em indicadores de qualidade, além de ganhos intangíveis como melhoras na gestão organizacional e organização do ambiente físico de trabalho.

2.1.1.2 Manutenção Classe Mundial

De maneira similar a Manutenção Produtiva Total, diversos gestores e consultores no campo da manutenção propõe diferentes abordagens e estratégias de implementação. Algumas coletâneas das melhoras práticas de implementação e do atingimento de objetivos alcançados através da evolução dos indicadores de manutenção a um nível de excelência são chamadas de Manutenção Classe Mundial. (MISHRA et al., 2015)

Mishra et al. (2015) propõe uma *framework*, ilustrada na Figura 6, para implementação dessas melhoras práticas como uma solução alternativa em relação às estratégias estudadas

para implementação da TPM. Alguns dos melhores conceitos de processos e práticas da TPM são incorporados na composição dos processos da WCM sendo considerados na *framework* de implementação proposta.

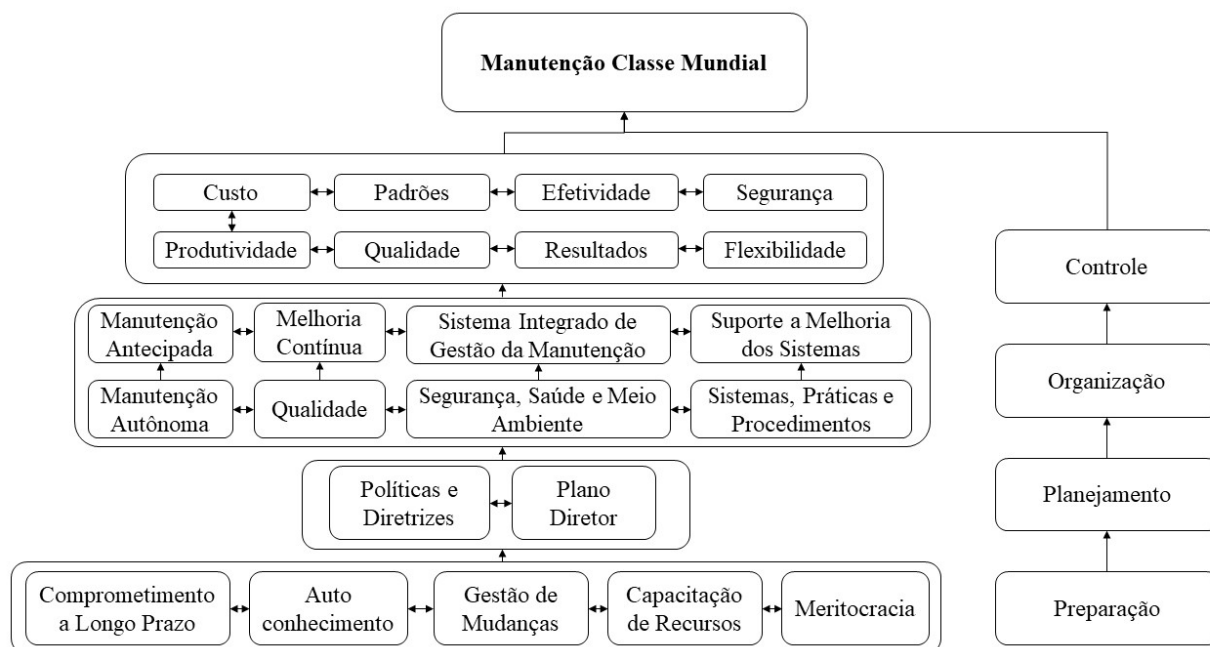


Figura 6 – *Framework* para implementação da Manutenção Classe Mundial. Adaptado de: Mishra et al. (2015)

A *framework* desenvolvida por Mishra et al. (2015) foi otimizada para atender diferentes situações e permite ser parametrizada para diferentes objetivos específicos. No estudo, Mishra et al. (2015) ratificam que a *framework* não sofreu validação prática, mas demonstram os diversos benefícios que a implementação poderá trazer, com destaque para a evolução de indicadores fim (como o aumento de receitas e a redução de custos).

2.1.2 Tipos de Manutenção

2.1.2.1 Manutenção Corretiva

Na manutenção corretiva, ou estratégia RTF (*run-to-failure*), a intervenção é realizada para trazer o equipamento de volta ao estado de operação, após o mesmo inesperadamente parar de desempenhar sua função. (ABBAS; SHAFIEE, 2020) A manutenção corretiva ocorre sempre após a falha, executada com a finalidade de reparar ou substituir o componente com falha e sendo caracterizada por uma intervenção necessária para evitar consequências ainda maiores aos ativos, aos trabalhadores ou ao meio ambiente, geralmente realizada imediatamente, mas podendo também ser programada. (VIANA, 2002; ABBAS; SHAFIEE, 2020)

Essa categoria de manutenção é geralmente preferível para equipamentos onde as consequências de uma falha são consideradas mínimas. (ABBAS; SHAFIEE, 2020) O investimento

necessário para trabalhar com a estratégia de manutenção corretiva é muito menor que qualquer outra estratégia, entretanto, outros custos oriundos do investimento para realização do reparo e diferentes formas de lucro cessante decorrentes do tempo necessário para o reparo fazem com que essa não seja a melhor estratégia para equipamentos críticos. (ABBAS; SHAFIEE, 2020)

2.1.2.2 *Manutenção Preventiva*

Um dos acontecimentos mais indesejados no cotidiano de uma indústria é o de uma falha inesperada, especialmente quando essa ocasiona em uma parada no processo produtivo. (VIANA, 2002) As manutenções preventivas colaboram para a redução desses acontecimentos. (VIANA, 2002; USHER; KAMAL; SYED, 1998)

Composta por atividades de manutenção realizadas em ativos que não estejam em estado de falha, (VIANA, 2002) a manutenção preventiva trata-se de uma estratégia com intervenções baseadas em intervalos, implementadas de modo a evitar potenciais falhas ou degradações severas em equipamentos que possam impactar a confiabilidade do sistema. (VIANA, 2002; ABBAS; SHAFIEE, 2020) A frequência das atividades realizadas numa estratégia de manutenção preventiva são geralmente definidas por experiência técnica ou recomendação procedimental do fabricante do equipamento. (ABBAS; SHAFIEE, 2020) Geralmente, a manutenção preventiva envolve atividades como inspeção, limpeza, lubrificação, calibração, alinhamento e substituição de sub-componentes sujeitos ao desgaste de operação. (USHER; KAMAL; SYED, 1998)

Estratégias preventivas tendem a oferecer melhorias nos indicadores de disponibilidade operacional, menores taxas de falha e maior tempo de vida dos equipamentos. (ABBAS; SHAFIEE, 2020) A estratégia oferece também vantagens como um almoxarifado mais enxuto e eficiente, além de uma previsibilidade de médio e longo prazo do consumo de materiais e realização de serviços. (VIANA, 2002) Outra consequência positiva da mesma é a condição de melhoria contínua das atividades de manutenção: a atuação recorrente das atividades preventivas nos equipamentos permite acompanhar a visualização de seus pontos de medição e checagem, permitindo que o plano de atividades a ser executado numa manutenção preventiva seja revisado e melhorado constantemente. (VIANA, 2002)

Apesar de todos os benefícios, Abbas e Shafiee (2020) ressaltam que a manutenção preventiva não garante a eliminação de todas as falhas inesperadas e a mesma não considera o estado atual de saúde dos equipamentos em operação. Por essa razão, a manutenção preventiva pode incorrer em falhas prematuras (falhas introduzidas durante o procedimento de manutenção), custos excessivos de reparos e indisponibilidade excessiva dos ativos para realização das intervenções. (ABBAS; SHAFIEE, 2020)

2.1.2.3 *Manutenção Baseada em Condição*

Dentre os últimos avanços em manutenção, Abbas e Shafiee (2020) destacam a evolução da estratégia de manutenção baseada em condição. Ela constitui-se na utilização de métodos

modernos para diagnosticar falhas e prever o tempo remanescente de operação de um sistema. (ABBAS; SHAFIEE, 2020) Para alguns pesquisadores, como Martin (2016) e Viana (2002), tais abordagens e procedimentos compõem também a manutenção preditiva. Seu objetivo é determinar o tempo correto para a realização da intervenção mantenedora, com isso evitando manutenções preventivas desnecessárias e prolongando ao máximo a vida útil do equipamento. (VIANA, 2002)

Realizada por ferramentas e procedimentos avançados que permitam o monitoramento em tempo real da saúde dos equipamentos, facilitando a análise e a tomada de decisão proativa ou preditiva pelos gestores de manutenção, a manutenção baseada em condição pode também ser constatada pela perspectiva de ser um estágio avançado da manutenção preventiva. (ABBAS; SHAFIEE, 2020; MARTIN, 2016) No entanto, as manutenções preventiva e preditiva são diferenciadas, respectivamente, pelas realizações de intervenções por intervalos fixos e somente quando necessário. (MARTIN, 2016)

Abbas e Shafiee (2020) descrevem que essa estratégia é performada quando um ou mais indicadores demonstram que a operação plena do equipamento está degradada de alguma forma, ou que o equipamento está na iminência de apresentar falha. São tarefas que visam acompanhar os ativos, por monitoramento através de medições ou controle estatístico, tanto *on-line* quanto *off-line*, que visam prever a proximidade e o risco da iminência de uma falha. (VIANA, 2002) As principais técnicas utilizadas são os ensaios por ultra-som, as análises de vibrações mecânicas, as análises de óleos lubrificantes e as análises termográficas. (VIANA, 2002)

Suas desvantagens são a alta qualificação necessária dos funcionários para condução das medições e análises, e o alto custo de implementação necessário para aquisição de sensores e ferramentas, além do custo de manutenção das próprias ferramentas, reciclagem das capacitações e licenças de sistemas informatizados. (VIANA, 2002)

Segundo Martin (2016), é esperado que o custo total de manutenção, em geral, numa estratégia predominantemente baseada em condição, seja menor em relação à manutenção preventiva. Abbas e Shafiee (2020) ressaltam que diversos pesquisadores consideram a estratégia como mais eficiente do que a manutenção preventiva. Ela tende a ser a estratégia preferida para equipamentos críticos, com grandes impactos para o sistema como consequência de uma falha. Viana (2002), Abbas e Shafiee (2020)

2.1.2.4 Manutenção Centrada em Confiabilidade (RCM)

Abbas e Shafiee (2020) relatam que a manutenção centrada em confiabilidade (RCM) foi concebida e utilizada pela primeira vez na indústria americana de aviação na década de 1980. A estratégia é definida com base em um programa de manutenção planejada com a finalidade de manter as funções de um sistema enquanto busca melhorar sua confiabilidade, manutenibilidade e disponibilidade. (ABBAS; SHAFIEE, 2020)

Um segundo objetivo dessa estratégia trata-se de identificar os modos de falha, ou seja, as diferentes motivações que podem levar um equipamento, sistema ou componente a atuar ineficientemente. (MARTIN, 2016) Após um estudo de classificação, são definidas o escopo e intervalos de atividades e planos de manutenção projetados para endereçar cada um dos principais modos de falha. (MARTIN, 2016)

Nas técnicas presentes na manutenção centrada em confiabilidade, está a característica de observar a confiabilidade de um ativo ou sistema através de uma distribuição de probabilidade de sua confiabilidade ou falha ao longo do tempo. (MARTIN, 2016) Dessa forma, a RCM desenvolveu-se de uma origem qualitativa para uma tendência de se tornar uma tratativa técnica e quantitativa, com foco no monitoramento de indicadores e controle do índice de confiabilidade, acompanhamento o aumento de desempenho dos ativos físicos. (PICANCO, 2020)

A literatura relata que implementada corretamente, a RCM pode auxiliar reduzindo de 40 à 70% o esforço total empregado em atividades de manutenção, quando comparada a demais estratégias como a manutenção corretiva ou a manutenção preventiva baseada em intervalos fixos. (ABBAS; SHAFIEE, 2020)

2.1.2.5 Outras categorizações contemporâneas de atividades de manutenção

Como já mencionado na página 20 no início da Seção 2.1, existem diferentes maneiras de categorizar os tipos de atividades de manutenção presentes na literatura, como a manutenção baseada no ciclo de vida de sistemas e a manutenção baseada em condição *plus*, estudadas por Abbas e Shafiee (2020), e a manutenção proativa, segundo Er-ratby e Mabrouki (2018). Devido a multidimensionalidade na separação dos tipos de manutenção, na subseção 2.1.2 foram consideradas as quatro vertentes (manutenção corretiva, preventiva, baseada em condição e centrada em confiabilidade) mais disseminadas nos trabalhos acadêmicos de maior impacto.

2.2 Métodos e avanços em modelos matemáticos aplicados à manutenção

2.2.1 Estimativa por Máxima Verossimilhança

A estimativa por máxima verossimilhança, ou *maximum likelihood estimation* (MLE), trata-se de uma combinação de técnicas popular no campo estatístico pelo seu uso para estimar curvas e parâmetros que representam o comportamento de modelos probabilísticos (DHAR; MININ, 2016) (MOHAMMED; NAUGLER; FAR, 2015), e considerada também como uma abordagem eficiente e prática para estimar parâmetros de distribuições de vida útil (NIST, 2013).

Através dela é possível escolher o melhor conjunto estimado a fim de minimizar a função de log-verossimilhança negativa. Os conjuntos de distribuições e parâmetros são medidos através do critério de informação de Akaike, ou *Akaike information criterion* (AIC), e pelo Critério Bayesiano de Schwarz, ou *Bayesian information criterion* (BIC) (MOHAMMED;

NAUGLER; FAR, 2015), de modo a determinar a melhor distribuição e conjunto de parâmetros que representem os registros de entrada.

A estimativa por máxima verossimilhança é considerada uma abordagem eficiente e prática para estimar parâmetros de distribuições de vida útil (NIST, 2013). No caso desse estudo, será utilizada para estimar curvas de confiabilidade e falhas através dos registros de falha para cada ativo.

2.2.2 Modelo para definição de estratégias para manutenções preventivas

Na indústria de geração de energia eólica, um dos grandes desafios enfrentados é em relação ao grande tempo de parada dedicada a realização de manutenções nas turbinas eólicas. Zhang et al. (2019) apresentam um modelo cujo objetivo é definir a estratégia de execução das manutenções por oportunidade, utilizando-se de um modelo que considera as condições climáticas e a disponibilidade de materiais sobressalentes.

Através de modelo da cadeia de Markov, são geradas séries temporais da velocidade do vento obtendo-se as janelas de oportunidade para realização das manutenções. O modelo é incrementado com uma função que combina a janela de oportunidade climática com a disponibilidade dos materiais sobressalentes necessários para a manutenção.

O modelo de Zhang et al. (2019) apresenta sugestões de novas estratégias de manutenção por oportunidade, submetidas a uma comparação contra a estratégia tradicional de manutenção preventiva com intervalo fixo. Nessa comparação, são apresentadas reduções consideráveis nos custos de operação e de manutenção das turbinas eólicas.

Zhang et al. (2019) endossa que a revisão de intervalos ou a definição da intervenção preventiva através de intervalos dinâmicos podem incorrer em resultados melhores do que intervalos fixos. Uma das propostas dessa dissertação é orientar o tomador de decisão em relação aos intervalos de atividades preventivas.

2.2.3 Métodos para predição de falhas baseados em confiabilidade

Segundo Abbas e Shafiee (2020), um dos setores mais afetados pela degradação é a indústria marítima, geralmente devido a fatores influenciados pelo ambiente agressivo, como fadiga, corrosão e *pitting*. Diversos estudos recentes identificaram a corrosão como a degradação mais frequente em equipamentos do setor marítimo, podendo resultar em falhas catastróficas.

Para controlar a taxa de degradação, aumentar a disponibilidade operacional, reduzir os custos do ciclo de vida e estender a vida útil dos ativos, várias estratégias de manutenção são aplicadas, como: Manutenção preventiva, manutenção baseada em condição, manutenção baseada em risco e manutenção preditiva. Atualmente, melhorias na segurança operacional ambiental se tornaram os principais desafios do setor. (ABBAS; SHAFIEE, 2020)

Uma visão geral das tendências futuras para gestão da manutenção de ativos aplicadas à corrosão do aço em ambientes extremos, principal material sujeito a degradações no setor marítimo, é abordada por Abbas e Shafiee (2020). Neste artigo supracitado, também são extensivamente analisados e discutidos modelos de predição (determinísticos e probabilísticos) de corrosão e as melhores práticas de manutenção no setor marítimo.

2.2.4 Modelos com métodos de apoio à tomada de decisão multicritério

O Processo Analítico Hierárquico (AHP) e o Processo Analítico em Rede (ANP) são métodos de apoio à decisão multicritério utilizados para divisão de problemas complexos em níveis hierárquicos, correlacionando as variáveis entre os diferentes níveis. (HÜLLE; KASPAR; MÖLLER, 2013)

Zaim et al. (2012) exploram a demonstração dos métodos AHP e ANP em um estudo de caso aplicado na indústria gráfica. Para atingir as metas diárias de produção, equipamentos de impressão são submetidos a altas demandas de operação e manutenção. O estudo de Zaim et al. (2012) possui o objetivo de selecionar a melhor estratégia de manutenção que atenda as necessidade e objetivos de produção. No mesmo, três alternativas de manutenção são consideradas: corretiva, preventiva (baseada em intervalos de tempo) e preditiva (baseada em condição). Manutenções por oportunidade não são consideradas, pois, longas paradas do processo não são desejadas e esperadas.

Através da formação de um grupo composto pela altera liderança da companhia objeto do estudo (22 gerentes de departamentos relevantes para a cadeia de produção, como suprimentos, manufatura, qualidade e manutenção), Zaim et al. (2012) conduzem uma discussão com o grupo formado para construir um modelo hierárquico aplicando os métodos AHP e ANP. Baseando-se nos critérios e subcritérios identificados, o modelo é construído e refinado compondo uma matriz de comparação "par a par".

O resultado se dá pela formação de uma lista ordenada de forma decrescente (melhor para pior) das estratégias de manutenção recomendadas para os equipamentos. As recomendações dos métodos foram aplicadas na prática e ambos (AHP e ANP) foram considerados eficientes para escolher a estratégia de manutenção para impressoras, considerando os requisitos específicos da organização. (ZAIM et al., 2012)

2.2.5 Modelos de otimização linear

Um dos objetos de estudo da tese de doutorado de Picanco (2020) trata-se da construção e implementação de um modelo de tomadas de decisão para definir qual estratégia de manutenção executar e em qual momento, em determinados equipamentos e em um cenário de incerteza, minimizando o custo total incorrido por falhas e atividades de manutenção.

Essa abordagem, apresentado nos Capítulos 5, 6 e 7 da tese de Picanco (2020), inicia-se

pela construção de dois modelos de otimização linearizados: o primeiro para a manutenção preventiva e o segundo para uma estratégia de manutenção corretiva. Então, utilizando-se de uma abordagem desenvolvida, na mesma tese, para clusterização dos ativos em categorias de criticidade e outra abordagem, também previamente desenvolvida, de definição dos custos médios incorridos por falhas e por atividades de manutenção como insumos, Picanco (2020) apresenta e aplica um modelo de otimização linear híbrido.

Este modelo tem como entregável um quadro de programação de manutenção, mediante as restrições apresentadas, de forma a minimizar os custos totais esperados no período. (PICANCO, 2020)

2.2.6 Modelo de otimização não-linear

Considerando um sistema produtivo onde resultantes como o total de custos implicados, tempo de execução e a probabilidade de sucesso do mesmo de completar determinada tarefa sejam retratados como funções da confiabilidade dos componentes pertencentes ao sistema, Khatab e Aghezzaf (2016) apresentam uma abordagem criando um modelo de otimização estocástico não-linear para orientar a tomada de decisão do gestor de manutenção.

O processo sugerido pelo artigo considera diversas operações com diferentes tratativas de manutenção para os componentes do sistema, separadamente. Os dados analisados são utilizados para gerar distribuições probabilísticas utilizadas para entendimento e desenvolvimento do modelo proposto. Quando resolvido, este apresenta a solução mais efetiva em termos de minimização de custos e maximização de confiabilidade do sistema. (KHATAB; AGHEZZAF, 2016)

2.2.7 Aprendizado de máquina e redes neurais

A estimativa de curvas de confiabilidade por máxima verossimilhança, mencionada na seção 2.2.1, depende de um conjunto de dados de entrada, que no caso desse estudo trata-se do histórico de falhas. No entanto, na prática, nem todos os equipamentos possuem registros do histórico de falhas. Durante o cronograma de execução dessa pesquisa de dissertação não foram encontrados estudos diretamente relacionados a estimativa de curvas de confiabilidade para ativos sem histórico de falhas.

Como uma contribuição inovadora, é proposto neste trabalho o uso de redes recorrentes do tipo LSTM (*Long Short-Term Memory*) para estimar os comportamentos de confiabilidade e falhas em função de seus bons resultados na modelagem de séries temporais (HOCHREITER; SCHMIDHUBER, 1997) e de sua capacidade de aprender conexões de longo de curto prazo de um fenômeno.

Ampliando o horizonte de aplicação de aprendizado de máquina e redes neurais para outras abordagens relacionadas à manutenção, Paolanti et al. (2018) apresentam uma estratégia

combinando técnicas de manutenção preditiva com algoritmos de classificação aplicados por aprendizado de máquina. Os resultados medidos incrementaram a acurácia das técnicas de manutenção preditiva de maneira isolada, permitindo maior assertividade na predição de falhas obtendo reduções nas indisponibilidades dos equipamentos.

2.2.8 Outros modelos recentes de otimização da manutenção

Os trabalhos contemporâneos e distintos, apresentados na Tabela 1, retratam diversas abordagens para os desafios da otimização da manutenção industrial, mas todos pressupõem a existência de um conjunto de dados robustos como entrada dos modelos. (SCAVARIELLO; PICANCO; TOREZZAN, 2021)

2.3 Estruturação de Dados e Indicadores de Desempenho da Manutenção

O aumento da complexidade dos sistemas produtivos requer o aprimoramento de técnicas de gerenciamento com a busca contínua de informações para fundamentar as decisões empresariais. Os sistemas de medição de desempenho (SMDs) possuem papel central no gerenciamento das operações, principalmente num contexto cada vez mais conectado de informação em tempo real, cujos impactos potencialmente se estendem para toda a cadeia de produção. (LOPES; MARTINS, 2021)

No gerenciamento de manutenção industrial, a coleta e apuração dos dados é um ponto crítico para a medição de desempenho. A falta de informação e de dados confiáveis é um desafio importante, que vem sendo estudado temporalmente (RODRIGUES; HATAKEYAMA, 2006) e considerado uma das principais causas para o insucesso na implementação em sistemas de manutenção industrial (NGUYEN; DO; GRALL, 2017), (RUSCHEL; SANTOS; LOURES, 2017).

A norma ISO 14224 (2011) fornece métodos e padrões para coleta e governança de dados de confiabilidade e manutenção, com foco em equipamentos, instalações e operações das indústrias de petróleo e gás natural.

São descritos os princípios, termos e definições sugeridos para constituir um banco de dados estruturado e uma linguagem padronizada. É estabelecido um procedimento de hierarquização, denominado taxonomia, onde são definidos níveis de controle para agrupamento dos registros: indústria, negócio, instalação, planta ou unidade, sistema, subsistema, equipamentos, subequipamentos, componentes e partes, facilitando o uso em diversas metodologias de análise e permitindo a definição e agrupamento de dados de confiabilidade e manutenção. Tal padronização permite, por exemplo, a criação de indicadores e a realização de comparações e trocas de boas práticas entre diferentes empresas.

Medir o desempenho de manutenção é um fator estratégico de sucesso para empresas. Somente através do processo de controle é possível alcançar os objetivos de crescimento desejados.

Tabela 1 – Trabalhos recentes em otimização da manutenção. (SCAVARIELLO; PICANCO; TOREZZAN, 2021)

Autores	Contribuição
Schenkelberg et al (2020)	Defende um modelo baseado em DBN (<i>Dynamic Bayesian Networks</i>) para prever o impacto econômico das intervenções de manutenção como perfil de escolha estratégica naquelas mais eficientes.
Kang & Soares (2020)	Constrói um modelo de manutenção por oportunidade que considera a incerteza proveniente da acuracidade da intervenção e das condições ambientais.
Amrina et al (2020)	Desenvolve um modelo multicritério baseado em lógica <i>fuzzy</i> para análise performática da função manutenção à partir de indicadores chave (KPIs) no contexto industrial.
Syamsumdar et al (2021)	Apresenta modelos de manutenção preventiva e corretiva para avaliação da efetividade de políticas de manutenção, com a variação de parâmetros e condições nos modelos de otimização de custos e disponibilidade.
Nili et al (2021)	Os autores desenvolve uma interface integrada de simulação de eventos discretos com algoritmo genético para um modelo de otimização de manutenção em condição de elevadas restrições. Propõe sequenciamento de atividades, levantamento de criticidade e identificação de restrições não aparentes em sistemas complexos.
Mena et al (2021)	Apresenta um modelo de otimização de operações de manutenção preventiva, baseada em oportunidade utilizando programação inteira mista. Trás uma abordagem que considera sazonalidade de processos produtivos, riscos e condições ambientais como fatores de incerteza.
Wang & Miao (2021)	Formula um modelo de otimização da manutenção preventiva com o balanceamento de um sistema semi-markoviano, com diferentes parâmetros e gradações de falhas.

E como em todos os departamentos de uma empresa, as melhorias nos índices de manutenção não são diferentes. Indicadores confiáveis são importantes para identificar onde existem oportunidades de melhoria. Por isso, devem ser bem definidos, padronizados e comunicados internamente de forma que todos os envolvidos no processo consigam interpretá-los com a mesma objetividade. (BARTZ; SILUK; BARTZ, 2014)

A partir de levantamento realizado com indústrias brasileiras em 2016, Branco Filho (2016) apresenta os indicadores mais utilizados na Figura 7.

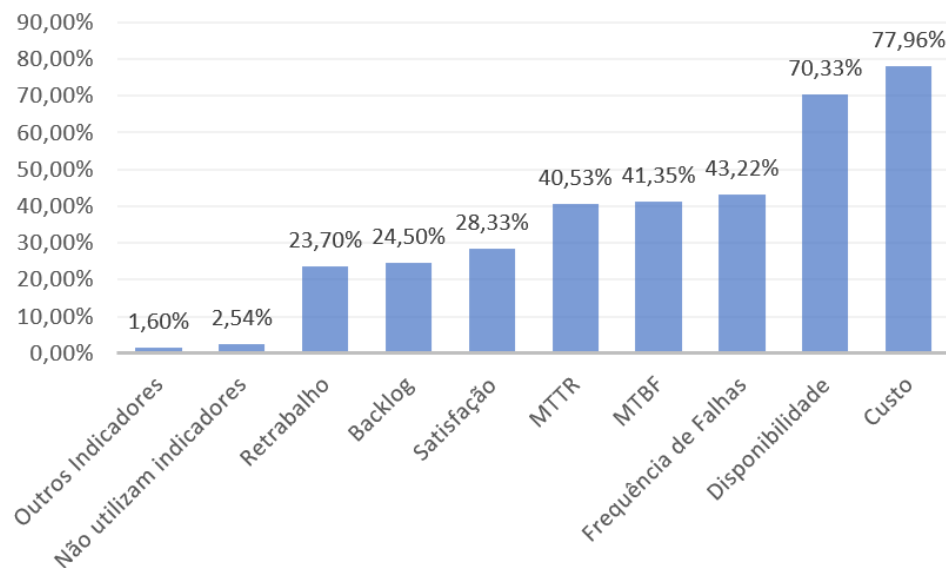


Figura 7 – Percentual de utilização de indicadores por empresas pesquisadas. Fonte: Adaptado de Branco Filho (2016).

Os indicadores MTBF (*Mean time between failures*) (tempo médio entre falhas), MTTR (*Mean time to repair*) (tempo médio para reparar), frequência de falhas, e custo estão entre os principais objetos abordados e utilizados nessa pesquisa.

3 METODOLOGIA

Neste capítulo, são descritas a metodologia e os procedimentos utilizados na presente pesquisa acadêmica.

3.1 Caracterização da pesquisa

A metodologia utilizada neste trabalho busca gerar conhecimento para a ciência e tecnologia, sem perder de vista a aplicação prática e a solução de problemas reais. Portanto, o conjunto dessas características permitem a classificação prioritária deste trabalho como pesquisa de natureza aplicada (GIL, 2017).

Para construção do embasamento teórico e a síntese de técnicas e pesquisas já exploradas no tema da pesquisa em questão, foram utilizados procedimentos de pesquisa bibliográfica em obras de referência, periódicos específicos, teses e dissertações, periódicos de indexação, fóruns e sites especializados em manutenção. Ao longo da pesquisa, foram utilizadas 48 referências na pesquisa bibliográfica, sendo três delas seminais: Abbas e Shafiee (2020), Picanco (2020), Tchakoua et al. (2014).

Procedimentos de estudo de caso foram utilizados para explorar situações reais, preservando o caráter unitário dos objetos estudados, para trabalhar com investigações, formulação de hipóteses e teorias e para explicar as variáveis causais de situações complexas. (GIL, 2017) A pesquisa utiliza abordagens analíticas de estudo de caso para coleta, análise e tratamento de dados extraídos do sistema de gestão integrado de um grupo privado de indústrias do setor sucroenergético. Os procedimentos de seleção, coleta, preparação e higienização de dados estão descritos na Seção 4.1.3. Métodos de modelagem matemática são utilizadas na construção e aplicação prática do modelo.

A pesquisa possui ênfase em análises quantitativas, com usos pontuais de abordagens qualitativas. Um exemplo de abordagem híbrida ao longo da pesquisa ocorre na Seção 4.4.3 (Avaliação dos Especialistas), onde existe uma entrevista semi-estruturada, onde existem critérios avaliados quantitativamente pelos especialistas, mas é solicitado ao avaliador que disserte qualitativamente sobre o seu argumento.

3.2 Contextualização e Definição do Problema

Este trabalho é motivado por um problema típico, comum de muitas indústrias que possuem um processo de manutenção implementado. Assume-se que os registros dos equipamentos e das respectivas manutenções executadas são conhecidos dos gerentes de manutenção que, pressionados por metas financeiras e operacionais, devem buscar as melhores estratégias de

manutenção de forma minimizar os prejuízos com paradas indesejáveis sujeitos a um orçamento limitado para manutenções preventivas e/ou corretivas.

A disponibilidade e a confiabilidade dos ativos pode afetar a geração de receitas, ao mesmo tempo em que os custos implicados nas atividades de manutenção executadas oneram negativamente os resultados. O desafio enfrentado pelos gerentes é o de encontrar a melhor combinação de decisões que resulte no menor custo total, ou na maximização dos lucros, ilustrada como o custo ótimo total na Figura 1.

O desafio é aumentado consideravelmente quando o tomador de decisão encontra-se com a gestão de múltiplos equipamentos, e em alguns casos até de múltiplas instalações fabris. Outro fator de complexidade se dá quando o gestor lida com equipamentos que não possuem histórico de falhas. Frente a esse cenário complexo, gestores de manutenção usualmente se questionam: qual é a melhor estratégia para cada ativo industrial?

Com a finalidade de compor uma amostra controlada e permitir uma aplicação da abordagem proposta nessa dissertação, foram extraídos dados reais de 27 esteiras transportadoras e 435 bombas do sistema de gestão integrado de um grupo privado de indústrias do setor sucroenergético.

3.3 Modelo Proposto

A abordagem proposta é representada, de maneira ilustrativa, na Figura 8. O primeiro passo consiste na coleta e classificação estruturada de um conjunto de ativos, as definições de estratégias adotadas individualmente e seus respectivos históricos de ordens de manutenção. Os dados passam por um processo de higienização (removendo duplicidades, registros indesejados, inconsistentes ou incorretos utilizando técnicas computacionais e análises qualitativas). Então, os mesmos são submetidos à modelos matemáticos como a máxima verossimilhança ou redes neurais, dependendo da presença ou não de histórico de falhas em cada ativo, para estimativa dos comportamentos de confiabilidade e dos custos de manutenção.

Os parâmetros de confiabilidade estimados alimentam um modelo de otimização, orientado a minimizar os custos totais de manutenção, incluindo custos estimados por paradas, que sugere ao decisor qual deve ser a estratégia ótima para cada ativo. As orientações então são implementadas em uma amostragem controlada de ativos industriais reais para fins de validação, permitindo uma discussão sobre a viabilidade e valor de utilidade de aplicação prática. Esses são os principais entregáveis da pesquisa.

Sucintamente, a solução proposta trata-se de um modelo para auxiliar o tomador de decisão, sugerindo quais estratégias e parâmetros devem ser escolhidos para maximizar seus objetivos e restrições de negócio.

Primeiramente, a classificação estruturada de um conjunto de ativos, suas características

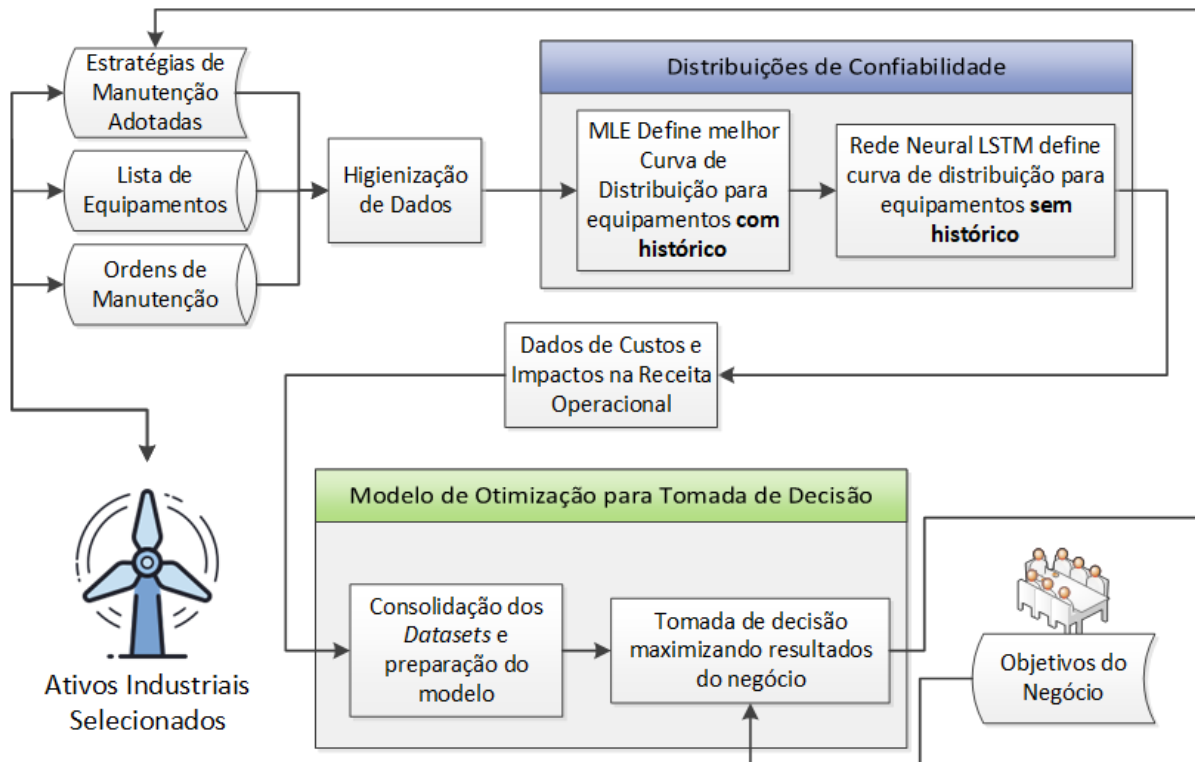


Figura 8 – Fluxograma representativo do modelo proposto. Elaborado pelo autor (2021).

individuais e seus respectivos históricos de ordens de manutenção são coletados e higienizados (removendo duplicidades, registros indesejados, inconsistentes ou incorretos utilizando técnicas computacionais e análises qualitativas). A seção 3.3.1 aborda os procedimentos de Seleção, Coleta, Preparação e Higienização de Dados.

Após, os conjuntos de dados resultantes são submetidos às estimativas de máxima verossimilhança e redes neurais LSTM, dependendo da presença ou não de histórico de falhas em cada ativo, obtendo-se um novo conjunto de dados, para cada item, das distribuições de confiabilidade e seus parâmetros que melhor representam o comportamento do ativo. A seção 4.2 apresenta os procedimentos para Estimativa de Distribuições de Confiabilidade.

Os conjuntos resultantes são incorporados junto a outros fatores do grupo empresarial objeto desse estudo, como custos médios de manutenções e impactos na receita operacional em caso de falha, permitindo a composição de um modelo de otimização não-linear que sugere ao tomador de decisão uma solução de estratégias de manutenção para o seu conjunto de ativos. A elaboração do modelo e a aplicação desse em diferentes cenários de decisão encontram-se na seção 3.3.4.

A solução proposta foi construída e aplicada (no capítulo 4 sobre dados reais, coletados do sistema de gestão integrado de um grupo privado de indústrias do setor sucroenergético. No entanto, os dados e informações individualizadas (em tabelas, imagens, ou gráficos) exibidas na dissertação foram anonimizados com a utilização de nomenclaturas ilustrativas para atender à política de privacidade de conteúdo intelectual da organização privada.

O detalhamento dos procedimentos citados é realizado nas próximas subseções, com a finalidade de possibilitar a compreensão do modelo proposto e permitir que o mesmo seja replicado ou adaptado para diferentes contextos, servindo de inspiração para outros trabalhos acadêmicos ou aplicações práticas.

3.3.1 Seleção, Coleta, Preparação e Higienização de Dados

A primeira etapa da solução proposta consiste na Seleção, Coleta, Preparação e Higienização de dados reais da operação de plantas industriais. Parâmetros como a categoria de estratégia adotada pela manutenção, os custos incorridos nas manutenções realizadas, número de ocorrências de falhas, tempo médio entre falhas, disponibilidade operacional dos ativos e estratégia adotada pela produção são alguns dos dados a serem investigados.

Para esta etapa, é fundamental o envolvimento de engenheiros, gestores e funcionários encarregados da manutenção, para garantir que o banco de dados utilizados seja o mais completo e atualizado possível.

Exemplos da aplicação prática da seleção de ativos e coleta de dados podem ser observados na subseção 4.1.1 do Capítulo 4 (Aplicação Prática do Modelo).

A coletânea de dados deve ser submetida a conversões e padronização dos tipos de variáveis e formatos visando preparar os dados para as próximas etapas. Na subseção 4.1.2 do Capítulo 4 (Aplicação Prática do Modelo), são executados os procedimentos de preparação dos dados em um estudo de caso.

3.3.2 Higienização

Como um dos primeiros objetivos do presente estudo é encontrar a melhor sugestão de distribuição para a confiabilidade dos ativos, foi necessário selecionar somente as ordens de manutenção que representam intervenções corretivas e necessitaram de parada do equipamento para execução (sejam estas planejadas ou não). Em outras palavras, eventos que ocasionaram interrupção nas funções do equipamento. Caso ordens de manutenção que não representam falhas fizessem parte da amostra, devido a registros inconsistentes dos dados por erros humanos ou falhas nas definições processuais da empresa, as taxas de falha seriam não confiáveis. Doravante, as ordens de manutenção serão chamadas também de falhas.

Outro objetivo da abordagem é o funcionamento em diferentes formatos e categorias de modelos de dados, portanto um procedimento de higienização de dados foi elaborado e executado. Na aplicação prática (Capítulo 4), foram definidos os critérios e etapas da higienização, demonstrados na subseção 4.1.3.

Os parâmetros utilizados no processo de higienização, assim como todos os parâmetros utilizados no modelo apresentado na pesquisa, podem ser ajustados ou personalizados para funcionar com diferentes categorias de dados e objetivos de negócio. Por isso, é essencial

conhecer e considerar as características individuais do segmento ou indústria em que estão sendo aplicados os métodos desse estudo.

3.3.3 Estimativa de Distribuições de Confiabilidade

A função de confiabilidade $R(t)$ retrata a probabilidade de uma unidade, seja ela, por exemplo, um equipamento ou um componente, funcionar conforme o especificado até um período de tempo t . A função de falha $F(t)$ retrata a probabilidade que uma unidade falha até o período t . Assumindo que essa unidade esteja ou funcionando, ou em estado de falha, é utilizada a seguinte equação (NIST, 2013):

$$R(t) = 1 - F(t) \quad (1)$$

Para proceder com a estimativa de curvas de confiabilidade, os dados higienizados são segregados em equipamentos com pelo menos 3 registros de falhas e equipamentos com menos de 3 registros de falhas. Para aplicar a estimativa por máxima verossimilhança, devemos possuir para cada registro (cada equipamento) um número de falhas que seja minimamente igual ao número de parâmetros das distribuições em que o método será aplicado, caso contrário os dados seriam insuficientes para a estimativa (REID, 2020).

Os demais equipamentos tiveram suas distribuições de confiabilidade e seus parâmetros ótimos estimados por uma rede neural LSTM.

3.3.3.1 Estimativa de Confiabilidade por Máxima Verossimilhança

Segundo NIST (2013), a estimativa por máxima verossimilhança, ou *maximum likelihood estimation (MLE)*, fornece uma abordagem consistente para problemas de estimativa de parâmetros. Na presente dissertação, o método é utilizado para a estimativa de parâmetros para curvas de confiabilidade.

A MLE foi executada para cada equipamento do conjunto de dados preparado, estimando os melhores parâmetros para as distribuições *Gamma*, *Weibull*, Exponencial e Lognormal. Essas são as distribuições foram selecionadas para a abordagem da dissertação, pois estão entre as mais utilizadas em aplicações voltadas para a estimativa de funções de confiabilidade. (NIST, 2013)

Na sequência, as distribuições estimadas foram ranqueadas, para cada equipamento, através do Critério Bayesiano de Schwarz, ou *Bayesian information criterion (BIC)*, calculando o desvio da curva estimada em relação ao conjunto de dados de falhas reais (MOHAMMED; NAUGLER; FAR, 2015). Assim, foi possível determinar a distribuição e conjunto de parâmetros que melhor representam o comportamento da curva de confiabilidade para cada um dos equipamentos com ao menos 3 registros de falhas.

A decisão da melhor distribuição estimada para cada equipamento com histórico de falha suficiente para aplicação da MLE, assim como seus parâmetros, foram então incorporadas ao conjunto de dados.

3.3.3.2 Estimativa de Confiabilidade por Redes Neurais

O monitoramento das falhas de ativos físicos é um dos principais objetivos da área de manutenção (GUPTA; MISHRA, 2016), com destaque para a estimativa de confiabilidade de equipamentos, isto é, a probabilidade deste desempenhar as suas funções conforme o especificado em seu ciclo de vida (IGBA et al., 2013).

No caso da técnica abordada nessa subseção, não foi possível estimar as curvas de confiabilidade de equipamentos sem histórico de falhas ou com menos de 3 registros através da MLE. Podem existir equipamentos que não possuam registros do histórico de falhas, como equipamentos novos ou equipamentos cujas falhas não foram registradas devido a problemas de gestão da manutenção. Situações como essa exigem ações concretas de manutenção sem se ter um histórico adequado de falhas. Nestes casos, é desejável que se tenha algum método para estimar a curva de confiabilidade. (SCAVARIELLO; PICANCO; TOREZZAN, 2021)

Nesse contexto, um dos objetivos específicos e uma das principais contribuições acadêmicas dessa dissertação é a investigação do uso de técnicas de inteligência artificial para estimar distribuições ótimas de confiabilidade e taxas de falhas, pois apesar da expressiva evolução dos modelos de otimização e das estratégias avançadas para apoio a decisões de manutenção, a estimativa das curvas de confiabilidade ainda depende da existência e da qualidade de dados históricos (RUSCHEL; SANTOS; LOURES, 2017).

Visando contribuir para a solução de tal desafio, é proposto o uso de um modelo de rede neural recorrente, com arquitetura LSTM (*Long Short-Term Memory*), para estimar a curva, e seus respectivos parâmetros, que melhor se ajusta a um dado histórico de falhas de equipamento.

Redes recorrentes podem, em princípio, usar suas conexões de retorno para armazenar representações de eventos de entrada recentes na forma de ativações (“memória de curto prazo”, contrariamente à “memória de longo prazo” usualmente incorporada por pesos que mudam lentamente). Tal fato é potencialmente significativo para diversas aplicações, incluindo a modelagem de séries temporais, o processamento de falas, controle não Markoviano e até composições musicais (YORKINOV, 2019).

Após a aplicação da MLE, temos ao final da seção 3.3.3.1 um conjunto de dados onde cada registro desse conjunto trata-se de um equipamento, acompanhado de suas características, seu histórico de falhas e a melhor curva de confiabilidade estimada pelo método da MLE (quando o equipamento possui histórico suficiente). Esse modelo é dividido, então, nos vetores X (entradas) e Y (saídas). Onde X são as informações do equipamento (ID, Planta, Modelo, Marca, Tipo, Idade e Estratégia), o número de falhas, o vetor contendo as datas de cada falha e um vetor

contendo o cálculo do intervalo entre as falhas.

Para aplicação de uma rede neural, os dados de texto devem ser preparados. Uma das técnicas, a ser aplicada quando tais dados de texto representam categorias (que retrata o caso dessa dissertação), é a transformação das categorias em valores numéricos ou binários.(SCAVARIELLO; PICANCO; TOREZZAN, 2021)

Como os dados trabalhados não apresentam uma relação de escala, o método mais recomendado é o de transformar as categorias usando a técnica de Codificação Distribuída, ou *One-hot encoding*. Essa técnica considera um vocabulário de tamanho N e atribui um índice i para cada um dos *tokens*, de modo que cada *token* seja representado por um vetor de tamanho N , onde as posições desse vetor são preenchidas com zeros, com exceção da posição i (correspondente a posição do *token*) preenchida com o valor 1. Logo, cada *token* será representado por um vetor do tamanho do vocabulário (tamanho fixo) (PAIVA; PAIM; EBECKEN, 2021).

Os registros categóricos e não numéricos dos vetores X (entradas) e Y (saídas) foram submetidos à Codificação Distribuída e separados em conjuntos de dados de aprendizagem e teste. De forma aleatória, mantendo 80% dos registros como dados de treinamento e 20% como dados de teste. Tal separação é necessária para o aprendizado de máquina, possibilitando experimentar o modelo simulando uma situação de inexistência do histórico de falhas para 20% dos equipamentos, e então comparando os resultados da estimativa por rede neural (com a ausência dos históricos de falhas) em relação aos resultados da estimativa por máxima verossimilhança, realizados sobre o histórico real. Quando o vetor X possui um baixo número de registros, é possível contornar o impacto negativo que isso causaria no aprendizado utilizando os mesmos vetores de aprendizagem e de teste. (SCAVARIELLO; PICANCO; TOREZZAN, 2021)

Então, foi necessária a elaboração da arquitetura de uma rede neural para o modelo. A sequência contendo uma camada de Memória de Curto e Longo Prazo (LSTM, ou Long Short-Term Memory), uma camada Dense e um otimizador Adam orientado por uma função de erro quadrático médio foi a primeira escolha de arquitetura.

Depois de executar o modelo com os dados de aprendizagem, a predição dos dados de teste e a medição dos resultados através do erro quadrático médio foram aplicados. Para realizar a medição dos resultados do modelo de rede neural aplicada, erro logarítmico quadrático médio, que representa a média das diferenças logarítmicas quadráticas dos valores estimados em relação aos valores reais de teste.

Usando a arquitetura mencionada acima, como a avaliação dos resultados sugeriu que esses não foram satisfatórios, a arquitetura da rede neural LSTM foi otimizada através de uma metodologia empírica, inspirada em *grid search*. Para tanto, foram executadas diversas alternativas de construções para a arquitetura do modelo variando parâmetros, neurônios e combinações de camadas.

A diferenciação de uma rede neural como profunda ou superficial não possui limites clara

e universalmente estabelecidos pelos especialistas da área (SUGIYAM, 2019), apesar de a maioria dos pesquisadores concorda que redes neurais profundas envolvem mais de duas camadas ocultas em sua arquitetura. (SCHMIDHUBER, 2015) Por não haver convenção clara sobre o tema, a arquitetura de rede neural proposta na dissertação é caracterizada como rede neural LSTM, sem incluir em sua nomenclatura a caracterização como rasa ou profunda. (SCAVARIELLO; PICANCO; TOREZZAN, 2021)

Após a definição da arquitetura da rede neural, a mesma foi executada sob a seleção de equipamentos que, por falta do histórico de falhas, não tiveram suas estimativas de confiabilidade calculadas pela MLE.

Assim, a decisão da melhor distribuição estimada, assim como seus parâmetros, foram então incorporadas ao conjunto de dados, de modo que todos os equipamentos (até mesmo os sem histórico de falhas) tiveram suas curvas de confiabilidade estimadas.

3.3.4 Modelo para Tomada de Decisão

Os tomadores de decisão buscam maneiras de incrementar a probabilidade de estarem escolhendo a melhor estratégia de manutenção para cada ativo, visando o objetivo de atender os requisitos de operação da companhia no menor custo total de manutenção possível. Estes se deparam com as seguintes questões: "A minha estratégia de manutenção vale a pena para a companhia? Qual é a melhor estratégia para cada ativo industrial?" As respostas para esses questionamentos dependem dos objetivos e limitações da corporação cujo tomador de decisão esteja representando.

Com a intenção de sugerir ao tomador de decisão uma orientação quanto a estratégia de manutenção de ativos a ser seguida para cada equipamento, como tipo de manutenção (por exemplo, manutenção corretiva ou manutenção preventiva) e a periodicidade da mesma (quando preventiva), respeitando as restrições de seu negócio, foi elaborado um modelo de otimização não-linear.

3.3.4.1 Definição de dados complementares para construção do modelo

Para viabilizar a construção desse modelo a partir do conjunto de dados obtido ao final da seção 3.3.3, foram adicionados mais elementos ao conjunto: Custo de oportunidade e custo fixo por falha, custo médio de uma manutenção corretiva, custo de uma manutenção corretiva leve, custo de uma manutenção corretiva grave e custo médio de uma manutenção preventiva:

Custo de Oportunidade e Custo Fixo de Unidade Parada por Falha

Nessa etapa, é definido através de uma entrevista com o departamento financeiro da companhia, um racional de custo de oportunidade, que se trata de um valor atribuído a cada unidade fabril, representando a perda de receita da companhia pela hora da planta parada.

Normalmente, paradas de unidades fabris ocasionam em perdas de produção e custos fixos pela planta estar sem operação que não são planejados e impactam negativamente o resultado operacional da empresa. Estes custos, mensurados por hora de duração da parada, foram chamados de CA (custo dessa perda de receita) e de CF (custo fixo pela planta parada sem operação).

A média de tempo em horas que a planta fica parada até que a falha seja superada, que também deve ser um elemento definido para cada equipamento, definindo assim os respectivos $MTTRs$.

A partir desses dados, foi possível calcular um novo elemento agregado ao conjunto de dados, chamado "Custo de Oportunidade e Custo fixo por Falha", abreviado como COF e representado pela seguinte equação:

$$COF_i = (CA_i + CF_i) \cdot MTTR_i \quad (2)$$

Sendo i cada equipamento do conjunto de dados.

Custo Médio de uma Manutenção Corretiva

Para estabelecer uma estimativa de custos de reparo, ou seja, uma estimativa de custos de uma manutenção corretiva, foi criado o elemento "Custo Médio de uma Manutenção Corretiva", abreviado de CMC , definido pela seguinte abordagem:

$$CMC_i = \begin{cases} CMC_{1i} & \text{se } CMC_{1i} > 0 \\ CMC_{2i} & \text{se } CMC_{1i} = 0 \text{ e } CMC_{2i} > 0 \\ CMC_{3i} & \text{se } CMC_{1i} = 0 \text{ e } CMC_{2i} = 0 \end{cases} \quad (3)$$

Onde:

- CMC_{1i} representa a média do custo de uma manutenção corretiva de todos os equipamentos de marca, modelo, e tipo iguais aos do equipamento i e pertencentes a mesma unidade fabril.
- CMC_{2i} representa a média do custo de uma manutenção corretiva de todos os equipamentos do mesmo tipo e pertencentes a mesma unidade fabril aos do equipamento i .
- CMC_{3i} representa a média do custo de uma manutenção corretiva de todos os equipamentos do mesmo tipo que o equipamento i .

Ilustrando a definição de CMC , para situação hipotética para um equipamento i , da marca A , modelo M e tipo T , localizado na unidade fabril F , seu CMC seria a média do custo de uma

manutenção corretiva de todos os equipamentos de marca A , modelo M e tipo T , localizados na unidade fabril F . Caso não exista histórico de manutenções corretivas em equipamentos com as mesmas características de i , seria considerada a média para os equipamentos de tipo T localizados na unidade fabril F . Se a inexistência de histórico persistir, seria assumida a média para todos os equipamentos de tipo T , independentemente de sua localização.

Custo de uma Manutenção Corretiva Leve

Uma falha é definida como leve quando o custo e tempo de reparo da mesma são reduzidos. (PICANCO, 2015) Para estabelecer uma estimativa de custos de reparo no caso de uma falha leve, ou seja, uma estimativa de custos de uma manutenção corretiva para uma falha leve, foi criado o elemento "Custo de Falha Leve", abreviado de CFL , definido por uma abordagem similar a do CMC , mas utilizando-se os primeiros quartis (os valores que delimitam 25% dos menores valores da amostra) no lugar das médias:

$$CFL_i = \begin{cases} CFL_{1i} & \text{se } CFL_{1i} > 0 \\ CFL_{2i} & \text{se } CFL_{1i} = 0 \text{ e } CFL_{2i} > 0 \\ CFL_{3i} & \text{se } CFL_{1i} = 0 \text{ e } CFL_{2i} = 0 \end{cases} \quad (4)$$

Onde:

- CFL_{1i} representa o primeiro quartil dos custos de uma manutenção corretiva de todos os equipamentos de marca, modelo, e tipo iguais aos do equipamento i e pertencentes a mesma unidade fabril.
- CFL_{2i} representa o primeiro quartil dos custos de uma manutenção corretiva de todos os equipamentos do mesmo tipo e pertencentes a mesma unidade fabril aos do equipamento i .
- CFL_{3i} representa o primeiro quartil dos custos de uma manutenção corretiva de todos os equipamentos do mesmo tipo que o equipamento i .

Custo de uma Manutenção Corretiva Grave

Uma falha grave significa que o equipamento sofreu maiores danos, e necessitará de maiores custos e tempos de reparo. (PICANCO, 2015) Para estabelecer uma estimativa de custos de reparo no caso de uma falha grave, ou seja, uma estimativa de custos de uma manutenção corretiva para uma falha grave, foi criado o elemento "Custo de Falha Grave", abreviado de

CFG. A abordagem se trata da mesma utilizada no elemento *CFL*, mas utilizando-se os terceiros quartis (os valores que delimitam 25% dos maiores valores da amostra) no lugar dos primeiros:

$$CFG_i = \begin{cases} CFG_{1i} & \text{se } CFG_{1i} > 0 \\ CFG_{2i} & \text{se } CFG_{1i} = 0 \text{ e } CFG_{2i} > 0 \\ CFG_{3i} & \text{se } CFG_{1i} = 0 \text{ e } CFG_{2i} = 0 \end{cases} \quad (5)$$

Onde:

- CFG_{1i} representa o terceiro quartil dos custos de uma manutenção corretiva de todos os equipamentos de marca, modelo, e tipo iguais aos do equipamento i e pertencentes a mesma unidade fabril.
- CFG_{2i} representa o terceiro quartil dos custos de uma manutenção corretiva de todos os equipamentos do mesmo tipo e pertencentes a mesma unidade fabril aos do equipamento i .
- CFG_{3i} representa o terceiro quartil dos custos de uma manutenção corretiva de todos os equipamentos do mesmo tipo que o equipamento i .

Custo Médio de uma Manutenção Preventiva

Para estabelecer uma estimativa de custos da realização de uma manutenção preventiva, foi criado o elemento "Custo Médio de Manutenção Preventiva", abreviado de *CMP* e definido pela seguinte abordagem:

$$CMP_i = \begin{cases} CMP_{1i} & \text{se } CMP_{1i} > 0 \\ CMP_{2i} & \text{se } CMP_{1i} = 0 \text{ e } CMP_{2i} > 0 \\ CMP_{3i} & \text{se } CMP_{1i} = 0 \text{ e } CMP_{2i} = 0 \end{cases} \quad (6)$$

Onde:

- CMP_{1i} representa a média dos custos de uma manutenção preventiva executada no equipamento i .
- CMP_{2i} representa a média dos custos de uma manutenção preventiva considerando as intervenções preventivas realizadas em todos os equipamentos de marca, modelo, e tipo iguais aos do equipamento i e pertencentes a mesma unidade fabril.
- CMP_{3i} representa a média dos custos de uma manutenção preventiva considerando as intervenções preventivas realizadas em todos os equipamentos do mesmo tipo que o equipamento i .

3.3.4.2 Definição do Modelo

Um modelo de otimização é definido por variáveis de decisão, função objetivo e restrições. A solução de um problema de otimização deverá conter esses três elementos, visando a melhor solução (conjunto de decisões, com, por exemplo, quantos produtos do tipo i serão produzidos, a quantidade da matéria-prima x a ser comprada, ou se devemos investir ou não em um determinado ativo na bolsa de valores). (AHLERT; RODRIGUES, 2014)

Variáveis de Decisão

Segundo Ahlert e Rodrigues (2014), as variáveis de decisão são as opções que temos em um determinado problema, são as incógnitas que devem ser definidas na solução.

Para o modelo desenvolvido nessa dissertação, foi utilizado uma única variável de decisão, nomeada de t_i . Ela representa o intervalo em dias em que a manutenção preventiva deve ser realizada para i , sendo i cada equipamento do conjunto de dados.

Definição de Função Objetivo

Dentro de grandes corporações, um dos maiores objetivos, quando não o maior, ainda é a maximização dos lucros de maneira sustentável, otimização de seus sistemas, recursos e processos. (WEIHRICH; KOONTZ; CANNICE, 2013) Analiticamente, essa maximização pode ser atingida através do aumento de receitas ou da redução dos custos. Ambos os caminhos são influenciados pelas estratégias de manutenção selecionadas pela empresa, pois a confiabilidade dos equipamentos pode afetar a geração de receitas, assim como os custos implicados nas atividades de manutenção executadas oneram negativamente os resultados.

Um problema de otimização tem como objetivo a maximização ou minimização de um determinado objeto (no caso dessa dissertação, maximizar o lucro de uma empresa), expresso através de uma função objetivo. A função objetivo trata-se de uma expressão matemática que quantifica a solução de um determinado problema. (AHLERT; RODRIGUES, 2014)

Para auxiliar a elaboração da função objetivo para o estudo dessa dissertação, foram definidas funções e variáveis auxiliares:

Função Auxiliar de Confiabilidade

A primeira delas foi a função auxiliar que define a confiabilidade do equipamento i em função do tempo t_i . A função foi definida como R_i , e é representada da seguinte maneira (REID,

2020):

$$R_i = \begin{cases} e^{-(t_i - \lambda_i)^{\beta_i}} & \text{se } dist_i = \text{'Weibull'} \\ \frac{1}{\Gamma_{1i}(\beta_i)} \Gamma_{2i}\left(\beta_i, \frac{t_i}{\alpha_i}\right) & \text{se } dist_i = \text{'Gamma'} \\ e^{-e^{\left(\frac{t_i - \alpha_i}{\beta_i}\right)}} & \text{se } dist_i = \text{'Gumbel'} \\ e^{-(\alpha_i \cdot (t_i - \beta_i))} & \text{se } dist_i = \text{'Exponencial'} \end{cases} \quad (7)$$

Onde:

- $dist_i$ representa a decisão da melhor distribuição de confiabilidade encontrada no procedimento da seção 4.2, para cada equipamento i .
- α_i , β_i e λ_i representam os parâmetros de curva estimados no procedimento da seção 4.2, para cada equipamento i .
- $\Gamma_{1i}(x, y)$ representa a função gamma completa $\int_0^\infty t_i^{x-1} e^{-t} dt_i$
- $\Gamma_{2i}(x, y)$ representa a função gamma incompleta superior $\Gamma_{2i}(x, y) = \frac{1}{\Gamma(x)} \int_y^\infty t_i^{x-1} e^{-t_i} dt_i$

Variável Auxiliar de Estratégia de Manutenção

Uma das respostas desejadas como solução do modelo se trata da estratégia a ser seguida para cada equipamento i . Para prover essa resposta ao tomador de decisão, foi criada uma variável auxiliar binária que responde à estratégia de manutenção definida. Essa variável, nomeada de EST_i , é definida por:

$$EST_i = \begin{cases} 1 & \text{se } t_i \leq T \\ 0 & \text{se } t_i > T \end{cases} \quad (8)$$

Onde T representa o período, em dias, na situação considerada para a função objetivo do modelo.

Quando $EST_i = 1$, temos que a estratégia proposta pelo modelo para o equipamento i se trata de uma manutenção preventiva, pois o intervalo sugerido pela solução do modelo é menor ou igual ao período considerado na análise.

Quando $EST_i = 0$, assumimos ser sugerida uma estratégia de manutenção corretiva para o equipamento i , pois o intervalo sugerido pela solução do modelo é maior que período considerado na análise.

Função Auxiliar Custo Esperado de Manutenção Preventiva

A função de custo esperado de manutenção preventiva, nomeada de CEP_i , é definida pela seguinte expressão:

$$CEP_i = \frac{T}{t_i} \cdot CMP_i \quad (9)$$

Com essa função, é obtido o custo esperado de manutenção preventiva num período total T de análise para o modelo, para cada equipamento i .

Função Auxiliar Custo Esperado de Manutenção Corretiva, com Preventiva

A função de custo esperado de manutenção corretiva assumindo uma estratégia preventiva, nomeada de $CEPC_i$, é definida pela seguinte expressão:

$$CEPC_i = (1 - R_i) \cdot (COF_i + CMC_i \cdot \frac{1}{2} + CFL_i \cdot \frac{1}{2}) \cdot f_i \quad (10)$$

Onde f_i trata-se do número de falhas ocorridas no equipamento i . Caso o equipamento i não tenha histórico de falhas, é assumido como f_i o número médio de falhas do histórico de todos os equipamentos do mesmo tipo e unidade fabril do equipamento i .

Com essa função, é obtido o custo esperado de manutenção corretiva num equipamento i , multiplicando sua probabilidade de falha $(1 - R_i)$ pelo custo de oportunidade e custo fixo de uma parada somado ao custo médio de reparo incorrido em uma manutenção corretiva nesse mesmo equipamento, assumindo que uma falha ocorrida quando se executa uma estratégia preventiva, seja de caráter leve ou mediano.

Função Auxiliar Custo Esperado de Manutenção Corretiva, sem Preventiva

A função de custo esperado de manutenção corretiva considerando uma estratégia sem manutenções preventivas, denominada de $CEPS_i$, é definida pela seguinte expressão:

$$CEPS_i = (COF_i + CMC_i \cdot \frac{1}{3} + CFL_i \cdot \frac{1}{3} + CFG_i \cdot \frac{1}{3}) \cdot f_i \quad (11)$$

Com essa função, é obtido o custo esperado de manutenção corretiva num equipamento i como o custo fixo de uma parada somado ao custo médio de reparo incorrido em uma manutenção corretiva nesse mesmo equipamento. Ela projeta o custo incorrido numa situação onde não haveria manutenções preventivas, assumindo um risco maior da ocorrência de uma falha e uma necessidade de manutenção corretiva, além dos custos incorridos de uma parada. Foi assumido que uma falha ocorrida quando não se executa uma estratégia preventiva seja de caráter grave, leve ou mediano.

Função Objetivo do Modelo Proposto

Nessa dissertação, a solução proposta deseja maximizar os objetivos de negócio. No objeto desse estudo, esse objetivo se dá pelo lucro da empresa. Analiticamente, essa maximização pode ser atingida através do aumento de receitas ou da redução dos custos. Como a dissertação trata-se da orientação ao tomador de decisão quanto as melhores decisões de estratégia de manutenção, é possível elaborar uma função objetivo visando a minimização dos custos totais esperados no modelo.

Considerando o conjunto de dados desenvolvido e as funções auxiliares definidas, foi elaborada a seguinte função objetivo:

$$\min_z z(t) = \sum_{i=1}^N EST_i \cdot (CEP_i + CEPC_i) + (1-EST_i) \cdot CEPS_i \quad (12)$$

Sendo que N representa o número de equipamentos existentes no conjunto de dados, temos que a função objetivo é expressa pela somatória dos custos esperados de preventiva com os custos esperados de corretivas numa estratégia preventiva, se a estratégia preventiva foi a selecionada para o equipamento i ($EST_i = 1$), ou pelos custos esperados de uma manutenção corretiva em uma estratégia corretiva, se a estratégia corretiva foi a selecionada para o equipamento i ($EST_i = 0$).

Restrições

Antes da definição do modelo de otimização, restrições tiveram de ser aplicadas para permitir que ele seja calculado.

A variável de decisão t_i não pode ser negativa, pois representa um intervalo de dias em que a manutenção preventiva seria realizada no equipamento.

A variável de decisão t_i foi limitada a $2 \cdot T$, pois foi assumido que se $t > T$, entende-se que a manutenção preventiva não é realizada e t não representaria alterações na função objetivo. Assim, é evitado custo computacional para simulações que não contribuiriam com a minimização desejada.

Foi criada uma última restrição que impede que o custo total gasto em preventiva ultrapasse um limite orçamentário de gastos em manutenção preventiva, nomeado de *LOP*. Essa restrição foi criada para simular cenários aderentes a realidade do grupo empresarial objeto desse estudo e de grande parte das companhias, que possuem um limite orçamentário para manutenções preventivas.

O custo total de manutenção preventiva, nomeado como CTP , é representado por:

$$CTP = \sum_{i=1}^N EST_i \cdot CEP_i \quad (13)$$

Definição do Modelo de Otimização

Considerando as variáveis de decisão, função objetivo e restrições definidas, foi obtido a seguinte definição de modelo de otimização:

$$\begin{aligned} \min_z \quad & z(t) = \sum_{i=1}^N EST_i \cdot (CEP_i + CEPC_i) + (1-EST_i) \cdot CEPS_i \\ \text{sujeito a} \quad & t_i \geq 0 \\ & t_i \leq 2 \cdot T \\ & CTP \leq LOP \end{aligned} \quad (14)$$

3.3.4.3 Sensibilização de Cenários e Avaliação dos Especialistas

Na seção Justificativa (1.1), do capítulo Introdução (1), foi explicado o comportamento de uma estratégia majoritariamente preventiva contra uma estratégia majoritariamente corretiva, e esclarecido que um custo ótimo total existe entre os dois extremos. Tal afirmação é ilustrada na Figura 1.

Na prática, o modelo construído nesse capítulo visa sugerir ao tomador de decisão uma estratégia que minimize os custos totais esperados. De modo a replicar o conceito abordado na Figura 1 e comparar os resultados do modelo com a curva teórica, foi elaborada e executada uma sensibilização em uma das restrições definidas na subseção 3.3.4.2, que limita o custo total de manutenção preventiva (CTP) ao limite orçamentário de gastos em manutenção preventiva (LOP).

Após as implementações computacionais, o estudo e seus resultados foram avaliados por especialistas de manutenção. O procedimento de avaliação dos resultados foi desenvolvido em três etapas:

Etapa 1

Os avaliadores tiveram de responder qual seria a estratégia adotada por uma amostragem de equipamentos, sem conhecer os resultados do modelo, como, por exemplo, se adotariam uma estratégia corretiva ou preventiva.

Etapa 2

Na segunda etapa, são apresentadas as soluções sugeridas pelo cenário que gerou o menor custo total esperado. Para uma amostra de equipamentos, os avaliadores relataram o nível de concordância, baseado na escala Likert, de 1 a 5, onde 1 representaria que os avaliadores discordam totalmente com a solução proposta, e 5 representaria que os avaliadores concordam totalmente com a solução proposta.

Além do resultado quantitativo, foi disponibilizado um campo para preenchimento de observações qualitativas, caso o avaliador não concordasse com a solução proposta, para que dissertasse sobre as razões que o levaram a tal conclusão.

Etapa 3

Com base no racional lógico do estudo e do modelo matemático apresentado, os especialistas avaliaram o grau de concordância quanto a opinião dos mesmos em relação à utilização do estudo para o auxílio real às tomadas de decisões para múltiplos equipamentos.

O grau de concordância solicitado para essa etapa, também baseado na escala Likert, foi de 1 a 5, onde 1 representaria que os avaliadores discordam totalmente com a utilização do modelo para auxiliar reais tomadas de decisão, e 5 representaria que os avaliadores concordam totalmente com a utilização prática dela.

Nessa etapa, também foi disponibilizado um campo para preenchimento de observações qualitativas, para que o avaliador disserte sobre os argumentos que levaram a sua avaliação.

4 APLICAÇÃO PRÁTICA DO MODELO: UM ESTUDO DE CASO NO SETOR SUCROENERGÉTICO

Neste capítulo é apresentada uma aplicação, na forma de estudo de caso, com base em dados reais, coletados do sistema de gestão integrado de um grupo privado de indústrias do setor sucroenergético. Para atender à política de privacidade de conteúdo da organização privada, as tabelas, gráficos e bases de dados exibidas foram anonimizados com a utilização de nomenclaturas ilustrativas.

Na sequência apresentamos os principais passos realizados para a implementação do modelo descrito no capítulo anterior, iniciando pela tarefa de coleta e tratamento dos dados. O intuito desta descrição detalhada é apenas possibilitar a reprodução dos resultados e também permitir que todas as fases importantes do trabalho sejam compreendidas para que o resultado possa ser utilizado e replicado para abordagens aderentes.

4.1 Seleção, Coleta, Preparação e Higienização de Dados

4.1.1 Seleção de Ativos e Coleta de Dados

Com base em sugestões do fórum multidisciplinar de profissionais tomadores de decisão de manutenção, decidiu-se aplicar o modelo sob uma amostra controlada para permitir a aplicação da abordagem proposta no contexto dessa dissertação. O fórum sugeriu que a pesquisa fosse conduzida com as esteiras e bombas de duas instalações industriais, pois tais equipamentos representavam a maioria dos custos de manutenção e das ocorrências de falha nas plantas envolvidas no estudo.

Foram extraídas, então, duas bases de dados do sistema de gestão integrado do grupo de indústrias, objeto desse estudo:

1. Lista de 462 ativos industriais, composta por 27 esteiras transportadoras e 435 bombas e seus respectivos detalhes (identificações e características de aplicação);
2. Lista de ordens de manutenção executadas nos ativos selecionados (7896 ordens de manutenção).

4.1.2 Preparação dos Dados

4.1.2.1 Ativos industriais

A coletânea de dados referente as características dos ativos industriais foi classificada por localização geográfica da planta, marca, modelo, tipo de equipamento, ID (identificação do local de instalação do ativo), idade e estratégia de manutenção adotada atualmente.

Um exemplo da classificação estruturada dos ativos é ilustrado na Tabela 2.

Tabela 2 – Amostra da classificação de ativos.

Planta	Modelo	Marca	Tipo	ID	Idade (anos)	Estratégia
A	A	Maker A	BOMBA	A-I-PP01	25	Preventiva
A	A	Maker A	BOMBA	A-I-PP02	12	Preventiva
B	B	Maker B	BOMBA	B-I-PP01	10	Preventiva
B	B	Maker B	ESTEIRA	B-I-CON02	10	Corretiva
B	C	Maker B	ESTEIRA	B-I-CON03	8	Corretiva
B	C	Maker B	ESTEIRA	B-I-CON04	8	Corretiva
C	D	Maker C	ESTEIRA	C-I-CON01	10	Preventiva
C	D	Maker C	ESTEIRA	C-I-CON02	10	Preventiva
C	D	Maker C	ESTEIRA	C-I-CON03	10	Preventiva

4.1.2.2 Histórico de Manutenção

Uma amostra das ordens de manutenção executadas nos ativos selecionados, fornecida pela empresa, é retratada na Tabela 3.

Tabela 3 – Amostra do histórico de ordens de manutenção antes da higienização dos dados. A coluna ‘ID’ refere-se a um código de identificação do equipamento onde a manutenção foi executada.

Ordem	Data	ID	Custos (R\$)	Tipo
1000008	02/06/2020	A-I-PP01	114,02	Imediata
1000029	21/05/2020	A-I-PP02	540,12	Planejada
1000030	20/05/2020	B-I-PP01	345,35	Imediata
1000031	20/05/2020	B-I-CON02	737,25	Planejada
1000033	19/05/2020	B-I-CON03	2.079,12	Planejada
1000035	15/05/2020	B-I-CON04	70,00	Planejada
1000039	13/05/2020	C-I-CON01	2.366,99	Imediata
1000040	12/05/2020	C-I-CON02	633,19	Imediata
1000042	11/05/2020	C-I-CON03	471,9	Planejada

4.1.3 Higienização

As ordens de manutenção que seguem os seguintes critérios foram filtradas e removidas do histórico de manutenção, amostrado na Tabela 3, pelo seguinte processo de higienização:

- Ordens de manutenção sem custo realizado associado.

Ordens de manutenção sem custo refletem situações em que nenhuma hora de trabalho foi realizada na mesma, e nenhum componente foi substituído ou aplicado no equipamento. Como a ordem foi iniciada e concluída sem que uma intervenção fosse realizada, entende-se que não houve falha no equipamento.

- 1.223 ordens de manutenção identificadas como ordens para realização de análise de vibração.

A análise de vibração é uma técnica de manutenção preditiva realizada com o equipamento em funcionamento.

- 1.161 ordens de manutenção identificadas como ordens para realização de *checklist* ou inspeções visuais.

Inspeções visuais são realizadas com o equipamento em funcionamento.

- Toda ordem manutenção corretiva com um custo associado muito baixo (menor do que R\$100).

Os especialistas entendem que, assim como as ordens de manutenção sem custo, não houve intervenção e consequentemente não houve falha no equipamento.

- Ordens de manutenção registradas no mesmo dia.

É assumido que tais ordens referem-se provavelmente à mesma ocorrência ou um diagnóstico simultâneo de múltiplas falhas, compondo um único evento. Especialmente considerando que o intervalo mínimo de tempo considerado no presente estudo se dá em dias.

- Através de aplicações de mineração de texto, ou *text mining* (processo de identificar padrões em textos não estruturados (IBM, 2020)) combinado com uma avaliação qualitativa dos resultados, foi possível identificar, removendo da relação de falhas as seguintes ordens de manutenção:

- 2.388 ordens equivocadamente aplicadas em ativos diferentes do ativo preenchido no campo apropriado, no documento do sistema.
- Ordens de manutenção relacionadas a atividades que não incorrem em falha do equipamento ou execução de um reparo no mesmo.

Entende-se que, nesses casos, houve uma falha humana no registro da atividade de manutenção, e que o equipamento que sofreu a intervenção não foi o ativo que a ordem de manutenção foi registrada.

Os critérios foram oriundos de especialistas do grupo empresarial objeto do estudo, que realizam constantemente análises de dados do sistema de gestão integrada. A heurística de higienização de dados em análises dos especialistas foi observada e transformada no procedimento acima através de observação e entrevistas.

O procedimento de higienização acima foi aplicado no conjunto amostrado na Tabela 3, obtendo o conjunto de ordens de manutenção higienizado apresentado em amostra na Tabela 4. A quantidade de ordens de manutenção diminuiu de um número inicial de 7896 para 1482.

Tabela 4 – Amostra de histórico de ordens de manutenção após higienização de dados.

Ordem	Data	ID	Custos	Tipo
1000008	02/06/2020	A-I-PP01	114,02	Imediata
1000029	21/05/2020	A-I-PP02	540,12	Planejada
1000030	20/05/2020	B-I-PP01	345,35	Imediata
1000031	20/05/2020	B-I-CON02	737,25	Planejada
1000033	19/05/2020	B-I-CON03	2.079,12	Planejada
1000039	13/05/2020	C-I-CON01	2.366,99	Imediata
1000040	12/05/2020	C-I-CON02	633,19	Imediata

Para converter os dados extraídos do sistema de gestão integrado para um conjunto de dados na linguagem de programação *Python*, funções de análise e manipulação de dados da biblioteca *Pandas* foram utilizadas.

Outra etapa realizada, sendo por muitas vezes negligenciada ou subestimada, é a conversão e padronização dos tipos de variáveis e formatos de dados. Por exemplo, as datas tiveram de ser convertidas para o formato universal (o formato originalmente utilizado no sistema era um padrão do próprio sistema, que não foi reconhecido imediatamente pela função de importação da biblioteca *Pandas*), para que assim pudesse ser utilizado sistemicamente em funções e cálculos em *Python*.

Mais informações sobre os procedimentos computacionais utilizados são apresentadas na subseção 4.4.1.

4.2 Estimativa de Distribuições de Confiabilidade

Para proceder com a estimativa de curvas de confiabilidade, a lista de ordens de manutenção preparada na seção 4.1.2 foi transformada em grupos, segregando os equipamentos pela identificação de seu local de instalação (ID) em um único registro que contenha:

- ID do equipamento;
- o número de falhas de cada equipamento;
- um vetor contendo as datas de cada falha do respectivo equipamento;
- um vetor contendo o cálculo do intervalo entre as falhas.
 - Este cálculo foi realizado declarando uma data de início de operação para os Ativos industriais, e calculando a partir deste os intervalos entre cada registro de falhas na lista de ordens de manutenção preparada na seção 4.1.2.

O novo conjunto de dados originado pela aplicação das etapas citadas acima foi mesclada com o conjunto de ativos da Tabela 2 da seção 4.1.1, relacionando todos os dados preparados

em um único conjunto. A razão de concentrar todas as informações num único conjunto, onde cada registro refere-se a um equipamento, foi a de facilitar a manipulação e aplicação de técnicas estatísticas e modelos de aprendizado de máquina.

Outra etapa avaliada na aplicação nesse estudo, foi a redução da quantidade de registros no novo conjunto, por exemplo, agrupando os ativos industriais por subconjuntos de marca e modelo, desconsiderando outros atributos como a localização da planta onde o ativo está instalado e a idade de cada equipamento. Tal abordagem pode ser utilizada como um contorno para melhorar a precisão do método da máxima verossimilhança, aumentando o número de eventos de falhas por equipamento, especialmente se o registro de falhas por equipamento for pobre em quantidade de registros de falhas. Caso a amostra de falhas coletadas contenha um número suficiente de registros de falhas por ativo industrial, esse tratamento não é necessário, pois pode diminuir a qualidade do aprendizado de máquina, a ser aplicado posteriormente.

A última ação do processamento desse novo conjunto de dados, antes da aplicação do método da máxima verossimilhança foi a separação de todos os equipamentos com menos de 3 registros de falhas. Para aplicar a estimativa por máxima verossimilhança, devemos possuir para cada registro (cada equipamento) um número de falhas que seja minimamente igual ao número de parâmetros das distribuições em que o método será aplicado, caso contrário os dados seriam insuficientes para a estimativa (REID, 2020).

A estimativa da distribuição e conjunto de parâmetros que melhor representam o comportamento da curva de confiabilidade para cada um dos equipamentos com ao menos 3 registros de falhas foi estimada através da aplicação da MLE.

Para otimização e aplicação da rede neural LSTM nos equipamentos com menos de 3 registros de falhas, a codificação distribuída, que visa representar categorias através de vetores binários contendo um valor para cada possível categoria, foi aplicada. Portanto, para cada variável do tipo texto que representa uma categoria, temos um único número “1” para a categoria representada, e números “0” para todas as outras. (SCAVARIELLO; PICANCO; TOREZZAN, 2021)

Tabela 5 – Estratégias de Codificação Distribuída para cada ativo da Tabela 2.

ID	Estratégia Corretiva	Estratégia Preventiva
A-I-PP01	0	1
A-I-PP02	0	1
B-I-PP01	0	1
B-I-CON02	1	0
B-I-CON03	1	0
B-I-CON04	1	0
C-I-CON01	0	1
C-I-CON02	0	1
C-I-CON03	0	1

Por exemplo: quando a coluna “estratégia” da Tabela 2 foi submetida à técnica de Codificação Distribuída, o registro do tipo texto que representava qual a estratégia para cada ativo foi substituído pelo conjunto de valores apresentado na Tabela 5.

Durante a metodologia de otimização da rede neural, para a aplicação prática em estudo, os melhores resultados foram obtidos utilizando uma camada de Memória de Curto e Longo Prazo (LSTM, ou *Long Short-Term Memory*) com 512 neurônios e função de ativação ReLU. Além disso, a rede também possui uma camada *Dropout* de 0,2 e uma camada *Dense* de saída com um otimizador Adam orientado pela função de erro logarítmico quadrático médio e taxa de aprendizagem 0,001. Em todos os modelos testados, utilizou-se o limite de 100 iterações para a aprendizagem.

Deste modo, todos os equipamentos tiveram suas curvas de confiabilidade estimadas e foi possível proceder com o modelo para tomada de decisão.

4.3 Modelo para Tomada de Decisão

O grupo empresarial objeto desse estudo possui uma categorização dos ativos industriais em categorias de criticidade A, B e C, onde os ativos categorizados como críticos A ou B ocasionam a parada geral da unidade fabril caso falhem.

A partir de uma entrevista com o departamento financeiro da companhia, foi obtido um racional de custo de oportunidade, que se trata de um valor atribuído a cada unidade fabril, que representa a perda de receita da companhia pela hora da planta parada.

A empresa considera que, quando uma unidade sucroenergética, que processa cana-de-açúcar, fica parada, a cana-de-açúcar (matéria-prima orgânica) que aguarda a unidade voltar à operação para ser processada se deteriora, perdendo açúcares que impactam na quantidade dos produtos finais (etanol, açúcar e energia) que seriam extraídos dessa matéria-prima. Seguindo a metodologia proposta, o custo dessa perda de receita por hora foi atribuído como *CA*.

Além do fator supracitado, foi levantado o custo fixo de funcionamento da planta sem operação por hora com o fórum de especialistas da empresa e atribuído como *CF*.

Assim, o *COF* foi calculado conforme a Equação 2 para todos os equipamentos de criticidade A ou B. Equipamentos de criticidade C, que não causam paradas na unidade produtora em caso de falhas, tiveram o *COF* definido como zero.

É importante ressaltar que ao replicar o procedimento dessa dissertação, o elemento *COF* deve ser elaborado novamente especificamente para as características da indústria em que essa abordagem esteja sendo aplicada

O valor *T*, que representa o período de operação, em dias, considerado no histórico considerado na extração dos dados utilizados. Para essa aplicação prática, foi considerado o período operacional de um ano da empresa, 240 dias. (a categoria de indústria objeto desse

estudo fica parada por 4 meses devido a entressafra do fornecimento da matéria-prima)

4.4 Aplicação e Avaliação Prática

4.4.1 Implementação Computacional dos Métodos

Para as etapas de preparação e higienização de dados, assim como a conversão de dados extraídos do sistema de gestão integrado para variáveis padronizadas e construção de modelos de dados para execução dos demais procedimentos, a linguagem de programação *Python* e funções de análise e manipulação de dados da biblioteca *Pandas* foram utilizadas.

Usando as funções de ajuste da biblioteca gratuita *Reliability* para *Python*, a estimativa por máxima verossimilhança foi aplicada em cada ativo industrial do conjunto obtido ao final do item ‘C’. Através da ordenação dos conjuntos e parâmetros de distribuição utilizando o critério Bayesiano de Schwarz, foi possível determinar a distribuição e estimar os parâmetros que melhor representam as funções de confiabilidade e falha para cada ativo com histórico de falhas conhecido.

Os dados de regressão de múltiplos resultados para ativos sem histórico de falha foram previstos pelo modelo de rede neural de Memória de Curto e Longo Prazo (LSTM, ou *Long Short-Term Memory*) utilizando a API de redes neurais profundas *Keras*, parte integrante da biblioteca gratuita *TensorFlow* (YORKINOV, 2019).

Para a construção do modelo de otimização foi o *software* Microsoft Excel, e para a execução dos cálculos de solução do problema, foi utilizado o *OpenSolver*, suplemento *Open Source* para Microsoft Excel, para cálculos de otimização lineares e não lineares. O método computacional utilizado na pesquisa foi o *NOMAD* (*Nonlinear Optimization by Mesh Adaptive Direct Search*, ou Otimização Não-linear por Busca Direta em Malha Adaptativa).

As funções desenvolvidas e implementadas na presente pesquisa estão disponíveis no repositório gratuito *GitLab* (SCAVARIELLO, 2021).

4.4.2 Sensibilização de Cenários

Tanto o valor do limite orçamentário de gastos em manutenção preventiva (*LOP*) quanto o operador matemático da restrição (de $\leq$ para $\geq$) foram sensibilizados em 17 cenários, sendo que no 17º cenário essa restrição foi retirada do modelo.

Os cenários da sensibilização, assim como as soluções propostas e o resultado do custo total esperado para cada um dos cenários, são apresentados no capítulo 5: Resultados e Discussões.

4.4.3 Avaliação dos Especialistas

Após as implementações computacionais, o estudo foi avaliado por dois especialistas de manutenção do grupo empresarial objeto da dissertação.

Primeiramente, foi explicado sucintamente como foi elaborado o modelo de otimizador não linear para sugerir tomada de decisão em relação à realização ou não de manutenção preventiva, e quando for realizada, qual seria o intervalo sugerido. Foram explicados os conceitos, objetivos e premissas nos quais o modelo de otimização se fundamenta, com ênfase na estimativa da curva de confiabilidade dos ativos estimada por máxima verossimilhança (para equipamentos com histórico conhecido) ou por redes neurais LSTM (para equipamentos com histórico desconhecido).

Foi esclarecido aos avaliadores que o modelo foi aplicado a um conjunto de determinados equipamentos (Bombas e Esteiras) de duas unidades industriais do grupo empresarial.

A abordagem utilizada na avaliação dos resultados foi apresentada aos especialistas e solicitado aos mesmos que retornassem com a respectiva avaliação individual, sendo ela dividida em três etapas:

4.4.3.1 Etapa 1

Desconhecendo os resultados da solução sugerida pelo modelo, os avaliadores tiveram de responder qual seria a estratégia adotada pelos mesmos, para 5 equipamentos. Eles tiveram de responder, visualizando apenas os dados dos equipamentos e suas curvas de confiabilidade calculadas, se adotariam uma estratégia corretiva ou preventiva, e se preventiva, qual seria o intervalo em dias que a intervenção preventiva seria programada.

4.4.3.2 Etapa 2

Aos avaliadores, foram apresentadas as soluções sugeridas para uma amostra de equipamentos seguindo as restrições do cenário 17 (onde não há limites orçamentários para manutenção preventiva).

Foi solicitado que os avaliadores preenchessem, para 13 equipamentos, qual o nível de concordância dos mesmos com a estratégia proposta pela solução.

4.4.3.3 Etapa 3

Os especialistas avaliaram o grau de concordância em relação à utilização do estudo para o auxílio real às tomadas de decisões, reforçando ao mesmos que o objetivo do modelo é o de orientar, mas nunca isentar a responsabilidade do tomador de decisão.

5 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Neste capítulo apresentamos os principais resultados obtidos com o estudo de caso, bem como a avaliação dos especialistas da empresa sobre a viabilidade prática da solução.

5.1 Higienização

Ao longo do processo de higienização, demonstrado na seção 4.1.3, a aplicação das etapas desenvolvidas apresentou uma redução de 7013 ordens de manutenção indesejadas do número de registros extraídos do sistema de gestão integrado do grupo empresarial. Após a higienização de dados, o total de ordens de manutenção submetidas às próximas etapas passou de 7896 para 883.

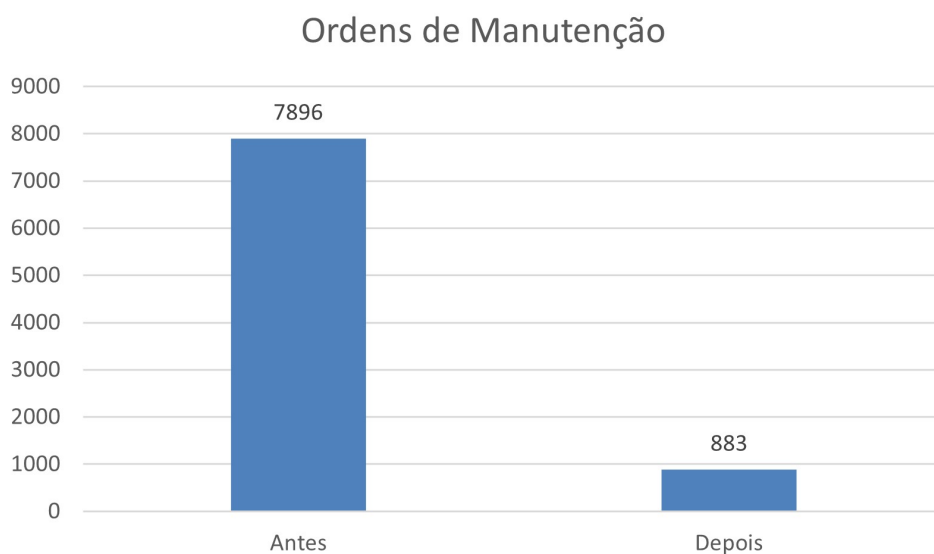


Figura 9 – Representação gráfica do número de registros de ordens de manutenção antes e depois do procedimento de higienização

É possível observar na Figura 9 que houve uma redução significativa (88,8%) no número de registros iniciais, ratificando a importância desse procedimento para evitar que o modelo trabalhasse com dados incorretos ou inconsistentes, que viesariam os resultados das próximas etapas.

O registro dos históricos e a qualidade dos dados de manutenção é de grande importância para serem tomadas decisões corretas no contexto do gerenciamento da manutenção, fator de sucesso e competitividade dos negócios. (SIQUEIRA, 2005; PICANCO, 2015) Análises e modelos aplicados sobre dados inconsistentes podem levar a decisões errôneas, prejudicando a estratégia da empresa e seus objetivos.

5.2 Estimativa de Distribuições de Confiabilidade

Através da aplicação da MLE em cada ativo industrial do conjunto de dados, foi obtido um vetor contendo a melhor distribuição e os respectivos parâmetros segundo a ordenação pelo Critério Bayesiano de Schwarz. Um segmento dos resultados dessa abordagem foi exemplificado na Tabela 6 e na Figura 10. O ativo selecionado para ilustração dos resultados foi uma turbina a vapor.

Tabela 6 – Resultados da aplicação da Estimativa por Máxima Verossimilhança para um determinado ativo.

Distribution	Alpha	Beta	Gamma	Mu	Sigma	Lambda	AIC	BIC
Gamma_3P	302,07	0,22	9,00				66,47	41,29
Weibull_3P	23,36	0,32	9,00				68,01	42,84
Exponential_1P						0,01	56,67	54,94
Lognormal_2P				3,58	1,21		61,89	55,11

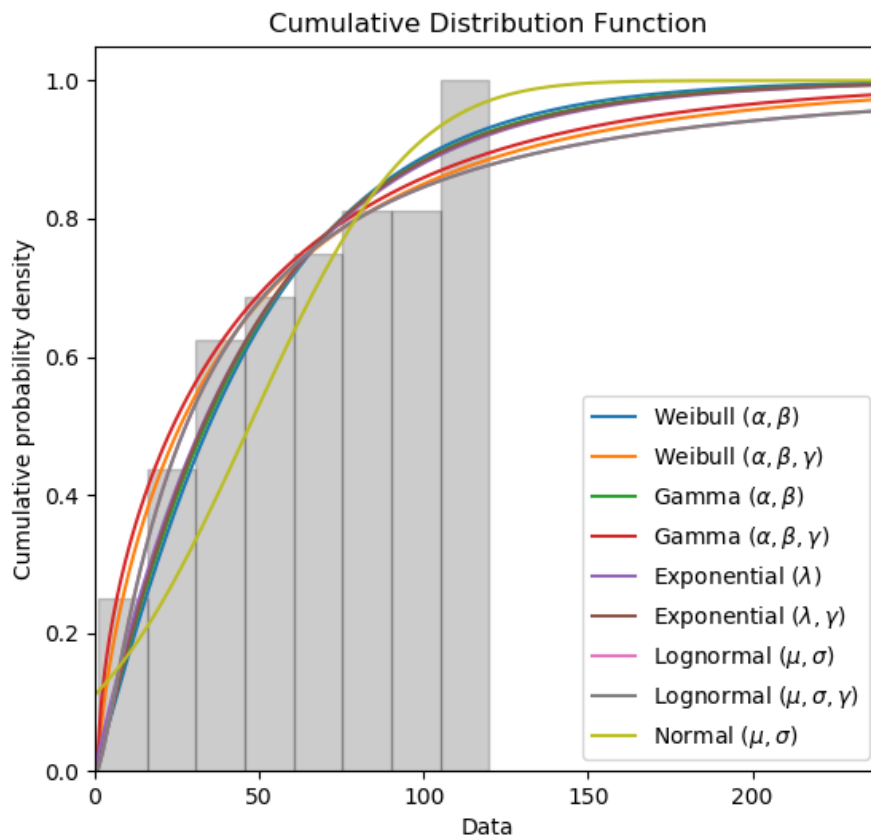


Figura 10 – Gráfico de histograma da estimativa por máxima verossimilhança tentando ajustar os melhores parâmetros para cada distribuição em um determinado ativo.

Para os ativos industriais sem histórico de falhas ou com histórico insuficiente para aplicação da MLE, suas curvas de distribuição de confiabilidade e os parâmetros dela foram estimados através da aplicação de uma Rede Neural LSTM com Múltiplos Critérios de Saída ao conjunto de dados.

Dado que a estimativa por máxima verossimilhança é baseada em um histórico de falhas conhecido, e se trata de um método amplamente conhecido e utilizado no campo da manutenção centrada em confiabilidade, seus resultados foram utilizados como dados de treinamentos para o modelo de rede neural desenvolvida. (SCAVARIELLO; PICANCO; TOREZZAN, 2021)

A estimativa através de Rede Neural LSTM foi primeiramente aplicada numa quantidade muito baixa de dados, onde foi necessária inclusive o uso do mesmo conjunto de dados para aprendizagem e teste de validação da rede neural. Uma das consequências de usar uma baixa quantidade de dados e os mesmos dados como aprendizagem e teste, é de que os resultados podem ter sido enviesados. Outro fato relevante identificado nessa tentativa, foi o de que o erro de pelo menos uma das saídas para os parâmetros previstos foi relativamente grande. Assim, o procedimento foi reaplicado em um conjunto de dados maior, dividindo e usando diferentes registros para treinar e testar o modelo. (SCAVARIELLO; PICANCO; TOREZZAN, 2021)

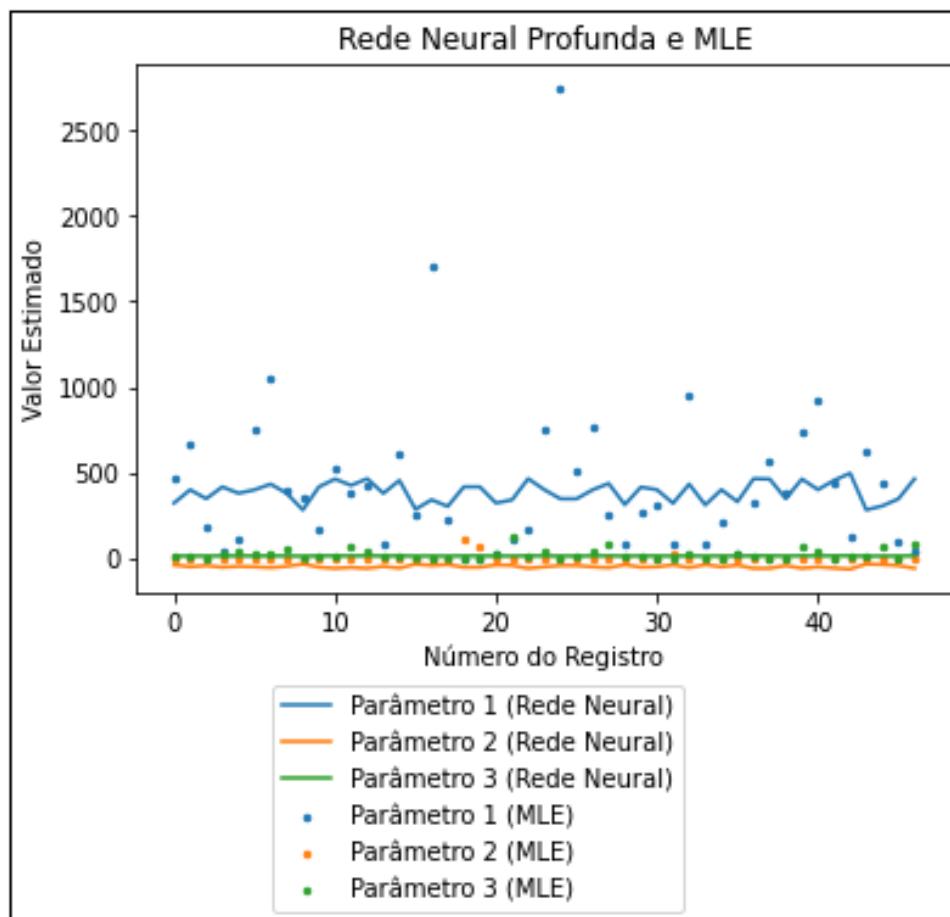


Figura 11 – Predição por redes neurais (linhas), comparados com os resultados da estimativa por máxima verossimilhança (pontos). Cada item do eixo 'Número do Registro' representa um equipamento do conjunto de teste.

Foram realizados testes em diferentes arquiteturas de redes neurais com a finalidade de minimizar o erro quadrático médio. Na primeira tentativa de arquitetura, o erro calculado foi de 69042,5547. Já na arquitetura final, o erro foi de 0,5599. Após os ajustes para melhorar a assertividade da rede, os resultados obtidos são exibidos na Figura 11. Apesar de não haver uma

convenção de um intervalo de erro aceitável para classificar como eficiente ou não uma rede neural (JAMNAL, 2019), foi tomado como critério de parada o momento em que o incremento do custo computacional ou o tempo de processamento não apresentava mais melhorias significativas no resultado. (SCAVARIELLO; PICANCO; TOREZZAN, 2021)

Ao final da aplicação, os resultados mostraram que foi possível utilizar uma abordagem de rede neural aplicada sobre um conjunto de dados estatísticos gerados através da aplicação e ordenação de uma estimativa por máxima verossimilhança, de modo a prever o tipo de distribuição e seus parâmetros que representariam melhor o comportamento de confiabilidade de um equipamento com um histórico de falhas desconhecido. (SCAVARIELLO; PICANCO; TOREZZAN, 2021)

Na Figura 11 é possível perceber graficamente a diferença dos parâmetros estimados pela rede neural e dos obtidos através da estimativa por máxima verossimilhança. Especialmente em relação ao parâmetro 1, observa-se que foi possível demonstrar que a abordagem pode ser utilizada em situações práticas para prever a distribuição estatística de falhas para ativos com histórico desconhecido, apesar de existir oportunidade para o refinamento da arquitetura proposta nesse artigo melhorando a precisão dos resultados.

A abordagem proposta necessita de aprendizado através de dados técnicos e histórico de falhas de equipamentos similares, no entanto, a abordagem desenvolvida apresenta relevância e significância justificadas por apresentar uma alternativa viável e complementar em relação à abordagem tradicional (Não seria possível propor curvas de confiabilidade para equipamentos sem histórico apenas através da estimativa por máxima verossimilhança). (SCAVARIELLO; PICANCO; TOREZZAN, 2021)

5.3 Modelo para Tomada de Decisão

Abordado na seção 3.3.4, o modelo desenvolvido para auxiliar na tomada de decisão para as estratégias de manutenção em múltiplos ativos foi executado no modelo de dados preparado e higienizado nos procedimentos anteriores.

Sua restrição *LOP* foi sensibilizada em 17 cenários, simulando uma situação onde o grupo empresarial poderia estabelecer diferentes limites orçamentários para realização das manutenções preventivas, sendo que no 17º cenário essa restrição foi retirada do modelo.

Os 17 cenários foram executados numa amostra de 13 equipamentos, para otimizar o custo computacional para cálculo da solução e para reduzir o tempo esperado de análise e avaliação realizada pelos especialistas.

Na Tabela 7, estão ilustrados todas as soluções para os cenários propostos. O custo total esperado (*CTE*), representado pela função $z(t)$ no modelo supracitado, representa o objetivo de minimização do modelo e é composto pela somatória do custo total de manutenção preventiva

Tabela 7 – Cenários de sensibilização do modelo apresentado na dissertação.

Cenário	Operador	LOP	CTE	CTP	CEC
1	$\geq$	100.000	144.141	101.080	43.061
2	$\geq$	95.000	139.244	95.135	44.109
3	$\geq$	90.000	131.497	90.166	41.332
4	$\geq$	85.000	130.079	85.031	45.047
5	$\geq$	80.000	122.625	84.682	37.943
6	$\geq$	75.000	119.735	75.004	44.731
7	$\geq$	70.000	116.019	70.039	45.980
8	$\geq$	65.000	113.997	66.082	47.914
9	$\leq$	50.000	199.932	46.027	153.905
10	$\leq$	40.000	258.322	39.624	218.698
11	$\leq$	25.000	256.086	24.567	231.519
12	$\leq$	20.000	284.236	19.689	264.547
13	$\leq$	15.000	314.631	14.970	299.662
14	$\leq$	10.000	349.635	9.972	339.663
15	$\leq$	5.000	383.609	4.051	379.558
16	$\leq$	0	517.936	0	517.936
17	Não há	Não há	109.158	64.878	44.280

(CTP) e do custo esperado de manutenção corretiva (CEC).

Os cenários 1 a 8 instruem o modelo a encontrar a melhor solução que utilize um custo de manutenção preventiva maior ou igual ao limite orçamentário. Os cenários 9 a 15 replicam uma situação mais similar a realidade prática, onde estabelecem um limite máximo onde o custo de manutenção preventiva deve ser menor ou igual a ele. No cenário 16, o modelo foi instruído a forçar uma situação onde não haveria manutenções preventivas (limite orçamentário de preventiva igual a 0), e no cenário 17 aplicamos uma situação onde o modelo deveria encontrar a melhor solução sem considerar o limite orçamentário de preventiva.

É percebido que o cenário em que obtemos o menor custo total esperado foi o cenário 17, onde não foi considerada a restrição de limite orçamentário de preventiva. Destaca-se também o resultado do cenário 8, muito próximos ao custo total esperado do cenário 17 utilizando-se de um custo de manutenção preventiva similar, com a diferença de propor intervalos de intervenções preventivas ligeiramente mais curtos.

De modo a replicar o conceito abordado na Figura 1 e comparar os resultados do modelo com a curva teórica apresentada na Figura 1, o custo total esperado, o custo total de manutenção preventiva e o custo esperado de manutenção corretiva foram plotados no gráfico da Figura 12.

Assim como os custos associados com estratégias de manutenção tradicionais de Tchaikoua et al. (2014), foi possível notar, com o modelo desenvolvido nessa dissertação, que uma estratégia de manutenção majoritariamente preventiva ou uma atuação majoritariamente reativa não representam o menor custo total esperado, quando se trata da definição de estratégia para múltiplos ativos.

O cenário representado pelo ponto sinalizado como custo total ótimo na Figura 12 trata-se do cenário 17. Nesse cenário, apenas 4 dos 13 ativos selecionados na amostra tiveram como

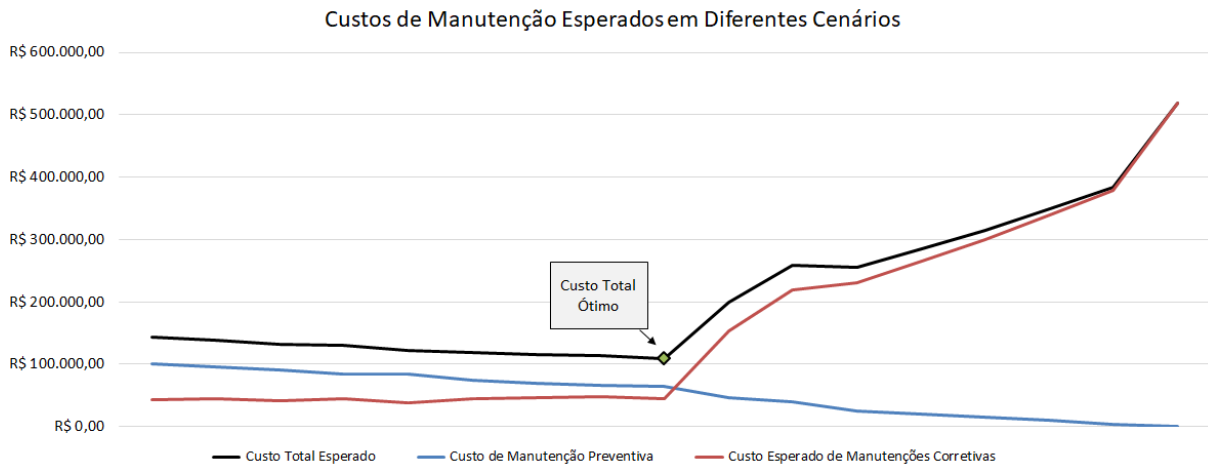


Figura 12 – Custos totais esperados, custos totais de manutenção preventiva e custos esperados de manutenção corretiva para os cenários sensibilizados.

sugestão uma estratégia de manutenção preventiva. Para os demais, foi proposto uma estratégia de manutenção corretiva. A solução proposta no cenário 17 está demonstrada na Tabela 8.

Tabela 8 – Solução proposta pela execução do modelo no cenário 17.

Equipamento	Criticidade	Estratégia	Intervalo Preventiva (dias)	Custo Total Esperado
1	B	Preventiva	10	51.627,87
2	B	Preventiva	79	6.534,94
3	C	Preventiva	112	4.175,31
4	C	Corretiva		12.367,15
5	A	Preventiva	74	10.980,36
6	C	Corretiva		3.091,17
7	C	Corretiva		4.762,80
8	C	Corretiva		1.878,84
9	C	Corretiva		558,12
10	C	Corretiva		4.172,86
11	C	Corretiva		5.052,45
12	C	Corretiva		1.677,80
13	C	Corretiva		2.278,02

Nota-se também que 3 dos 4 equipamentos que tiveram a estratégia preventiva como sugestão da solução foram os de criticidade A ou B, ou seja, equipamentos que ao falharem ocasionam paradas na unidade produtora, gerando custos de oportunidade e custos fixos por falha (*COF*).

Apenas um equipamento de criticidade C teve a manutenção preventiva como estratégia proposta, porém com uma periodicidade (a cada 112 dias) maior do que os demais ativos. Esse equipamento possui um alto custo médio de manutenção corretiva (*CMC*), propondo uma estratégia preventiva para evitar a chance de tais custos ocorrerem.

5.4 Avaliação dos Especialistas

Dois especialistas em manutenção do grupo empresarial objeto dessa dissertação foram submetidos ao procedimento de avaliação prática e retornaram com os respectivos pareceres e opiniões em relação à aplicação prática do modelo.

5.4.1 Etapa 1

Conhecendo somente os dados básicos dos equipamentos e suas curvas de confiabilidade estimadas, os avaliadores retornaram a estratégia e o intervalo em dias de realização de uma manutenção preventiva, se essa foi a escolha, para 5 equipamentos.

Na escolha da estratégia de manutenção a ser adotada em cada equipamento, foi comparado o retorno dos especialistas com a sugestão proposta pela solução do modelo, para o cenário 17: 60% das decisões dos especialistas coincidiram com a sugestão do modelo. Isso demonstra que a coerência da sugestão proposta pelo modelo com a decisão tomada por um especialista de manutenção coexiste com uma considerável quantidade de decisões que divergiram.

Nos equipamentos em que a manutenção preventiva foi tanto a sugestão proposta pelo modelo quanto a decisão que o avaliador retornou que tomaria, foi comparado a divergência entre o intervalo em dias propostos por modelo e avaliador: a média de variação entre ambos foi de 16,7 dias, e o erro quadrático médio foi de 20,8 dias.

A média do intervalo proposto pelo modelo, para os equipamentos com a estratégia sugerida de manutenção preventiva, foi de 69 dias. Enquanto a média do intervalo de manutenção preventiva das sugestões propostas pelos especialistas foi de 88 dias.

Tabela 9 – Comparação das sugestões dos especialistas na Etapa 1 em relação à solução proposta pelo modelo.

Cenário	Custo Total Esperado
Especialista 1	466.066
Especialista 2	405.848
Cenário 17 do Modelo	109.158

Projetando as sugestões dos especialistas com a abordagem proposta no modelo, os custos totais esperados pelas sugestões foram comparados em relação à solução proposta pelo modelo. As projeções são ilustradas na Tabela 9, onde é possível constatar que as sugestões dos especialistas projetaram um custo total esperado mais de 4 vezes maior que o cenário 17 do modelo.

5.4.2 Etapa 2

Ao avaliarem os 13 equipamentos da amostra onde o cenário 17 do modelo foi solucionado, o grau de concordância médio, baseado na escala Likert (de 1 a 5, onde 1 representaria que

os avaliadores discordam totalmente com a solução proposta, e 5 representaria que os avaliadores concordam totalmente com a solução proposta), foi de 4,58.

Adicionalmente ao resultado quantitativo supracitado, os especialistas retornaram observações qualitativas, solicitadas como opcionais no procedimento de avaliação, caso o avaliador não concordasse com a solução proposta para cada equipamento avaliado.

Em apenas duas ocasiões onde houve discordância (avaliação com grau 1 ou 2), os retornos qualitativos pontuais dos especialistas foram:

- em relação ao modelo não considerar o valor de aquisição do equipamento ao sugerir realizar manutenção preventiva em um equipamento barato, que na opinião do avaliador, poderia ser adquirido um equipamento reserva adicional, evitando o tempo de parada em caso de falha, e adotada uma estratégia corretiva.
- em relação a um equipamento crítico C, o avaliador retornou que não faria uma manutenção preventiva, pois o impacto de uma falha na operação da indústria seria insignificante.

5.4.3 Etapa 3

Também com base na escala Likert, com grau de concordância de 1 a 5, onde 1 representaria que os avaliadores discordam totalmente com a utilização do modelo para auxiliar reais tomadas de decisão, e 5 representaria que os avaliadores concordam totalmente com a utilização prática dela, a avaliação de ambos os especialistas foi de grau 5 (Concordo Totalmente).

Nessa etapa, os especialistas também puderam dissertar qualitativamente sobre sua avaliação do modelo:

- Retorno do Especialista 1: *"O modelo se faz útil na determinação da estratégia de manutenção, visto que prevê um custo otimizado e período assertivo, conforme a taxa de falhas e seus custos atrelados. O principal fator de sucesso é a utilização do modelo como guia para construção de um planejamento de atividades no equipamento, facilitando a construção de um planejamento de recursos humanos e financeiros com maior qualidade."*
- Retorno do Especialista 2: *"Conceito bem estruturado e com lógica de análise suficiente para auxílio da tomada de decisão, principalmente por considerar o risco inerente à decisão pela opção ou não da manutenção. Fui pego de surpresa na etapa 1, onde coloquei minha opinião, e depois na etapa 2, onde entendi que a decisão do modelo, apesar de diferente da minha, fazia mais sentido olhando-se os riscos incorridos na minha decisão."*

6 CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS

Esta propõe um modelo para definição de estratégias ótimas de manutenção em múltiplos ativos, combinando técnicas de aprendizado de máquina, para estimação de parâmetros de confiabilidade, com otimização não linear para minimizar os custos esperados com manutenção e lucros cessantes em função de paradas. Além do modelo, uma contribuição adicional desta pesquisa é o uso de aprendizado de máquina para a estimação de parâmetros de falhas para ativos sem histórico de falhas por meio da comparação com ativos semelhantes.

Como forma de validação do modelo proposto, desenvolvemos um estudo de caso, com base em dados reais, coletados do sistema de gestão integrado de um grupo privado de indústrias do setor sucroenergético. O desenvolvimento dessa aplicação exigiu a resolução de um desafio que está entre as maiores causas para o insucesso na implementação de sistemas, modelos e métodos estatísticos na manutenção industrial, que é a falta de informação e de dados confiáveis.

Ao definir e executar etapas que eliminaram, na aplicação dessa pesquisa, 88,8% da quantidade de registros originais por se tratarem indesejados, a pesquisa reforça a colocação dos autores citados acima, além de contribuir com a elaboração de um processo de higienização parametrizável.

O uso da estimativa por máxima verossimilhança (MLE) para estimar curvas de confiabilidade, mencionado na seção 2.2.1, depende do histórico de falhas para ser aplicado, mas nem todos os equipamentos possuem registros de suas ocorrências. (SCAVARIELLO; PICANCO; TOREZZAN, 2021) Na pesquisa, foi desenvolvido e aplicado um modelo de rede neural recorrente, com arquitetura LSTM (*Long Short-Term Memory*), para estimar a curva de confiabilidade e seus respectivos parâmetros para os equipamentos sem histórico de falhas, ou com histórico insuficiente para aplicação da MLE (Seção 3.3.3.2).

Comparando os resultados da abordagem com os dados de teste (a rede neural LSTM contra a abordagem por máxima verossimilhança), pode-se concluir que a abordagem proposta é eficiente para identificar uma curva de falha com os respectivos parâmetros, com resultados similares a técnica tradicional de estimativa por máxima verossimilhança para dados de teste, mas com a grande vantagem da possibilidade de sua aplicação em equipamentos sem histórico de falhas (um cenário que não poderia ser tratado pela abordagem tradicional). Essa abordagem poderia ser utilizada em situações práticas para prever a distribuição estatística de falhas, especialmente para situações com equipamentos sem histórico conhecido. (SCAVARIELLO; PICANCO; TOREZZAN, 2021)

Para encontrar a definição estratégica problematizada por Tchakoua et al. (2014), na Seção 3.3.4, foi desenvolvido e aplicado um modelo de otimização não-linear parametrizável (replicável para diferentes empresas, equipamentos e situações orçamentárias) para sugerir ao

tomador de decisão qual estratégia de manutenção a ser seguida para cada equipamento. Na Seção 5.3, onde são avaliados os resultados do modelo, foi possível confirmar que o modelo proposto adere aos conceitos da curva teórica de Tchakoua et al. (2014).

A solução proposta pelo cenário 17, que melhor otimiza os custos totais esperados (Tabela 7 e Figura 12), foi submetida para avaliação dos especialistas na Seção 4.4.3. Os resultados da avaliação, presentes na Seção 5.4, confirmam que o modelo é visto como confiável e aplicável, na prática, pelos avaliadores.

Por fim, conclui-se que os resultados obtidos permitem ao tomador de decisão (geralmente o gestor de negócio responsável pela estratégia de manutenção) estimar curvas de falhas para cenários particulares e definir estratégias de manutenção, na prática. O modelo proposto e aplicado mostrou-se empiricamente aplicável para a indústria, constatando assim o atendimento ao objetivo geral da pesquisa.

Adjacente aos objetivos gerais da pesquisa, os objetivos específicos também foram atendidos com o desenvolvimento do estudo. A seguir, destacamos partes do texto que correspondem, mais diretamente, a cada objetivo específico:

- *Investigar e aplicar métodos estatísticos para estimar distribuições de confiabilidade e falhas em múltiplos ativos com histórico conhecido.*

A aplicação da estimativa por máxima verossimilhança e outras técnicas estatística para definir as distribuições de confiabilidade foi conduzida na Seção 3.3.3.1, e os resultados apresentados na Seção 5.2.

- *Utilizar redes neurais para estimar distribuições de confiabilidade e falhas para ativos sem histórico de manutenção.*

Nesse objetivo debruça-se a principal contribuição do trabalho, no âmbito acadêmico: Na seção 3.3.3.2, foi proposta uma abordagem de aprendizado de redes neurais para estimar curvas de confiabilidade para equipamentos sem histórico de falha.

- *Propor um modelo de otimização para escolha da estratégia de manutenção mais adequada num contexto de múltiplos ativos.*

Apresentado na Seção 3.3.4, foi proposto e aplicado um modelo de otimização para definir estratégias de manutenção e periodicidades a serem seguidas para cada equipamento.

- *Sugerir ao tomador de decisão uma orientação quanto a estratégia de manutenção de ativos a ser seguida, como tipo de manutenção e, quando cabível, a periodicidade da mesma.*

Na Seção 5.3, os resultados que atendem a objetivo específico são apresentados de forma sensibilizada em 17 cenários.

- *Pretende-se que o modelo seja parametrizável consoante aos objetivos de negócio, de fácil replicação e customização para diferentes dados e diferentes categorias de indústria, com objetivos estratégicos distintos.*

Todos os procedimentos foram definidos, descritos e ilustrados na pesquisa de forma parametrizável.

6.1 Perspectivas e trabalhos futuros

Uma parte dos resultados obtidos com este estudo foram publicados em (SCAVARIELLO; PICANCO; TOREZZAN, 2021), mas há ainda outros pontos a serem explorados tanto sob o ponto de vista de publicação científica, quanto na extensão e aprofundamentos do estudo.

Como extensão desse estudo, os resultados obtidos pelo modelo de aprendizado poderiam ser comparados com as distribuições teóricas previstas em uma aplicação prática, sendo também possível aplicar as ações sugeridas de ambas e comparar a variação nos indicadores de negócio.

A apresentação dos resultados a especialistas e gestores de operações, em estudos futuros, agregaria o ponto de vista e a interação do modelo com os usuários dos equipamentos de fato.

Um último fator a ser considerado numa extensão, seria a inclusão do valor de aquisição do equipamento e avaliar outras alternativas como saídas do modelo de otimização, como a recomendação da substituição do ativo ou de aquisição de um equipamento.

REFERÊNCIAS

- ABBAS, M.; SHAFIEE, M. An overview of maintenance management strategies for corroded steel structures in extreme marine environments. *Marine Structures*, Elsevier Ltd, v. 71, 5 2020. ISSN 09518339. Citado 9 vezes nas páginas 8, 20, 23, 24, 25, 26, 27, 28 e 33.
- AHLERT, F.; RODRIGUES, L. H. *Pesquisa operacional: do entendimento do problema à interpretação da solução*. 1ª edição. ed. Editora UNISINOS, 2014. Disponível em: <<http://biblioteca.asav.org.br/vinculos/000045/000045c5.pdf>>. Citado na página 44.
- ASSIS, R. Calendário de inspecções em manutenção preventiva condicionada com base na fiabilidade. 2009. Citado 2 vezes nas páginas 8 e 15.
- ASSIS, R. Apoio à decisão em manutenção na gestão de activos físicos. 2010. Citado na página 20.
- BARTZ, T.; SILUK, J. C. M.; BARTZ, A. P. B. Improvement of industrial performance with tpm implementation. *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, v. 20, p. 2–19, 2014. ISSN 13552511. Citado 2 vezes nas páginas 22 e 32.
- BRANCO FILHO, G. *Indicadores e índices de manutenção*. 2ª edição. ed. [S.l.]: Editora Ciência Moderna, 2016. Citado 2 vezes nas páginas 8 e 32.
- CHAN, D.; MO, J. Life cycle reliability and maintenance analyses of wind turbines. *Energy Procedia*, v. 110, p. 328–333, 2017. ISSN 1876-6102. 1st International Conference on Energy and Power, ICEP2016, 14-16 December 2016, RMIT University, Melbourne, Australia. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1876610217301789>>. Citado na página 13.
- DHAR, A.; MININ, V. Maximum likelihood phylogenetic inference. *Encyclopedia of Evolutionary Biology*, 12 2016. Citado na página 26.
- ER-RATBY, M.; MABROUKI, M. Critical study of the different types of maintenance used in industry. *Research Journal of Applied Sciences, Engineering and Technology*, v. 15, p. 91–97, 03 2018. Citado na página 26.
- GIL, A. C. *Como elaborar projetos de pesquisa*. 5ª edição. ed. [S.l.]: Editora Atlas, 2017. Citado na página 33.
- GIOCONDO, C.; LIMA, C. R. C.; SIMON, A. T. Implantação de tpm em sua fase manutenção autônoma: estudo de caso em uma indústria de alimentos. *Espacios*, v. 35, p. 23, 2014. Citado 3 vezes nas páginas 8, 13 e 21.
- GUPTA, G.; MISHRA, R. A swot analysis of reliability centered maintenance framework. *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, v. 22, p. 130–145, 05 2016. Citado na página 38.
- HOCHREITER, S.; SCHMIDHUBER, J. Long short-term memory. *Neural computation*, v. 9, p. 1735–80, 12 1997. Citado na página 29.

HÜLLE, J.; KASPAR, R.; MÖLLER, K. Analytic network process - an overview of applications in research and practice. *Int. J. of Operational Research*, v. 16, p. 172 – 213, 01 2013. Citado na página 28.

IBM. *What is text mining?* 2020. Disponível em: <<https://www.ibm.com/cloud/learn/text-mining>>. Citado na página 52.

IGBA, J. et al. A systems approach towards reliability-centred maintenance (rcm) of wind turbines. *Procedia Computer Science*, v. 16, p. 814–823, 2013. ISSN 1877-0509. 2013 Conference on Systems Engineering Research. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877050913000860>>. Citado na página 38.

ISO 14224. *Indústrias de petróleo e gás natural - Coleta e intercâmbio de dados de confiabilidade e manutenção para equipamentos NBRISO14224 DE 10/2011 Indústrias de petróleo e gás natural - Coleta e intercâmbio de dados de confiabilidade e manutenção para equipamentos*. [S.l.]: Associação Brasileira de Normas Técnicas, 2011. Citado 2 vezes nas páginas 18 e 30.

JAMNAL, G. S. *A Cognitive IoE (Internet of Everything) Approach to Ambient-Intelligent Smart Space*. Tese (Doutorado) — Edinburgh Napier University, 2019. Citado na página 61.

KHATAB, A.; AGHEZZAF, E. H. Selective maintenance optimization when quality of imperfect maintenance actions are stochastic. *Reliability Engineering and System Safety*, Elsevier Ltd, v. 150, p. 182–189, 6 2016. ISSN 09518320. Citado na página 29.

LOBO, B. S. A. *Gestão de manutenção*. 2013. Citado na página 20.

LOPES, M.; MARTINS, R. Mapping the impacts of industry 4.0 on performance measurement systems. *IEEE Latin America Transactions*, IEEE, v. 1000, n. 4807, p. 1912–1923, 2021. Citado na página 30.

MARTIN, M. P. *Optimal Strategies for the Maintenance on Power Distribution Networks*. Dissertação (Mestrado) — UNICAMP, 2016. Disponível em: <<http://www.repositorio.unicamp.br/handle/REPOSIP/321418>>. Citado 2 vezes nas páginas 25 e 26.

MISHRA, R. P. et al. Development of a framework for implementation of world-class maintenance systems using interpretive structural modeling approach. *Procedia CIRP*, v. 26, p. 424–429, 2015. ISSN 2212-8271. 12th Global Conference on Sustainable Manufacturing – Emerging Potentials. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2212827114012268>>. Citado 3 vezes nas páginas 8, 22 e 23.

MOHAMMED, E. A.; NAUGLER, C.; FAR, B. H. Chapter 32 - emerging business intelligence framework for a clinical laboratory through big data analytics. In: *Emerging Trends in Computational Biology, Bioinformatics, and Systems Biology*. [S.l.]: Elsevier Inc, 2015. p. 577–602. ISBN 9780128026465. Citado 3 vezes nas páginas 26, 27 e 37.

MOUBRAY, J. *Reliability-centered maintenance*. [S.l.]: Industrial Press Inc., 2001. Citado na página 13.

NGUYEN, K.-A.; DO, P.; GRALL, A. Joint predictive maintenance and inventory strategy for multi-component systems using birnbaum's structural importance. *Reliability Engineering & System Safety*, v. 168, p. 249–261, 2017. ISSN 0951-8320. Maintenance Modelling. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0951832016308821>>. Citado na página 30.

NIST/SEMATECH. *e-Handbook of Statistical Methods*. [S.l.], 2013. Disponível em: <<https://doi.org/10.18434/M32189>>. Citado 3 vezes nas páginas 26, 27 e 37.

PAIVA, E.; PAIM, A.; EBECKEN, N. Convolutional neural networks and long short-term memory networks for textual classification of information access requests. *IEEE Latin America Transactions*, 2021. Citado na página 39.

PAOLANTI, M. et al. Machine learning approach for predictive maintenance in industry 4.0. In: . [S.l.]: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2018. ISBN 9781538646434. Citado na página 29.

PICANCO, A. R. S. *Uma abordagem híbrida entre a Manutenção Produtiva Total e a Manutenção Centrada na Conabilidade para ambientes industriais*. Dissertação (Mestrado) — UNICAMP, 2015. Citado 3 vezes nas páginas 13, 42 e 58.

PICANCO, A. R. S. *Sistema integrado de manutenção produtiva a partir de otimização para contextos industriais de pequeno e médio porte*. Tese (Doutorado) — ITA/UNIFESP, 2020. Citado 6 vezes nas páginas 8, 20, 26, 28, 29 e 33.

REID, M. *Reliability - a Python library for reliability engineering*. 2020. <<https://reliability.readthedocs.io/en/latest/index.html>>. Citado 3 vezes nas páginas 37, 45 e 54.

RODRIGUES, M.; HATAKEYAMA, K. Analysis of the fall of tpm in companies. *Journal of Materials Processing Technology*, v. 179, p. 276–279, 10 2006. Citado na página 30.

RUSCHEL, E.; SANTOS, E. A. P.; LOURES, E. de F. R. Industrial maintenance decision-making: A systematic literature review. *Journal of Manufacturing Systems*, v. 45, p. 180–194, 2017. ISSN 0278-6125. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0278612517301309>>. Citado 2 vezes nas páginas 30 e 38.

SCAVARIELLO, G. *Repositório: Combinação da estimativa por máxima verossimilhança com uma rede neural profunda*. 2021. GitLab Project ID: 25750333. Citado na página 56.

SCAVARIELLO, G. H.; PICANCO, A. R. S.; TOREZZAN, C. Combining maximum likelihood estimation and lstm neural network to forecast reliability distributions: a study based on real data from the sugar-energy sector. *IEEE Latin America Transactions*, 2021. Citado 13 vezes nas páginas 9, 14, 15, 30, 31, 38, 39, 40, 54, 60, 61, 66 e 68.

SCHMIDHUBER, J. Deep learning in neural networks: an overview. *Neural Netw*, v. 61, p. 85–117, Jan 2015. Citado na página 40.

SIQUEIRA, I. *Manutenção Centrada na Confiabilidade - Manual de Implementação*. [S.l.: s.n.], 2005. ISBN 85-7303-566-8. Citado 2 vezes nas páginas 13 e 58.

SUGIYAM, S. *Human Behavior and Another Kind in Consciousness*. IGI Global, 2019. 15 p. ISBN 9781522582175. Disponível em: <<http://services.igi-global.com/resolvedoi/resolve.aspx?doi=10.4018/978-1-5225-8217-5>>. Citado na página 40.

TCHAKOUA, P. et al. Wind turbine condition monitoring: State-of-the-art review, new trends, and future challenges. *Energies*, v. 7, p. 2595–2630, 04 2014. Citado 6 vezes nas páginas 8, 14, 33, 62, 66 e 67.

USHER, J. S.; KAMAL, A. H.; SYED, W. H. Cost optimal preventive maintenance and replacement scheduling. *IEEE Transactions*, v. 30, p. 1121–1128, 1998. Citado na página 24.

VIANA, H. R. G. *PCM - Planejamento E Controle Da Manutenção*. [S.l.]: QUALITYMARK, 2002. ISBN 8573033703. Citado 3 vezes nas páginas 23, 24 e 25.

VIANA, R. G.; RIBEIRO, J. L. Fatores de sucesso na gestão da manutenção em empresas mineradoras. *Revista Gestão Industrial*, v. 13, 10 2017. Citado na página 13.

WEIHRICH, H.; KOONTZ, H.; CANNICE, M. *Management: A Global, Innovative, and Entrepreneurial Perspective*. McGraw Hill Education (India) Private Limited, 2013. ISBN 9781259026836. Disponível em: <https://books.google.com.br/books?id=25h_AgAAQBAJ>. Citado na página 44.

WISEMAN, M. *Real meaning of the six RCM curves*. 2011. <<https://www.livingreliability.com/en/posts/real-meaning-of-the-six-rcm-curves/>>. Citado 2 vezes nas páginas 8 e 16.

YORKINOV, O. *Multioutput Regression Example with Keras LSTM Network in Python*. 2019. <https://www.datatechnotes.com/2019/12/multi-output-regression-example-with_24.html>. Citado 2 vezes nas páginas 38 e 56.

ZAIM, S. et al. Maintenance strategy selection using ahp and anp algorithms: A case study. *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, v. 18, p. 16–29, 2012. ISSN 13552511. Citado na página 28.

ZHANG, C. et al. Opportunistic maintenance strategy for wind turbines considering weather conditions and spare parts inventory management. *Renewable Energy*, Elsevier Ltd, v. 133, p. 703–711, 4 2019. ISSN 18790682. Citado na página 27.