

Sophia Boing Righetto

**Manutenção Preditiva 4.0:  
Conceito, Arquitetura e Estratégias de Implementação**

Trabalho de Conclusão de Curso (TCC) submetido ao Curso de Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Santa Catarina como parte dos requisitos para obtenção do grau de Bacharel em Engenharia Elétrica

Orientador: Prof. Renato Lucas Pacheco, Dr.

Coorientador: Marcos Aurélio Izumida Martins, Me.

Florianópolis  
2020



Ficha de identificação da obra elaborada pelo autor  
através do Programa de Geração Automática da Biblioteca Universitária  
da UFSC.

Righetto, Sophia Boing  
Manutenção Preditiva 4.0 : Conceito, Arquitetura e  
Estratégias de Implementação / Sophia Boing Righetto ;  
orientador, Renato Lucas Pacheco, coorientador, Marcos  
Aurélio Izumida Martins, 2020.  
85 p.

Trabalho de Conclusão de Curso (graduação) -  
Universidade Federal de Santa Catarina, Centro Tecnológico,  
Graduação em Engenharia Elétrica, Florianópolis, 2020.

Inclui referências.

1. Engenharia Elétrica. 2. Manutenção Preditiva. 3.  
Indústria 4.0. 4. Internet das coisas. I. Pacheco, Renato  
Lucas. II. Martins, Marcos Aurélio Izumida. III.  
Universidade Federal de Santa Catarina. Graduação em  
Engenharia Elétrica. IV. Título.



Sophia Boing Righetto

**Manutenção Preditiva 4.0:  
Conceito, Arquitetura e Estratégias de Implementação**

Este Trabalho foi julgado adequado como parte dos requisitos para obtenção do Título de Bacharel em Engenharia Elétrica e aprovado, em sua forma final, pela Banca Examinadora

Florianópolis, 10 de fevereiro de 2020.



---

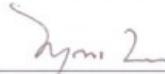
Prof. Renato Lucas Pacheco, Dr.  
Coordenador do Curso de Graduação em Engenharia Elétrica, em  
exercício

**Banca Examinadora:**



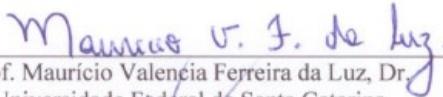
---

Prof. Renato Lucas Pacheco, Dr.  
Orientador  
Universidade Federal de Santa Catarina



---

Eng. Eletric. Marçós Aurélio Izumida Martins, Me.  
Coorientador  
Universidade Federal de Santa Catarina



---

Prof. Maurício Valência Ferreira da Luz, Dr.  
Universidade Federal de Santa Catarina



---

Eng. Eletric. Euler Ribeiro  
Universidade Federal de Santa Catarina



Este trabalho é dedicado àqueles que  
dão significado à caminhada.



## AGRADECIMENTOS

À minha mãe, por ter feito o possível e o impossível para eu pudesse chegar até aqui.

Ao meu pai, por ter me ensinado a enxergar beleza nas coisas mais singelas.

À minha família, por todo o amor, incentivo e dedicação para a minha formação pessoal e profissional. Por celebrarem minhas conquistas e me abraçarem nas adversidades.

Aos meus amigos, pelo apoio e companheirismo, por terem caminhado ao meu lado durante essa jornada, tornando-a mais leve e feliz.

Aos professores, que nos inspiram, que se doam, e compartilham atenciosamente seus conhecimentos: minha eterna admiração.

À equipe da Fundação Certi, especialmente aos companheiros do Centro de Energia Sustentável, pela compreensão, ensinamentos e amizade.

A Deus, por sempre colocar pessoas especiais e belas oportunidades em meu caminho.



Liberdade, palavra que o sonho humano alimenta:  
que não há ninguém que explique e ninguém que  
não entenda.

Cecília Meireles



## RESUMO

Com a competitividade em alta no cenário atual, as organizações almejam reduzir custos nos processos, elevar a disponibilidade de seus ativos e agregar valor ao seu produto. Objetivos estes que vão ao encontro dos benefícios entregues pela Manutenção Preditiva 4.0. Nesse contexto, o presente trabalho apresenta uma revisão bibliográfica sobre o conceito de manutenção, ilustrando seus principais tipos, e evidenciando a Manutenção Preditiva como a técnica mais promissora. O trabalho aborda também a relação entre a Manutenção Preditiva 4.0 e a Indústria 4.0, apresentando as ferramentas que ambas compartilham, como: Internet das Coisas, *Big Data*, Computação em nuvem e Inteligência Artificial. Além do conceito, também é apresentada a arquitetura de um sistema de Manutenção Preditiva 4.0, explanando sobre as funcionalidades de seus blocos constituintes. São apresentadas técnicas de *Machine Learning* utilizadas para a análise preditiva, além dos benefícios gerados e estratégias necessárias para implementação do sistema.

**Palavras-chave:** Manutenção Preditiva. Indústria 4.0. Internet das Coisas.



## ABSTRACT

With competitiveness on the rise in the current scenario, organizations aim to reduce costs in processes, increase the availability of their assets and add value to their product. Objectives that meet the benefits delivered by Predictive Maintenance 4.0. In this context, the present work presents a bibliographic review on the concept of maintenance, illustrating its main types and showing Predictive Maintenance as the most promising technique. The work also addresses the relationship between Predictive Maintenance 4.0 and Industry 4.0, elucidating the tools that both share, such as: Internet of Things, Big Data, Cloud Computing and Artificial Intelligence. In addition to the concept, the architecture of a 4.0 Predictive Maintenance system is also presented, explaining the functionalities of its constituent blocks. Machine Learning techniques used for predictive analysis are presented, in addition to the benefits generated and the necessary strategies for implementing the system.

**Keywords:** Predictive Maintenance. Industry 4.0. Internet of Things.



## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Tipos de manutenção. ....	28
Figura 2 - Resultados x tipos de Manutenção.....	32
Figura 3 - Curva característica da vida de equipamentos. ....	34
Figura 4 - Confiabilidade x custos.....	35
Figura 5- Monitoração subjetiva - ruído.....	38
Figura 6 - Os quatro tipos de indústrias.....	40
Figura 7 - Indústria 4.0 e suas ferramentas.....	41
Figura 8 - Arquitetura da Manutenção Preditiva 4.0. ....	45
Figura 9 - A Internet das Coisas. ....	46
Figura 10 - Espectro eletromagnético.....	48
Figura 11 - Câmera termográfica.....	49
Figura 12 - Termogramas de transformadores.....	50
Figura 13 – Acelerômetro.....	51
Figura 14 - Arquitetura da comunicação de dados. ....	54
Figura 15 - Os cinco Vs do <i>Big Data</i> . ....	56
Figura 16 - <i>Cloud Computing</i> . ....	59
Figura 17 – Inteligência artificial e seus pilares. ....	61
Figura 18 - A Classificação. ....	63
Figura 19 - A Regressão. ....	63
Figura 20 - A Clusterização.....	65
Figura 21 - Neurônio biológico e artificial. ....	66
Figura 22 - Estrutura de uma Rede Neuronal Artificial.....	67
Figura 23 - Rede Neuronal de Aprendizado Profundo. ....	68
Figura 24 - Exemplo de <i>Dashboard</i> . ....	69
Figura 25 - <i>Dashboard</i> em <i>Smartphone</i> . ....	70



## **LISTA DE QUADROS**

Quadro 1 - Analogia entre saúde humana x saúde da máquina. .	24
Quadro 2 - Evolução da manutenção.....	27



## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b> .....	<b>21</b>
1.1	OBJETIVOS .....	22
<b>1.1.1</b>	<b>Objetivos Gerais</b> .....	<b>22</b>
<b>1.1.2</b>	<b>Objetivos Específicos</b> .....	<b>22</b>
<b>2</b>	<b>MANUTENÇÃO</b> .....	<b>23</b>
2.1	DEFINIÇÃO DA MANUTENÇÃO .....	23
2.2	EVOLUÇÃO DA MANUTENÇÃO.....	24
2.3	TIPOS DE MANUTENÇÃO.....	28
<b>2.3.1</b>	<b>Manutenção Corretiva</b> .....	<b>29</b>
<b>2.3.2</b>	<b>Manutenção Preventiva</b> .....	<b>30</b>
<b>2.3.3</b>	<b>Manutenção Preditiva</b> .....	<b>31</b>
<b>2.3.4</b>	<b>Manutenção Detectiva</b> .....	<b>31</b>
<b>2.3.5</b>	<b>Engenharia de Manutenção</b> .....	<b>31</b>
<b>3</b>	<b>GESTÃO DA MANUTENÇÃO</b> .....	<b>33</b>
3.1	INDICADORES DA MANUTENÇÃO.....	33
<b>4</b>	<b>MANUTENÇÃO PREDITIVA</b> .....	<b>37</b>
4.1	CONCEITO .....	37
4.2	CLASSIFICAÇÃO DE TÉCNICAS DE MONITORAMENTO .....	37
<b>4.2.1</b>	<b>Monitoração Subjetiva</b> .....	<b>37</b>
<b>4.2.2</b>	<b>Monitoração Objetiva</b> .....	<b>38</b>
<b>4.2.3</b>	<b>Monitoração Contínua</b> .....	<b>39</b>
4.3	MANUTENÇÃO PREDITIVA E A INDÚSTRIA 4.0.....	39
<b>4.3.1</b>	<b>Indústria 4.0</b> .....	<b>39</b>
<b>4.3.2</b>	<b>Manutenção Preditiva 4.0 e a Indústria 4.0</b> .....	<b>41</b>
<b>4.3.3</b>	<b>Tipos de Manutenção Preditiva</b> .....	<b>42</b>
<b>5</b>	<b>ARQUITETURA DA MANUTENÇÃO PREDITIVA 4.0</b> .....	<b>45</b>
5.1	AQUISIÇÃO DE DADOS.....	45

<b>5.1.1</b>	<b>Internet das Coisas.....</b>	<b>46</b>
<b>5.1.2</b>	<b>Técnicas Preditivas .....</b>	<b>47</b>
5.1.2.1	Análise Termográfica .....	47
5.1.2.2	Análise de Vibrações .....	51
5.2	COMUNICAÇÃO DE DADOS .....	52
<b>5.2.1</b>	<b>Protocolos de Conectividade IoT.....</b>	<b>52</b>
<b>5.2.2</b>	<b>Gateway IoT.....</b>	<b>54</b>
5.3	ARMAZENAMENTO DE DADOS.....	55
<b>5.3.4</b>	<b>Big Data .....</b>	<b>56</b>
<b>5.3.5</b>	<b>Cloud Computing.....</b>	<b>58</b>
5.4	ANÁLISE PREDITIVA .....	60
<b>5.4.1</b>	<b>Inteligência Artificial.....</b>	<b>60</b>
<b>5.4.2</b>	<b>Machine Learning.....</b>	<b>61</b>
5.4.2.1	Aprendizado Supervisionado .....	62
5.4.2.1.1	<i>Classificação.....</i>	<i>62</i>
5.4.2.1.2	<i>Regressão.....</i>	<i>63</i>
5.4.2.2	Aprendizado Não Supervisionado .....	64
5.4.2.2.1	<i>Clusterização.....</i>	<i>64</i>
5.4.2.2.2	<i>Associação.....</i>	<i>65</i>
<b>5.4.3</b>	<b>Redes Neurais Artificiais.....</b>	<b>65</b>
<b>5.4.4</b>	<b>Deep Learning.....</b>	<b>68</b>
5.5	VISUALIZAÇÃO DE RESULTADOS.....	69
<b>6</b>	<b>BENEFÍCIOS E ESTRATÉGIAS DE IMPLEMENTAÇÃO.....</b>	<b>71</b>
6.1	BENEFÍCIOS .....	71
6.2	ESTRATÉGIAS DE IMPLEMENTAÇÃO.....	73
<b>7</b>	<b>CONSIDERAÇÕES FINAIS.....</b>	<b>75</b>
	<b>REFERÊNCIAS.....</b>	<b>77</b>

## 1 INTRODUÇÃO

Em um cenário globalizado e competitivo, a manutenção tem se mostrado cada vez mais fundamental como questão estratégica de uma organização, tendo como principal função garantir a disponibilidade dos equipamentos e instalações. Segundo Monchy (1987, p. 5), a produção é um objetivo evidente da organização e a manutenção é a “ajuda para a produção”.

Segundo Kardec e Nascif (2009, p. 9):

A manutenção existe para que não haja manutenção. Isto parece paradoxal à primeira vista, mas, numa visão mais aprofundada, vemos que o trabalho da manutenção está sendo enobrecido onde, cada vez mais, o pessoal desta área precisa estar qualificado e equipado para evitar falhas e não para corrigi-las.

Aliado a esse pensamento e às necessidades de se manterem competitivas, as organizações buscam reduzir o tempo de inatividade dos equipamentos, reduzir custos de mão de obra e prolongar a vida útil dos ativos. E para atingir esses objetivos, as organizações recorrem aos conceitos que configuram a Indústria 4.0: dispositivos interconectados, sensores, *gateways*, nuvens e outras ferramentas de Internet das Coisas (IoT). Isso possibilita a coleta instantânea de grandes conjuntos de dados de diferentes ativos, além da aplicação da análise de *Big Data* para fornecer informações preditivas de manutenção (DELMEGANI, 2018).

Portanto, não é uma surpresa que a Manutenção Preditiva tenha emergido rapidamente como um dos principais casos de uso da Indústria 4.0. Sua implementação possibilita monitorar a integridade dos ativos, otimizar os cronogramas de manutenção e obter alertas em tempo real dos riscos operacionais, benefícios estes que se encontram com as necessidades atuais das organizações (EZRA, 2018).

Nesse cenário, o presente trabalho apresenta um estudo sobre manutenção, apresentando seu conceito e suas diferentes formas. Evidencia-se a Manutenção Preditiva 4.0 como a prática mais adequada para as organizações que desejam se inserir no contexto da Indústria 4.0. Valida-se essa afirmativa através do estudo sobre conceito, arquitetura, benefícios e estratégias da implementação de um sistema de Manutenção Preditiva 4.0.

## 1.1 OBJETIVOS

### 1.1.1 Objetivo Geral

O presente trabalho tem como objetivos gerais o estudo e a apresentação de um sistema de Manutenção Preditiva no contexto da Indústria 4.0, visando apresentar os conceitos que configuram a Quarta Revolução Industrial, além de apresentar seus benefícios e desafios de implementação.

### 1.1.2 Objetivos Específicos

Como objetivos específicos deste trabalho, pode-se elencar os seguintes tópicos:

- Definição do conceito amplo de Manutenção Preditiva;
- Apresentação da relação entre Manutenção Preditiva e a Indústria 4.0;
- Apresentação da arquitetura de um sistema de Manutenção Preditiva 4.0, abordando cada um de seus blocos constituintes;
- Apresentação das técnicas preditivas mais difundidas entre diferentes tipos de indústrias;
- Abordagem sobre os benefícios e estratégias da implementação do sistema.

## 2 MANUTENÇÃO

### 2.1 DEFINIÇÃO DA MANUTENÇÃO

Existem inúmeras definições para conceituar a manutenção. Entretanto, observa-se que todas apresentam pontos de convergência, conforme apresentado a seguir.

Para Slack et al. (1999, p.341), a manutenção é o termo usado para abordar a forma pela qual as organizações tentam evitar as falhas, cuidando de suas instalações físicas.

Xenos (1998) explica que num sentido restrito, as atividades de manutenção estão limitadas ao retorno de um equipamento às suas condições originais. Em um sentido mais amplo, as atividades de manutenção também devem envolver a modificação das condições originais, através da introdução de melhorias para evitar a ocorrência ou incidência de falhas, reduzindo o custo e aumentando a produtividade.

Segundo Salgado (2008), a manutenção é definida como todas as atividades e ações necessárias para restaurar e/ou prevenir a ocorrência ou reincidência de falhas em sistemas e componentes.

Para Xavier (2008), as atividades de manutenção existem para evitar a degradação dos equipamentos e instalações, recuperando a boa funcionalidade e confiabilidade dos equipamentos. Esta degradação, causada pelo desgaste natural de seu uso, manifesta-se de diversas formas, desde a má aparência externa dos equipamentos, até a perda de desempenho, produção de má qualidade, poluição ambiental, entre outros.

Mirshawka e Olmedo (1993) conceituam manutenção como o conjunto de atividades técnicas e administrativas, que visam consertar ou restituir um item, para que este cumpra sua função exigida.

De acordo com Monchy (1987), a manutenção dos equipamentos de produção é um elemento chave, tanto para a produtividade das empresas, quanto para a qualidade dos produtos. É um desafio industrial que implica discutir as estruturas atuais inertes e promover métodos adaptados à nova natureza dos materiais.

Monchy (1987) também traz uma comparação entre a saúde humana e a saúde da máquina, na qual afirma que a manutenção é a “medicina das máquinas”, conforme apresentado no Quadro 1.

Quadro 1 - Analogia entre saúde humana x saúde da máquina.

SAÚDE HUMANA		ANALOGIA		SAÚDE DA MÁQUINA	
Conhecimento do homem	Nascimento	Entrada em operação	Conhecimento tecnológico		
Conhecimento das doenças			Conhecimento dos modos de falha		
Carnê de saúde	Longevidade	Durabilidade	Histórico		
Dossiê médico			Dossiê da máquina		
Diagnóstico, exame, visita médica	Boa saúde	Confiabilidade	Diagnóstico, perícia, inspeção		
Conhecimento dos tratamentos			Conhecimento das ações curativas		
Tratamento curativo	Morte	Sucata	Retirada do estado de pane, reparo		
Operação			Renovação, modernização, troca		
MEDICINA			MANUTENÇÃO INDUSTRIAL		

Fonte: Adaptado de Monchy, 1987.

Tomando conhecimentos das definições de manutenção, nota-se que esta é uma atividade complexa, envolvendo diversos aspectos. Ao tentar garantir a disponibilidade e confiabilidade de um item físico, a manutenção exerce um papel estratégico fundamental na melhoria dos resultados operacionais e financeiros.

## 2.2 EVOLUÇÃO DA MANUTENÇÃO

Kardec e Nascif (2009) afirmam que, nas últimas décadas, ocorreram grandes mudanças no conceito de manutenção e isto se deve a diversos fatores. São eles: o aumento do número e diversidade dos itens que devem ser mantidos; surgimento de novas técnicas de manutenção, com novos enfoques sobre sua organização e suas responsabilidades; inserção da manutenção como função estratégica

para melhora do resultado, além do aumento da competitividade. Os autores também apresentam a evolução da manutenção, a qual pode ser dividida em quatro gerações.

Na primeira geração (Segunda Guerra Mundial – 1940), a manutenção não era um pilar fundamental nas organizações. Estas eram ainda pouco mecanizadas com equipamentos de configurações simples e superdimensionados para a produção. As técnicas de manutenção eram precárias e simples, consistindo em limpezas, lubrificação e na inspeção visual. As competências técnicas exigidas também eram mínimas, sendo o carácter da manutenção estritamente corretivo não planejado (KARDEC; NASCIF, 2009).

A segunda geração (1940-1970) foi caracterizada pelo declínio da oferta da mão-de-obra no período pós-guerra, além da necessidade de aumento de todos os tipos de bens de consumo, o que culminou numa maior mecanização e complexidade das instalações industriais. Assim, a manutenção começa a ganhar força, visto que a produção intensa e com qualidade eram fatores esperados. Por volta da década de 50, passou-se a acreditar que, dando prioridade ao bom funcionamento dos itens, seria possível evitar falhas, resultando no conceito que hoje é conhecida como manutenção preventiva. A prática desse conceito culminou na necessidade de implementar sistemas de planejamento e gestão da manutenção, assim como a busca por meios de elevar a vida útil dos itens físicos (KARDEC; NASCIF, 2009).

A terceira geração (1970 – 2000) configura-se com a tendência da globalização da economia, a qual impôs novos desafios de produtividade e de qualidade. Com o grande investimento nos itens fixos, juntamente com o aumento nos custos, inicia-se um processo de elevadas expectativas em relação à manutenção. Houve um reforço do conceito e utilização da manutenção preditiva e o desenvolvimento de softwares que permitiram melhor planejamento, controle e acompanhamento dos serviços de manutenção. Mas, apesar da busca por maior confiabilidade, a falta de interação nas áreas de engenharia, manutenção e operação impedia melhores resultados. Logo, as taxas de falhas prematuras eram elevadas (KARDEC; NASCIF, 2009).

Na quarta geração, iniciada a partir dos anos 2000, ocorre uma consolidação das atividades de engenharia da manutenção. A análise de falhas consagra-se como metodologia capaz de melhorar a performance dos equipamentos e da empresa. A manutenção preditiva é cada vez mais utilizada, resultando na redução do uso da manutenção preventiva. A manutenção corretiva não-planejada se torna um indicador da ineficácia da manutenção. Também ocorre a inserção de sistemas

integrados de gestão da manutenção, usando tecnologias avançadas de sistemas interligados, investimentos otimizados em produtos inteligentes, como sensores, autodiagnostico, *wireless* e *bluetooth* (KARDEC; NASCIF, 2009).

O Quadro 2 mostra a evolução das quatro gerações apresentadas.

Quadro 2 - Evolução da manutenção.

EVOLUÇÃO DA MANUTENÇÃO				
	Primeira Geração	Segunda Geração	Terceira Geração	Quarta Geração
Ano				
Aumento das expectativas em relação à Manutenção	.Conserto após falha	.Disponibilidade crescente .Maior vida útil do equipamento	.Maior confiabilidade .Maior disponibilidade .Melhor relação custo-benefício .Preservação do meio ambiente	.Maior confiabilidade .Maior disponibilidade .Preservação do meio ambiente .Segurança  .Influir nos resultados do negócio .Gerenciar os ativos
Visão quanto à falha do equipamento	.Todos os equipamentos se desgastam com a idade e, por isso, falham	.Todos os equipamentos se comportam de acordo com a curva da banheira	.Existência de 6 padrões de falhas	.Reduzir drasticamente falhas prematuras
Mudança nas técnicas de Manutenção	.Habilidades voltadas para o reparo	.Planejamento manual da manutenção  .Computadores grandes e lentos  .Manutenção Preventiva (por tempo)	.Monitoramento da condição  .Manutenção preditiva  .Análise de risco  .Computadores pequenos e rápidos .Softwares potentes .Grupos de trabalho multidisciplinares  .Projetos voltados para a confiabilidade  .Contratação por mão de obra e serviços	.Aumento da Manutenção Preditiva e Monitoramento da Condição .Minimização nas Manutenções Preventiva e Corretiva não Planejada .Análise de Falhas  .Técnicas de confiabilidade .Manutenibilidade .Engenharia de Manutenção  .Projetos voltados para confiabilidade, manutenibilidade e Custo do Ciclo de Vida  .Contratação por resultados

Fonte: Adaptado de Kardec e Nascif, 2009.

## 2.3 TIPOS DE MANUTENÇÃO

Os tipos de manutenção existentes são caracterizados pela forma como é realizada a intervenção nos equipamentos, sistemas ou instalações. Há uma extensa gama de denominações que classificam os tipos de manutenção. A seguir, serão abordados os seis tipos de manutenção considerados como principais por diversos autores. Conforme apresenta a Figura 1, são eles: manutenção corretiva não-planejada e planejada, manutenção preventiva, manutenção preditiva, manutenção detectiva e engenharia de manutenção.

Figura 1 - Tipos de manutenção.



Fonte: Kardec e Nascif, 2009.

### 2.3.1 Manutenção Corretiva

Conforme apresentado anteriormente, a manutenção corretiva configura-se como a forma mais primitiva de manutenção. É conceituada como a “manutenção efetuada após a ocorrência de uma pane, destinada a recolocar um item em condições de executar uma função requerida” (ABNT, 1994, p. 7).

Segundo Wyrebsky (1997), a manutenção corretiva é o trabalho de restaurar um equipamento para um padrão aceitável. A manutenção corretiva, também classificada como manutenção de avaria, é executada quando a ação é tomada para restaurar a capacidade funcional dos equipamentos ou sistemas avariados ou em mau funcionamento. Ela se divide em duas classes: não-planejada e planejada.

#### 2.3.1.1 Manutenção Corretiva Não-Planejada

A manutenção corretiva não-planejada corrige a falha ou quebra de maneira aleatória, sempre após a ocorrência de fato, sem acompanhamento ou planejamento anterior. Como Kardec e Nascif (2009) afirmam, este tipo de manutenção atua em um fato já ocorrido, não havendo tempo para preparação do serviço e infelizmente, ainda é fortemente praticada. Gera altos custos, visto que a falha ou quebra inesperada acarreta perdas na produção, perdas de qualidade, altos custos de peças de reposição, altos custos de mão-de-obra e consequências decorrentes do tempo de inatividade da máquina.

Quando uma organização tem a maior parte da sua manutenção corretiva na classe não-planejada, seu departamento de manutenção é comandado por seus equipamentos e o desempenho empresarial da organização, certamente, não está adequado às necessidades competitivas atuais (XAVIER; PINTO, 1999).

#### 2.3.1.2 Manutenção Corretiva Planejada

A manutenção corretiva planejada também possui a característica de atuar somente após a falha ou o decréscimo do desempenho do equipamento. A diferença, neste caso, se encontra no fato de que, ao tomar conhecimento sobre o final da vida útil do ativo, a organização já detém o conhecimento sobre os recursos necessários para a substituição ou reparo do ativo, sem que venha a prejudicar a operação de toda a unidade (KARDEC; NASCIF, 2009).

Xenos (1998) ressalva que, mesmo que a manutenção corretiva tenha sido escolhida por decisão gerencial, é inadmissível que haja o sentimento de conformidade em relação à ocorrência de falhas, tomando como um fato esperado e natural. Faz-se essencial o esforço para identificar precisamente as causas fundamentais das falhas e bloqueá-las, evitando sua reincidência.

### **2.3.2 Manutenção Preventiva**

Segundo Kardec (2009), manutenção preventiva é a atuação realizada de forma a reduzir ou evitar a falha ou diminuição do desempenho, obedecendo a um plano preventivamente elaborado, baseado em intervalos de tempos definidos. Diferentemente da manutenção corretiva, a preventiva, como o próprio nome sugere, procura prevenir, evitar a ocorrência de falhas. É imprescindível quando o fator segurança se sobrepõe aos demais.

Xenos (1998, p. 24) destaca a vantagem do uso da manutenção preventiva em face de manutenção corretiva:

(...) a frequência de falhas diminui, a disponibilidade dos equipamentos aumenta e diminuem as interrupções inesperadas da produção. Ou seja, se considerarmos o custo total, em várias situações a manutenção preventiva acaba sendo mais barata que a manutenção corretiva, pelo fato de se ter domínio das paradas dos equipamentos, ao invés de se ficar sujeito às paradas inesperadas por falhas nos equipamentos.

Entretanto, como Kardec e Nascif (2009) destacam, se por um lado, a manutenção preventiva permite um bom gerenciamento das atividades, nivelamento dos recursos, além de previsibilidade do consumo de materiais e sobressalentes. Por outro lado, promove a retirada do equipamento ou do sistema de operação para a execução das atividades programadas. Assim, faz-se necessário pesar os fatores para que o uso dessa política seja adequado à realidade dos equipamentos, sistemas ou plantas.

Kardec e Nascif (2009) esclarecem sobre a precisão dos dados fornecidos pelos fabricantes para a adoção nos planos de manutenção preventiva, afirmando que nem sempre estes são precisos. Além disso, considerando-se o fato de que as condições ambientais e operacionais influem significativamente na degradação dos equipamentos, fica claro

que a definição de periodicidade e substituição deve ser estipulada para cada instalação.

### **2.3.3 Manutenção Preditiva**

É a manutenção que realiza acompanhamento de variáveis e parâmetros de desempenho de máquinas e equipamentos, com o objetivo de definir o melhor instante para a intervenção, com o máximo aproveitamento do ativo (COSTA, 2013).

Segundo Souza (2011), manutenção preditiva é aquela que indica as condições reais de funcionamento das máquinas com base em dados que informam os seus desgastes ou processo de degradação.

Kardec e Nascif (2009) classificam a manutenção preditiva como a primeira grande quebra de paradigma na Manutenção, a qual se intensificará à medida que o conhecimento tecnológico evolua, permitindo a avaliação confiável das instalações e sistemas operacionais em funcionamento.

### **2.3.4 Manutenção Detectiva**

A partir da década de 90, a manutenção detectiva começou a ser mencionada na literatura e pode ser definida com a seguinte forma: “atuação efetuada em sistemas de proteção, comando e controle, buscando detectar falhas ocultas ou não perceptíveis ao pessoal de operação e manutenção” (KARDEC; NASCIF, 2009, p.47).

A manutenção detectiva é aplicada aos dispositivos que não são adequadamente atendidos pelas outras três formas de manutenção anteriormente mencionadas (corretiva, preventiva e preditiva). Estes são dispositivos que somente necessitam trabalhar em condições especiais, como alarmes e sinalizações de emergência. Logo, torna-se difícil o acompanhamento e percepção destes quando se encontram em estado de falha. Para garantir a confiabilidade, especialistas realizam verificações no sistema sem tirá-lo de operação, sendo capazes de detectar falhas ocultas, podendo corrigir o problema. Este tipo de manutenção vem apresentando uma tendência de utilização crescente em virtude da maior automação das plantas e utilização de microprocessadores (KARDEC; NASCIF, 2009).

### **2.3.5 Engenharia de Manutenção**

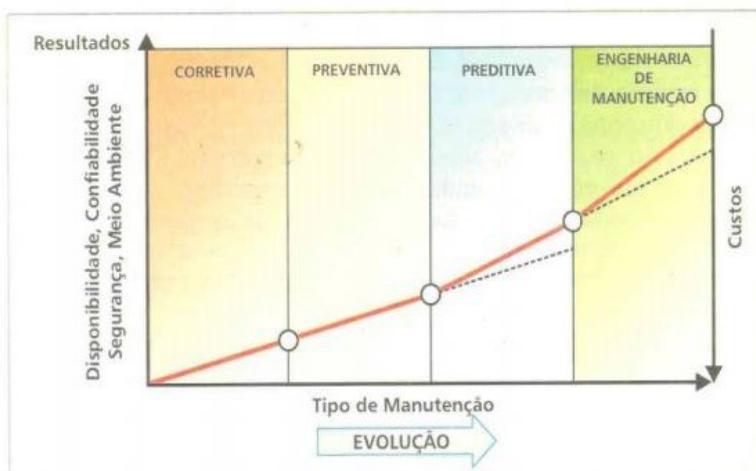
Para Kardec e Nascif (2009), a engenharia de manutenção está vinculada a uma mudança cultural, uma quebra de paradigma. Esta é o suporte técnico da manutenção que está dedicado a consolidar a rotina e implantar a melhoria.

Para isso, visa aumentar a confiabilidade, disponibilidade, manutenibilidade e segurança; eliminar problemas crônicos e solucionar problemas tecnológicos; melhorar a capacitação pessoal e gerir materiais sobressalentes; dar suporte à execução; elaborar planos de manutenção, acompanhar indicadores e zelar pela documentação técnica (KARDEC; NASCIF, 2009).

Para que uma empresa realmente pratique a engenharia de manutenção, ela deve, além de realizar o acompanhamento preditivo de seus equipamentos, também alimentar sua estrutura de dados e informações sobre manutenção, os quais irão lhe permitir realizar análises e estudos para proposição de melhorias no futuro (KARDEC; NASCIF, 2009).

Na Figura 2 é possível observar uma evolução à medida que melhores técnicas vão sendo introduzidas. Nota-se um salto positivo quando ocorre a mudança para a manutenção preditiva. Um segundo salto é observado quando se implanta a engenharia de manutenção. Ilustra-se, assim, as vantagens da implantação de técnicas mais modernas de manutenção, com redução de custos e aumento da segurança, disponibilidade, confiabilidade e consciência ambiental.

Figura 2 - Resultados x tipos de Manutenção.



Fonte: Kardec e Nascif, 2009.

### 3 GESTÃO DA MANUTENÇÃO

À medida que os gestores das organizações vêm observando o quanto as falhas em equipamento afetam a segurança, a qualidade e os custos da produção, a função da manutenção tem se transformado e vem evoluindo (SELLITO, 2007). Segundo Sellito (2007), gestores de manutenção têm adotado novos modos de pensar, tanto no papel de técnicos, como no papel de estrategistas, ao mesmo tempo em que as limitações dos sistemas de gestão existentes se tornam mais visíveis.

Kardec e Nascif (2009, p.9) apontam como deve ser a postura da gerência moderna:

A condução moderna dos negócios requer uma mudança profunda de mentalidade e de posturas. A gerência moderna deve estar sustentada por uma visão de futuro e regida por processos de gestão, onde a satisfação plena de seus clientes seja resultante da qualidade intrínseca dos seus produtos e serviços, e a qualidade total dos seus processos produtivos seja o balizador fundamental.

Uma modificação nos atuais sistemas de gestão da manutenção industrial é a formulação de uma estratégia formal de manutenção, cujas crenças subjacentes sejam fundamentadas na teoria da confiabilidade e de manutenibilidade (SELLITO, 2007).

Kardec e Nascif (2009) afirmam que o novo papel da manutenção é um grande desafio gerencial. A visão sistêmica do negócio e a mudança de paradigmas e de conceitos levarão a grandes inovações.

Costa (2013) conclui que, mais importante do que restringir a política de manutenção a uma abordagem ou outra, é necessário utilizar uma metodologia adequada de gestão do sistema de manutenção. Assim, a função manutenção deixará de ser um gasto adicional para a empresa e poderá ser encarada como fator estratégico para redução dos custos totais de produção.

#### 3.1 INDICADORES DA MANUTENÇÃO

Segundo Kardec e Nascif (2009, p.105), a missão da manutenção é “garantir a disponibilidade da função dos equipamentos e instalações de modo a atender a um processo de produção ou de serviço com

confiabilidade, segurança, preservação do meio ambiente e custo adequado”.

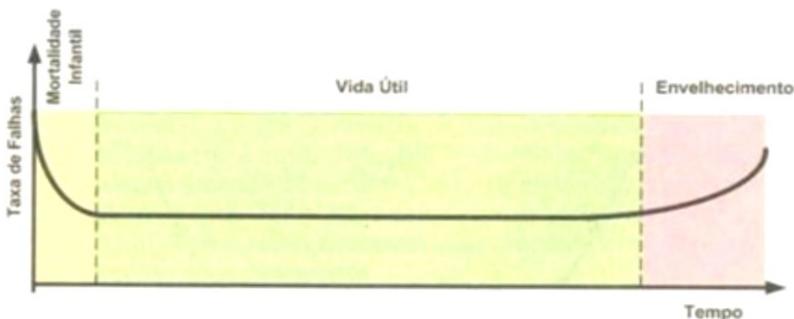
Confiabilidade, disponibilidade e manutenibilidade são palavras integrantes do cotidiano da manutenção. Estas conceituações são apresentadas a seguir.

### 3.1.1 Confiabilidade

O termo confiabilidade na manutenção teve origem durante a década de 50, nos Estados Unidos, durante análises de falha em equipamentos eletrônicos para uso militar. E desde então, o termo é largamente empregado no âmbito industrial e se caracteriza como a capacidade de um item desempenhar uma função requerida sob condições especificadas, durante um intervalo de tempo (NBR 5462-1994).

Uma representação do conceito pode ser observada na Figura 3, a qual apresenta uma curva característica típica de um equipamento. Pelo seu formato, esta curva também é conhecida como “curva da banheira”, sendo válida para uma série de componentes elétricos, mecânicos e sistemas (KARDEC; NASCIF, 2009). A curva apresenta três períodos distintos: Mortalidade Infantil, devido à incidência de falhas causadas por componentes com defeitos de fabricação ou problemas de instalação; Vida Útil, período no qual a taxa de falhas é sensivelmente menor e relativamente constante ao longo do tempo e o último estágio, Envelhecimento, no qual há um aumento na taxa de falhas decorrente do desgaste natural.

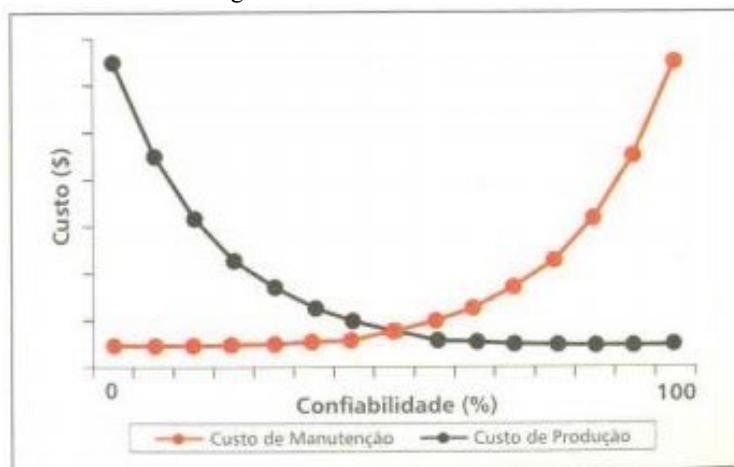
Figura 3 - Curva característica da vida de equipamentos.



Fonte: Kardec e Nascif, 2009.

Conforme apresentado, conclui-se que, quanto maior o número de falhas, menor a confiabilidade de um ativo. E quanto maior a confiabilidade, melhores serão os resultados para a organização e menores serão os custos de produção. Entretanto, à medida que o índice de confiabilidade tende a 100%, maiores serão os custos de manutenção, conforme é apresentado na Figura 4.

Figura 4 - Confiabilidade x custos.



Fonte: Kardec e Nascif, 2009.

### 3.1.2 Disponibilidade

Segundo a Associação Brasileira de Normas Técnicas (1994, p.8), a disponibilidade é a “capacidade de um item estar em condições de executar certa função em um dado instante ou durante um intervalo de tempo determinado”.

### 3.1.3 Manutenibilidade

Segundo Monchy (1989), a Manutenibilidade (ou Mantenabilidade) é a probabilidade de restabelecer as condições de funcionamento específicas a um sistema, em limites de tempo desejados, quando a manutenção é conseguida nas condições e com meios prescritos. Em resumo, é a probabilidade de que um equipamento com falha seja reparado dentro de um tempo t.

A fase mais indicada para a análise dos aspectos de manutenibilidade de um ativo, sistema ou instalação é a fase de projeto. Nesta etapa, é necessário um olhar atento para todos os tópicos que influem na manutenibilidade. São eles: característica de projeto, suporte de especialistas à engenharia de projetos, vetor para redução de custos, atuação eficaz da engenharia de manutenção, planejamento da manutenção e, por fim, capacitação da mão de obra de execução (KARDEC; NASCIF, 2009).

## 4 MANUTENÇÃO PREDITIVA

### 4.1 CONCEITO

Conforme apresentado no capítulo anterior, a manutenção preditiva é a primeira grande quebra de paradigma nos tipos de manutenção. E tanto mais se intensifica, quanto mais o conhecimento tecnológico evolui, desenvolvendo dispositivos que permitem a avaliação confiável das instalações e sistemas operacionais em funcionamento (KARDEC; NASCIF, 2009).

O objetivo da manutenção preditiva é prevenir falhas nos equipamentos ou sistemas através do acompanhamento de diversas variáveis, permitindo que o ativo permaneça em operação pelo maior tempo possível. Desta forma, ela não promove intervenções desnecessárias nos equipamentos ou sistemas, privilegiando a disponibilidade, com verificações e medições executadas com o equipamento em funcionamento (KARDEC; NASCIF, 2009).

Assim, a detecção antecipada de uma anomalia permite um diagnóstico precoce da falha, possibilitando a execução de um plano de ações corretivas no momento e na intensidade adequados ao tipo de falha. De forma mais direta, pode-se dizer que a Manutenção Preditiva prediz as condições dos equipamentos e quando a intervenção é decidida, o que se faz, na realidade, é uma manutenção corretiva planejada (KARDEC; NASCIF, 2009).

### 4.2 CLASSIFICAÇÃO DE TÉCNICAS DE MONITORAMENTO

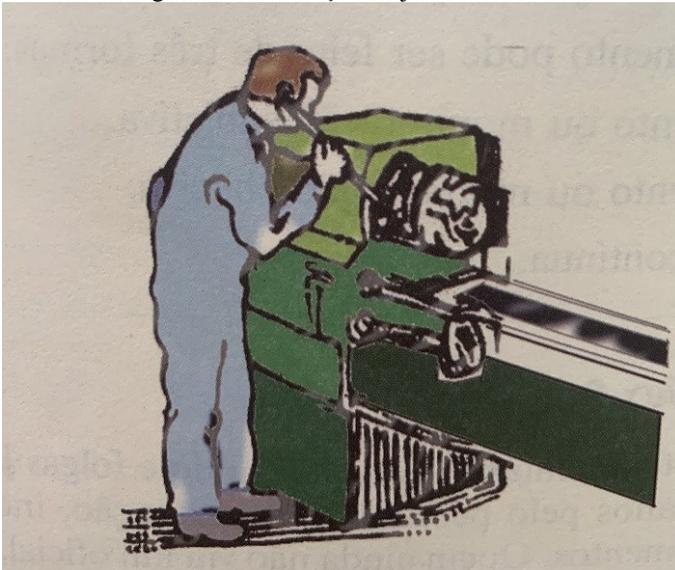
Para que a Manutenção Preditiva possa exercer seu papel de prever o momento da ocorrência das falhas, faz-se necessário conhecer o estado de funcionamento do ativo monitorado. Tais informações só podem ser obtidas através de medições, acompanhamentos e monitoramento de parâmetros. Segundo Kardec e Nascif (2009), esse acompanhamento pode ser feito de três formas: acompanhamento ou monitoração subjetiva, objetiva ou contínua.

#### 4.2.1 Monitoração Subjetiva

A monitoração subjetiva é aquela baseada na sensação e nos sentimentos da equipe de manutenção. São inspeções realizadas no equipamento, as quais apresentam seu resultado baseado nos sentidos humanos: tato, olfato, audição e visão (KARDEC; NASCIF, 2009).

Os resultados desse monitoramento têm sua confiabilidade centrada na experiência dos profissionais da manutenção. E mesmo que a experiência propicie uma identificação razoável nesse tipo de verificação, ela não deve ser adotada como fator de decisão. Pois apresentam um teor extremamente subjetivo, visto que as percepções sensoriais variam de pessoa para pessoa (KARDEC; NASCIF, 2009). A Figura 5 ilustra a monitoração subjetiva do ruído em um equipamento.

Figura 5- Monitoração subjetiva - ruído.



Fonte: Kardec e Nascif, 2009.

#### 4.2.2 Monitoração Objetiva

Por se tratar de um acompanhamento através de instrumentos, este tipo de monitoração é fundamental na determinação do estado dos equipamentos. A técnica ganha a denominação de objetiva, pois a utilização de instrumentos fornece um valor de medição que independe do operador (KARDEC; NASCIF, 2009).

Para que a confiabilidade no resultado se mantenha, é essencial que as medições sejam realizadas sempre nas mesmas condições. Também é necessário que o operador dos instrumentos esteja treinado e habilitado, que os instrumentos estejam aferidos e calibrados, e que haja

uma equipe capaz de interpretar os dados coletados e emitir diagnósticos (KARDEC; NASCIF, 2009).

### **4.2.3 Monitoração Contínua**

A monitoração contínua também é uma monitoração objetiva. Porém, ao invés de ter seus resultados obtidos em medições periódicas, a monitoração contínua apresenta o estado do equipamento em tempo real (KARDEC; NASCIF, 2009).

Para a adoção do monitoramento contínuo são necessárias algumas condições básicas. São elas: viabilidade de monitoramento do equipamento, sistema ou instalação; custo/benefício favorável para a instalação de monitoramento; falhas oriundas de causas que possam ser monitoradas e viabilidade da implantação de um sistema de acompanhamento, análise e diagnóstico sistematizado (KARDEC; NASCIF, 2009).

Com o advento da Indústria 4.0, este tipo de monitoramento tende a se estabelecer como essencial, pois ele, dentre os tipos de monitoramento apresentados, é o único que apresenta as características necessárias para a se integrar a um sistema de Manutenção Preditiva 4.0.

## **4.3 MANUTENÇÃO PREDITIVA E A INDÚSTRIA 4.0**

### **4.3.1 Indústria 4.0**

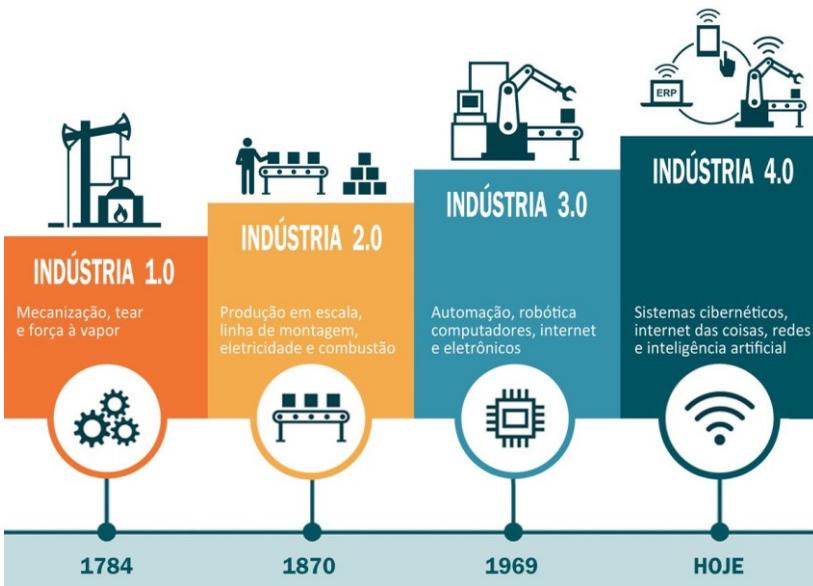
O processo de industrialização iniciou-se no final do século 18, com a introdução de equipamentos mecânicos na fabricação. Este evento foi denominado de Primeira Revolução Industrial, devido ao modo revolucionário de fabricação dos bens pelas máquinas mecanizadas (BARBOSA; AROCA, 2017).

Já na virada do século 20, teve início a Segunda Revolução Industrial, marcada pela utilização de energia elétrica, produção em massa de bens e na divisão do trabalho. Essa organização do processo produtivo se manteve até o início da década de 1970, quando foi superada pela Terceira Revolução Industrial. Esta se mantém até os dias atuais, empregando equipamentos eletrônicos de controle, computação e tecnologia da informação, provendo maior automação de processos de fabricação. Nesse modelo, as máquinas passaram a assumir não só uma proporção substancial do “trabalho manual”, mas também uma parte do “trabalho intelectual” (BARBOSA; AROCA, 2017).

Ao final do ano de 2013, durante um projeto estratégico do Governo Alemão, o termo "Indústria 4.0" foi mencionado pela primeira vez. Foram organizadas e definidas as características para pôr em marcha à Quarta Revolução Industrial (KAGERMANN, 2013).

A Quarta Revolução Industrial, ou Indústria 4.0, é o termo referente à digitalização de fábricas, tornando-as mais inteligentes e autônomas. Propõe a integração efetiva das estruturas físicas, virtuais e biológicas, construindo uma rede de inovação e produção cada vez mais rápida e inteligente (MAURA, 2019). A Figura 6 apresenta os quatro tipos de indústrias que foram implementadas após suas respectivas revoluções industriais.

Figura 6 - Os quatro tipos de indústrias.



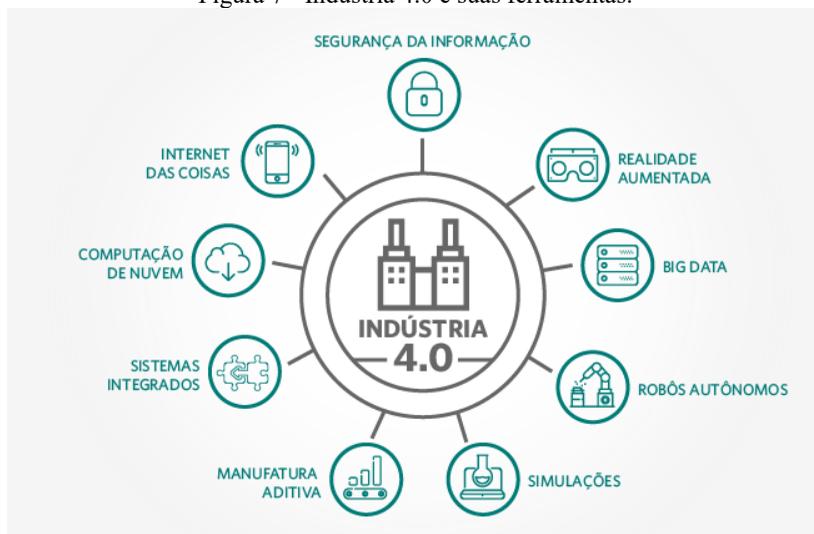
Fonte: Altus, 2019.

Em uma fábrica inserida no conceito 4.0, as máquinas estão conectadas como uma comunidade colaborativa. Fazem uso das ferramentas de Internet das Coisas (IoT), *Big Data*, computação em nuvem e inteligência artificial no ambiente fabril (MAURA, 2019).

Tal evolução exige a adoção de um alto grau de automação dos processos fabris, como a utilização de uma ampla rede de sensoriamento das variáveis físicas de interesse; a comunicação de dados para sistemas

de processamento, tanto locais quanto em nuvem; e a utilização de ferramentas avançadas de análise de dados. Processos estes que visam à tomada de decisão informatizada (LEE; KAO; YANG,2014). Na Figura 7 são ilustradas algumas destas ferramentas que constituem o conceito de Indústria 4.0.

Figura 7 - Indústria 4.0 e suas ferramentas.



Fonte: SMADM, 2018.

Em síntese, vive-se uma transformação completa do planejamento e da execução das operações corporativas, incluindo novos paradigmas de organização de equipes, desenvolvimento de produtos e análise de mercado (MAURA, 2019).

### 4.3.2 Manutenção Preditiva 4.0 e a Indústria 4.0.

O aumento da competitividade e a globalização dos negócios trouxeram grandes mudanças na estrutura das organizações, fazendo com que se voltasse a atenção à gestão da qualidade, avanços tecnológicos, segurança e questões ambientais (MOYA, 2004).

Para suprir essas demandas do cenário atual, as organizações buscam reduzir o tempo de inatividade dos equipamentos, reduzir custos de mão de obra e prolongar a vida útil dos ativos. Para atingir esses objetivos, as organizações avistaram na Indústria 4.0 as ferramentas

necessárias para isto: dispositivos interconectados, sensores, *gateways*, nuvens e outras ferramentas de Internet das Coisas (IoT). Isso possibilita a coleta instantânea de grandes conjuntos de dados de diferentes ativos, além da aplicação da análise de *Big Data* para fornecer informações preditivas de manutenção (DELMEGANI, 2018).

Portanto, não é uma surpresa que a Manutenção Preditiva tenha emergido rapidamente como um dos principais casos de uso da Indústria 4.0. A sua implementação possibilita monitorar a integridade dos ativos, otimizar os cronogramas de manutenção e obter alertas em tempo real dos riscos operacionais, benefícios estes que vão ao encontro das necessidades atuais das organizações (EZRA, 2018).

### 4.3.3 Tipos de Manutenção Preditiva

O conceito de Manutenção Preditiva pode ser dissociado em dois níveis: Manutenção Preditiva baseada na Condição e Manutenção Preditiva baseada em Machine Learning (SEEBO, 2018).

#### 4.3.3.1 Manutenção Preditiva Baseada na Condição

A Manutenção Preditiva baseada na condição conta com a instalação de sensores que coletam continuamente dados sobre os ativos. Através de regras pré-definidas, o sistema envia alertas quando algum limite estabelecido é atingido (SEEBO, 2018).

Embora este tipo de manutenção forneça algum nível de manutenção preditiva automatizada, ela ainda depende da compreensão da equipe de manutenção sobre quais variáveis elétricas ou ambientais precisam ser medidas, bem como de sua capacidade de prever o que pode quebrar (SEEBO, 2018).

#### 4.3.3.2 Manutenção Preditiva Baseada em *Machine Learning*

A Manutenção Preditiva baseada em *Machine Learning* (em português, aprendizado de máquina) também necessita de sensores coletando dados em tempo real. Mas além disto, também faz uso de conjuntos de dados históricos dos ativos monitorados. Estes dados, combinados com algoritmos personalizados de aprendizado de máquina, executam diferentes cenários e podem prever o que vai dar errado e quando - e gerar alertas (SEEBO, 2018).

Por ser este o tipo de manutenção que está impulsionando a Indústria 4.0 e implementando suas ferramentas, a Manutenção

Preditiva baseada em *Machine Learning* também é intitulada “Manutenção Preditiva 4.0” (PWC, 2018), tendo sua arquitetura, benefícios e desafios da implementação abordados nos próximos capítulos.

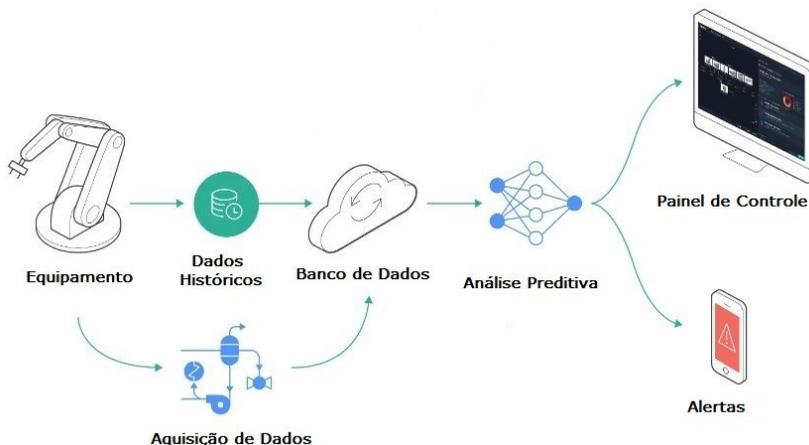


## 5 ARQUITETURA DA MANUTENÇÃO PREDITIVA 4.0

A Indústria 4.0 propõe a produção preditiva no futuro, onde as máquinas são conectadas como uma comunidade colaborativa e um sistema ecológico de tomada de decisão orientado a dados é desenvolvido. Essa evolução exige a utilização de ferramentas avançadas de previsão e análise preditiva, para que os dados possam ser sistematicamente processados em informações e, assim, sejam tomadas decisões mais assertivas (MOTAGHARE et al., 2018).

Uma arquitetura de sistema adequada para a Manutenção Preditiva 4.0 deve apresentar módulos específicos, de modo que a integração total dos módulos leve à implementação de um sistema operante e assertivo. Para isso, o sistema necessita de componentes básicos. São eles: aquisição de dados, comunicação de dados, armazenamento de dados, análise preditiva e visualização dos resultados (SEEBO, 2018), conforme apresentada na Figura 8.

Figura 8 - Arquitetura da Manutenção Preditiva 4.0.



Fonte: Adaptado de Seebo, 2018.

### 5.1 AQUISIÇÃO DE DADOS

Para manter o sistema funcionando adequadamente, é preciso monitorá-lo continuamente para identificar qualquer tipo de falha ou erro. Para isso, os parâmetros do ativo precisam ser registrados. E isto é efetuado através de sensores de monitoramento, os quais realizam uma

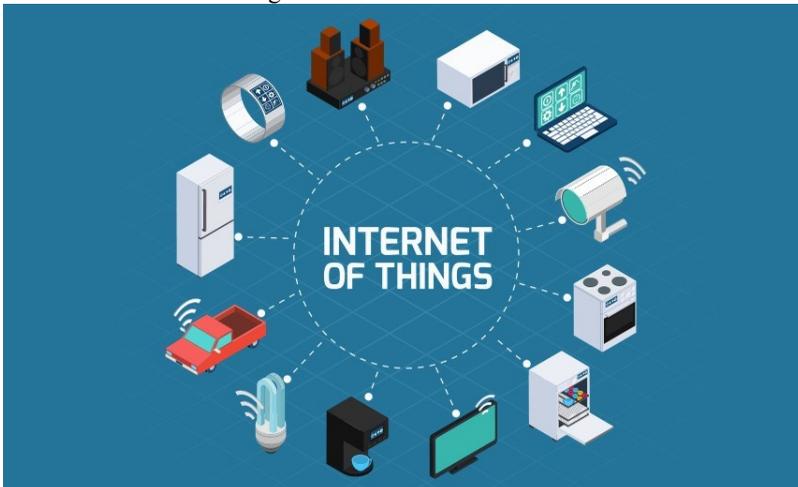
etapa importante no sistema de Manutenção Preditiva 4.0: a captura de dados (MOTAGHARE et al., 2018).

Além da captura de dados, a consistência de dados é fundamental para que o modelo de análise possua um bom resultado. Dependendo do método de análise e da criticidade do equipamento utilizados, a frequência de amostragem pode variar. Métodos mais antigos ainda demandam uma captura dependente de um operador. Já os dispositivos “inteligentes” podem ser utilizados de forma generalizada, coletando dados no campo por meio de processos automáticos avançados, possíveis devido ao conceito de Internet das Coisas (no inglês *Internet of Things*) (CIVERCHIA et al., 2017).

### 5.1.1 Internet das Coisas

O conceito de Internet das Coisas (IoT) refere-se à interconexão de objetos físicos e virtuais com a internet. O termo tem suas raízes no MIT (*Massachusetts Institute of Technology*), quando, em 1999, foi desenvolvido um trabalho na área da identificação por rádio frequência (RFID) e tecnologias de sensores. Desde então, tem sido impulsionado pelo aparecimento e uso generalizado de sensores cada vez menores e baratos. Contribuem para o processo o avanço dos dispositivos móveis, comunicações *wireless* e tecnologias de armazenamento em nuvem (MOHAMMADI; LARIJANI, 2015). A Figura 9 ilustra algumas destas aplicações.

Figura 9 - A Internet das Coisas.



Fonte: Roubard, 2017.

O conceito de Internet das Coisas se aplica também aos sensores de manutenção preditiva, os quais exercem o papel de capturar informações, identificar os parâmetros e enviá-los para o próximo estágio do sistema preditivo. Os exemplos de uso de sensores IoT são encontrados nas técnicas preditivas (RICHTER, 2019).

## 5.1.2 Técnicas Preditivas

As técnicas preditivas configuram-se como técnicas de ensaio não-destrutivas, visto que o equipamento não necessita ser aberto para que sua inspeção ocorra, mantendo-se em pleno funcionamento durante o monitoramento de seus parâmetros. Assim sendo, as técnicas preditivas também são intituladas como técnicas não-invasivas, são exemplos de variáveis analisadas: temperatura, vibração, pressão, rotação, umidade, campo magnético, entre outros. A seguir são apresentadas as duas técnicas preditivas mais utilizadas em diferentes setores industriais. São elas: análise termográfica e análise de vibrações (RICHTER, 2019).

### 5.1.2.1 Análise Termográfica

#### 5.1.2.1.1 Conceito

A temperatura é um dos parâmetros de mais fácil compreensão. O acompanhamento de sua variação permite constatar alteração na condição de equipamentos, de componentes e do próprio processo (KARDEC; NASCIF, 2009).

A etimologia da palavra “termografia” se origina do grego *therme*, que significa “calor”, e grafia, “escrita”. Trata-se de uma ferramenta de manutenção preditiva que busca mapear um equipamento com o objetivo de distinguir áreas de diferentes temperaturas (DIEGOLI; GAVLAKI, 2018).

As vibrações de campos elétricos e magnéticos que se propagam no espaço dão origem às ondas eletromagnéticas. O conjunto de ondas eletromagnéticas de todas as frequências forma o espectro eletromagnético. Dentro deste espectro, existe o infravermelho, uma faixa de frequência naturalmente emitida por qualquer corpo à temperatura próxima à do ambiente (22°C), e com intensidade proporcional à sua temperatura (TEIXEIRA, 2012).

Quanto maior a temperatura de um objeto, maior a radiação infravermelha emitida por ele. Esta radiação possui um comprimento de onda impossível de ser vista a olho nu, mas possível de ser sentida na forma de calor (DIEGOLI; GAVLAKI, 2018). Na

Figura 10 é apresentado o espectro eletromagnético com suas faixas de frequência.

Figura 10 - Espectro eletromagnético.



Fonte: Diegoli e Gavlaki, 2018.

A radiação infravermelha, invisível ao olho humano, é transformada através de câmeras termográficas, conforme apresentada na Figura 11. Estas câmeras detectam a energia emitida por um objeto, modificam a frequência dessa energia e produzem imagens correspondentes na faixa visível do espectro magnético, as quais são chamadas de termogramas. Os termogramas podem ser interpretados diretamente por profissionais ou analisados por softwares computacionais, produzindo informações detalhadas e adicionais (CYRINO, 2015).

Figura 11 - Câmera termográfica.



Fonte: FLIR Systems, 2018.

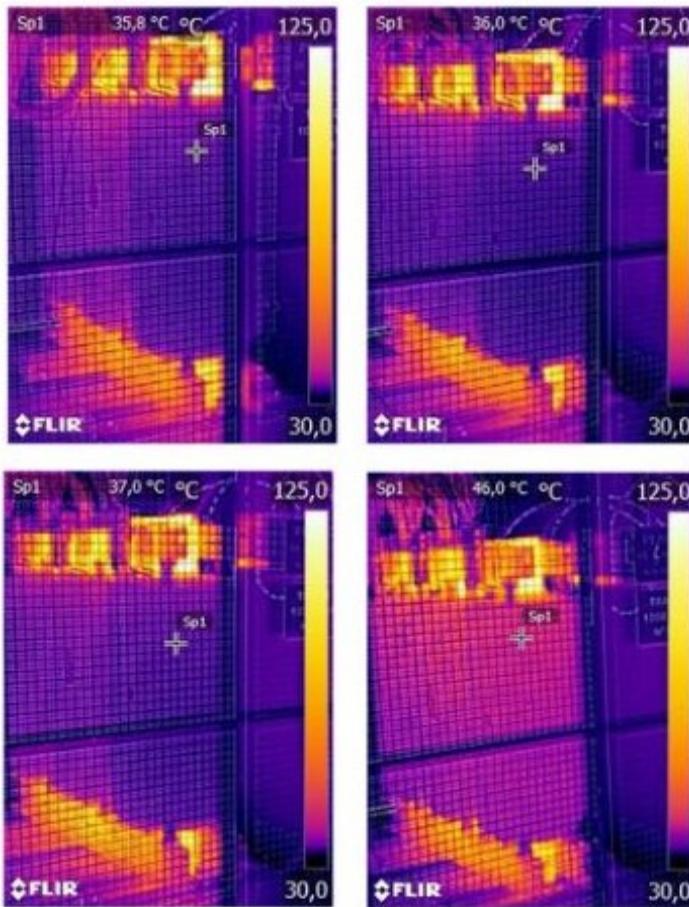
#### *5.1.2.1.2 Aplicação*

A termografia configura-se em dois métodos: qualitativo e quantitativo. No método qualitativo, as análises são focadas em interpretações visuais e comparações de temperaturas entre equipamentos semelhantes, caracterizando-a como uma técnica que fornece laudos instantâneos. Já o método quantitativo apresenta valores de temperatura para cada ponto da superfície do equipamento, definindo o grau de gravidade de uma anomalia (ABREU; SOARES; SOUZA, 2012).

Em motores, geradores e transformadores, as análises termográficas são tanto qualitativas, quanto quantitativas, permitindo ao usuário acompanhar o envelhecimento da máquina, bem como diagnosticar falhas decorrentes de curto-circuito parcial entre espiras, falha parcial de isolamento, refrigeração, entre outras (DIEGOLI; GAVLAKI, 2018).

Um destes exemplos é apresentado na Figura 12. Nela são apresentados termogramas de quatro transformadores idênticos. Percebe-se que um deles trabalha a uma temperatura 20% acima dos demais. Esta diferença não se traduz necessariamente em uma falha, mas gera um alerta e a necessidade de uma investigação mais aprofundada.

Figura 12 - Termogramas de transformadores.



Fonte: Diegoli e Gavlaki, 2018.

Conforme observado, a análise termográfica possui diversas vantagens. Dentre elas, pode-se elencar: a segurança, visto que é uma inspeção sem contato físico, e a facilidade, pois não interfere na operação, podendo ser realizada com o equipamento em funcionamento. Destaca-se também o alto rendimento e a economia pois permite antecipar a identificação de danos causadores de custos elevados de manutenção corretiva, correção de problemas que causam perda e consumo de energia, além do prolongamento da vida útil do equipamento (TEIXEIRA, 2012).

## 5.1.2.2 Análise de Vibrações

### 5.1.2.2.1 Conceito

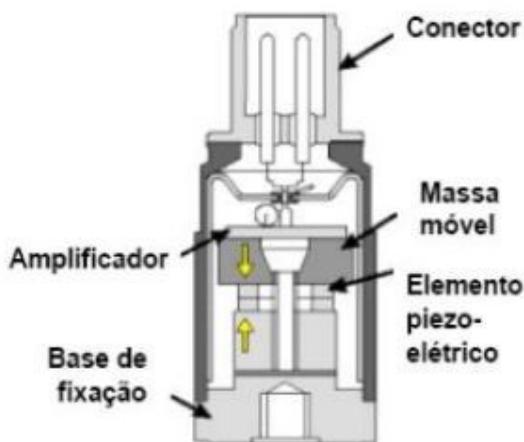
A análise de vibrações é uma das técnicas mais antigas na manutenção. Seu princípio baseia-se na ideia de que as estruturas das máquinas, quando alteradas por esforços dinâmicos (ação de forças) irão emitir sinais vibratórios. Estes sinais vibratórios apresentam frequência idêntica à frequência dos esforços que provocaram estas vibrações, os chamados agentes excitadores (WANG; WILLIANG, 1995).

A partir da análise dos sinais vibratórios, é possível tomar decisões de intervir ou não no funcionamento da máquina, fazendo com que esta esteja disponível o máximo possível, reduzindo custos com manutenção, tempo de parada da máquina, reduzindo o estoque e melhorando o desempenho (KARDEC; NASCIF, 2009).

### 5.1.2.2.2 Aplicação

Para a captação de vibrações, são utilizados sensores denominados transdutores de vibração mecânica. Existem diversos tipos de sensores, sendo o acelerômetro o mais utilizado devido à sua enorme versatilidade, enquanto outros sensores se resumem a aplicações muito específicas (RAO, 2008). A Figura 13 ilustra um acelerômetro.

Figura 13 – Acelerômetro.



Fonte: MSG Tecnologia, 2013.

O princípio de funcionamento do transdutor de aceleração baseia-se nos cristais piezoelétricos, elementos que depois de sujeitos à compressão, geram um pequeno sinal elétrico proporcional à aceleração. Quando se encontra em funcionamento, o transdutor acompanha a vibração transmitida pelo equipamento em estudo, produzindo uma tensão elétrica proporcional ao movimento aplicado. Desta forma, são capturados os dados sobre a vibração do equipamento monitorado e realizadas técnicas de processamento do sinal vibratório (ARATO, 2004).

Tais técnicas tem como objetivo extrair informações que permitam correlacionar algumas características do sinal com o estado do equipamento. Dentre as várias técnicas que podem ser aplicadas, as mais utilizadas, consideradas clássicas e de aceitação universal, são: análise por nível global de vibração, análise por espectro da vibração, média temporal síncrona, demodulação e diagramas de órbita (ARATO, 2004).

Com a utilização destas técnicas de análise vibratória, é possível detectar problemas típicos de máquinas elétricas, sendo os mais comuns: desbalanceamento, desalinhamento de eixos, defeitos de rolamentos, desgaste em engrenagens e mancais, cavitação e má fixação da máquina ou de seus componentes internos (WANG; WILLIANG, 1995).

## 5.2 COMUNICAÇÃO DE DADOS

As vantagens de conectar um dispositivo à Internet das Coisas são muitas. Entretanto, como em qualquer etapa que envolva a adoção de uma nova tecnologia, é importante estar ciente dos fatores que levarão ao sucesso ou falha de um produto. Como a conectividade IoT representa um bloco importante de um sistema de Manutenção Preditiva 4.0, muita atenção deve ser tomada ao escolher o tipo de comunicação IoT que ele utilizará (RICHTER, 2018).

Ao implementar a IoT, as decisões sobre como os dados são transferidos, geralmente, parecerão extremamente complexas. Felizmente, a padronização na conectividade de dados da Internet das Coisas, juntamente com os avanços nas ferramentas de simulação, tornou mais fácil tomar decisões melhores e mais informadas sobre conectividade e integração de dados (RICHTER, 2018).

### 5.2.1 Protocolos de Conectividade IoT

Um protocolo é uma convenção que controla e possibilita a comunicação e transferência de dados entre dois sistemas

computacionais. De maneira simples, um protocolo pode ser definido como "as regras que governam" a sintaxe, semântica e sincronização da comunicação (RICHTER, 2018).

Logo, os protocolos de conectividade da IoT formam o idioma de um sistema de IoT e, à medida que o idioma se desenvolve ao longo do tempo para atender às necessidades das pessoas que o falam, os protocolos de IoT também estão evoluindo para se adequar melhor às redes industriais e seus usuários (RICHTER, 2018).

Segundo Richter (2008), atualmente, existem três protocolos de comunicação mais utilizados quando o assunto é conectividade IoT. São eles: MQTT, AMQP e CoAP.

#### 5.2.1.1 MQTT - Transporte de Telemetria de Enfileiramento de Mensagens

Anteriormente chamado de “protocolo SCADA”, o MQTT é um protocolo de mensagens simples de implementar, leve e especialmente útil para comunicação remota e em casos de largura de banda restritiva. O baixo consumo de energia, tamanho pequeno e distribuição eficiente de dados por meio de pacotes minimizados tornam o MQTT uma excelente opção para implementações de IoT e aplicativos móveis (RICHTER, 2008).

#### 5.2.1.2 AMQP - Protocolo avançado de enfileiramento de mensagens

O AMQP é um protocolo de enfileiramento de mensagens de padrão aberto e rico em recursos, oferecendo enfileiramento, roteamento e orientação de mensagens confiáveis e seguras. O AMQP fornece um alto nível de interoperabilidade, permitindo uma ampla variedade de padrões de comunicação e aplicativos de mensagens (RICHTER, 2008).

#### 5.2.1.3 CoAP - Protocolo de Aplicação Restrita

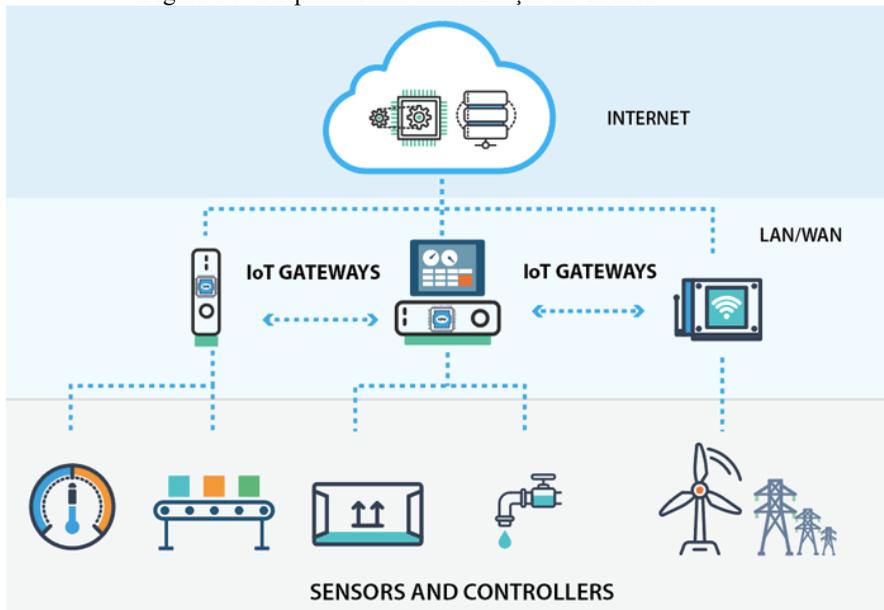
O CoAP foi projetado especificamente para conectar dispositivos com recursos limitados, como uma fonte de alimentação limitada ou pouca memória. Novas extensões ao CoAP permitem definir e endereçar vários recursos do CoAP como um grupo, além de reduzir os tempos de transferência (RICHTER, 2008).

### 5.2.2 Gateway IoT

Após os sensores IoT realizarem a aquisição dos dados, não é prudente que estes passem diretamente para a central de armazenamento de dados (local ou em nuvem). Antes devem passar por *gateways*, especificamente, *gateways* IoT (GRIZHNEVICH, 2018).

Os *gateways* IoT são dispositivos físicos, *hardwares*, que se conectam aos sensores IoT. Por meio de protocolos específicos, agrupam as informações e depois as enviam para os servidores, onde estes dados serão processados e analisados. Esses dispositivos inteligentes estão ajudando a alimentar a atual onda de expansão da IoT, reduzindo os riscos com segurança de dados com um custo relativamente baixo (GRIZHNEVICH, 2018). Na Figura 14 é apresentada a arquitetura da comunicação de dados, com os gateways IoT intermediando o fluxo de dados entre os sensores e o armazenamento na nuvem.

Figura 14 - Arquitetura da comunicação de dados.



Fonte: Mishra, 2019.

### 5.3 ARMAZENAMENTO DE DADOS

A precisão das previsões de falhas em um sistema preditivo depende da relevância, suficiência e qualidade dos dados utilizados. As fontes de dados relevantes para manutenção preditiva incluem: histórico de manutenção, dados operacionais e metadados dos ativos monitorados (AZURE, 2020).

#### 5.3.1 Históricos de Manutenção

O histórico de manutenção de um ativo contém detalhes sobre as atividades de reparo executadas, os componentes substituídos, e as falhas ocorridas. Esses eventos registram padrões de degradação, ou seja, configuram-se como informações cruciais para a determinação de um modelo preditivo assertivo. A ausência destes históricos leva a resultados incorretos do modelo (AZURE, 2020).

#### 5.3.2 Metadados do Ativo

Metadados são dados sobre outros dados. Recursos estáticos são metadados sobre o equipamento. São exemplos: a marca do equipamento, modelo, data de fabricação, data de instalação e início do serviço, geolocalização e outras especificações técnicas do ativo (AZURE, 2020).

#### 5.3.3 Dados Operacionais do Ativo

Dados de fluxo dos sensores que monitoram o equipamento durante sua operação são uma fonte de dados importante. Espera-se que esses dados capturem padrões de falhas e anomalias que levam à degradação para que, desta forma, o modelo preditivo aprenda a reconhecer padrões de falha e de não falha, com base no aspecto temporal dos dados (RICHTER, 2018).

A coleta contínua de dados atuais de um conjunto completo de ativos, juntamente com seus dados históricos, faz com que as organizações, principalmente as de manufatura, gerem uma infinidade de dados. Este cenário constitui um grande potencial e, ao mesmo tempo, um grande desafio. A utilização correta destes dados se transforma em informação e em conhecimento, otimizando processos e agregando valor à organização, os custos associados são elevados e a capacidade de processamento e armazenamento da TI utilizada pela

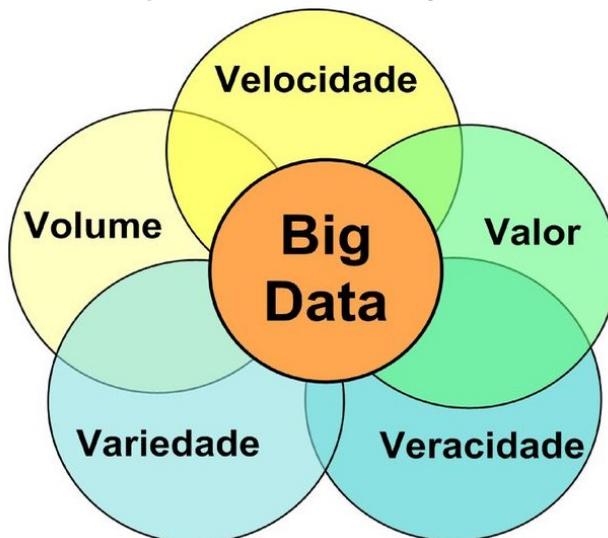
empresa se torna escassa. É nesse contexto que se insere o conceito de *Big Data*, um dos pilares da Indústria 4.0 (WANG, 2015).

### 5.3.4 Big Data

A Indústria 4.0 se destaca por ser o momento vivido na atualidade pela indústria. Tem como base essencial a utilização de dispositivos conectados e inteligentes, capazes de se comunicarem e fornecerem informações de forma ágil. Porém, para que a Indústria 4.0 acontecesse, determinadas tecnologias foram essenciais para potenciar esta revolução. E, de todas estas tecnologias, o *Big Data* é o catalisador deste processo, uma vez que esta nova revolução está conectada diretamente com a coleta e análise de um enorme volume de dados (TADIM, 2018).

O termo "*Big Data*" (em português Megadados) refere-se a dados tão grandes, rápidos ou complexos que são difíceis ou impossíveis de processar utilizando métodos tradicionais. Embora o ato de acessar e armazenar grandes quantidades de informações para análise já exista há muito tempo, o conceito de *Big Data* ganhou força no início dos anos 2000, período no qual o analista do setor, Doug Laney, articulou a atual definição como os cinco Vs: volume, velocidade, variedade, veracidade e valor. Os cinco Vs são ilustrados na Figura 15.

Figura 15 - Os cinco Vs do *Big Data*.



Fonte: Garcia, 2017.

#### 5.3.4.1 Volume

O volume é devido à enorme quantidade de informações. Redes de sensores de grande escala, como por exemplo, em ambientes industriais, produzem grandes quantidades de dados em dimensões de zettabytes ( $10^{21}$ ), ou até mesmo brontobytes ( $10^{27}$ ). Estas quantidades de dados são grandes demais para serem armazenadas e processadas pelos modelos de banco de dados tradicionais, fazendo com que surgissem sistemas distribuídos, transformando os bancos de dados em redes (GARCIA,2017).

#### 5.3.4.2 Velocidade

A velocidade é em decorrência dos ativos monitorados e processos de produção que funcionam em tempo real. Os dados coletados são, portanto, de alta granularidade temporal e requerem processamento em tempo real, caso os mesmos sirvam para regular um processo em curso e intervir antes que os parâmetros atinjam níveis críticos (GOMES, 2019).

#### 5.3.4.3 Variedade

A integração de diferentes fontes de dados, bem como a necessidade de integrar dados não-estruturados, são desafios que os bancos de dados tradicionais dificilmente são capazes de lidar, especialmente porque o sistema precisa ser suficientemente flexível para integrar também fontes de dados imprevistas. No contexto de Manutenção Preditiva 4.0, som, vídeo, dados de radar e imagens podem ser utilizados em combinação com outros dados do sensor (TADIM, 2018).

#### 5.3.4.4 Veracidade

A veracidade em *Big Data* se refere aos problemas que os dados gerados poderão conter. Basicamente, a análise de *Big Data* depende muito da veracidade dos dados., sendo crucial a compreensão da natureza confusa e barulhenta dos dados, visto que muitos deles estão incompletos, corroidos ou com anomalias. Assim, um sistema de Manutenção Preditiva 4.0 deve ser capaz de gerar conhecimento a partir dos dados. Isso leva ao último V: o valor (GOMES, 2018).

#### 5.3.4.5 Valor

No cenário atual, os dados armazenados de uma empresa ou de qualquer instituição são um de seus maiores bens. Por serem geradores de conhecimento, se transformam em um capital para qualquer organização, trazendo benefícios competitivos de mercado através dos *insights* gerados, auxiliando na visão estratégica e agregando valor à organização (GOMES, 2018).

Além do *Big Data*, outro fator que impulsiona a Indústria 4.0 e garante viabilidade a um sistema de Manutenção Preditiva 4.0 é intitulado *Cloud Computing*.

#### 5.3.5 *Cloud Computing*

Com a implementação do conceito 4.0, a tendência é de que cada vez mais os processos organizacionais necessitem e gerem mais informações. Armazenar, processar, distribuir e assegurar essa quantidade de dados não é uma tarefa simples. E é nesse contexto que se insere o conceito de *Cloud Computing* (PEDERNEIRAS, 2019).

O *Cloud Computing* (em português computação em nuvem) é uma tecnologia que faz parte da rotina de muitas pessoas, mesmo que elas não percebam. A chamada computação em nuvem está presente quando se consome conteúdo via *streaming*, edita-se documentos online, envia-se e-mails, entre outras tantas funções da vida cotidiana. E nas empresas, não é diferente. A nuvem é utilizada a fim de armazenar informações, fazer análise de dados e visualizar seus resultados (GRIZHNEVICH, 2018). A Figura 16 ilustra os recursos da computação em nuvem.

Figura 16 - *Cloud Computing*.

Fonte: Pederneiras, 2019.

Em síntese, a computação em nuvem é o fornecimento de serviços de computação, incluindo servidores, armazenamento, bancos de dados, rede, software, análise e inteligência, pela Internet - “a nuvem” - assim denominada, devido ao fato do desconhecimento sobre o local no qual os dados estão sendo armazenados ou processados. Eles podem estar em um servidor aqui mesmo no Brasil, do outro lado do mundo, ou ainda nos dois locais ao mesmo tempo, um sendo cópia de segurança do outro (SALESFORCE, 2016).

Dentre os diversos benefícios da adoção da computação em nuvem, pode-se ressaltar a questão da redução de custos, visto que esta tecnologia elimina o gasto de capital com a compra de *hardware*, *software*, configuração e manutenção de *datacenters* locais, disponibilidade constante de eletricidade para energia e refrigeração, além de especialistas de TI para o gerenciamento da infraestrutura. O segundo ponto elencado é a segurança. Os provedores de computação em nuvem oferecem um amplo conjunto de políticas, tecnologias e controles que fortalecem sua postura geral de segurança, ajudando a proteger os dados e a infraestrutura contra possíveis ameaças. E como terceiro ponto: a elasticidade. É possível aumentar ou diminuir instantaneamente as escalas desses recursos de armazenamento, sendo

possível ajustar a capacidade de acordo com a evolução das necessidades empresariais (PEDERNEIRAS, 2019).

Portanto, a computação em nuvem auxilia as indústrias a migrarem para o setor 4.0 à medida que fornece infraestrutura para simplificar processos, armazenar e analisar dados, ferramentas essenciais para a implementação de um sistema de Manutenção Preditiva 4.0 (GRIZHNEVICH, 2018).

## 5.4 ANÁLISE PREDITIVA

Embora não haja falta de software ou metodologia para análise de dados de origem humana, a Inteligência Artificial apresenta uma abordagem totalmente nova para a constante necessidade das organizações de aumentar a eficiência, a segurança e a qualidade de seus negócios. (RICHTER, 2018).

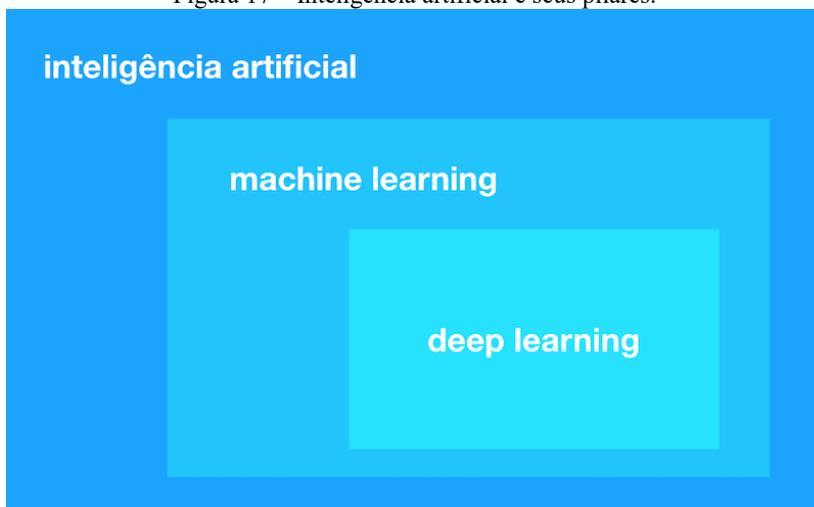
### 5.4.1 Inteligência Artificial

O termo inteligência artificial - IA - foi criado em 1956, quando um grupo de pesquisadores da Dartmouth University buscava uma forma de ensinar a máquina a usar linguagem, formas abstratas e conceitos para resolver problemas e aprender com eles, tarefas que, até então, eram reservadas aos humanos (COPELAND, 2016).

O principal objetivo da IA é fazer com que as máquinas exerçam funções que, se executadas por um ser humano, seriam consideradas inteligentes. Envolve capacidade de raciocínio, aprendizagem e aplicação de regras lógicas, além de reconhecimento de padrões visuais, sensoriais, de comportamento e inferência, aplicando o raciocínio nas situações do cotidiano (RICHTER, 2019).

Foi apenas na última década que a popularidade da IA “explodiu”, em decorrência dos crescentes volumes de dados disponíveis, algoritmos avançados e melhorias no poder de armazenamento computacionais (COPELAND, 2016). A Figura 17 ilustra o conceito de Inteligência Artificial como um conceito amplo, englobando o *Machine Learning* e o *Deep Learning*, conceitos apresentados na sequência.

Figura 17 – Inteligência artificial e seus pilares.



Fonte: Ramos, 2019.

#### 5.4.2 Machine Learning

O *Machine Learning* (em português Aprendizagem de Máquina) é um método de auto aprendizado computadorizado que reside no centro da maioria dos aplicativos de IA. Os modelos de ML combinam habilidades avançadas de aprendizado de padrões, com a capacidade de se adaptar à medida que as mudanças ocorrem nos dados de entrada (EZRA, 2018).

Ou seja, seus algoritmos aprendem a partir dos dados a eles submetidos e, assim, as máquinas são treinadas para aprender a executar diferentes tarefas de forma autônoma. Logo, ao serem expostas a novos dados, elas se adaptam, a partir dos cálculos anteriores, e os padrões se moldam para oferecer respostas confiáveis (RICHTER, 2019).

Os algoritmos têm o poder de formar previsões, aprender e aprimorar continuamente a precisão. Essa capacidade preditiva é o que empresta o *Machine Learning* à Manutenção Preditiva 4.0, alavancando algoritmos de previsão sofisticados, novos e existentes, para otimizar a manutenção, melhorar a qualidade e aumentar o rendimento da produção (RAMOS, 2018).

As ferramentas de Manutenção Preditiva utilizam algoritmos de ML que conseguem analisar uma grande quantidade de dados em tempo real. E através destes, testar correlações em busca de padrões, detectar

anomalias e identificar o grau de deterioração do ativo. Para isso, são implementadas duas abordagens do *Machine Learning*: aprendizado supervisionado e não supervisionado. (GONFALONIERI, 2019).

#### 5.4.2.1 Aprendizado Supervisionado

O sucesso de qualquer aprendizado depende da qualidade do que está sendo ensinado e da capacidade do aprendiz. O aprendizado supervisionado requer um conjunto de dados que serão divididos em variáveis de entrada e variáveis de saída. O objetivo é utilizar as variáveis de entrada para prever as variáveis de saída, através de um processo relativamente didático (AZURE, 2020).

O método utilizado se assemelha a um professor que orienta um aluno a atingir um objetivo específico. O algoritmo de "aluno" progride fazendo previsões iterativas com base nos dados de treinamento e é corrigido pelo "professor" (RAMOS, 2019).

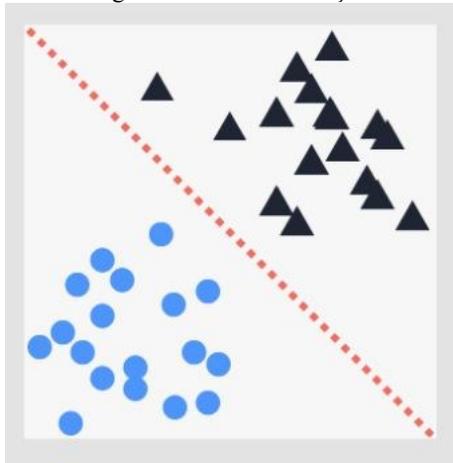
Os métodos principais de aprendizado supervisionado utilizados são: classificação e regressão (RAMOS, 2019).

##### 5.4.2.1.1 Classificação

Como o nome sugere, a classificação é idealmente aplicada aos dados que podem ser categorizados. Um exemplo clássico é o algoritmo de filtro de e-mails que decide se uma mensagem é classificada como *spam* ou não. Com essa técnica, a saída é limitada a um valor booleano - "sim" ou "não" -, podendo alcançar um alto nível de precisão com uma quantidade relativamente pequena de dados (EZRA, 2018). A Figura 18 ilustra a definição da classificação.

Na manutenção preditiva, a classificação é utilizada para prever a probabilidade de um componente falhar ou funcionar normalmente. Ao criar modelos de previsão, o algoritmo precisa saber o padrão operacional normal de um componente, bem como seus padrões de falha. Assim, os dados de treinamento devem conter um número suficiente de exemplos de ambas as categorias (AZURE, 2020).

Figura 18 - A Classificação.

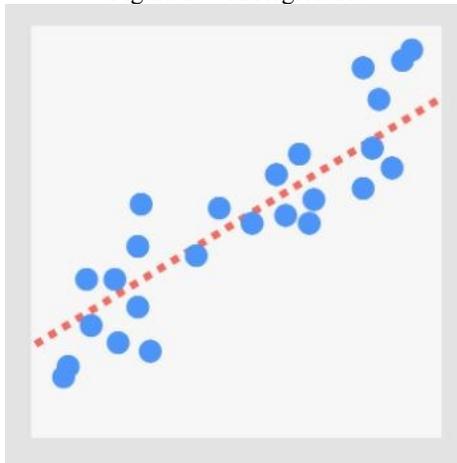


Fonte: Ezra, 2018.

#### 5.4.2.1.2 Regressão

Um dos conceitos estatísticos mais utilizados dentro do *Machine Learning* é a regressão linear, assim denominada por sua forma consistir em uma reta traçada a partir de uma relação em um diagrama de dispersão (GONFALONIERI, 2019), conforme exemplificado na Figura 19.

Figura 19 - A Regressão.



Fonte: Ezra, 2018.

Os modelos de regressão são utilizados quando o conjunto de dados apresenta algum tipo de tendência de crescimento/decrescimento constante. Uma de suas aplicações mais comuns é a estimação da Vida Útil Restante (no inglês *Remaining Useful Life* – RUL), definida como a quantidade de tempo que um ativo permanecerá em operação antes de sua próxima falha (EZRA, 2018).

#### 5.4.2.2 Aprendizado Não Supervisionado

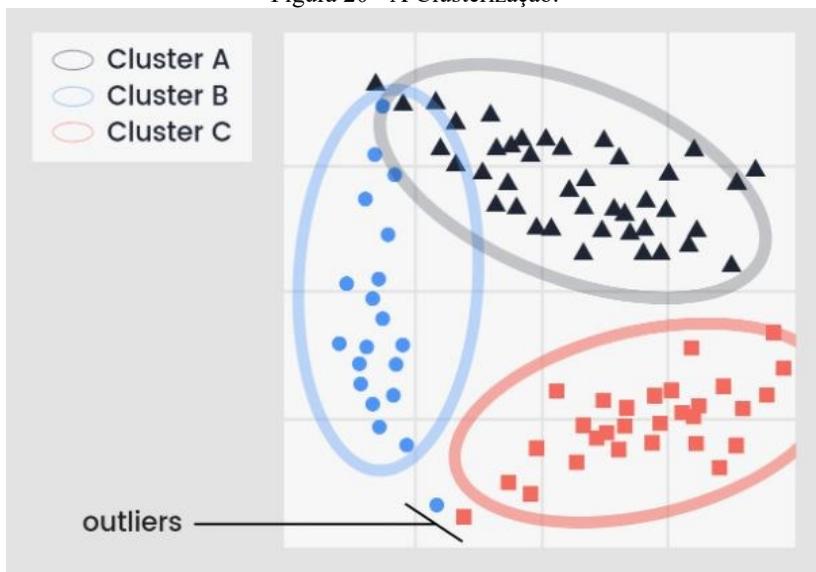
O aprendizado não supervisionado permite abordar problemas com pouca ou nenhuma ideia do que os resultados devem apresentar. Pode-se derivar uma estrutura de dados onde não necessariamente se sabe o efeito das variáveis, não sendo preciso treinar o algoritmo com a saída desejada, pois o objetivo é que o algoritmo faça o trabalho e descubra a estrutura inata do conjunto de dados, modelando a distribuição dos dados e fornecendo automaticamente informações sobre os padrões e correlações encontradas (RAMOS, 2019).

Os métodos principais de aprendizado não supervisionado aplicados à Manutenção Preditiva 4.0 são: clusterização e associação (RAMOS, 2019).

##### 5.4.2.2.1 Clusterização

A clusterização (ou agrupamento) visa realizar agrupamentos automáticos de dados de entrada segundo o seu grau de semelhança. Em um sistema de Manutenção Preditiva, este método pode ser implementado para detectar anomalias de comportamento nos processos e nos equipamentos da organização, identificando as principais causas de mau funcionamento do processo ou falha do equipamento (RICHTER, 2019). A Figura 20 exemplifica o método, apresentando o agrupamento de três grupos distintos, os *clusters*, e também a identificação de pontos fora da curva, os *outliers*.

Figura 20 - A Clusterização.



Fonte: Richter, 2019.

#### 5.4.2.2 Associação

A associação é utilizada para descobrir regras que podem descrever relações na distribuição dos dados de entrada. Qualquer instância de detecção de padrão ou comportamento se configura como um exemplo de associação, como o aumento da temperatura em determinado equipamento como resultado de um mau contato em algum de seus componentes (SEEBO, 2019).

Tanto a Associação, quanto as demais técnicas de análise preditiva descritas anteriormente, podem ser implementadas através de algoritmos de *Machine Learning*. Visto que os conjuntos de dados colhidos em um sistema de Manutenção Preditiva 4.0 possuem grande volumetria, os algoritmos que melhor se adequam a esta premissa são as redes neurais artificiais (BUHL; HJERTÉN, 2018).

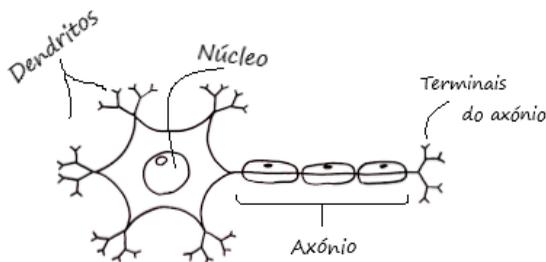
#### 5.4.3 Redes Neurais Artificiais

As redes neurais artificiais são uma abordagem alternativa aos métodos estatísticos tradicionais. Elas caracterizam-se como modelos computacionais inspirados nas redes neurais biológicas, associadas ao

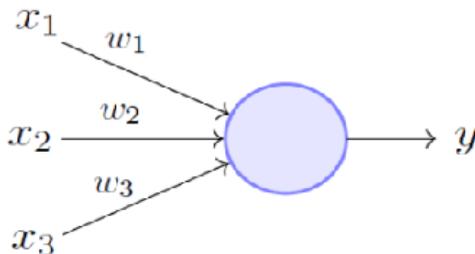
processamento paralelo de informações do cérebro humano (COPELAND, 2016).

A rede neuronal, em suma, apresenta-se como um sistema com nós interconectados que funcionam como os neurônios do cérebro humano. Da mesma forma que os biológicos, os neurônios artificiais também são compostos por três partes: os dendritos, que captam informações; o núcleo, responsável pelo processamento das informações; e os axônios, que distribuem a informação processada para outros neurônios (GRÜBLER, 2018). A inspiração para a criação de neurônios artificiais é ilustrada na Figura 21.

Figura 21 - Neurônio biológico e artificial.



**Neurônio biológico**



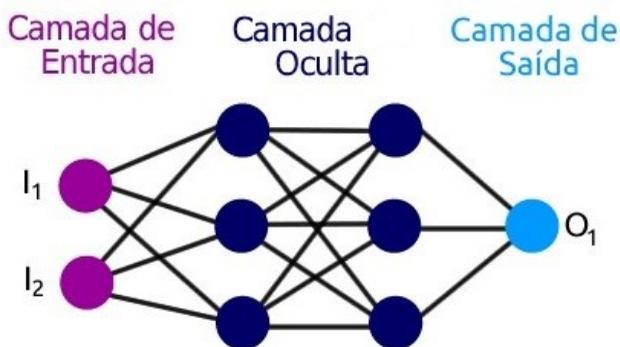
**Neurônio artificial**

Fonte: Adaptado de Grüber, 2018.

Formada por conjuntos de neurônios organizados em camadas, a estrutura de uma rede neuronal artificial caracteriza-se por três tipos de camadas: camada de entrada, camadas ocultas e camada de saída. Um exemplo de rede neuronal artificial é ilustrado pela Figura 22.

Seu funcionamento pode ser descrito da seguinte forma: os sinais são apresentados à camada de entrada. Cada um destes sinais é multiplicado por um peso, o qual é ajustado à medida que o aprendizado avança. Após, executa-se a soma ponderada dos sinais, produzindo um resultado. Com base nos pesos, este resultado produzido só será contabilizado se ultrapassar um limiar de ativação. Caso este resultado exceda o limiar, o neurônio é ativado, produzindo uma determinada resposta de saída. Esta resposta servirá de entrada para todos os neurônios da próxima camada. E assim sucessivamente, até chegar à camada de saída. (LATTARO, 2017).

Figura 22 - Estrutura de uma Rede Neuronal Artificial.



$I = [I_1, I_2] = \text{Vetor de Entrada}$

$O = [O_1] = \text{Vetor de Saída}$

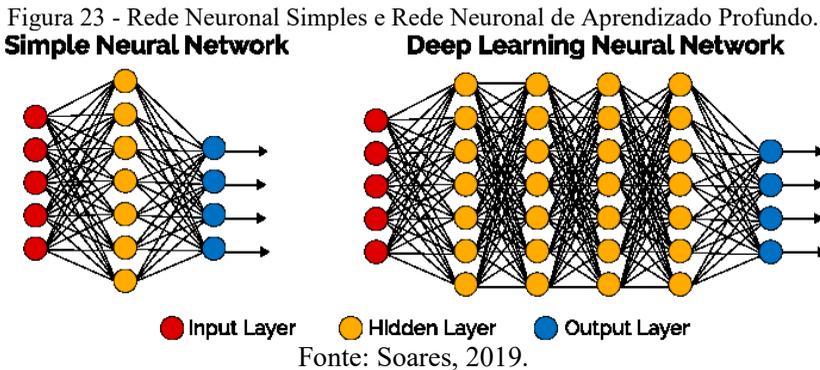
Fonte: Adaptado de Grübler, 2018.

Na manutenção preditiva, conforme mencionado, os conjuntos de dados coletados dos ativos possuem grande volumetria. É por essas características que certos algoritmos de aprendizado profundo se adequam para suprir as necessidades das análises preditivas (BUHL; HJERTÉN, 2018).

### 5.4.4 Deep Learning

O aprendizado profundo, do inglês *Deep Learning*, configura-se como uma subárea do *Machine Learning*. Composto por redes neurais artificiais mais profundas, sendo constituídas de numerosas camadas (GONFALONIERI, 2019).

A Figura 23 exemplifica esta diferença entre as camadas constituintes de uma rede neuronal simples e de uma rede neuronal de *Deep Learning*.



Entre as redes de aprendizado profundo, duas classes são amplamente utilizadas em análises preditivas, são elas: redes neurais convolucionais e redes de memória de longo prazo (GONFALONIERI, 2019).

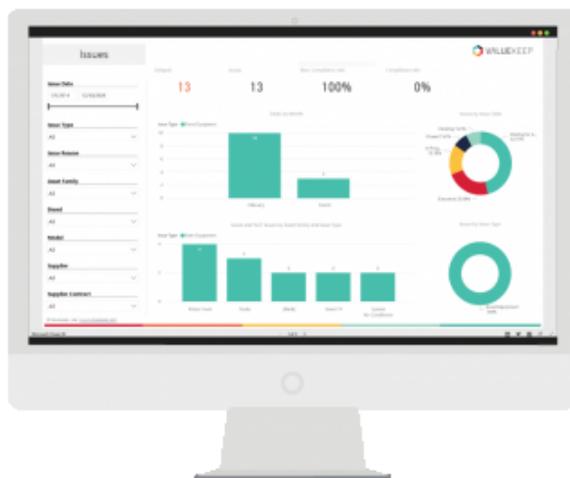
As redes neurais convolucionais apresentam uma arquitetura especial que é particularmente bem adaptada para classificar imagens. O uso dessa arquitetura torna as redes convolucionais rápidas de treinar. Isso, por sua vez, auxilia o treinamento de redes profundas, de muitas camadas, possuindo êxito na classificação de imagens, podendo assim reconhecer anomalias e avarias nas imagens dos ativos monitorados por um sistema de Manutenção Preditiva (LATTARO, 2017).

Já as redes de memória de longo prazo (do inglês *Long-Short Term Memory* - LSTM) são especialmente atraentes para o domínio da manutenção preditiva, fato decorrente de sua facilidade em aprender com sequências, possibilitando analisar dados por períodos mais longos para detectar padrões de falha (GONFALONIERI, 2019).

## 5.5 VISUALIZAÇÃO DE RESULTADOS

Encerrando os blocos que compõem a estrutura do sistema de Manutenção Preditiva 4.0, tem-se a visualização dos resultados. É nessa etapa que os resultados das análises preditivas são apresentados através de uma interface de usuário da solução, gráfica e intuitiva, denominado painel de controle, ou em inglês, *dashboard*. Um exemplo de *dashboard* é ilustrado na Figura 24.

Figura 24 - Exemplo de *Dashboard*.



Fonte: ValueKeep, 2018.

Com essa ferramenta, os usuários visualizam e monitoram os ativos integrantes do sistema por meio de indicadores de desempenho e de previsões de falhas futuras que possam ocorrer. Alertas preditivos de manutenção e qualidade também são fornecidos, permitindo que os usuários identifiquem rapidamente a causa raiz e determinem ações de manutenção (SEEBO, 2018). Na Figura 25 é apresentado um exemplo de *dashboard* para *smartphones* em aplicativo *mobile*. Este exibe indicadores de desempenho de equipamentos, juntamente com um alerta sobre falha e pedido de agendamento de manutenção.

Figura 25 - Dashboard em Smartphone.



Fonte: Grizhnevich, 2018.

## **6 BENEFÍCIOS E ESTRATÉGIAS DE IMPLEMENTAÇÃO**

### **6.1 BENEFÍCIOS**

Um sistema de Manutenção Preditiva 4.0, quando funciona efetivamente como uma estratégia de manutenção, faz com que a manutenção seja acionada apenas quando necessária, pouco antes da ocorrência da falha. Este fato concede à Manutenção Preditiva a capacidade de transformar, não só as equipes de manutenção, como também a organização como um todo. Sua implementação permite que os gerentes de ativos melhorem os resultados, equilibrando as prioridades, como confiabilidade e lucratividade (DILMEGANI, 2018). Dentre as vantagens advindas com a implementação do sistema, são elencadas, a seguir, as seis principais.

#### **6.1.1 Redução no tempo de inatividade**

Falhas nos ativos são caras e estressantes. Uma hora de inatividade pode impactar em altos custos de receitas para organizações de grande porte. Como os problemas podem ser previstos com antecedência, o tempo de inatividade pode ser minimizado. Reduzir o tempo de inatividade de um equipamento é uma vantagem significativa para empresas de manufatura ou logística, com máquinas que dependem umas das outras (KARDEC; NASCIF, 2009).

#### **6.1.2 Aumento da vida útil**

Como a manutenção preditiva prediz falhas futuras, ela também atua reduzindo as quebras de componentes e de equipamentos. Garante a operação em configurações ideais, aumentando, assim, a vida útil dos ativos (DILMEGANI, 2018).

#### **6.1.3 Redução nos custos de manutenção**

Como a manutenção planejada é baseada em um cronograma, haverá casos em que as tarefas de manutenção serão executadas quando não forem necessárias. Já a manutenção preditiva pode impedir essas ineficiências. Além disso, os sistemas de manutenção preditiva, com base nos sintomas, informam aos técnicos quais alterações precisam ser executadas no sistema. Uma situação que serve como exemplo são indicadores de alerta sinalizando uma vibração anormal em uma

máquina. Se houver uma forte correlação entre o mau funcionamento de uma peça específica e o aumento da vibração, os técnicos poderão se concentrar primeiro na parte possivelmente defeituosa, concluindo apenas as atividades de manutenção necessárias, economizando tempo (KARDEC; NASCIF, 2009).

#### **6.1.4 Impacto ambiental reduzido**

Como os equipamentos permanecem úteis por períodos mais longos, tendo a eficiência majorada com análises avançadas, as empresas desperdiçam menos recursos naturais. A manutenção preditiva é uma das poucas iniciativas que auxiliam nos resultados financeiros das organizações e seus objetivos de responsabilidade social corporativa (DILMEGANI, 2018).

#### **6.1.5 Condições de trabalho aprimoradas**

O aproveitamento dos dados dos sensores, atrelados a sistemas analíticos, auxilia as indústrias a encontrarem novas maneiras de evitar lesões. Sistemas de prevenção de acidentes, que alertam ou até param o equipamento quando há perigo para um trabalhador, podem melhorar drasticamente as condições da fábrica e minimizar os ferimentos. Além da redução de acidentes de trabalho, a implementação do sistema de Manutenção Preditiva 4.0 também pode auxiliar na motivação dos funcionários, pois tempos de inatividade e operação com indicadores abaixo do ideal, não apenas afetam a produção, mas também afetam a moral dos funcionários. É estressante se apressar para resolver emergências quando elas surgem. A Manutenção Preditiva 4.0 minimiza essas instâncias (SEEBO, 2018).

#### **6.1.6 Melhora do desempenho ao longo do tempo**

Dados detalhados atrelados à capacidade de observar os resultados das intervenções criam um ciclo virtuoso de experimentação e aprendizado. À medida que as equipes ajustam os parâmetros dos equipamentos e melhoram os resultados, elas descobrem meios para melhorar a qualidade. Os sistemas de Manutenção Preditiva 4.0 são sistemas de aprendizado, que implicitamente criam uma base de conhecimento de problemas e entendem suas causas básicas, caminhando para uma assertividade cada vez mais alta (DILMEGANI, 2018).

## 6.2 ESTRATÉGIAS DE IMPLEMENTAÇÃO

Além de promover benefícios, a implementação de um sistema de Manutenção Preditiva 4.0 também impõe desafios. Dentre os quais, configuram-se como principais: a identificação dos dados necessários para coleta, a obtenção destes conjuntos de dados e a utilização de ciência de dados avançada (SEEBO, 2018).

Para minimizar tais desafios, são apresentadas seis estratégias que auxiliam o processo de implementação do sistema.

### 6.2.1 Planejamento inicial

Antes de iniciar a implementação do sistema, a organização necessita avaliar seu nível de maturidade atual de manutenção e definir metas para os próximos cinco anos que agreguem valor aos seus negócios e que sejam consistentes com sua estratégia geral. É necessário certificar-se de que, além dos profissionais responsáveis pela manutenção, a liderança da empresa também esteja pronta e disposta a defender sua abordagem (PWC, 2018).

### 6.2.2 Criação de projetos-piloto iniciais

É preciso realizar a seleção dos tipos de ativos adequados para um piloto do sistema e utilizá-lo para estabelecer uma prova de conceito e demonstrar o valor comercial. É necessário criar equipes multifuncionais e fornecer a elas recursos suficientes e liberdade para criar maneiras alternativas de trabalhar. Com evidências de sucessos iniciais, é possível obter a adesão de mais profissionais à ideia, podendo garantir financiamento para uma implantação maior (MULDERS et al., 2017).

### 6.2.3 Definição dos recursos necessários

Para atingir os objetivos pretendidos com o sistema, a utilização das lições aprendidas nos projetos-piloto torna-se essencial para mapear em detalhes quais recursos são necessários. Além de desenvolver estratégias para melhorar processos e implementar novas tecnologias, a maior restrição pode ser a capacidade de recrutar os profissionais necessários para implementar a Manutenção Preditiva 4.0 (MULDERS et al., 2017).

## 6.2.4 Ciência de Dados Robusta

O sucesso das organizações com a Manutenção Preditiva 4.0 dependerá de habilidades e conhecimentos. Compreender volumes de dados, muitas vezes confusos, requer não apenas os algoritmos corretos, mas também um método de extrair *insights* após a análise dos dados. Para isso, a criação de um ambiente, no qual cientistas de dados e engenheiros possam trabalhar em conjunto, faz-se primordial para o sucesso da implementação da solução (GONFALONIERI, 2019).

## 6.2.5 Inserção no Setor 4.0

Para a completa implantação da solução, é preciso expandir o monitoramento por toda a base de ativos da organização, fazendo com as tomadas de decisões tornem-se verdadeiramente orientadas a dados. Aliado a isso, deve-se realizar o contínuo desenvolvimento da estrutura de suporte: gerenciamento de dados históricos e atuais, plataforma de análise de dados e infraestrutura de IoT, inserindo, assim, a organização no Setor 4.0 e acompanhando o seu progresso (EZRA, 2018).

## 6.2.6 Abordagem Ecológica

À medida que ocorre o amadurecimento da solução preditiva, é aconselhável a colaboração com fornecedores, centros de pesquisa e outros parceiros externos, para acompanhar e absorver os desenvolvimentos mais recentes. O desenvolvimento de interfaces e modelos de compartilhamento de benefícios com parceiros em seu ecossistema pode gerar ainda mais valor para o sistema e para a organização (MULDERS et al., 2017).

## 7 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Os fatores apresentados certificam a Manutenção Preditiva como uma técnica de manutenção disruptiva e muito promissora, pois se adapta às novas tecnologias para se consolidar como uma técnica de manutenção do futuro.

Também foram apresentados os conceitos da Indústria 4.0 - Internet das Coisas, *Big Data*, *Cloud Computing* e Inteligência Artificial – estruturas incorporadas pela Manutenção Preditiva, as quais atribuem a ela a designação “4.0”.

Com benefícios claros e diversos, foi evidenciada a forma na qual a Manutenção Preditiva 4.0 atende às necessidades atuais do mercado, elevando a confiabilidade dos processos, reduzindo custos desnecessários e agregando valor às organizações.

Pode-se concluir que o sucesso de um sistema preditivo depende da qualidade dos dados e da capacidade dos algoritmos utilizados. Com essa combinação, a Manutenção Preditiva 4.0 oferece sustentação à eficiência almejada, tornando-se um dos agentes que impulsionam a Quarta Revolução Industrial.

Para trabalhos futuros, sugere-se um estudo de caso sobre a implantação de um sistema de Manutenção Preditiva 4.0, preferencialmente em uma organização que deseja migrar para o Setor 4.0, para que se possa verificar, na prática, os benefícios gerados e desafios enfrentados com a implementação do sistema.



## REFERÊNCIAS

ABREU, A. M.; SOARES, I. M; SOUZA, O. **Termografia em manutenção preditiva: conceitos e aplicabilidades em máquinas e equipamentos industriais**. Bolsista de Valor: Revista de divulgação do Projeto Universidade Petrobras e IF Fluminense, vol. 2, n. 1, pp. 89-94, 2012.

ALTUS. **Conheça os nove pilares da indústria 4.0 e sua relevância para a atividade industrial**. In: Altus. [S.I.], 9 jan. 2019. Disponível em: <https://www.altus.com.br/post/212/conheca-os-nove-pilares-da-industria-4-0-e-sua-relevancia-para-a-atividade-industrial>. Acesso em: 19 dez. 2019.

ALVES, Maria Bernardete Martins et al. **Minicurso de referência e citação**. Florianópolis, 2018. 67 slides, color. Disponível em: [https://repositorio.ufsc.br/bitstream/handle/123456789/194316/Referencias\\_29-01-2019.pdf?sequence=3&isAllowed=y](https://repositorio.ufsc.br/bitstream/handle/123456789/194316/Referencias_29-01-2019.pdf?sequence=3&isAllowed=y). Acesso em: 01 set. 2019.

ARATO JR., A. **Manutenção preditiva usando análise de vibrações**. Barueri: Manole, 2004. 190 p.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. **NBR 5462: Confiabilidade e manutenibilidade**. Rio de Janeiro, 1994. 37 p.

BARBOSA, G. F.; AROCA, R. V. **An IoT-Based Solution for Control and Monitoring of Additive Manufacturing Processes**. In: J. POWDER METALL MIN, v.6, n. 158, p.2, 2017. Disponível em: <http://www.omicsonline.org/open-access/an-iotbased-solution-for-control-and-monitoring-of-dditivemanugacturing-processes-2168-9806-1000158.php?aid=86466>. Acesso em: 20 nov. 2019.

BARRINGER, Paul. **An Overview of Reliability Engineering Principles**, Houston TX, 1996.

BUHL, A.; HJERTÉN, H. **Evaluation of Artificial Neural Networks for Predictive Maintenance**. Master's Thesis. LUND University, Department of Computer Science Faculty of Engineering LTH, 2018.

CARDOSO, B. P. **Eficiência de Transformadores de Distribuição**. Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Itajubá – 2005.

CIVERCHIA, F.; BOCCHINO, S.; SALVADORI, C.; ROSSI, E.; MAGGIANI, L.; PETRACCA, M. **Industrial internet of things monitoring solution for advanced predictive maintenance applications**. Journal of Industrial Information Integration, v. 7, p. 4 – 12, 2017.

COPELAND, Michael. **What's the Difference Between Artificial Intelligence, Machine Learning and Deep Learning?** In: Nvidia, [S.I.], 29 jul. 2016. Disponível em: <https://blogs.nvidia.com/blog/2016/07/29/whats-difference-artificial-intelligence-machine-learning-deep-learning-ai/>. Acesso em: 10 dez. 2019.

COSTA, Mariana de Almeida. **Gestão estratégica da Manutenção: uma oportunidade para melhorar o resultado operacional**. 2013. 103f. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Engenharia de Produção). Universidade Federal de Juiz de Fora, Juiz de Fora, 2013.

CYRINO, L. **Termografia, conceitos e aplicações**. [S.I.], 29 jun. 2015. Disponível em: <https://www.manutencaoemfoco.com.br/termografia-conceitos-e-aplicacoes/>. Acesso em: 12 nov. 2019.

DIEGOLI, B. B.; GAVLAKI, D. In: Indústria 4.0: **Manufatura Avançada**. [S.I.]. 21 nov. 2018. Disponível em: <https://www.industria40.ind.br/artigo/17360-termografia-aplicacoes-alem-da-manutencao-eletrica>. Acesso em: 17 nov. 2019.

DILMEGANI, C. **Predictive Maintenance: In-depth Guide**. In: AI Multiple., [S.I.], 27 mar. 2018. Disponível em: <https://blog.aimultiple.com/predictive-maintenance/>. Acesso em: 8 ago. 2019.

EZRA, Oren. **Achieving Manufacturing Excellence with Predictive Maintenance and Machine Learning**. In: Industry 4.0 Insights, [S.I.], 27 mar. 2018. Disponível em: <https://blog.seebo.com/predictive-maintenance-machine-learning/>. Acesso em: 26 dez. 2019.

FACCIO, M.; PERSONA, A.; SGARBOSSA, F.; ZANIN, G. “**Industrial maintenance policy development: A quantitative framework**”. International Journal of Production Economics, vol. 147, no. PART A, pp. 85 – 93, 2014.

GARCIA, Marco. **Big Data: Conceito e Definição**. In: Cetax, [S.I.], 10 jun. 2017. Disponível em: <https://www.cetax.com.br/blog/big-data/>. Acesso em 21 dez. 2019.

GARCIA, Thais; ALVES, Maria Bernardete Martins; BEM, Roberta Moraes de. **Mini curso normalização**. Florianópolis, 2012. 122 slides, color. Acompanha texto. Disponível em: <http://www.bu.ufsc.br/design/minicursonormalizacao.pdf>. Acesso em: 01 set. 2019.

GOMES, P.C.T. **Os 5 V’s do Big Data**. In: DataGeeks, [S.I.], 11 jun. 2018. Disponível em: <https://www.datageeks.com.br/5vs-do-big-data/>. Acesso em: 17 jan. 2020.

GONFALONIERI, Alexandre. **How to Implement Machine Learning For Predictive Maintenance**. In: Towards Data Science, [S.I.], 7 nov. 2019. Disponível em: <https://towardsdatascience.com/how-to-implement-machine-learning-for-predictive-maintenance-4633cdbe4860>. Acesso em: 27 dez. 2019.

GRIZHNEVICH, Alex. **A comprehensive guide to IoT-based predictive maintenance**. In: ScienceSoft, [S.I.], 9 ago. 2018. Disponível em: <https://www.scnsoft.com/blog/iot-predictive-maintenance-guide>. Acesso em: 20 dez. 2019.

GRÜBLER, M. **Entendendo o funcionamento de uma Rede Neural Artificial**. In: Medium, [S.I.], 11 jun. 2018. Disponível em: <https://medium.com/brasil-ai/entendendo-o-funcionamento-de-uma-rede-neural-artificial-4463fcf44dd0>. Acesso em: 10 jan. 2020.

JESCHKE, Sabina et al. **Industrial Internet of Things and Cyber Manufacturing Systems**. In: [s.l.]: Springer International Publishing, 2017. p. 3–19.

KAGERMANN, H; WAHLSTER, W; HELBIG, J; **Recommendations for implementing the strategic initiative INDUSTRIE 4.0**. Final report of the Industrie 4.0 WG, [s. l.], n. April, p. 82, 2013.

KARDEC, Alan; NASCIF, Júlio. **Manutenção: função estratégica**. 3.ed. Rio de Janeiro: Ed. Qualitymark, p. 384, 2009.

LATTARO, Alex. **Redes Neurais Artificiais**. In: iMasters, [S.I.], 26 abr. 2017. Disponível em: <https://imasters.com.br/devsecops/redes-neurais-artificiais-o-que-sao-onde-vivem-do-que-se-alimentam>. Acesso em: 11 jan. 2020.

LEE, Jay; KAO, Hung-An; YANG, Shantu. **Service innovation ans smart analytics for industry 4.0 and big data enviroment**. Procedia Cirp, v.16, p.3-8, 2014.

LIAO, Yongxin et al. **Past, Present and Future of Industry 4.0 - A Systematic Literature Review and Research Agenda Proposal**. International Journal of Production Research, [s. l.], v. 7543, n. March, p. 0–21, 2016.

LIN, T. Y. et al. **New Method for Industry 4.0 Machine Status Prediction - A Case Study with the Machine of a Spring Factory**. 2016 International Computer Symposium (ICS), p. 322-326, 2016.

MAURA, Sandra. **Os caminhos para a transformação das empresas no futuro**. In: Indústria 4.0. [S.I.], 12 out. 2019. Disponível em: <https://www.industria40.ind.br/artigo/18906-industria-40-os-caminhos-para-a-transformacao-das-empresas-para-o-futuro>. Acesso em: 13 nov. 2019.

MICROSOFT AZURE. **Guia de IA do Azure para soluções de manutenção preditiva**. In: Machine Learning Azure. [S.I.], 9 jan. 2020. Disponível em: <https://docs.microsoft.com/pt-br/azure/machine-learning/team-data-science-process/cortana-analytics-playbook-predictive-maintenance>. Acesso em: 16 jan. 2020.

MIRSHAWHA, V. **Manutenção Preditiva: Caminho para Zero Defeitos**, São Paulo, Makron, McGraw-Hill, 317p, 2001.

MIRSHAWKA, V.; OLMEDO, N. L. **Manutenção combate os custos da não-eficácia** – A vez do Brasil. São Paulo: Makron Book, 1993.

MISHRA, Harshvardhan. **IoT Gateway**. In: IoT by HVM, [S.I.], 2 jan. 2019. Disponível em: <https://iotbyhvm.ooo/iot-gateway/>. Acesso em: 26 dez. 2019.

MOHAMMADI, M. M.; LARIJANI, H. **A Survey on Centralised and Distributed Clustering Routing Algorithms for WSNs**. In: IEEE Vehicular Technology Conference. Glasgow, Scotland, 2015.

MONCHY, François. **A Função Manutenção**: Formação para a gerência da Manutenção Industrial. 1.ed. São Paulo: Ed. Durban, p. 424, 1987.

MORAES, Paulo Henrique de Almeida. **Manutenção produtiva total**: estudo de caso em uma empresa automobilística. Taubaté: UNITAU, 2004.

MORE: **Mecanismo online para referências**, versão 2.0. Florianópolis: UFSC Rexlab, 2013. Disponível em: <http://www.more.ufsc.br/>. Acesso em: 08 nov. 2019.

MORENGHI, Luiz Carlos Rodrigues. **Proposta de um sistema integrado de monitoramento para manutenção**. 2005. 115 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Engenharia de Produção, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2005.

MORTELARI, D.; SIQUEIRA, K.; PIZZATI, N. **O RCM na Quarta Geração da Manutenção de Activos**, 1. ed. RG Editores, 2011.

MOTAGHARE, O.; PILLAI, A. S.; RAMACHANDRAN, K. I. **Predictive Maintenance Architecture**, 2018. IEEE International Conference on Computational Intelligence and Computing Research (ICIC), Madurai, India, 2018, pp. 1-4.

MOUBRAY, J. **Manutenção Centrada em Confiabilidade** (Reliability-Centered Maintenance-RCM). Trad. Kleber Siqueira, São Paulo: Aladon, 2000.

MOYA, M. C. C. “**The control of the setting up of a predictive maintenance programme using a system of indicators**”. in: Omega: The International Journal of Management Science, Volume 32, Issue 1, February 2004, pp. 57–75.

MULDERS, M.; HAARMAN, M.; VASSILIADIS, C. **Predictive Maintenance 4.0. Predict the unpredictable**. In: PwC NL, [S.I.], jun. 2017. Disponível em: <https://www.pwc.nl/nl/assets/documents/pwc-predictive-maintenance-4-0.pdf>. Acesso em: 20 jan. 2020.

PEDERNEIRAS, Gabriela. **Cloud, ou computação em nuvem, na indústria 4.0**. In: Indústria 4.0, [S.I.], 7 abr. 2019. Disponível em: <https://www.industria40.ind.br/artigo/17984-cloud-ou-computacao-em-nuvem-na-industria-40>. Acesso em: 03 dez. 2019.

PWC. **Predictive Maintenance 4.0. Predict the unpredictable**. [S.I.], 10 dez. 2018. Disponível em: <https://www.pwc.nl/en/publicaties/predictive-maintenance-40-predict-the-unpredictable.html>. Acesso em: 10 jan. 2020.

QIN, Jian; LIU, Ying; GROSVENOR, Roger. **A Categorical Framework of Manufacturing for Industry 4.0 and beyond**. In: PROCEDIA CIRP 2016.

RAMOS, A. **A diferença entre Inteligência Artificial, Machine Learning e Deep Learning**. In: Engenharia É, [S.I.], 01 out. 2018. Disponível em: <https://engenhariae.com.br/tecnologia/a-diferenca-entre-inteligencia-artificial-machine-learning-e-deep-learning>. Acesso em: 01 dez. 2019.

RAO, S. S. **Vibrações Mecânicas**. São Paulo: Pearson Prentice Hall, 2008.

RICHTER, Ian. **Achieving Zero Unplanned Downtime with Predictive Maintenance Analytics**. In: Industry 4.0 Insights, [S.I.], 3 jun. 2019. Disponível em: <https://blog.seebo.com/predictive-maintenance-analytics/> Acesso em: 9 dez. 2019.

RICHTER, Ian. **Demystifying IoT Communication Protocols for Industry 4.0**. In: Industry 4.0 Production, [S.I.], 4 mar. 2018. Disponível

em: <https://blog.seebo.com/demystifying-iot-communication-protocols-for-industry-4-0/>. Acesso em: 9 dez. 2019.

ROUBARD, Jennifer. **How Predictive Maintenance Fits into Industry 4.0**. In: Engineering. [S.I.], 06 out. 2017. Disponível em: <https://www.engineering.com/AdvancedManufacturing/ArticleID/15798/How-Predictive-Maintenance-Fits-into-Industry-40.aspx>. Acesso em: 20 nov. 2019.

SALESFORCE BRASIL. **O que é Cloud Computing? Entenda a sua Definição e Importância**. In: Salesforce, [S.I.], 7 mar. 2016. Disponível em: <https://www.salesforce.com/br/blog/2016/02/o-que-e-cloud-computing.html>. Acesso em: 4 dez. 2019.

SALGADO, M. F. P. **Aplicação de Técnicas de Otimização à Engenharia de Confiabilidade**. Dissertação (Mestrado) – Curso de Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2008.

SEEBO. **The Impact of Machine Learning and AI on Manufacturing**. In: I4.0 Library, [S.I.], 2019. Disponível em: <https://www.seebo.com/machine-learning-ai-manufacturing/>. Acesso em: 29 dez. 2019.

SEEBO. **Why Predictive Maintenance is Driving Industry 4.0: The definite Guide**. In: Seebo. [S.I.], 20 out. 2018. Disponível em: <https://www.seebo.com/predictive-maintenance/>. Acesso em: 18 nov. 2019.

SELLITO, Miguel Afonso. **Análise estratégica da manutenção de uma linha de fabricação metal-mecânica baseada em cálculos de confiabilidade de equipamentos**. Revista GEPROS (Gestão da Produção, Operações e Sistemas). Ano 2, vol.3, 2007. Disponível em: <http://revista.feb.unesp.br/index.php/gepros/article/view/157/142>. Acesso em 10 dez. 2015.

SHARMA, A.; YADAVA, G. S.; DESHMUKH, S. G. **“A literature review and future perspectives on maintenance optimization”**. Journal of Quality in Maintenance Engineering, vol. 17, no. 1, pp. 5 – 25, 2011.

SLACK, N. et al. **Administração da Produção**. 1. ed. São Paulo: Atlas, 1999.

SMADM. **Conheça os 10 pilares da Indústria 4.0**. In: LWT Sistemas. [S.I.], 4 jun. 2018. Disponível em: <https://www.lwtsistemas.com.br/2018/06/04/10-pilares-da-industria-4-0/>. Acesso em: 19 dez. 2019.

SOUZA, Valdir Cardoso de. **Organização e Gerenciamento da Manutenção: Programa e Controle de Manutenção**. 4. ed. *All Printe* Editora, São Paulo, 2011.

SPENDLA, L.; KEBISEK, M.; TANUSKA, P.; HRCKA, L. "**Concept of predictive maintenance of production systems in accordance with industry 4.0**" 2017 IEEE 15th International Symposium on Applied Machine Intelligence and Informatics (SAMI), Herl'any, 2017.

TADIM, Kelvis. **Big Data: Tudo que você precisa saber**. In: Indústria 4.0, [S.I.], 10 jun. 2018. Disponível em: <https://www.industria40.ind.br/artigo/16816-big-data-tudo-o-que-voce-precisa-saber>. Acesso em: 10 dez. 2019.

TEIXEIRA, G. G. D. **Confiabilidade Metrológica em Termografia Aplicada em Sistemas Elétricos**. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica) — UFMG, Belo Horizonte, BRA, fev. 2012

TIAN, Zhigang; LIN, Daming; WU, Bairong. **Condition based maintenance optimization considering multiple objectives**. *Journal Of Intelligent Manufacturing*, [s.l.], v. 23, n. 2, p.333-340, 6 nov. 2009. Springer Science and Business Media LLC.

TOAZZA, Guilherme Francez; SELLITO, Miguel Afonso. **Estratégia de Manutenção Preditiva no Departamento Gráfico de uma Empresa do Ramo Fumageiro**. *Revista Produção Online*. V.15, n.3, 2015. Disponível em: <http://www.producaoonline.org.br/rpo/article/view/1623/1298>. Acesso em 12 out. 2019.

TRNKA, A. "**Big data analysis**." In: *European Journal of Science and Theology*, Vol. 10, suppl. 1 (2014), pp. 143-148, 2014.

VALUEKEEP. **Dashboards de Manutenção**. In: ValueKeep. [S.I.], 2018. Disponível em: <https://www.valuekeep.com/pt/relatorios-kpis-manutencao>. Acesso em: 28 dez. 2019.

VELDMAN, J.; WORTMANN, H.; & KLINGENBERG, W. **Typology of condition-based maintenance**. Journal of Quality in Maintenance Engineering, p. 183-202, 2011.

VIANA, Hebert Ricardo Garcia. **Planejamento e Controle da Manutenção**. 1.ed. Rio de Janeiro: Ed. Qualitymark, 2006. 167 p.

WANG, H.; WILLIAMS, K. **The Vibrational Analysis and Experimental Verification of a Plane Electrical Machine Stator Model**. Mechanical Systems and Signal Processing, p.429-438, 2003.

WANG, Lihui; TÖRNGREN, Martin; ONORI, Mauro. **Current status and advancement of cyber-physical systems in manufacturing**. Journal of Manufacturing Systems, [s. l.], v. 37, n. April 2016, p. 517–527, 2015.

WANG, Shiyong et al. **Implementing Smart Factory of Industrie 4.0: An Outlook**. International Journal of Distributed Sensor Networks, [s. l.], v. 2016, 2016.

WOLLSCHLAEGER, M.; SAUTER, T.; JASPERNEIT, J. **The Future of Industrial Communication: Automation Networks in the Era of the Internet of Things and Industry 4.0**. IEEE Industrial Electronics Magazine, v. 11, p. 17-27, 2016.

WYREBSK, Jerzy. **Manutenção Produtiva Total**. Um Modelo Adaptado. Dissertação de Mestrado em Engenharia de Produção. Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 1997. Disponível em: <http://www.eps.ufsc.br/disserta98/jerzy>. Acesso em: 20 mai. 2019.

XAVIER, J.N.; PINTO, A.K. **Manutenção: Função Estratégica**, 2.ed. Qualitymark, Rio de Janeiro, 1999.

XENOS, H. G. **Gerenciando a Manutenção Preventiva: o caminho para eliminar falhas nos equipamentos e aumentar a produtividade**. Belo Horizonte: Editora de Desenvolvimento Gerencial, 1998.