



PROJETO DE GRADUAÇÃO

**CONTROLE ESTATÍSTICO DE PROCESSOS SOB
A PERSPECTIVA DAS TECNOLOGIAS DA
INDÚSTRIA 4.0 E DOS PRINCÍPIOS DE BIG
DATA: UMA REVISÃO SISTEMÁTICA DA
LITERATURA**

Por,
Ana Luisa Aragão Moraes

Orientadora: Prof.^a Dr.^a Simone Borges Simão Monteiro

Brasília, 10 de maio de 2022

UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA

FACULDADE DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA
Faculdade de Tecnologia
Departamento de Engenharia de Produção

PROJETO DE GRADUAÇÃO

**CONTROLE ESTATÍSTICO DE PROCESSOS SOB
A PERSPECTIVA DAS TECNOLOGIAS DA
INDÚSTRIA 4.0 E DOS PRINCÍPIOS DE BIG
DATA: UMA REVISÃO SISTEMÁTICA DA
LITERATURA**

POR,

Ana Luisa Aragão Morais

Relatório submetido como requisito parcial para obtenção
do grau de Engenheiro de Produção.

Brasília, 10 de maio de 2022.

RESUMO

Dentro do contexto brasileiro e reconhecendo a importância da indústria, bem como de atividades que sejam capazes de otimizar seus resultados, é fundamental que se promova uma discussão que fomente a inovação no país. Este trabalho busca analisar sistematicamente a produção acadêmica acerca de controle estatístico de processos (CEP) enfatizando a indústria 4.0 a partir da perspectiva do alto volume de dados com o objetivo de compreender o estado da arte e subsidiar estudos futuros sobre o tema. Para isso, utilizou-se a Teoria do Enfoque Meta-Analítico Consolidado (TEMAC) e os dados foram apresentados em uma pesquisa de natureza básica, abordagem qualitativa, de objetivos exploratórios, com procedimentos bibliográficos e tendo como fonte artigos e livros sobre o tema. As bases de dados indexadas utilizadas nessa pesquisa foram a *Web Of Science* e a *Scopus*. Os resultados retornaram 692 documentos e, destes, 53 trabalhos foram analisados. É notável que os estudos mostram forte tendência de englobar ferramentas de controle estatístico de processos no âmbito da quarta revolução industrial, principalmente com a ascensão da ciência de dados. Além disso, esse estudo apresenta uma análise de três pesquisas que focam na aplicação do CEP, por meio do uso de tecnologias habilitadoras para controle de processos. Também foi realizada uma entrevista com um supervisor de operações de uma multinacional de e-commerce com o objetivo de compreender a prática do que foi visto na revisão de literatura. Os resultados mostram a necessidade de padronização dos processos, implementação de ferramentas de qualidade e sucessivo aperfeiçoamento das práticas de controle, além de que a automatização completa aumenta a confiabilidade na tomada de decisão, mitigando os riscos inerentes ao processo. Por fim, incentiva-se trabalhos brasileiros aplicados que desenvolvam um processo de avanço das empresas mais manuais em direção a um monitoramento de processos automatizado e robusto.

Palavras-chave: controle estatístico de processos; indústria 4.0; big data; inteligência artificial; internet das coisas; qualidade.

ABSTRACT

Within the Brazilian context and recognizing the importance of the industry, as well as activities that are capable of optimizing their results, it is essential to promote a discussion that fosters innovation in the country. This work seeks to systematically analyze the academic production on statistical process control (SPC) emphasizing industry 4.0 with big data in order to understand the state of the art and support future studies on the subject. For this, the Theory of Consolidated Meta-Analytical Approach (TEMAC) was used and the data were presented in a basic research, qualitative approach, with exploratory objectives, with bibliographic procedures and having as source articles and books on the subject. The indexed databases used in this research were Web Of Science and Scopus. The results returned 692 documents and, of these, 53 works were analyzed. It is notable that studies show a strong tendency to encompass statistical process control tools within the scope of the fourth industrial revolution, especially with the rise of data science. In addition, this study presents an analysis of three studies that focus on the application of CEP, through the use of enabling technologies for process control. An interview was also carried out with an operations supervisor of an e-commerce multinational in order to understand the practice of what was seen in the literature review. The results show the need for standardization of processes, implementation of quality tools and successive improvement of control practices, in addition to the fact that complete automation increases reliability in decision making, mitigating the risks inherent to the process. Finally, applied Brazilian works that develop a process of advancement of more manual companies towards automated and robust process monitoring are encouraged.

Keywords: statistical process control; industry 4.0; big data; artificial intelligence; internet of things; quality.

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO.....	11
1.1 JUSTIFICATIVA	12
1.2 OBJETIVOS	12
1.2.1 Objetivo Geral.....	12
1.2.2 Objetivos Específicos.....	13
1.3 ESTRUTURAÇÃO DAS SEÇÕES.....	13
2 REFERENCIAL TEÓRICO.....	15
2.1 CONTROLE ESTATÍSTICO DE PROCESSOS	15
2.2 INDÚSTRIA 4.0	20
3 METODOLOGIA.....	24
3.1 CLASSIFICAÇÃO DA PESQUISA.....	24
3.2 MÉTODO DA PESQUISA.....	25
3.2.1 Teoria do Enfoque Meta-Analítico Consolidado (TEMAC)	25
3.2.2 Análise de aplicabilidade	28
4 RESULTADOS E DISCUSSÕES.....	31
4.1 PREPARAÇÃO DA PESQUISA	31
4.2 APRESENTAÇÃO E INTERRELAÇÃO DE DADOS	33
4.2.1 Áreas de Pesquisa	33
4.2.2 Países que mais publicaram	35
4.2.3 Evolução temporal das publicações.....	36
4.2.4 Principais autores.....	38
4.2.5 Documentos mais citados	40
4.3 DETALHAMENTO, MODELO INTEGRADOR E VALIDAÇÃO POR EVIDÊNCIAS	42
4.3.1 Cocitação	43

4.3.2 Acoplamento Bibliográfico.....	46
4.3.3 Outras análises.....	50
4.3.4 Modelo integrador.....	51
5 EXEMPLOS DE APLICAÇÃO DO CONTROLE ESTATÍSTICO DE PROCESSOS NA INDÚSTRIA 4.0.....	55
5.1 ANÁLISE DE APLICAÇÕES ATRAVÉS DE ARTIGOS.....	55
5.1.1 Artigo 1: “Data mining and analytics in the process industry: The role of machine learning” de GE, Zhiqiang et al (2017)	55
5.1.2 Artigo 2: “An optimization model for green supply chain management by using a big data analytic approach” de ZHAO, Rui et al (2017)	57
5.1.3 Artigo 3: “Smart Product Design and Production Control for Effective Mass Customization in the Industry 4.0 Concept” de ZAWADZKI, Przemysław e ŻYWICKI, Krzysztof (2016).	58
5.2 TECNOLOGIAS DE CONTROLE DE PROCESSOS HABILITADORAS DA INDÚSTRIA 4.0	59
5.3 ESTUDO DE APLICAÇÃO PRÁTICA – EMPRESA MULTINACIONAL DE E- COMMERCE.....	62
6 EVOLUÇÃO DO CEP: COMO CHEGAR NA INDÚSTRIA 4.0?	68
7 CONSIDERAÇÕES FINAIS	76
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	78
APÊNDICE A – ROTEIRO DA ENTREVISTA COM SUPERVISOR DE OPERAÇÕES DA MULTINACIONAL DE E-COMMERCE.....	83

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Como opera o gráfico de controle	16
Figura 2 - Causas aleatórias e atribuíveis apresentadas graficamente.....	19
Figura 3 - Esquema explicativo do conceito de Big Data.	21
Figura 4 - Esquema explicativo do conceito de Inteligência Artificial.	22
Figura 5 - Esquema explicativo do conceito de Internet das Coisas.	23
Figura 6 - Classificação da pesquisa.	24
Figura 7 - Etapas do TEMAC.....	25
Figura 8 - Esquema de entendimento do conceito "cocitação".	27
Figura 9 - Esquema de entendimento do conceito "acoplamento bibliográfico".	27
Figura 10 - Etapas da análise de aplicabilidade.	29
Figura 11 - Refinamento sucessivo da pesquisa na plataforma Web of Science.	32
Figura 12 - Refinamento sucessivo da pesquisa na plataforma Scopus.	33
Figura 13 - Países que mais publicaram na plataforma Web Of Science.....	35
Figura 14 - Países que mais publicaram na plataforma Scopus.	36
Figura 15 - Mapa de redes de cocitação da base Web of Science.....	43
Figura 16 - Mapa de redes de cocitação da base Scopus.....	45
Figura 17 - Mapa de redes de acoplamento bibliográfico da base Web of Science.....	47
Figura 18 - Mapa de redes de acoplamento bibliográfico da base Scopus.....	49
Figura 19 - Análise de co-ocorrência de ambas as bases estudadas (Scopus e WoS).....	51
Figura 20 - Evolução da visão da qualidade.....	52
Figura 21 - Modelo integrador de novas tecnologias associadas ao CEP.	54
Figura 22 - Ilustração do método de ACP.	56
Figura 23 - Esquema de operação fabril com auxílio de Internet das Coisas.....	59
Figura 24 - Esquema do processo de notificação para registrador de temperatura.....	60
Figura 25 - Mapeamento funcional do G.A.R.I.....	62
Figura 26 - Relação entre era da qualidade e revolução industrial.....	68
Figura 27 - Evolução histórica do controle de processos.	70
Figura 28 - Roadmap para a implementação do controle estatístico de processos automatizado.....	71
Figura 29 - Passos do PLANEJAMENTO para automatização do CEP.....	72
Figura 30 - Passos da ANÁLISE DE DADOS para automatização do CEP.	73
Figura 31 - Passos da AUTOMATIZAÇÃO do CEP.	74

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Resultado das buscas nas bases de dados sem refinamento.	31
Tabela 2 - Resultado das buscas nas bases de dados com refinamento de data.	32
Tabela 3 - Áreas da Web Of Science com mais publicações na busca.....	34
Tabela 4 - Áreas da Scopus com mais publicações na busca.	34
Tabela 5 - Autores que mais publicaram na Web Of Science.	39
Tabela 6 - Autores que mais publicaram na Scopus.....	40
Tabela 7 - Documentos mais citados na Web Of Science.	41
Tabela 8 - Documentos mais citados na Scopus.....	42

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 - Comparativo entre processo estável e instável.	18
Quadro 2 - Comparativo entre causa comum e causa atribuível.....	19
Quadro 3 - Aplicação do CEP a partir da utilização de tecnologias da Indústria 4.0.	53

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1 - Exemplo de gráfico de controle.	16
Gráfico 2 - Evolução temporal das publicações do tema na Web Of Science.	37
Gráfico 3 - Evolução temporal das publicações do tema na Scopus.	38
Gráfico 4 - Gráfico de controle de demandas dos fornecedores (dados econômicos).....	58
Gráfico 5 - Taxa de Defeitos de Registro de Inventário na filial brasileira.....	65
Gráfico 6 - Taxa de Defeitos de Registro de Inventário na filial inglesa.	66

1 INTRODUÇÃO

Os países mais industrializados do mundo também são uma referência no aspecto econômico (UNIDO, 2019). Em geral, observa-se que países industrializados conseguem proporcionar melhores condições de vida a sua população.

A partir disto, entende-se que um setor de tamanha influência no cotidiano da população deve ter planejamentos minuciosos e inteligentes, diminuindo a quantidade de falhas que possam vir a surgir nos produtos que resultam deste. Reduzir falha é também proporcionar qualidade que pode ser alcançada com a redução da variabilidade dos processos produtivos (MONTGOMERY, 2019). Uma forma de alcançar este objetivo é por meio da utilização de estratégias de controle estatístico de processos. Segundo Reis e Gins (2017), o monitoramento de processos é uma atividade fundamental em empresas de todo o mundo, proporcionando níveis mais elevados de segurança, eficiência, qualidade, lucratividade e até mesmo de consciência ambiental. Esse monitoramento pode ser feito através do Controle Estatístico de Processos (CEP), desenvolvido por Walter Andrew Shewhart em 1920 através da ferramenta de gráficos de controle.

O Controle Estatístico de Processos (CEP) é um conjunto de ferramentas essencialmente estatísticas que contribui para o monitoramento dos processos e para redução das causas de variabilidade que agem sobre ele. Entre outros pontos, o gráfico de controle é uma das ferramentas mais ricas, uma vez que traz uma visão ampla das variáveis de processo ao longo do tempo (MONTGOMERY, 2019).

Por outro lado, sabe-se que desde a invenção dos gráficos de controle na década de 20, a indústria e as organizações comerciais mudaram muito, evoluindo para a indústria 4.0 – um mundo extremamente digital, veloz, automatizado e baseado em metadados (ZAWADZKI e ZYWICKI, 2016). Diante da dinamicidade e do volumoso conjunto de dados, a interpretação das informações concebidas por eles se torna cada vez mais importante ao mesmo tempo que difícil para o processo industrial.

É necessário, portanto, que se observe a evolução dos estágios históricos do controle estatístico de processos, buscando compreender como as grandes empresas implementaram monitoramentos robustos a um sistema totalmente automatizado. Assim, entende-se a importância de se responder ao questionamento: “como as ferramentas de monitoramento e controle podem acompanhar os avanços e contribuir na análise desse novo mundo industrial?”

Assim, reconhecendo a importância do setor industrial para a economia global, as rápidas mudanças no cenário econômico, bem como a necessidade de se existir mecanismos

que sejam capazes de monitorar e otimizar resultados é fundamental que se promova um debate que traga o tema para o foco do cenário científico, além de demonstrar a sua aplicabilidade real nos diversos setores da economia.

1.1 JUSTIFICATIVA

O presente estudo apresenta uma revisão da produção acadêmica acerca do controle estatístico de processos na indústria 4.0 e um estudo de aplicabilidade das ferramentas. Justifica-se sua existência pela ausência de estudos brasileiros semelhantes e pela notória necessidade de investimento em inovação no país: o país está bem atrás no *ranking* da inovação da Organização Mundial da Propriedade Intelectual – ocupando a 62^a posição, colocação incompatível com a importância econômica global do Brasil (CNI, 2020).

As perspectivas apresentadas em um estudo sistemático são importantes na visão de futuro do assunto, buscando entender seus impactos em cenários mais recentes, como no cenário da Indústria 4.0, e trazendo um entendimento ao pesquisador de como a ciência vem avançando neste caso. É por isso, inclusive, que o lapso temporal escolhido foi de 2016 a 2021, como forma de compreender este avanço.

Além disso, o presente estudo traz as principais aplicabilidades do que foi encontrado na revisão, apresentando contextos diferentes, tecnologias possíveis e um caminho para a implementação das ferramentas nas empresas. Desta forma, a teoria e a prática podem ser absorvidas de modo geral pelo leitor. O presente trabalho busca, portanto, responder como as ferramentas de Controle Estatístico de Processos acompanham a revolução industrial atual, por meio da relação entre a produção acadêmica e a realidade de algumas empresas.

Sendo a literatura uma fonte importante para o entendimento geral do contexto e o estudo de aplicabilidade uma forma de comprovar sua viabilidade, este estudo busca trazer subsídio a pesquisadores, empresários e entusiastas do setor. Neste sentido, os objetivos do estudo encontram-se na seção 1.2.

1.2 OBJETIVOS

A seguir apresentam-se os objetivos geral e específicos da pesquisa.

1.2.1 Objetivo Geral

Apresentar um *roadmap* de aplicação do CEP na Indústria 4.0 sob a perspectiva de *big data*.

1.2.2 Objetivos Específicos

- Realizar uma revisão sistemática da literatura sobre controle estatístico aplicado à indústria 4.0 na perspectiva do alto volume de dados (big data);
- Consolidar as principais aplicações do CEP e seus resultados;
- Apresentar exemplos de aplicação do CEP na indústria 4.0, destacando quais as principais tendências do setor.

1.3 ESTRUTURAÇÃO DAS SEÇÕES

O presente estudo está dividido em cinco seções, objetivando comunicar o conteúdo de forma clara e objetiva. São estes:

- **Seção 1 – Introdução:** apresenta o conteúdo de forma geral, contemplando o problema, a justificativa e os objetivos da pesquisa.
- **Seção 2 – Referencial Teórico:** ambienta o leitor sobre o assunto, apresentando uma fundamentação teórica dos conceitos que subsidiaram e respaldaram a pesquisa. Neste caso, os termos são: controle estatístico de processos e indústria 4.0, sendo que o último também contempla os conceitos de *big data*, inteligência artificial e internet das coisas.
- **Seção 3 – Metodologia:** disserta sobre a classificação da pesquisa – quanto à abordagem, natureza, objetivo, procedimentos e meios de coleta de dados, além de destacar o tipo de revisão sistemática que será utilizado – no caso, a Teoria do Enfoque Meta-Analítico Consolidado (TEMAC).
- **Seção 4 – Resultados e Discussões:** discorre sobre as análises acerca dos resultados da revisão sistemática, enfatizando temas importantes e as tendências mais recentes do setor.
- **Seção 5 – Exemplos de Aplicação do CEP na Indústria 4.0:** analisa estudos de caso recentes que demonstrem as tendências mais fortes no setor, além de apresentar cases de projetos de tecnologias da área e a realidade de uma empresa de referência.

- **Seção 6 – Evolução do CEP:** análise da evolução histórica do CEP e apresentação de um *roadmap* com as etapas de aplicação do CEP automatizado.
- **Seção 7 – Considerações Finais:** aborda as contribuições da pesquisa, suas limitações e propõe possíveis trabalhos.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

Esta seção apresenta o estado da arte, trazendo as principais referências teóricas.

2.1 CONTROLE ESTATÍSTICO DE PROCESSOS

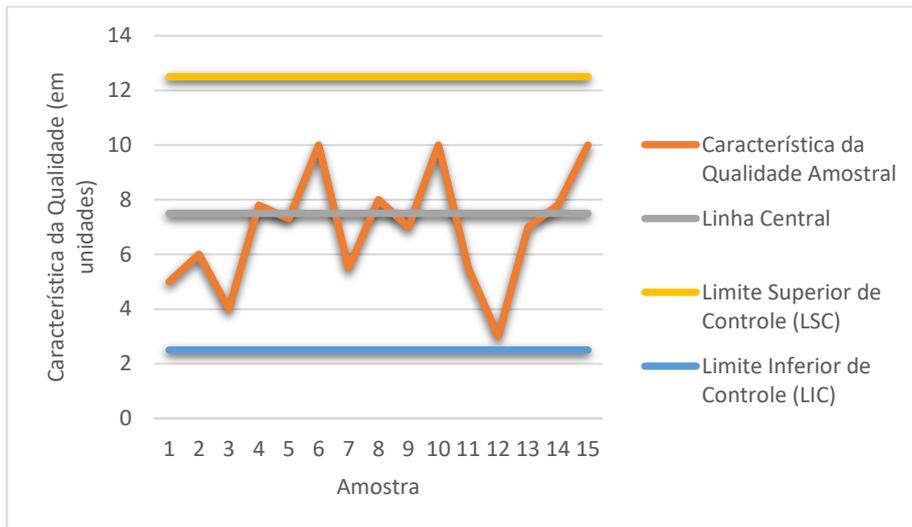
Em um contexto de industrialização massiva, os processos são o caminho para o sucesso fabril. Segundo a Agência Nacional de Energia Elétrica – ANEEL (2012), processo é um conjunto de atividades interrelacionadas que recebe uma entrada, ativa uma transformação e gera uma saída. Estes, portanto, devem ser monitorados de modo a manter a segurança do consumidor e a qualidade do produto produzido – uma forma de fazer isso é utilizando Controle Estatístico de Processos (CEP). Segundo Haddad (2021), o controle estatístico de processos é uma abordagem de monitoramento baseada em ferramentas estatísticas para que seja possível garantir a estabilidade e a eficiência do processo, gerando a menor porcentagem de desperdício possível.

Memon et al. (2019) complementa dizendo que “o controle estatístico do processo desempenha um papel importante na redução das variações em qualquer empresa de manufatura e serviços”. Isso porque, para Lim et al. (2019), recentemente o foco da qualidade é a redução da variabilidade dos processos de produção para o alcance da melhoria contínua.

Como resumo, o controle estatístico de processos é um excelente conjunto de ferramentas para a promoção de um processo estável e com mais capacidade, utilizando como foco a redução da variabilidade. Seus aspectos técnicos incluem as ferramentas de histograma, folha de verificação, gráfico de Pareto, diagrama de causa-e-efeito, diagrama de concentração de defeito, diagrama de dispersão e, o mais aplicável, gráfico de controle (MONTGOMERY, 2019).

Segundo Montgomery (2019), o gráfico de controle é uma ferramenta de apresentação gráfica de uma característica da qualidade *versus* o número da amostra ou o tempo, contendo uma linha central horizontal representando a média da amostra e outras duas linhas – também horizontais – que mostram o **Limite Superior de Controle (LSC)** e o **Limite Inferior de Controle (LIC)**. O Gráfico 1 mostra um gráfico de controle geral.

Gráfico 1 - Exemplo de gráfico de controle.



Fonte: Adaptado de MONTGOMERY (2019).

Ainda neste sentido, Montgomery (2019) fala sobre um modelo geral para a construção do gráfico de controle, sendo:

$$LSC = \mu_w + L\sigma_w$$

$$LC = \mu_w$$

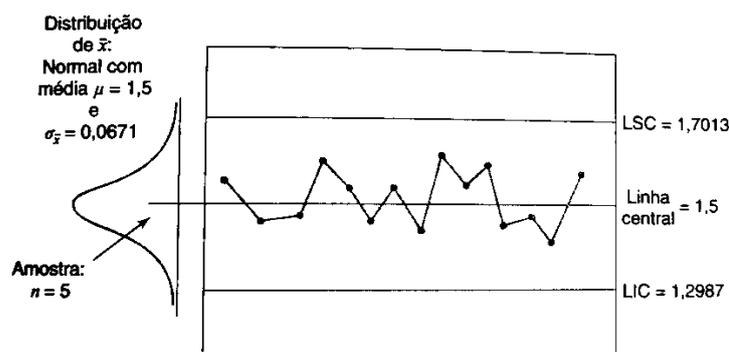
$$LIC = \mu_w - L\sigma_w$$

Nesta equação, μ_w é a média da amostra “w” e σ_w é o desvio-padrão. “L”, por sua vez, representa o afastamento da média até os limites de controle. Tipicamente, é atribuído o valor 3 a L, denominando-se “limites de controle três sigma” que gera bons resultados na prática e podem ser considerados “limites naturais de tolerância do processo”. Vale ressaltar que os parâmetros “ μ ” e “ σ ” são parâmetros vindos da curva da distribuição normal, de acordo com a equação 1:

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left\{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right\} \quad (1)$$

O *modus operandi* do gráfico de controle está representada na Figura 1.

Figura 1 - Como opera o gráfico de controle



Fonte: MONTGOMERY (2019).

Pode-se notar que uma amostra X possui distribuição normal com média $\mu = 1,5$ e desvio-padrão $\sigma = 0,0671$. Desta forma, a média torna-se a linha central do gráfico, bem como ela somada ao triplo do desvio-padrão torna-se o limite superior de controle. Quando subtraído o triplo do desvio-padrão da média, temos o limite inferior de controle. Este é o gráfico de controle em sua forma padrão, utilizando dados inerentes ao processo. Porém, é possível que se encontre análises que utilizem o Limite Superior de Especificação (LSE) e Limite Inferior de Especificação (LIE), que traduzem a especificação delimitada por uma regra empresarial, especificação de órgãos de controle ou a “voz do cliente” e ajudam na compreensão da capacidade do processo em atender a uma especificação pré-estabelecida (MONTGOMERY, 2019).

Montgomery (2019) complementa dizendo que “a essência do CEP está na identificação de causas atribuíveis a fim de podermos removê-las”. Isso significa que os gráficos de controle buscam identificar motivos não-aleatórios para que os processos estejam fora de controle e, assim, poder agir em cima disso. O Quadro 1 evidencia os pontos para identificação de processos instáveis (fora de controle).

Quadro 1 - Comparativo entre processo estável e instável.

Processo estável	Processo instável
<p>Os pontos de análise do gráfico de controle estão quase sempre próximos da linha central;</p> <p>Quando desvios do centro ocorrem, são totalmente aleatórios e não é possível identificar uma causa atribuível;</p> <p>Produtos resultantes do processo quase sempre estão dentro da especificação, sendo raros aqueles que precisam de retrabalho ou descarte.</p>	<p>Presença de pontos fora dos limites no gráfico de controle;</p> <p>Há uma variação de valores para cima e para baixo na carta de controle, com uma frequência em intervalos semelhantes;</p> <p>Existência de sete ou mais pontos acima ou abaixo da linha central do gráfico;</p> <p>Presença de uma tendência de subida ou de queda no gráfico de controle: sete ou mais pontos consecutivos para cima ou para baixo;</p> <p>Dois ou mais pontos em cima dos limites de controle no gráfico;</p> <p>Produtos resultantes dos processos encontram-se defeituosos ou fora das especificações esperadas.</p>

Fonte: Adaptado de WERKEMA (2016).

Desta maneira, Rosa (2009) apresenta o entendimento de que o CEP possui duas etapas – uma que tange ao entendimento e diagnóstico das causas da variabilidade – outro que busca o atendimento às especificações de produto e pode utilizar os índices de capacidade, visando compreender se o processo é capaz de atender ao que se espera. O sucesso da utilização das ferramentas de CEP se baseia na ideia de que um processo que ocorre sob condições conhecidas está sujeito apenas a causas comuns e, desta forma, é possível prever seus resultados (RIBEIRO, 2020). O Quadro 2 apresenta um comparativo entre causas comuns e atribuíveis.

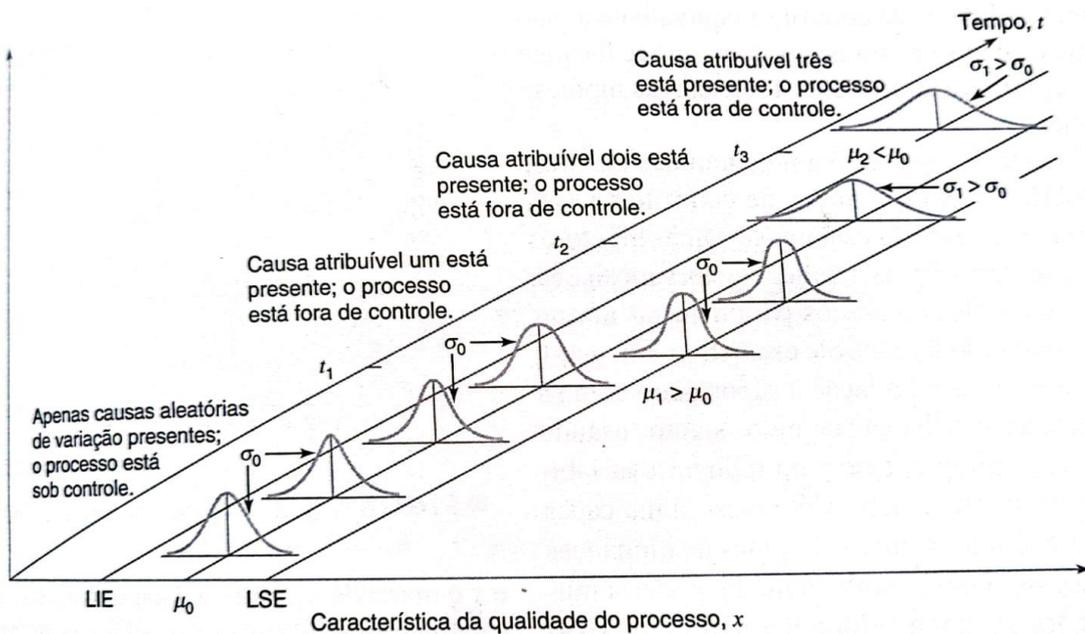
Quadro 2 - Comparativo entre causa comum e causa atribuível.

Causas Comuns ou Aleatórias	Causas Atribuíveis ou Especiais
<p>Causas completamente aleatórias e inevitáveis, que não podem ser identificadas nem corrigidas. De modo geral, quando somente este tipo de causa atinge o processo, entende-se que o processo é estável. Exemplo: algum produto sai com o tamanho fora da especificação, mas não possui uma causa a que se possa atribuir este erro. Estes acontecimentos são pontuais.</p>	<p>Causas de variação de processo identificáveis que devem ser removidas para que o processo não saia de controle. Geralmente, na indústria, essas causas vêm de máquinas controladas de forma inadequada, erro do operador ou matéria-prima defeituosa. Exemplo: aumento da temperatura de uma das máquinas da produção, gerando dilatação no produto final.</p>

Fonte: Adaptado de MONTGOMERY (2019).

Utilizando-se do padrão do gráfico de controle originário da distribuição normal, é possível analisar essas causas graficamente, como na Figura 2.

Figura 2 - Causas aleatórias e atribuíveis apresentadas graficamente.



Fonte: MONTGOMERY (2019).

Desenvolvido na manufatura, os gráficos de controle – também chamados “cartas de controle” – possuem aplicação em vários setores como produção de celulose (RAMOS, 2000),

de autopeças (FERREIRA et al., 2016) ou, por exemplo, na indústria têxtil (DE SANTANA, 2019). A medida em que o tempo passou, outras atribuições foram dadas ao gráfico de controle – como aplicação no setor financeiro, no setor logístico e/ou no setor de serviços. Segundo Bevilaqua (2005), “essa ferramenta vem sendo utilizada nos mais variados tipos de empresa para a implantação de programas de melhorias nos processos” e um exemplo dado pela autora são as empresas de transportes.

Observando a ampliação da aplicação das ferramentas de CEP entre os setores, é possível ir além na análise e perceber os avanços diversos ao longo do tempo. Iniciado por Shewhart em meados de 1920, a aplicação das cartas de controle se consolidou durante a 2ª Era da Qualidade – entre 1960 e 1970 – que ficou conhecida por ser a era do controle estatístico. Com o passar dos anos e o surgimento de novas eras, como a 3ª, 4ª e 5ª (atual), os métodos de controle foram avançando de modo proporcional (MENDES, 2007). Posteriormente, será analisado a aplicação do CEP na nova era industrial (indústria 4.0).

2.2 INDÚSTRIA 4.0

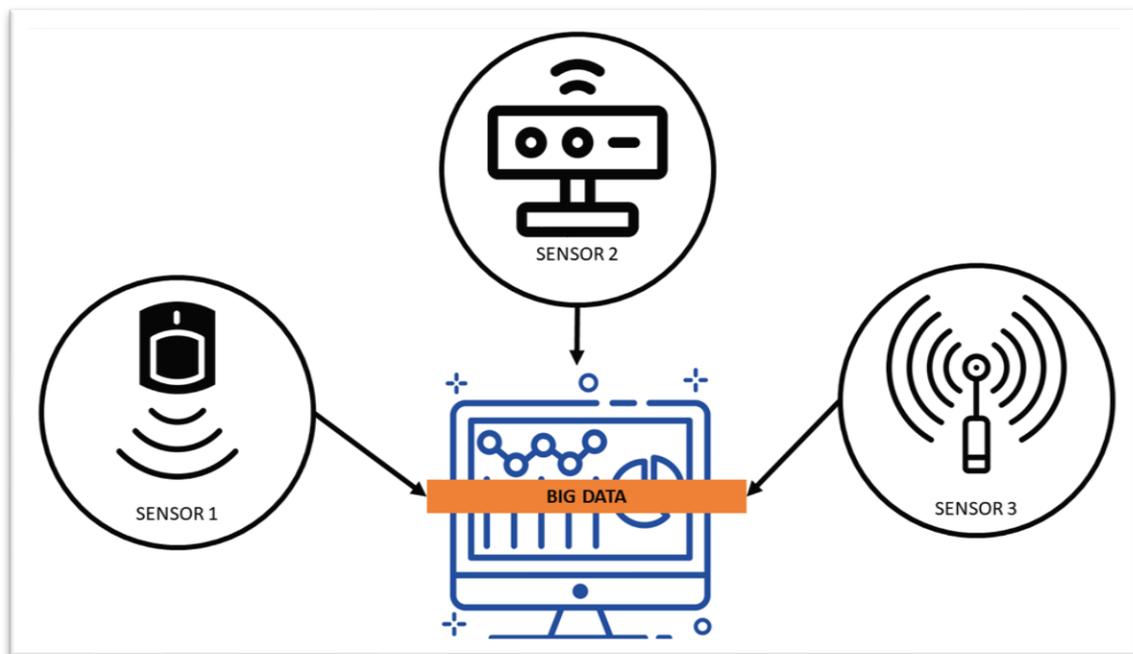
Segundo Hermann, Pentek e Otto (2016), o termo Indústria 4.0 surgiu a primeira vez durante a Feira de Hannover que ocorreu na Alemanha em 2011, se originando do programa industrial do país chamado “*Industrie 4.0*”. Desde seu primeiro anúncio, o tema é um dos tópicos mais discutidos entre os pesquisadores e empresários industriais (HERMANN; PENTEK; OTTO, 2016). O termo é utilizado para descrever a implementação de dispositivos “inteligentes” que podem se comunicar de forma autônoma ao longo da cadeia produtiva (SANTOS et al., 2018). Segundo Zawadzki e Zywicki (2016), a Indústria 4.0 assume a preparação de uma manufatura informatizada, garantindo flexibilidade e alta eficiência de produção.

A expressão engloba um conjunto de tecnologias – como ciência de dados, inteligência artificial e internet das coisas – com o propósito de revolucionar a indústria, através do monitoramento contínuo de dados e automação plena dos processos, buscando acompanhar as novas exigências do mercado quanto à qualidade e inovação dos produtos, promovendo fábricas com autoconsciência, auto previsão, auto comparação, autoconfiguração e autoconservação (LEE; KAO; YANG, 2014). Como disse Santos et al. (2018): “em outras palavras, a Indústria 4.0 representa uma evolução natural dos sistemas industriais anteriores, desde a mecanização do trabalho ocorrida no século XVIII até a automação da produção atualmente”.

As tecnologias que fazem parte da indústria 4.0 podem ser definidas como:

- Big Data – trata-se da sistematização da informação gerada por um grande volume de dados, que muitas vezes são também velozes (em tempo real) e demasiadamente variados (MARQUESONE, 2016). Usando sensores apropriados, vários sinais como vibração, pressão, temperatura e umidade, por exemplo, podem ser extraídos. Desta forma, protocolos de comunicação ajudam os usuários a registrar os sinais do controlador. Quando todos os dados são agregados, essa fusão é chamada de “Big Data” (LEE; KAO; YANG, 2014). A Figura 3 busca ilustrar o conceito.

Figura 3 - Esquema explicativo do conceito de Big Data.

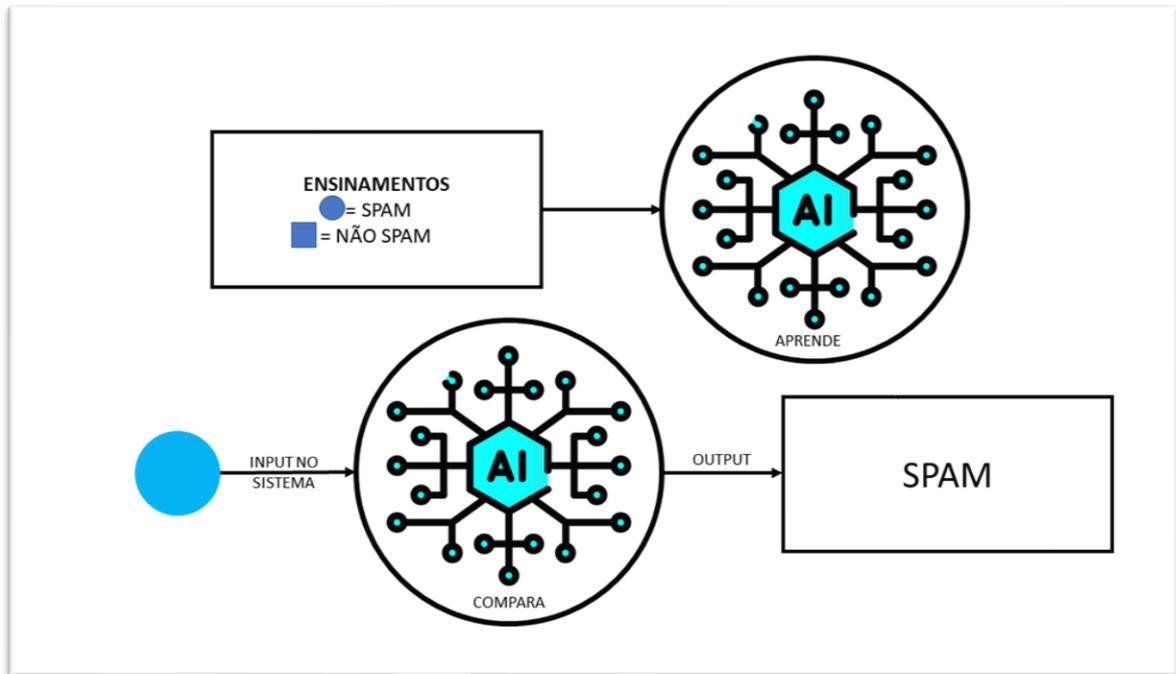


Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

A Figura 3 mostra a sistematização de dados fornecidos por fontes (sensores) diversos.

- Inteligência Artificial – um campo de conhecimento que oferece modelos de apoio à decisão e ao controle com base em fatos e conhecimentos empíricos e teóricos, mesmo que apoiados em dados incompletos (SELLITTO, 2002). Entende-se como algoritmos complexos encadeados como redes neurais, sendo capazes de aprender e subsidiar a tomada de decisão baseada em dados fornecidos. Possui conceitos como “*machine learning*” – que significa “aprendizagem de máquina” e consiste na aprendizagem baseada em dados fornecidos como “entrada” gerando “saídas” que solucionam o problema apresentado – e “*deep learning*” que soluciona temas mais profundos como reconhecimento de fala e identificação de imagens (DAMACENO, 2018). A Figura 4 apresenta o conceito.

Figura 4 - Esquema explicativo do conceito de Inteligência Artificial.

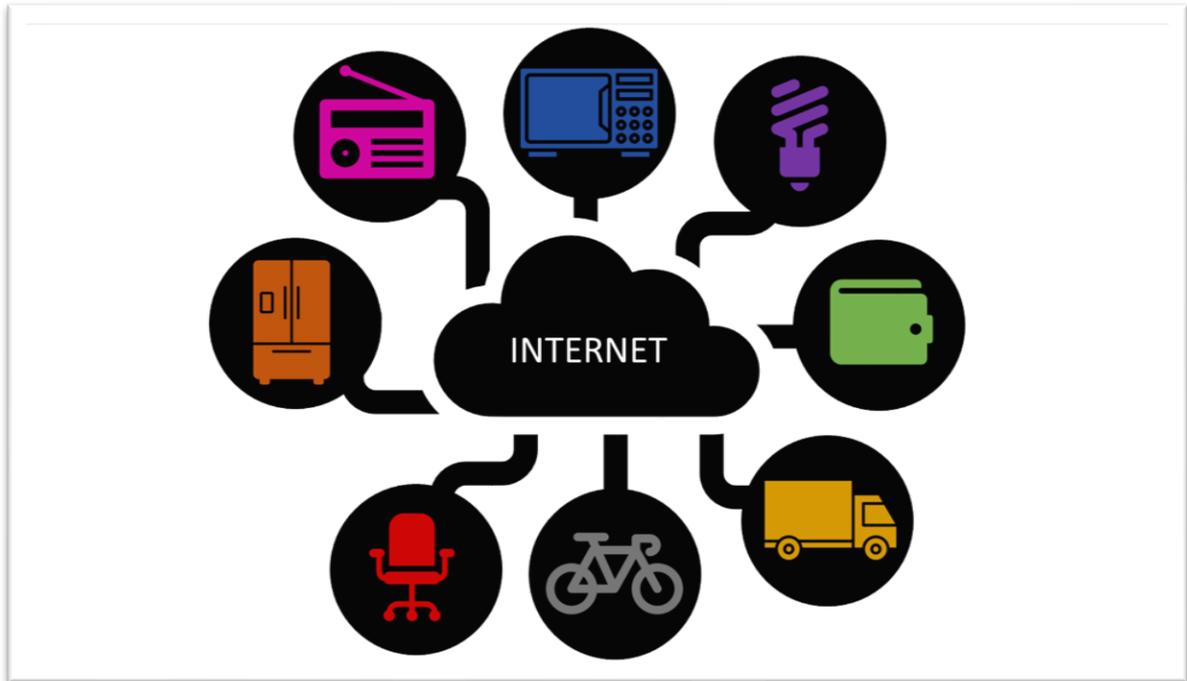


Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

A Figura 4 mostra a capacidade de aprendizagem de um algoritmo de Inteligência Artificial.

- Internet das Coisas – definição que evoca objetos que estão conectados a uma rede gerando dados informacionais como, por exemplo, uma palmilha inteligente que diz quantos passos um indivíduo deu em determinado dia (MAGRANI, 2018). Para Santos (2016), o termo trata-se de um conceito mais amplo do que já conhecemos como internet atualmente, vez que proporciona a qualquer objeto com capacidade computacional e de comunicação a possibilidade de se conectarem à internet. Ainda na visão dele, o conceito surgiu devido ao avanço de áreas como microeletrônica, sistemas embarcados e sensoriamento. A Figura 5 esquematiza o conceito.

Figura 5 - Esquema explicativo do conceito de Internet das Coisas.



Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

A Figura 5 mostra como todos os objetos do cotidiano podem possuir conectividade com a internet, desde que possuam capacidade computacional instalada.

Desta maneira, é notório a mudança nos processos fabris. Reis e Gins (2017) trazem a ideia de que o monitoramento de processos deve combinar dados com tecnologia e visão analítica, de forma a aplicar os conhecimentos desenvolvidos desde a criação do gráfico de controle por Shewhart em 1920 no contexto da indústria 4.0. Para Ge (2017), com o avanço da indústria 4.0, o registro e coleta de dados se tornou mais fácil, mas sua interpretação não. Desta forma, as tecnologias de mineração de dados ofereceram suporte ao aperfeiçoamento de métodos de controle estatístico de processos já existentes e, com isso, chegou-se em possibilidades de aplicação mais complexas.

A metodologia compreende o método e a estruturação da pesquisa e é objeto da seção 3.

3 METODOLOGIA

Esta seção apresenta a classificação da pesquisa, bem como o método utilizado na obtenção de seus resultados.

3.1 CLASSIFICAÇÃO DA PESQUISA

A pesquisa possui abordagem qualitativa, já que se preocupa em trazer compreensão dos conceitos, tendências e discussões importantes, sem representação numérica significativa. É, ainda, uma pesquisa de natureza básica, pois apresenta conhecimentos que se fazem benéficos ao avanço da ciência (SILVEIRA e CÓRDOVA, 2009).

Para Gil (2007), uma pesquisa exploratória visa aproximar o tema do pesquisador e leitor, tornando-o explícito. A presente pesquisa tem exatamente este objetivo, buscando familiaridade com o assunto em questão por meio de uma revisão sistemática da literatura nas bases de dados indexadas *Web Of Science* e *Scopus* – o que também a classifica como pesquisa bibliográfica, quanto aos procedimentos (FONSECA, 2002). Outra forma de explorar o tema foi através de uma entrevista roteirizada com um representante do setor empresarial que pôde trazer um objeto real para análise. A Figura 6 representa bem as classificações.

Figura 6 - Classificação da pesquisa.



Fonte: Elaborado pelo autor (2021).

3.2 MÉTODO DA PESQUISA

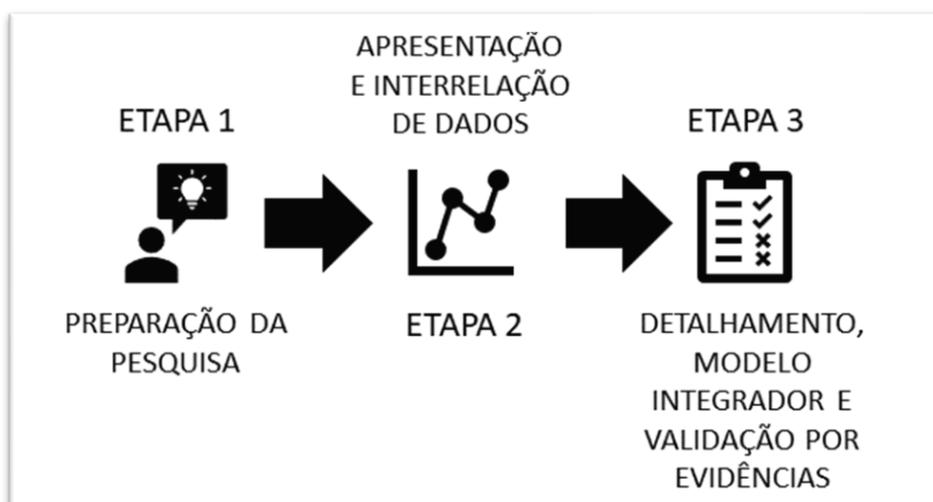
O tempo inteiro somos inundados por informações, inclusive em meio acadêmico. A ciência vai se renovando diariamente e, de modo paradoxal, estar informado se torna ainda mais difícil (MOREIRA, 2008). Antes do início de uma pesquisa, é fundamental o entendimento do conhecimento pré-existente sobre o tema (GARCIA e RAMIREZ, 2005) e para que este entendimento tenha robustez e apresente dados confiáveis de autores respeitados, optou-se por realizar uma revisão sistemática da literatura e utilizou-se como método a Teoria do Enfoque Meta-Analítico Consolidado (TEMAC) (MARIANO e ROCHA, 2017).

3.2.1 Teoria do Enfoque Meta-Analítico Consolidado (TEMAC)

A teoria desenvolvida por Mariano e Rocha (2017) é uma técnica de revisão sistemática para uma busca inteligente do estado da arte disponível nas principais bases de dados disponíveis ao pesquisador.

Dividido em três partes, a teoria é embasada nos seis atributos importantes na avaliação do documento científico apresentado por Abramo e D'Angelo (2011) – precisão, robustez, validade, funcionalidade, tempo e custos. Tendo por objetivo garantir que esses pontos fundamentais na avaliação da qualidade de um artigo científico sejam levados em consideração, a teoria busca analisar os dados apresentados por bases diversas e oferece diversas possibilidades de interrelações e inferências sobre o tema, além de possuir etapas claras e ser respaldado em teorias bibliométricas. As três etapas da metodologia são: preparação; apresentação e interrelação dos dados, e; detalhamento, modelo integrador e validação por evidências (MARIANO e ROCHA, 2017). Estas estão representadas na Figura 7.

Figura 7 - Etapas do TEMAC.



Fonte: Adaptado de MARIANO e ROCHA (2017).

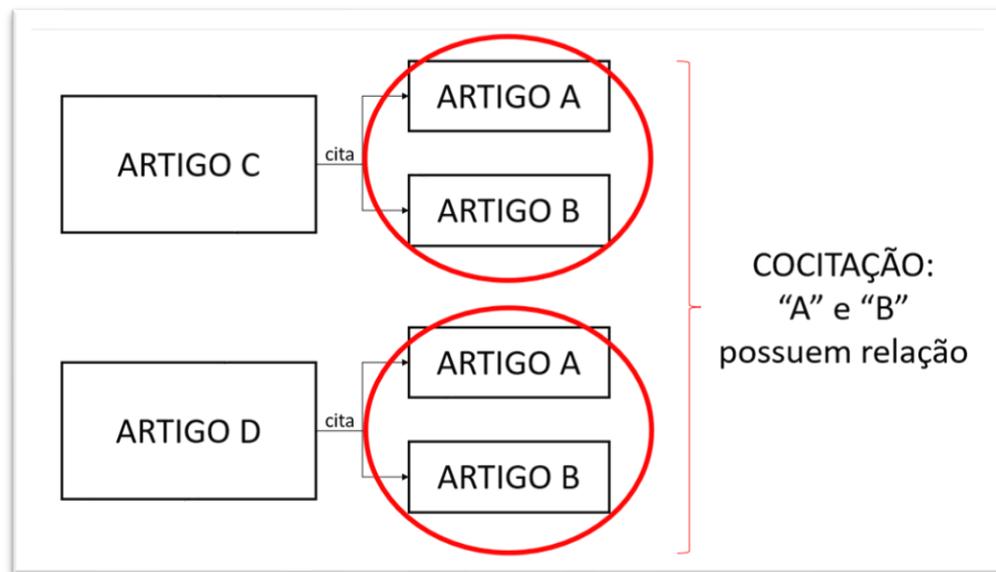
De forma prática, as etapas são cumpridas da seguinte forma:

- **Etapa 1** – busca definir as palavras-chave, o lapso temporal, as bases de dados e as áreas do conhecimento que serão utilizadas na busca, de forma a filtrar os resultados e otimizar as análises. Neste passo, foram feitas sucessivas buscas até se optar por “*statistical quality control*” OR “*statistical process control*” AND “*industry 4.0*” OR “*big data*” como objeto de busca principal, já que o objetivo é compreender como o CEP está sendo empregado na indústria 4.0 sob uma perspectiva de dados. A primeira busca foi feita com base em todo período possível (2011-2021), que resultou na conclusão de que os dados ganharam mais robustez nos últimos 5 (cinco) anos. Desta forma, o lapso temporal foi de 2016 a 2021 com o objetivo de afunilar os resultados e compreender o cenário mais recente possível. Por fim, a área do conhecimento foi “engenharia” para que fosse possível visualizar artigos mais estratégicos.
- **Etapa 2** – apresenta uma visão geral do tema, buscando demonstrar sua evolução, relacionando dados e conceitos. Para isto, é possível utilizar: análise de revistas mais relevantes ou que mais publicaram sobre o tema, evolução do tema ano a ano, documentos mais citados, autores que mais publicaram ou que mais foram citados, países ou instituições que mais publicaram, conferências que mais contribuíram, agências que mais financiaram pesquisas no setor, áreas de maior interesse no tema ou, por fim, frequência de palavras-chave.
- **Etapa 3** – visa observar através de análise bibliométrica (cocitação, *coupling*, coautoria, co-ocorrência e outros) os principais resultados, identificando as relações entre os autores, referências e países na literatura, seja por colaboração ou citação. Esta etapa apresenta as abordagens dos artigos, destacando suas linhas de pesquisa e validando resultados por evidências, demonstrando implicações de fontes diversas (como *Web Of Science* e *Scopus*, por exemplo).

Este trabalho se aterá às análises bibliométricas de cocitação e de *coupling* e seus conceitos estão especificados a seguir.

Segundo Small (1973), cocitação é uma análise bibliométrica que evidencia uma citação conjunta de dois artigos específicos de modo repetido pela comunidade científica. Isto é, quanto maior o número de trabalhos que citam dois autores de maneira simultânea, maior a intensidade de cocitação. Desta maneira, quanto maior o número de vezes que dois documentos sejam citados em conjunto, maior a chance de terem conteúdo relacionado (BELLARDO, 1980). O esquema da Figura 8 apresenta este conceito.

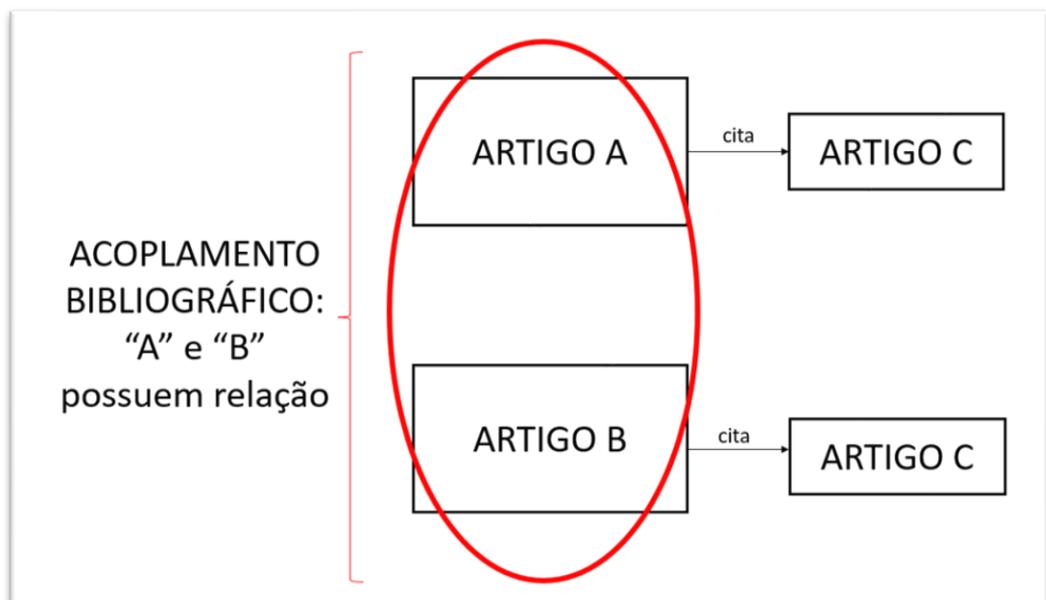
Figura 8 - Esquema de entendimento do conceito "cocitação".



Fonte: Adaptada de Small (1973).

Por outro lado, a análise de *bibliographic coupling*, ou “acoplamento bibliográfico” no português, se baseia nas referências das obras para identificar relação entre elas. Ocorre quando duas ou mais obras fazem referência a uma terceira. Diz-se, então, que dois documentos são acoplados bibliograficamente se, e somente se, possuem pelo menos uma referência em comum (SMALL, 1973). O esquema da Figura 9 demonstra o conceito.

Figura 9 - Esquema de entendimento do conceito "acoplamento bibliográfico".



Fonte: Adaptada de Small (1973).

Assim, o acoplamento bibliográfico traz as frentes de pesquisa enquanto a cocitação traz as abordagens mais utilizadas (VOGEL e GUTTEL, 2013).

Estas análises bibliométricas podem gerar análises de agrupamentos temáticos chamados “clusters”. Segundo Haldiki, Batistakis e Vazirgiannis (2001), a análise a partir dos clusters é uma técnica muito utilizada para descobrir agrupamentos e padrões na mineração de dados.

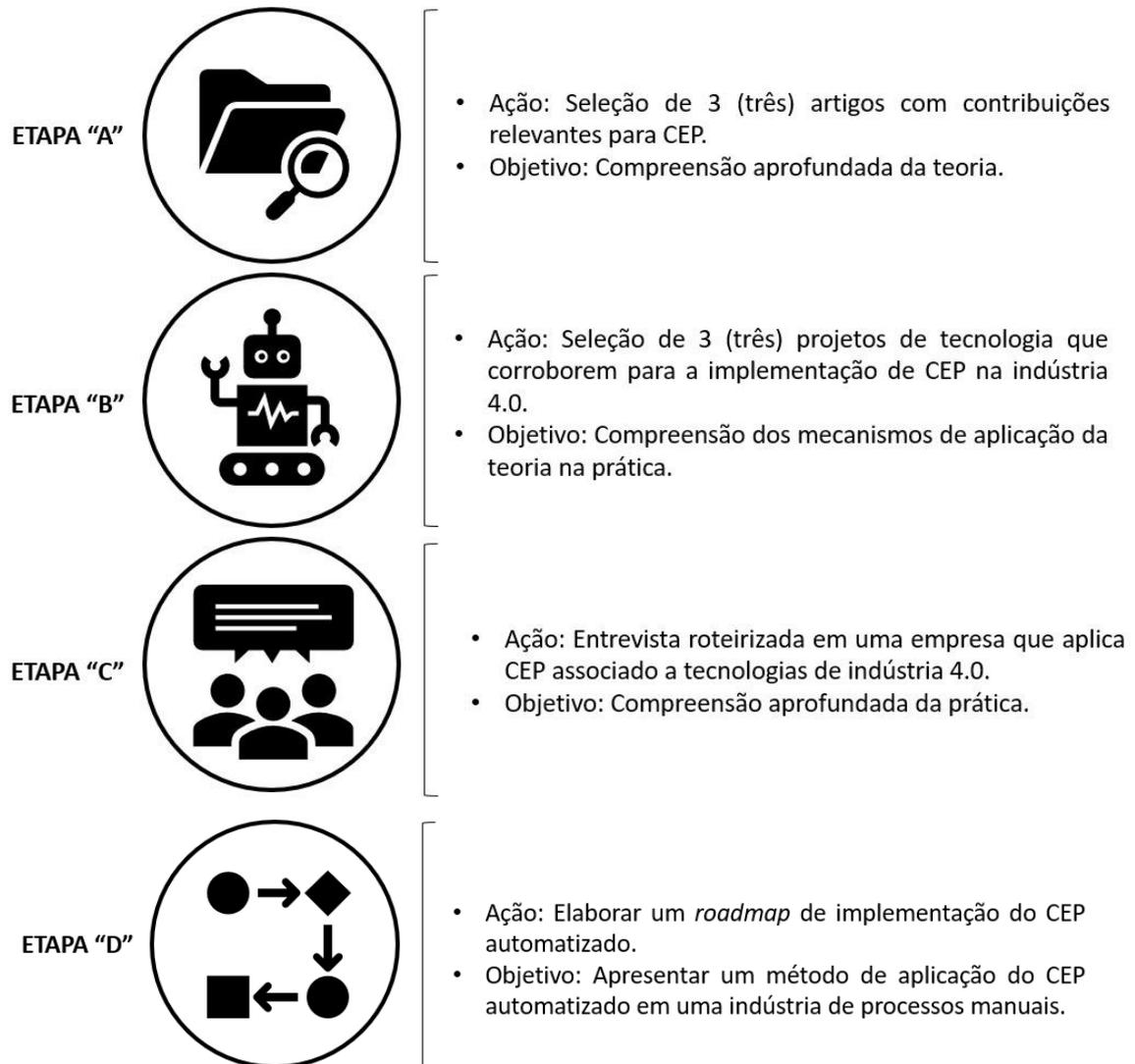
Com base nestes resultados, é possível elaborar o que se chama de “modelo integrador”. Este modelo, que pode ser apresentado através de uma figura ou mapa mental, trata-se de um panorama geral de análise correlacionando todos os macros temas que são resultado da pesquisa (MARIANO e ROCHA, 2017).

O item 3.2.2 apresenta de que forma foi analisado a aplicabilidade do CEP no contexto da Indústria 4.0.

3.2.2 Análise de aplicabilidade

Para atender ao objetivo de apresentar as aplicações do CEP na indústria 4.0, optou-se por filtrar estudos de caso utilizando a busca realizada com TEMAC. Além disso, foi feita algumas pesquisas em sites de empresas e institutos de pesquisa brasileiros utilizando “indústria 4.0” e “monitoramento de processos” como objeto da busca, com o objetivo de compreender quais produtos estão sendo criados no setor inovativo para fomentar este avanço tecnológico no país e que podem servir de ponto de partida na implementação do controle estatístico de processos automatizado. Por fim, foi feita uma entrevista com o supervisor de operações de uma empresa multinacional de e-commerce, com o objetivo de comparar a aplicabilidade do CEP na empresa brasileira e a mesma empresa na Inglaterra. A Figura 10 resume essas etapas.

Figura 10 - Etapas da análise de aplicabilidade.



Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

Desta forma, cumpriu-se os seguintes passos:

- a) Seleção de 3 (três) artigos resultantes do TEMAC que pudessem contribuir na compreensão da aplicação das tecnologias de inteligência artificial, internet das coisas e big data associado às ferramentas de controle de processos. Cada artigo focaliza em uma dessas tecnologias. Após a realização do TEMAC com as palavras-chave selecionadas e, a partir de seus resultados, foram feitas novas pesquisas para a seleção dos artigos de análise. Foram realizadas três buscas nas bases indexadas de dados, que se realizaram da seguinte forma:

- Inserção de ***“statistical quality control” OR “statistical process control” AND “industry 4.0” OR “artificial intelligence”*** como palavras-chave da busca com o objetivo de encontrar um artigo focalizado em inteligência artificial. O artigo

com exemplos de aplicação que é o mais bem citado do resultado foi selecionado.

- Inserção de “*statistical quality control*” OR “*statistical process control*” AND “*industry 4.0*” OR “*big data*” como palavras-chave da busca com o objetivo de encontrar um artigo focalizado em big data. O artigo com exemplos de aplicação que é o mais bem citado do resultado foi selecionado, excluindo o artigo que já havia sido selecionado para a primeira análise.
 - Inserção de “*statistical quality control*” OR “*statistical process control*” AND “*industry 4.0*” OR “*internet of things*” como palavras-chave da busca com o objetivo de encontrar um artigo focalizado em internet das coisas. O artigo com exemplos de aplicação que é o mais bem citado do resultado foi selecionado.
- b) Pesquisa em sites de empresas e institutos de pesquisa buscando tecnologias habilitadoras da indústria 4.0 que contribuíssem para monitorar processos a distância e/ou em tempo real. Neste ponto, foi utilizada a amostra por conveniência, uma vez que o instituto pesquisado permitiu facilidade de acesso à informação;
- c) Entrevista com o supervisor de operação de uma empresa multinacional de e-commerce com o objetivo de compreender a diferença entre o monitoramento de processos semiautomatizado e o totalmente automatizado, bem como a realidade em um galpão de pequeno e grande porte. A entrevista seguiu um roteiro de perguntas que abordam o entendimento dos processos internos da organização, além dos mecanismos de controle utilizados. O roteiro completo encontra-se no Apêndice A.
- d) Elaboração, em forma de quadro, de um *roadmap* que demonstre como aplicar o CEP automatizado em uma empresa de processos manuais. Esta etapa utiliza como base todas as etapas anteriores.

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Esta seção apresenta o resultado da revisão sistemática da literatura, utilizando o método TEMAC.

4.1 PREPARAÇÃO DA PESQUISA

A presente pesquisa utilizou como bases principais de dados as plataformas *Scopus* e *Web Of Science*, como palavra-chave central o termo “*statistical quality control*” e “*statistical process control*”. De forma geral, os artigos mais recentes e mais citados dessa categoria, remetiam às ideias da quarta revolução industrial. Tratando-se de uma análise de ferramentas estatísticas, os principais artigos traziam ideias de dados altamente volumosos. Assim, como forma de associação, decidiu-se buscar os termos associados a “*industry 4.0*” ou “*big data*”. As aspas duplas indicam termos compostos. Na primeira busca, o espaço temporal foi todo espaço temporal possível (2011-2021) e os resultados estão listados na Tabela 1.

Tabela 1 - Resultado das buscas nas bases de dados sem refinamento.

Palavras-chave	Base de dados	
	WoS	Scopus
“ <i>statistical quality control</i> ”	1.027	16.347
“ <i>statistical quality control</i> ” AND “ <i>industry 4.0</i> ”	1	136
“ <i>statistical quality control</i> ” AND “ <i>industry 4.0</i> ” OR “ <i>big data</i> ”	9	432
“ <i>statistical process control</i> ”	6.695	26.499
“ <i>statistical process control</i> ” AND “ <i>industry 4.0</i> ”	35	271
“ <i>statistical process control</i> ” AND “ <i>industry 4.0</i> ” OR “ <i>big data</i> ”	97	937
“ <i>statistical quality control</i> ” OR “ <i>statistical process control</i> ”	7.570	37.119
“ <i>statistical quality control</i> ” OR “ <i>statistical process control</i> ” AND “ <i>industry 4.0</i> ” OR “ <i>big data</i> ”	104	1.204

Fonte: Elaborado pelo autor (2021).

Percebendo que os dados se concentram principalmente nos últimos 5 (cinco) anos e, tendo em vista que o objetivo da presente pesquisa é entender as tendências mais recentes, filtrou-se pelos anos de 2016 a 2021. Estes resultados estão exibidos na Tabela 2. Depois disso, utilizou-se a última busca para novos refinamentos.

Tabela 2 - Resultado das buscas nas bases de dados com refinamento de data.

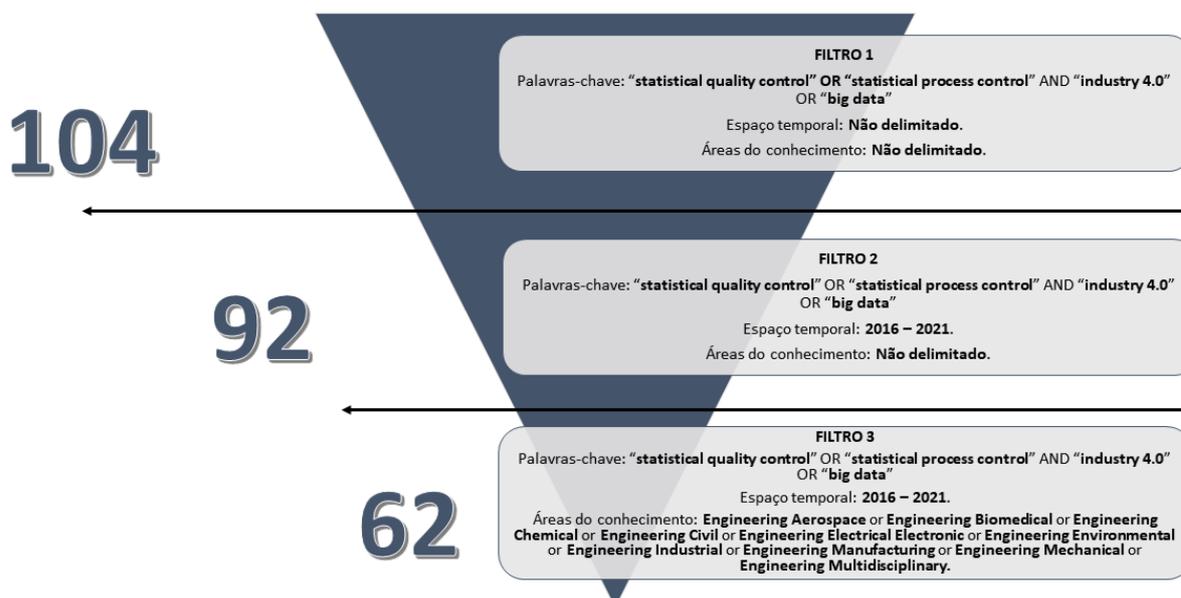
Palavras-chave	Base de dados	
	WoS	Scopus
“ <i>statistical quality control</i> ”	240	5.399
“ <i>statistical quality control</i> ” AND “ <i>industry 4.0</i> ”	1	134
“ <i>statistical quality control</i> ” AND “ <i>industry 4.0</i> ” OR “ <i>big data</i> ”	7	403
“ <i>statistical process control</i> ”	2.170	8.833
“ <i>statistical process control</i> ” AND “ <i>industry 4.0</i> ”	35	269
“ <i>statistical process control</i> ” AND “ <i>industry 4.0</i> ” OR “ <i>big data</i> ”	86	887
“ <i>statistical quality control</i> ” OR “ <i>statistical process control</i> ”	2.372	12.203
“ <i>statistical quality control</i> ” OR “ <i>statistical process control</i> ” AND “ <i>industry 4.0</i> ” OR “ <i>big data</i> ”	92	1.134

Fonte: Elaborado pelo autor (2021).

Como forma de filtrar os resultados em busca do entendimento específico da área da tecnologia e buscando artigos com visões mais estratégicas, utilizou-se a área de pesquisa “*Engineering*” em ambas as plataformas.

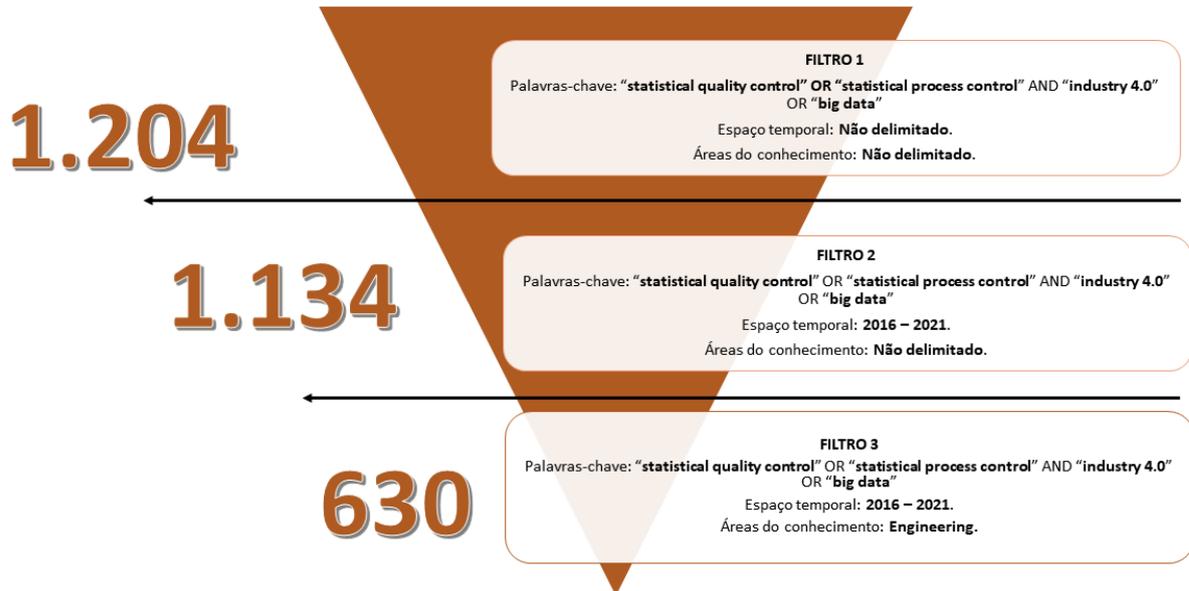
As Figuras 11 e 12 mostram o refinamento sucessivo dos dados. A Figura 11 traz os resultados da busca pelo *Web Of Science* e a Figura 12 traz os resultados da busca feitos pela *Scopus*.

Figura 11 - Refinamento sucessivo da pesquisa na plataforma *Web of Science*.



Fonte: Elaborado pelo autor (2021).

Figura 12 - Refinamento sucessivo da pesquisa na plataforma *Scopus*.



Fonte: Elaborado pelo autor (2021).

Estes dados são subsídio de análise das próximas seções.

4.2 APRESENTAÇÃO E INTERRELAÇÃO DE DADOS

Com os resultados encontrados nas Figuras 11 e 12 é possível observar quais áreas de pesquisa são mais relevantes, os países que mais publicaram, a evolução temporal das publicações, os principais autores, documentos mais citados e outros. Estes pontos estão destacados a seguir.

4.2.1 Áreas de Pesquisa

As principais áreas associadas possuem titularidades diferentes nas bases analisadas e, portanto, podem englobar subáreas diferentes. Porém, ao analisar os resultados de ambas, é possível perceber certa coincidência nos resultados, vez que "Engenharia" ocupa as primeiras posições em ambos os *rankings*. Computação também pode ser percebida como uma área de pesquisa recorrente. Vale o destaque para temas de Engenharia Química, onde as ferramentas de controle estatístico de processos são frequentemente aplicadas e que aparecem como áreas de registros que mais se repetem. As tabelas com as dez áreas de pesquisa mais frequentes nas

plataformas são a 3 e a 4. A Tabela 3 demonstra os dados da *Web Of Science* (WoS) e a Tabela 4 apresenta os dados da *Scopus*.

Tabela 3 - Áreas da *Web Of Science* com mais publicações na busca.

Área de Pesquisa	Contagem de registros
Engineering Industrial	25
Engineering Chemical	14
Engineering Electrical Electronic	12
Engineering Manufacturing	12
Operations Research Management Science	12
Statistics Probability	9
Engineering Multidisciplinary	7
Automation Control Systems	6
Computer Science Artificial Intelligence	6
Computer Science Interdisciplinary Applications	6

Fonte: Base *Web Of Science*. Elaborado pelo autor (2021).

Tabela 4 - Áreas da *Scopus* com mais publicações na busca.

Área de Pesquisa	Contagem de registros
Engineering	630
Computer Science	288
Decision Sciences	96
Mathematics	93
Business Management and Accounting	92
Materials Science	78
Physics and Astronomy	58
Chemical Engineering	50
Energy	34
Chemistry	29

Fonte: Base *Scopus*. Elaborado pelo autor (2021).

As áreas de pesquisa acima remetem, de modo geral, a temas de automação, engenharia, matemática e até mesmo gestão, o que faz total sentido no contexto analisado.

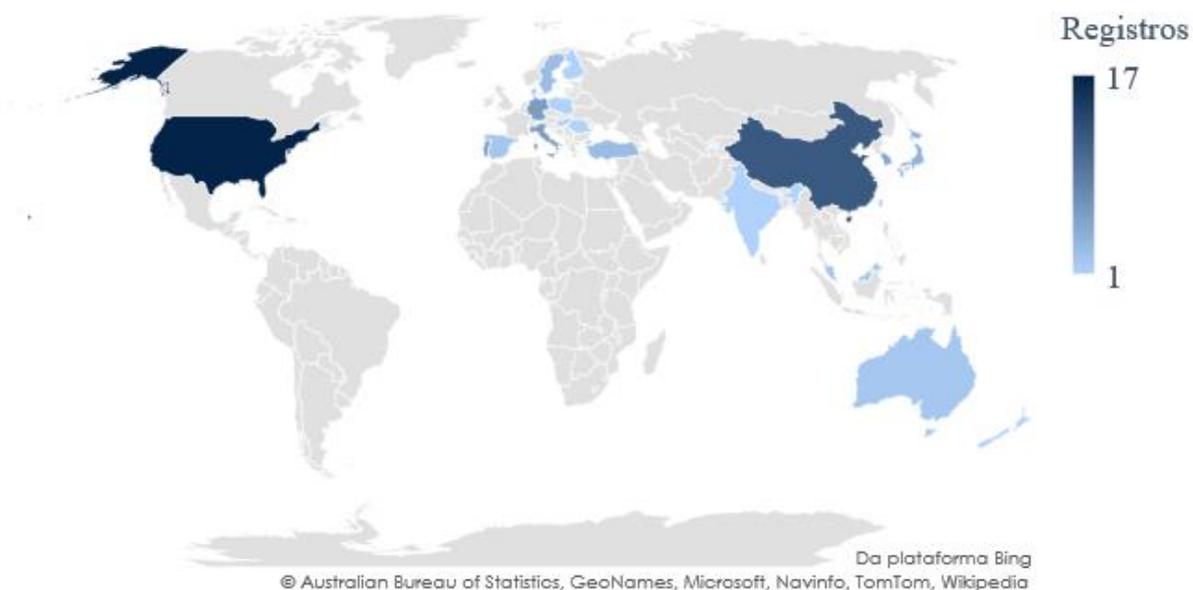
4.2.2 Países que mais publicaram

Os países que mais publicaram têm certa vantagem mundial no avanço da quarta revolução industrial e, como esperado, são as principais potências mundiais: Estados Unidos (EUA) e China. Na *Scopus*, a China ocupa a primeira posição e EUA ocupa a segunda – na *Web Of Science* ocorre justamente o inverso. Ambos são responsáveis juntas por aproximadamente 50% das publicações em ambas as plataformas de busca analisadas. Podemos destacar uma participação significativa de alguns países europeus também, como a Itália, que ocupou 3º lugar em publicações na *Scopus* e 4º na WoS.

O Brasil só aparece na lista da plataforma *Scopus*, ocupando a 18ª posição com apenas 12 documentos, demonstrando uma necessidade de investimento no setor.

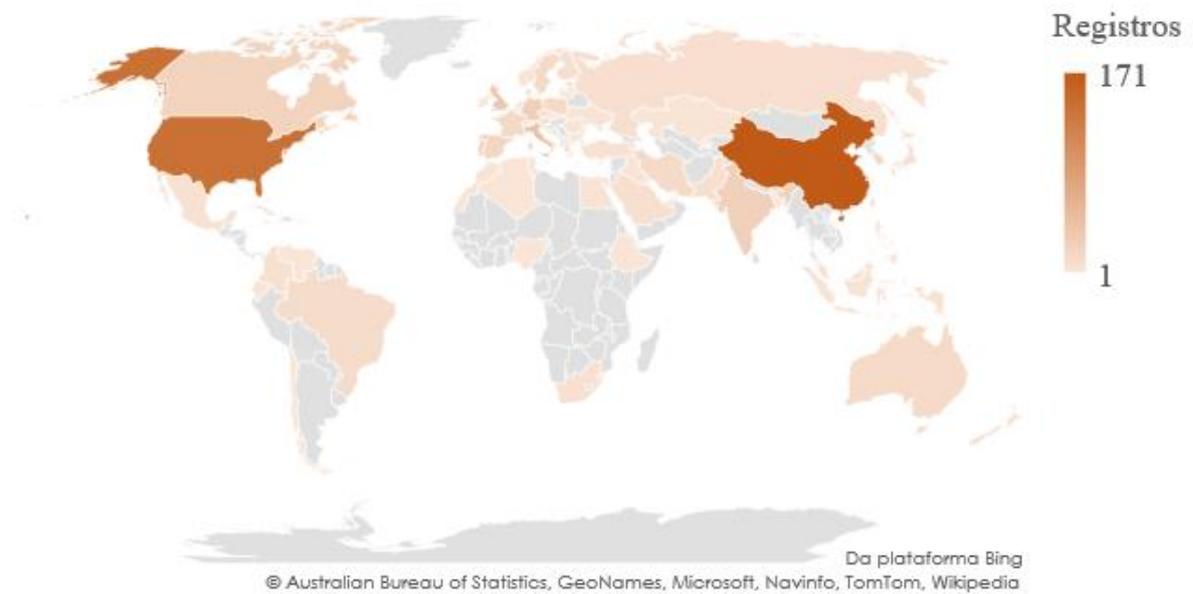
As Figuras 13 e 14 apresentam os dados de publicações registradas por plataforma, utilizando uma escala de cores.

Figura 13 - Países que mais publicaram na plataforma *Web Of Science*.



Fonte: Base *Web Of Science*. Elaborado pelo autor (2021).

Figura 14 - Países que mais publicaram na plataforma *Scopus*.

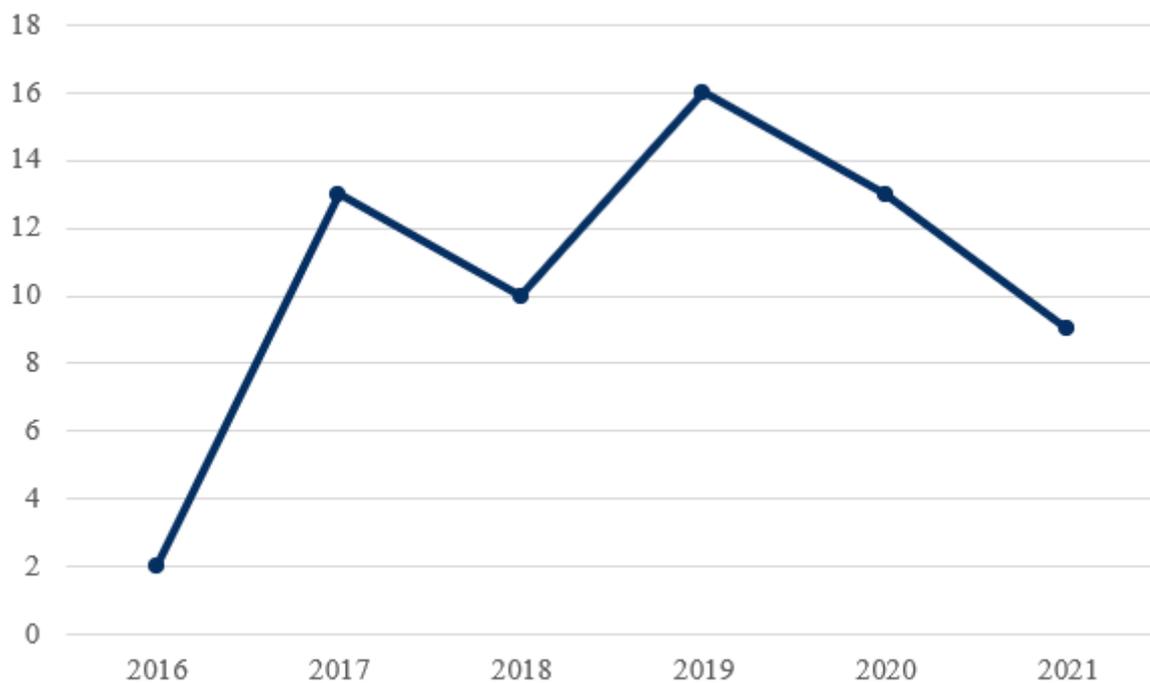


Fonte: Base *Scopus*. Elaborado pelo autor (2021).

4.2.3 Evolução temporal das publicações

Analisar publicações ao longo no tempo nos mostra a relevância do assunto em determinado período histórico. Desde 2010, percebe-se uma crescente revolução em âmbito industrial, a chamada Quarta Revolução Industrial. Os Gráficos 2 e 3 apresentam a evolução das publicações entre 2016 e 2021. O primeiro apresenta dados da WoS e o segundo da *Scopus*.

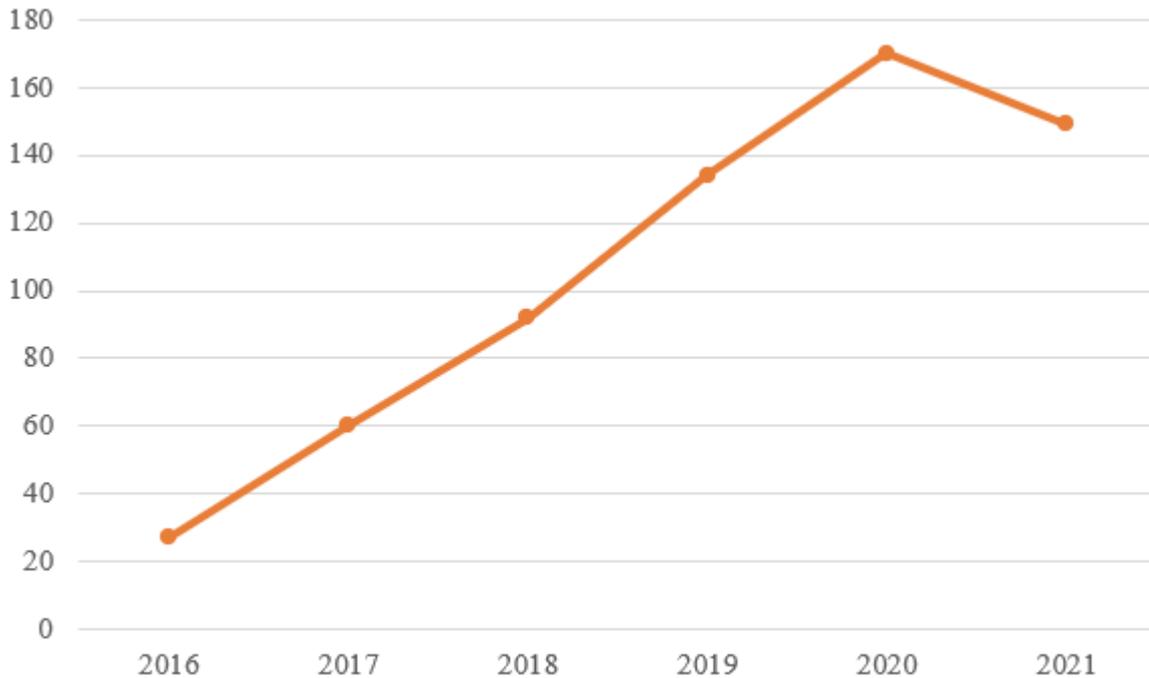
Gráfico 2 - Evolução temporal das publicações do tema na *Web Of Science*.



Fonte: Base *Web Of Science*. Elaborado pelo autor (2021).

Os dados da *Web Of Science* apresentam uma oscilação de queda de 2017 para 2018, seguido de uma crescente em 2019. Nos anos seguintes observa-se uma queda das publicações do tema. Já na *Scopus*, apresentada no Gráfico 3, a crescente é constante apresentando queda somente em 2021.

Gráfico 3 - Evolução temporal das publicações do tema na *Scopus*.



Fonte: Base *Scopus*. Elaborado pelo autor (2021).

Mesmo refinando dados mais recentes, em ambos os gráficos é possível notar uma propensão de crescimento das publicações do tema, indicando uma espécie de tendência. Nos anos de 2019 e 2020, nota-se uma vantagem significativa das publicações em relação aos anos anteriores. No ano de 2021, é apresentado dados incompletos (até novembro de 2021), o que justifica a queda analisada nos Gráficos 1 e 2.

4.2.4 Principais autores

Dentro do mundo acadêmico, é frequente a dificuldade de identificar grandes referências nos temas de pesquisa. Como forma de evitar que um grande autor que contribui muito na evolução do tema fique de fora de um determinado trabalho, é importante mapear os autores que mais publicam na área – facilitando a identificação de seus trabalhos e, conseqüentemente, da sua relevância para o meio. Os principais autores das duas plataformas encontram-se nas Tabelas 5 e 6.

Tabela 5 - Autores que mais publicaram na *Web Of Science*.

Autores	Registros
Reis MS	4
Liu KB	3
Testik MC	3
Xian XC	3
Baek JG	2
Bayer C	2
Cohen Y	2
Ding D	2
Fan JY	2
Funatsu K	2
Gernaey KV	2
Kaneko H	2
Kulahci M	2
Li J	2
Shu LJ	2
Singer G	2
Tsung F	2
Udugama IA	2
Wang AD	2
Alcala CF	1

Fonte: Base *Web Of Science*. Elaborado pelo autor (2021).

Tabela 6 - Autores que mais publicaram na *Scopus*.

Autores	Registros
Tsung, F.	14
Ge, Z.	9
Song, Z.	9
Megahed, F.M.	8
Qin, S.J.	7
Camacho, J.	6
Jones-Farmer, L.A.	6
Kulahci, M.	6
Galiano, A.	5
Massaro, A.	5
Reis, M.S.	5
Tong, C.	5
Wang, K.	5
Chang, E.	4
Colosimo, B.M.	4
Godina, R.	4
He, Y.	4
Hu, S.	4
Liu, K.	4
Liu, Q.	4

Fonte: Base *Scopus*. Elaborado pelo autor (2021).

Nota-se que o autor Reis, MS é um grande publicador nas duas bases, publicando 4 vezes na WoS e 5 vezes na *Scopus*. Ele faz parte do departamento de Engenharia Química da Universidade de Coimbra em Portugal. Já Tsung, F, que possui 14 registros na *Scopus* e 2 na WoS e também é um grande destaque, faz parte da Universidade de Ciência e Tecnologia de Hong Kong. Para uma análise completa, é importante compreender o olhar da ciência acerca desses autores através das citações de seus trabalhos e este é o tema da seção a seguir.

4.2.5 Documentos mais citados

As Tabelas 7 e 8 auxiliam na identificação de trabalhos mais citados no meio científico, demonstrando relevância e grande contribuição à academia. O autor Reis, MS. que aparece

como grande publicador, também é um autor bem citado com dois trabalhos nos 10 (dez) trabalhos mais citados da *Web Of Science*. Por outro lado, na *Scopus*, o autor Ge, Z. que aparece em segundo lugar entre os autores que mais publicam, possuindo 3 (três) trabalhos no *ranking* da plataforma.

Tabela 7 - Documentos mais citados na *Web Of Science*.

Título do documento	Autor(es)	Citações
Industrial Process Monitoring in the Big Data/Industry 4.0 Era: From Detection, to Diagnosis, to Prognosis	Reis, MS and Gins, G	95
Data-driven performance analyses of wastewater treatment plants: A review	Newhart, KB; Holloway, RW; (...); Cath, TY	72
<i>Big data</i> Analytics in Chemical Engineering	Chiang, L; Lu, B and Castillo, I	59
Assessing thermal comfort and energy efficiency in buildings by statistical quality control for autocorrelated data	Barbeito, I; Zaragoza, S; (...); Naya, S	22
Modeling and monitoring methods for spatial and image data	Colosimo, BM	18
<i>Big data</i> analytics for smart factories of the future	Gao, RX; Wang, LH; (...); Teti, R	17
Assessing the Value of Information of Data-Centric Activities in the Chemical Processing Industry 4.0	Reis, MS and Kenett, R	15
The Role of <i>Big data</i> in industrial (Bio)chemical Process Operations	Udugama, IA; Gargalo, CL; (...); Bayer, C	13
Toward understanding outcomes associated with data quality improvement	Hazen, BT; Weigel, FK; (...); Bradley, RV	12
A spatial-adaptive sampling procedure for online monitoring of <i>big data</i> streams	Wang, AD; Xian, XC; (...); Liu, KB	10

Fonte: Base *Web Of Science*. Elaborado pelo autor (2021).

Tabela 8 - Documentos mais citados na *Scopus*.

Título do documento	Autor(es)	Citações
Data Mining and Analytics in the Process Industry: The Role of Machine Learning	Ge, Z., Song, Z., Ding, S.X., Huang, B.	439
Machine learning in manufacturing: Advantages, challenges, and applications	Wuest, T., Weimer, D., Irgens, C., Thoben, K.-D.	367
Internet of things and supply chain management: a literature review	Ben-Daya, M., Hassini, E., Bahroun, Z.	288
Bayesian Networks in Fault Diagnosis	Cai, B., Huang, L., Xie, M.	210
In-process sensing in selective laser melting (SLM) additive manufacturing	Spears, T.G., Gold, S.A.	200
Emerging artificial intelligence methods in structural engineering	Salehi, H., Burgueño, R.	178
An optimization model for green supply chain management by using a <i>big data</i> analytic approach	Zhao, R., Liu, Y., Zhang, N., Huang, T.	142
Advances in Large-Scale Metrology – Review and future trends	Schmitt, R.H., Peterek, M., Morse, E., (...), Forbes, A., Estler, W.T.	126
Process Data Analytics via Probabilistic Latent Variable Models: A Tutorial Review	Ge, Z.	124
Review and <i>big data</i> perspectives on robust data mining approaches for industrial process modeling with outliers and missing data	Zhu, J., Ge, Z., Song, Z., Gao, F.	102

Fonte: Base *Scopus*. Elaborado pelo autor (2021).

A seção 4.3 apresenta a etapa 3 de aplicação do TEMAC.

4.3 DETALHAMENTO, MODELO INTEGRADOR E VALIDAÇÃO POR EVIDÊNCIAS

Para entendimento das tendências de tecnologias dentro de um setor através de revisões sistemáticas, uma ferramenta importante pode ser a bibliometria (GRÁCIO, 2016). As análises bibliométricas podem identificar relações entre trabalhos, demonstrando continuidade de

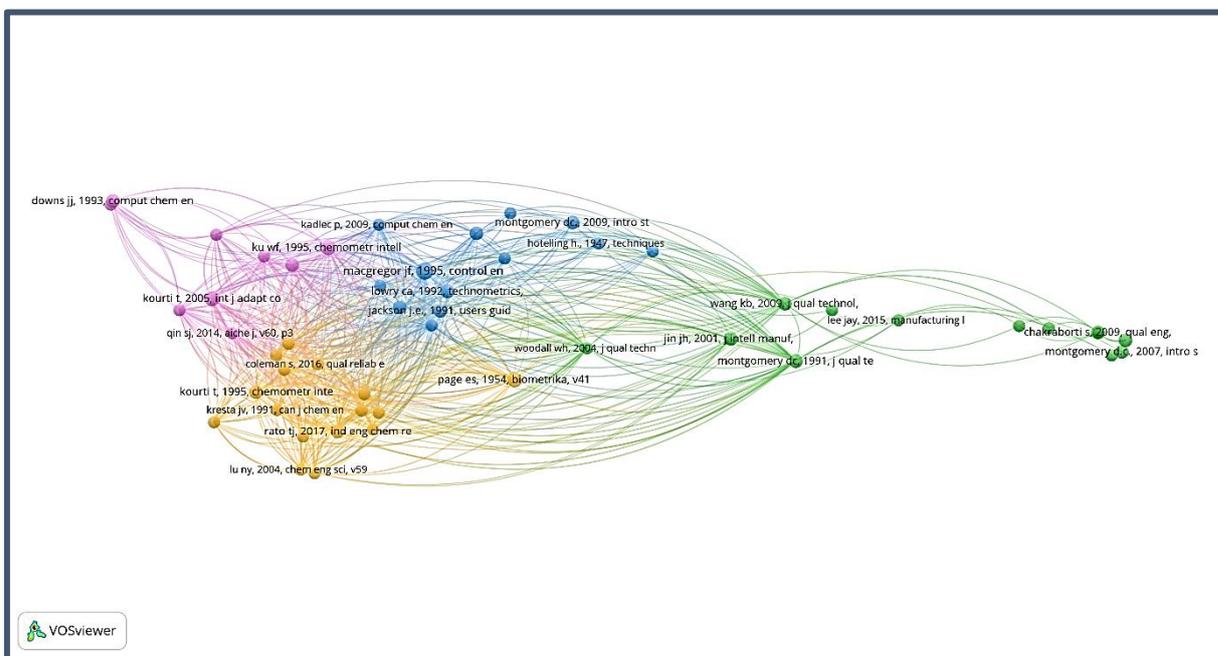
pesquisas, além de identificar obras com assunto bem próximo – indicando forte convergência das publicações para aquele viés (SMALL, 1973). Existem algumas análises bibliométricas relevantes, mas este trabalho se aterá à análise de cocitação e de acoplamento bibliográfico (*coupling*).

4.3.1 Cocitação

Segundo Small (1973), cocitação é uma análise bibliométrica que relaciona dois artigos através de citações conjuntas repetidas.

No presente estudo, é possível utilizar os dados da plataforma para uma observação desta relação e os resultados estão apresentados nos mapas de redes a seguir.

Figura 15 - Mapa de redes de cocitação da base Web of Science.



Fonte: Base *Web Of Science*. Elaborado pelo autor no software VOSviewer (2021).

A Figura 15 demonstra a presença de 4 (quatro) clusters e foi construído com base nos dados da *Web Of Science*, o que significa que os artigos podem se agrupar em quatro grandes temas. São estes:

- O cluster 1, em rosa, é constituído por artigos que discorrem acerca de modelos estatísticos de controle de processos, trazendo uma perspectiva multivariável em diversos setores – industriais, ambientais ou agrários. Cada artigo objetiva definir um método e finalizam provando sua efetividade. Um exemplo pode ser destacado por

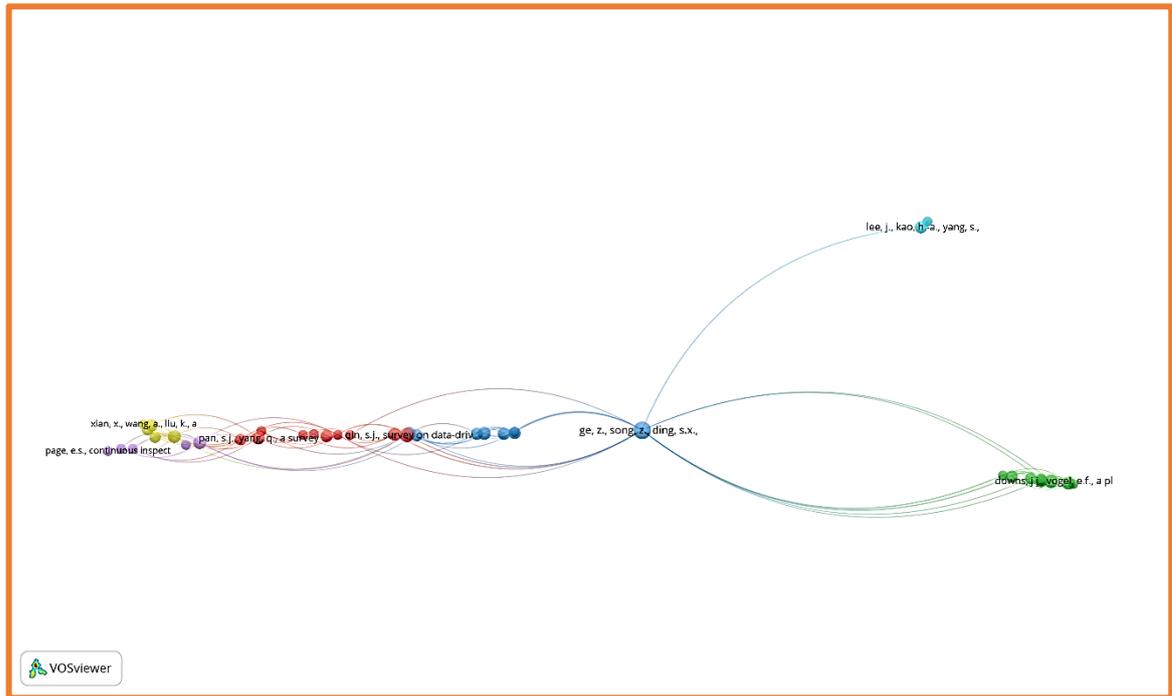
Downs e Vogel (1993) que fala sobre a aplicação de um desses modelos em um processo químico – isso porque processos químicos tendem a contemplar variáveis diversas como pressão, volume, temperatura e umidade, por exemplo.

- O cluster 2, em azul, apresenta modelos de aplicação multivariável de controle estatístico de processos, mas com uma coletânea de vários, entregando ao leitor diversas opções e suas respectivas aplicações. São livros, artigos ou outros textos com objetivo de aproximar o leitor do tema. Um exemplo é o livro do Montgomery (2009).
- O cluster 3, em amarelo, apresenta artigos que falam de necessidades de otimização dos modelos existentes e propõem melhorias técnicas, gerenciais e econômicas em modelos – principalmente gráficos de controle – já existentes. Uma aplicação pode ser trazida por Kourti e MacGregor (1995) que descreve o monitoramento de um processo de polimerização contínua através da análise de dados do craqueamento catalítico – um processo que, através de catalisadores, quebra moléculas dos compostos para transformar frações pesadas em mais leves.
- O cluster 4, em verde, mostra em sua maioria modelos estatísticos mais robustos e com aplicação computacional, inclusive já no âmbito da indústria 4.0. Destacam a necessidade de redução da variabilidade para o alcance da qualidade total. É o que traz o artigo de Lee, Bagheri e Kao (2015) que fala sobre sistemas ciberfísicos para integrar computação, comunicação e controle de processos físicos através de redes.

As diversas linhas que ligam os clusters demonstram forte relação entre os macrotemas e a intensa relação de citação entre os autores envolvidos, o que demonstra não haver uma referência máxima, mas sim uma troca entre os estudiosos do setor.

Na Figura 16, encontra-se o mapa de redes com a *Scopus* como fonte.

Figura 16 - Mapa de redes de cocitação da base Scopus.



Fonte: Base *Scopus*. Elaborado pelo autor no software VOSviewer (2021).

Como a *Scopus* possui bem mais resultados, obteve-se a formação de 5 (cinco) clusters, mostrando os temas principais e que tiveram suas referências citadas em conjunto com mais intensidade. São estes:

- O cluster 1, em lilás, traz uma referência citada no cluster 3 da *Web Of Science*, e como no caso anterior, o cluster visa otimizar de maneira técnica os modelos já existentes, propondo soluções para problemas recorrentes de detecção de subamostras e detecção das alterações no valor do parâmetro. Isso porque muitas vezes era difícil agrupar dados em subgrupos de padrão semelhante, sem que isso desse um diagnóstico falso ao estudo. A referência em questão é Page (1954).
- O cluster 2, em amarelo, é centrada em problemas de alta complexidade – com monitoramento em tempo real. Buscam apresentar estratégias capazes de tratar e monitorar esses dados como no caso de Liu, Mei e Shi (2015) que desenvolveram um modelo adaptativo de monitoramento on-line de dados complexos.
- O cluster 3, em vermelho, traz temas próximos ao *Deep Learning*, ou “aprendizagem profunda” no português – um conceito de *machine learning*. Um exemplo é a publicação de Lecun (2015) que busca definir o termo como uma técnica de Inteligência Artificial capaz de fazer com que modelos compostos de várias etapas de processamento sejam

efetivos na aprendizagem de dados de vários níveis de abstração. Qin (2014) explora três temas: mineração de dados com grande profundidade, o poder de técnicas mais recentes de *machine learning* e o início da criação de um sistema de informação amigável aos dados para complementar o atual sistema de controle distribuído.

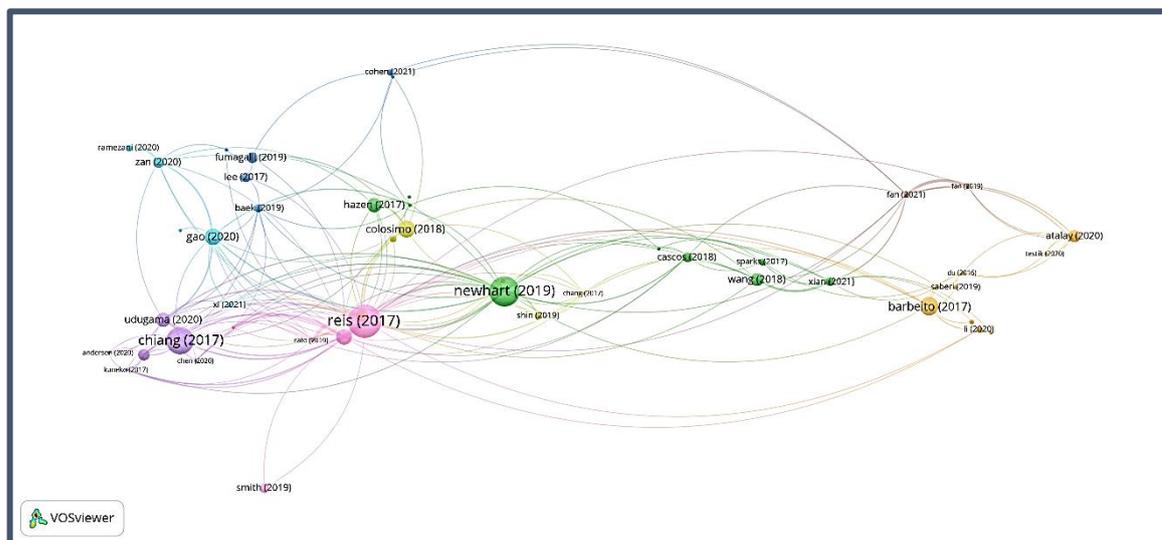
- O cluster 4, em azul, aparece Ge et al. (2017) como fator central, com sua obra de grande referência na base em questão. O motivo provável deve ser a apresentação e discussão de lacunas para pesquisas futuras sobre mineração de dados e análise na indústria de processo, demonstrando e revendo o estado da arte através de oito algoritmos. Os demais artigos do cluster também trazem temas relacionados à mineração de dados, inclusive aplicados em controle de processos – tema central da presente revisão.
- O cluster 5, em verde, destaca o trabalho de Downs e Vogel (1993) que estuda toda a tecnologia de controle estatístico de processos da época, neste caso, aplicado a um processo químico industrial envolvendo reações exotérmicas. O artigo destaca a replicabilidade do modelo em toda planta da fábrica. Outro trabalho presente no cluster é outra obra do autor Ge, Z. Neste documento assinado apenas por Ge, Z de 2017, o autor fornece uma revisão sistemática da literatura sobre modelagem baseada em dados e monitoramento para processos em toda a planta da fábrica (GE, 2017).

As análises de cocitação trazem uma visão ampla de novas ferramentas e métodos utilizados dentro dos estudos de CEP. As técnicas tradicionais associados às novas tecnologias contribuem na coleta, interpretação e apresentação do grande volume de dados que artifícios recentes podem trazer. A seção 4.3.2 confirma esta visão.

4.3.2 Acoplamento Bibliográfico

Diz-se que dois estudos são acoplados bibliograficamente quando possuem ao menos uma referência em comum (SMALL, 1973). Dito isso, na observação deste estudo, os resultados foram os que se seguem nas Figuras 17 e 18.

Figura 17 - Mapa de redes de acoplamento bibliográfico da base Web of Science.



Fonte: Base *Web Of Science*. Elaborado pelo autor no software VOSviewer (2021).

A Figura 17 apresenta a formação de 7 (sete) clusters de acoplamento bibliográfico. Reis e Gins (2017), artigo mais citado da *Web Of Science*, aparece como um forte líder da análise de *coupling*. Newhart (2019) e Chiang (2017) que ocupam, a segunda e a terceira posição do ranking de mais citados da *Web Of Science*, também aparecem em destaque na Figura 17. Isso porque estes trabalhos tornaram-se referências fortes no meio e são referências de diversos outros artigos. Dado isso, descrevem-se os clusters:

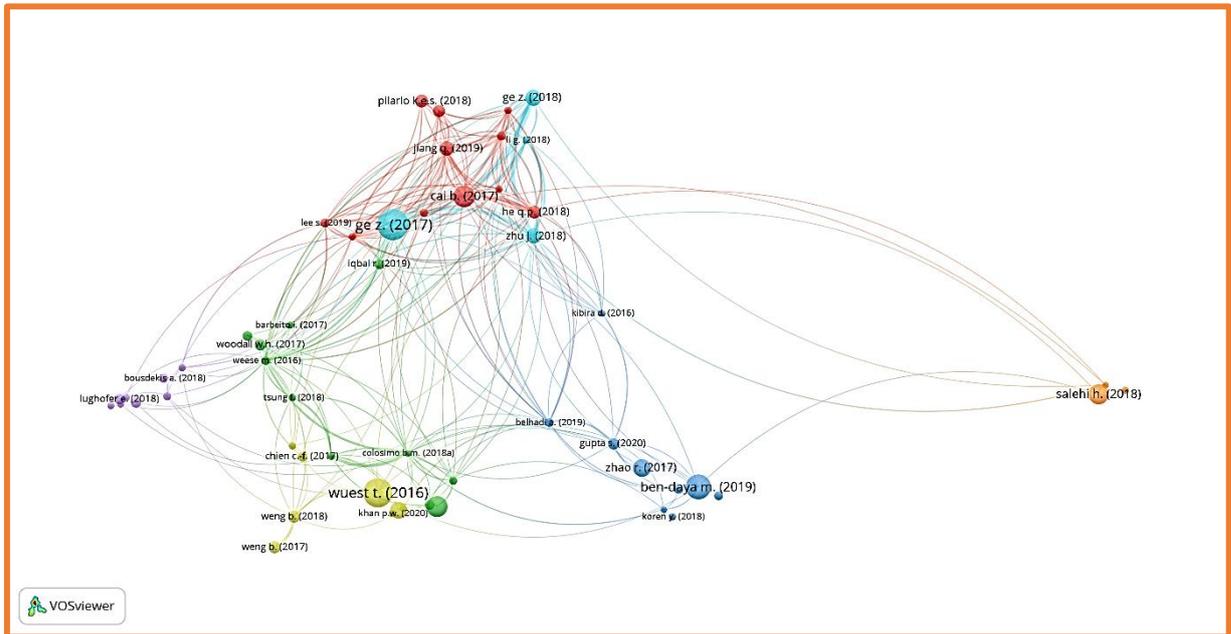
- O cluster 1, em ciano, apresenta uma revisão de temas de *big data* e é liderado por Gao (2020). O autor discute soluções promissoras habilitadas pela ciência de dados que são essenciais para o processamento de alto volume para a criação de valor agregado em fábricas inteligentes do futuro e traz uma visão de monitoramento revolucionária, promovendo uma atualização das ferramentas tracionais de CEP – como a utilização dos dados para a aprimoração contínua dos limites de controle.
- O cluster 2, em azul, traz um conjunto de tecnologias da indústria 4.0 – principalmente ligadas aos dados como subsídio para tomada de decisão. Gráficos de controle podem ser um instrumento de apresentação dos dados, tornando-os mais compreensíveis ao público geral.
- O cluster 3, em lilás, traz a aplicação de *big data* dentro do contexto da engenharia química. Udugama (2020) fornece uma perspectiva do estado atual das metodologias de controle de processo baseadas em *big data* e o caminho mais eficaz para incorporar ainda mais essas metodologias no controle de processos bioquímicos, enquanto Chiang

(2017) destaca os avanços recentes de *big data* em setores como produtos químicos, energia, semicondutores, produtos farmacêuticos e alimentos, e depois discute os desafios técnicos e culturais.

- O cluster 4, em rosa, Reis e Gins (2017) apresentam uma visão crítica da evolução do monitoramento de processos industriais desde sua introdução e destaca a necessidade de mais uma esfera de prognóstico, além de trazer uma tendência: uma intensa interação dos departamentos de controle de processos e de engenharia da manutenção, que antes eram vistos como setores separados. Reis e Kenett (2018) complementam que a informação gerada deve ter qualidade e propõe um *framework* de avaliação, análise e melhoria da qualidade da informação gerada em estudos empíricos.
- O cluster 5, em amarelo, liderado por Colosimo (2018) discute os principais desafios a serem enfrentados em setores industriais relevantes com o mercado aquecido para *big data* industrial que exige novas abordagens de modelagem e monitoramento para fabricação sem defeitos.
- O cluster 6, em verde, traz estratégias para análise de dados complexos, fora de controle ou que não possuam um padrão específico. Wang (2018) tem como objetivo detectar rapidamente mudanças que ocorrem em fluxos de *big data* quando apenas informações parciais podem ser observadas e as variáveis que estão fora de controle são agrupadas em uma região pequena e desconhecida.
- O cluster 7, em laranja, apresenta estudos de caso acerca de procedimentos estatístico de controle confiáveis. Atalay et al. (2020) exhibe resultados úteis na automação dos processos de construção de gráfico de controle, onde há muitos gráficos a serem projetados por operadores bem treinados em controle de processo estatístico, contemplando as tendências para a indústria 4.0, sem alterar as teorias já existentes. Por outro lado, Barbeito et al. (2017) traz uma metodologia de avaliação de sistemas de ar-condicionado em edifícios e o conforto da temperatura. A metodologia é capaz de detectar causas atribuíveis e ajuda a tomar decisões adequadas, detalhando o procedimento para possíveis replicações em outras situações.

Na Figura 18, tem-se a apresentação do mapa de acoplamento bibliográfico utilizando a *Scopus* como base.

Figura 18 - Mapa de redes de acoplamento bibliográfico da base Scopus.



Fonte: Base *Scopus*. Elaborado pelo autor no software VOSviewer (2021).

A Figura 18 apresenta 7 clusters, filtrados devido ao alto número de dados da plataforma. Neste caso, o autor Ge, Z. novamente aparece como destaque, consolidando sua importância na bibliografia do tema. Descrevem-se os clusters:

- O cluster 1, em lilás, apresenta alguns modelos de suporte à decisão. Lughofer, Pratama e Skrjanc (2018) mostram um modelo automatizado de detecção de desvios pontuais no fluxo de dados, que possam vir a causar um aumento do erro global. O modelo proposto pelos autores reduz de forma autônoma efeitos negativos de desvios em dados, acarretando a redução do erro médio do modelo ao longo do tempo. Bousdekis et al. (2018) fornece uma revisão da literatura para métodos de apoio à decisão fundamentados em prognósticos para manutenção baseada em condição.
- O cluster 2, em amarelo, tem como tema central o chamado *Machine Learning*, ou “aprendizado de máquina” no português. *Machine Learning* é um artifício de análise de dados que automatiza a concepção de modelos analíticos dentro do âmbito da inteligência artificial. Wuest (2016) discute exemplos de aplicações prósperas na manufatura, apresentando uma visão geral das técnicas deste tema. Weng (2017) e Weng (2018) aplica o artifício no mercado de ações usando fontes de dados diversas.
- O cluster 3, em verde, traz uma referência citada no cluster 5 da coletânea de acoplamento bibliográfico da *Web Of Science*, indicando que o trabalho de Colosimo (2018) é uma referência em ambas as bases. O cluster dá destaque também ao trabalho

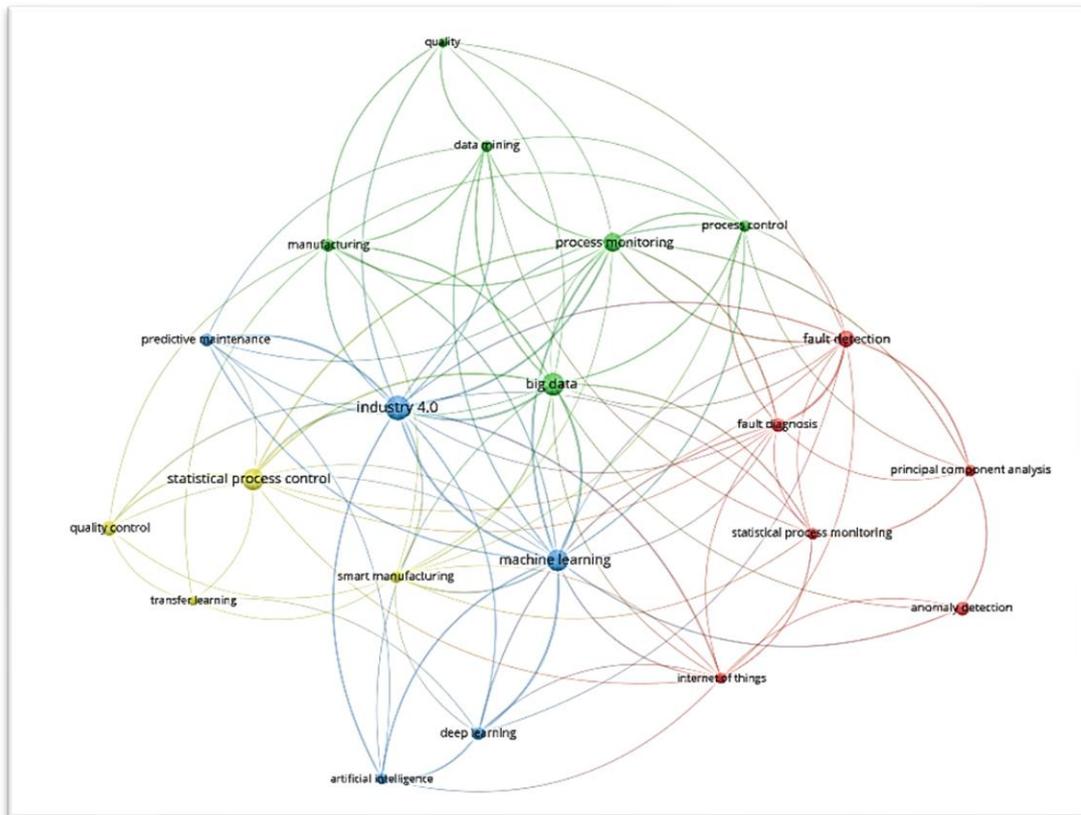
de Spears e Gold (2016) que fala sobre processos de manufatura aditiva, em especial o de fusão de metal a laser seletiva, trazendo uma revisão da literatura e indicando uma necessidade de padronização dos métodos para obter uma fabricação sem defeitos.

- O cluster 4, em ciano, tem o tema centrado no artigo de Ge et al. (2017) que fala sobre mineração de dados e em outra obra de Ge (2018) que tem uma visão ampla sobre modelos de variáveis latentes. Estes modelos, segundo o autor, são capazes de extrair informações importantes dos dados do processo, melhorando simultaneamente a eficiência da análise de dados. Zhu et al. (2018) deste mesmo cluster também traz temas ligados à mineração de dados robustos.
- O cluster 5, em vermelho, apresenta o trabalho de Cai, Huang e Xie (2017) e traz a aplicabilidade da rede bayesiana – modelo de representação que mostram relações de probabilidade condicional – no diagnóstico de falhas de processos fabris. Outra obra do cluster – de Pilario e Cao (2018) – fala também sobre detecção e diagnóstico de falhas em processos industriais. Neste caso, os autores utilizam a análise de variável canônica para um monitoramento dinâmico.
- O cluster 6, em azul, traz temas ligados ao gerenciamento da cadeia de suprimentos (ou “supply chain” no inglês). Ben-daya (2019) explora o impacto da tecnologia de Internet das Coisas (IoT) na gestão da cadeia de suprimentos, através de uma revisão literária. Por outro lado, Zhao et al. (2017) traz um modelo de dados para gestão da cadeia que busca mitigar riscos no manuseio e transporte de materiais perigosos – à saúde e à natureza.
- E, por último, o cluster 7 – em laranja – apresenta a obra de Salehi e Burgueño (2018) que discute a contribuição da Inteligência Artificial para a engenharia estrutural – ligada à engenharia civil, mecânica, naval e mecatrônica. O texto discute a efetividade das técnicas, buscando definir termos e indicando possíveis pesquisas no ramo de *machine learning*, *deep learning* e *pattern recognition* (reconhecimento de padrões).

4.3.3 Outras análises

Como forma de entendimento das tendências futuras do setor, uma análise bibliométrica pode ser adicionada: a co-ocorrência. A técnica investiga as palavras-chave que mais aparecem nos resultados da busca, objetivando apresentar as principais linhas de pesquisa envolvidas no assunto. Os resultados de ambas as bases estão apresentados em conjunto na Figura 19.

Figura 19 - Análise de co-ocorrência de ambas as bases estudadas (Scopus e WoS).



Fonte: Base *Scopus* e *Web of Science*. Elaborado pelo autor no software VOSviewer (2021).

É possível perceber um destaque forte para “*industry 4.0*” e “*big data*”, além de “*statistical process control*”, já que estas foram as palavras de busca. Mas palavras como “*machine learning*”, “*artificial intelligence*”, “*internet of things*” e “*deep learning*” comprovam que os temas discutidos neste artigo realmente são tendências e referências fortes para trabalhos neste momento.

Outra maneira de validar o modelo é utilizar evidências. Mariano e Rocha (2017) falam em sua obra que as evidências podem ser a presença de pelo menos uma revisão sistemática no modelo, a presença de pelo menos uma publicação de estudo de caso e/ou publicações de mais de um centro de pesquisa. Todas estas evidências foram atendidas neste modelo.

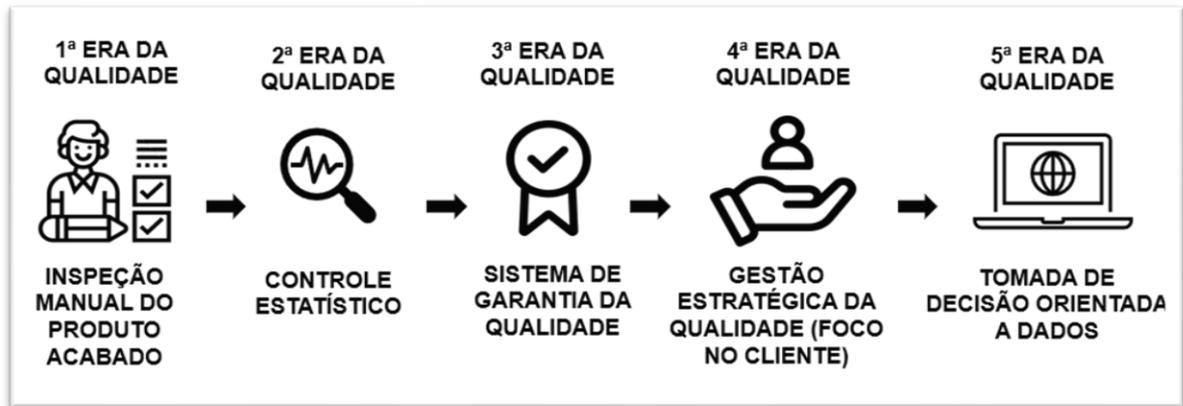
4.3.4 Modelo integrador

Com o presente estudo, é possível identificar uma revolução dentro do mundo da Gestão da Qualidade. Ao longo desses anos, as análises ainda bem manuais tornaram-se robustas e automatizadas, utilizando tecnologias como aquelas relacionadas à inteligência artificial e

aprendizagem de máquina – *machine learning* e *deep learning*, por exemplo – e de outras tecnologias como internet das coisas e big data.

A Figura 20 mostra a evolução das visões da qualidade ao longo dos anos – chamadas Eras da Qualidade –, que vem desde a inspeção de um produto pronto até métodos de tomada de decisão orientados a dados que já impedem falhas no produto acabado.

Figura 20 - Evolução da visão da qualidade.



Fonte: Elaborado pelo autor (2021).

Tomando como base a 5ª Era, entende-se que o futuro exige que os dados sejam interpretativos e capazes de auxiliar a tomada de decisão, promovendo soluções inteligentes para problemas complexos. O CEP, por sua vez, transforma dados volumosos e variados em conhecimento útil para as organizações. O Quadro 3 apresenta a interação das tecnologias.

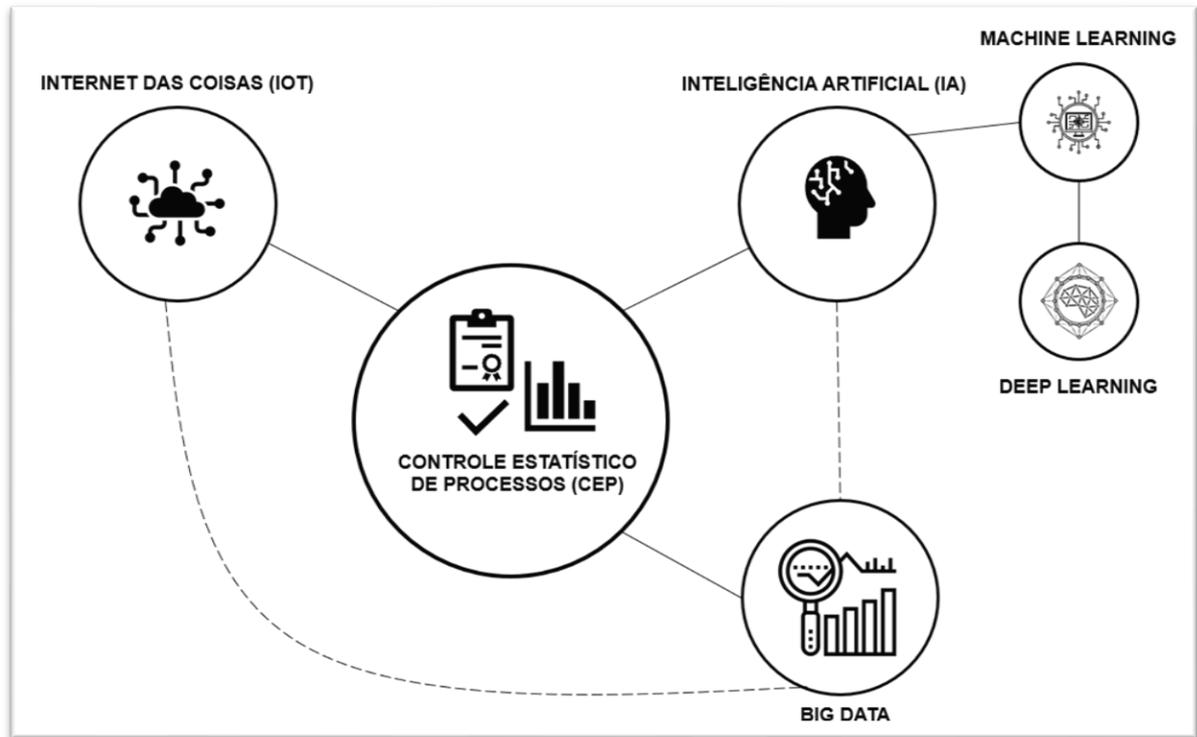
Quadro 3 - Aplicação do CEP a partir da utilização de tecnologias da Indústria 4.0.

Tecnologia	Proposta	Aplicação no CEP
Big Data	Sistematização de dados volumosos	Subsidiar a construção de gráficos de controle e de parâmetros de acompanhamento como capacidade através do padrão dos dados
Inteligência Artificial	Algoritmos com capacidade de aprendizagem que subsidiam a tomada de decisão	Algoritmos capazes de otimizar parâmetros de monitoramento de processos de maneira contínua e cada vez mais precisa através do aprendizado automatizado e de técnicas de redução das variáveis de uma equação multivariada
<i>Machine Learning</i>	Aprendizagem contínua baseada em dados	
<i>Deep Learning</i>	Aprendizagem contínua baseada em dados para a solução de problemas mais complexos	
Internet das Coisas	Objetos conectados a uma rede gerando dados informacionais	Fornecer informações geradas por sensores conectados à internet para acompanhamento do processo e alerta de possíveis falhas

Fonte: Elaborado pelo autor (2021).

Nota-se, então, que não há mais como desvencilhar as tecnologias atuais da ideia de controle de processos – vez que as novas tecnologias trazem confiabilidade ao CEP, bem como o CEP facilita a apresentação dos dados adquiridos por essas tecnologias. Desta maneira, há uma integração dos temas que está representado na Figura 21.

Figura 21 - Modelo integrador de novas tecnologias associadas ao CEP.



Fonte: Elaborado pelo autor (2021).

O esquema se preocupa em mostrar a interação entre as tecnologias, uma vez que dispositivos ligados a internet (Internet das Coisas) produzem dados que podem ser traduzidos e tratados por tecnologias de *Big Data*, que, por sua vez, podem alimentar modelos de Inteligência Artificial. Estes em conjunto podem trazer dados tratados em gráficos de controle analisados dentro do contexto de controle estatístico de processos (CEP). Assim, dados volumosos serão significativos dentro das empresas e, conseqüentemente, auxiliarão na tomada de decisão. Na seção 5, apresentam-se exemplos desses casos.

5 EXEMPLOS DE APLICAÇÃO DO CONTROLE ESTATÍSTICO DE PROCESSOS NA INDÚSTRIA 4.0

Nas seções anteriores, foi possível observar como o Controle Estatístico de Processos (CEP) se comporta na Indústria 4.0 no que diz respeito à teoria. Esta seção apresenta a relação na prática, apresentando exemplos de aplicação, equipamentos que contribuem para tal e a transição entre o CEP manual e o CEP da indústria 4.0.

5.1 ANÁLISE DE APLICAÇÕES ATRAVÉS DE ARTIGOS

Esta seção faz uma apresentação sintética de alguns estudos selecionados das buscas posteriores ao TEMAC que contenham exemplos de aplicações claras de CEP associado à indústria 4.0 na perspectiva de metadados.

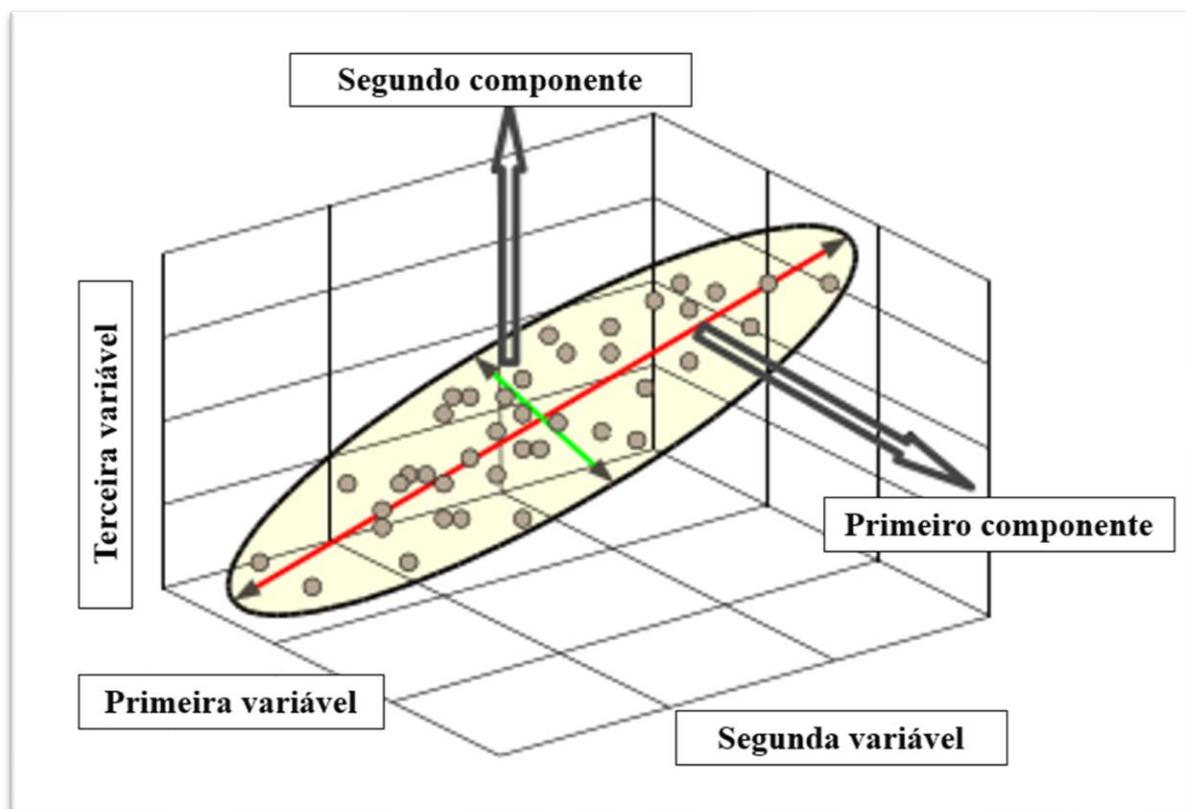
5.1.1 Artigo 1: “*Data mining and analytics in the process industry: The role of machine learning*” de GE, Zhiqiang et al (2017)

No trabalho de Ge et al. (2017), ele destaca que, nos últimos anos, uma enorme quantidade de dados foi alcançada na indústria de processos, vez que se amplificou o uso de sistemas de controle fabril – como sensores (Internet das Coisas), por exemplo. Apesar de complexos, o principal objetivo é conseguir extrair informações úteis daquele grande volume de dados (*Big Data*). O documento traz diferentes métodos de Inteligência Artificial – uma das tecnologias emergentes da indústria 4.0 – aplicados ao monitoramento e controle de processos. A grande contribuição do estudo no setor do CEP está na explicitação da relação da ferramenta de cartas de controle com a Análise de Componentes Principais (ACP), um método de *Machine Learning* não-supervisionado.

Segundo os autores, o método de ACP é um procedimento estatístico que utiliza uma transformação algébrica perpendicular para a conversão de variáveis correlacionadas em variáveis principais (linearmente não-correlacionadas). Desta forma, é natural que se diminua o número de variáveis da análise, reduzindo sua dimensionalidade como mostra a Figura 22.

Neste sentido, a aplicação mais popular da ACP provavelmente foi feita para fins de monitoramento de processos. Isso ocorre porque o monitoramento de processos se tornou um ponto de pesquisa ainda mais importante nas últimas duas décadas e a ACP serve como uma ferramenta básica de modelagem. Assim, é mais fácil a interpretação de um gráfico de controle.

Figura 22 - Ilustração do método de ACP.



Fonte: GE, Zhiqiang et al. (2017).

Ainda neste estudo, apresenta-se o método da Estimativa da Densidade de Kernel (EDK) – um método não-supervisionado de *Machine Learning* também. Trata-se de uma forma não-paramétrica de estimar a função de densidade de probabilidade (FDP) de uma variável aleatória. Este método pode ser usado em associação ao método de ACP para estimativa de distribuição não-normal multivariada na aplicação de gráficos de controle. Os métodos associados podem servir para estimar a função densidade de probabilidade da textura da cor da espuma (EDK) e posterior redução da sua dimensionalidade (ACP), a fim de monitorar o processo de flotação do enxofre, por exemplo. Assim, definindo-se os limites é possível plotar o gráfico de controle de um período X interessante à análise, tudo através dos algoritmos de *Machine Learning*. O código pode, inclusive, determinar o espaçamento temporal entre uma aferição e outra para facilitar a interpretação.

Outra importante contribuição do estudo é a explicitação do método “Máquina de Vetor de Suporte” (MVS). Trata-se, neste caso, de um método de *Machine Learning* supervisionado, que foi originalmente desenvolvido por Vapnik em 1995. Desde que o MVS foi proposto por Vapnik, tornou-se cada vez mais utilizado para predição de qualidade de processos. É popular

em diversas áreas de aplicação, devido à sua grande capacidade de modelagem na classificação e regressão de dados e, comparado a outros métodos de aprendizado supervisionado amplamente utilizados como redes neurais artificiais, o MVS pode ter melhores generalizações em muitos casos. Na indústria de processos, em particular, o MVS também obteve muitos sucessos. São exemplos: monitoramento da função de decisão contínua no diagnóstico de falhas incipientes, diagnóstico simultâneo de falhas em um processo de ponto de orvalho e, por último, a forma ponderada do método foi desenvolvida para reconhecimento de padrões de gráficos de controle e, assim, possibilitar a identificação da aleatoriedade de uma alteração.

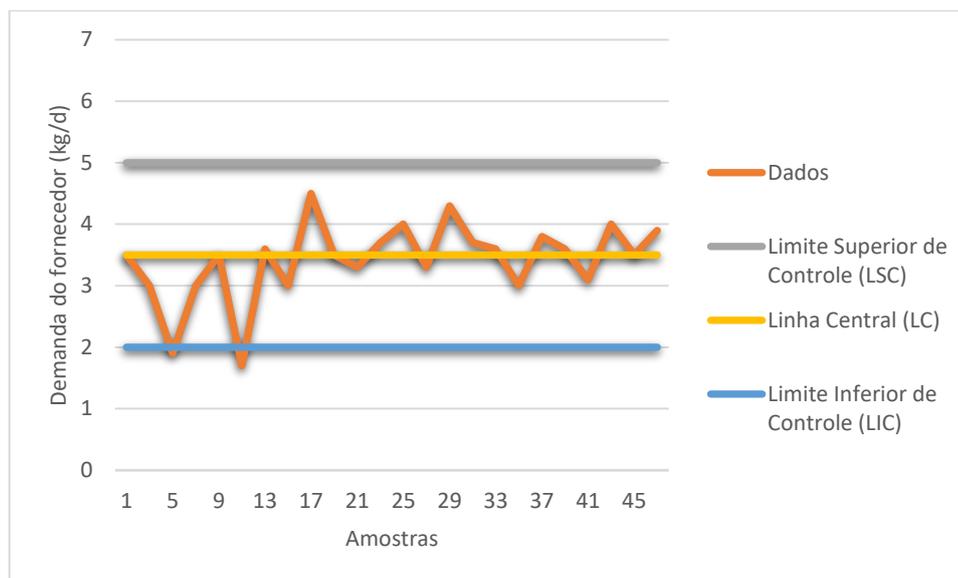
5.1.2 Artigo 2: “*An optimization model for green supply chain management by using a big data analytic approach*” de ZHAO, Rui et al (2017)

O artigo apresentado por Zhao et al (2017) apresenta um modelo de otimização para gestão da cadeia de suprimentos usando uma abordagem analítica de Big Data com três objetivos: minimização do risco inerente ao uso de materiais perigosos, redução máxima da emissão de carbono e, por fim, a diminuição do custo econômico intrínseco a estes processos.

A partir disto, é possível perceber que se trata de uma análise com fontes diversas – demonstração financeira de empresas, bancos de dados de emissão de carbono e bancos de probabilidade de acidente do Sistema de Informação Ambiental – estes dois últimos têm dados atualizados de maneira contínua e por isso que a abordagem analítica deve contemplar Big Data.

O modelo busca subsidiar a construção de parâmetros de acompanhamento e utiliza-se de gráficos de controle de CEP para a garantia da qualidade dos dados. O autor explica que para a arquitetura do modelo é necessário que se construa um painel de monitoramento contínuo que contenha a representação de um gráfico de controle dinâmico de atualização automática, cujo objetivo é a identificação e remoção de dados anormais dentro do conjunto. Assim, é possível extrair os dados mais representativos para uso como parâmetros do modelo.

Gráfico 4 - Gráfico de controle de demandas dos fornecedores (dados econômicos).



Fonte: Adaptado de ZHAO, Rui et al. (2017).

O Gráfico 4 é uma adaptação do gráfico de controle da demanda do fornecedor – fazendo parte da análise das demonstrações financeiras – apresentada no estudo. Os gráficos das demais variáveis analisadas devem ser dinâmicos e, portanto, não foram representados.

5.1.3 Artigo 3: “*Smart Product Design and Production Control for Effective Mass Customization in the Industry 4.0 Concept*” de ZAWADZKI, Przemysław e ŻYWICKI, Krzysztof (2016).

Os autores Zawadzki e Zywicki (2016) trazem no artigo o conceito geral de design inteligente e controle da produção como elementos fundamentais para a operação eficiente de uma fábrica da indústria 4.0. O texto destaca a necessidade crescente do mercado em atender aos requisitos individuais dos clientes como um fator determinante na competitividade de uma empresa. O documento retoma a ideia de que a base da indústria 4.0 é o uso de modernas tecnologias de informação como, por exemplo, a internet das coisas.

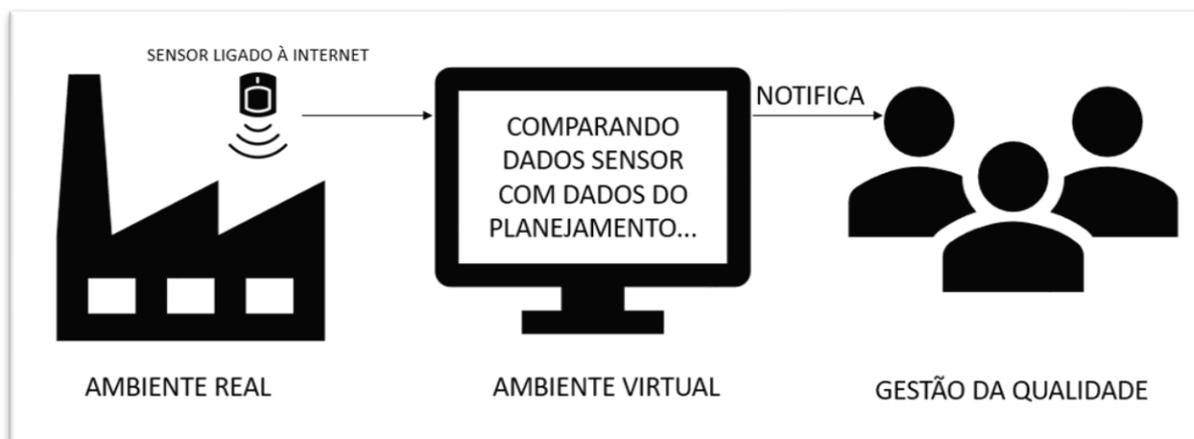
Neste sentido, destacam que o futuro da indústria é que sejam unidades totalmente autônomas, capazes de planejar, organizar e controlar a produção por si próprios. Assim, urge a necessidade do entendimento de como é possível um controle eficiente através dessas tecnologias – com a mínima intervenção humana possível.

O texto, portanto, traz que a diversidade da variação de produtos dentro de uma única fábrica possa ser um desafio em termos de controle através dessas tecnologias – que tem soluções mais eficazes a partir de padrões. Assim, as soluções disponíveis devem ser capazes

de processar um enorme volume de dados que serão submetidos a uma decisão humana e, para tal, é fundamental obter informações atuais sobre o ambiente fabril – seja no que diz respeito ao produto final ou no que tange ao processo – e a Internet das Coisas pode ser uma solução eficaz para estes problemas.

Em outras palavras, a tecnologia de Internet das Coisas pode monitorar – por exemplo – a temperatura do ambiente de produção que pode influenciar no tamanho das peças da produção final (devido à dilatação térmica). Os sensores instalados na fábrica podem notificar sistemas que comparam a realidade com o planejamento que já se encontra dentro do ambiente virtual. Assim, gráficos de controle dinâmicos podem ser utilizados como uma forma de alarmar a equipe de gestão da qualidade da produção. A Figura 23 apresenta um esquemático da ideia.

Figura 23 - Esquema de operação fabril com auxílio de Internet das Coisas.



Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

A seção 5.2 fala mais especificamente dos sensores e outros equipamentos que podem vir a auxiliar no controle de processo na indústria 4.0.

5.2 TECNOLOGIAS DE CONTROLE DE PROCESSOS HABILITADORAS DA INDÚSTRIA 4.0

Para que o monitoramento dos processos seja caracterizado dentro da indústria 4.0, é fundamental a presença de tecnologias habilitadoras nesta revolução. Para isso, grande parte das empresas procuram institutos de pesquisa ou criam um setor dentro da empresa para o desenvolvimento desses equipamentos.

Neste sentido, no Brasil pode-se citar o SENAI – Serviço Nacional de Aprendizagem Industrial – uma instituição privada de interesse público que é conhecida por ser um agente da inovação industrial no país. Dentre outros vários, podemos destacar dois projetos que foram

realizados com a unidade SENAI de Soluções Integradas em Metalmeccânica em parceria com a empresa NOVUS – uma desenvolvedora e comercializadora de produtos de instrumentação e automação industrial. São eles:

a) Registrador de Temperatura para Cadeia de Frio

Segundo Marcos Dillenburg, Diretor de Tecnologia e Operações da NOVUS, o equipamento trata-se de “um registrador de temperatura com conectividade em nuvem que se aplica ao longo da cadeia do frio, que é a área de transporte, armazenagem de fármacos e alimentos perecíveis” (SENAI, 2019).

A criação deste equipamento se justifica na declaração da analista de conteúdo da NOVUS, Roberta Roth, que diz que a refrigeração comercial é um segmento que exige monitoramento contínuo e, desta forma, soluções de monitoramento remoto são a saída para uma maior eficácia no processo (NOVUS, 2022). Por já ter sido concebido no auge da internet e das transformações industriais, o produto foi pensado com os recursos do que conhecemos por Internet das Coisas (SENAI, 2019).

Entende-se, portanto, que o dispositivo é capaz de registrar a temperatura das etapas da cadeia de frios com informações em tempo real para garantir o monitoramento do processo e assegurar a qualidade do produto utilizando-se de gráfico de controle. A Figura 24 demonstra como o processo funciona.

Figura 24 - Esquema do processo de notificação para registrador de temperatura.



Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

O mecanismo descrito pode notificar os agentes da produção em qualquer lugar do mundo e a qualquer momento, proporcionando insumos à tomada de decisão e evitando algum tipo de colapso produtivo.

b) DigiRail-OEE

Desenvolvido através de um projeto de inovação cujo requisito era ser um dispositivo IoT para monitoramento de OEE (“*Overall Equipment Effectiveness*” ou “Eficácia geral do equipamento”), o aparelho tem como função principal garantir a confiabilidade do monitoramento em ambientes industriais “agressivos” (NOVUS, 2020). Este indicador – OEE – é o principal indicador industrial que aponta o comparativo entre quantos itens não-defeituosos determinada máquina ou sistema produziu e a quantidade de itens não-defeituosos que este poderia ter produzido, conforme equação abaixo:

$$OEE = \frac{\text{Peças não defeituosas produzidas}}{\text{Peças não defeituosas que o equipamento tem capacidade de produzir}}$$

O escopo de elaboração do projeto incluía questões como desenvolvimento de sistemas embarcados e autenticação segura, além de design e modelagem 3D do invólucro (SENAI, 2020).

Por mais que o equipamento seja atribuído ao que conhecemos como Internet das Coisas, mesmo em situações de desconexão, o dispositivo armazena dados em sua memória interna garantindo retenção e integridade de dados, mantendo o registro de dados de forma contínua (NOVUS, 2020). Assim, quando a conexão retorna, os sistemas virtuais centrais podem captar os dados retroativos. Estes dados podem contribuir na elaboração de gráficos de controle da quantidade tolerada de OEE, além de ser insumo importante nos *insights* da elaboração do diagrama de causa-e-efeito.

Já a unidade SENAI de Engenharia de Polímeros juntamente com o SENAI de Sistemas Embarcados tem um projeto voltado para a indústria petrolífera com a empresa UpSensor – uma *startup* voltada para soluções transversais de engenharia e tecnologia da informação. É ele:

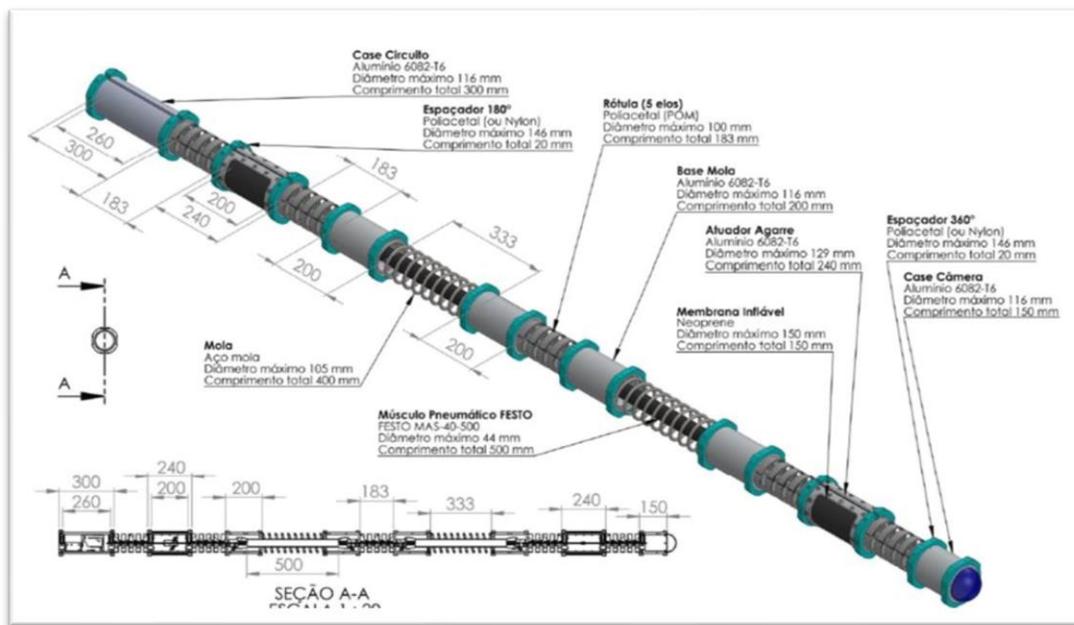
c) G.A.R.I. – Gabarito Autônomo Robótico de Inspeção

Segundo o SENAI (2017), um dos grandes desafios na operação de oleodutos submarinos é a presença de interrupções consequentes do amontoamento de hidrocarbonetos e outras substâncias – como parafinas. Neste sentido, é necessário que se façam inspeções nos dutos dos fluidos para mapear a integridade deste. A UpSensor, portanto, buscava uma solução

tecnológica que pudesse realizar o monitoramento e a manutenção dos dutos para que fosse possível uma otimização deste processo.

O equipamento resultado deste projeto contém estrutura de material polimérico e metálico para utilização em *Remotely Operated Underwater Vehicle* (ROUV, em português “Veículo Submarino Operado Remotamente”), além de sistemas eletrônicos e de controle que constituíam o sistema robótico associado ao G.A.R.I. (SENAI, 2017).

Figura 25 - Mapeamento funcional do G.A.R.I.



Fonte: SENAI (2017).

Os principais atributos do equipamento são: câmera de visualização frontal, detecção de corrosão por ultrassom, detecção de geometria por laser, sensor tátil, sistema de agarre e sistema de locomoção pneumático (UpSensor, 2017) que contribuem para a aquisição das informações fundamentais de controle contínuo da operação. O mapeamento funcional do dispositivo encontra-se na Figura 25.

5.3 ESTUDO DE APLICAÇÃO PRÁTICA – EMPRESA MULTINACIONAL DE E-COMMERCE

Segundo De Mendonça (2016), e-commerce é uma abreviação de “*eletronic commerce*” que, no português, significa “comércio eletrônico”. Com o surgimento e ascensão da internet, o setor se fortaleceu de modo repentino pela facilidade proporcionada nos processos de compra e venda. Vários tipos de produtos podem ser comercializados via internet, como livros, roupas, carros, obras de arte e equipamentos eletrônicos. É importante destacar que esta modalidade de

comércio permite que os consumidores efetuem compras a qualquer momento e em qualquer lugar.

Desta maneira, é possível perceber que uma empresa de grande porte do setor possui estoques grandes em espécie de galpões para atender o cliente que pode demandar produtos a qualquer instante. Para controle desse estoque, é necessário uma série de processos que sejam capazes de administrar a capacidade real (física) e comparar com a capacidade que aparece eletronicamente, via sistema. Para entender melhor esses processos, foi realizada uma entrevista com o supervisor de operações da uma empresa multinacional do setor que trabalha diretamente com o processo de contagem do inventário. Ele apresenta, dentre outras coisas, a diferença entre um processo semiautomatizado (realizado no Brasil) e um processo totalmente automatizado (realizado na Inglaterra).

Segundo o entrevistado, no Brasil o processo se inicia através de um alerta sistêmico que informa quais endereços do inventário devem ser contados – isto é, qual departamento físico – por meio de dados como quantidade de movimentações e possíveis problemas de armazenagem. A primeira etapa do processo incorre em **contagem simples** que ocorre da seguinte forma: o sistema informa ao colaborador qual é endereço selecionado para contagem e, a partir disso, o colaborador deve fazer uma contagem numérica simples, por exemplo: no endereço selecionado é esperado que sistemicamente tenham 10 (dez) itens, o colaborador conta quantos itens há neste endereço fisicamente e a conclusão da contagem pode ser uma das duas seguintes:

- Realmente há 10 itens fisicamente. Neste caso, o sistema simplesmente segue até o próximo endereço, vez que não há divergência entre os dados físicos e aqueles que se encontram armazenados no sistema de controle;
- Há menos **ou** mais de 10 itens. Neste caso, o processo segue para uma segunda etapa, denominada “**contagem de ciclo**”.

Quando esse tipo de situação ocorre, um colaborador especializado neste tipo de contagem é notificado. Nesta fase, é necessário tirar todos os itens do endereço e escanear o código de cada um deles. A partir disso, o sistema vai identificar qual é o item que apresenta divergência e fazer o ajuste de inventário automaticamente, isso pode ser adicionar um item que está lá fisicamente, porém não consta sistemicamente ou deletar um item que consta sistemicamente e não fisicamente.

Os indicadores envolvidos na análise são:

- Contagem simples para contagem de ciclo (CSCC):

$$CSCC = \frac{\text{contagens de ciclo}}{\text{contagens simples}}$$

- Quantidade de endereços contados por hora;
- Quantidade de unidades contadas por hora;
- Acuracidade de contagem: quantidade de contagens de ciclo que identificaram que na verdade a contagem simples estava errada;
- Quantidade de defeitos identificados por hora de contagem simples;
- Quantidade de defeitos corrigidos por hora de contagem de ciclo;
- Quantidade de defeitos encontrados por região de estoque;
- Quantidade de defeitos corrigidos por região de estoque;
- Quantidade de defeitos encontrados por tipo de produto (por exemplo: alimento, roupa, livro e outros);
- Quantidade de defeitos corrigidos por tipo de produto (por exemplo: alimento, roupa, livro e outros);

O entrevistado traz a informação de que existe ainda a contagem periódica que independe de notificação sistêmica. Ela ocorre semanalmente e o sistema escolhe aleatoriamente um espaço amostral para a contagem de ciclo. O principal indicador relacionado a esta contagem é:

- Taxa de Defeitos de Registro de Inventário:

$$TDRI = \frac{\text{quantidade de peças divergentes}}{\text{quantidade total de itens contados}} \times 1.000.000$$

Os indicadores que dizem respeito a todos os processos detalhados anteriormente são:

- Quantidade de ajuste de inventário (unidade):

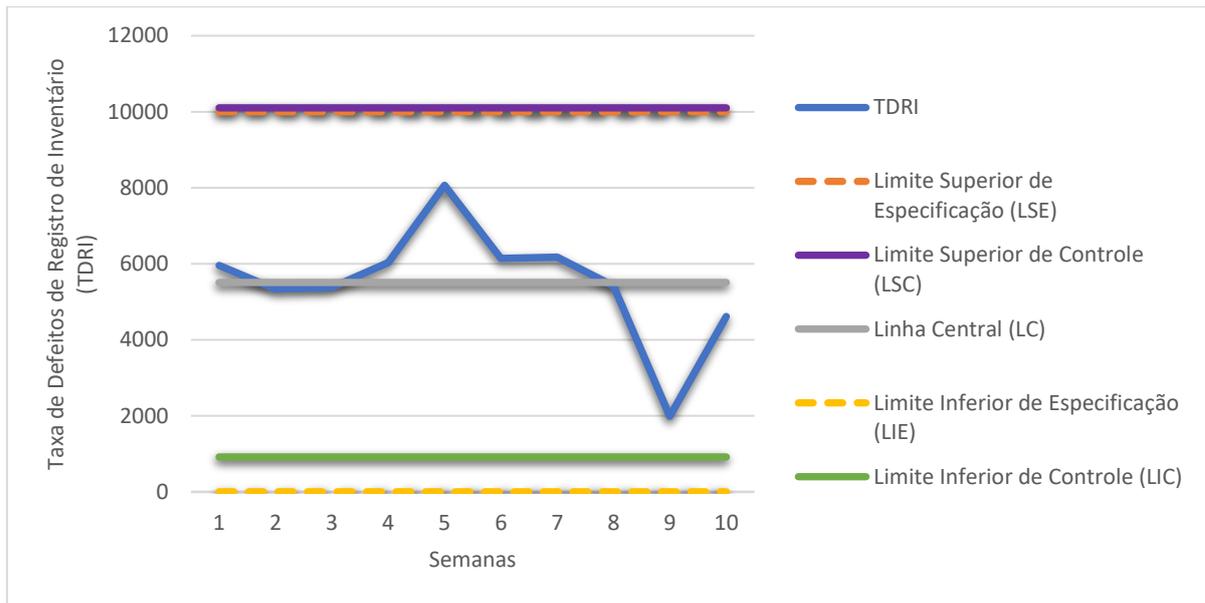
$$AI = \text{quantidade de itens adicionados} + \text{quantidade de itens deletados}$$

- Valor de ajuste de inventário (dólares):

$$\text{Valor dos itens adicionados} - \text{valor dos itens deletados}$$

Como forma de ilustração, o Gráfico 5 mostra um gráfico de controle que acompanha o indicador de Taxa de Defeitos de Registro de Inventário (TDRI). Como limite de especificação, a empresa delimita como limite superior o valor de 10.000 (dez mil) defeitos de registro e o limite inferior trata-se de 0 (zero), uma vez que este é o menor valor que o indicador pode assumir e, quanto menor, melhor. O gráfico mostra ainda os limites de controle três-sigma.

Gráfico 5 - Taxa de Defeitos de Registro de Inventário na filial brasileira.



Fonte: O entrevistado (2022).

O gráfico em questão mostra a análise das 10 (dez) primeiras semanas do ano de 2022. Apesar do período mostrar um atendimento aos limites especificados, o entrevistado relata que já aconteceu algumas vezes de o limite não ser atendido. Assim, a empresa adota o princípio de que se deve eliminar qualquer possibilidade de erro humano na contagem antes de atribuir o erro a um problema sistêmico real. Devido à intervenção humana, a tomada de decisão e mitigação do risco acaba sendo mais lenta devido à incerteza inerente ao processo. Pode acontecer, por exemplo, que determinada área do galpão seja isolada por motivos diversos e isso pode impossibilitar a contagem no espaço amostral indicado, gerando um falso alarme de que a taxa de defeitos está fora dos limites indicados.

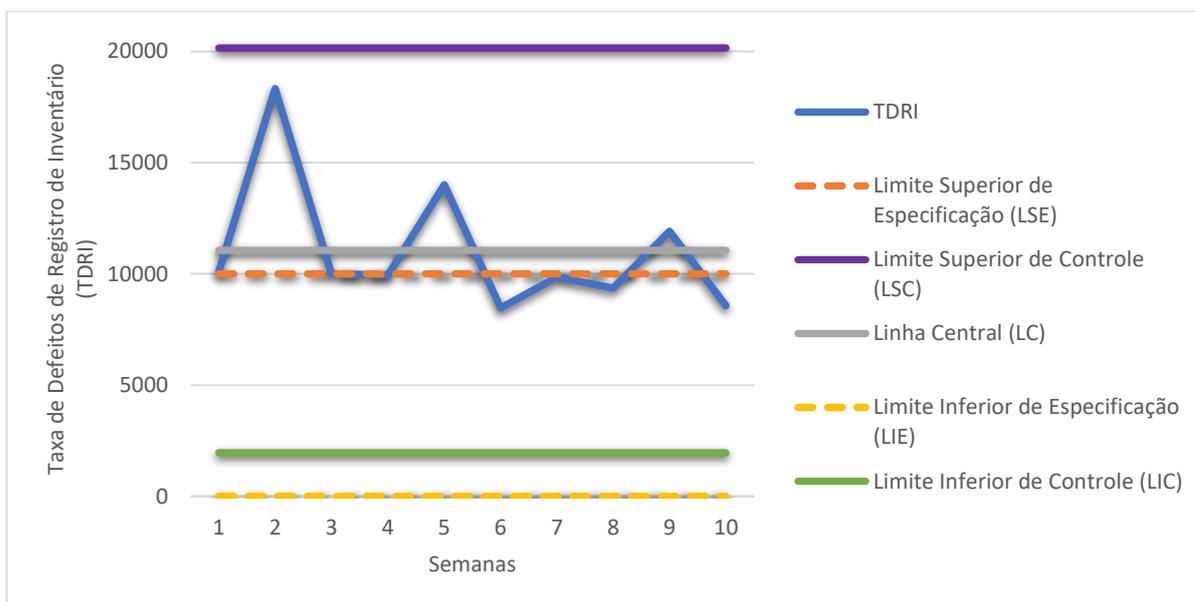
Na Inglaterra, por outro lado, o processo relatado não possui intervenção humana. Os contadores são robôs de movimentação com programações de *Machine Learning* que fazem o trabalho de ir até a prateleira indicada pelo sistema e de movê-la até as “câmeras de controle de inventário”. Ao deixar as prateleiras no local especificado, a câmera escaneia os itens presentes ali, fazendo registros fotográficos. Neste primeiro momento, o sistema apenas averigua se realmente há a quantidade no estoque indicada eletronicamente, o que é denominado “**contagem simples**”. Caso não haja divergência, a prateleira simplesmente é devolvida a seu local de origem.

Caso seja encontrada divergência, o processo segue para a etapa de “**contagem de ciclo**” que, neste caso, ocorre da seguinte forma: a câmera de controle de inventário registra os itens que existem fisicamente e envia para o sistema que já identifica qual a diferença, sem

necessidade de escanear código a código (como no caso do Brasil). Isso é possível porque o sistema já tem armazenado fotos de todos os itens que entraram no armazém – através de Inteligência Artificial. Após a identificação da divergência, o sistema realiza o ajuste de forma automática e a prateleira é devolvida ao local de origem. Os valores dos indicadores – que são os mesmos do Brasil – são inseridos de forma automática após o fim de cada processo e o painel de controle da empresa é atualizado em tempo real, possibilitando a análise das equipes de gestão da qualidade e a tomada da melhor decisão para compensação na próxima semana.

O Gráfico 6 mostra a taxa de registro de inventário no sistema da filial inglesa. Apesar do limite superior delimitado permanecer 10.000 (dez mil), eles trabalham com esquema de compensação: se uma contagem passou do valor máximo, a próxima tem que “descontar” essa diferença. Isso porque o estoque da empresa na filial brasileira da análise conta com mais ou menos 150.000 (cento e cinquenta mil) itens, enquanto a filial inglesa possui cerca de 5.000.000 (cinco milhões) de itens em seu acervo, o que acaba favorecendo que a quantidade de erros seja maior. Desta forma, o gráfico apresenta tanto o limite de especificação (pré-estabelecido pela empresa) quanto o limite três-sigma (inerente ao processo).

Gráfico 6 - Taxa de Defeitos de Registro de Inventário na filial inglesa.



Fonte: O entrevistado (2022).

É possível notar que, apesar de estourar o limite superior de especificação pré-estabelecido, a empresa consegue manter o padrão compensatório ao longo do tempo se mantendo dentro dos limites de controle. Desta forma, nota-se que a análise de um gráfico de controle não é puramente matemática e não se trata de uma regra inflexível, mas sim uma

ferramenta de tomada de decisão com fatores quantitativos e qualitativos que implicam nos resultados ao longo do tempo.

Vale ressaltar que o indicador de TDRI foi escolhido por se tratar de uma contagem semanal, já que os demais indicadores teriam um volume de atualizações muito alto, implicando na dificuldade de transmitir seus resultados em um gráfico estático.

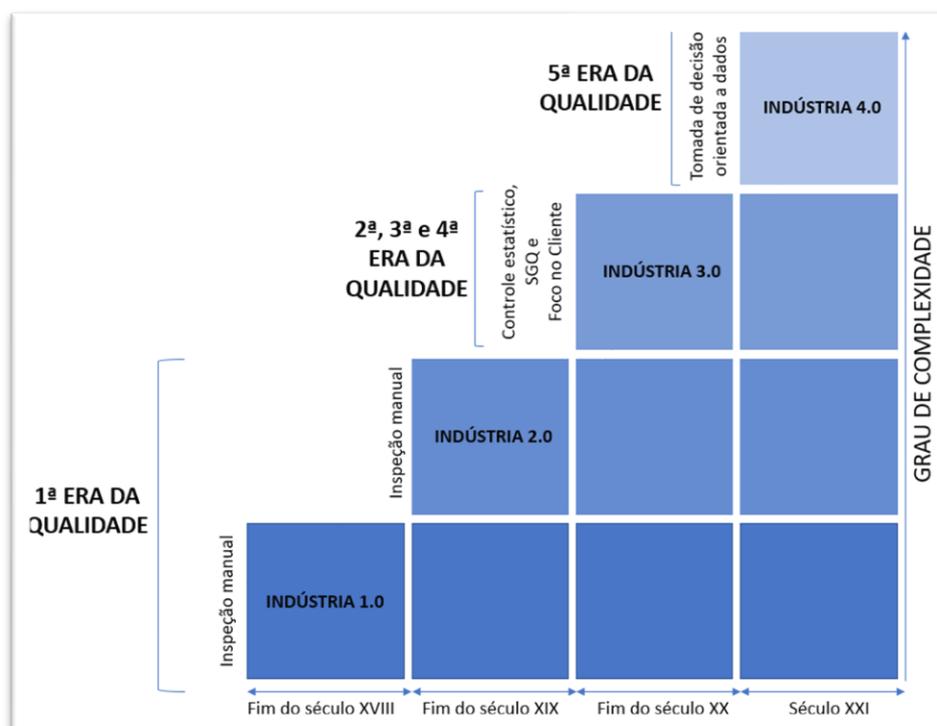
O capítulo 6 reúne as informações para que seja possível traçar uma evolução histórica do Controle Estatístico de Processos (CEP) e apresenta o *roadmap* de aplicação do CEP automatizado.

6 EVOLUÇÃO DO CEP: COMO CHEGAR NA INDÚSTRIA 4.0?

As Eras da Qualidade foram avançando conforme o tempo e, conseqüentemente, as ferramentas que envolvem a Gestão da Qualidade também. Não foi diferente com o Controle Estatístico de Processo (CEP), principalmente no que diz respeito aos gráficos de controle.

É possível notar que, ao longo do tempo, as empresas foram abandonando cada vez mais os sistemas de controle manuais e avançando no sentido de uma automatização cada vez maior (DE OLIVEIRA MORAIS, 2020). Dadas as informações das seções anteriores, é possível relacionar as eras da qualidade e suas respectivas revoluções industriais, conforme Figura 26.

Figura 26 - Relação entre era da qualidade e revolução industrial.



Fonte: Adaptado de FIRJAN (2016) e GARVIN (1992).

Até a criação dos gráficos de controle na década de 1920, não havia qualquer rigor estatístico no controle da qualidade empresarial. As atividades eram puramente inspeccionais e consistiam na retirada de produtos defeituosos dos lotes finais (GARVIN, 1992).

Nos anos seguintes à criação das cartas de controle até meados de 1970, os dados eram coletados manualmente através de fichas inspeccionais, isto é, um operador coletava – por exemplo – as medidas de tamanho dos produtos de um lote por amostragem. Em alguns casos, elaboravam gráficos com régua em papéis, outras apenas descartavam os produtos fora da

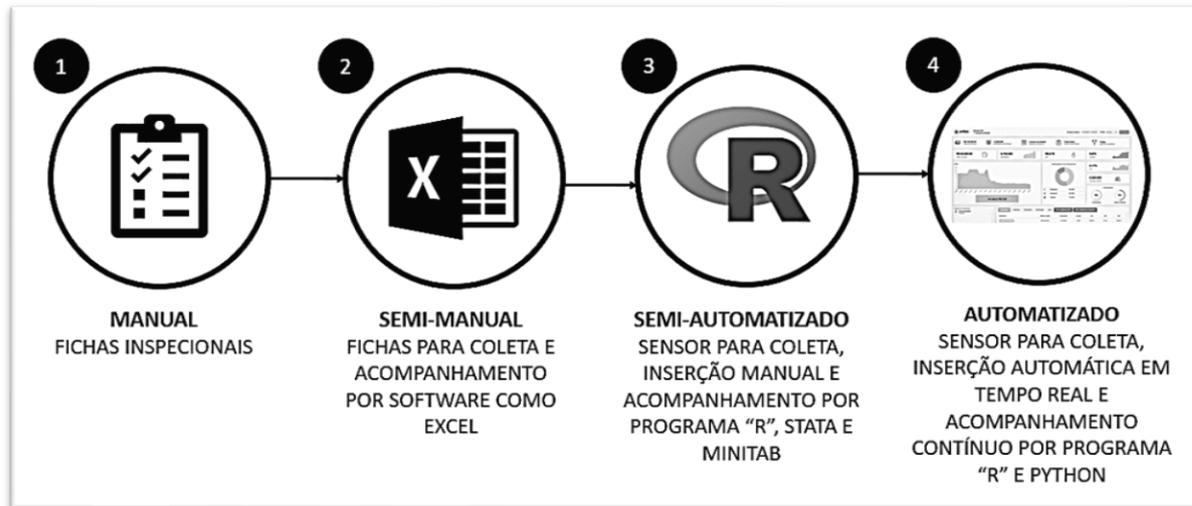
especificação. Este foi o início da 2ª Era da Qualidade – a denominada “era do controle estatístico” (MENDES, 2007). A Era seguinte, por sua vez, se preocupava com o rigor das certificações (como a ISO, por exemplo) e, assim, inicia-se uma formalização do planejamento para alcançar os requisitos pré-estabelecidos pelos órgãos certificadores.

Avançando historicamente, mais ou menos na década de 1980, a sistematização dos dados coletados pelas fichas começou a ganhar forma. Com a criação de *softwares* de registros de dados – como o *Microsoft Excel* – os dados eram inseridos em programas de computador que podiam plotar os gráficos e tabelas de interesse, como forma de facilitar a análise (KARLGAARD, 2014). Em alguns casos de empresas grandes, esses dados já eram coletados através de sensores – surgidos em meados do século XX (RENFRO, 2004).

Dado o avanço da automatização da coleta de dados, foi necessário que se encontrasse novas alternativas para o controle dos dados que acabavam por exigir uma possibilidade de análise mais vasta. Com o surgimento do software Minitab em 1972 (MINITAB, 1972), do software STATA em 1985 com popularização em meados dos anos 90 (RENFRO, 2004) e da linguagem “R” de programação em 1995 (IHAKA; GENTLEMAN, 1996) – além de outros softwares derivados dela para soluções estatísticas – este problema começou a ser sanado. Os dados coletados pelos sensores eram inseridos nos sistemas periodicamente como forma de acompanhamento.

Porém, com o avanço desenfreado da automatização na indústria e com o surgimento do que – mais tarde seria chamado de “indústria 4.0” – no início do século XXI, o monitoramento passou a ser contínuo e em tempo real. Desta forma, os softwares estatísticos como o Minitab devem se adaptar à nova realidade, subindo sua limitação de dados para 10.000.000 (dez milhões) de linhas (MINITAB, 2022), assim como o STATA e as linguagens de programação estatística (como “R” citado anteriormente e o “Python” que surgiu em meados dos anos 1990 e ganhou popularidade nos anos seguintes) foram avançando para atender esta nova demanda. Concomitantemente, começou-se a implementar o que chamamos de “inteligência artificial” na análise, como forma de tratar o grande volume de dados que agora era parte da realidade industrial. A Figura 27 apresenta o caminho histórico desta evolução.

Figura 27 - Evolução histórica do controle de processos.



Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

Acompanhando a realidade histórica, é possível trazer um bom parâmetro do que deve ser feito em uma empresa totalmente manual para atingir os parâmetros da indústria 4.0. Iniciar o registro computadorizado dos dados e construir painéis gráficos piloto é uma boa maneira de começar esse caminho. Mas existem passos que precedem o caminho à automatização que dizem respeito principalmente ao monitoramento dos processos produtivos. Esses passos trazem a visão de que os processos devem estar bem definidos para que sejam bem controlados.

O ponto principal é o fato de que, para o sucesso da implementação de controle estatístico de processos automatizado, os processos internos da organização devem estar totalmente definidos e padronizados, além de compreendidos e documentados, fazendo parte do cotidiano da equipe de forma instintiva (ROSEMANN e DE BRUIN, 2005). Isso porque, segundo Rosemann e De Bruin (2005), os fatores críticos de sucesso da implementação de novas ferramentas em uma organização dizem respeito, principalmente, à mudança organizacional necessária e o alinhamento da equipe. Além disso, deve-se estudar quais variáveis serão acompanhadas no processo, dado os impactos que podem causar no produto ou serviço finalístico (WERKEMA, 2016). Desta forma, a gestão do conhecimento organizacional consolidada deve ser uma meta dentro do planejamento estratégico. Este ponto é a partida para que se saiba como lidar com os metadados que inundarão a rotina da empresa.

A partir da consolidação dos processos, inicia-se o registro computadorizado dos dados, isto é, a inserção (mesmo que manual) de dados em sistemas computadorizados, utilizando-se de softwares mais amigáveis como o Excel inicialmente (FÁVERO e BELFIORE, 2017). A

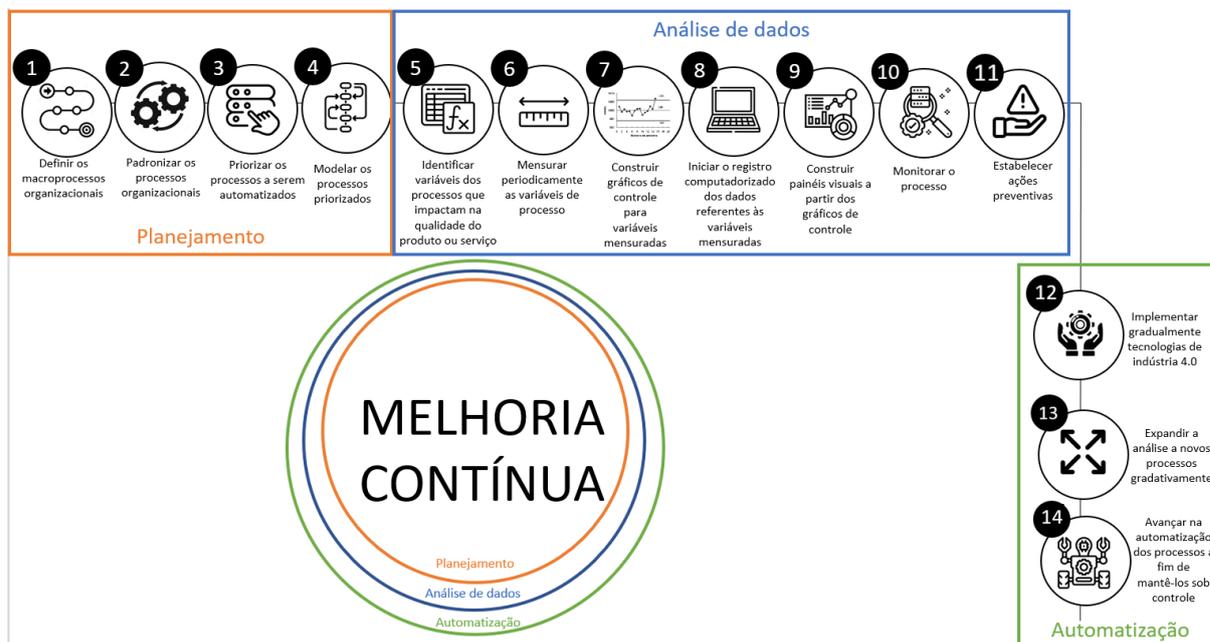
partir deste registro, é possível elaborar pilotos de painéis visuais que servirão como base para treinamento da equipe nesta direção.

Consolidado o registro computadorizado dos dados como rotina empresarial, é fundamental a implementação de sensores com conectividade e outras tecnologias semelhantes para o avanço em direção à quarta revolução industrial, como forma de automatizar a inserção de dados sistêmica. Assim, é mais fácil que os painéis de controle ganhem robustez e se tornem dinâmicos – atualizados em tempo real.

Percebendo a eficácia do piloto, a adaptabilidade da equipe com as tecnologias e o gradual crescimento da empresa, é momento de investir em tecnologias mais robustas como inteligência artificial, especialmente *Machine Learning*, e a possibilidade de utilização de robôs no ambiente fabril. Esta última etapa implica na implementação de sistemas que tenham atualização automática, apresentando dados em tempo real e notificando gestores em caso de necessidade de alguma intervenção.

A Figura 28 mostra, de forma geral, os passos de aplicação do CEP automatizado.

Figura 28 - Roadmap para a implementação do controle estatístico de processos automatizado.



Fonte: Adaptado de ROSEMANN e DE BRUIN (2005) e WERKEMA (2016).

As etapas de aplicação de CEP automatizado apresentadas na Figura 28 dividem-se em três conjuntos, sendo: planejamento, análise de dados e automação. A partir do exemplo do registrador de temperatura para cadeia de frios apresentado na seção 5.2, é possível aplicar as etapas propostas. Suponha-se que a empresa de transporte e armazenagem de frios (alimentos

e fármacos) está iniciando suas atividades para o entendimento das etapas que serão apresentadas.

A partir do conjunto de planejamento, apresentam-se as quatro primeiras etapas, conforme Figura 29.

Figura 29 - Passos do PLANEJAMENTO para automatização do CEP.



Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

- **Etapa 1** – O primeiro passo busca definir os macroprocessos de transporte e armazenagem de alimentos ou fármacos congelados. Entende-se como processo de armazenagem nessa hipotética organização, o conjunto de tarefas que precedem a distribuição, enquanto o processo de transporte envolve a transferência para o caminhão, rodagem e entrega.
- **Etapa 2** – O segundo passo é padronizar para que todos os processos de transporte e de armazenagem de frios ocorram da mesma maneira na organização, seguindo as mesmas etapas e parâmetros.
- **Etapa 3** – O terceiro passo é priorizar os processos a serem automatizados. Neste caso, o processo de transporte será priorizado em detrimento do processo de armazenagem, isso porque trata-se de um processo mais crítico.
- **Etapa 4** – Na quarta etapa, deve-se, a partir do aprendizado contínuo oriundo da experiência, modelar e otimizar esse processo (ROSEMANN e DE BRUIN, 2005).

Com os processos bem definidos, é possível avançar na análise de seus parâmetros, iniciando o conjunto de análise dados, conforme Figura 30.

Figura 30 - Passos da ANÁLISE DE DADOS para automatização do CEP.



Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

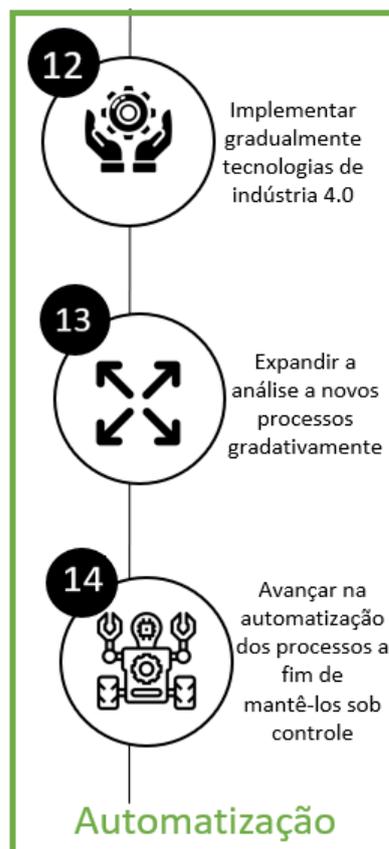
- **Etapa 5** – Nesta etapa, tendo em mãos as atividades de processo consolidadas, é possível identificar qual é a principal variável de impacto na qualidade do produto entregue (WERKEMA, 2016). Como o produto a ser transportado trata-se de um produto frio (resfriado ou congelado), a variável que impacta diretamente este processo é a temperatura. Esta, portanto, deve ser preservada no processo e, por isso, precisa ser controlada.
- **Etapa 6** – Assim, de forma periódica, é necessário que se mesure a temperatura do caminhão de transporte. Neste momento, essa mensuração ainda é manual e registrada em fichas.
- **Etapa 7** – Com o objetivo de compreender se a variável “temperatura” se encontra sob controle, é imprescindível a construção de gráficos de controle (MONTGOMERY, 2019). Esta etapa tem como objetivo monitorar a variável de processo para manter sob controle e garantir a qualidade dos frios que serão transportados.
- **Etapa 8** – Uma vez que o gráfico de controle foi construído de forma manual e foi disseminado para os colaboradores, pode-se iniciar o registro computadorizado dos dados. Nesta fase, um colaborador responsável afere a temperatura do produto resfriado ou congelado e insere em um *software* – como o *Excel*, por exemplo.
- **Etapa 9** – Estes dados devem ser insumo para a construção de painéis visuais (*dashboards*) que subsidiarão o planejamento das ações a serem tomadas no processo, a depender do resultado dos gráficos de controle.
- **Etapa 10** – A décima etapa é uma fase adaptativa, cujo objetivo é a aprendizagem de monitoramento de processo. Neste caso, os colaboradores monitorariam o processo, de

formar a subsidiar a tomada de decisão, e promover a melhoria contínua dos mesmos. Uma vez definido os limites de controle para a variável temperatura dos frios, ela deve ser controlada, o processo mantido sob controle, e quando houver a presença de alguma causa especial de variação atuando no processo, ele deve ser analisado.

- **Etapa 11** – A partir do entendimento dos parâmetros de processo, estabelece-se ações preventivas. Estas ações podem ser, inclusive, a necessidade de automatização de processos. Isso porque durante o período adaptativo da etapa anterior, é possível que os gestores identifiquem a necessidade de automatizar a inserção de dados nestes painéis, trazendo atualização em tempo real. Neste caso, esta inserção pode ser feita com sensores de temperatura com conectividade (NOVUS, 2022).

A Etapa 11 auxilia na identificação da necessidade de automatização. Desta maneira, apresenta-se o conjunto de atividades de automatização, representado na Figura 31.

Figura 31 - Passos da AUTOMATIZAÇÃO do CEP.



Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

- **Etapa 12** – Durante a 12ª etapa, cria-se a necessidade de iniciar a implementação gradual de tecnologias da indústria 4.0. No caso do processo de transporte para cadeia de frios, um sensor de temperatura se faz primordial. É neste momento que se demanda

uma tecnologia como o Registrador de Temperatura para a Cadeia de Frios (SENAI, 2019). O objetivo é que o sensor seja capaz de monitorar a temperatura da cadeia a todo momento e fornecer dados por meio de painéis de atualização simultânea (NOVUS, 2022) que auxiliam na tomada de decisão em tempo real.

- **Etapa 13** – Com o processo de controle de temperatura no transporte consolidado, é possível expandir a análise a outros processos. Neste caso, outro processo crítico da organização é o processo de armazenagem (anterior ao transporte).
- **Etapa 14** – Finalizada a implementação das tecnologias mais básicas na rotina empresarial e iniciada a expansão da análise, faz-se necessário agregar tecnologias ainda mais robustas como os algoritmos de Inteligência Artificial, por exemplo. Os modelos tornam possível a modelagem dos dados para que os números se tornem inteligíveis à organização (GE, 2017). Este passo é fundamental para uma organização que deseja a automatização de controle seja plena, já que estas tecnologias mais robustas podem organizar a avalanche de dados que estarão no sistema (ZAWADZKI e ZYWICKI, 2016).

Os três conjuntos apresentados constituem o *roadmap* de aplicação do CEP automatizado, uma linha temporal com as macroetapas a serem cumpridas no caminho à automatização do controle de processos, conforme apresentado na Figura 28.

Neste sentido, estes passos focam no caminho à automatização do **controle** de processos, mas também é possível automatizar a correção: a tomada de decisão, após a identificação de possíveis parâmetros fora de controle, pode ser feita de forma sistêmica. Para isso, é necessária grande maturidade da empresa acerca do conhecimento processual formalizado e acessível a todas as camadas de todos os processos produtivos. Assim, é possível avançar ainda mais, em busca de sistemas considerados auto adaptativos. Estes sistemas utilizam os dados fornecidos para se tornarem autônomos no que diz respeito à correção, reduzindo drasticamente a necessidade de um operador (PEREIRA; SZEJKA; CANGIOLIERI JUNIOR, 2020). Este é um termo que se relaciona com o que é conhecido por “autonomação”, conceito que traz à operação autonomia para corrigir suas próprias anormalidades (SILVA, 2010). Vale ressaltar que todas estas etapas devem ser constantemente verificadas, em busca da melhoria contínua (WERKEMA, 2016).

Por conseguinte, é notória a necessidade de investimento em estudos principalmente aplicados com o objetivo de direcionar as empresas de diversos setores para processos com menor variabilidade e, conseqüentemente, resultados com menor quantidade de falhas.

7 CONSIDERAÇÕES FINAIS

A indústria vem se transformando como uma resposta às exigências do mercado quanto à qualidade dos produtos apresentados. Desta maneira, métodos de controle de produção manuais vêm ficando obsoletos enquanto métodos automatizados vêm ganhando força. O presente estudo identificou, por meio de uma revisão sistemática da literatura, estudos como revisões de literatura, estudos de caso, pesquisas aplicadas e diversos outros documentos que comprovam a forte interação entre métodos informacionais de ciências de dados com o controle estatístico de processos – principalmente com os gráficos de controle. Além disso, o estudo procurou trazer exemplos reais da interação entre a indústria 4.0 e os métodos de controle estatístico de processos – que surgiram muito antes dessa revolução industrial.

A revisão da literatura mostra que técnicas de aprendizagem de máquina como *machine learning* e *deep learning* são fortes estratégias para construção de gráficos que apresentem dados tratados, reduzindo a dimensionalidade da análise e trazendo informações mais inteligíveis. O modelo baseado no TEMAC foi capaz de trazer temas diversos para a discussão de controle estatístico de processos, promovendo um avanço no conhecimento geral da questão. Isto comprova a efetividade da metodologia na busca por artigos, livros e teorias que contribuam para a ciência do tema buscado.

A metodologia também foi capaz de demonstrar a lacuna destes temas em pesquisas brasileiras, que aparecem com poucos registros na base *Scopus* e nenhum na base *Web of Science*. Isso deve-se, em parte, à associação da pesquisa com o termo “big data”. Ainda assim, entende-se que os avanços em direção a última revolução industrial devem ser mais bem incentivados no país, investindo financeiramente em fazer com que a indústria nacional produza e utilize tecnologias mais automatizadas – inclusive na agricultura. Isso porque o setor é carro-chefe da economia brasileira, tanto internamente quanto externamente. Deste modo, se houver um avanço tecnológico no setor, o Brasil poderá ter vantagem internacional.

Sentiu-se, ainda, a necessidade de realizar a análise da aplicabilidade do que foi visto na revisão de literatura. As aplicações apresentadas mostram como as ferramentas de controle e as tecnologias da indústria 4.0 se relacionam, além de mostrar projetos desse tipo dentro do contexto brasileiro e um contraponto entre a realidade brasileira e inglesa de uma empresa de *e-commerce*. É possível perceber que o investimento em tecnologias de internet das coisas, inteligência artificial e *big data*, além da contratação de profissionais de ciência de dados, é fundamental no controle mais efetivo dos processos, podendo promover um acompanhamento em tempo real e de qualquer lugar do mundo e favorecendo a tomada rápida e eficaz de decisão.

Como limitação da pesquisa, é possível notar que utilizar “big data” como palavra-chave pode fazer com que alguns estudos e tecnologias tenham ficado de fora da análise. Além disso, o trabalho foi elaborado em contexto de pandemia, o que impediu uma análise em ambientes reais de forma mais robusta.

Sugere-se, portanto, um estudo aplicado em uma manufatura com processos manuais, em busca do acompanhamento contínuo em direção à indústria 4.0. Para tal, estudos prévios podem ser realizados como:

- a)** Estudo do desenvolvimento de um painel-piloto para acompanhamento de indicadores;
- b)** Estudo do desenvolvimento de uma tecnologia habilitadora de acompanhamento de processos;
- c)** Estudo de caso das vantagens e desvantagens da aplicação de tecnologias habilitadoras da indústria 4.0 no controle estatístico de processos.
- d)** Estudo bibliográfico de sistemas auto adaptativos como solução para apontamentos dados pelo CEP.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ANEEL, A. N. de Energia Elétrica da. Manual de Gestão de Processos Organizacionais. Portaria n. 749, de 18 de setembro de 2007. Brasília - DF, 2012. Disponível em: <www.aneel.gov.br/.../Manual de Gestão de Processos RM capa.doc>.

ATALAY, Murat et al. Guidelines for automating Phase I of control charts by considering effects on Phase-II performance of individuals control chart. *Quality Engineering*, v. 32, n. 2, p. 223-243, 2020.

BARBEITO, Inés et al. Assessing thermal comfort and energy efficiency in buildings by statistical quality control for autocorrelated data. *Applied energy*, v. 190, p. 1-17, 2017.

BELLARDO, T. The use of co-citations to study science. *Library Research*, v.2, n.3, p. 231-237, 1980.

BEN-DAYA, Mohamed; HASSINI, Elkafi; BAHROUN, Zied. Internet of things and supply chain management: a literature review. *International Journal of Production Research*, v. 57, n. 15-16, p. 4719-4742, 2019.

BEVILAQUA, Adriane. Aplicação do controle estatístico do processo em empresa de prestação de serviços. Salão de Iniciação Científica (17.: 2005: Porto Alegre, RS). Livro de resumos. Porto Alegre: UFRGS, 2005., 2005.

CAI, Baoping; HUANG, Lei; XIE, Min. Bayesian networks in fault diagnosis. *IEEE Transactions on industrial informatics*, v. 13, n. 5, p. 2227-2240, 2017.

CHIANG, Leo; LU, Bo; CASTILLO, Ivan. *Big data analytics in chemical engineering. Annual review of chemical and biomolecular engineering*, v. 8, p. 63-85, 2017.

CNI. Brasil avança quatro posições no Índice Global de Inovação e chega ao 62º lugar. Inovação e Tecnologia – Confederação Nacional da Indústria. 2020.

COLOSIMO, Bianca Maria. Modeling and monitoring methods for spatial and image data. *Quality Engineering*, v. 30, n. 1, p. 94-111, 2018.

DAMACENO, Siuari Santos et al. Inteligência artificial: uma breve abordagem sobre seu conceito real e o conhecimento popular. *Caderno de Graduação-Ciências Exatas e Tecnológicas-UNIT-SERGIPE*, v. 5, n. 1, p. 11-11, 2018.

DE MENDONÇA, Herbert Garcia. E-commerce. **Revista Inovação, Projetos e Tecnologias**, v. 4, n. 2, p. 240-251, 2016.

DE OLIVEIRA MORAIS, Marcos et al. A evolução da qualidade na indústria 4.0. **Research, Society and Development**, v. 9, n. 10, p. e3929108634-e3929108634, 2020.

DE SANTANA, Nathaly Silva et al. Controle estatístico da qualidade: uma aplicação em uma indústria têxtil. *Revista Latino-Americana de Inovação e Engenharia de Produção*, v. 7, n. 12, p. 47-56, 2019.

DOWNS, James J.; VOGEL, Ernest F. A plant-wide industrial process control problem. *Computers & chemical engineering*, v. 17, n. 3, p. 245-255, 1993.

FÁVERO, Luiz Paulo; BELFIORE, Patrícia. Manual de análise de dados: estatística e modelagem multivariada com Excel®, SPSS® e Stata®. Elsevier Brasil, 2017.

FERREIRA, Eric Batista; NOMELINI, Quintiliano Siqueira Schroden; DE OLIVEIRA, Marcelo Silva. O controle estatístico de processo na manufatura de autopeças. *Revista da Universidade Vale do rio Verde*, v. 14, n. 1, p. 72-87, 2016.

FIRJAN. Cadernos SENAI de inovação. Indústria 4.0, 2016.

FONSECA, J. J. S. Metodologia da pesquisa científica. Fortaleza: UEC, 2002. Apostila.

GAO, Robert X. et al. *Big data* analytics for smart factories of the future. **CIRP annals**, v. 69, n. 2, p. 668-692, 2020.

GARVIN, D. A. (1984) What Does ‘Product Quality’ Really Mean. *MIT Sloan Management Review*, 26(1), 1-13.

GE, Zhiqiang et al. Data mining and analytics in the process industry: The role of machine learning. *Ieee Access*, v. 5, p. 20590-20616, 2017.

GE, Zhiqiang. Review on data-driven modeling and monitoring for plant-wide industrial processes. **Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems**, v. 171, p. 16-25, 2017.

GE, Zhiqiang. Process data analytics via probabilistic latent variable models: A tutorial review. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, v. 57, n. 38, p. 12646-12661, 2018.

GIL, A. C. Como elaborar projetos de pesquisa. 4. ed. São Paulo: Atlas, 2007.

GRÁCIO, Maria Cláudia Cabrini. Acoplamento bibliográfico e análise de cocitação: revisão teórico-conceitual. **Encontros Bibli: revista eletrônica de biblioteconomia e ciência da informação**, v. 21, n. 47, p. 82-99, 2016.

HADDAD, Tamer. Quality assessment of concrete production using statistical process control (spc) techniques. *Proceedings on Engineering*, v. 3, n. 2, p. 233-240, 2021.

HALKIDI, Maria; BATISTAKIS, Yannis; VAZIRGIANNIS, Michalis. On clustering validation techniques. *Journal of Intelligent Information Systems*, v. 17, n. 2-3, p. 107-145, 2001.

HERMANN, Mario; PENTEK, Tobias; OTTO, Boris. Design principles for industrie 4.0 scenarios. In: 2016 49th Hawaii international conference on system sciences (HICSS). IEEE, 2016. p. 3928-3937.

KARLGAARD, Rich. A teoria soft edge. Elsevier Brasil, 2014.

KESSLER, M. M. Bibliographic coupling between scientific papers. *American Documentation*, v. 14, n. 1, p. 10–25, 1963.

KOURTI, Theodora; MACGREGOR, John F. Process analysis, monitoring and diagnosis, using multivariate projection methods. *Chemometrics and intelligent laboratory systems*, v. 28, n. 1, p. 3-21, 1995.

LEE, Jay; BAGHERI, Behrad; KAO, Hung-An. A cyber-physical systems architecture for industry 4.0-based manufacturing systems. *Manufacturing letters*, v. 3, p. 18-23, 2015.

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

LECUN, Yann; BENGIO, Yoshua; HINTON, Geoffrey. Deep learning. *nature*, v. 521, n. 7553, p. 436-444, 2015.

LIM, S. A. H.; PRIYONO, A.; MOHAMAD, S. F. Introducing a Six Sigma Process Control Technique in a Food Production Line: Step-by-step Guideline and Critical Elements of the Implementation. *IEEE 6th International Conference on Industrial Engineering and Applications, ICIEA 2019*. 2019.

LIU, Kaibo; MEI, Yajun; SHI, Jianjun. An adaptive sampling strategy for online high-dimensional process monitoring. *Technometrics*, v. 57, n. 3, p. 305-319, 2015.

MAGRANI, Eduardo. *A internet das coisas*. Editora FGV, 2018.

MARIANO, Ari Melo; ROCHA, Maíra Santos. Revisão da literatura: apresentação de uma abordagem integradora. In: **AEDEM International Conference**. 2017. p. 427-442

MARQUESONE, Rosangela. *Big Data: Técnicas e tecnologias para extração de valor dos dados*. Editora Casa do Código, 2016.

MEMON, Imdad Ali et al. Defect reduction with the use of seven quality control tools for productivity improvement at an automobile company. **Engineering, Technology and Applied Science Research**, v. 9, n. 2, p. 4044-4047, 2019.

MENDES, M. F. (2007). *O impacto dos sistemas QAS nas PME portuguesas* (Dissertação de Mestrado, Universidade do Minho, Minho, Portugal).

MINITAB, Version 14.0. *Making Data Analysis Easier*. Statistical Software. Minitab Inc State College, PA, EUA, 1972.

MINITAB, Version 18.0. Suporte ao Minitab 18. Disponível em <<https://support.minitab.com/pt-br/minitab/18/>>. Acesso em 22 de abril de 2022.

MONTGOMERY, Douglas C. *Introdução Ao Controle Estatístico Da Qualidade*. Grupo Gen-LTC, 2019.

NOVUS. IoT na Refrigeração: Tendências em Automação. 2022. Disponível em <<https://www.novus.com.br/blog/iot-na-refrigeracao-tendencias-em-automacao/>>. Acesso em 05 de março de 2022.

NOVUS. Módulo I/O para aplicações IoT DigiRail OEE. 2020. Disponível em <<https://www.novus.com.br/>>. Acesso em 19 de março de 2022.

PAGE, Ewan S. Continuous inspection schemes. *Biometrika*, v. 41, n. 1/2, p. 100-115, 1954.

PEREIRA, Ramon Martinez; SZEJKA, Anderson Luis; CANCEGLIERI JUNIOR, Osiris. A Discussion on Current Issues for Semantic Interoperability in an Integrated Manufacturing System. In: **Transdisciplinary Engineering for Complex Socio-technical Systems–Real-life Applications**. IOS Press, 2020. p. 514-523.

RAMOS, A W., “CEP para Processos Contínuos e em Bateladas”, 1ª ed., Editora Edgard Blucher Ltda, São Paulo, 2000.

REIS, Marco S.; GINS, Geert. Industrial process monitoring in the big data/industry 4.0 era: From detection, to diagnosis, to prognosis. **Processes**, v. 5, n. 3, p. 35, 2017.

REIS, Marco S.; KENETT, Ron. Assessing the value of information of data-centric activities in the chemical processing industry 4.0. *AIChE Journal*, v. 64, n. 11, p. 3868-3881, 2018.

RENFRO, Charles G. A compendium of existing econometric software packages. *Journal of Economic and Social Measurement*, v. 29, n. 1-3, p. 359-409, 2004.

RIBEIRO, Ronne Peterson Pádua; GUEDES, Eduardo Emanuel Vieira. Utilização da Metodologia DMAIC para redução de refugo de uma empresa do ramo alimentício, 2020.

ROSA, Leandro Cantorski. Introdução ao Controle Estatístico de Processos. Santa Maria: Editora da UFSM, 2009.

ROSEMANN, Michael; DE BRUIN, Tonia. Application of a holistic model for determining BPM maturity. *BP Trends*, v. 2, p. 1-21, 2005.

QIN, S. Joe. Process data analytics in the era of big data. *AIChE Journal*, v. 60, n. 9, p. 3092-3100, 2014.

SANTOS, Beatrice Paiva et al. Indústria 4.0: desafios e oportunidades. *Revista Produção e Desenvolvimento*, v. 4, n. 1, p. 111-124, 2018.

SANTOS, Bruno P. et al. Internet das coisas: da teoria à prática. 2016.

SELLITTO, Miguel Afonso. Inteligência artificial: uma aplicação em uma indústria de processo contínuo. *Gestão & Produção*, v. 9, n. 3, p. 363-376, 2002.

SENAI, Soluções Integradas em Metalmecânica. Projeto De Dispositivo De Monitoramento OEE. 2020. Disponível em <<https://www.senairs.org.br/cases/projeto-de-dispositivo-de-monitoramento-oee>>. Acesso em 05 de março de 2022.

SENAI, Soluções Integradas em Metalmecânica. Registrador de Temperatura para a Cadeia do Frio. 2019. Disponível em <<https://www.senairs.org.br/cases/registrador-de-temperatura-para-cadeia-do-frio>>. Acesso em 05 de março de 2022.

SENAI, Engenharia de Polímeros. UPSENSOR - Unidade Estrutural de ROUV para Monitoramento de Dutos de Petróleo. Disponível em <<https://www.senairs.org.br/cases/upsensor-unidade-estrutural-de-rouv-para-monitoramento-de-dutos-de-petroleo>>. Acesso em 05 de março de 2022.

SILVA, Macáliston Gonçalves da. Avaliação do alinhamento entre critérios competitivos e práticas de autonomia na indústria eletrônica: um estudo de caso. 2010.

SILVEIRA, Denise Tolfo; CÓRDOVA, Fernanda Peixoto. Unidade 2—A pesquisa científica. Métodos de pesquisa, v. 1, p. 31, 2009.

SMALL, H. Cocitation in the scientific literature: A new measure of the relationship between two documents. *Journal of the American Society for Information Science*, v. 24, n. 4, p. 265–269, 197.

UDUGAMA, Isuru A. et al. The role of *big data* in industrial (bio) chemical process operations. **Industrial & Engineering Chemistry Research**, v. 59, n. 34, p. 15283-15297, 2020.

UNIDO. Annual Report 2019. United Nations Office at Vienna, 2020.

VOGEL, Rick; GÜTTEL, Wolfgang H. The dynamic capability view in strategic management: A bibliometric review. **International Journal of Management Reviews**, v. 15, n. 4, p. 426-446, 2013.

WANG, Andi et al. A spatial-adaptive sampling procedure for online monitoring of *big data* streams. *Journal of Quality Technology*, v. 50, n. 4, p. 329-343, 2018.

WERKEMA, Cristina. Ferramentas Estatísticas Básicas do Lean Seis Sigma Integradas: PDCA e DMAIC. Elsevier, 2016.

ZAWADZKI, Przemysław; ŻYWICKI, Krzysztof. Smart product design and production control for effective mass customization in the Industry 4.0 concept. **Management and production engineering review**, 2016.

ZHAO, Rui et al. An optimization model for green supply chain management by using a big data analytic approach. *Journal of Cleaner Production*, v. 142, p. 1085-1097, 2017.

ZHU, Jinlin et al. Review and big data perspectives on robust data mining approaches for industrial process modeling with outliers and missing data. **Annual Reviews in Control**, v. 46, p. 107-133, 2018.

APÊNDICE A – ROTEIRO DA ENTREVISTA COM SUPERVISOR DE OPERAÇÕES DA MULTINACIONAL DE E-COMMERCE

ROTEIRO DE ENTREVISTA
Qual é a especialização da empresa que você trabalha?
Qual é o setor que você supervisiona?
Qual é a capacidade física do estoque?
Qual(is) é(são) o(s) processo(s) que você julga mais importante(s) no seu setor?
Descreva o processo indicado na pergunta anterior.
Existe diferença entre esse processo na filial em que você trabalha ou em qualquer outra filial da empresa pelo mundo?
Descreva o processo na realidade desta outra filial.
Qual é a capacidade física do estoque desta outra filial?
Qual(is) é(são) o(s) principal(is) indicador(es) de acompanhamento deste(s) processo(s)? É(são) o(s) mesmo(s) em ambas as filiais?
Qual(is) é(são) os mecanismos de controle? Algum destes indicadores é acompanhado por cartas de controle? Se sim, qual?
Qual é a principal vantagem competitiva de um processo totalmente automatizado na sua visão?