

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA MARIA  
CENTRO DE TECNOLOGIA  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

Tamires Fernanda Barbosa Nunes

**ANÁLISE MULTIVARIADA DOS INDICADORES DA INDÚSTRIA DE  
TRANSFORMAÇÃO E PERSPECTIVAS DA INDÚSTRIA 4.0 NO  
BRASIL**

Santa Maria, RS  
2021



**Tamires Fernanda Barbosa Nunes**

**ANÁLISE MULTIVARIADA DOS INDICADORES DA INDÚSTRIA DE  
TRANSFORMAÇÃO E PERSPECTIVAS DA INDÚSTRIA 4.0 NO BRASIL**

Dissertação apresentada ao Curso de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, área de concentração Métodos Quantitativos para a Tomada de Decisão, da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM, RS), como requisito parcial para a obtenção do grau de **Mestre em Engenharia de Produção.**

Orientadora: Prof.<sup>a</sup> Dra. Roselaine Ruviaro Zanini

Santa Maria, RS  
2021

This study was financed in part by the Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Finance Code 001

Nunes, Tamires Fernanda Barbosa  
Análise multivariada dos indicadores da indústria de transformação e perspectivas da indústria 4.0 no Brasil / Tamires Fernanda Barbosa Nunes.- 2021.  
129 p.; 30 cm

Orientadora: Roselaine Ruviaro Zanini  
Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Santa Maria, Centro de Tecnologia, Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, RS, 2021

1. Indústria de transformação 2. Indústria 4.0 3.  
Análise multivariada 4. Revisão Sistemática da  
Literatura I. Zanini, Roselaine Ruviaro II. Título.

Sistema de geração automática de ficha catalográfica da UFSM. Dados fornecidos pelo autor(a). Sob supervisão da Direção da Divisão de Processos Técnicos da Biblioteca Central. Bibliotecária responsável Paula Schoenfeldt Patta CRB 10/1728.

Declaro, TAMIRES FERNANDA BARBOSA NUNES, para os devidos fins e sob as penas da lei, que a pesquisa constante neste trabalho de conclusão de curso (Dissertação) foi por mim elaborada e que as informações necessárias objeto de consulta em literatura e outras fontes estão devidamente referenciadas. Declaro, ainda, que este trabalho ou parte dele não foi apresentado anteriormente para obtenção de qualquer outro grau acadêmico, estando ciente de que a inveracidade da presente declaração poderá resultar na anulação da titulação pela Universidade, entre outras consequências legais.

**Tamires Fernanda Barbosa Nunes**

**ANÁLISE MULTIVARIADA DOS INDICADORES DA INDÚSTRIA DE  
TRANSFORMAÇÃO E PERSPECTIVAS DA INDÚSTRIA 4.0 NO BRASIL**


Dissertação apresentada ao Curso de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, área de concentração Métodos Quantitativos para a Tomada de Decisão, da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM, RS), como requisito parcial para a obtenção do grau de **Mestre em Engenharia de Produção**.

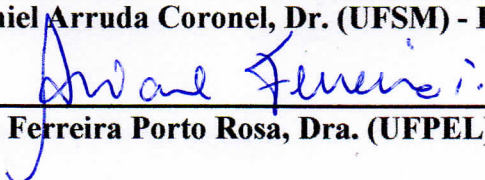
**Aprovado em 29 de março de 2021:**



**Roselaine Ruviaro Zanini, Dra. (UFSM)**

*(Presidente/Orientadora)*

  
**Daniel Arruda Coronel, Dr. (UFSM) - Parecer**

  
**Ariane Ferreira Porto Rosa, Dra. (UFPEL) - Parecer**

Santa Maria, RS

2021



## **AGRADECIMENTOS**

Agradeço primeiramente a Deus por suas bênçãos em minha vida, a minha família e amigos por todo apoio, incentivo e carinho ao longo desta caminhada.

A minha orientadora Roselaine Ruviaro Zanini, pelos ensinamentos compartilhados no decorrer do mestrado. Obrigada por sua confiança, disponibilidade e incentivo.

A banca examinadora, professora Dra. Ariane Ferreira Porto Rosa, professor Dr. Daniel Arruda Coronel e professor Dr. Adriano Mendonça Souza por suas contribuições.

A todos os Professores, Mestres e Doutores que cruzaram meu caminho, por todo conhecimento compartilhado. Tive a sorte de conhecer profissionais que me inspiraram e continuam me inspirando a ir além, a buscar o melhor com dedicação e perseverança.

Ao auxílio financeiro da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001.

A todos minha gratidão e carinho, muito obrigado.





## RESUMO

### ANÁLISE MULTIVARIADA DOS INDICADORES DA INDÚSTRIA DE TRANSFORMAÇÃO E PERSPECTIVAS DA INDÚSTRIA 4.0 NO BRASIL

AUTORA: Tamires Fernanda Barbosa Nunes

ORIENTADORA: Roselaine Ruviaro Zanini

Atualmente a Quarta Revolução Industrial tem promovido um ambiente tecnológico complexo, incerto e de mudanças rápidas. O conceito da Indústria 4.0 tem se espalhado pelo mundo como uma nova estratégia de inovação orientada a reinvenção da indústria manufatureira, aumentando a competitividade global por qualidade, custos e processos flexíveis. O setor industrial é responsável por estimular o desenvolvimento econômico e competitivo do país. No Brasil, mesmo com todo potencial para geração de riquezas a indústria de transformação vem sendo prejudicada pela desindustrialização e por problemas estruturais que afetam seu rendimento significativamente. Diante disso, o objetivo do presente trabalho foi analisar os indicadores industriais da manufatura, disponibilizados pela Confederação Nacional da Indústria (CNI), visando compreender quais exercem maior influência para formação do Produto Interno Bruto (PIB) do setor. As técnicas multivariadas Análise de Componentes Principais e Análise de Agrupamento foram utilizadas para selecionar variáveis para construção do modelo de Regressão Linear Múltipla, desenvolvido para analisar a associação dos indicadores industriais com o PIB do setor. Além disso uma Revisão Sistemática da Literatura (RSL) foi realizada para identificar potenciais impactos e desafios da Indústria 4.0 para manufatura. Os resultados das análises multivariadas demonstraram que a empregabilidade e a produtividade são os fatores com maior contribuição para formação do PIB da manufatura, se mostrando coerente com a realidade do setor na qual a redução da participação da indústria na geração de emprego e no valor adicionado corroboram para o processo de desindustrialização. A partir da RSL sete potenciais impactos da Indústria 4.0 na manufatura foram identificados (i) ambiental; (ii) competitivo; (iii) econômico; (iv) ensino; (v) mercado de trabalho; (vi) modelos de negócios; e (vii) social. E seis potenciais desafios enfrentados pela manufatura para adoção da transformação digital: (i) gestão; (ii) governo; (iii) implementação; (iv) mão de obra; (v) operação; e (vi) segurança. Os resultados indicam a necessidade de promover estratégias competitivas de recuperação industrial delineadas por alta tecnologia e inovação, assim como o desenvolvimento de políticas industriais e tecnológicas amplas e efetivas. Assim, como deixaram evidente a demanda por geração de conhecimento e compartilhamento dos conceitos e abrangência da Indústria 4.0 para moldar o futuro do setor manufatureiro.

**Palavras-chave:** Indústria de transformação. Indústria 4.0. Análise multivariada. Revisão Sistemática da Literatura.



## ABSTRACT

### MULTIVARIATE ANALYSIS OF INDUSTRY INDICATORS AND INDUSTRY 4.0 PERSPECTIVES IN BRAZIL

AUTHOR: Tamires Fernanda Barbosa Nunes

ADVISOR: Roselaine Ruviaro Zanini

Currently the Fourth Industrial Revolution has promoted a complex, uncertain and rapidly changing technological environment. The concept of Industry 4.0 has spread around the world as a new innovation strategy oriented to reinvention of manufacturing industry, increasing global competitiveness by quality, costs and flexible processes. The industrial sector is responsible for stimulating the economic and competitive development of the country. In Brazil, even with all the potential to generate wealth, the manufacturing industry has been hampered by deindustrialization and structural problems that affect its income significantly. Therefore, the objective of the present study was to analyze the industrial indicators of manufacturing, made available by the National Confederation of Industry (CNI), in order to understand which have the greatest influence for the formation of the Gross Domestic Product (GDP) of the sector. The multivariate techniques Principal Component Analysis and Cluster Analysis were used to select variables to construct the Multiple Linear Regression model, developed to analyze the association of industrial indicators with the GDP of the sector. In addition, a Systematic Literature Review (RSL) was conducted to identify potential impacts and challenges of Industry 4.0 for manufacturing. The results of the multivariate analyses demonstrated that employability and productivity are the factors with the greatest contribution to the formation of manufacturing GDP, is consistent with the reality of the sector in which the reduction of the industry's participation in the generation of employment and the added value corroborate the process of deindustrialization. From the RSL seven potential impacts of Industry 4.0 on manufacturing were identified (i) environmental; (ii) competitive; (iii) economic; (iv) education; (v) labor market; (vi) business models; and (vii) social. And six potential challenges for manufacturing to embrace digital transformation: (i) management; (ii) government; (iii) implementation; (iv) manpower; (v) operation; and (vi) security. The results indicate the need to promote competitive industrial recovery strategies outlined by high technology and innovation, as well as the development of broad and effective industrial and technological policies. Just as the demand for knowledge generation and sharing of the concepts and scope of Industry 4.0 have been evident to shape the future of the manufacturing sector.

**Keywords:** Manufacturing industry. Industry 4.0. Multivariate Analysis. Systematic Literature Review.



## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Percentual de participação da indústria de transformação no PIB (1947-2018).....	28
Figura 2 – Metodologia utilizada no desenvolvimento da presente dissertação .....	47
Figura 3 – Etapas para aplicação da análise de agrupamento.....	56
Figura 4 – Procedimentos metodológicos adotados no desenvolvimento do trabalho.....	67



## LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Grupos de divisão da indústria de transformação.....	26
Quadro 2 – Indústria de transformação em números.....	27
Quadro 3 – Descrição das variáveis utilizadas no desenvolvimento da pesquisa .....	49





## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AA	Análise de Agrupamento
ACP	Análise de Componentes Principais
AI	<i>Artificial Intelligence</i>
ANEEL	Agência Nacional de Energia Elétrica
ANOVA	<i>Analysis of Variance</i>
AR	<i>Augmented Reality</i>
ABDI	Associação Brasileira de Desenvolvimento Industrial
CIESP	Centro das Indústrias do Estado de São Paulo
CNAE	Classificação Nacional de Atividades Econômicas
CNI	Confederação Nacional da Indústria
DEMATEL	<i>Fuzzy – Decision Making Trial Evaluation</i>
FGV	Fundação Getúlio Vargas
FIESP	Federação das Indústrias do Estado de São Paulo
FUNCEX	Fundação Centro de Estudos do Comércio Exterior
GTI 4.0	Grupo de Trabalho da Indústria 4.0
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
IOS	<i>Internet of Services</i>
IOT	<i>Internet of Things</i>
IPI	Impostos sobre Produtos Industrializados
ISO 10218:1	<i>International Organization for Standardization 10218:1 – Robots and robotic devices - Safety requirements for industrial robots - Part 1: Robots</i>
M2M	<i>Machine to Machine</i>
MDIC	Ministério da Economia, Indústria, Comércio Exterior
MQO	Mínimos Quadrados Ordinários
NR-12	Norma Regulamentadora N° 12 – Segurança no Trabalho em Máquinas e Equipamentos
OLS	<i>Ordinary Last Squares</i>
PCA	<i>Principal Components Analysis</i>
PIB	Produto Interno Bruto
P&D	Pesquisa e Desenvolvimento
QR Code	<i>Quick Response Code</i>
RLM	Regressão Linear Múltipla
RFID	<i>Radio-Frequency Identification tag</i>
RSL	Revisão Sistemática da Literatura
VAB	Valor Adicionado Bruto
VR	<i>Virtual Reality</i>



## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b> .....	19
1.1	PROBLEMA.....	20
1.2	OBJETIVOS .....	21
<b>1.2.1</b>	<b>Objetivo geral</b> .....	21
<b>1.2.2</b>	<b>Objetivos específicos</b> .....	21
1.3	JUSTIFICATIVA .....	22
1.4	ESTRUTURA DO TRABALHO .....	22
<b>2</b>	<b>REVISÃO DA LITERATURA</b> .....	25
2.1	INDÚSTRIA DA TRANSFORMAÇÃO .....	25
<b>2.1.1</b>	<b>Desindustrialização</b> .....	28
<b>2.1.2</b>	<b>Competitividade e inovação</b> .....	31
2.2	INDICADORES DE DESEMPENHO DA INDÚSTRIA DE TRANSFORMAÇÃO.....	32
<b>2.2.1</b>	<b>Indicadores industriais</b> .....	33
<b>2.2.2</b>	<b>Indicadores de competitividade</b> .....	34
2.2.2.1	<i>Desempenho da indústria no mundo</i> .....	35
2.2.2.2	<i>Coefficientes de abertura comercial</i> .....	35
2.2.2.3	<i>Produtividade na indústria</i> .....	36
2.2.2.4	<i>Competitividade custo</i> .....	37
2.2.2.5	<i>Indicadores de custos industriais</i> .....	37
<b>2.2.3</b>	<b>Indicadores econômicos</b> .....	39
2.3	INDÚSTRIA 4.0.....	40
<b>2.3.1</b>	<b>Agenda brasileira para a Indústria 4.0</b> .....	42
<b>3</b>	<b>MATERIAIS E MÉTODOS</b> .....	45
3.1	CLASSIFICAÇÃO DA PESQUISA .....	45
3.2	DESCRIÇÃO DAS VARIÁVEIS .....	48
3.3	ANÁLISE DE COMPONENTES PRINCIPAIS.....	50
3.4	ANÁLISE DE AGRUPAMENTO .....	54
3.5	ANÁLISE DE REGRESSÃO LINEAR.....	58
<b>3.5.1</b>	<b>Método dos mínimos quadrados ordinários</b> .....	60
<b>3.5.2</b>	<b>Capacidade explicativa do modelo: R<sup>2</sup></b> .....	61
<b>3.5.3</b>	<b>Análise de correlação</b> .....	63
<b>3.5.4</b>	<b>Significância do modelo de regressão</b> .....	65
3.6	PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS .....	66
<b>4</b>	<b>ANÁLISE DOS RESULTADOS</b> .....	69
4.1	ARTIGO 1 – ANÁLISE MULTIVARIADA DOS INDICADORES DA INDÚSTRIA DE TRANSFORMAÇÃO E PERSPECTIVAS DA INDÚSTRIA 4.0 NO BRASIL ..	70
4.2	ARTIGO 2 – IMPACTOS E DESAFIOS DA INDÚSTRIA 4.0 NA MANUFATURA: UMA REVISÃO SISTEMÁTICA DA LITERATURA .....	97
<b>5</b>	<b>DISCUSSÃO</b> .....	121
<b>6</b>	<b>CONCLUSÃO</b> .....	123
	<b>REFERÊNCIAS</b> .....	124



## 1 INTRODUÇÃO

A indústria é considerada o setor mais importante para o desenvolvimento econômico e social do país. Segundo pesquisa da Confederação Nacional da Indústria (CNI,2019b), 90% dos brasileiros consideram que a indústria representa o segmento de mercado que mais contribui para o desenvolvimento do país, seja pela geração de empregos, crescimento econômico, melhoria do padrão de vida da população, desenvolvimento tecnológico e inovação ou redução das desigualdades regionais.

De acordo com dados divulgados pela CNI (2019a), a participação industrial subiu para 22% na economia brasileira com o aumento do desempenho da indústria extrativa e do segmento de serviços industriais. Entretanto, a indústria de transformação teve seu percentual de participação reduzido no Produto Interno Bruto (PIB), ficando em torno de 11,3% em 2018, sendo o menor percentual registrado desde 1947.

Levantamentos realizados pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE, 2019) demonstram que o declínio da produção brasileira acontece em virtude da desindustrialização. Rowthorn e Ramaswamy (1999) definem “desindustrialização” como a diminuição persistente do emprego industrial na participação do emprego total do país ou região. Em seu conceito ampliado, a “desindustrialização” pode ser entendida como a redução do emprego industrial em proporção ao emprego total e a redução do valor adicionado da indústria na proporção do PIB, sendo compatível com o crescimento da capacidade produtiva da indústria (OREIRO; FEIJÓ, 2010).

O processo de desindustrialização no Brasil acontece desde 1992, iniciado após a abertura financeira que ocasionou a incapacidade de neutralizar a tendência estrutural da sobreapreciação cíclica da taxa de câmbio (BRESSER-PEREIRA, 2010). Em consequência, aconteceu a apreciação da moeda nacional, redução das oportunidades de investimentos lucrativos direcionados a exportação, queda da poupança, bens importados tomaram o mercado interno reduzindo o crescimento das empresas nacionais ou até mesmo levando-as a falência (BRESSER-PEREIRA, 2010).

O processo de desindustrialização no Brasil é considerado um fenômeno precoce à economia em âmbito nacional, representando queda de competitividade nas exportações industriais, aumento de importações de bens de capital, de consumo e insumos industriais (CANO, 2012). De acordo com a Confederação Nacional da Indústria (CNI, 2019b), o crescimento econômico e a geração de emprego e renda de um país são comprometidos por sua perda de competitividade.

Atualmente o desenvolvimento do setor manufatureiro está diretamente ligado à Quarta Revolução Industrial ou Indústria 4.0, cujos conceitos surgiram em 2011, a partir de uma iniciativa do governo alemão com universidades e empresas privadas para elaborar um programa estratégico capaz de estimular o desenvolvimento dos sistemas de produção visando aumentar a produtividade e eficiência da indústria nacional (ALMEIDA, 2019; SACOMANO et al., 2018).

A incapacidade do país em acompanhar o desenvolvimento tecnológico reduz seu potencial competitivo e limita seu desenvolvimento econômico. De acordo com a Associação Brasileira de Desenvolvimento Industrial (ABDI, 2020), incentivadora da adoção e difusão de tecnologias para inserir a transformação digital no setor produtivo, as primeiras revoluções industriais transformaram a organização dos processos produtivos e foram marcadas pela produção em massa, linhas de montagem, divisão do trabalho e maquinários movidos a energia elétrica. No entanto, além do desenvolvimento dos processos produtivos, as três primeiras revoluções industriais e a Quarta Revolução Industrial apresentam uma característica comum, a competição tecnológica.

A Indústria 4.0 traz o conceito de manufatura inteligente, ao propor soluções digitais a partir de um conjunto de tecnologias capazes de associar o mundo físico, digital e biológico, produzindo, dessa forma, um impacto profundo e exponencial em toda cadeia produtiva (FRANK et al., 2019). Os conceitos da Indústria 4.0 irão impactar intensamente a economia em um âmbito global, influenciando diversas variáveis macroeconômicas, como PIB, investimentos, índices de consumo, empregabilidade, inflação, entre outros (SHWAB; DAVIS, 2018).

A colocação do Brasil no Índice Global de Inovação, 66º no ranking de 2019, demonstra a ineficiência do país no que tange ao crescimento produtivo, inovação e pesquisa e desenvolvimento (P&D). Os conceitos e ferramentas tecnológicas promovidas pela Indústria 4.0 podem ser valiosos para impulsionar a competitividade da indústria de transformação por meio da otimização, personalização e flexibilização dos processos produtivos.

Segundo a ABDI (2020), a Indústria 4.0 apresenta grandes desafios e oportunidades para a indústria brasileira, visto que a indústria de transformação atualmente representa menos de 12% do PIB do país. Na indústria está a geração de riqueza de um país, a geração de empregos, de capital intelectual e de melhores salários. Desta forma, a presente pesquisa visa realizar uma análise estatística multivariada dos indicadores da indústria de transformação nacional, a fim de compreender a dinâmica de contribuição destes na formação do PIB do setor. Além disso, se propõe a análise das perspectivas da Indústria 4.0 para o setor manufatureiro

brasileiro. E, a realização de uma Revisão Sistemática da Literatura (RSL) a fim de identificar os potenciais impactos e desafios da Indústria 4.0 para a indústria de transformação.

## 1.1 PROBLEMA

A competitividade do setor manufatureiro movimenta o desenvolvimento econômico do país. Quando o setor industrial se encontra competitivo globalmente, toda cadeia produtiva é impulsionada para o crescimento, criando um ecossistema econômico sustentável, incentivando investimentos internos e externos e melhorando os índices de liquidez do país. Além disso, um setor manufatureiro eficiente aumenta a capacidade intelectual do país, a inovação, impulsionando a demanda por trabalhadores de alta qualificação e cientistas.

A Indústria 4.0 é considerada a principal alternativa para contornar a queda dos indicadores econômicos e promover o desenvolvimento tecnológico industrial do país. Entretanto, de acordo com levantamento da CNI (2019a), a implantação e intenção de implantá-la no Brasil está perdendo força, principalmente pela falta de conhecimento de seus conceitos e ferramentas por parte dos empresários, ressaltando o despreparo do setor. Além das questões de ordem prática, os levantamentos da CNI (2019a) apontam que os empresários não compreendem a importância do desenvolvimento tecnológico e industrial para a competitividade da indústria brasileira no mercado mundial.

O desempenho da indústria de transformação impacta o segmento de bens de capital, contribuindo para investimentos internos e externos e, mesmo com todo potencial para o desenvolvimento do país, vem enfrentando dificuldades em manter seu desempenho estável, representando atualmente menos de 12% do PIB brasileiro. Diante dos desafios enfrentados pelo setor manufatureiro, tem-se, a partir dos conceitos da Indústria 4.0, uma oportunidade para alavancar o desempenho do setor e o potencial competitivo do país.

O desempenho industrial do país é monitorado por meio de indicadores industriais e de competitividade, disponibilizados por estatísticas elaboradas pela CNI (2019a), que permitem acompanhar o desempenho dos diversos segmentos industriais ao longo do tempo, além de demonstrar o comportamento do mercado e os impactos econômicos que esses indicadores têm sobre o desenvolvimento do país. Diante do exposto, a pesquisa visa responder a seguinte questão: A partir da análise multivariada dos indicadores da indústria de transformação, quais indicadores contribuem para formação do PIB do setor e quais as perspectivas da Indústria 4.0 na manufatura brasileira?

## 1.2 OBJETIVOS

A seguir os objetivos geral e específicos que nortearam o desenvolvimento da pesquisa são apresentados.

### 1.2.1 Objetivo geral

Esta pesquisa tem como objetivo geral analisar o desempenho da indústria de transformação brasileira por meio de seus indicadores industriais e explorar as perspectivas da Indústria 4.0 para alavancar a competitividade e a produtividade do setor.

### 1.2.2 Objetivos específicos

- Realizar uma revisão sistemática da literatura sobre os potenciais impactos e desafios da Quarta Revolução Industrial para manufatura.
- Analisar os indicadores industriais e de competitividade da indústria de transformação por meio da análise multivariada.
- Compreender os impactos desses indicadores no percentual da participação do segmento no PIB.
- Explorar as perspectivas da Indústria 4.0 no Brasil.

## 1.3 JUSTIFICATIVA

O setor industrial é um vetor para o desenvolvimento econômico e competitivo de um país, as decisões e as ações tomadas pelo setor podem enfraquecer a estrutura industrial ou torná-las mais eficiente. O processo de desindustrialização brasileiro é considerado um fenômeno precoce, impactando negativamente a economia nacional ao promover queda de competitividade nas exportações da manufatura, aumentar as importações de bens de capital, assim como bens de consumo e insumos industriais.

Diante do retrocesso da manufatura instaurado pelo processo de desindustrialização precoce no país e tendo em vista o potencial da indústria de transformação brasileira para geração de riqueza, se torna relevante compreender o comportamento do setor por meio dos indicadores que ilustram seu desempenho e permite verificar como ele está contribuindo ou não para o crescimento econômico do país.



O diferencial da presente pesquisa foi realizar uma análise setorial macro da manufatura, visando compreender o processo de desindustrialização precoce vivenciado pelo país por meio de seus indicadores industriais. E desta forma, ponderar as características da manufatura brasileira e a dinâmica de contribuição destes indicadores na formação do PIB do setor e, conseqüentemente seu potencial para geração de riqueza para o país.

A utilização de técnicas estatísticas multivariadas de apoio à tomada de decisão permitiu identificar os indicadores que refletem com mais intensidade impactos no desempenho competitivo da manufatura, transformando dados em informações capazes de ilustrar o desempenho e perspectivas do setor. Enquanto, a análise das perspectivas dos conceitos de Indústria 4.0 apresenta-se como alternativa capaz de contornar os problemas enfrentados pela manufatura.

#### 1.4 ESTRUTURA DO TRABALHO

A organização estrutural do presente estudo está disposta em seis capítulos: introdução, revisão da literatura, materiais e métodos, análise dos resultados, discussão e conclusão.

O capítulo 1, introdução, expõe o tema da pesquisa, a problemática envolvida, os objetivos, a justificativa do estudo e a estrutura do trabalho.

No capítulo dois, revisão da literatura, apresenta-se a revisão da literatura relativa à contextualização do problema, discorrendo sobre a indústria de transformação, indicadores industriais e de competitividade e Indústria 4.0.

O terceiro capítulo, materiais e métodos, apresenta os materiais e métodos utilizados para o desenvolvimento da presente pesquisa, incluindo: classificação da pesquisa, descrição das variáveis, análise de componentes principais, análise de agrupamento e regressão linear múltipla.

No quarto capítulo os resultados da pesquisa são apresentados no formato de dois artigos, intitulados: Análise multivariada dos indicadores da indústria de transformação e perspectivas da indústria 4.0 no Brasil; e Impactos e desafios da indústria 4.0 na manufatura: uma Revisão Sistemática da Literatura.

O capítulo 5, discussão, tem como finalidade a integração e discussão dos resultados dos dois artigos como um todo. No capítulo seis, apresenta-se uma breve explanação sobre os resultados discutidos nos artigos e por fim, há as referências.



## 2 REVISÃO DA LITERATURA

A revisão da literatura apresentará o embasamento teórico para o desenvolvimento da presente pesquisa, abordando os conceitos referentes à indústria de transformação brasileira, os indicadores de desempenho da manufatura (industriais, de competitividade e econômicos da indústria de transformação) e Indústria 4.0.

### 2.1 INDÚSTRIA DA TRANSFORMAÇÃO

De acordo com a Classificação Nacional de Atividades Econômicas, CNAE (2019), a indústria total engloba a indústria extrativista, de construção, de transformação e de serviços industriais de utilidade pública, enquanto a indústria de transformação ou manufatura envolve atividades de transformações físicas, químicas e biológicas de materiais, substâncias e componentes para a fabricação de produtos novos.

O desenvolvimento das atividades da indústria de transformação realiza-se frequentemente em plantas industriais, com a utilização de força motriz para prover o movimento do maquinário para manipulação da matéria-prima. Entretanto, também se consideram atividades de transformação as atividades industriais realizadas artesanalmente ou por meio de produção manual (CNAE, 2019). Os produtos transformados em um estabelecimento industrial podem estar prontos para consumo final ou serem utilizados como produtos intermediários para outro segmento de indústria de transformação.

Em geral, a indústria de transformação trabalha com a produção de bens tangíveis, mas algumas atividades relacionadas à prestação de serviços também são incluídas como atividades oriundas da indústria de transformação, como montagem de componentes de produtos industriais, instalações de máquinas ou equipamentos e serviços de reparação. Desta forma, os serviços industriais (acabamento de produtos têxteis, tratamento de metais, etc.) são parte integrante da indústria de transformação de bens (CNAE, 2019).

Segundo a Classificação Nacional de Atividades Econômicas (CNAE, 2019), a indústria de transformação é dividida em vinte e quatro grupos de classificação, apresentados no Quadro 1.

Quadro 1 – Grupos de divisão da indústria de transformação

DIVISÃO DA INDÚSTRIA DE TRANSFORMAÇÃO
Fabricação de produtos alimentícios;
Fabricação de bebidas;
Fabricação de produtos do fumo;
Fabricação de produtos têxteis;
Confecção de artigos de vestuário e acessórios;
Preparação de couros e fabricação de artefatos de couro, artigos para viagem e calçados;
Fabricação de produtos de madeira;
Fabricação de celulose, papel e produtos de papel;
Impressão e reprodução de gravações;
Fabricação de coque, de produtos derivados do petróleo e de biocombustíveis;
Fabricação de produtos químicos;
Fabricação de produtos farmoquímicos e farmacêuticos;
Fabricação de produtos de borracha e de material plástico;
Fabricação de produtos de minerais não metálicos;
Metalurgia;
Fabricação de produtos de metal, exceto máquinas e equipamentos;
Fabricação de equipamentos de informática, produtos eletrônicos e ópticos;
Fabricação de máquinas, aparelhos e materiais elétricos;
Fabricação de máquinas e equipamentos;
Fabricação de veículos automotores, reboques e carrocerias;
Fabricação de outros equipamentos de transporte, exceto veículos automotores;
Fabricação de móveis;
Fabricação de produtos diversos;
Manutenção, reparação e instalação de máquinas e equipamentos.

Fonte: Adaptado CNAE (2019).

A manufatura é uma fonte potencial de geração de riquezas para o país, movimenta tanto o mercado interno quanto o externo, pesquisas de desenvolvimento, arrecadação de tributos e empregos formais. O setor industrial representa um dos setores com maior relevância para a economia, fazendo com que sua competitividade seja fundamental para competitividade do país (SILVA et al., 2019).

O Perfil da Indústria Brasileira disponibilizada pela CNI (2020d) destaca a importância da indústria de transformação para o desenvolvimento econômico do país por meio de estatísticas de desempenho da manufatura que refletem a representatividade do setor do ponto de vista econômico, conforme apresentado no Quadro 2.

De acordo com as estatísticas disponibilizadas pela CNI, em Perfil da Indústria Brasileira (2020d), a indústria de transformação foi o segmento com maior participação no PIB da indústria com 54% de participação, seguido da indústria de construção (18,3%), serviços

industriais de utilidade pública (14%) e indústria extrativista (13,7%). A participação da manufatura no PIB atualmente, dezembro de 2019, é de 11,4%.

Quadro 2 – Indústria de transformação em números

<b>Participação da Indústria de Transformação</b>	<b>Percentual de Participação</b>
PIB	11,4
Emprego formal	14,5
Exportação de bens e serviços	52
Arrecadação de tributos federais	26,5
Investimento empresarial em pesquisa e desenvolvimento	67,6
Produção mundial da indústria de transformação	1,98

Fonte: Adaptado do Perfil da indústria brasileira (CNI, 2020d).

Os setores da indústria de transformação com maior participação no PIB da manufatura são: alimentos, derivados de petróleo e biocombustíveis, químicos, veículos automotores, metalúrgica, máquinas e equipamentos, celulose e papel, borracha e material de plástico e produtos de metal e bebidas (CNI, 2020d).

Em 2018, a participação do segmento industrial no emprego formal foi de 14,5%, possuindo o terceiro maior salário médio entre os demais segmentos industriais, a indústria extrativista possui o maior salário médio seguida dos serviços industriais de utilidade pública (CNI, 2020d).

Quando se trata de exportações de bens e serviços, o segmento possui participação de 52%. Em um comparativo com os principais segmentos da indústria, a indústria de transformação tem um percentual de participação de 72,9%, enquanto a indústria extrativista representa 27,1% das exportações, segundo estimativas de 2019 (CNI, 2020d).

Com participação de 26,6% na arrecadação de tributos federais, a indústria de transformação é o segmento com maior arrecadação tributária, seguido dos serviços industriais de utilidade pública, indústria de construção e indústria extrativista, estimativas de 2018 (CNI, 2020d). A manufatura lidera os investimentos empresariais em P&D, com 67,6% de participação, sendo os setores que mais investem em P&D, o setor automotivo, máquinas e equipamentos, equipamentos de transporte, químicos e farmoquímicos e farmacêuticos, de acordo com dados de 2017 (CNI, 2020d).

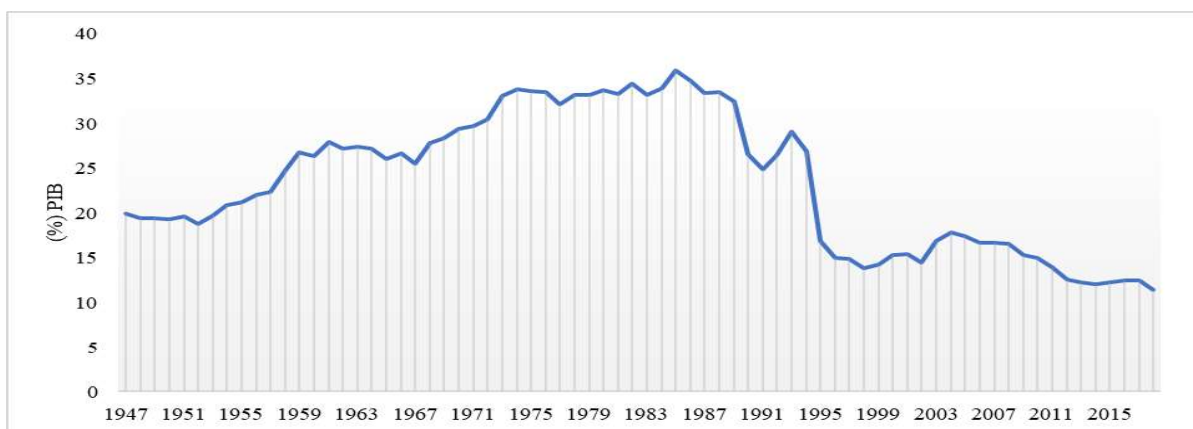
A participação da indústria de transformação brasileira, em âmbito mundial, é de 1,98%, ocupando o 9º lugar em um comparativo com os dez países com maiores manufaturas, conforme dados de 2018 (CNI, 2020d). A China lidera o ranking com 24,83% de participação mundial, seguida dos Estados Unidos (15,32%), Japão (9,11%), Alemanha (6,31%), Índia (3,33%), Coreia do Sul (3%), Itália (2,35%), França (2,27%) e, em último lugar, logo após o Brasil, Indonésia com 1,84% (CNI, 2020d).

Em um panorama geral, a indústria de transformação possui grande representatividade nas atividades industriais, na geração de empregos, de conhecimento, de arrecadação tributária, sendo uma fonte potencial de competitividade para o setor industrial do país, tanto internamente como mundialmente. Explorar as potencialidades da manufatura brasileira é uma oportunidade de alavancar a competitividade industrial do país, contribuindo para o desenvolvimento econômico e social dos brasileiros. Mas para isso, se faz necessário compreender como o processo de desindustrialização afeta o desempenho econômico do país.

### 2.1.1 Desindustrialização

Apesar de demonstrar um segmento de variadas oportunidades econômicas e competitivas, a indústria de transformação teve seu percentual de participação reduzido no PIB, com participação de 11,3% em 2018, sendo o menor percentual registrado desde 1947, Figura 1.

Figura 1 – Percentual de participação da indústria de transformação no PIB (1947-2018)



Fonte: Adaptado de Ipeadata (2019).

Entre 1947 e 2018, destacam-se dois períodos distintos de participação da indústria de transformação no PIB: o primeiro, entre 1950 e 1985, caracteriza-se pelo intenso crescimento e diversificação industrial, consolidando a estrutura da indústria brasileira; no segundo período, iniciado em 1986, observa-se um retrocesso do crescimento com perdas expressivas da participação da manufatura na formação do PIB do país, refletindo na geração de empregos formais e número de estabelecimentos brasileiros. Esse retrocesso do crescimento industrial denomina-se processo de desindustrialização (FIESP; CIESP, 2019).

A “desindustrialização” pode ser definida como a diminuição persistente do emprego industrial na participação do emprego total do país ou região (ROWTHORN; RAMASWANY, 1999). Em seu conceito ampliado, a “desindustrialização” pode ser entendida como a redução do emprego industrial em proporção ao emprego total e a redução do valor adicionado da indústria na proporção do PIB, sendo compatível com o crescimento da capacidade produtiva da indústria (OREIRO; FEIJÓ, 2010). Desta forma, o processo de desindustrialização não ocorre em um momento de queda e estagnação da produção industrial, mas quando o setor reduz a geração de emprego e/ou valor adicionado para uma determinada economia.

A redução da participação da indústria na geração de emprego e no valor adicionado pode ocorrer devido a transferências de atividades manufatureiras para o exterior, aumentando as exportações de produtos tecnologicamente avançados e maior valor adicionado, neste caso a desindustrialização é considerada “positiva” (OREIRO; FEIJÓ, 2010). Ou de forma reversa, quando a exportação ocorre na direção dos *commodities*, produtos primários, com baixo valor adicionado e/ou tecnológico, nestes casos a desindustrialização é considerada “negativa” (OREIRO; FEIJÓ, 2010).

O processo de desindustrialização da economia brasileira é discutido sob a ótica de duas teorias, uma defendida pelos chamados “novo-desenvolvimentistas” e a outra pelos chamados “economistas ortodoxos” (OREIRO; FEIJÓ, 2010). Enquanto, a primeira teoria defende que o processo de desindustrialização que o país vem passando nos últimos 20 anos é causado pela combinação da abertura financeira, valorização e apreciação do câmbio. A segunda afirma que, as transformações econômicas das últimas décadas não afetaram a indústria negativamente, pelo contrário, a apreciação do câmbio favoreceu a aquisição de máquinas importadas e equipamentos com tecnologia avançada, resultando na modernização da indústria brasileira e expansão da produção (SCHWARTSMAN, 2009).

O processo de desindustrialização no Brasil, segundo Bresser-Pereira (2010), acontece desde 1992, iniciado após a abertura financeira que ocasionou a incapacidade de neutralizar a tendência estrutural da sobreapreciação cíclica da taxa de câmbio. Em consequência, aconteceu

a apreciação da moeda nacional, redução das oportunidades de investimentos lucrativos direcionados a exportação, queda da poupança, bens importados tomaram o mercado interno reduzindo o crescimento das empresas nacionais ou até mesmo levando-as a falência (BRESSER-PEREIRA, 2010).

No Brasil o processo de desindustrialização apresenta aspectos negativos, sendo considerado um fenômeno precoce à economia em âmbito nacional, representando queda de competitividade nas exportações industriais, aumento de importações de bens de capital, de consumo e insumos industriais (CANO, 2012). O aumento da demanda interna combinado com a estagnação da indústria de transformação brasileira acarreta a continuidade da desindustrialização no país (OREIRO; D'AGOSTINI, 2017).

A terceirização de serviços que eram realizados no local pela própria empresa, como alimentação, limpeza, pesquisa, telecomunicações, tecnologia da informação, etc. superestimam a extensão da desindustrialização. Atividades terceirizadas que antes contabilizavam como produção industrial, atualmente são consideradas serviços produzidos, entretanto, sem acarretar um aumento de sua participação na economia, contribuindo significativamente para o processo de desindustrialização (GALA et al., 2017). De acordo com Gala (2008) Uma política cambial adequada, por razões tecnológicas, contribui para que economias em desenvolvimento evitem problemas como de doenças holandesas e desindustrialização, ao desenvolver taxas de câmbio e tornar sua moeda competitiva (GALA, 2008).

A incapacidade do setor produtivo industrial brasileiro em acompanhar o avanço tecnológico aliado a altas taxas de câmbio, transferência de plantas da indústria e a financeirização da economia promovem o processo de desindustrialização presente no país (POCHMANN, 2016). Em países desenvolvidos o processo de desindustrialização está associado ao crescimento da produtividade industrial da manufatura, ao aumento da geração de emprego e à alta qualificação de mão de obra, que conseqüentemente transfere trabalhadores para outros segmentos econômicos, resultando em um crescimento total da economia (ROWTHORN; RAMASWAMY, 1999).

Apesar da continuidade do processo de desindustrialização prematuro afetar a economia brasileira e a manufatura do país ser considerada “imatura”, com elevado grau de heterogeneidade no que tange os níveis de produtividade quando comparado com outras indústrias, o setor industrial tem oportunidades para promover mudanças estruturais a partir de manobras industriais e políticas tecnológicas, gerando a modernização do setor manufatureiro



e desta forma atingindo maturidade produtiva por meio da inovação e impactando significativamente na competitividade do país (NASSIF et al., 2018).

### 2.1.2 Competitividade e inovação

A expressiva globalização da economia mundial implica em um ambiente econômico altamente competitivo, no qual a perda da competitividade empresarial resulta na redução das condições de sobrevivência, desindustrialização e conseqüentemente, a eliminação de postos de trabalho (FERRAZ et al., 1995). Em contrapartida, a ampliação de mercados implica no aumento da competitividade, acompanhada de geração de emprego.

O setor industrial tem participação significativa na geração de emprego, aumento da renda e na oferta de bens e serviços disponíveis para sociedade. Um segmento industrial competitivo amplia a renda e oferta na economia, contribuindo fortemente para o desenvolvimento quantitativo e qualitativo de toda cadeia de produção e todas as atividades econômicas (FERRAZ et al., 1995). Ao mesmo tempo que, mercados consolidados e em expansão e consumidores com alto poder aquisitivo, estimulam a competitividade entre as empresas.

Não há um consenso a respeito da definição do conceito de competitividade, no entanto, a competitividade relaciona-se com as características de desempenho ou eficiência presentes em empresas e produtos (FERRAZ et al., 1995), expressando de alguma forma sua participação no mercado em determinado período de tempo. Segundo Kupfer e Hasenclever (2002) entende-se por competitividade a capacidade de formulação e implementação de estratégias que permitam a ampliação ou conservação, em longo prazo, do posicionamento sustentável no mercado.

A competitividade refere-se à capacidade de inovação da organização como um todo, seja no desenvolvimento de produtos, nos processos, na logística de distribuição, na gestão, no desenvolvimento e retenção de seu capital intelectual. A inovação e implementação de novas técnicas estão diretamente ligadas a geração de vantagens competitivas, assim como *marketing*, capacitação produtiva, capital intelectual, gestão da produção e qualidade, engenharia financeira, entre outras (FERRAZ et al., 1995). De acordo com Labiak Junior et al. (2011, p. 15), “a inovação é resultado do conhecimento com o intuito de gerar novos produtos, serviços e processos com fins práticos. Esse processo independe do tamanho do empreendimento [...]”

Empresas competitivas formulam estratégias centradas na inovação, seja visando conquistar novos mercados com a introdução de novos produtos, redução de *lead times*,

utilização da capacidade instalada ou preços competitivos (FERRAZ et al., 1995), independente das razões, é evidente a importância da inovação tecnológica para a competitividade. Atualmente, a indústria globalizada é caracterizada por uma economia aberta, competitividade internacional, foco na inovação, utilização de conhecimento intensivo e capacidade de decidir rapidamente (SUZIGAN; FURTADO, 2010).

De acordo com o Mapa Estratégico da Indústria 2018-2022 (CNI, 2019b), é preciso reforçar estratégias para contornar a perda de competitividade e potencializar o crescimento da economia do país, por meio de uma indústria competitiva, inovadora, com representação global e perfil sustentável. Ainda, o Mapa indica que o crescimento acelerado das tecnologias está estimulando cada vez mais a indústria mundial, e novos conceitos e tecnologias como digitalização, *internet* das coisas, economia circular e de baixo carbono auxiliarão no curso da evolução e aumento da competitividade da indústria brasileira.

O Mapa Estratégico da Indústria 2018-2022 (CNI, 2019b) destaca quatro dimensões para desenvolver a indústria globalmente, com competitividade e sustentabilidade: (i) ações governamentais para superação de gargalos e (ii) aproveitamento das oportunidades para aumentar a competitividade; (iii) ações dentro das empresas para eliminar gargalos de eficiência elevando a produtividade e (iv) aumentar a eficiência e competitividade por meio do aproveitamento de oportunidades.

Atualmente, o Brasil exporta mais produtos de baixa e média tecnologia e importa gradativamente produtos de alta tecnologia. De acordo com Suzigan et al. (2020), a incapacidade de indução de mudanças persistentes no comportamento inovador das empresas é uma das principais razões para o fracasso das políticas no Brasil e na América Latina. Segundo estudos promovidos pela FIESP (2019), para reverter a desindustrialização, é crucial promover estratégias competitivas de recuperação delineadas por alta tecnologia e inovação, políticas industriais e tecnológicas amplas e efetivas, reforma na política macroeconômica (cambial e monetária) e econômica. Para a CNI (2019b), o aumento da competitividade industrial é crucial para o crescimento do país e os indicadores de desempenho industrial e competitivo da indústria de transformação permitem compreender o panorama atual do setor e identificar oportunidades para que a competitividade industrial seja alavancada.

## 2.2 INDICADORES DE DESEMPENHO DA INDÚSTRIA DE TRANSFORMAÇÃO

O processo de desindustrialização brasileira é considerado precoce porque o país não possui o nível de renda *per capita* semelhante ao de países desenvolvidos (CANO, 2012;

TORRES; CAVALIERI, 2015), desta forma a redução da participação do setor industrial no PIB configura um obstáculo para o desenvolvimento econômico. O processo de desindustrialização é usualmente avaliado por indicadores econômicos como a participação da indústria de transformação no PIB e razão entre o Valor da Transformação Industrial (VTI) e Valor Bruto da Produção Industrial (VBPI) (TORRES; CAVALIERI, 2015).

Os efeitos da taxa de câmbio real, dos preços das *commodities*, taxas de juros e grau de abertura comercial também são indicadores empregados para investigar o processo de industrialização (VERÍSSIMO, 2018). A evolução das perdas industriais comuns em *commodities* do setor sucroenergético foi analisada por meio da produtividade industrial do açúcar e etanol, por Bigaton et al. (2018). Já Durigan Junior et al. (2018) utilizaram fatores macroeconômicos e indústrias como, índices de produção industrial de bens de capital, bens intermediários, Selic, PIB, taxa de desemprego, entre outros para identificar como esses indicadores podem influenciar o *spread* bancário.

Os indicadores de desempenho da indústria de transformação disponibilizados pela CNI (2019a) permitem que seja analisada a evolução da indústria de transformação brasileira em curto e longo prazo, servindo para explorar os efeitos das políticas econômicas e acompanhar suas mudanças e reformas. No desenvolvimento da presente pesquisa, foram utilizados os indicadores industriais e de competitividade disponibilizados pela CNI, assim como os indicadores econômicos disponibilizados pela base de dados IPEADATA para explorar quais indicadores impactam na formação do PIB do setor e a partir deles compreender as perspectivas de inserção dos conceitos da Indústria 4.0 na manufatura.

### **2.2.1 Indicadores industriais**

A CNI realiza mensalmente a pesquisa dos indicadores industriais visando monitorar as atividades industriais e mapear sua evolução. O sistema de indicadores foi criado pela CNI em 1992 para que fossem gerados indicadores nacionais para avaliar o desempenho da indústria de transformação, considerando os setores de atividades industriais de acordo com a CNAE e suas atualizações.

A pesquisa é realizada com a participação de doze estados: Amazonas, Bahia, Ceará, Pernambuco, Goiás, Minas Gerais, Espírito Santo, Rio de Janeiro, São Paulo, Paraná, Santa Catarina e Rio Grande do Sul. Esses estados representam 93,9% do PIB industrial do país.

Os indicadores industriais monitorados são: emprego, utilização da capacidade instalada, faturamento, horas trabalhadas, massa salarial e rendimento médio real.

- Emprego

Considera-se o total de pessoas empregadas na unidade local no último dia do mês de referência da pesquisa, remuneradas pela empresa, com ou sem vínculo empregatício, com contrato (tempo indeterminado ou temporário), independente de estarem ligadas ao processo produtivo.

- Utilização da capacidade instalada

Compreende a parcela da capacidade de produção operacional instalada na unidade local, em condições de funcionamento normal, no mês de referência utilizado pela pesquisa.

- Faturamento

Faturamento líquido, sem incluir Impostos sobre Produtos Industrializados (IPI), referentes aos produtos fabricados pela unidade local da pesquisa.

- Horas trabalhadas

Total de horas trabalhadas, na unidade local de pesquisa, pelos empregados na produção. Sendo excluídas as horas pagas como folgas, feriados, férias, licenças, consideram-se as horas efetivamente trabalhadas.

- Massa salarial

Considera-se a remuneração do total de empregados na unidade local, no mês de referência da pesquisa, considerando o valor bruto dos salários base, as horas extras, 13º salário, valores referentes a avisos prévios, pagamento de títulos de rescisão contratual, participação nos lucros, abonos e ajuda de custos (alimentação, transporte, educação, auxílio funeral).

- Rendimento médio real

Índice de massa salarial dividido pelo índice de emprego.

### **2.2.2 Indicadores de competitividade**

Os indicadores de competitividade têm por finalidade o acompanhamento da evolução competitiva da indústria brasileira em relação aos seus principais parceiros comerciais: Estados

Unidos, Argentina, China, Alemanha, México, Japão, França, Itália, Coreia do Sul, Países Baixos e Reino Unido.

### 2.2.2.1 Desempenho da indústria no mundo

Os indicadores de desempenho da indústria no mundo buscam ilustrar o desempenho da indústria de transformação no comércio internacional de manufaturados e monitorar a evolução da manufatura no âmbito de mercado mundial.

O cálculo dos indicadores é realizado com base nos preços de 2010, e os indicadores são dados em percentual. Os indicadores de desempenho da indústria no mundo são:

- Participação nas exportações mundiais de manufaturados;
- Participação no valor adicionado mundial de manufaturados.

### 2.2.2.2 Coeficientes de abertura comercial

A partir dos coeficientes de abertura comercial, o grau de integração da economia brasileira com a economia mundial é analisado, assim como o grau de exposição da indústria e diversos setores a choques externos sobre a economia. A periodicidade dos coeficientes de abertura comercial é anual.

- Coeficiente de exportação

O coeficiente de exportação demonstra a importância do mercado externo para a produção industrial nacional. Quanto maior esse coeficiente, maior será a significância do mercado externo no setor.

$$CEX_k = \frac{X_k}{Y_k} \quad (1)$$

Em que  $X_k$  representa o valor das exportações no setor  $k$ , e  $Y_k$ , o valor da produção no setor  $k$ .

- Coeficiente de penetração de importações

O coeficiente de penetração de importações representa a participação de produtos importados no consumo nacional aparente, quanto maior o coeficiente, maior será a participação de produtos importados no mercado interno.

$$CPI_k = \frac{M_k}{(Y_k + M_k - X_k)} \quad (2)$$

Em que  $M_k$  representa o valor das importações de produtos pelo setor  $k$ ,  $Y_k$  o valor da produção no setor  $k$ , e  $X_k$  representa o valor das exportações no setor  $k$ . Onde,  $Y_k + M_k - X_k$  demonstra o valor do consumo aparente no setor  $k$ .

- Coeficiente de insumos industriais importados

Esse coeficiente mensura a participação dos insumos industriais importados utilizados pela indústria no total de insumos adquiridos.

$$CII_k = \frac{IM_k}{I_k} \quad (3)$$

Em que  $IM_k$  é o valor dos insumos industriais importados pelo setor  $k$ , e  $I_k$ , o valor do total de insumos industriais usados pelo setor  $k$ .

- Coeficientes de exportações líquidas

O coeficiente de exportações líquidas apresenta o impacto das variações cambiais sobre o setor por meio do saldo comercial do setor em relação a sua produção. Um coeficiente positivo reflete um impacto de depreciação cambial positiva.

$$CEL_k = \frac{X_k - IM_k}{Y_k} \quad (4)$$

Em que  $IM_k$  representa o valor dos insumos industriais importados pelo setor  $k$ ,  $X_k$  o valor das exportações do setor  $k$ , e  $Y_k$ , o valor da produção do setor  $k$ .

### 2.2.2.3 Produtividade na indústria

A produtividade está diretamente relacionada à capacidade competitiva da empresa. A produtividade do trabalho é uma das medidas mais utilizadas para aferir a produtividade empresarial, pela disponibilidade de informações e importância do rendimento do trabalho sobre a produção. O indicador de produtividade do trabalho tem periodicidade trimestral, calculado considerando a produtividade do trabalho de um dado país  $j$ :

$$LP^j = \frac{Y^j}{H^j} \quad (5)$$

Em que  $Y$  representa a produção, e  $H$ , as horas trabalhadas na produção.

#### 2.2.2.4 Competitividade custo

O indicador de competitividade custo é dado pelo custo unitário do trabalho, expresso em dólar, para produção de uma unidade de produto, sendo um indicador determinante para a competitividade de um país por estar presente em todas as partes do processo ao longo da cadeia produtiva. O indicador custo unitário do trabalho é calculado com base na evolução da produtividade no trabalho, salário médio real pago e variação da taxa de câmbio.

#### 2.2.2.5 Indicadores de custos industriais

Os indicadores de custos industriais contribuem para o acompanhamento da evolução dos custos na indústria brasileira, permitindo a avaliação dos seus impactos sobre a competitividade setorial, sendo determinantes para a competitividade empresarial. Esses indicadores são calculados a partir da estrutura de custos da indústria de transformação nacional, disponibilizada pela Pesquisa Industrial Anual (PIA) do IBGE. Na Tabela 1 são apresentadas as ponderações utilizadas para cada indicador durante seu cálculo, todos os índices e indicadores tem como base o valor médio do ano de 2006.

Tabela 1 – Estrutura de ponderação para cálculo dos índices de custos industriais

Custos considerados	Participação no Custo Industrial (%)	Participação no Indicador CNI (%)
<b>Total de custos e despesas</b>	<b>74,9</b>	<b>100,0</b>
<b>Custos de produção</b>	<b>50,7</b>	<b>67,7</b>
Gastos de pessoal	9,4	12,6
Matérias-primas	39,1	52,2
Combustíveis	0,9	1,2
Energia elétrica	1,3	1,7
<b>Custos de capital de giro</b>	<b>4,0</b>	<b>5,3</b>
Despesas financeiras	4,0	5,3
<b>Custo tributário</b>	<b>20,2</b>	<b>27,0</b>
Tributos	20,2	27,0

Fonte: Metodologia de Custos Industriais (CNI, 2014).

- Custos industriais

O Indicador de Custos Industriais (ICI) é obtido por meio da média ponderada de três índices de custos: Custos de Produção (ICP), Custos de Capital de giro (ICC) e Custo Tributário (ICT).

$$ICI = \frac{(67,7 \times ICP) + (5,3 \times ICC) + (27,0 \times ICT)}{100} \quad (6)$$

- Custos de produção

Compõem os custos de produção para cálculo do Índice de Custos de Produção (ICP): Custos com Pessoal (ICPS), Custos com Bens Intermediários (ICBI) e Custos com Energia (ICE).

$$ICP = \frac{(18,6 \times ICPS) + (77,1 \times ICBI) + (4,3 \times ICE)}{100} \quad (7)$$

- Custos de produção – Pessoas

O Índice de Custos com Pessoal (ICPS) é dado pelo rendimento nominal médio da indústria de transformação, por meio da razão do índice de Massa Salarial nominal (MS) e Emprego (E).

$$ICPS = \frac{MS}{E} \times 100 \quad (8)$$

- Custos de produção – Energia

O Índice de Custos com Energia (ICE) é composto pelos índices: tarifa industrial média de Energia Elétrica (IEE), preço ao produtor amplo – óleo combustível ( $IPA_{oc}$ ) e tarifa industrial média de Energia Elétrica (TE) ANEEL, baseado no consumo total de energia elétrica de acordo com fontes energéticas.

$$ICE = \frac{(83,7 \times IEE) + (16,3 \times IPA_{oc})}{100} \quad (9)$$

Onde,

$$IEE = \frac{TE_t}{TE_{média2006}} \times 100 \quad (10)$$



- Custos de produção – Bens intermediários nacionais e importados

O Índice de Custo com Bens Intermediários (ICBI) é obtido por meio da média ponderada entre os bens intermediários nacionais e importados. De acordo com os índices: preços ao produtor amplo – bens intermediários para manufatura (IPA<sub>EP</sub>) disponíveis pela Fundação Getulio Vargas (FGV) e preços das importações – bens intermediários (IPI<sub>m</sub>), disponíveis pela Fundação Centro de Estudos do Comércio Exterior (FUNCEX).

$$ICBI = \frac{(86,4 \times IPA_{EP}) + 13,6 \times (IPI_m \times e)}{100} \quad (11)$$

Em que  $e$  representa a taxa de câmbio (R\$/US\$).

- Custos tributários

O índice de Custos Tributário (ICT) é baseado em três tributos que influenciam as atividades industriais: valor recolhido em Imposto sobre Produtos Industrializados (IPI), valor recolhido pela indústria em Imposto sobre Circulação de Mercadorias e Serviços (ICMS) e valor recolhido pela indústria em Contribuição à Seguridade Social (CSS), além do PIB da indústria (PIB<sub>ind</sub>).

$$ICT = \frac{CT}{CT_{\text{média 2006}}} \times 100 \quad (12)$$

Em que o Custo Tributário é dado por:

$$CT = \frac{ICMS + IPI + CSS}{PIB_{\text{ind}}} \quad (13)$$

- Custos com capital de giro

O Índice de Custo de Capital de giro (ICC) é obtido por meio do comportamento da taxa de juros para a Taxa de Capital de giro em % ao ano (TC).

$$ICC = \frac{TC}{TC_{\text{média 2006}}} \times 100 \quad (14)$$

### 2.2.3 Indicadores econômicos

Os indicadores econômicos considerados no desenvolvimento da pesquisa são: Produto Interno Bruto (PIB) e Valor adicionado Bruto (VAB) da indústria de transformação. De acordo

com o IBGE, o PIB é obtido por meio da soma dos valores adicionados pelas diversas atividades econômicas, acrescida de impostos líquidos de subsídios sobre os produtos, representando o total de bens e serviços produzidos por unidades produtoras, destinados ao consumo final.

O PIB da indústria da transformação refere-se ao cálculo pela perspectiva da produção, englobando atividades que consistam na transformação física, química e biológica de materiais, componentes e substâncias para obtenção de produtos novos. Os materiais, substâncias ou componentes são: matéria-prima oriunda da produção agrícola, florestal, de mineração, pesca ou produtos de outras atividades industriais.

O Valor Adicionado Bruto (VAB) representa o valor que cada setor agrega aos bens e serviços utilizados em seu processo produtivo, demonstrando o valor que cada setor econômico acresce no valor final de toda produção de uma região. A partir dos valores adicionados de cada atividade econômica o PIB é obtido.

### 2.3 INDÚSTRIA 4.0

As revoluções de forma geral exprimem um desencadeamento de mudanças ocasionadas por novidades tecnológicas capazes de alterar estruturas sociais e sistemas econômicos (SCHWAB, 2016). A primeira revolução industrial, entre 1760 e 1840, foi marcada pela invenção da máquina a vapor, dando início à produção mecânica. A segunda revolução industrial, iniciada no final do século XIX modificou os processos produtivos por meio da introdução da eletricidade e das linhas de montagem, caracterizando a produção em massa. A terceira revolução industrial, com início na década de 1960, conhecida como revolução digital, foi marcada pelo advento do computador, computação em *mainframe*, computadores pessoais e *internet*.

A quarta revolução industrial, manufatura avançada ou Indústria 4.0, surgiu na Alemanha em 2011 na feira de Hannover, com o conceito de fábricas inteligentes (do inglês, *smart factory*), que permitem a criação de um mundo no qual os sistemas físicos e virtuais interagem entre si de forma flexível, enfatizando a conectividade entre homem e máquina. A Indústria 4.0 envolve um conjunto de alta tecnologia conectada à *internet* com a finalidade de tornar os sistemas de produção mais flexíveis e colaborativos (SANTOS et al., 2018).

A indústria 4.0 apresenta evolução exponencial oriunda de um mundo multifacetado e interconectado, no qual tecnologias presentes geram novas tecnologias. A evolução dos meios digitais forma a base dessa revolução que impacta diretamente em mudanças econômicas,

empresariais, na estrutura dos negócios, da sociedade e de indivíduos (SCHWAB; DAVIS, 2018).

Os fundamentos da Indústria 4.0 são: monitoramento dos dados de produção em tempo real, virtualização, análise de dados, *big data*, robótica, simulações de operações fabril, sistemas de integração vertical e horizontal, *internet* das coisas (do inglês, *Internet of Things – IoT*), *ciber* segurança, computação em nuvem (do inglês, *Cloud Computing*), manufatura aditiva e realidade aumentada (ALMEIDA, 2019).

A Indústria 4.0 pode ser dividida em elementos de base ou fundamentais, estruturantes ou complementares (SACOMANO et al., 2018). Os elementos considerados fundamentais, segundo o autor, são os sistemas *ciber* físicos, IoT e *internet* de serviços (do inglês, *Internet of Services – IoS*). Compõem os elementos estruturantes a automação, a comunicação máquina a máquina (do inglês, *Machine to Machine – M2M*), a inteligência artificial (do inglês, *Artificial Intelligence – AI*), a análise de *big data* (do inglês, *Big data analytic*), computação em nuvem, integração de sistemas e segurança cibernética. Enquanto os elementos complementares são compostos por etiquetas RFID (do inglês, *Radio-Frequency Identification tag – RFID*), código QR (do inglês, *Quick Response code – QR code*), realidade aumentada (do inglês, *Augmented Reality – AR*), realidade virtual (do inglês, *Virtual Reality – VR*) e manufatura aditiva ou impressão 3D.

A implementação dos conceitos da Indústria 4.0 no sistema organizacional permite a modernização dos processos, contribuindo para prosperidade e competitividade da organização, além de contribuir para satisfação dos clientes por meio de atendimento diferenciado (ALMEIDA, 2019). Segundo esse autor, os processos de fabricação devem ser analisados para que seja possível encontrar soluções capazes de aumentar a lucratividade da empresa, reduzir os impactos ambientais e aumentar a satisfação do cliente. Para isso é necessário incorporar três princípios básicos da Indústria 4.0: (i) integração vertical e horizontal das cadeias produtivas de valor; (ii) digitalização do portfólio de produtos e serviços e (iii) modelos virtuais de negócios que permitam acesso ao cliente.

A enorme massa de dados, denominada *big data*, gerada pela digitalização, interconectividade entre sistemas, processos produtivos e indivíduos, permitirá a análise abrangente dos sistemas como um todo, oportunizando otimizações, redução de desperdícios, adequação da sustentabilidade e oportunidades de negócios (SACOMANO et al., 2018).

O avanço tecnológico permitirá trabalhar com a análise de grande quantidade de dados, em virtude do crescimento significativo da digitalização das informações, gerando a

necessidade de elaboração de novas estratégias de inovação, compreendendo pessoas, pesquisa e tecnologia para que a competitividade seja alavancada (SCHWAB; DAVIS, 2018).

### 2.3.1 Agenda brasileira para a Indústria 4.0

A Agenda Brasileira para a Indústria 4.0 é uma iniciativa do governo federal, Ministério da Economia, Indústria, Comércio Exterior (MDIC) e Agência Brasileira de Desenvolvimento Industrial (ABDI) para guiar o Brasil ao desenvolvimento tecnológico promovido pela Indústria 4.0, a partir de mudanças significativas na produção, gestão industrial e comercial que conduzirão à maior produtividade, menores preços e ao gerenciamento inteligente de processos, produtos e pessoas.

O MDIC criou um Grupo de Trabalho da Indústria 4.0 (GTI 4.0) para elaboração da proposta para a agenda nacional sobre indústria 4.0 com mais de 50 instituições, associações empresariais, confederações de indústria e sindicatos, para debater as perspectivas e ações para adoção da Indústria 4.0 no país, focando em prioridades como aumento da competitividade das indústrias e empresas brasileiras, novos mercados de trabalho, fábricas inteligentes, uso de tecnologias digitais massificadas, *startups*, *test beds*, entre outros.

As principais premissas da agenda, com o plano de trabalho do GTI 4.0 para 2017 – 2019, são: fomentar as iniciativas de facilitação para que investimentos privados sejam habilitados; projetar a agenda focando na conexão indústria/empresa; teste, avaliação e debate para a construção de consensos por meio da validação de projetos experimentais; elaborar medidas para apoiar pequenas e médias empresas.

Após amplos debates sobre o setor produtivo brasileiro, o conceito de Jornada para a Indústria 4.0 foi formulado, estruturando dez passos, aplicados de acordo com o grau de maturidade de cada organização com a finalidade de guiar empresários e instituições rumo à transformação digital e ao acompanhamento das tendências para a produção manufatureira. São eles:

- (I) Geração de conhecimento sobre os conceitos da Indústria 4.0;
- (II) Autoavaliação do grau de maturidade da indústria em relação à Indústria 4.0;
- (III) Aproximação dos provedores de tecnologia com as empresas por meio da plataforma de serviços “*HUB*” 4.0;
- (IV) Fortalecimento do programa Brasil Mais Produtivo para apoiar empresas de menor porte em direção à Indústria 4.0, visando à aplicação da manufatura enxuta, digitalização e conectividade;

- (V) Financiamento de projetos de *test beds* e formulação de “fábricas do futuro” para que as empresas possam realizar testes, experimentação e prototipagem de processos com recursos e soluções tecnológicas da Indústria 4.0;
- (VI) Promoção do desenvolvimento tecnológico por meio da aproximação entre indústrias e *startups*;
- (VII) Mapeamento de competências demandadas pelo mercado de trabalho e requalificação dos trabalhadores;
- (VIII) Reformas legais e infralegais para promover a aceleração da indústria em direção aos conceitos 4.0: adequação regulatória de diversas normas como NR-12, ISO 10218:1, entre outras, para acelerar a robotização; sustentação jurídica visando à garantia da privacidade e proteção de dados;
- (IX) Fomento de financiabilidade para Indústria 4.0;
- (X) Participação no comércio internacional por meio de ações como: zeragem das alíquotas de impostos de importação para bens e insumos para implementação da Indústria 4.0.

De acordo com a agenda brasileira para a Indústria 4.0, a Quarta Revolução Industrial apresenta grandes desafios e expectativas para a economia brasileira, especialmente para a indústria. Entretanto, apesar dos desafios, a implementação dos conceitos da indústria 4.0 é uma oportunidade para a indústria de transformação contornar seu índice de participação no PIB.



### 3 MATERIAIS E MÉTODOS

Neste capítulo apresenta-se o tipo de pesquisa adotada para o desenvolvimento do estudo, a descrição da coleta de dados e os métodos utilizados para que os objetivos propostos fossem alcançados. A pesquisa consiste em um conjunto de procedimentos racionais e sistemáticos com o objetivo de responder a problemas levantados (GIL, 2002). Dessa forma torna-se possível investigar problemas de ordem teórica ou prática a partir do emprego de métodos científicos (MARCONI; LAKATOS, 2018). Nesta etapa do estudo serão apresentados sistematicamente os procedimentos metodológicos utilizados.

#### 3.1 CLASSIFICAÇÃO DA PESQUISA

As pesquisas podem ser classificadas de acordo com sua abordagem, natureza, objetivos e procedimentos (SILVEIRA; CÓRDOVA, 2009). Quanto à abordagem, o estudo proposto caracteriza-se como pesquisa quantitativa, por utilizar modelos estatísticos e matemáticos para geração de conhecimento, com o intuito de estabelecer suposições racionais sobre a essência dos objetos e fenômenos estudados (MARCONI; LAKATOS, 2018). De acordo com a natureza, apresenta-se como pesquisa aplicada, pela geração de conhecimento por meio da aplicação prática da ciência (SILVEIRA; CÓRDOVA, 2009).

Com base nos objetivos, é possível classificar a pesquisa como descritiva e explicativa. As pesquisas descritivas estabelecem relações entre variáveis por meio da descrição das características de determinado fenômeno objeto de estudo, utilizadas em situações em que se busca explorar a associação entre variáveis. Enquanto as explicativas visam identificar fatores que contribuem para que determinado fenômeno ocorra, este tipo pode dar continuidade a uma pesquisa descritiva (GIL, 2002).

A investigação científica produz conhecimento por meio de procedimentos de verificação, baseados em métodos que permitem que a realidade seja analisada e testada (FONSECA, 2002). De acordo com o mesmo autor, a ciência permite conhecer o mundo por meio da associação entre experimentos práticos e raciocínio lógico, permitindo a construção de conhecimentos de caráter provisório que facilitem a interação com o mundo. Dessa forma, previsões confiáveis podem ser realizadas, e mecanismos de controle podem ser adotados para gerenciá-las.

Neste estudo utilizou-se, como procedimento, a pesquisa bibliográfica e a documental. A pesquisa bibliográfica realiza o levantamento de referências publicadas no formato de artigo

científico impresso ou virtual, livros, dissertações de mestrado, teses de doutorado, entre outros (MARCONI; LAKATOS, 2018), permitindo ao pesquisador o contato direto com o que a literatura dispõe sobre determinado assunto, demonstrando meios para definição e resolução de problemas existentes, como também lacunas na literatura que podem vir a ser exploradas.

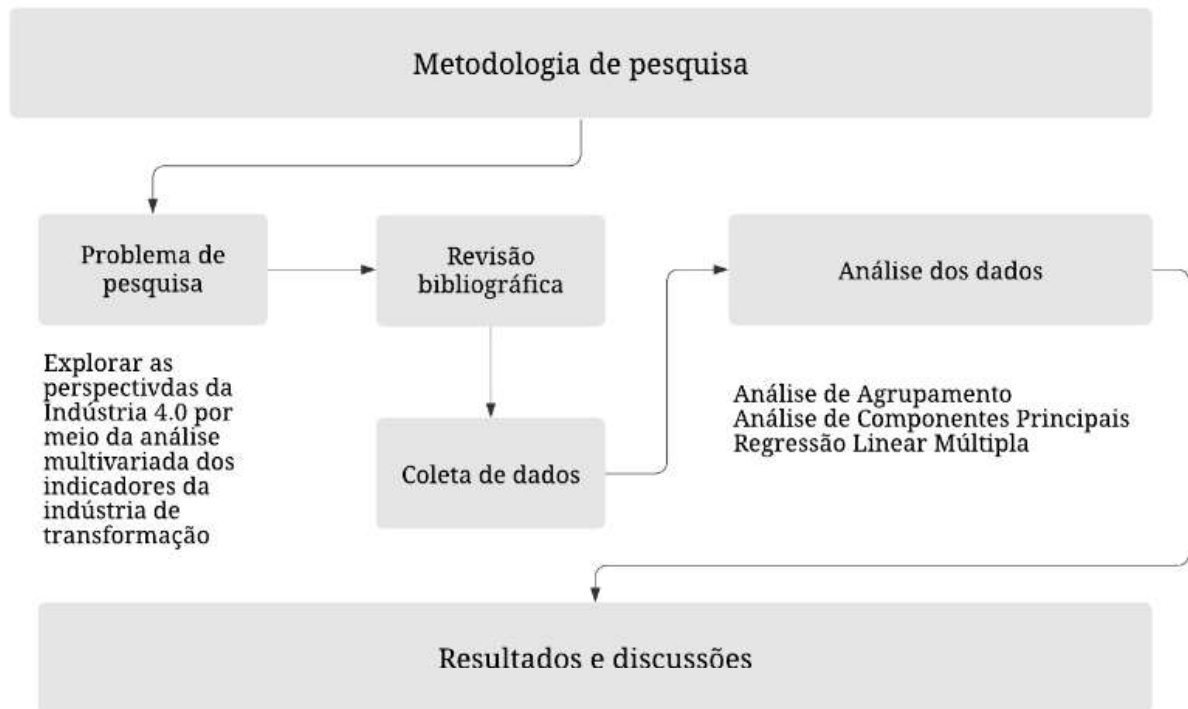
A pesquisa documental difere da bibliográfica na natureza das fontes, enquanto a bibliográfica utiliza como fonte publicações contendo contribuições de vários autores sobre um assunto específico, a documental utiliza materiais que não receberam tratamento analítico ou que podem ser manipulados de acordo com o interesse da pesquisa (GIL, 2002). Esses materiais podem ser consultados tanto em arquivos públicos como em particulares, podendo ser fotografias, gravações, imprensa falada, objetos de arte, assim como estatísticas de órgãos oficiais ou particulares (MARCONI; LAKATOS, 2018).

Na Figura 2 apresenta-se de forma resumida a metodologia adotada para desenvolvimento do estudo proposto. Primeiramente, um problema de pesquisa foi definido como objeto de estudo, conforme descrito no item 1.1, capítulo 1. Após, uma revisão bibliográfica foi realizada a fim de analisar a literatura existente sobre o assunto, seguida da coleta de dados, realizada por meio de pesquisa documental em órgãos oficiais.

A revisão bibliográfica permitiu identificar os métodos de análise de dados presentes na literatura e definir os métodos a serem utilizados para que os objetivos propostos fossem atingidos. Três métodos para análise dos dados foram definidos: Análise de Componentes Principais, Análise de Agrupamento e Regressão Linear Múltipla. Cabe salientar que as análises estatísticas serão realizadas por meio do *software Statistica* versão 9.1. Os resultados das análises sobre comportamento e associação dos indicadores industriais do setor de transformação, após a aplicação dos métodos selecionados, serão utilizados para elaboração de dois artigos, e a dissertação será apresentada em formato de artigo.



Figura 2 – Metodologia utilizada no desenvolvimento da presente dissertação



Artigo 1: Análise multivariada dos indicadores da indústria de transformação e perspectivas da Indústria 4.0 no Brasil

Artigo 2: Impactos e desafios da Indústria 4.0 na manufatura: uma Revisão Sistemática da Literatura

Fonte: Autoras.

O primeiro artigo foi desenvolvido com base na análise multivariada dos indicadores da indústria de transformação, com a finalidade de compreender a associação entre os indicadores industriais e o PIB da manufatura, assim como as perspectivas da Indústria 4.0 no setor.

O segundo artigo consiste numa Revisão Sistemática da Literatura (RSL) realizada com a finalidade de identificar os potenciais impactos e desafios da Indústria 4.0 para a manufatura, a partir das bases de dados *Web of Science*, *Scopus* e *IEEE Xplore*. A RLS permite revisar a literatura de forma sistemática, explícita e reproduzível, possibilitando a identificação e a avaliação de estudos realizados (FINK, 2014). As revisões sistemáticas auxiliam na redução da probabilidade de vieses, garantindo a identificação abrangente dos estudos já realizados sobre um assunto específico (BOOTH et al., 2016).

### 3.2 DESCRIÇÃO DAS VARIÁVEIS

Para o desenvolvimento do estudo proposto, foram utilizados, como variáveis, os indicadores de competitividade da indústria de transformação brasileira, assim como seus indicadores industriais, disponíveis no *site* da Confederação Nacional da Indústria ([www.portaldaindustria.com.br/cni/](http://www.portaldaindustria.com.br/cni/)). Além das variáveis microeconômicas setoriais utilizou-se a variável macroeconômica Produto Interno Bruto da indústria de transformação e também o Valor Adicionado Bruto do setor, extraídas da base dados macroeconômicos, financeiros e regionais do país, Ipeadata (<http://ipeadata.gov.br/beta3/>).

Definiu-se o período de 2006 a 2018 para a coleta dos dados, 25 variáveis foram selecionadas para o estudo, totalizando 325 observações anuais. As variáveis utilizadas são descritas no Quadro 3, no qual podem-se observar os indicadores de competitividade, os indicadores industriais, os indicadores econômicos e as variáveis que os compõem, com suas respectivas unidades de medida.

Alguns indicadores são índices de base fixa, ou seja, um número que representa a razão entre o valor de uma variável em um período determinado e o valor da mesma variável em outro período. Em uma série de números índices de base fixa, um período é determinado como fixo, e a série é construída com base na comparação dos demais períodos com o período fixado. Um índice pode ser construído para analisar dados com relacionamentos estabelecidos (SHIELDS et al., 2002), tendo como função básica resumir, em uma única variável, informações de um conjunto de variáveis medidas sobre um dado fenômeno (MINGOTI, 2005). Os índices de base fixa são comumente utilizados para a análise de variáveis econômicas relacionadas entre si, sintetizando informações de mudanças ao longo do tempo e permitindo a análise de determinado setor econômico ou da economia como um todo (SIQUEIRA et al., 2009; CRESPO, 2009).

Quadro 3 – Descrição das variáveis utilizadas no desenvolvimento da pesquisa

INDICADOR	VARIÁVEL	DESCRIÇÃO	UNIDADE DE MEDIDA	
C O M P E T I T I V I D A D E	Desempenho da indústria no mundo	DIM - PEMM	Participação nas exportações mundiais de manufaturados	Percentual
		DIM - PVAMM	Participação no valor adicionado mundial de manufaturados	
	Coeficientes de abertura comercial	CAC - CE	Coeficiente de Exportação	Percentual
		CAC - CPI	Coeficiente de Penetração de Importações	
		CAC - CIII	Coeficiente de Insumos Industriais Importados	
		CAC - CEL	Coeficiente de Exportações Líquidas	
	Produtividade na indústria	PI - PT	Produtividade do trabalho	Índice de base fixa (Média 2010 = 100)
	Competitividade custo	CC - CUT	Custo unitário do trabalho	Índice de base fixa (Média 2000 = 100)
	Indicadores de custos industriais	ICI - CI	Custos industriais	Índice de base fixa (Média 2006 = 100)
		ICI - CP	Custos com produção	
ICI - CT		Custos tributário		
ICI - CCG		Custo com capital de giro		
ICI - CP/P		Custo de produção - Pessoas		
ICI - CP/E		Custo de produção - Energia		
ICI - CP/BINI		Custo de produção - Bens intermediários (nacionais e importados)		
ICI - CP/BIN		Custo de produção - Bens intermediários nacionais		
ICI - CP/BII	Custo de produção - Bens intermediários importados			
I N D U S T R I A L	Indicadores industriais	II - E	Emprego	Índice base fixa (Média 2006 = 100)
		II - UCI	Utilização da capacidade instalada	Percentual
		II - F	Faturamento	Índice base fixa (Média 2006 = 100)
		II - HT	Horas trabalhadas	
		II - MS	Massa salarial	
		II - RMR	Rendimento médio real	
P I B	Indicadores econômicos	VA - IT	Valor adicionado da indústria de transformação	Reais
		PIB - IT	Participação da indústria de transformação no PIB	Percentual

Fonte: Autoras.

### 3.3 ANÁLISE DE COMPONENTES PRINCIPAIS

A Análise de Componentes Principais – ACP (do inglês, *Principal Components Analysis* – PCA), introduzida por Karl Pearson em 1901, consiste em uma técnica exploratória multivariada que permite modelar a estrutura da variância e covariância de um vetor aleatório composto por  $p$ -variáveis aleatórias, por meio de combinações lineares construídas a partir das variáveis originais (MINGOTI, 2005). A ACP independe da suposição de normalidade da distribuição dos dados para ser utilizada.

A ideia básica da ACP é a redução da dimensionalidade dos dados por meio de componentes principais que representam combinações lineares de um conjunto de variáveis, objeto de estudo, sendo que essas variáveis são relacionadas e seus componentes principais serão mutuamente não correlacionados (FERREIRA, 2018), combinações lineares de baixa dimensão são interpretadas facilmente servindo como ferramenta intermediária para a análise de dados (SIMAR; HÄRDLE, 2003). Ressalta-se que a redução da dimensão do conjunto de dados por meio da ACP não acarreta a eliminação dos dados originais, apenas realiza-se a sua representação a partir de combinações lineares (VINICI et al., 2018).

A técnica é sensível à mudança de escala, o que torna a padronização dos dados uma alternativa para contornar os efeitos de diferentes escalas. Dessa forma, os componentes principais são determinados por meio da matriz de covariância dos dados padronizados, reproduzindo a variabilidade total do conjunto de dados (MINGOTI, 2005; JOHNSON; WICHERN, 2012). Cabe ressaltar que essas transformações dos dados visam tornar mais informativos os componentes principais, maximizando a variabilidade do conjunto de dados originais (SIMAR; HÄRDLE, 2003; VICINI et al., 2018). Segundo Vicini et al. (2018), os componentes principais selecionados por meio das combinações lineares possuem maior representatividade de informações contidas nas variáveis originais.

Os componentes principais podem ser modelados a partir das matrizes de covariância e correlação de uma população ou por meio de uma amostra aleatória com  $n$  elementos e  $p$  variáveis extraídas de uma população (FERREIRA, 2018; VINICI et al., 2018; MINGOTI, 2005). Na última situação, a matriz de covariância  $S$  ou a matriz de correlação  $R$  é obtida, e os componentes principais serão estimados a partir desses valores. A aplicação da ACP é viável quando o número de variáveis analisadas for maior que 3 e elas forem correlacionadas (VINICI et al., 2018).

Considera-se que a matriz de dados  $\mathbf{X}$  ( $n \times p$ ) é obtida por meio de uma amostra aleatória, com a  $j$ -ésima linha dada pelo vetor aleatório  $\mathbf{X}_j^T = [X_{j1}, X_{j2}, \dots, X_{jp}]$ , para  $j = 1, 2, 3, \dots, n$  (FERREIRA, 2018). Inicialmente deve-se obter a matriz de covariâncias, dada por

$$\mathbf{S} = \frac{1}{n-1} \left[ \sum_{j=1}^n \mathbf{X}_j \mathbf{X}_j^T - \frac{(\sum_{j=1}^n \mathbf{X}_j) (\sum_{j=1}^n \mathbf{X}_j)^T}{n} \right] \quad (15)$$

ou pode-se obter a matriz de correlação:

$$\mathbf{R} = \mathbf{D}^{-1/2} \mathbf{S} \mathbf{D}^{-1/2} \quad (16)$$

Em que  $\mathbf{D}^{-1/2} = \text{diag}(1/\sqrt{S_{ii}})$ .

Assim, o componente principal amostral extraído da matriz de dados originais é uma combinação linear definida por

$$\hat{\mathbf{Y}}_i = \hat{e}_i^T \mathbf{X}_j = \hat{e}_{i1} X_{j1} + \hat{e}_{i2} X_{j2} + \dots + \hat{e}_{ip} X_{jp} \quad (17)$$

ou o componente principal amostral para variáveis padronizadas pode ser representado por

$$\hat{\mathbf{W}}_i = \hat{e}_i^T \mathbf{Z}_j = \hat{e}_{i1} Z_{j1} + \hat{e}_{i2} Z_{j2} + \dots + \hat{e}_{ip} Z_{jp} \quad (18)$$

Em que  $\hat{e}_i$  representa a  $i$ -ésima combinação linear (autovetores) estimada, para  $i = 1, 2, 3, \dots, p$ , em relação às variáveis originais  $\mathbf{X}_j$  ou as variáveis padronizadas  $\mathbf{Z}_j$ . A padronização das variáveis é realizada por meio das variáveis originais por

$$\mathbf{Z}_j = \mathbf{D}^{-1/2} (\mathbf{X}_j - \bar{\mathbf{X}}) \quad (19)$$

em que

$$\bar{\mathbf{X}} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \mathbf{X}_j \quad (20)$$

Considerando  $\hat{\lambda}_1, \hat{\lambda}_2, \dots, \hat{\lambda}_p$  os autovalores da matriz  $S_{p \times p}$  e  $\hat{e}_1, \hat{e}_2, \dots, \hat{e}_p$ , seus respectivos autovetores padronizados, cinco propriedades devem ser observadas durante a estimação dos componentes principais (MINGOTI, 2005):

**Propriedade 1:** A variância estimada de  $\hat{Y}_i$  será  $\hat{\lambda}_j$ , para  $j = 1, 2, 3, \dots, p$ .

**Propriedade 2:** Deve ser igual a zero a covariância presente entre os componentes  $\hat{Y}_j$  e  $\hat{Y}_k$ , para todo  $k \neq j$ . Desta forma, entende-se que as componentes são não correlacionadas.

**Propriedade 3:** Variância total explicada para a  $j$ -ésima componente amostral será:

$$\frac{\text{Var} [\hat{Y}_j]}{\text{Variância total estimada de } X} = \frac{\hat{\lambda}_j}{\text{traço} (S_{p \times p})} = \frac{\hat{\lambda}_j}{\sum_{i=1}^p \hat{\lambda}_j} \quad (21)$$

**Propriedade 4:** A correlação estimada entre a variável aleatória  $X_i, i = 1, 2, 3, \dots, p$  e a  $j$ -ésima componente principal será:

$$r_{\hat{Y}_j, X_i} = \frac{e_{ji} \sqrt{\hat{\lambda}_j}}{\sqrt{s_{ii}}} \quad (22)$$

em que  $s_{ii}$  representa a variância amostral da variável aleatória  $X_i$ .

**Propriedade 5:** De acordo com o teorema espectral, a matriz de covariância  $S_{p \times p}$  pode ser apresentada por:

$$S_{p \times p} = \sum_{j=1}^p \hat{\lambda}_j \hat{e}_j \hat{e}_j' \quad (23)$$

A literatura apresenta diversos critérios para definição do número de componentes principais. Na presente pesquisa, serão adotados dois critérios para tal definição. O primeiro critério de seleção é o método gráfico proposto por Cattell em 1966, denominado *screen plot*, no qual é plotada, em ordem decrescente, a porcentagem de variação explicada por cada componente principal na abscissa e seu autovalor correspondente na ordenada (FERREIRA,

2018; VICINI, 2018). Deve-se observar, por meio da análise gráfica, o ponto em que os autovalores tendem a se estabilizar, devendo ser considerados os componentes principais que antecederem o ponto de inflexão dessa curva.

O segundo critério consiste em utilizar a porcentagem cumulativa da explicação da variância para reter os componentes principais responsáveis por maior porção da explicação da variância total presente nos dados (FERREIRA, 2018). Em geral, adota-se um percentual de explicação da variância total entre 70% e 90% para definição do número de componentes principais (JOLLIFFE, 2002).

O valor de cada componente principal encontrado pode ser analisado por meio de técnicas estatísticas, como análise de variância, análise de regressão, entre outras (MINGOTI, 2005). A ACP é uma técnica para análise intermediária empregada como ferramenta de apoio em grandes investigações científicas, podendo os componentes principais servir como dados de entrada para uma regressão múltipla, análise de *cluster* ou análise fatorial (JOHNSON; WICHERN, 2012; FERREIRA, 2018). A ACP tem sido aplicada na resolução de problemas de multicolinearidade encontrados em regressões lineares, estudos genéticos, modelagem de fatores em experimentos, entre outros (FERRIRA, 2018).

O tamanho da amostra é determinante para que a significância estatística seja atingida, embora técnicas de estatística multivariada apresentem bom ajuste a amostras pequenas, podem ocasionar baixo poder estatístico e resultados superficiais para análise dos dados. Por outro lado, amostras muito grandes também podem tornar testes estatísticos sensíveis (HAIR JR. et al., 2009). Considera-se grande o número de elementos ( $n$ ) quando  $n > 50$ , em que  $(n - p) > 50$ ,  $p$  corresponde ao número de variáveis respostas analisadas (JOHNSON; WICHERN, 2002; MINGOTI, 2005). Para fins de definição do tamanho da amostra, também pode-se considerar que o número de observações deve ser, no mínimo, cinco vezes maior do que o número de variáveis, objetos de estudo (HAIR JR. et al., 2009).

A ACP é utilizada em variados estudos, como: análise da tecnologia *Blockchain* e fatores que contribuem para o alcance de uma cadeia de suprimentos sustentável (YADAV; SINGH, 2020), análise de desempenho de linhas de processos contínuos (TRONCI et al., 2019), construção de índices para avaliar o progresso da economia circular (AVDIUSHCHENKO; ZAJAC, 2019), determinação de fatores que impulsionam uma gestão eficiente e eficaz em rede de produção internacional (SINGH et al., 2018), avaliação de fatores que afetam os custos de projetos de construção (CHAN; PARK, 2005), identificação de fatores que limitam a adoção dos sistemas automatizados e robótica na indústria da construção (DELGADO et al., 2019),

investigação das dificuldades práticas da implementação de sistemas *ciber*-físicos veiculares (JIANG; YIN, 2018), entre outros.

Embora seja amplamente implementada na literatura, a Análise de Componentes Principais se limita a extração de fatores para redução da dimensionalidade do conjunto de dados, não explicando a correlação existente entre as variáveis (VINICI et al., 2018; MINGOTI; 2005). A partir dos fatores extraídos a técnica permite que funções matemáticas sejam encontradas para que se explique o máximo possível da variação existente entre as variáveis (VINICI et al., 2018). Assim, considera-se a ACP uma técnica intermediária empregada como ferramenta de apoio, servindo como dados de entrada para uma regressão múltipla, análise de *cluster* ou análise fatorial, por exemplo.

### 3.4 ANÁLISE DE AGRUPAMENTO

As técnicas exploratórias ou técnicas de interdependência são importantes ferramentas para diagnosticar o comportamento dos dados (FÁVERO; BELFIORE, 2020). A Análise de Agrupamento (AA), conhecida como análise de conglomerados ou de *clusters*, tem como finalidade a divisão de elementos amostrais ou populacionais em grupos, com base na similaridade dos elementos (MINGOTI, 2005), realizando a classificação de objetos, indivíduos ou elementos de acordo com suas características comuns (FERREIRA, 2018). No geral, são considerados similares os objetos que possuem grande semelhança, e, dissimilares os objetos que possuem pouca semelhança.

A AA permite classificar variáveis reunindo objetos ou elementos com características semelhantes em grupos, nos quais devem existir homogeneidade dentro do grupo e heterogeneidade entre os grupos formados (VINICI et al., 2018; HAIR JR. et al., 2009), consistindo em uma técnica de análise descritiva e não inferencial, ou seja, a análise permite a observação do comportamento dos dados por meio da formação dos agrupamentos, não possuindo base estatística para realizar inferências sobre os elementos estudados (FÁVERO; BELFIORE, 2020; HAIR JR. et al., 2009). Dessa forma, o pesquisador deve possuir o embasamento teórico sobre as variáveis sob análise para confirmar se a dinâmica de agrupamento retrata seu contexto real.

A aplicação da AA não possui caráter preditivo para observações que não estejam presentes no estudo inicial, devendo ser reaplicada a modelagem para cada variável incluída no estudo, sendo muito útil em situações nas quais o pesquisador deseja investigar se as observações se comportam de forma semelhante em relação a determinados objetos, variáveis



ou elementos. Representa uma opção quando o objetivo do estudo for a ordenação e a alocação de observações em grupos (FÁVERO; BELFIORE, 2020).

Assim como a ACP, essa técnica é sensível à diferença de medidas de unidades. Portanto, quando o pesquisador utilizar variáveis com diferentes unidades de medida, deverá ser aplicada a padronização nos dados. O método de padronização de variáveis mais utilizado é o procedimento *Zscores* (FÁVERO; BELFIORE, 2020), apresentado na Equação 24.

$$ZX_{ji} = \frac{X_{ji} - \bar{X}_j}{S_j} \quad (24)$$

em que  $X_{ji}$  corresponde ao valor original da variável,  $\bar{X}_j$  sua média e  $S_j$  seu desvio padrão.

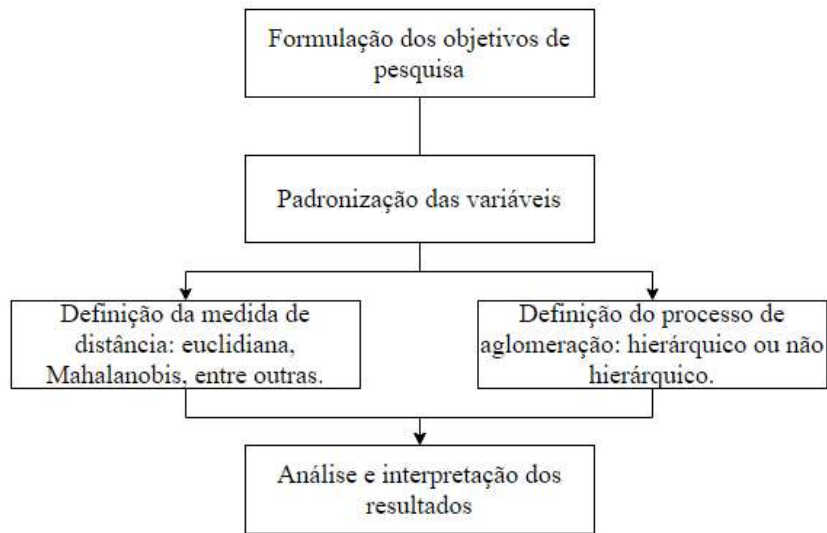
Uma variável padronizada  $ZX_{ji}$  é calculada para cada observação  $i$ , em que todas terão média igual a 0 e desvio padrão igual a 1, garantindo que as arbitrariedades referentes às unidades de medidas sejam eliminadas e não exerçam influência sobre a distância atribuída a cada par de observações.

As etapas necessárias para aplicação da AA são: formulação dos objetivos de pesquisa, escolha da medida de distância ou semelhança e determinação do processo de aglomeração a ser utilizado (FÁVERO; BELFIORE, 2020; VINICI et al., 2018; SIMAR; HÄRDLE, 2003). A estrutura básica para aplicação da AA consiste em etapas independentes, se necessário; durante o desdobramento da pesquisa, pode-se redefinir e aprimorar as definições de agrupamentos. A lógica de aplicação da AA é apresentada na Figura 3.

A primeira etapa para realização da AA é a formulação do problema de pesquisa, na qual o pesquisador deve definir as variáveis que serão objeto de estudo. Posteriormente, caso as variáveis possuam diferentes unidades de medida, realiza-se a padronização dos dados. A próxima etapa será a definição da medida de distância ou de semelhança a ser empregada na AA.

Medidas de distância ou dissimilaridade são utilizadas frequentemente quando o banco de dados é composto por variáveis métricas, já as medidas de semelhança ou similaridade são usadas quando as variáveis sob análise forem binárias (FÁVERO; BELFIORE, 2020).

Figura 3 – Etapas para aplicação da análise de agrupamento



Fonte: Adaptado de Vinici et al. (2018) e Fávero e Belfiore (2020).

As variáveis utilizadas no desenvolvimento da presente pesquisa são métricas, então, medidas de dissimilaridades serão empregadas na análise. Entende-se por dissimilaridade a maior distância entre os valores de duas variáveis, nesses casos, a similaridade entre as variáveis será menor. A literatura dispõe de diferentes formas de mensurar a distância entre os grupos na AA, sendo a distância euclidiana a mais utilizada (FÁVERO; BELFIORE, 2020; VINICI et al., 2018; MINGOTI, 2005). Entretanto, a distância euclidiana apenas exprime a divergência real existente entre indivíduos, baseada num sistema de coordenadas ortogonais (DUARTE, 1997).

A distância euclidiana entre dois pontos é dada pela Equação 25 (MINGOTI, 2005):

$$d_{pq} = \sqrt{\sum_{j=1}^k (X_{jp} - X_{jq})^2} \quad (25)$$

Em estudos onde as variáveis são possivelmente correlacionadas, nos quais muitas vezes se deseja investigar tais correlações emprega-se usualmente a distância generalizada de Mahalanobis, por considerar a correlação existente entre as variáveis, generalizando o procedimento de obtenção da distância euclidiana (DUARTE, 1997). A distância de Mahalanobis, Equação 26, também é frequentemente abordada na literatura e utilizada em análises de agrupamento (MINGOTI, 2005).

$$d_{pq}^2 = (X_p - X_q)^T S^{-1} (X_p - X_q) \quad (26)$$

Em que S é a matriz de covariâncias entre os grupos, calculada para todas as observações. Se a matriz de covariância for a matriz identidade, então a distância de Mahalanobis coincidirá com a distância euclidiana. As medidas de dissimilaridades utilizadas na AA deste estudo serão a distância euclidiana e a distância de Mahalanobis, a primeira por ser a mais disseminada na literatura, e segunda justifica-se pela existência de correlação entre as variáveis selecionadas.

A definição do método de aglomeração ou esquema de aglomeração é uma decisão a ser tomada com base nos objetivos de pesquisa, sendo tão importante quanto a definição da medida de distância ou de semelhança (VINICI et al., 2018; JOHNSON; WICHERN, 2012). Os métodos de aglomeração são classificados em dois tipos: hierárquicos e não hierárquicos. Os métodos de aglomeração hierárquicos são usualmente empregados em análises exploratórias para identificação de possíveis agrupamentos, enquanto a aplicação dos métodos não hierárquicos pressupõe a pré-especificação do número de grupos (MINGOTI, 2005).

Os métodos de aglomeração hierárquicos podem ser divididos em aglomerativos ou divisivos, dependendo da forma de iniciação do processo (FÁVERO; BELFIORE, 2020). Quando todas as observações são consideradas agrupadas e os estágios de agrupamento irão reduzir esses agrupamentos em grupos menores, tem-se um processo de aglomeração hierárquico divisivo. Por outro lado, quando as observações são consideradas separadas e seu agrupamento for baseado em suas distâncias, o processo será aglomerativo. Os métodos aglomerativos podem ser divididos em: métodos de encadeamento (único, médio e completo), métodos de variância (método de Ward) e método do centroide (VINICI et al., 2018).

O método de encadeamento único (da expressão em inglês, *Single Linkage*) ou vizinho mais próximo (da expressão em inglês, *Nearest Neighbor*) é baseado nas menores distâncias, recomendado quando o banco de dados apresenta observações relativamente afastadas/diferentes, formando grupos com o mínimo de homogeneidade. Ao contrário, o método de encadeamento completo considera as maiores distâncias, aplicado em casos em que não exista considerável distanciamento entre as variáveis, enquanto o método de encadeamento médio considera a distância média entre os pares de observações (FÁVERO; BELFIORE, 2020).

O método do centroide estabelece, como distância de agrupamento, a distância entre os vetores de média, denominados centroide. O método de variância, proposto por Ward em 1963, também conhecido como “Mínima Variância”, fundamenta-se na variabilidade entre grupos e

dentro dos grupos (MINGOTI, 2005). Os métodos de aglomeração utilizados no desenvolvimento da presente AA serão o método hierárquico aglomerativo encadeamento único, centroide e Ward.

A formação de agrupamentos é sensível à presença de *outliers*, portanto é de suma importância que o pesquisador estude o comportamento das variáveis e pondere a existência de observações incoerentes em relação às variáveis analisadas. A exclusão de *outliers* dependerá dos objetivos da pesquisa e da natureza das variáveis; se essas observações impactarem significativamente na formação dos *clusters*, poderão ser excluídas. Caso contrário, se as observações apresentarem formação de grupos relevantes, deverão ser retidas na análise (FÁVERO; BELFIORE, 2020).

A AA é aplicada em estudos como: implementação de princípios de economia circular (BOTEZAT et al., 2018), estratégias de marketing e crescimento sustentável (LIŽBETINOVÁ et al., 2019), gerenciamento de resíduos sólidos (CARUSO; GATTONE, 2019), consumo de energias renováveis (TOMCZACK, 2019), impactos das mudanças tecnológicas e sociais nos ambientes de negócios (KAMPATH; MIETZENER, 2015), análise de transição de países para conceitos da Indústria 4.0 (ATIK; ÜNLÜ, 2019), entre outros.

A Análise de Agrupamento, como descrito, é uma técnica simples aplicada para agrupar objetos ou indivíduos com características comuns, baseada em cálculos de distância. Sua aplicação não necessita de conhecimento estatístico prévio, nem tão pouco o cumprimento de suposições estatísticas prévias, como normalidade dados, por exemplo (VINICI et al., 2018). Embora muito aplicada em análises exploratória de dados, a técnica não distingue variáveis dependentes e independentes nem realiza o estudo do relacionamento causa e efeito dos agrupamentos (VINICI et al., 2018; FÁVERO; BELFIORE, 2020). Assim como a Análise de Componentes Principais, é uma técnica multivariada exploratória que estuda a relação entre as variáveis, sem a intenção de estabelecer modelos confirmatórios, ou seja, sem elaborar inferências sobre os achados (FÁVERO; BELFIORE, 2020).

### 3.5 ANÁLISE DE REGRESSÃO LINEAR

As técnicas de regressão são provavelmente as mais utilizadas para análises de dados em que se busca entender a relação existente entre o comportamento de determinado fenômeno juntamente com o comportamento de uma ou mais variáveis preditoras, sendo que essa relação não é obrigatoriamente de causa e efeito (FÁVERO; BELFIORE, 2020). As técnicas de

regressão mais utilizadas em diversas áreas de conhecimento são os modelos de regressão simples e múltipla, aplicados a variáveis métricas/quantitativas ou variáveis *dummies*/binárias.

Os modelos de regressão linear são ferramentas econométricas muito úteis, sendo muitas vezes o ponto de partida de pesquisas empíricas (GREENE, 2012). A maioria das análises econométricas começa a partir da premissa de que Y e X são variáveis, de alguma população ou amostra, e tem-se o interesse de explicar Y em função de X ou de estudar a variação de Y, conforme ocorram alterações em X (WOOLDRIDGE, 2012). Os modelos de regressão linear permitem estudar a relação entre uma ou mais variáveis explicativas, a partir da representação linear e uma variável dependente (FÁVERO; BELFIORE, 2020).

Wooldridge (2002) destaca as indagações que devem ser confrontadas durante a construção do modelo que explique Y em termos de X: (i) Como não há relação exata entre duas variáveis, como outros fatores podem afetar Y?; (ii) Qual a relação existente entre Y e X? E, por último, (iii) como capturar o relacionamento *ceteris paribus* (mantidas inalteradas/constantes as demais condições) entre Y e X? O relacionamento de Y e X pode ser descrito como:

$$Y_i = a + b_1X_{1i} + b_2X_{2i} + \dots + b_kX_{ki} + u_i \quad (27)$$

Em que Y representa o objeto de estudo (variável dependente, explicada ou de resposta),  $a$  representa o coeficiente linear (intercepto),  $b_j$  ( $j = 1, 2, 3, \dots, k$ ) expressa os coeficientes angulares de cada variável,  $X_i$  representa as variáveis explicativas (independente, preditora ou regressora) e  $u$  representa o erro (diferença entre o valor real e o previsto para Y). Em que o subscrito  $i$  expressa cada observação da amostra analisada ( $i = 1, 2, 3, \dots, n$ , e  $n$  representa o tamanho da amostra).

Na Equação 27 descreve-se um modelo de Regressão Linear Múltipla (RLM), no qual diversas variáveis explicativas são consideradas para estudar o comportamento do objeto estudado (Y). Caso apenas uma variável explicativa seja incluída, o modelo de regressão linear será simples (FÁVERO; BELFIORE, 2020) e será dado por:

$$\hat{Y}_i = \alpha + \beta X_i \quad (28)$$

Em que  $\hat{Y}_i$  expressa o valor previsto para a variável dependente,  $\alpha$  o valor estimado para o coeficiente linear, e  $\beta$  expressa o coeficiente angular do modelo de Regressão Linear Simples (RLS).

As relações propostas para Y e X não se darão de maneira exata ou perfeita, será muito provável que haverá uma ou mais variáveis explicativas que ilustrem o comportamento de Y que não serão incluídas no modelo elaborado, portanto, se torna necessário incluir no modelo o termo erro ou resíduo ( $u$ ). O erro do modelo é dado pela diferença entre o valor observado ( $Y_i$ ) e o valor previsto ( $\hat{Y}_i$ ) pelo modelo para variável dependente, conforme expresso na Equação 29.

$$u_i = Y_i - \hat{Y}_i \quad (29)$$

A análise de regressão múltipla é comumente utilizada na literatura para diversos tipos de análise econométrica: estudo de fatores críticos para sustentação da implementação da filosofia Kaizen (HAILU et al., 2017), análise de impactos da inovação tecnológica no desempenho comercial (KIN; CHOI, 2018), estratégias de fabricação num contexto de Indústria 4.0 (SALAM, 2019), análise de indicadores institucionais e econômicos (DEINEKO et al., 2019), estudo de relação de causa e efeito entre construção de estratégias e indicadores de desempenho da manufatura (OKOSHI et al., 2019), entre outros.

Diferentemente da Análise de Componentes Principais e Análise de Agrupamento, técnicas exploratórias, a Regressão Linear Múltipla consiste em uma técnica confirmatória amplamente utilizada em análises que visam entender a relação entre o comportamento de uma ou mais variáveis preditoras (FÁVERO; BELFIORE, 2020). Entretanto, seus resultados devem ser interpretados com critério e cuidado, pelo fato de que a existência de um modelo de regressão não obrigatoriamente configura uma relação de causa e efeito entre as variáveis analisadas (FÁVERO; BELFIORE, 2020).

### 3.5.1 Método dos Mínimos Quadrados Ordinários

O método dos Mínimos Quadrados Ordinários – MQO (do inglês *Ordinary Last Squares* – *OLS*) escolhe os coeficientes de regressão de modo que a linha de regressão se aproxime ao máximo dos dados observados (STOCK; WATSON, 2006). Para os mesmos autores, esse método é dominante na prática da análise de regressão em toda economia, finanças e ciências sociais.

O resíduo presente no modelo de regressão linear visa capturar o efeito das variáveis não incluídas no modelo, como comentado anteriormente. Logo, devem-se estabelecer duas condições fundamentais em relação aos resíduos para estimar uma equação que melhor se ajuste às variáveis (FÁVERO; BELFIORE, 2020)

(i) O somatório e, portanto, a média amostral dos resíduos deve ser zero, matematicamente:

$$\sum_{i=1}^n u_i = 0 \quad (30)$$

(ii) A soma dos resíduos ao quadrado deve ser a menor possível, matematicamente:

$$\sum_{i=1}^n u_i^2 = \text{mínima} \quad (31)$$

A segunda condição estabelece que a reta que melhor se ajuste aos dados determine os coeficientes  $\alpha$  e  $\beta$ , coeficiente linear e coeficiente angular respectivamente, por meio da definição dos mínimos quadrados. Ou seja, a soma dos erros ao quadrado dos coeficientes deve ser a mínima possível. As propriedades (i) e (ii) podem ser utilizadas para demonstrar que o valor estimado para  $\hat{Y}_i$  e o erro estimado  $u_i$  são iguais a zero.

Na Equação 32 descreve-se, de forma genérica, como obter o coeficiente linear  $\alpha$ , para o caso RLS. A determinação de  $\alpha$  e  $\beta$  para RLM é análogo a apresentada para RLS.

$$\alpha = \bar{Y} - \beta_1 \bar{X}_1 \quad (32)$$

Em que  $\bar{Y}$  representa a média amostral  $Y$ ,  $\bar{X}$  expressa a média amostral de  $X$ , e  $\beta$ , o coeficiente angular. O coeficiente  $\beta$  na RLS é determinado por

$$\beta = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \quad (33)$$

### 3.5.2 Capacidade explicativa do modelo: $R^2$

A capacidade de explicação do modelo de regressão ou o percentual de variação da variável dependente  $Y$ , explicado pela variabilidade das variáveis explicativas, é analisada pelo coeficiente de ajuste, explicação ou determinação da regressão  $R^2$  (FÁVERO; BELFIORE,

2020). Este estudo é realizado a partir da análise de variância (do inglês, *Analysis of Variance* ou ANOVA). Para entender a capacidade explicativa do modelo, é crucial o entendimento prévio de alguns conceitos (WOOLDRIDGE, 2002; FÁVERO; BELFIORE, 2020):

(a) Soma Total dos Quadrados (STQ): variação total da amostra, isto é, desvio total dos valores para cada observação em relação à média.

(b) Soma dos Quadrados da Regressão (SQR): variação de  $Y$  em relação às variáveis explicativas  $X$  consideradas no modelo, isto é, desvio dos valores da reta de regressão ajustada para cada observação em relação à média.

(c) Soma dos Quadrados dos Resíduos (SQU): expressa a variação de  $Y$  que o modelo de regressão ajustado não é capaz de explicar, isto é, o desvio dos valores das observações em relação à reta de regressão ajustada.

Logo, define-se:

$$SQT = SQR + SQU \quad (34)$$

sendo:

$$\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2 = \sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2 + \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2 \quad (35)$$

em que  $Y_i$  representa o valor de cada observação,  $\bar{Y}$  a média amostral, e  $\hat{Y}_i$  o valor previsto para cada observação.

O coeficiente de ajuste  $R^2$  pode ser definido como a proporção da amostra  $Y_i$  explicada pelas variáveis independentes (explicativas), podendo ser utilizado como medida de ajuste para o modelo de regressão proposto (STOCK; WATSON, 2006; WOOLDRIDGE, 2012), demonstrando o comportamento da variável dependente  $Y$ , explicado pela variação das variáveis explicativas (FÁVERO, BELFIORE, 2020).

O coeficiente de ajuste  $R^2$  é obtido por meio da expressão:

$$R^2 = \frac{SQR}{SQR + SQU} \quad (36)$$

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2}{\sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2 + \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2} \quad (37)$$



O  $R^2$  varia de 0 a 1 ou 0% a 100%, considera-se pouco provável a obtenção de um poder explicativo de 100% para o modelo de regressão proposto, visto que dificilmente todos os pontos irão se situar em cima da reta de regressão (FÁVERO; BELFIORE, 2020). Em outras palavras, um coeficiente de ajuste igual a 1 significa dizer que a variável dependente  $Y$  foi totalmente explicada pelas variáveis explicativas  $X$  consideradas no modelo de regressão.

O coeficiente de ajuste não faz inferência sobre a significância estatística das variáveis explicativas nem indica se essas variáveis são verdadeiramente responsáveis pela alteração do comportamento da variável dependente (STOCK; WATSON, 2006), como também não avalia um possível viés sobre a omissão e a adequação das variáveis explicativas inseridas no modelo.

Frequentemente os pesquisadores enfatizam a adequabilidade de seus modelos por meio de altos valores para  $R^2$  (FÁVERO; BELFIORE, 2020). Wooldridge (2012) ressalta que, para a avaliação dos modelos de regressão, é fundamental não dar importância demasiada para o valor de  $R^2$ , visto que o poder explicativo do modelo deve considerar a existência de fatores econômicos, políticos e sociais. Assim sendo, um  $R^2$ , considerado baixo *a priori*, pode vir a gerar um modelo de regressão satisfatório ao considerar o contexto do estudo de forma mais abrangente.

### 3.5.3 Análise de correlação

Inicialmente, é fundamental avaliar se as variáveis selecionadas para a construção do modelo de regressão são correlacionadas e se existe regressão linear entre elas, para então dar continuidade na construção no modelo de regressão.

O termo correlação refere-se ao grau de associação linear entre duas ou mais variáveis. Um coeficiente de correlação mensura o grau pelo qual essas variáveis tendem a mudar simultaneamente, descrevendo a força e a relação existente entre elas. A análise da correlação é usada para verificar a existência de ligação entre duas ou mais variáveis e a intensidade dessa associação (FIELD, 2009). Os coeficientes de correlação comumente utilizados e presentes são: Coeficiente de correlação de Pearson para dados paramétricos e coeficiente de Spearman quando os dados analisados são não paramétricos.

O coeficiente de Pearson é uma das principais medidas de correlação linear entre duas ou mais variáveis contínuas utilizadas para variáveis quantitativas (FÁVERO; BELFIORE, 2020), dado por:

$$\rho = \frac{cov(X, Y)}{S_X S_Y} \quad (38)$$

em que a covariância  $cov(X, Y)$  é dada por:

$$cov(X, Y) = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{n - 1} \quad (39)$$

Em que

$X_i$  e  $Y_i$  representam o  $i$ -ésimo valor de  $X$  e  $Y$ , respectivamente;  $\bar{X}$  e  $\bar{Y}$ , as médias dos valores de  $X_i$  e  $Y_i$  respectivamente, e  $n$  é o tamanho da amostra.

O desvio padrão de  $X$  é dado por:

$$S_x = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}{n - 1}} \quad (40)$$

O desvio padrão de  $Y$  é obtido de forma análoga ao de  $X$

$$S_y = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}{n - 1}} \quad (41)$$

Dessa forma a expressão para a obtenção do coeficiente de Pearson passa a ser:

$$\rho = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (42)$$

O coeficiente por postos de Spearman avalia a relação entre duas ou mais variáveis contínuas ou ordinais, analisando a tendência dessas variáveis mudarem simultaneamente, sem a necessidade de que a mudança ocorra a uma taxa constante (FÁVERO; BELFIORE, 2020). É obtido pela seguinte expressão:

$$r_{sp} = 1 - \frac{6 \sum_{k=1}^n d_k^2}{n(n^2 - 1)} \quad (43)$$

Em que  $n$  representa o número de pares de observações, e  $d_k$ , a diferença entre postos de ordem  $k$ .

Os coeficientes de correlação de Pearson e Spearman podem variar de -1 a +1 (FÁVERO; BELFIORE, 2020). Quando o coeficiente de correlação for positivo, indicará a existência de correlação proporcionalmente direta entre as variáveis. Nos casos em que for

negativo, a relação existente será inversamente proporcional e, quando o coeficiente de correlação for nulo, estará indicando a inexistência de correlação entre as variáveis.

### 3.5.4 Significância do modelo de regressão

Além da análise de correlação dos dados, é importante verificar a significância estatística geral para o modelo ajustado. Para isso, utiliza-se o teste  $F$ , com a finalidade de verificar a existência da regressão linear nas variáveis para construção do modelo de regressão.

As hipóteses, nula e alternativa, que compõem o teste  $F$  para um modelo geral de regressão linear múltipla (MONTGOMERY et al., 2012; FÁVERO; BELFIORE, 2020), são:

$$H_0 = \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_k = 0$$

$$H_1 = \text{existe pelo menos um } \beta_j \neq 0$$

As hipóteses, nula e alternativa, para um modelo de regressão linear simples, são expressas abaixo:

$$H_0 = \beta = 0$$

$$H_1 = \beta \neq 0$$

Se todos os  $\beta_j$  ( $j = 1, 2, \dots, k$ ) forem estatisticamente iguais a zero, aceita-se a  $H_0$ , ou seja, mudanças no comportamento das variáveis explicativas não influenciarão na variação do comportamento da variável dependente. Caso a  $H_0$  seja rejeitada, pelo menos uma variável explicativa será estatisticamente significativa para explicar a variável dependente, ou seja, existirá um modelo de regressão com significância estatística para fins de previsão. A expressão estatística para que o teste seja obtido é:

$$F = \frac{\frac{SQR}{(k-1)}}{\frac{SQU}{(n-k)}} = \frac{\frac{R^2}{(k-1)}}{\frac{(1-R^2)}{(n-k)}} \quad (44)$$

em que  $k$  simboliza o número de parâmetros do modelo estimado, e  $n$ , o tamanho da amostra.

O  $F$  calculado por meio da Equação 44 deverá ser comparado ao  $F_{\text{crítico}}$  de acordo com o nível de significância estabelecido, podendo o  $F_{\text{crítico}}$  ser consultado em uma tabela da distribuição  $F$  de Snedecor.

Após efetuar o ajuste do modelo, com seus respectivos parâmetros estimados, se faz necessário verificar os pressupostos básicos para a análise de regressão, como: a inexistência de colinearidade entre as variáveis independentes, a não aleatoriedade das variáveis independentes e o número de observações, que deve ser maior que o número de coeficientes estimados. Existem alguns pressupostos que devem ser atendidos para um modelo de regressão por MQO durante a análise dos resíduos (FÁVERO; BELFIORE, 2020): normalidade dos resíduos, os resíduos devem ter média igual a zero e variância constante, ser não correlacionados, aleatórios e sem a presença de *outliers*.

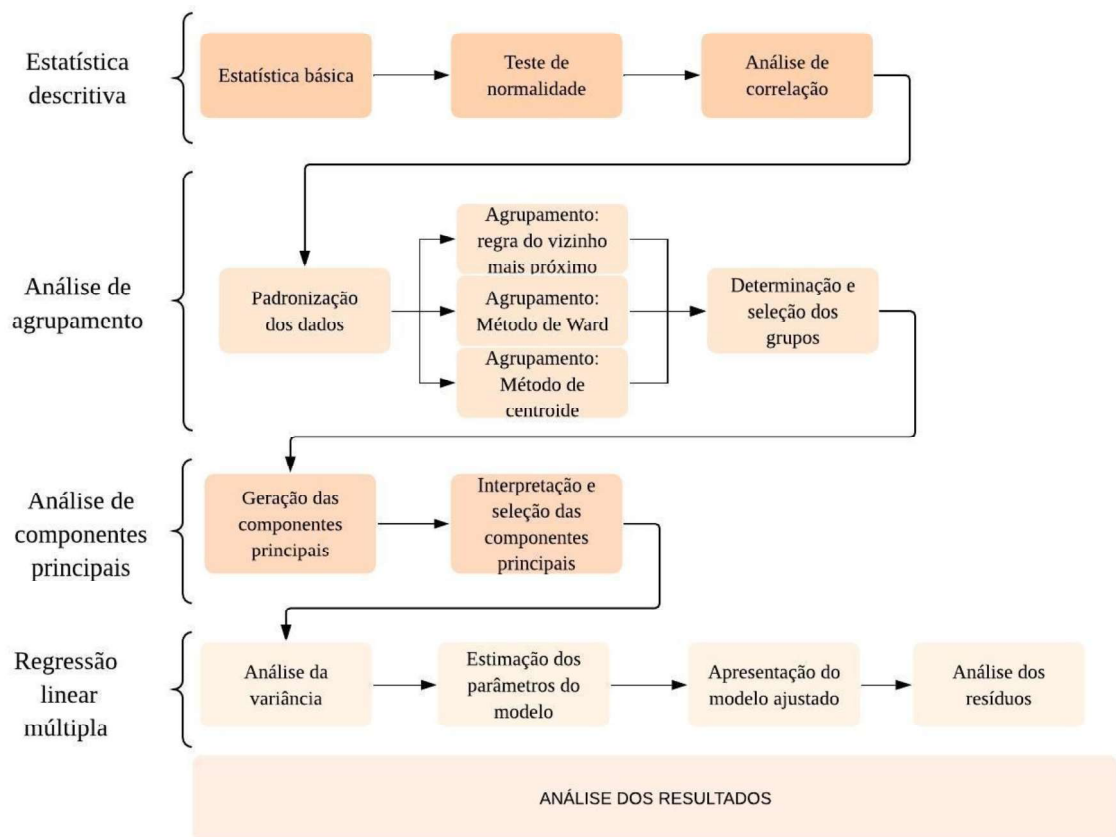
### 3.6 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

Os procedimentos metodológicos adotados no desenvolvimento da presente pesquisa estão resumidos na Figura 4. Inicialmente foi realizada uma análise descritiva para conhecer o comportamento estatístico dos dados brutos, nessa etapa foi analisada a distribuição dos dados e a análise de correlação.

Na segunda etapa dos procedimentos metodológicos, realizou-se a análise de agrupamento para realizar a divisão dos indicadores industriais em grupos, com base na sua similaridade. Dessa forma, os indicadores foram classificados com base em suas características comuns. Posteriormente, a análise de componentes principais foi realizada, para que investigar a representatividade dos indicadores industriais, por meio da formação dos componentes principais. Essas etapas serviram para avaliar a representatividade dos indicadores industriais, analisar seu comportamento e para a seleção das variáveis utilizadas como dados de entrada da análise de regressão linear múltipla.

As medidas de similaridade utilizadas foram: distância euclidiana e distância de Mahalanobis. E os métodos de agrupamentos: agrupamento por regra do vizinho mais próximo, método de Ward e método de centroide. Os grupos formados por esses métodos foram analisados e interpretados conforme as características dos indicadores e o cenário atual da indústria de transformação.

Figura 4 – Procedimentos metodológicos adotados no desenvolvimento do trabalho



Fonte: Autoras.

A análise de regressão múltipla foi desenvolvida tendo como dados de entrada os componentes principais gerados, e teve como finalidade a quantificação da relação existente entre a variável definida como dependente (PIB da indústria de transformações) e as variáveis explicativas. A análise de regressão linear múltipla se deu início com a análise de variância a fim de verificar se a variável dependente poderia ser explicada pelas variáveis explicativas. Após ocorreu a estimação dos parâmetros, apresentação do modelo e análise dos resíduos. As análises estatísticas realizadas serviram de base para construção do Artigo 1, “Análise multivariada dos indicadores da indústria de transformação e perspectivas da Indústria 4.0 no Brasil”, que teve como finalidade ilustrar os resultados obtidos.



## 4 ANÁLISE DOS RESULTADOS

A análise de agrupamento dos indicadores industriais da manufatura tornou possível observar a relação entre as variáveis por meio de agrupamentos formados com indicadores com características comuns. A técnica permitiu a visualização de comportamentos redundantes entre as variáveis, assim como os elementos amostrais que possuem maior similaridade com o PIB da indústria da transformação, auxiliando na seleção dos indicadores industriais utilizados para análise de componentes principais.

A aplicação da análise de componentes principais permitiu a redução da dimensionalidade dos indicadores selecionados, retendo o máximo possível da variação presente nos dados. Servindo como técnica intermediária para selecionar dados de entrada para o desenvolvimento da regressão linear múltipla. Assim, buscou-se compreender por meio da regressão linear múltipla a relação existente entre o comportamento dos indicadores industriais e o PIB do setor.

Os resultados são apresentados por meio de dois artigos, o primeiro artigo (item 4.1) intitulado “Análise multivariada dos indicadores da indústria de transformação e perspectivas da Indústria 4.0 no Brasil” destina-se a realizar a análise do setor manufatureiro pela ótica de seus indicadores industriais e as perspectivas da Indústria 4.0 no setor manufatureiro do país, as discussões foram fundamentadas pelas análises multivariadas mencionadas.

O segundo artigo, sob o título “Impactos e desafios da indústria 4.0 na manufatura: uma Revisão Sistemática da Literatura”, desenvolvido por meio de uma revisão sistemática da literatura teve como objetivo identificar os potenciais impactos e desafios que a Indústria 4.0 tem promovido no setor industrial, a fim de levantar discussões sobre a complexidade da adoção da transformação digital no setor manufatureiro.

O setor manufatureiro é uma fonte de riqueza indiscutível, entretanto seu desempenho abaixo do esperado é motivo para discussões sobre como impulsionar a competitividade do setor e reverter o processo de desindustrialização precoce identificado no Brasil. Não há estudos atuais direcionados a explorar a dinâmica do desempenho existente entre os indicadores industriais e seus impactos no PIB do setor, utilizando técnicas estatísticas multivariadas. Diante da importância do setor para desenvolvimento econômico e social é de suma importância que a construção de conhecimento sobre seu desempenho, oportunidades e desafios futuros se mantenham atualizadas.

## 4.1 ARTIGO 1 – ANÁLISE MULTIVARIADA DOS INDICADORES DA INDÚSTRIA DE TRANSFORMAÇÃO E PERSPECTIVAS DA INDÚSTRIA 4.0 NO BRASIL

### RESUMO

A expressiva globalização da economia mundial implica em um ambiente econômico altamente competitivo, no qual a perda da competitividade empresarial resulta na redução das condições de sobrevivência, desindustrialização afetando, conseqüentemente, as ofertas do mercado de trabalho. A indústria de transformação brasileira mesmo com todo potencial para geração de riquezas vem sendo prejudicada pela desindustrialização e por problemas estruturais. Com o conceito da Indústria 4.0 surge a oportunidade de inovar os processos de fabricação e contornar os problemas enfrentados pela manufatura. O objetivo da presente pesquisa foi realizar a análise multivariada dos indicadores da indústria de transformação brasileira visando compreender quais indicadores exercem maior contribuição na formação do PIB do setor. As técnicas Análise de Componentes Principais e Análise de Agrupamento foram utilizadas para a compreensão do comportamento dos dados, auxiliando na seleção de indicadores para construção do modelo de Regressão Linear Múltipla, desenvolvido para analisar a associação entre os indicadores e o PIB da manufatura. As análises indicaram que a empregabilidade e produtividade são os fatores com maior contribuição para formação do PIB da manufatura, se mostrando coerente com a realidade do setor, na qual a redução da participação da indústria na geração de emprego e no valor adicionado corroboram para o processo de desindustrialização enfrentado pelo setor. Enquanto as perspectivas da adoção da Indústria 4.0 indicam que apesar da adoção dos conceitos e tecnologias da Indústria 4.0 serem consideradas o fator chave para melhorar a produtividade, promover o crescimento econômico, e garantir a sustentabilidade das empresas de manufatura, a capacidade do setor industrial brasileiro em acompanhar o avanço tecnológico aliado as políticas monetárias e industriais será determinante para que o setor reverta o processo de desindustrialização atual.

**Palavras-chave:** Indústria de transformação. Indústria 4.0. Análise de agrupamento. Análise de componentes principais. Regressão linear múltipla.

### ABSTRACT

The expressive globalization of the world economy implies a highly competitive economic environment, in which the loss of business competitiveness results in the reduction of survival conditions, deindustrialization affecting, consequently, the labor market offers. The Brazilian manufacturing industry, even with all the potential for wealth generation, has been damaged by deindustrialization and structural problems. With the concept of Industry 4.0 comes the opportunity to innovate manufacturing processes and get around the problems faced by manufacturing. The objective of this research was to perform the multivariate analysis of the indicators of the Brazilian transformation industry in order to understand which indicators have the greatest contribution in the formation of the sector's GDP. The techniques Principal Component Analysis and Cluster Analysis were used to understand the behavior of the data, helping in the selection of indicators for the construction of the Multiple Linear Regression model, developed to analyze the association between the indicators and the manufacturing GDP. The analyses indicated that employability and productivity are the factors with the



greatest contribution to the formation of the manufacturing GDP, being consistent with the reality of the sector, in which the reduction of the industry's participation in the generation of employment and added value corroborate the process of deindustrialization faced by the sector. While the prospects for the adoption of Industry 4.0 indicate that although the adoption of Industry 4.0 concepts and technologies is considered the key factor for improving productivity, promoting economic growth, and ensuring the sustainability of manufacturing companies, The ability of the Brazilian industrial sector to keep up with technological advances allied to monetary and industrial policies will be decisive for the sector to reverse the current deindustrialization process.

**Key words:** Manufacturing industry. Industry 4.0. Cluster analysis. Principal component analysis. Multiple linear regression.

## 1 INTRODUÇÃO

A indústria é considerada o setor mais importante para o desenvolvimento econômico e social do país. Segundo pesquisa da Confederação Nacional da Indústria (CNI, 2020c), noventa por cento dos brasileiros consideram que a indústria representa o segmento de mercado que mais contribui para o desenvolvimento do país, seja pela geração de empregos, crescimento econômico, melhoria do padrão de vida da população, desenvolvimento tecnológico e inovação ou redução das desigualdades regionais.

De acordo com dados divulgados pela CNI (2019a), a participação industrial subiu para 22% na economia brasileira com o aumento do desempenho da indústria extrativa e do segmento de serviços industriais. Entretanto, a indústria de transformação teve seu percentual de participação reduzido no Produto Interno Bruto (PIB), ficando em torno de 11.3% em 2018, sendo o menor percentual registrado desde 1947.

Levantamentos realizados pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE, 2019) demonstram que o declínio da produção brasileira acontece em virtude da desindustrialização. Rowthorn e Ramaswany (1999) definem “desindustrialização” como a diminuição persistente do emprego industrial na participação do emprego total do país ou região. Em seu conceito ampliado, a “desindustrialização” pode ser entendida como a redução do emprego industrial em proporção ao emprego total e a redução do valor adicionado da indústria na proporção do PIB (OREIRO; FEIJÓ, 2010).

O processo de desindustrialização no Brasil é considerado um fenômeno precoce à economia em âmbito nacional, representando queda de competitividade nas exportações industriais, aumento de importações de bens de capital, de consumo e insumos industriais (CANO, 2012). De acordo com a Confederação Nacional da Indústria (CNI, 2019b), o

crescimento econômico e a geração de emprego e renda de um país são comprometidos por sua perda de competitividade.

Atualmente o desenvolvimento do setor manufatureiro está diretamente ligado à Quarta Revolução Industrial ou Indústria 4.0, cujos conceitos surgiram em 2011, a partir de uma iniciativa do governo alemão com universidades e empresas privadas para elaborar um programa estratégico capaz de estimular o desenvolvimento dos sistemas de produção visando aumentar a produtividade e eficiência da indústria nacional (ALMEIDA, 2019; SACOMANO et al., 2018).

A Indústria 4.0 traz o conceito de manufatura inteligente, ao propor soluções digitais a partir de um conjunto de tecnologias capazes de associar o mundo físico, digital e biológico, produzindo, dessa forma, um impacto profundo e exponencial em toda cadeia produtiva (FRANK et al., 2019). Os conceitos da Indústria 4.0 irão impactar intensamente a economia em um âmbito global, influenciando diversas variáveis macroeconômicas, como PIB, investimentos, índices de consumo, empregabilidade, inflação, entre outros (SHWAB; DAVIS, 2018).

Diante do retrocesso da manufatura instaurado pelo processo de desindustrialização precoce no país e tendo em vista o potencial da indústria de transformação brasileira para geração de riqueza, se torna relevante compreender o comportamento do setor por meio dos indicadores que ilustram seu desempenho e permite verificar como ele está contribuindo ou não para o crescimento econômico do país.

O processo de desindustrialização brasileiro tem sido amplamente avaliado pelo peso da indústria de transformação no PIB do país (MORCEIRO, 2012) e políticas de manufatura agregada (MORCEIRO; GUILHOTO, 2019). Enquanto a maioria das avaliações da desindustrialização, num âmbito internacional, abordam o processo sob a perspectiva da evolução do emprego no setor manufatureiro (TREGENNA, 2016). Desta forma, a presente pesquisa se concentra em analisar o processo de desindustrialização sob a ótica dos indicadores industriais da manufatura, estabelecendo uma visão global do setor, com o objetivo de compreender como estes indicadores contribuem para o PIB do setor e consequentemente para o desenvolvimento econômico do país.

Para atingir ao objetivo proposto, técnicas estatísticas multivariadas de apoio à tomada de decisão são aplicadas, permitindo identificar os indicadores que refletem com mais intensidade impactos no desempenho competitivo da manufatura, transformando dados em informações capazes de ilustrar o desempenho e perspectivas do setor. Enquanto, a análise das

perspectivas dos conceitos de Indústria 4.0 analisa os potenciais impactos da inserção tecnológica oriunda da quarta revolução industrial no setor.

## **2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA**

A manufatura é uma fonte potencial de geração de riquezas para o país, movimenta tanto o mercado interno quanto o externo, pesquisas de desenvolvimento, arrecadação de tributos e empregos formais. O setor industrial representa um dos setores com maior relevância para a economia, fazendo com que sua competitividade seja fundamental para o desenvolvimento econômico do país (SILVA et al., 2019).

De acordo com a Classificação Nacional de Atividades Econômicas, CNAE (2019), a indústria total engloba a indústria extrativista, de construção, de transformação e de serviços industriais de utilidade pública, enquanto a indústria de transformação ou manufatura envolve atividades de transformações físicas, químicas e biológicas de materiais, substâncias e componentes para a fabricação de produtos novos. Segundo a CNAE (2019), a indústria de transformação é dividida em vinte e quatro grupos de classificação, entre eles: produtos alimentícios, têxteis, vestuário, químicos, farmoquímicos e farmacêuticos, equipamentos de informática, veículos, entre outros.

A CNI (2019b) destaca a importância da indústria de transformação para o desenvolvimento econômico do país por meio de estatísticas de desempenho da manufatura que refletem a representatividade do setor do ponto de vista econômico. De acordo com as estatísticas disponibilizadas pela CNI (2020c), a indústria de transformação foi o segmento com maior participação no PIB da indústria com 54% de participação, seguido da indústria de construção (18,3%), serviços industriais de utilidade pública (14%) e indústria extrativista (13,7%).

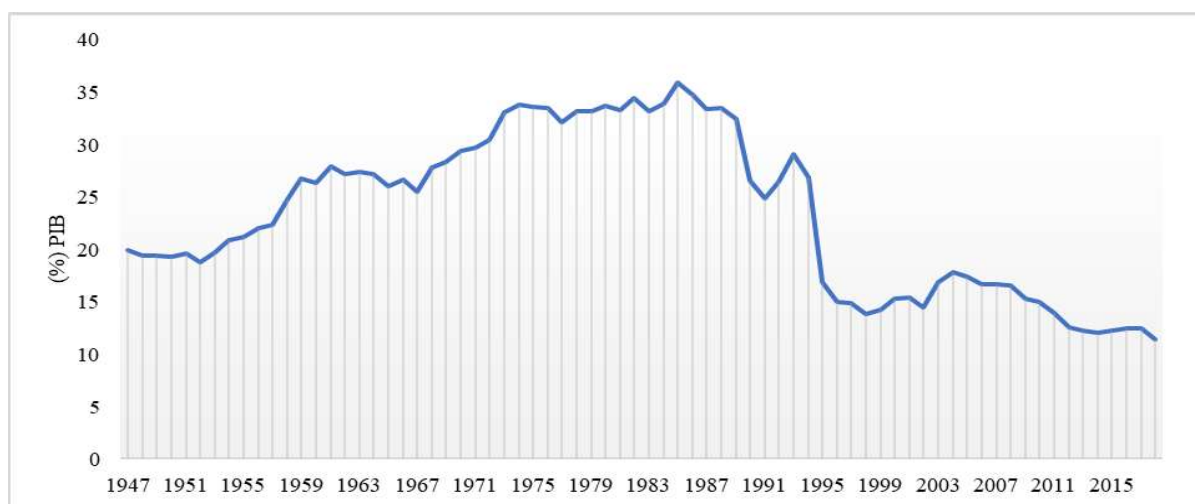
Em 2018, a participação do segmento industrial no emprego formal foi de 14,5%, possuindo o terceiro maior salário médio entre os demais segmentos industriais, a indústria extrativista possui o maior salário médio seguida dos serviços industriais de utilidade pública (CNI, 2020c).

Quando se trata de exportações de bens e serviços, o segmento possui participação de 52%. Em um comparativo com os principais segmentos da indústria, a indústria de transformação tem um percentual de participação de 72,9%, enquanto a indústria extrativista representa 27,1% das exportações, segundo estimativas de 2019 (CNI, 2020c).

Com participação de 26,6% na arrecadação de tributos federais, a indústria de transformação é o segmento com maior arrecadação tributária, seguido dos serviços industriais de utilidade pública, indústria de construção e indústria extrativista, estimativas de 2018 (CNI, 2020c). A manufatura lidera os investimentos empresariais em P&D, com 67,6% de participação, sendo os setores que mais investem em P&D, o setor automotivo, máquinas e equipamentos, equipamentos de transporte, químicos e farmoquímicos e farmacêuticos, de acordo com dados de 2017 (CNI, 2020c).

Apesar de demonstrar um segmento com variadas oportunidades econômicas e competitivas, a indústria de transformação teve seu percentual de participação no PIB reduzido em 2018, com participação de 11,3%, sendo o menor percentual registrado desde 1947, Figura 1.

Figura 1 – Percentual de participação da indústria de transformação no PIB (1947-2018)



Fonte: Adaptado de Ipeadata (2019).

Entre 1947 e 2018, destacam-se dois períodos distintos de participação da indústria de transformação no PIB: o primeiro, entre 1950 e 1985, caracteriza-se pelo intenso crescimento e diversificação industrial, consolidando a estrutura da indústria brasileira; no segundo período, iniciado em 1986, observa-se um retrocesso do crescimento com perdas expressivas da participação da manufatura na formação do PIB do país, refletindo na geração de empregos formais e número de estabelecimentos brasileiros (FIESP; CIESP, 2019). Esse retrocesso do crescimento industrial denomina-se processo de desindustrialização.

A “desindustrialização” pode ser definida como a diminuição persistente do emprego industrial na participação do emprego total do país ou região (ROWTHORN;RAMASWANY, 1999). Em seu conceito ampliado, a “desindustrialização” pode ser entendida como a redução do emprego industrial em proporção ao emprego total e a redução do valor adicionado da indústria na proporção do PIB, sendo compatível com o crescimento da capacidade produtiva da indústria (OREIRO; FEIJÓ, 2010). Desta forma, o processo de desindustrialização não ocorre em um momento de queda e estagnação da produção industrial, mas quando o setor reduz a geração de emprego e/ou valor adicionado para uma determinada economia.

O processo de desindustrialização da economia brasileira é discutido sob a ótica de duas teorias, uma defendida pelos chamados “novo-desenvolvimentistas” e a outra pelos chamados “economistas ortodoxos” (OREIRO;FEIJÓ, 2010). Enquanto, a primeira teoria defende que o processo de desindustrialização que o país vem passando nos últimos 20 anos é causado pela combinação da abertura financeira, valorização e apreciação do câmbio. A segunda afirma que, as transformações econômicas das últimas décadas não afetaram a indústria negativamente, pelo contrário, a apreciação do câmbio favoreceu a aquisição de máquinas importadas e equipamentos com tecnologia avançada, resultando na modernização da indústria brasileira e expansão da produção (SCHWARTSMAN, 2009).

O processo de desindustrialização no Brasil acontece desde 1992, iniciado após a abertura financeira que ocasionou a incapacidade de neutralizar a tendência estrutural da sobreapreciação cíclica da taxa de câmbio (BRESSER-PEREIRA, 2010). Em consequência, aconteceu a apreciação da moeda nacional, redução das oportunidades de investimentos lucrativos direcionados a exportação, queda da poupança, bens importados tomaram o mercado interno reduzindo o crescimento das empresas nacionais ou até mesmo levando-as a falência (BRESSER-PEREIRA, 2010).

No Brasil, o processo de desindustrialização apresenta aspectos negativos, sendo considerado um fenômeno precoce à economia em âmbito nacional, representando queda de competitividade nas exportações industriais, aumento de importações de bens de capital, de consumo e insumos industriais (CANO, 2012). Os problemas enfrentados pela manufatura têm na adoção dos conceitos e tecnologias da Indústria 4.0 ou Quarta Revolução Industrial, uma oportunidade para contornar os efeitos da desindustrialização e estabelecer estratégias para recuperação da economia.

As revoluções de forma geral exprimem um desencadeamento de mudanças ocasionadas por novidades tecnológicas capazes de alterar estruturas sociais e sistemas econômicos (SCHWAB, 2016). A primeira revolução industrial, entre 1760 e 1840, foi marcada pela

invenção da máquina a vapor, dando início à produção mecânica. A segunda revolução industrial, com início no final do século XIX modificou os processos produtivos por meio da introdução da eletricidade e das linhas de montagem, caracterizando a produção em massa. A terceira revolução industrial, com início na década de 1960, conhecida como revolução digital, foi marcada pelo advento do computador, computação em *mainframe*, computadores pessoais e *internet*.

A Quarta Revolução Industrial, manufatura avançada ou Indústria 4.0, surgiu na Alemanha em 2011 na feira de Hannover, com o conceito de fábricas inteligentes (do inglês, *smart factory*), que permitem a criação de um mundo no qual os sistemas físicos e virtuais interagem entre si de forma flexível, enfatizando a conectividade entre homem e máquina. A Indústria 4.0 envolve um conjunto de alta tecnologia conectada à *internet* com a finalidade de tornar os sistemas de produção mais flexíveis e colaborativos (SANTOS et al., 2018).

A indústria 4.0 apresenta evolução exponencial oriunda de um mundo multifacetado e interconectado, no qual tecnologias presentes geram novas tecnologias. A evolução dos meios digitais forma a base dessa revolução que impacta diretamente em mudanças econômicas, empresariais, na estrutura dos negócios, da sociedade e de indivíduos (SCHWAB; DAVIS, 2018).

A implementação dos conceitos da Indústria 4.0 no sistema organizacional permite a modernização dos processos, contribuindo para prosperidade e competitividade da organização, além de contribuir para satisfação dos clientes por meio de atendimento diferenciado (ALMEIDA, 2019). Os processos de fabricação devem ser analisados para que seja possível encontrar soluções capazes de aumentar a lucratividade da empresa, reduzir os impactos ambientais e aumentar a satisfação do cliente (SACOMANO et al., 2018).

### **3 METODOLOGIA**

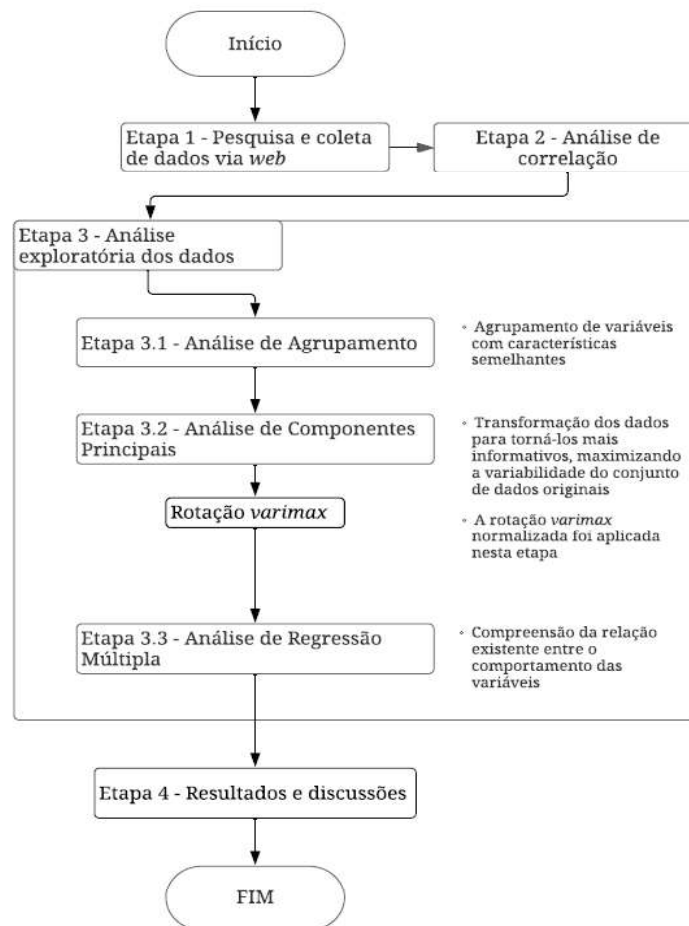
Neste item são apresentados a descrição das variáveis e os procedimentos e métodos adotados para o desenvolvimento da pesquisa.

#### **3.1 PROCEDIMENTOS E MÉTODOS ADOTADOS**

A presente pesquisa tem como objetivo analisar a influência dos indicadores da indústria de transformação na formação do Produto Interno Bruto (PIB) do setor no Brasil, possuindo

caráter descritivo e explicativo. O modelo utilizado no processo de investigação apresenta-se na Figura 2. O *software Statistica* versão 9.1 foi utilizado para desenvolvimento do estudo.

Figura 2 – Fluxo de pesquisa



Fonte: Autoras.

Inicialmente, os indicadores da indústria da transformação e participação do setor no PIB foram coletados via *web*. Os indicadores de competitividade da indústria de transformação brasileira, assim como seus indicadores industriais, foram extraídos do site da Confederação Nacional da Indústria ([www.portaldaindustria.com.br/cni/](http://www.portaldaindustria.com.br/cni/)). E a variável macroeconômica Produto Interno Bruto da indústria de transformação e o Valor Adicionado Bruto do setor, foram extraídas da base dados macroeconômicos, financeiros e regionais do país, Ipeadata (<http://ipeadata.gov.br/beta3/>).

Posteriormente, um estudo de correlação entre as variáveis foi realizado com o intuito de verificar a intensidade de relação entre as variáveis, os coeficientes de correlação de Pearson e de Spearman (FÁVERO; BELFIORE, 2020) foram utilizados.

A etapa 3 apresenta a análise exploratória dos dados, por meio das técnicas multivariadas Análise de Agrupamento, Análise de Componentes Principais e Regressão Linear Múltipla. As técnicas exploratórias ou técnicas de interdependência são importantes ferramentas para diagnosticar o comportamento dos dados (FÁVERO; BELFIORE, 2020).

A Análise de Agrupamento (AA) foi aplicada inicialmente para observar a dinâmica de relação entre as variáveis resultando em agrupamentos dos objetos com características comuns, baseada em cálculos de distância. Também conhecida como análise de conglomerados ou de *clusters*, a AA tem como finalidade a divisão de elementos amostrais ou populacionais em grupos, com base na similaridade dos elementos (MINGOTI, 2005), realizando a classificação de objetos, indivíduos ou elementos de acordo com suas características comuns (FERREIRA, 2018; VINICI et al., 2018; HAIR JR. et al., 2009). Consistindo em uma técnica de análise descritiva e não inferencial, que permite a observação do comportamento dos dados por meio da formação dos agrupamentos, não possuindo base estatística para realizar inferências sobre os elementos estudados (FÁVERO; BELFIORE, 2020; HAIR JR. et al., 2009).

A distância euclidiana e o método Ward foram utilizados durante a AA. A distância euclidiana, assim como o método Ward, é a mais utilizada no desenvolvimento de análises de agrupamento (VINICI et al., 2018; MINGOTI, 2005). Como a técnica é sensível à diferença de medidas utilizou-se a padronização dos dados para sua aplicação, pois as variáveis possuem diferentes unidades de medida.

A análise gráfica dos agrupamentos é realizada por meio de um dendrograma, onde o eixo vertical apresenta o nível de similaridade das variáveis e no eixo horizontal os indicadores na ordem de agrupamento. É necessário realizar um corte no gráfico na maior distância entre grupos para, a partir desse corte identificar grupos homogêneos distintos.

A Análise de Componentes Principais (ACP), etapa 3.2 da análise exploratória, consiste em reduzir a dimensionalidade dos dados por meio de componentes principais que representam combinações lineares de um conjunto de variáveis (FERREIRA, 2018). Ressalta-se que a redução da dimensão do conjunto de dados por meio da ACP não acarreta a eliminação dos dados originais, apenas realiza sua representação a partir de combinações lineares (VINICI et al., 2018). A partir dos fatores extraídos a técnica permite que funções matemáticas sejam encontradas para que se explique o máximo possível da variação existente entre as variáveis (VINICI et al., 2018). Assim, considera-se a ACP uma técnica intermediária empregada como



ferramenta de apoio, servindo como dados de entrada para uma regressão múltipla, análise de *cluster* ou análise fatorial, por exemplo (SIMAR; HÄRDLE, 2003).

Para fins de definição do tamanho da amostra da ACP, considera-se que o número de observações deve ser, no mínimo, cinco vezes maior do que o número de variáveis, objetos de estudo (HAIR JR. et al.,2009). Ou ainda, considera-se grande o número de elementos ( $n$ ) quando  $n > 50$ , em que  $(n - p) > 50$ ,  $p$  corresponde ao número de variáveis respostas analisadas (JOHNSON; WICHERN, 2002; MINGOTI, 2005). A porcentagem acumulada de variação, considerando como ponto de corte 60% a 90%, é utilizada como critério de seleção dos componentes principais (JOLLIFE, 2020). A rotação varimax normalizada foi realizada, com o objetivo de tornar os fatores rotacionados mais simples de interpretar. Quando a rotação é feita, a variação total dentro do subespaço  $m$ -dimensional girado continua sem alteração (JOLLIFFE,2002; VINICI et al. 2018).

A análise de Regressão Linear Múltipla (RLM) foi desenvolvida após os dados serem observados sob a ótica dos agrupamentos e sua dimensionalidade reduzida pela ACP, os componentes principais foram utilizados como dados de entrada para RLM. As técnicas de regressão são provavelmente as mais utilizadas para análises de dados em que se busca entender a relação existente entre o comportamento de determinado fenômeno juntamente com o comportamento de uma ou mais variáveis preditoras, sendo que essa relação não é obrigatoriamente de causa e efeito (FÁVERO; BELFIORE, 2020). Os modelos de regressão linear são ferramentas econométricas muito úteis, sendo muitas vezes o ponto de partida de pesquisas empíricas (GREENE, 2012).

Para realização da análise de RLM os seguintes procedimentos são necessários: (i) verificação da relação linear entre a variável dependente e as variáveis independentes; (ii) verificação da existência de regressão – teste ANOVA; (iii) análise do coeficiente de determinação; (iv) estimação dos coeficientes de regressão e reta de regressão ajustada; (v) análise de correlações parciais; e (vi) análise dos resíduos (FÁVERO; BELFIORE, 2020; WOOLDRIDGE, 2002). O nível de significância considerado para RLM foi  $\alpha = 0.05$ .

A capacidade de explicação do modelo de regressão ou o percentual de variação da variável dependente  $Y$ , explicado pela variabilidade das variáveis explicativas, é analisada pelo coeficiente de ajuste, explicação ou determinação da regressão  $R^2$  (FÁVERO; BELFIORE, 2020). A análise de correlação parcial avalia o potencial de redundância dos preditores, valores de tolerância próximos de zero indicam alto grau de redundância.

A análise de resíduos necessária para validação do modelo estimado compreende as análises: (i) normalidade dos resíduos; (ii) média zero dos resíduos; (iii) homoscedasticidade

dos resíduos; (iv) independência serial dos resíduos; (v) existência de observações espúrias (*outliers*); (vi) não-aleatoriedade das variáveis independentes; e (vii) análise de colinearidade (FÁVERO; BELFIORE, 2020).

A análise de normalidade dos resíduos não apresentou indícios de que os resíduos não sejam provenientes de uma distribuição normal, os resíduos possuem média zero e variância constante. De acordo com a estatística do teste de Durbin-Watson, a nível de significância de 5%, não há evidências significativas de presença de autocorrelação residual, atendendo ao pressuposto básico de independência residual. Na análise de observações espúrias (*outliers*), como a média tende a zero os resíduos padronizados devem estar no intervalo de  $[-2, +2]$ . A não-aleatoriedade das variáveis independentes é verificada por meio do seu ajuste a determinada curva de distribuições de probabilidade. De acordo com os testes de normalidade Lilliefors e Kolmogorov – Smirnov é possível aceitar que os componentes principais são provenientes de uma distribuição normal. Como foram utilizados variáveis independentes, ou seja, componentes principais padronizados, o modelo não apresenta problemas de multicolinearidade.

### 3.2 DESCRIÇÃO DAS VARIÁVEIS

Para o desenvolvimento da pesquisa proposta, foram utilizados os indicadores de competitividade da indústria de transformação brasileira, assim como seus indicadores industriais. Além das variáveis microeconômicas setoriais utilizou-se a variável macroeconômica Produto Interno Bruto da indústria de transformação e também o Valor Adicionado Bruto do setor.

O período de 2006 a 2018 foi considerado para a coleta dos dados, sendo 25 variáveis selecionadas para o estudo, cada uma com 13 observações anuais, totalizando 325 observações anuais. As variáveis utilizadas são descritas no Quadro 1, no qual pode-se observar os indicadores de competitividade, os indicadores industriais, os indicadores econômicos e as variáveis que os compõem.

Quadro 1 – Descrição das variáveis

	<b>INDICADOR</b>	<b>VARIÁVEL</b>	<b>DESCRIÇÃO</b>
<b>COMPETITIVIDADE</b>	Desempenho da indústria no mundo	DIM - PEMM	Participação nas exportações mundiais de manufaturados
		DIM - PVAMM	Participação no valor adicionado mundial de manufaturados
	Coeficientes de abertura comercial	CAC - CE	Coeficiente de Exportação
		CAC - CPI	Coeficiente de Penetração de Importações
		CAC - CIII	Coeficiente de Insumos Industriais Importados
		CAC - CEL	Coeficiente de Exportações Líquidas
	Produtividade na indústria	PI - PT	Produtividade do trabalho
	Competitividade custo	CC - CUT	Custo unitário do trabalho
	Indicadores de custos industriais	ICI - CI	Custos industriais
		ICI - CP	Custos com produção
ICI - CT		Custos tributário	
ICI - CCG		Custo com capital de giro	
ICI - CP/P		Custo de produção - Pessoas	
ICI - CP/E		Custo de produção - Energia	
ICI - CP/BINI		Custo de produção - Bens intermediários (nacionais e importados)	
ICI - CP/BIN		Custo de produção - Bens intermediários nacionais	
Indicadores industriais	II - E	Emprego	
	II - UCI	Utilização da capacidade instalada	
	II - F	Faturamento	
	II - HT	Horas trabalhadas	
	II - MS	Massa salarial	
	II - RMR	Rendimento médio real	
Indicadores econômicos	VA - IT	Valor adicionado da indústria de transformação	
	PIB - IT	Participação da indústria de transformação no PIB	

Fonte: Autoras.

#### 4. RESULTADOS

A análise de correlação realizada inicialmente indicou que apenas as variáveis IC-CAC – CE, IC-CAC – CEL, IC-CC – CUT, IC-ICI – CT, II – E, II – HT possuíam baixas correlações com o indicador econômico IE – PIB – IT, participação da indústria de transformação no PIB. Os coeficientes de correlação de *Spearman* para as variáveis indicadas são respectivamente, - 0.15, 0.37, 0.04, -0.02 e 0.36. Apesar da análise de correlação não demonstrar associação significativa entre os indicadores e o PIB da indústria de transformação, tais indicadores permitem verificar o desempenho do setor, indicando possíveis influências externas que estejam afetando a produtividade da indústria. As demais variáveis apresentaram correlações moderadas a altas com o indicador IE – PIB – IT.

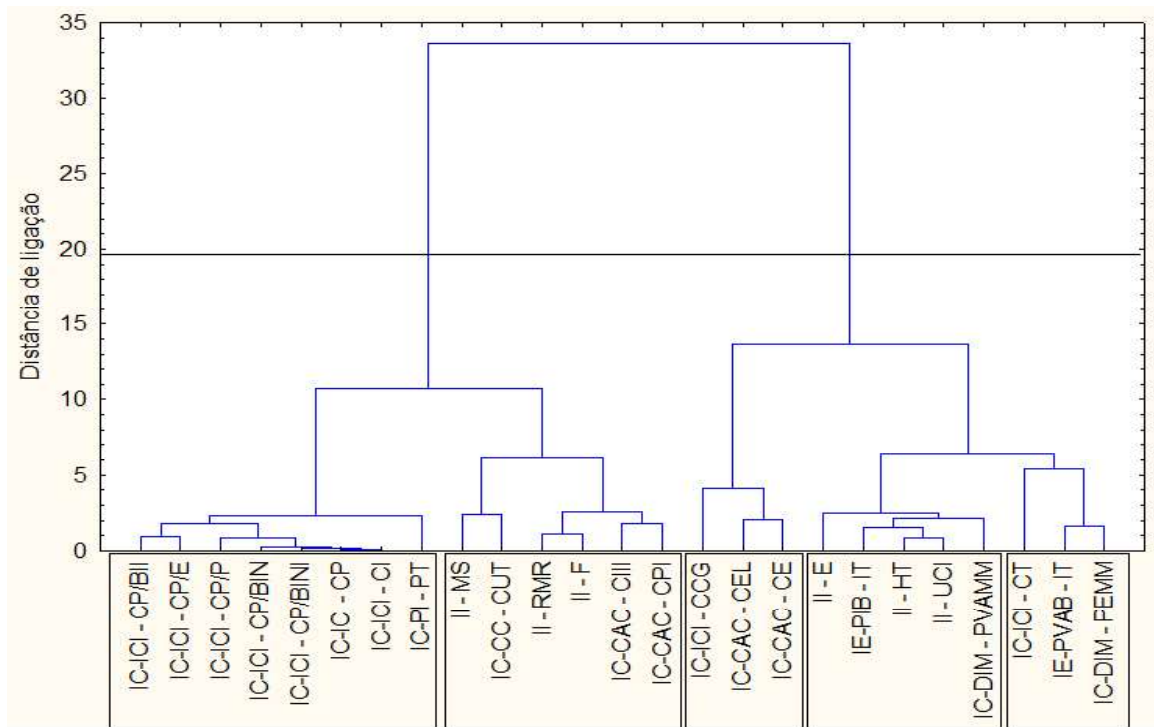
O coeficiente de exportação, IC-CAC – CE, mensura a importância que o mercado externo exerce sobre a indústria. Para o período analisado, 2006 a 2018, o indicador apresentou queda de 2006 a 2010 voltando a se recuperar somente a partir de 2014. O indicador IC-CAC – CEL, coeficiente de exportações líquidas, apresenta o impacto das variações cambiais sobre o setor por meio do saldo comercial em relação a sua produção, de forma similar ao coeficiente de exportação, apresentou queda significativa entre 2005 a 2011, a partir de 2014 o indicador voltou a crescer até 2016, seguido de queda até 2018.

O custo unitário do trabalho, IC-CC – CUT, é um indicador determinante para a competitividade do país por estar presente em todas as partes do processo ao longo da cadeia produtiva. No período de 2006 a 2011 este indicador apresentou crescimento exponencial, entretanto, a partir de 2011, começou a decrescer atingindo, em 2018, o segundo menor custo da série analisada, o menor registro do período foi em 2006.

O sistema tributário afeta a economia e é um determinante para o crescimento ou não do país. Juntamente com os tributos têm-se as políticas industriais e a educação como limitantes ou fontes para potencializar o crescimento de um país, o indicador de custo tributário, IC-ICI – CT, demonstrou estabilidade ao longo da série analisada, tendo seu maior registro em 2018. O indicador industrial emprego, II – E, apresentou queda significativa na empregabilidade entre 2014 e 2016, ou seja, o número de pessoas empregadas independentemente de estarem ligadas ao processo produtivo caiu por três anos seguidos. Refletindo seus impactos no indicador industrial horas trabalhadas, II – HT.

As associações e similaridades entre as variáveis também foram analisadas durante a Análise de Agrupamento. A Figura 3, apresenta o dendrograma com os agrupamentos identificados.

Figura 3 – Análise de agrupamento das variáveis objeto de estudo.



Fonte: Autoras.

Os agrupamentos formados, Figura 3, demonstraram-se coerentes com o comportamento dos dados originais, observa-se por meio da análise gráfica e composição dos agrupamentos que, em geral, os indicadores se distribuíram conforme seu agrupamento original e indicadores afins. A AA também permite observar os indicadores com potencial redundância, como os indicadores II – MS e IC-CC – CUT; II – RMR e II – F; IC-CAC – CEL e IC-CAC – CE; e II – HT e II – UCI. Como também, permitiu identificar os indicadores industriais que possuem maior proximidade com o PIB do setor: II – E, II – HT, II – UCI e IC-DIM – PVAMM.

A Análise de Componentes Principais (ACP) foi realizada com base na AA, e optou-se por retirar da análise os indicadores redundantes, mantendo os indicadores industriais que demonstraram maior afinidade com os indicadores econômicos. Foram incluídos os indicadores presentes nos grupos à esquerda e direta do agrupamento, no qual o PIB da indústria de transformação está presente, por estarem no mesmo conglomerado, em uma visão macro do agrupamento. Os indicadores definidos para ACP são apresentados no Quadro 2.

Quadro 2– Indicadores utilizados na ACP.

Formação dos Componentes Principais
IC-DIM - PEMM
IC-DIM - PVAMM
IC-CAC - CE
IC-ICI - CT
IC-ICI - CCG
II - E
II - UCI
Variável Suplementar
IE-PIB - IT

Fonte: Autoras.

A aplicação da ACP independe da suposição de normalidade dos dados, as variáveis sob análise devem ser correlacionadas e, assim como a AA, a padronização se faz necessária para contornar os efeitos das diferentes unidades de medida. A porcentagem acumulada de variação foi considerada como critério de seleção dos Componentes Principais (CP). Assim, as CP 1 e CP 2 foram selecionadas, por explicarem 77,61% das variações totais das medidas originais (Tabela 1).

Tabela 1 – Autovalores e percentual da variância explicada de cada componente

Número de componentes	Autovalores			
	Extração das componentes principais		% da variância explicada acumulada	
	Autovalores	% da variância explicada	Autovalores Acumulados	% da variância explicada acumulada
1	3,74	53,38	3,74	53,38
2	1,70	24,23	5,43	77,61
3	1,02	14,57	6,45	92,18
4	0,32	4,57	6,77	96,75
5	0,17	2,39	6,94	99,14
6	0,04	0,54	6,98	99,68
7	0,02	0,32	7,00	100,00

Fonte: Autoras.

A contribuição das variáveis na formação dos componentes principais rotacionados é apresentada na Tabela 2, na qual observa-se que os indicadores com maior contribuição para

formação do CP1 são: IC-DIM – PEMM, IC-DIM – PVAMM e II – UCI, enquanto que os indicadores que mais contribuíram para formação CP2 foram: IC-CAC – CE e II – E.

Tabela 2 – Composição dos CP's rotacionadas

Variáveis	CP1	CP2
IC-DIM - PEMM	<b>0,9636</b>	0,0711
IC-DIM - PVAMM	<b>0,8701</b>	0,4632
IC-CAC - CE	-0,1588	<b>-0,9202</b>
IC-ICI - CT	0,2431	0,0053
IC-ICI - CCG	0,4574	-0,3908
II - E	0,2538	<b>0,9293</b>
II - UCI	<b>0,7465</b>	0,6128

Os valores destacados correspondem a valores superiores a 0.7

Fonte: Autoras.

O primeiro componente principal derivado do maior autovalor explicou 53,38% da variância no conjunto de dados, sendo que as variáveis que mais contribuem com esse componente são os indicadores de competitividade, que representam o desempenho da indústria no mundo: Participação nas Exportações Mundiais de Manufaturados (IC-DIM - PEMM) e Participação no Valor Adicionado Mundial de Manufaturados IC-DIM - PVAMM). Também apresentou contribuição significativa com o CP1, o Indicador Industrial – Utilização da Capacidade Instalada (II - UCI), representando o valor da transformação industrial em termos de produtividade e participação de mercado. Enquanto o segundo componente principal derivado do segundo maior autovalor explicou 24,23% da variância do conjunto de dados, sendo que as variáveis que mais contribuíram para formação desse componente foram o Indicador de Competitividade – Coeficiente de Abertura Comercial – Coeficiente de Exportação (IC-CAC – CE) e Indicador Industrial – Emprego (II – E), representando a empregabilidade.

A produtividade, assim como a empregabilidade afetam o desempenho econômico da manufatura, evidenciando o processo de desindustrialização precoce da indústria brasileira. A redução da participação da indústria na geração de emprego e no valor adicionado pode ocorrer devido a transferências de atividades manufatureiras para o exterior, aumentando as exportações de produtos tecnologicamente avançados e maior valor adicionado, neste caso a desindustrialização é considerada “positiva” (OREIRO; FEIJÓ, 2010). Ou de forma reversa, quando a exportação ocorre na direção dos *commodities*, produtos primários, com baixo valor

adicionado e/ou tecnológico, nestes casos a desindustrialização é considerada “negativa” (OREIRO; FEIJÓ, 2010).

Na economia mundial a estabilidade de participação do emprego no setor se estabilizou entre 1970 e 2010 (FELIPE; MEHTA, 2016), diminuindo em países desenvolvidos e aumentando em países em desenvolvimento. No período da industrialização, entre 1940 e 1980, a empregabilidade da manufatura brasileira aumentou de 7.4% para 16.1% (MORCEIRO, 2019). Em 1986 a indústria de transformação alcançou um pico de participação no PIB de 27.3%, atingindo 16.2% na empregabilidade do setor, mesmo diante disso a manufatura demonstrou uma baixa absorção de mão de obra durante o período de industrialização (MORCEIRO, 2019).

A baixa absorção da mão de obra na manufatura brasileira no período de industrialização se mostrou inferior a registrada em países que atingiram maturidade industrial e atualmente são considerados economias desenvolvidas. Refletindo a incapacidade do setor na geração de emprego em números suficientes para absorver o crescimento da população urbana, decorrente do processo de migração rural para área urbana (BAER, 1985).

Em estudos recentes, Morceiro (2019) levantou cinco hipóteses para a baixa absorção da mão de obra, na manufatura brasileira, durante a industrialização: (i) industrialização tardia; (ii) o país não atingiu a última etapa do processo de industrialização: exportações, principalmente de bens de capital e tecnologia avançada; (iii) curta duração da participação do emprego no setor; (iv) incapacidade em atingir maturidade industrial; e (v) simultaneidade da industrialização e crescimento populacional, fazendo com que as tecnologias absorvessem grande parte da mão de obra.

Segundo Soares et al. (2012) a participação do setor industrial na geração de emprego e no valor adicionado é afetada negativamente pela taxa de câmbio devido aos seus impactos sobre a formação bruta de capital fixo e saldo da balança comercial. De acordo com Gala (2008) e Soares et al. (2012) uma política cambial adequada, por razões tecnológicas, contribui para que economias em desenvolvimento evitem problemas relativos a desindustrialização, ao desenvolver taxas de câmbio que tornam sua moeda competitiva (GALA, 2008).

Os componentes principais rotacionados CP1 e CP2 foram utilizados como dados de entrada para a análise de Regressão Linear Múltipla (RLM). A análise de correlação, utilizada para verificar a existência de ligação entre duas ou mais variáveis e a intensidade dessa associação (FIELD, 2009), demonstrou que os componentes principais rotacionados CP1 e CP2 possuem correlação moderada a forte com o PIB da indústria de transformação, 0.46 e 0.77 respectivamente.



A análise da variância verificou a existência de regressão linear significativa ( $p=0.003$ ), com  $R^2$  de 0.8093. O coeficiente de determinação  $R^2$  para o modelo estimado igual a 0.8093, ou seja, aproximadamente 80.93%, indica o percentual de variação do PIB da indústria de transformação que pode ser explicado pelas variáveis regressoras CP1 e CP2.

Os coeficientes de regressão, Tabela 3, por serem estimados a partir de componentes principais padronizados são independentes de escala de medidas ou magnitudes, neste caso os coeficientes Beta que correspondem aos coeficientes de regressão parciais padronizados correspondem aos valores de B, coeficientes não padronizados. Da mesma forma que o intercepto é igual a zero, em virtude da utilização de componentes principais padronizados.

Tabela 3 – Coeficientes de regressão linear múltipla estimados

Coeficientes de regressão estimados						
	Beta	EP Beta	B	EP B	t(10)	p-valor
Intercepto			0	0,1327	0	1
CP1	0,4640	0,1381	0,4640	0,1381	3,3601	0,0072
CP2	0,7707	0,1381	0,7707	0,1381	5,5807	0,0002

Fonte: Autoras.

Os coeficientes padronizados são usados para expressar a contribuição de cada uma das variáveis. Desta forma, a partir da Tabela 3, é possível verificar a contribuição relativa das variáveis para explicação do modelo.

$$\text{Contribuição relativa} = (0.7707 - 0.4640) / 0.4640 = 0.6608 \quad (1)$$

Assim, observa-se que o componente principal CP2 é mais importante para fins de previsão do PIB da indústria de transformação, ou seja, o CP2 é 66.08% mais eficiente que o CP1 para previsão do PIB. A equação 2, representa a equação de regressão linear múltipla para o modelo estimado, onde PIBit representa a variável dependente PIB da indústria de transformação.

$$\text{PIBit} = 0.4640 \text{ CP1} + 0.7707 \text{ CP2} \quad (2)$$

Estima-se que o acréscimo em 0.4640 no PIB da indústria de transformação com o aumento do componente principal CP1 e o acréscimo de 0.7707 com o aumento do CP2.

A análise de correlação parcial avalia o potencial de redundância dos preditores, os componentes principais CP1 e CP2 obtiveram tolerância igual a 1 indicando que não são variáveis redundantes. O modelo de regressão linear múltipla estimado atendeu a todos os pressupostos de análise de resíduos, de acordo com a análise de resíduos não há evidências de *outliers*. Para finalidade prática, pode-se aceitar pequenas influências aleatórias, e a não-aleatoriedade das variáveis pode ser presumida, se o modelo for aceito nas análises de outliers e normalidade dos resíduos, assim aceita-se que os componentes principais sejam provenientes de uma distribuição normal. Como foram utilizados variáveis independentes, ou seja, componentes principais padronizados, o modelo não apresenta problemas de multicolinearidade.

As análises multivariadas demonstraram que o fator empregabilidade foi o componente com maior contribuição para formação do PIB do setor. A empregabilidade e produtividade demonstraram a relação entre industrialização e rendimentos, países que demonstram baixas oportunidades de industrialização e níveis de renda estendem o processo de desindustrialização (RODRIK, 2016). A desindustrialização do emprego é explicada de forma convencional pelo grau de progresso tecnológico (LAWRENCE; EDWARDS, 2013). O crescimento da manufatura é mais rápido do que do restante da economia, devido a redução da mão de obra ocasionada pela inserção de recursos tecnológicos (RODRIK, 2016). Deste modo, para que o processo de desindustrialização não se agrave, a mão de obra da manufatura deveria ser redistribuída entre os demais setores econômicos.

O processo de desindustrialização brasileiro, início dos anos 1980, começou com as altas taxas de crescimento demográfico, a intensa transferência da força de trabalho da agropecuária para a indústria de transformação contribuiu para a incapacidade do setor em criar empregos o suficiente para absorver a população (MORCEIRO, 2019). Neste período o país não aplicava teorias básicas da cartilha de desenvolvimento como aumentar a produtividade, assim como a renda *per capita*, transferindo mão de obra dos setores de baixa produtividade (agropecuária) para setores que apresentavam maior produtividade (manufatura e serviços) (MORCEIRO, 2019).

Entre as décadas de 1980 e 1990 o Brasil não concentrou esforços em estabelecer mudanças intersetoriais, capazes de administrar a relação emprego e produtividade gerada pelo processo de industrialização e, desta forma deu início ao seu processo de desindustrialização precoce. Levantando reflexões sobre alguns fatores que contribuíram para o processo de desindustrialização da manufatura brasileira, como a incapacidade do setor industrial em

promover mudanças estruturais capazes de administrar a relação produtividade e empregabilidade, induzindo mudanças persistentes no comportamento inovador das empresas, assim como em acompanhar o avanço tecnológico assim como.

O Brasil apresenta elevado grau de desindustrialização precoce em setores de alta e média-alta tecnologia, ocorrendo de forma heterogênea entre os setores manufatura, sendo um processo específico do setor (MORCEIRO, GUILHOTO, 2019). A incapacidade do setor produtivo industrial brasileiro em acompanhar o avanço tecnológico aliado a altas taxas de câmbio, transferência de plantas da indústria e a financeirização da economia promovem o processo de desindustrialização presente no país (POCHMANN, 2016). Em países desenvolvidos o processo de desindustrialização está associado ao crescimento da produtividade industrial da manufatura, ao aumento da geração de emprego e à alta qualificação de mão de obra, que conseqüentemente transfere trabalhadores para outros segmentos econômicos, resultando em um crescimento total da economia (ROWTHORN; RAMASWAMY, 1999).

Segundo Zucoloto e Toneto Júnior (2005) a diferença estrutural entre a cadeia produtiva brasileira e as das nações da Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Econômico (OCDE) é responsável pelo baixo esforço tecnológico da indústria de transformação do país, fazendo com que o esforço tecnológico da indústria brasileira seja limitado. Desta forma, a coordenação do regime macroeconômico aliado a uma política industrial estratégica é fundamental para o desenvolvimento econômico e social, devendo ser a principal prioridade do Brasil (NASSIF et al., 2018).

A tendência de desindustrialização, embora atinja diversos setores somente alguns explicam a maior parte da diminuição da indústria de transformação no PIB, em sua maioria os setores com intensiva tecnologia e conhecimento. Setores que demanda por alta tecnologia e deveriam crescer para elevar o PIB e aumentar os níveis de renda per capita do país (MORCEIRO; GUILHOTO, 2019).

De acordo com Suzigan et al. (2020), a incapacidade de indução de mudanças persistentes no comportamento inovador das empresas é uma das principais razões para o fracasso das políticas no Brasil e na América Latina. Segundo estudos promovidos pela FIESP (2019), para reverter a desindustrialização, é crucial promover estratégias competitivas de recuperação delineadas por alta tecnologia e inovação, políticas industriais e tecnológicas amplas e efetivas.

Empresas competitivas formulam estratégias centradas na inovação, seja visando conquistar novos mercados com a introdução de novos produtos, redução de *lead times*,

utilização da capacidade instalada ou preços competitivos (FERRAZ et al., 1995), independente das razões, é evidente a importância da inovação tecnológica para a competitividade. Atualmente, a indústria globalizada é caracterizada por uma economia aberta, competitividade internacional, foco na inovação, utilização de conhecimento intensivo e capacidade de decidir rapidamente (SUZIGAN; FURTADO, 2010).

Para a CNI (2019a), o aumento da competitividade industrial é crucial para o crescimento do país e os indicadores de desempenho industrial e competitivo da indústria de transformação permitem compreender o panorama atual do setor e identificar oportunidades para que a competitividade industrial seja alavancada.

De acordo com o Mapa Estratégico da Indústria 2018-2022 (CNI, 2019a), o crescimento acelerado das tecnologias está estimulando cada vez mais a indústria mundial, e novos conceitos e tecnologias como digitalização, *internet* das coisas, economia circular e de baixo carbono auxiliarão no curso da evolução e aumento da competitividade da indústria brasileira. Diante desse panorama tem-se na Indústria 4.0 um desafio e uma oportunidade para o crescimento econômico e competitividade da indústria brasileira (KUMAR et al., 2020). Desafios em termos de investimentos tecnológicos nas plantas industriais, adoção, mão de obra qualificada e oportunidade de utilizar seus conceitos e ferramentas disruptivas para transformar a manufatura em fonte de emprego, produtividade e desempenho econômico, com alto poder de personalização, baixo custo, qualidade e resposta de serviço.

A adoção dos conceitos e tecnologias da Indústria 4.0 tem sido considerada fator chave para melhorar a produtividade e promover o crescimento econômico, e conseqüentemente garantindo a sustentabilidade das empresas de manufatura (ROSIN et al., 2019), refletindo-se na geração de empregos. Tendo em vista as oportunidades da Indústria 4.0 para o crescimento econômico o governo federal brasileiro juntamente com o Ministério da Economia, Indústria, Comércio Exterior (MDIC) e Agência Brasileira de Desenvolvimento Industrial (ABDI) criou a Agenda Brasileira para a Indústria 4.0 com o intuito de fomentar a geração de conhecimento sobre os conceitos da Indústria 4.0, financiabilidade para a Indústria 4.0, promoção do desenvolvimento tecnológico, entre outros. A fim de garantir mudanças significativas na produção, gestão industrial e comercial que conduzirão à maior produtividade, menores preços e ao gerenciamento inteligente de processos, produtos e pessoas.

Apesar da continuidade do processo de desindustrialização prematuro afetar a economia brasileira e a manufatura do país ser considerada “imatura”, com elevado grau de heterogeneidade no que tange os níveis de produtividade quando comparado com outras indústrias, o setor industrial tem oportunidades para promover mudanças estruturais a partir de

manobras industriais e políticas tecnológicas, gerando a modernização do setor manufatureiro e desta forma atingindo maturidade produtiva por meio da inovação, impactando significativamente na competitividade do país (NASSIF et al., 2018).

## 5 CONCLUSÃO

O crescimento e industrialização do Brasil entre 1930 e 1970 ocorreu em virtude do forte investimento das empresas e do Estado, destacando que a produtividade e crescimento econômico podem ser alavancados por investimentos privados e públicos (BRESSER-PEREIRA, 2019). O país possuía taxas de juros baixas, taxa de câmbio real competitiva o que estimulava as empresas a investir.

A expansão populacional aliada inserção tecnológica no setor industrial, entre 1950 e 1980, promoveu a incapacidade do setor em absorver a transição da mão de obra rural-urbana, contribuindo para o processo de desindustrialização precoce. Além disso, partir dos anos de 1990 as altas taxas de juros combinada com a taxa de câmbio apreciada no longo prazo resultou no enfraquecimento de investimentos privados fazendo com que empresas competitivas no âmbito administrativo e tecnológico reduzissem seu potencial competitivo (BRESSER-PEREIRA, 2019).

O país teve êxito na implantação industrial do complexo metal-mecânico-químico e nas indústrias de bens de consumo não duráveis (MORCEIRO, 2019). Entretanto, a indústria de informática e produtos eletrônicos, setores característicos da terceira revolução industrial, não foram implantados com sucesso fazendo com que o processo de industrialização ocorresse de forma parcial no país.

A desindustrialização prematura no Brasil foi resultado da redução da participação de investimentos, que consequentemente ocasionou desequilíbrios existentes nos preços macroeconômicos o que reflete negativamente nas oportunidades de investimentos (OREIRO, 2018). Resultado da industrialização parcial da manufatura brasileira, que não atingiu os níveis de maturidade verificados em países com industrialização avançada.

O crescimento da produtividade no Brasil depende do desempenho de participação da indústria de transformação no PIB, assim como a taxa de crescimento de produtividade por trabalhador. Por sua vez, a evolução da participação da indústria de transformação no PIB depende da taxa de câmbio real (OREIRO, 2018).

A análise multivariada dos indicadores da indústria de transformação permitiu que o processo de desindustrialização da manufatura brasileiro fosse observado sob a óticas de seus

indicadores industriais. Demonstrando a importância da produtividade e da empregabilidade para alavancar o crescimento econômico e competitivo do país.

A análise de agrupamento realizada inicialmente indicou que os indicadores industriais emprego (II-E) e utilização da capacidade instalada (II-UCI), assim como o Indicador de Competitividade – Desempenho da Indústria no Mundo – Participação do Valor Adicionado Mundial de Manufaturados (IC-DIM-PVAMM) possuem maior proximidade com o indicador econômico PIB da indústria de transformação (IE-PIB-IT).

Associação confirmada pela análise de componentes principais, onde as variáveis que mais contribuíram para formação do CP1 foram II-UCI, IC-DIM-PVAMM, como também o Indicador de Competitividade – Desempenho da Indústria no Mundo – Participação nas exportações mundiais de manufaturados (IC-DIM-PEMM). Enquanto os indicadores II-E e Indicador de Competitividade – Coeficiente de Abertura Comercial – Coeficiente de Exportação (IC-CAC – CE) foram os que mais contribuíram para formação do CP2.

O primeiro componente principal CP1 explicou 53,38% da variância no conjunto de dados, enquanto o segundo componente principal CP2 explicou 24,23% da variância do conjunto de dados, sendo selecionados para análise de regressão múltipla por explicarem 77,61% das variações totais das medidas originais. A interpretação atribuída ao CP1 de acordo com seus indicadores formadores foi em termos de produtividade e valor da transformação industrial, e do CP2 em termos da empregabilidade do setor.

A análise de regressão linear múltipla demonstrou que os componentes principais CP1 e CP2 são capazes de explicar 80,93% da variação do PIB da indústria de transformação se mostrando coerente com a realidade do setor, na qual a redução da participação da indústria na geração de emprego e no valor adicionado corroboram para o processo de desindustrialização (OREIRO; FEIJÓ, 2010). De acordo com Oreiro (2018) a redução da participação da indústria de transformação no PIB afeta negativamente as taxas de crescimento de produtividade do trabalho.

As análises multivariadas desenvolvidas permitiram transformar dados em informações sobre o atual desempenho da indústria de transformação brasileira e enfatizaram o fator empregabilidade como componente com maior contribuição para formação do PIB do setor, trazendo reflexões sobre o processo de desindustrialização da manufatura brasileira, sua incapacidade em acompanhar o avanço tecnológico e, conseqüentemente, se desenvolver economicamente.

O novo paradigma industrial criado pela Indústria 4.0 demanda por desenvolvimento de estratégias que contemplem as necessidades atuais da manufatura, entretanto a incapacidade do

país em acompanhar o processo de industrialização das revoluções industriais anteriores se torna uma barreira para a manufatura absorver as tecnologias atuais e dimensionar o desenvolvimento em termos de produtividade e empregabilidade. Se tornando crucial a promoção de estratégias competitivas de recuperação delineadas por alta tecnologia e inovação, políticas industriais e tecnológicas amplas e efetivas. Para estimular a geração de empregos, produtividade e o desempenho econômico do país.

Em um panorama geral, a indústria de transformação possui grande representatividade nas atividades industriais, na geração de empregos, de conhecimento, de arrecadação tributária, sendo uma fonte potencial de competitividade para o setor industrial do país. Explorar as potencialidades da manufatura brasileira é uma oportunidade para apoiar a formulação de estratégias direcionadas a alavancar a competitividade do setor, contribuindo para o desenvolvimento econômico e social dos brasileiros.

O presente estudo apresentou uma explanação geral sobre a contribuição dos indicadores da indústria de transformação para formação do PIB da manufatura, buscando compreender quais as perspectivas da Indústria 4.0 para manufatura brasileira, limitando-se a estabelecer uma visão global do desempenho da indústria de transformação por meio do impacto de seus indicadores na formação do PIB do setorial. Para estudos futuros sugere-se uma análise setorial mais específica, dos setores da indústria de transformação com grau de desindustrialização, identificando as tecnologias disruptivas capazes de promover sua competitividade e desenvolvimento econômico do setor, assim como dimensionar a empregabilidade e produtividade para que o processo de desindustrialização não se agrave ou seja uma impeditivo de crescimento econômico e social.

## REFERÊNCIAS

ALMEIDA, P. S. de. **Indústria 4.0**: Princípios básicos, aplicabilidade e implantação na área industrial. São Paulo: Érica, 2019.

BAER, W. **Industrialização e o desenvolvimento econômico do Brasil**. 6. ed. Rio de Janeiro: FGV, 1985.

BRESSER-PEREIRA, L. C. Brasil vive desindustrialização. **Economia & Tecnologia**, v. 22, 2010.

BRESSER-PEREIRA, L. C. 40 anos de desindustrialização. **Jornal dos economistas**, jun 2019. Disponível em: < <http://www.bresserpereira.org.br/documento/7636>>. Acesso em nov. 2019.

CLASSIFICAÇÃO NACIONAL DE ATIVIDADES ECONÔMICAS. **CNAE versão 2.0**. Disponível em: < <https://cnae.ibge.gov.br/classificacoes/por-tema/atividades-economicas/classificacao-nacional-de-atividades-economicas> >. Acesso em: 04 out. 2019.

CANO, W. A desindustrialização no Brasil. **Economia e Sociedade**, v. 21, p. 831-851, 2012.

CONFEDERAÇÃO NACIONAL DA INDÚSTRIA. **Mapa estratégico da indústria 2018-2022**. Disponível em: < <http://www.portaldaindustria.com.br/cni/canais/mapa-estrategico-da-industria/downloads/> >. Acesso em 09 dez. 2019a.

CONFEDERAÇÃO NACIONAL DA INDÚSTRIA. **Metodologia de custos industriais**. Disponível em: < <http://www.portaldaindustria.com.br/estatisticas/indicador-de-custos-industriais/> >. Acesso em: 10 out. 2019b.

CONFEDERAÇÃO NACIONAL DA INDÚSTRIA. **Perfil da Indústria Brasileira**. Disponível em: < <http://industriabrasileira.portaldaindustria.com.br/#/industria-transformacao> >. Acesso em: 31 jan. 2020c.

FÁVERO, L. P.; BELFIORE, P. **Manual de análise de dados** – Estatística e modelagem multivariada com Excel®, SPSS® e Stata®. 1. Ed. Rio de Janeiro: LTC, 2020.

FEDERAÇÃO DAS INDÚSTRIAS DO ESTADO DE SÃO PAULO (FIESP) E CENTRO DAS INDÚSTRIAS DE ESTADO DE SÃO PAULO (CIESP). **Departamento de Economia, Competitividade e Tecnologia: Panorama da indústria de transformação brasileira**. 18. ed., 2019. Disponível em: <<https://www.fiesp.com.br/indices-pesquisas-e-publicacoes/o-processo-de-desindustrializacao/>>. Acesso em: 18 dez. 2019.

FELIPE, J.; MEHTA, A. Deindustrialization? A global perspective. **Economics Letters**, v. 149, p. 148-151, 2016.

FERRAZ, J. C.; KUPFER, D.; HAGUENAUER, L. **Made in Brazil: desafios competitivos para a indústria**. 5 ed. Editora Campus, 1995.

FERREIRA, D. F. **Estatística Multivariada**. 3. ed. Lavras, MG: Editora UFLA, 2018. 624 p.

FIELD, A. **Descobrimo a estatística usando o SPSS**. 2. ed. Porto Alegre: Artmed, 2009.

FRANK, A. G.; DALENOGARE, L. S.; AYALAM N. F. Industry 4.0 technologies: Implementation patterns in manufacturing companies. **International Journal of Production Economics**, v. 201, p. 15-26, 2019.

GALA, P. Real Exchange rate levels and economic development: theoretical analysis and econometric evidence. **Cambridge Journal of Economics**, n. 32, p. 273-288, 2008.

GREENE, W. H. **Econometric analysis**. 7. ed. Harlow: Pearson, 2012.

HAIR JR., J. F. et al. **Análise multivariada de dados**. 6. ed. Porto Alegre: Bookman, 2009.



INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Contas Nacionais**. Disponível em: <<https://www.ibge.gov.br/estatisticas/economicas/contas-nacionais.html>>. Acesso em: 06 dez. 2019.

INSTITUTO DE PESQUISA ECONÔMICA APLICADA. **Ipeadata**. Disponível em: <<http://www.ipeadata.gov.br/>>. Acesso em: 10 out. 2019.

JOHNSON, R. A.; WICHERN, D. W. **Applied multivariate statistical analysis**. 6. ed. New Jersey: Pearson Prentice Hall, 2012.

JOLLIFFE, I. T. **Principal componente analysis**. 2. ed. New York: Springer Verlag, 2002.

KUMAR, S.; SUHAIB, M.; ASJAD, M. Industry 4.0: Complex, disruptivem but inevitable. **Management and Production Engineering Review**, v. 11, n.1, p. 43-51, 2020.

Lawrence, R. Z.; Edwards,L.. US Employment deindustrialization: Insights from history and the international experience. **Peterson Institute for International Economics**, p. 13-27, 2013.

MINGOTI, S. A. **Análise de dados por meio de métodos de estatística multivariada**: Uma abordagem aplicada. Belo Horizonte: Editora UFMG, 2005. 297 p.

MORCEIRO, P. C. Desindustrialização na economia brasileira no período 2000-2011: abordagens e indicadores. São Paulo: **Cultura Acadêmica**, 2012.

MORCEIRO, P. C. Industrialização e Desindustrialização Brasileira pela Ótica do Emprego. **Informações Fipe**, v. 463, p. 27-32, 2019.

Morceiro, P. C.; Guilhoto, J. J. M. Desindustrialização setorial e estagnação de longo prazo da manufatura brasileira. **TD Nereus**, p. 152–167, 2019.

NASSIF, A.; BRESSER-PEREIRA, L. C.; FEIJÓ, C. The case for reindustrialisation in developing countries: towards the connection between the macroeconomic regime and the industrial policy in Brazil. **Cambridge Journal of Economics**, v. 42, p. 355–381, 2018.

OREIRO, J. L.; FEIJÓ, C. A. Desindustrialização: conceituação, causas, efeitos e o caso brasileiro. **Revista de Economia Política**, v. 30, n. 2, p. 219-232, 2010.

OREIRO, J. L. et al. Revisiting the growth of the Brazilian economy (1980-2012). **PSL Quarterly Review**, v. 71, n. 285, 2018.

POCHMANN, M. **Brasil sem industrialização**: a herança renunciada. Ponta Grossa: Editora UEPG, 2016, 187 p

Rodrik, D. Premature deindustrialization. **Journal of Economic Growth**, v. 21,n .1, p. 1–33, 2016.

ROSIN,F. et al. Impacts of Industry 4.0 technologies on Lean principles. **International Journal of Production Research**, 2019.

ROWTHORN, R.; RAMASWANY, R. Growth, trade and de-industrialization. **IMF Staff Papers**, v. 46, n. 1, 1999.

SACOMANO, J. B. et al. **Indústria 4.0: Conceitos e fundamentos**. São Paulo: Blucher, 2018.

SANTOS, M. M. D.; LEME, M. O.; STEVAN JR. S. L. **Indústria 4.0: Fundamentos, perspectivas e aplicações**. São Paulo: Érica, 2018.

SCHWAB, K. **A quarta revolução industrial**. São Paulo: Edipro, 2016.

SCHWAB, K.; DAVIS, N. **Aplicando a quarta revolução industrial**. São Paulo: Edipro, 2018.

SCHWARTSMAN, A. Uma Tese com Substâncias. **Folha de São Paulo**, 2009. Disponível em: < <https://www1.folha.uol.com.br/fsp/dinheiro/fi1908200909.htm> >. Acesso em: set. 2020.

SILVA, M. L. et al. O setor industrial brasileiro: desafios e oportunidades. **Revista de desenvolvimento econômico – RDE**, v. 2, n. 43, p. 28-54, 2019.

SIMAR, L.; HÄRDLE, W. **Applied multivariate statistical analysis**. Alemanha: Springer, 2003. Disponível em: <[http://www.leg.ufpr.br/lib/exe/fetch.php/wiki:internas:biblioteca:applied\\_multivariate\\_statistics.pdf](http://www.leg.ufpr.br/lib/exe/fetch.php/wiki:internas:biblioteca:applied_multivariate_statistics.pdf)>. Acesso em 23 nov. 2019.

SOARES, C.; MULLER, A.; OREIRO, J. L. Uma análise empírica dos determinantes da desindustrialização no caso brasileiro (1996-2008). **Working papers - Textos para Discussão do Departamento de Economia da Universidade de Brasília**, 361, Departamento de Economia da Universidade de Brasília, 2012.

SUZIGAN, W.; FURTADO, J. Instituições e Políticas Industriais e Tecnológicas: Reflexões a Partir da Experiência Brasileira. **Estudos Econômicos**, v. 40, n. 1, p. 7-41, 2010.

SUZIGAN, W.; GARCIA, R.; FEITOSA, P. H. Institutions and industrial policy in Brazil after two decades: have we built the needed institutions? **Economics of innovation and new technology**, 2020.

TREGENNA, F. Deindustrialisation: an issue for both developed and developing countries. **In: WEISS, J.; TRIBE, M. (Ed.). Routledge Handbook of Industry and Development**. London: Routledge, p. 97-115, 2016.

VICINI, L. et al. **Técnicas multivariadas exploratórias: teorias e aplicações no software STATISTICA®**. Santa Maria, RS: Editora da UFSM, 2018. 240 p.

ZUCOLOTO, G. F.; TONETO JÚNIOR, R. Esforço tecnológico da indústria de transformação brasileira uma comparação com países selecionados. **Revista Economia Contemporânea**, v. 9, n. 2, p. 337-365, 2005.

WOOLDRIDGE, J. M. **Introductory econometrics: a modern approach**. 2. ed. Nashville: South-Western College Pub, 2002.

## 4.2 ARTIGO 2 – IMPACTOS E DESAFIOS DA INDÚSTRIA 4.0 NA MANUFATURA: UMA REVISÃO SISTEMÁTICA DA LITERATURA

### RESUMO

O conceito de Indústria 4.0 surgiu na Alemanha como uma estratégia de inovação e recuperação do desempenho econômico, e tem se espalhado pelo mundo. A transformação digital proposta pela Indústria 4.0 compreende a crescente automação, digitalização, flexibilização dos processos de fabricação garantindo a integração de sistemas, transparência e rastreabilidade das informações gerando processos e serviços inteligentes orientados a necessidades dos clientes. No entanto apesar das oportunidades trazidas pela inovação tecnológica, a Quarta Revolução Industrial tem instaurado um ambiente de incerteza no mercado de trabalho e modelos de negócios refletindo-se em toda esfera social. O objetivo do presente estudo foi identificar os potenciais impactos e desafios da Indústria 4.0 por meio de uma Revisão Sistemática da Literatura (RSL). A partir dos resultados da RSL sete potenciais impactos da Indústria 4.0 na manufatura foram identificados: (i) ambiental; (ii) competitivo; (iii) econômico; (iv) ensino; (v) mercado de trabalho; (vi) modelos de negócios; e (vii) social, assim como seis potenciais desafios enfrentados pela manufatura para adoção da transformação digital: (i) gestão; (ii) governo; (iii) implementação; (iv) mão de obra; (v) operação; e (vi) segurança. Os resultados indicaram que o conhecimento acerca dos conceitos e abrangência da indústria 4.0 estão em construção e que o compartilhamento de conhecimento será decisivo para moldar o futuro da transição de modelos de negócios atuais para fabricação inteligente.

**Palavras-chave:** Indústria 4.0. Indústria de transformação. Impactos. Desafios.

### ABSTRACT

The concept of Industry 4.0 emerged in Germany as a strategy of innovation and recovery of economic performance, and has spread throughout the world. The digital transformation proposed by Industry 4.0 comprises the growing automation, digitization, flexibility of manufacturing processes ensuring the integration of systems, transparency and traceability of information generating intelligent processes and services geared to customer needs. However despite the opportunities brought by technological innovation, the Fourth Industrial Revolution has established an environment of uncertainty in the labor market and business models reflected in every social sphere. The objective of this study was to identify the potential impacts and challenges of Industry 4.0 through a Systematic Literature Review (RSL). From the RSL results seven potential impacts of Industry 4.0 on manufacturing were identified: (i) environmental; (ii) competitive; (iii) economic; (iv) teaching; (v) labor market; (vi) business models; and (vii) social, as well as six potential challenges faced by manufacturing for adoption of digital transformation: (i) management; (ii) government; (iii) implementation; (iv) manpower; (v) operation; and (vi) security. The results indicated that the right knowledge of the concepts and scope of Industry 4.0 is under construction and that knowledge sharing will be decisive in shaping the future of the transition from current business models to smart manufacturing.

**Key words:** Industry 4.0. Manufacturing industry. Impacts. Challenges.

## 1. INTRODUÇÃO

Nos últimos anos os processos de fabricação têm enfrentado uma alta demanda por inovação e competitividade trazida pela transformação digital, que além de transformar os recursos produtivos também corrobora para o aumento da complexidade das necessidades dos clientes (ZHENG et al., 2019). A transformação digital promovida pela adoção de tecnologias disruptivas para inovar o ambiente fabril, os modelos de negócios e criar novas fontes de valor representa a Quarta Revolução Industrial ou Indústria 4.0, termo cunhado em 2011 na feira de Hannover por Klaus Schwab, fundador e presidente do Fórum Econômico Mundial (SCHWAB; DAVIS, 2018; XU et al., 2018).

O processo de inovação tecnológica é um importante impulsionador para a geração de riqueza e promoção do bem-estar (SCHWAB, 2016). A primeira revolução industrial, entre 1760 e 1840, foi marcada pela invenção da máquina a vapor, dando início à produção mecânica. A segunda revolução industrial, com início no final do século XIX modificou os processos produtivos por meio da introdução da eletricidade e das linhas de montagem, caracterizando a produção em massa (SANG-CHUL, 2018). A terceira revolução industrial, com início na década de 1960, conhecida como revolução digital, foi marcada pelo advento do computador, computação em *mainframe*, computadores pessoais e *internet* (XU et al., 2018).

A Quarta Revolução Industrial apresenta o conceito de fábricas inteligentes capazes de criar um mundo no qual sistemas de fabricação físicos e virtuais possam cooperar de forma global e flexível (SCHWAB, 2016). Entretanto, o escopo da Indústria 4.0 não se restringe a sistemas e máquinas inteligentes conectadas, se diferenciando das revoluções anteriores ao promover a fusão das tecnologias e a interação capaz de associar o mundo físico, digital e biológico (SCHWAB, 2016; FRANK et al., 2019).

As tecnologias de monitoramento de dados em tempo real, virtualização, análise de dados, *big data*, robótica, simulações de operações fabril, sistemas de integração vertical e horizontal, *internet* das coisas, *ciber* segurança, computação em nuvem, manufatura aditiva e realidade aumentada são os fundamentos da Indústria 4.0 (ALMEIDA, 2019; PEREIRA; ROMERO, 2017; JABBOUR et al., 2018).

A amplitude e intensidade da atual revolução tecnológica irá desdobrar mudanças que vão além dos processos de fabricação, se estendendo ao setor econômico, social e cultural com implicações ainda incertas (SCHWAB, 2016). Na manufatura a falta de conhecimento, de uma visão abrangente dos desafios, impactos e recursos necessários para implementação da

transformação digital cria barreiras para adoção dos conceitos e tecnologias da Indústria 4.0 (SHI et al., 2020).

Os impactos e desafios da Quarta Revolução Industrial são relevantes para que se possa compreender de forma abrangente a extensão da transformação digital na sociedade. À medida que as tecnologias advindas da Indústria 4.0 são adotadas por empresas e economias, o risco de que economias emergentes e em desenvolvimento fiquem para trás por falta de investimentos, qualificação profissional e capacidade tecnológica, se torna eminente (SCHWAB; DAVIS, 2018). Enfatizando a necessidade do entendimento do significado da transformação digital, suas possibilidades, como também seus impactos e desafios para economias emergentes, inclusive para o Brasil.

A literatura apresenta revisões sistemáticas sobre a Indústria 4.0 em estudos direcionados, a indústria de vestuário (LAKMALI et al., 2020), setor da saúde (ILANGAKOO, et al., 2019), sistemas de energia (NOLTING et al., 2019), logística (EDIRISURIVA et al., 2019), cadeia de suprimentos (RASANJANI et al., 2019), tecnologias dos sistemas de fabricação (ALCÁCER; CRUZ-MACHADO, 2019), modelos de maturidade da indústria 4.0 (ELIBAL; ÖZCEYLAN, 2020), entre outros. Assim como pesquisas científicas direcionadas a ecossistemas de inovação (BENITEZ et al., 2020), perspectivas de modelos de negócios inovadores (FRANK et al., 2019), tecnologias da Indústria 4.0 (XU et al., 2018; ACETO et al. 2019; MASSOOD; EGGGER, 2019), aplicações das tecnologias da indústria 4.0 (KUMAR et al., 2020). Em suma, a literatura dispõe de estudos de perspectivas, tendências, oportunidades e desafios da indústria 4.0 focando principalmente nos tipos e aplicações de seus recursos tecnológicos oriundos da transformação digital, no que tange os desafios e impactos da indústria 4.0 na manufatura em uma visão ampla, a literatura apresenta limitações.

Considerando a relevância da disseminação do conhecimento sobre a intensidade transformadora da Indústria 4.0 na sociedade, o objetivo deste estudo é realizar uma Revisão Sistemática da Literatura (RSL) a partir de artigos publicados em periódicos até o ano de 2020, abordando os impactos e desafios da Indústria 4.0 para manufatura. A RSL permitirá a familiarização com os potenciais impactos e desafios da transformação digital disseminado na literatura. O estudo justifica-se pelo alto volume de publicações científicas encontradas sobre a Indústria 4.0, desta forma a condução de uma RSL possibilita a apresentação de uma visão geral e atualizada da produção científica, identificando de forma consistente os direcionamentos e lacunas atuais acerca do tema.

Para que o objetivo proposto seja alcançado a condução da RSL será guiada por um protocolo de pesquisa, cumprindo com o rigor metodológico que uma RLS exige para que seja

possível mapear e analisar estudos relevantes, baseando-se nos protocolos propostos por Tranfield, Denyer e Smart (2003) e Kitchenham (2007). Assim, as questões de pesquisa que nortearam o desenvolvimento deste estudo são as seguintes: (i) Quais os principais impactos da Indústria 4.0 da manufatura? (ii) Quais são os desafios resultantes da transformação digital para manufatura?

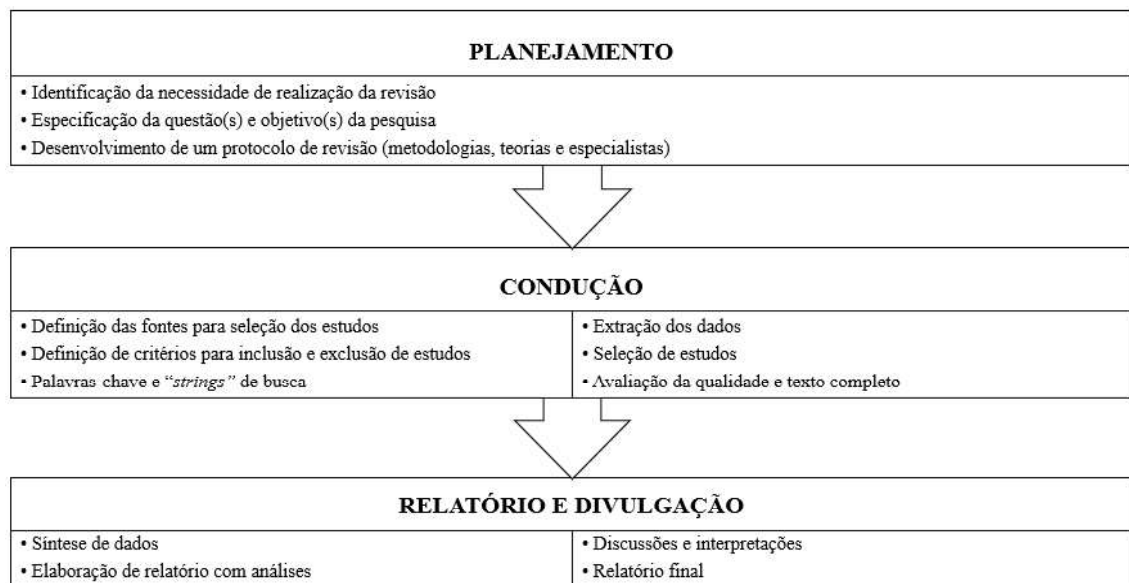
A originalidade deste estudo reside na concentração dos impactos e desafios que norteiam a Quarta Revolução Industrial, apresentando seu estado da arte no que diz respeito as implicações oriundas da Indústria 4.0 na manufatura além de suas oportunidades, potenciais benefícios e soluções tecnológicas. As principais contribuições do trabalho para o campo de pesquisa são: (i) apresentação dos impactos da Indústria 4.0 na manufatura, fornecendo o ponto de vista da extensão da transformação digital na manufatura e conseqüentemente na sociedade; e (ii) síntese dos principais desafios trazidos pela Indústria 4.0 para manufatura e sua caracterização, de acordo com o estado da arte atual, fornecendo amparo teórico para o desenvolvimento de diretrizes capazes de minimizar sua extensão na manufatura, além da disseminação do conhecimento sobre o tema.

A realização da revisão sistemática da literatura é motivada pelo desempenho de seus resultados oriundos de um processo sistemático de mapeamento da literatura diferentemente de estudos empíricos (TRANFIELD et al., 2003; KITCHENHAM, 2007). O restante do trabalho está organizado da seguinte maneira. Na Seção 2 a metodologia é apresentada, com o detalhamento do protocolo de pesquisa, critérios de extração e seleção dos estudos, assim como os recursos computacionais utilizados. Na Seção 3, os resultados e discussões são apresentados. E por fim, na Seção 4, as conclusões.

## **2. METODOLOGIA**

O desenvolvimento da Revisão Sistemática da Literatura (RSL) foi baseado nos protocolos propostos por Tranfield, Denyer e Smart (2003) e Kitchenham (2007). As etapas de condução da RSL são apresentadas na Figura 1.

Figura 1 – Etapas para condução da Revisão Sistemática da Literatura



Fonte: Baseado em Tranfield et al. (2003) e Kitchenham (2007).

A etapa de planejamento inicia-se com a identificação da necessidade de pesquisa, seguida da especificação da questão(s) e objetivo (s) de pesquisa, discutidos na introdução. A segunda etapa da pesquisa consiste na condução da pesquisa compreendendo a seleção de mecanismos de buscas, extração, seleção e avaliação dos estudos.

O conceito de Indústria 4.0 surgiu dos impactos da tecnologia de informação e transformação digital na manufatura, entretanto sua disseminação estende desafios e oportunidades para toda a sociedade e setor econômico ou não (SCHWAB, 2016; 2018), desta forma a seleção dos estudos foi realizada a partir de bases multidisciplinares, assim como bases que abrangem a área de engenharia. As bases de dados definidas para extração dos estudos são: *IEE Xplore*, *Scopus* e *Web of Science*. Como padrão de qualidade, as bases de dados têm como critério para indexação o sistema de revisão por pares.

Para seleção de estudos durante pesquisa nas bases de dados foram adotados os seguintes três critérios de inclusão: (i) artigos publicados em periódicos; (ii) artigos em língua inglesa; e (iii) artigos publicados até 2020. Desta forma, exclui-se dos resultados qualquer outro tipo de publicação (livros, conferência, editoria, entre outros) e artigos em idiomas diferentes do inglês. O Quadro 1 apresenta as *strings* de buscas utilizadas nas bases de dados para extração dos estudos.

Para a construção das *strings* de busca foram utilizados os operadores booleanos AND e OR, sendo realizadas buscas avançadas nas bases de dados. Os campos de buscas variaram de uma base para outra, desta forma foi necessário analisar os resultados para que elas ficassem o mais próxima possível, no que tange os conteúdos presentes nos resultados.

Quadro 1 – *Strings* de buscas utilizadas para extração dos estudos

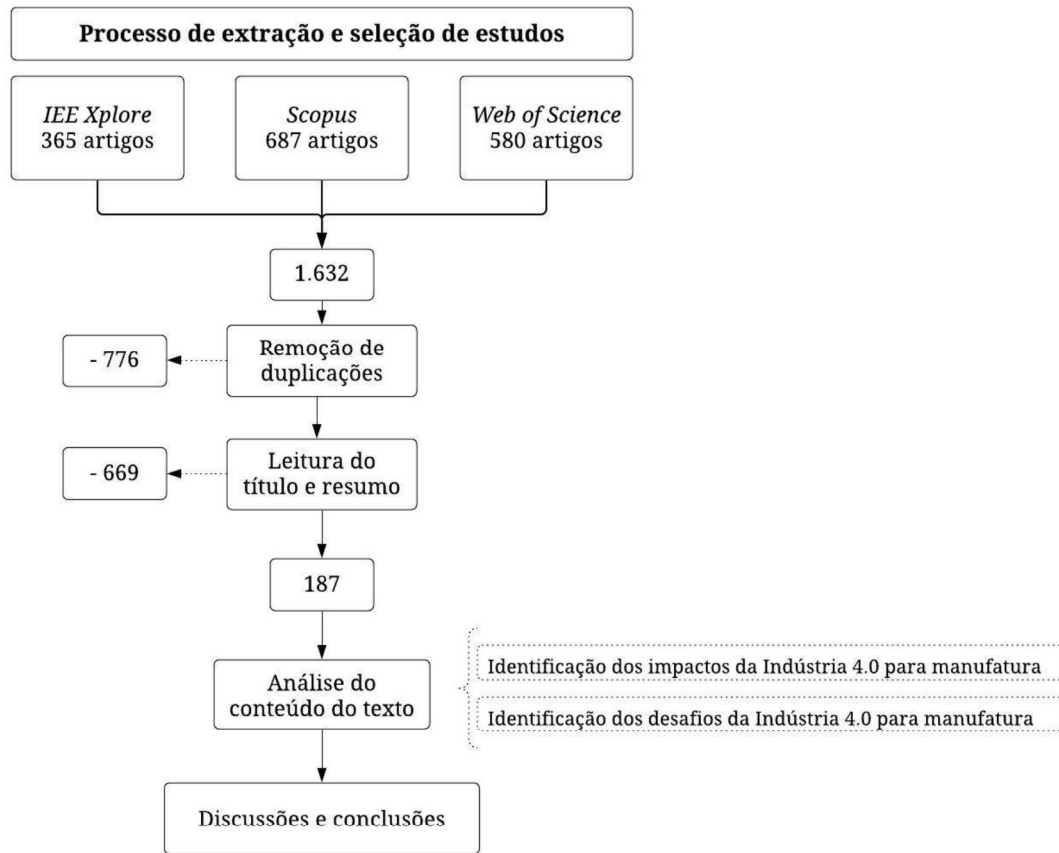
Base de dados	<i>Strings de busca</i>
<i>IEEE Xplore</i>	("Abstract": "Industr* 4.0") OR ("Abstract": "Fourth industrial revolution") AND ("Full Text & Metadata": "Challenge*") OR ("Full Text & Metadata": "Impact*") AND ("Abstract": "Transformation industr*") OR ("Abstract": "Industrial segment") OR ("Abstract": "Manufacturing sector") OR ("Abstract": "Manufacturing industries") AND ("Abstract": "Manufacturing")
<i>Scopus</i>	TITLE-ABS-KEY ( ( "Industr* 4.0" OR "Fourth industrial revolution" ) AND ( ( challenge* ) OR ( impact* ) ) AND ( "Transformation industr*" OR "Industrial segment" OR "Manufacturing sector" OR "Manufacturing industries" OR Manufacturing ) )
<i>Web of Science</i>	TS=(("Industr* 4.0" OR "Fourth industrial revolution" ) AND (( Challenge* ) OR (Impact* )) AND ("Transformation industr*" OR "Industrial segment" OR "Manufacturing sector" OR "Manufacturing industries" OR Manufacturing))

Fonte: Autoras.

Na Figura 2 é apresentado o processo de extração e seleção de estudos para análise do texto completo e qualidade. As buscas nas bases de dados retornaram 1.632 artigos, sendo que 776 destes documentos estavam duplicados. Após a eliminação das duplicações, obteve-se um total de 856 artigos para seleção de acordo com a leitura do título e resumos. Após a avaliação dos artigos, 669 foram rejeitados por falta de afinidade com os objetivos de pesquisa estabelecidos. Assim, restaram 187 artigos que fizeram parte desta pesquisa.



Figura 2 – Processo metodológico da Revisão Sistemática da Literatura



Fonte: Autoras.

A síntese dos dados realizada, terceira etapa, consistiu em discutir os potenciais impactos e desafios da Indústria 4.0 na manufatura identificados nos estudos selecionados. Os recursos computacionais utilizados para desenvolvimento da RSL foram planilhas eletrônicas *Microsoft Excel* e o *software R Studio*.

### 3. RESULTADOS E DISCUSSÕES

As análises e discussões referentes a revisão sistemática da literatura sobre os potenciais impactos e desafios da indústria 4.0 na manufatura são apresentados a seguir.

#### 3.1 IMPACTOS DA INDÚSTRIA 4.0 NA MANUFATURA

À medida que os conceitos, funcionalidades e aplicabilidades das tecnologias disruptivas da Indústria 4.0 vão se difundindo os possíveis impactos da transformação digital

começam a ser delineados. Klaus Schwab (2016) criador do conceito Indústria 4.0 identificou cinco tipos de impactos da transformação digital: (i) economia; (ii) negócios; (iii) nacional e global; (iv) sociedade; e (v) indivíduo.

O primeiro refere-se ao crescimento econômico, produtividade, emprego, substituição do trabalho e competências. O segundo discute a reinvenção dos modelos de negócios em virtude das expectativas dos clientes, aumento da qualidade dos produtos, colaboração empresarial e transição de modelos operacionais para modelos digitais. Quando se refere ao impacto nacional e global, Schwab (2016) ilustra a necessidade governamental de criar regras para que seja mantida de forma justa, a competitividade, equidade, propriedade intelectual inclusiva, assim como a segurança e confiabilidade, no âmbito nacional e internacional. O impacto na sociedade ressalta a preocupação em difundir o avanço científico e tecnológico sem aumentar as desigualdades sociais. Enquanto, indivíduo a transformação digital pode impactar em questões de privacidade, noções de propriedade, padrões de consumo, tempo dedicado ao trabalho e lazer, como também na trajetória e competências profissionais.

Os impactos da implementação da Indústria 4.0 na manufatura europeia são divididos por Felsberger et al. (2020) em social, ambiental, operacional e econômico. Pereira e Romero (2017) dividem as implicações do conceito de Indústria 4.0 em: indústria, produtos e serviços, economia, ambiente de trabalho e desenvolvimento de competências. A análise dos estudos selecionados permitiu dividir os potenciais impactos da indústria de transformação na manufatura em: ambiental, competitividade, econômico, ensino, mercado de trabalho, modelos de negócios e social (Tabela 1).

Tabela 1 – Potenciais impactos da Indústria 4.0 na manufatura

Ambiental	Consumo de energia	Humayun et al. (2020); Felsberger et al. (2020)
	Redução de desperdícios	Felsberger et al. (2020)
Competitividade	Custos de produção	Fatorachian;Kazemi (2018); Sorooshian; Panigrahi (2020)
	Inovação	Pereira; Romero (2017); Fatorachian;Kazemi (2018); Felsberger et al. (2020); Jie et al. (2020); Sorooshian; Panigrahi (2020);
	Novos modelos de negócios e novos concorrentes	Contador et al. (2020)
Econômico	Aumento da produtividade	Hartmann; Hattingh (2018); Felsberger et al. (2020); Jie et al. (2020); Rojko et al. (2020); Sorooshian; Panigrahi (2020);
	Crescimento da receita	Pereira; Romero (2017); Hartmann; Hattingh (2018); Mittal et al. (2018); Jie et al. (2020); Sorooshian; Panigrahi (2020)
	Criação de vagas de trabalho - Especialização	Hartmann; Hattingh (2018); Rojko et al. (2020)
	Redução de custos	Felsberger et al. (2020); Jie et al. (2020)
	Salários altos - Especialização	Sorooshian; Panigrahi (2020)
Ensino	Adaptação da estrutura de ensino	Hartmann; Hattingh (2018); Ing et al. (2019); Jagannathan et al. (2019); Herceg et al. (2020); Mian et al. (2020);
	Crescimento dos níveis de educação	Jung (2019); Rojko et al. (2020)
	Treinamento e desenvolvimento de talentos	Ling et al. (2020)
Mercado de trabalho	Ergonomia	Sgarbossa et al. (2020)
	Novas competências e habilidades da mão de obra	Pereira; Romero (2017); Kamblea et al. (2018); Pinzone et al. (2018); Erro-Garcés (2019); Ing et al. (2019); Jagannathan et al. (2019); Jerman et al. (2019); Ling et al. (2020); Raj et al. (2020); Stentoft et al. (2020)
	Substituição humana por inovações tecnológicas	Kumar et al. (2020); Sorooshian; Panigrahi (2020)
Modelos de negócios	Atendimento personalizado	Sorooshian; Panigrahi (2020)
	Comunicação corporativa	Pereira; Romero (2017); Fatorachian;Kazemi (2018);Hauer et al. (2018); Rao; Prasad (2018); Herceg et al. (2020);
	Desempenho operacional	Felsberger et al. (2020)
	Gestão da informação	Corallo et al. (2020); Mahesh et al. (2020); Sorooshian; Panigrahi (2020)
Social	Relações comerciais	Nagy et al. (2018)
	Desemprego	Nafchi; Mohelská (2018); Jagannathan et al. (2019); Kumar et al. (2020); Raj et al. (2020)
	Redução de acidentes no ambiente de trabalho	Sorooshian; Panigrahi (2020)
	Riscos psicossociais	Hauer et al. (2018); Ling et al. (2020); Mian et al. (2020);
	Sociedade 5.0	Aquilani et al. (2020)

Fonte: Autoras.

A Indústria 4.0 revoluciona a manufatura por meio da interconectividade, no entanto a grande quantidade de dispositivos interconectados e a massiva transmissão de dados impacta significativamente no consumo de energia (HUMAYUN et al., 2020), aumentando a emissão de CO<sup>2</sup> (FELSBERGER et al., 2020). A extração e combustão de combustíveis fósseis para geração de energia resulta em impactos adversos na saúde, meio ambiente e economia. Por outro lado, a inovação nos processos de fabricação impacta na geração de resíduos ao promover a eficiência dos recursos materiais (FELSBERGER et al., 2020).

A fabricação inteligente gera o aumento da competição global na qualidade de produtos e custos de produção (FATORACHIAN; KAZEMI, 2018). Promovendo oportunidades de negócios, criação de valor por meio da inovação, melhoria da qualidade e atendimento as expectativas do cliente que tendem a aumentar a complexidade (JIE et al., 2020; SOROOSHIAN; PANIGRAHI, 2020).

Os novos requisitos de mercado e a fabricação de produtos inteligentes resultam em impactos econômicos influenciados pelas tecnologias emergentes que impulsionará a inovação, desempenhando um papel crítico na produtividade e competitividade (PEREIRA; ROMERO, 2017). O aumento da produtividade permitirá a eliminação de práticas ineficientes, promovendo a redução de custos e o crescimento da receita (HARTMANN; HATTINGH, 2018; JIE et al., 2020). A adoção de recursos altamente tecnológicos na manufatura impactará nas competências e habilidades dos funcionários, a automação substituirá o esforço humano e novas vagas de emprego serão criadas para mão de obra especializada e conseqüentemente elevando a faixa salarial em virtude da especialização (JIE et al., 2020; SOROOSHIAN; PANIGRAHI, 2020).

As mudanças no mercado de trabalho futuro reconfiguram o desenvolvimento de habilidades e treinamento influenciando significativamente nos mecanismos pelos quais a força de trabalho é entregue ao mercado (LING et al., 2020). Desta forma, o fornecimento de competências técnicas e habilidades sociais devem ser fornecidos pelo sistema de educação e formação, implicando na modernização dos programas, instalações e infraestrutura atual das instituições de ensino (JAGANNATHAN et al., 2019; MIAN et al.; 2020).

O sucesso de implementação da transformação digital dependerá da mão de obra, que terá que se adaptar a sistemas tecnológicos, integrados e conectados, que exigirão habilidades e competências específicas (ERRO-GARCÉS, 2019; KAMBLEA et al.; 2018; PINZONE et al., 2018). Os sistemas *ciber-físicos*, *internet* e demais tecnologias oriundas de sistemas inteligentes irão alterar a interação homem-máquina, substituindo a força de trabalho humano, em trabalhos de baixa complexidade, repetitivos e monótonos, por inovações tecnológicas (SOROOSHIAN; PANIGRAHI, 2020; KUMAR et al., 2020). O gerenciamento de sistemas industriais com

elevado grau tecnológico também impactará em fatores ergonômicos, implicando na necessidade dos projetos industriais em um ambiente de fabricação inteligente centrados no ser humano (SGARBOSSA et al., 2020)

Diante dos impactos discutidos se torna evidente as mudanças nos modelos de negócios em virtude da transformação digital. A implementação da indústria 4.0 na manufatura impacta na comunicação corporativa, a adoção da digitalização e ferramentas da informação com recursos em tempo real agregam valor a criação de diálogos dentro da estrutura organizacional ao fornecerem uma plataforma de comunicação unificada (HAUER et al., 2018; RAO; PRASAD, 2018). As tecnologias e integração de processos geram um ambiente de fabricação flexível permitindo formas de atendimento a demanda personalizados (SOROOSHIAN; PANIGRAHI, 2020), impactando na qualidade dos produtos, custos, produtividade, atendimento as expectativas dos clientes e desta forma promovendo o desempenho operacional significativo (FELSBERGER et al. (2020).

O elevado grau de conectividade dos processos industriais e a circulação de informação em tempo real também impacta na gestão da privacidade e proteção dos dados, impactando no gerenciamento de riscos, que podem afetar os trabalhadores, a qualidade do produto final, assim como a manipulação dos processos (SOROOSHIAN; PANIGRAHI; 2020). Em contrapartida as tecnologias da informação favorecem a tomada de decisão baseada em dados e indicadores operacionais, econômicos e de mercado (CORALLO et al., 2020; SOROOSHIAN; PANIGRAHI; 2020). Nagy et al. (2018) destaca que os impactos da indústria 4.0 vão além dos negócios internos da empresa, se estendendo nas relações comerciais ao nível da cadeia de abastecimento, fornecedores, clientes, fabricantes. Neste contexto, surge a tendência de um ecossistema digital onde fornecedor, fabricante e cliente podem compartilhar informações e dados relevantes com a ajuda da internet.

A transformação digital promovida pela Indústria 4.0 gera um ambiente social de incerteza, no qual a automação, a digitalização e tecnologias disruptivas da quarta revolução industrial deve substituir determinadas funções de trabalho antes realizadas pelo ser humano e assim promover o desemprego (NAFCHI; MOHELSKÁ, 2018; RAJ et al., 2020). Apesar dos benefícios da adoção de recursos com tecnologia avançada nos processos de fabricação impactar na redução de acidentes de trabalho (SOROOSHIAN; PANIGRAHI; 2020), por exemplo, este ambiente de incerteza gera riscos psicossociais impactando no campo da saúde, segurança e saúde ocupacional (LING et al., 2020; MIAN et al., 2020).

As perspectivas das soluções de manufatura avançada difundida pela Indústria 4.0, como realidade aumentada, *internet* das coisas, robótica, *big data*, sistemas *ciber*-físicos entre

outras, podem ter aspectos que não sejam considerados tão positivos no mercado de trabalho, meio ambiente e modelos de negócios. No entanto, as tecnologias da transformação digital são capazes de melhorar as condições de trabalho, criar novos modelos de negócios sustentáveis, aumentar o desempenho operacional e econômicos das empresas orientando o bem-estar social de forma abrangente (AQUILANI ET al., 2020), essa perspectiva positiva dos impactos da Indústria 4.0 leva ao conceito de Sociedade 5.0.

A transição do sistema industrial atual para transformação digital, assim como a transição da sociedade atual para uma sociedade que absorva os desafios e oportunidades da Indústria 4.0 têm sido objeto de estudos e especulações. Trazendo a necessidade de compreender tanto a dimensão dos impactos da Quarta Revolução Industrial na manufatura, quanto os desafios desta transição.

### 3.2 DESAFIOS DA INDÚSTRIA 4.0 PARA MANUFATURA

A Indústria 4.0 têm se espalhado pelo mundo como uma nova estratégia de crescimento econômico, inovação, competitividade global, tendo como pilares de reinvenção da indústria manufatureira a digitalização, fabricação inteligente e integração de processos e serviços. Apesar das potencialidades de inovação da manufatura a adoção dos recursos difundidos pela Indústria 4.0 apresenta desafios que refletem os impactos identificados anteriormente.

Três desafios latentes da Quarta revolução Industrial, foram enfatizados por Schwab e Davis (2018): (i) garantir que seus benefícios se distribuam de forma justa, sem gerar mais desigualdades sociais; (ii) gerenciar potenciais externalidades da transformação digital, no que tange riscos e dados; e (iii) garantir que a liderança da Indústria 4.0 seja de humanos para humanos. Nagy et al. (2018) categoriza os impactos da Indústria 4.0 em: tecnológico, organizacional, mercado de trabalho e mercado cultural. Enquanto Horváth e Szabó (2019) divide os impactos em: tecnologias de integração dos processos, fatores organizacionais, gestão, recursos financeiros e recursos humanos. A Tabela 2 apresenta os desafios identificados nos estudos analisados.

Tabela 2 – Potenciais desafios para adoção da Indústria 4.0 na manufatura

Desafio	Descrição	Autores
Gestão	Análise <i>big data</i>	Fatorachian;Kazemi (2018); Nagy et al. (2018); Xu et al. (2018); Ing et al. (2019); Hughes et al. (2020)
	Alinhamento ao desenvolvimento sustentável da ONU	Hughes et al. (2020)
	Competências gerenciais	Nagy et al. (2018); Kipper et al. (2019); Contador et al. (2020); Herceg et al. (2020)
	Cultura organizacional	Kamblea et al. (2018); Nagy et al. (2018); Horváth; Szabó (2019); Herceg et al. (2020)
	Falta de conhecimento	Mittal et al. (2018); Erro-Garcés (2019); Stentoft; Rajkumar (2019); Kumar et al. (2020); Ling et al. (2020); Stentoft et al. (2020)
	Investimentos em pesquisa e desenvolvimento	Ling et al. (2020)
Governo	Remanejamento do capital humano	Raj et al. (2020); Spöttl; Windelband (2020)
	Políticas para o desenvolvimento da Indústria 4.0	Garland et al. (2019); Raj et al. (2020); Rojko et al. (2020); Stentoft et al. (2020)
Implementação	Cobertura de internet/ conectividade	Kamblea et al. (2018); Vaidya et al. (2018); Xu et al. (2018); Ling et al. (2020)
	Infraestrutura tecnológica	Lee et al. (2017); Fatorachian;Kazemi (2018); Kamblea et al. (2018); Mittal et al. (2018);Moktadir et al. (2018); Nafchi; Mohelská (2018); Nagy et al. (2018);Saniuk; Saniuk (2018); Xu et al. (2018); Vaidya et al. (2018); Kipper et al. (2019); Ing et al. (2019); Panetto et al. (2019); Prause (2019); Kumar et al. (2020); Mahesh et al. (2020); Masooda; Sonntaga (2020); Mian et al. (2020); Pessoa; Becker (2020); Raj et al. (2020); Rauch; Vickery (2020); Shi et al. (2020)
	Padronização	Xu et al. (2018); Kumar et al. (2020); Raj et al. (2020); Stentoft et al. (2020); Stentoft; Rajkumar (2019)
	Recursos financeiros	Hartmann; Hattingh (2018); Kamblea et al. (2018); Mittal et al. (2018); Nagy et al. (2018); Vaidya et al. (2018); Horváth; Szabó (2019); Ing et al. (2019); Contador et al. (2020); Herceg et al. (2020); Kumar et al. (2020); Ling et al. (2020); Mahesh et al. (2020); Masooda; Sonntaga (2020); Mian et al. (2020); Raj et al. (2020); Stentoft et al. (2020); Stentoft; Rajkumar (2019);
	Qualificação profissional	Hartmann; Hattingh (2018); Kamblea et al. (2018); Nagy et al. (2018); Erro-Garcés (2019); Horváth; Szabó (2019); Ing et al. (2019); Jagannathan et al. (2019); Contador et al. (2020); Herceg et al. (2020); Kumar et al. (2020); Ling et al. (2020); Mian et al. (2020); Raj et al. (2020); Stentoft et al. (2020); Stentoft; Rajkumar (2019)
Mão de obra	Resistência dos funcionários	Erro-Garcés (2019); Kipper et al. (2019); Stentoft; Rajkumar (2019); Contador et al. (2020); Ling et al. (2020); Stentoft et al. (2020)
	Suporte tecnológico ao operador	Pereira; Romero (2017)
Operação	Escalabilidade	Ling et al. (2020)
	Interoperabilidade	Fatorachian;Kazemi (2018); Horváth; Szabó (2019); Kumar; Iyer (2019); Zeid et al. (2019); Raj et al. (2020)
	Otimização de energia	Humayun et al. (2020)
	Personalização de produtos	Marques et al. (2017)
Segurança	Gestão da segurança da informação	Iivonen et al. (2018)
	Segurança Cibernética	Pereira et al. (2017); Fatorachian;Kazemi (2018); Kamblea et al. (2018); Moustafa et al. (2018); Nagy et al. (2018);Vaidya et al. (2018); Xu et al. (2018); Culot et al. (2019); Ing et al. (2019); Kumar; Iyer (2019); Stentoft; Rajkumar (2019); Contador et al. (2020); Corallo et al. (2020); Humayun et al. (2020); Kumar et al. (2020); Ling et al. (2020); Mahesh et al. (2020); Mantravadi et al. (2020); Mian et al. (2020); Raj et al. (2020); Stentoft et al. (2020)

Fonte: Autoras.

Os desafios identificados nos estudos foram categorizados em: (i) gestão, (ii) governo, (iii) implementação, (iv) mão de obra, (v) operação e (vi) segurança. A gestão integrada de dados presente em processos de fabricação inteligentes, leva a necessidade da gestão empresarial transformar dados em informações úteis, em conhecimento para tomada de decisão, por meio da análise de *big data* (XU et al., 2018; ING et al., 2019; HUGHES et al., 2020).

Os desafios de gestão ainda englobam a demanda por competências gerenciais capazes de promover a transição do estado de fabricação atual para processos de fabricação inteligentes (NAGY et al., 2018; KIPPER et al., 2019; CONTADOR et al., 2020). No entanto, uma cultura organizacional resistente a mudanças aliada a falta de conhecimento sobre as oportunidades, perspectivas e conceitos da Indústria 4.0 de gestores e líderes resulta em um grande desafio interno a ser superado antes da adoção de um modelo de negócios orientado a inovação e fabricação inteligente (MITTAL et al., 2018; ERRO-GARCÉS, 2019; STENTOFT; RAJKUMAR, 2019). Consequentemente, um estado de evolução industrial engessado não prioriza investimentos em pesquisas e desenvolvimento, ação necessária para minimizar as incertezas de implementação e avaliar oportunidades efetivas de investimentos (LING et al.; 2020).

Além dos desafios descritos, a gestão empresarial ainda precisa gerenciar o capital humano após a adoção da transformação digital, sendo que a automação e digitalização podem extinguir cargos, além de demanda por recursos humanos especializados se faz necessário remanejar os funcionários que tiverem suas funções extintas pelo processo de atualização industrial (RAJ et al., 2020; SPÖTTL; WINDELBAND, 2020). Como também, se torna fundamental no âmbito gerencial equilibrar as complexidades inerentes a fabricação inteligente e os fatores de sustentabilidade e meio ambiente, aliando os processos industriais aos objetivos de desenvolvimento sustentável desenvolvidos pela Organização das Nações Unidas (ONU) (HUGHES et al., 2020).

A prontidão do governo em promover iniciativas industriais para adoção e implementação das tecnologias da manufatura inteligente também configura um desafio para adoção da transformação digital, para o estabelecimento de prioridades, padrões, regulamentos, certificações nacionais e internacionais (GARLAND et al., 2019); RAJ et al., 2020); ROJKO et al., 2020), principalmente para orientar a implementação em pequenas e médias empresas (STENTOFT et al.;2020).

Os principais desafios de implementação identificados são referentes a recursos financeiros para adoção da Indústria 4.0 e infraestrutura tecnológica. Recursos tecnológicos orientados para inovação e fabricação inteligente requerem investimentos altos, podendo gerar



barreiras para adoção de práticas da indústria 4.0 (HARTMANN; HATTINGH, 2018; VAIDYA et al., 2018; KUMAR et al., 2020; MAHESH et al., 2020; MASOODA; SONNTAGA, 2020; STENTOFT; RAJKUMAR, 2019).

A falta de conhecimento dos recursos oriundos da transformação digital gera medo de investir em recursos tecnológicos que não atendem as necessidades dos processos, como também de adotar práticas inadequadas, principalmente em pequenas e médias empresas que possuem recursos limitados para investimentos (HORVÁTH; SZABÓ, 2019; MITTAL et al., 2018; STENTOFT et al.;2020).

A infraestrutura tecnológica empresarial também é um desafio de implementação da Indústria 4.0, visto que em grande parte as empresas não possuem recursos com tecnologia inteligente em seus processos de fabricação, desta forma para aderir a transformação digital é necessário investir em equipamentos sofisticados (XU et al., 2018; KUMAR et al., 2020; KIPPER et al., 2019; PESSÔA; BECKER, 2020). Outro problema de infraestrutura tecnológica é a oferta de *softwares* e equipamentos tecnológicos para a adoção da transformação digital que ainda não atendem todos os mercados (MITTAL et al., 2018; MASOODA; SONNTAGA, 2020; PRAUSE, 2019).

A alta conectividade entre sistemas de fabricação integrados e o alto fluxo de dados oriundos dos processos demanda por uma cobertura de *internet* com velocidade adequada para suprir o fluxo produtivo (KAMBLEA et al.,2018; VAIDYA et al., 2018; XU et al., 2018; LING et al, 2020), gerando mais um desafio para implementação de processos inteligentes.

A padronização industrial também foi identificada como desafio potencial para implementação da indústria 4.0, devido a integração de tecnologias complexas requerer a padronização em vários níveis da cadeia produtiva para garantir a implementação bem-sucedida dos recursos digitais (XU et al., 2018; KUMAR et al., 2020; RAJ et al., 2020; STENTOFT; RAJKUMAR, 2019).

Os desafios de mão de obra incluem qualificação profissional especializada para atuar em um contexto de fabricação inteligente, resistência dos funcionários a aderir a transformação digital e o suporte adequado ao operador no que tange ao funcionamento e interface digital (ERRO-GARCÉS, 2019; PEREIRA; ROMERO, 2017; STENTOFT; RAJKUMAR, 2019). A qualificação da mão de obra será um desafio a ser enfrentado para tornar possível o avanço industrial (KUMAR et al., 2020), assim como a resistência dos funcionários podem impedir de forma significativa a introdução de tecnologias disruptivas na manufatura (HORVÁTH; SZABÓ, 2019). Além disso, as empresas que aderirem a transformação digital tem como

desafio o suporte digital aos funcionários que serão expostos a diferentes interações com maquinários, processos e novas tarefas (PEREIRA; ROMERO; 2017).

Os desafios de escalabilidade, interoperabilidade, otimização de energia e personalização de produtos caracterizam potenciais desafios de operação para as empresas que adotarem a fabricação inteligente (KUMAR; IYER, 2019; ZEID et al., 2019). O desafio de escalabilidade surge a medida que objetos físicos vão se conectando a rede de manufatura devido a variedade de possibilidades presente nos processos, referindo-se a capacidade de crescimento do sistema para atender a demanda sem perder a qualidade (LING et al., 2020). A flexibilização da rede de manufatura será essencial para atender as demandas dos clientes por atendimento e produtos personalizados (MARQUES et al., 2017).

A interoperabilidade representa o desafio de integração dos sistemas, sua capacidade de comunicação, incluindo *internet* de serviços, recursos humanos e organizacionais, bem como a forma como o sistema gerencia o fluxo de dados (FATORACHIAN; KAZEMI, 2018; KUMAR; IYER, 2019; ZEID et al., 2019; RAJ et al., 2020). Tornando necessário a otimização de energia devido alta demanda oriunda da integração dos processos e o alto fluxo de dados circulando em tempo real (HUMAYUN et al., 2020).

À medida que o mundo físico se conecta com o ambiente virtual problemas de segurança se tornarão um sério desafio a ser contornado pelas organizações. Num contexto de sistemas integrados, conectados em tempo real, uma das maiores preocupações organizacionais diz respeito a segurança dos dados e privacidade das informações (PEREIRA et al., 2017; MOUSTAFA et al., 2018; XU et al., 2018; CULOT et al., 2019; ING et al., 2019; MANTRAVADI et al., 2020).

Os ataques cibernéticos podem ser motivados por atores estatais, organizações criminosas, políticas, ativistas e concorrentes, com o objetivo de roubo financeiro, pirataria, sabotagem e falsificação, por exemplo (MAHESH et al., 2020). Os desafios de segurança também incluem gestão da segurança da informação referente a proteção do conhecimento. Diante do compartilhamento de conhecimento torna-se importante definir fronteiras organizacionais para proteger os domínios de base de conhecimento, estratégia e inovação empresarial (ILVONEN et al. (2018).

#### **4. CONCLUSÕES**

As revoluções apresentam um desencadeamento de mudanças geradas por inovações tecnológicas, alterando estruturas sociais e sistemas econômicos (SCHWAB, 2016). A

tecnologia exercerá um papel de liderança na restauração do crescimento econômico, produtivo e competitivo, entretanto surge a necessidade de enfatizar a educação orientada pelas novas habilidades e competências sociais e de mercado (SCHWAB; DAVIS, 2018), para que seja possível intensificar a aplicação das inovações tecnológicas e gerar impactos positivos em todas as esferas da sociedade. Assim a disseminação do conhecimento em torno dos potenciais impactos e desafios da transformação digital incorporam à literatura reflexões e levantamento significativos a serem considerados durante a tomada de decisão e análise das perspectivas atuais.

A partir da Revisão Sistemática da Literatura foi possível identificar sete tipos de potenciais impactos da Indústria 4.0 na manufatura: ambiental, competitividade, econômico, ensino, mercado de trabalho, modelos de negócios e social. Percebe-se por meio das publicações ênfase nas pesquisas sobre o consumo de energia oriundo da integração e conectividade dos sistemas, quando o assunto é impacto ambiental. No âmbito econômico o impacto aumento da produtividade e crescimento da receita está em evidência nas publicações devido as possibilidades das tecnologias da Indústria 4.0.

No ensino a necessidade de adaptação da estrutura de ensino voltada para as demandas de mercado atual tem sido um impacto latente, motivado pelas novas competências e habilidades que irão transformar o mercado de trabalho, sendo esta a preocupação mais discutida nos estudos, a transformação da indústria 4.0 no mercado de trabalho. Além destes impactos, as mudanças nos modelos de negócios no que tange a comunicação corporativa e as mudanças sociais em virtude das preocupações com o potencial aumento do desemprego tem feito parte dos impactos da Indústria 4.0 na manufatura.

A revisão sistemática também permitiu identificar os potenciais desafios da transformação digital para manufatura, tais desafios foram divididos em: gestão, governo, implementação, mão de obra, operação e segurança. Os desafios se mostraram alinhados com os impactos da Indústria 4.0 identificados. O desafio de implementação mais discutido na literatura foi o de infraestrutura tecnológica, ilustrando a limitação de recursos organizacionais disponíveis para fabricação inteligente e a necessidade de investimentos em tecnologias. O desafio de mão de obra qualificação profissional refletiu os impactos da Indústria de 4.0 no mercado de trabalho, carente de mão de obra especializada para atender as demandas da transformação digital. O desafio referente a segurança cibernética demonstrou uma preocupação latente de sistemas digitais no que tange a proteção dos dados e privacidade das informações.

A Quarta Revolução Industrial está em plena expansão e além das inúmeras oportunidades também apresenta diversos impactos e desafios para manufatura que se reflete na sustentabilidade da sociedade como um todo. Os impactos e desafios discutidos refletem o ambiente dinâmico e acelerado difundido pela transformação digital. Por isso, se torna fundamental para o progresso desta transformação ações coletivas de líderes empresariais, governos, organizações sociais, academia, entre outros (SCHWAB; DAVIS, 2018), para disseminar o conhecimento acerca das potenciais oportunidades e resultados da Indústria 4.0, orientando sua implementação de forma sustentável, em consonância ética, minimizando suas incertezas de transição e potenciais desafios e impactos para sociedade.

Poucos estudos tratam dos efeitos globais da indústria 4.0 na manufatura, as explanações presentes neste estudo sobre os potenciais impactos e desafios da transformação digital na manufatura visam contribuir e apoiar acadêmicos ou profissionais que aplicam esforços no entendimento dos conceitos e abrangência da Quarta Revolução Industrial.

O presente estudo limitou-se a realizar uma análise global dos impactos e desafios da Quarta Revolução Industrial na manufatura, sem realizar uma investigação setorial específica. Para trabalhos futuros sugere-se o desenvolvimento de pesquisas científicas capazes de orientar soluções remediadoras para contornar os desafios e impactos da Indústria 4.0 não somente na manufatura, mas no ambiente acadêmico, social e demais setores limitados de orientações consistentes sobre quando é necessário começar a transição para a transformação, como proceder com esta transição e como lidar com suas incertezas.

## REFERÊNCIAS

ACETO, G.; PERSICO, V.; PESCAPÉ, A. A survey on Information and Communication Technologies for Industry 4.0: state of the art, taxonomies, perspectives, and challenges.

**IEEE Communications Surveys & Tutorials**, v. 21, n. 4, 2019,

AQUILANI, B. et al. The role of open innovation and value co-creation in the challenging transition from industry 4.0 to society 5.0: Toward a theoretical framework. **Sustainability**, v. 12, n. 21, p.1–21, 2020.

ALCÁCER, V.; CRUZ-MACHADO, V. Scanning the Industry 4.0: A Literature Review on Technologies for Manufacturing Systems. **Engineering Science and Technology, na International Journal**, v.22, p. 899–919, 2019.

ALMEIDA, P. S. de. **Indústria 4.0**: Princípios básicos, aplicabilidade e implantação na área industrial. São Paulo: Érica, 2019.

BENITEZ, G. B.; AYALA, N. F.; FRANK, A. G. Industry 4.0 innovation ecosystems: an evolutionary perspective on value cocreation. **International Journal of Production Economics**, 2020.

BONGO, M. et al. Critical success factors in implementing Industry 4.0 from an organisational point of view: A literature analysis. **International Journal of Advanced Operations Management**, v. 12, n. 3, p. 273–301, 2020.  
<https://doi.org/10.1504/IJAOM.2020.109804>

BONNAUD, O.; BSIESY, A. Adaptation of the higher education in engineering to the advanced manufacturing technologies. **Advances in Technology Innovation**, v. 5, n. 2, p. 65–75, 2020. <https://doi.org/10.46604/aiti.2020.4144>  
 CONTADOR, J. C. et al. Flexibility in the Brazilian Industry 4.0: Challenges and Opportunities. **Global Journal of Flexible Systems Management**, v. 21, p. 15–31, 2020.

CORALLO, A.; LAZOI, M.; LEZZI, M. Cybersecurity in the context of industry 4.0: A structured classification of critical assets and business impacts. **Computers in Industry**, v. 114, 2020.

CULOT, G. et al. Addressing Industry 4.0 Cybersecurity Challenges. **IEEE Engineering Management Review**, v. 47, n. 3, p. 79–86, 2019.

EDIRISURIYA, A.; WEERABAHU S.; WICKRAMARACHCHI, R. Applicability of Lean and Green Concepts in Logistics 4.0: A Systematic Review of Literature. **in: International Conference on Production and Operations Management Society**, 2019.

ELIBAL, K.; ÖZCEYLAN, E. A systematic literature review for industry 4.0 maturity modeling: state-of-the-art and future challenges. **Kybernetes**, 2020.

ERRO-GARCÉS, A. Industry 4.0: defining the research agenda. **Benchmarking**, 2019.

FATORACHIAN, H.; KAZEMI, H. A critical investigation of Industry 4.0 in manufacturing: theoretical operationalisation framework. **Production Planning and Control**, v. 29, n. 8, p. 633–644, 2018.

FELSBERGER, A. et al. The impact of Industry 4.0 on the reconciliation of dynamic capabilities: evidence from the European manufacturing industries. **Production Planning and Control**, p. 1–24, 2020.

FRANK, A. G.; DALENOGARE, L. S.; AYALAM N. F. Industry 4.0 technologies: Implementation patterns in manufacturing companies. **International Journal of Production Economics**, v. 201, p. 15–26, 2019.

FRANK, A. G. et al. Servitization and Industry 4.0 convergence in the digital transformation of product firms: A business model innovation perspective. **Technological Forecasting & Social Change** v.141, p. 341–351, 2019.

GARLAND, L.; MANIAM, B.; SUBRAMANIAM, G. Implications of disruptive technology in the fourth industrial revolution. **International Journal of Advanced Science and Technology**, v. 28, n.8 (Special Issue), 839–848, 2019.

- HAIPIETER, T. Digitalisation, unions and participation: the German case of ‘industry 4.0.’ **Industrial Relations Journal**, v. 51, n. 3, p. 242–260, 2020.
- HARTMANN, D.; HATTINGH, T. S. In dis tree – 4 What? **South African Journal of Industrial Engineering**, v. 29, n. 3 (Special Edition), p. 1–11, 2018.
- HAUER, G.; HARTE, P., KACEMI, J. An exploration of the impact of industry 4.0 approach on corporate communication in the German manufacturing industry. **International Journal of Supply Chain Management**, v. 7, n. 4, 2018.
- HERCEG, I. V. et al. Challenges and driving forces for industry 4.0 implementation. **Sustainability**, v. 12, n.10, p. 1–22, 2020.
- HORVÁTH, D.; SZABÓ, R. Z. Driving forces and barriers of Industry 4.0: Do multinational and small and medium-sized companies have equal opportunities? **Technological Forecasting and Social Change**, v. 146, p. 119–132, 2019.
- HUGHES, L. et al. Perspectives on the future of manufacturing within the Industry 4.0 era. **Production Planning and Control**, 2020.
- HUMAYUN, M. et al. Privacy Protection and Energy Optimization for 5G-Aided Industrial Internet of Things. **IEEE Access**, v.8, 2020.
- ILANGAKOON, T.; WEERABUHU, S.; WICKRAMARACHCHI, R. Combining Industry 4.0 with Lean Healthcare to Optimize Operational Performance of Sri Lankan Healthcare. **In: International Conference on Production and Operations Management Society**, 2019.
- ILVONEN, I. et al. Reconciling digital transformation and knowledge protection: A research agenda. **Knowledge Management Research and Practice**, v. 16, n. 2, p. 235–244, 2018.
- ING, T. S. et al. An overview of the rising challenges in implementing industry 4.0. **International Journal of Supply Chain Management**, v. 8, n. 6, p. 1181–1188, 2019.
- JABBOUR, A. B. L. S. et al. When titans meet – Can industry 4.0 revolutionise the environmentally-sustainable manufacturing wave? **The role of critical success factors, Technological Forecasting & Social Change**, v. 132, p. 18-25, 2018.
- JAGANNATHAN, S.; Ra, S.; Maclean, R. Dominant recent trends impacting on jobs and labor markets - An Overview. **International Journal of Training Research**, v. 17, 2019.
- JERMAN, A.; PEJIĆ BACH, M.; ALEKSIĆ, A. Transformation towards smart factory system: Examining new job profiles and competencies. **Systems Research and Behavioral Science**, v. 37, n.2, p. 388–402, 2020.
- JIE, YANG; LIMENG, Y.; MANRU, G. The influence of intelligent manufacturing on financial performance and innovation performance: the case of China. **Enterprise Information Systems**, 2020.

JUNG, J. The fourth industrial revolution, knowledge production and higher education in South Korea. **Journal of Higher Education Policy and Management**, v. 42, n. 2, p. 134–156, 2020.

KAMBLE, S. S.; Gunasekaran, A.; Sharma, R. Analysis of the driving and dependence power of barriers to adopt industry 4.0 in Indian manufacturing industry. **Computers in Industry**, v. 101, p. 107–119, 2018.

KIPPER, L. M. et al. Scopus scientific mapping production in industry 4.0 (2011–2018): a bibliometric analysis. **International Journal of Production Research**, v. 58, n. 6, p. 1605–1627, 2019.

KITCHENHAM, B. **Guidelines for performing systematic reviews in software Engineering** (EBSE Technical Report/EBSE 2007-01). UK: Keele University, 2007.

KUMAR, A. S.; IYER, E. An industrial iot in engineering and manufacturing industries - Benefits and challenges. **International Journal of Mechanical and Production Engineering Research and Development**, v. 9, n. 2, p. 151–160, 2019.

KUMAR, S.; SUHAIB, M.; ASJAD, M. Industry 4.0: Complex, disruptive, but inevitable. **Management and Production Engineering Review**, v. 11, n. 1, p. 43–51, 2020.

KUMAR, R.; SINGH, R.; DWIVEDI, Y. Application of industry 4.0 technologies in SMEs for ethical and sustainable operations: Analysis of challenges, **Journal of Cleaner Production**, v. 275, 2020.

LAKMALI, G.D.E.; VIDANAGAMACHCHI K.; NANAYAKKARA L.D.J.F. Readiness assessment for industry 4.0 in Sri Lankan Apparel Industry. **In: Proceedings of the International Conference on Industrial Engineering and Operations Management**, 2020.

LEE, C. K. M.; ZHANG, S. Z.; NG, K. K. H. Development of an industrial Internet of things suite for smart factory towards re-industrialization. **Advances in Manufacturing**, v.5, n. 4, p.335–343, 2017.

LING, Y. M.; BINTI ABDUL HAMID, N. A.; CHUAN, L. T. Is Malaysia ready for Industry 4.0? Issues and Challenges in Manufacturing Industry. **International Journal of Integrated Engineering**, v. 12, n. 7, p. 134–150, 2020.

MAHESH, P. et al. A Survey of Cybersecurity of Digital Manufacturing. **Proceedings of the IEEE**, 2020.

MANTRAVADI, S. et al. Securing IT/OT Links for Low Power IIoT Devices: Design Considerations for Industry 4.0. **IEEE Access**, v.8, 2020.

MARQUES, M. et al. Decentralized decision support for intelligent manufacturing in Industry 4.0. **Journal of Ambient Intelligence and Smart Environments**, v. 9, n. 3, p. 299–313, 2017.

MASSOD, T.; EGGER, J. Augmented reality in support of Industry 4.0 Implementation challenges and success factors. **Robotics and Computer Integrated Manufacturing**, v. 58, p. 181–195, 2019.

MASOOD, T.; SONNTAG, P. Industry 4.0: Adoption challenges and benefits for SMEs. **Computers in Industry**, v. 121, 2020.

MIAN, S. H. et al. Adapting universities for sustainability education in industry 4.0: Channel of challenges and opportunities. **Sustainability**, v.12, n. 15, 2020.

MITTAL, S., et al. A critical review of smart manufacturing & Industry 4.0 maturity models: Implications for small and medium-sized enterprises (SMEs). **Journal of Manufacturing Systems**, v. 49, p. 194–214, 2018.

MOKTADIR, M. A. et al. Assessing challenges for implementing Industry 4.0: Implications for process safety and environmental protection. **Process Safety and Environmental Protection**, v. 117, p. 730–741, 2018.

MOUSTAFA, N. et al. A New Threat Intelligence Scheme for Safeguarding Industry 4.0 Systems. **IEEE Access**, v. 6, 2018.

NAFCHI, M. Z.; MOHELSKÁ, H. Effects of industry 4.0 on the labor markets of Iran and Japan. **Economies**, v. 6, n. 3, 2018.

NAGY, J. et al. The role and impact of industry 4.0 and the internet of things on the business strategy of the value chain-the case of hungary. **Sustainability**, v.10, n. 10, 2020.

NOLTING, L. et al. Locating experts and carving out the state of the art: A systematic review on Industry 4.0 and energy system analysis. **International Journal of Energy Research**, 2020.

OTTONICAR, S. L. C.; VALENTIM, M. L. P. A competência em informação no contexto do trabalho: uma revisão sistemática da literatura voltada à indústria 4.0. **Revista eletrônica de biblioteconomia e ciência da informação**, v. 24, n. 56, p. 01-21, 2019.

PANETTO, H. et al. Challenges for the cyber-physical manufacturing enterprises of the future. **Annual Reviews in Control**, v. 47, p. 200–213, 2019.

PESSÔA, M. V. P.; JAUREGUI BECKER, J. M. Smart design engineering: a literature review of the impact of the 4th industrial revolution on product design and development. **Research in Engineering Design**, v. 31, n. 2, p. 175–195, 2020.

PEREIRA, A. C.; ROMERO, F. A review of the meanings and the implications of the Industry 4.0 concept. **Procedia Manufacturing**, v. 13, p. 1206–1214, 2017.

PEREIRA, T.; BARRETO, L.; AMARAL, A. Network and information security challenges within Industry 4.0 paradigm. **Procedia Manufacturing**, v. 13, p. 1253–1260, 2017.



PINZONE, M. et al. A framework for operative and social sustainability functionalities in Human-Centric Cyber-Physical Production Systems. **Computers and Industrial Engineering**, v. 139, 2020.

Prause, M. Challenges of Industry 4.0 technology adoption for SMEs: The case of Japan. **Sustainability**, v. 11, n. 20, 2019.

RAJ, A. et al. Barriers to the adoption of industry 4.0 technologies in the manufacturing sector: An inter-country comparative perspective. **International Journal of Production Economics**, v. 224, 2020.

RAO, S. K.; PRASAD, R. Impact of 5G Technologies on Industry 4.0. **Wireless Personal Communications**, v.100, n. 1, p. 145–159, 2018.

RASANJANI, P.M.D. et al, A strategic relationship building through procurement 4.0: An analysis from the apparel industry. **In: Proceedings of the International Conference on Industrial Engineering and Operations Management**, 2019.

RAUCH, E.; VICKERY, A. R. Systematic analysis of needs and requirements for the design of smart manufacturing systems in smes. **Journal of Computational Design and Engineering**, v. 7, n. 2, p. 129–144, 2020.

ROJKO, K.; ERMAN, N.; JELOVAC, D. Impacts of the Transformation to Industry 4.0 in the Manufacturing Sector: The Case of the U.S. **Organizacija**, v. 53, n. 4, p. 287–305, 2020.

SANG-CHUL, P. The Fourth Industrial Revolution and implications for innovative cluster policies. **AI & SOCIETY**, v. 33, p. 433-445, 2018.

SANIUK, S.; SANIUK, A. Challenges of Industry 4.0 for Production Enterprises Functioning Within Cyber Industry Networks. **Management Systems in Production Engineering**, v. 26, n. 4, p. 212–216, 2018.

SCHWAB, K; DAVIS, N. **Aplicando a quarta revolução industrial**. São Paulo: Edipro, 2018.

SCHWAB, K. **A quarta revolução industrial**. São Paulo: Edipro, 2016.

SGARBOSSA, F. ET AL. Human factors in production and logistics systems of the future. **Annual Reviews in Control**, v. 49, p. 295–305, 2020..

SHI, Z. et al. Smart factory in Industry 4.0. **Systems Research and Behavioral Science**, v. 37, n. 4, p. 607–617, 2020. <https://doi.org/10.1002/sres.2704>

SOROOSHIAN, S.; PANIGRAHI, S. Impacts of the 4th industrial revolution on industries. **Walailak Journal of Science and Technology**, v. 17, n. 8, p. 903–915, 2020. <https://doi.org/10.48048/wjst.2020.7287>

SPÖTTL, G., & WINDELBAND, L. The 4th industrial revolution—its impact on vocational skills. **Journal of Education and Work**, 2020.

STENTOFT, J. et al. Drivers and barriers for Industry 4.0 readiness and practice: empirical evidence from small and medium-sized manufacturers. **Production Planning and Control**, 2020.

STENTOFT, J.; RAJKUMAR, C. The relevance of Industry 4.0 and its relationship with moving manufacturing out, back and staying at home. **International Journal of Production Research**, v. 58, n. 10, p. 2953–2973, 2020.

TRANFIELD, D.; DENYER, D.; SMART, P. Towards a methodology for developing evidence-informed management knowledge by means of systematic review. **British Journal of Management**, v. 14, p. 207-222, 2003.

VAIDYA, S.; AMBAD, P.; BHOSLE, S. Industry 4.0 - A Glimpse. **Procedia Manufacturing**, v. 20, p. 233–238, 2018.

XU, H. et al. A Survey on Industrial Internet of Things: A Cyber-Physical Systems Perspective. **IEEE Access**, v. 6, 2018.

XU, L. DA; XU; E. L.; LI, L. Industry 4.0: State of the art and future trends. **International Journal of Production Research**, v. 56, n. 8, p. 2941–2962, 2018.

XU, M.; DAVID, J. M.; KIM, S. H. The Fourth Industrial Revolution: Opportunities and Challenges. **International Journal of Financial Research**, v. 9, n. 2, 2018.

Yang, J., Ying, L., & Gao, M. The influence of intelligent manufacturing on financial performance and innovation performance: the case of China. **Enterprise Information Systems**, v. 14, n. 6, p. 812–832, 2020.

ZEID, A. et al. Interoperability in smart manufacturing: Research challenges. **Machines**, v. 7, n. 2, 2019.

ZHENG, T. et al. The impacts of industry 4.0: a descriptive survey in the Italian manufacturing sector. **Journal of Manufacturing Technology Management**, v. 31, n. 5, 2019.

## 5 DISCUSSÃO

No primeiro artigo (item 4.1) as técnicas estatísticas multivariadas, análise de agrupamento, Análise de Componentes Principais (ACP) e Regressão Linear Múltipla (RLM) foram utilizadas para investigar a relação dos indicadores da indústria da transformação com o Produto Interno Bruto (PIB) do setor. A análise de agrupamentos foi empregada para agrupar os indicadores de acordo com sua similaridade, identificando as variáveis com maior afinidade com o PIB da indústria de transformação. Além disso, a análise teve como propósito auxiliar na seleção de variáveis para aplicação da ACP. A ACP tornou possível a redução da dimensionalidade dos dados, que passaram a ser representados por componentes principais capazes de maximizar sua variabilidade, deixando os dados mais informativos. Enquanto a utilização da análise de RLM permitiu analisar a associação dos componentes principais e o PIB da manufatura e verificar seus impactos na formação do PIB do setor.

As análises descritas se mostraram coerentes com o desempenho atual do setor, que vive um processo de desindustrialização precoce. Deixando evidente o quanto a produtividade e empregabilidade afetam o PIB da indústria de transformação e limitam seu desenvolvimento econômico. Como também demonstraram que a adoção dos conceitos e tecnologias da Indústria 4.0 pode ser um fator decisivo para promover o crescimento econômico e garantir a sustentabilidade das empresas de manufatura.

O segundo artigo (item 4.2), desenvolvimento de uma Revisão Sistemática da Literatura (RSL), teve como objetivo identificar potenciais impactos e desafios da Indústria 4.0 na manufatura a partir da análise de publicações científicas. A partir dos resultados da RSL sete potenciais impactos foram identificados: (i) ambiental; (ii) competitivo; (iii) econômico; (iv) ensino; (v) mercado de trabalho; (vi) modelos de negócios; e (vii) social, assim como seis potenciais desafios enfrentados pela manufatura para adoção da transformação digital: (i) gestão; (ii) governo; (iii) implementação; (iv) mão de obra; (v) operação; e (vi) segurança.

Ao final da pesquisa foi possível constatar que as análises multivariadas desenvolvidas permitiram transformar dados em informação, e realizar levantamentos cabíveis ao contexto industrial brasileiro, revelando suas deficiências e oportunidades a serem trabalhadas para contribuir para o desempenho competitivo e econômico do setor. Assim, como a RSL permitiu obter uma visão geral dos principais impactos e desafios na Indústria 4.0 para manufatura, discutidos atualmente na comunidade científica.



## 6 CONCLUSÃO

Atualmente é inevitável discutir sobre desenvolvimento econômico e competitivo do setor manufatureiro sem mencionar a Indústria 4.0 como estratégia de inovação e recuperação do setor industrial. A indústria de transformação contribui para geração de riqueza, emprego e desenvolvimento social, conseqüentemente, seu desempenho afeta todas as esferas sociais.

Neste trabalho, buscou-se a compreensão da contribuição dos indicadores da indústria de transformação na formação do PIB do setor. Desta forma, utilizou-se a técnica análise de agrupamento, esta foi capaz de classificar e selecionar indicadores da manufatura para posterior análise de componentes principais. A análise de componentes principais foi aplicada aos dados selecionados com a finalidade de reduzir sua dimensão, servindo como dados de entrada para regressão linear múltipla. Por fim, a regressão linear múltipla permitiu estabelecer a relação entre o PIB da manufatura e os indicadores industriais, levando a reflexões sobre as perspectivas da Indústria 4.0 no Brasil. Além disso, a revisão sistemática da literatura realizada tornou possível um entendimento abrangente sobre os potenciais impactos e desafios que a manufatura tem enfrentado com o advento da transformação digital.

Os resultados indicaram que o conhecimento acerca dos conceitos e abrangência da Indústria 4.0 estão em construção e que o compartilhamento de conhecimento e desenvolvimento de pesquisas sobre o assunto minimizará as incertezas sobre o futuro da indústria. Além disso, a geração de conhecimento será decisiva para o estabelecimento de estratégias direcionadas a recuperação industrial e para moldar o futuro da transição de modelos de negócios atuais para fabricação inteligente.

Para trabalhos futuros sugere-se o desenvolvimento de pesquisas científicas capazes de orientar soluções remediadoras para contornar os desafios e impactos da Indústria 4.0, não somente na manufatura, mas no ambiente acadêmico, social e demais setores limitados de orientações consistentes sobre quando é necessário começar a transição para a transformação, como proceder com esta transição e como lidar com suas incertezas.

## REFERÊNCIAS

- AGÊNCIA BRASILEIRA DE DESENVOLVIMENTO INDUSTRIAL. **Projetos**. Disponível em: < <https://www.abdi.com.br/home> >. Acesso em: 05 jan. 2020.
- ALMEIDA, P. S. de. **Indústria 4.0**: Princípios básicos, aplicabilidade e implantação na área industrial. São Paulo: Érica, 2019.
- ATIK, H.; ÜNLÜ, F. The measurement of industry 4.0 performance through industry 4.0 index: An empirical investigation for turkey and european countries. **Procedia Computer Science**, v. 158, p. 852-860, 2019.
- AVDIUSHCHENKO, A.; ZAJAC, P. Circular economy indicators as a supporting tool for european regional development policies. **Sustainability**, v. 11, 2019.
- BIGATON, A. et al. Evolução de indicadores industriais e custos de produção do setor sucroenergético. **Revista Pecege**, v. 4, n. 2, 2018.
- BOOTH, A; SUTTON, A.; PAPAIONNOU, D. **Systematic approaches to a successful literature review**. 2. ed. Los Angeles: Sage Publications, 2016.
- BOTEZAT, E. A. et al. An exploration of circular economy practices and performance among romanian producers. **Sustainability**, v. 10, 2018.
- BRESSER-PEREIRA, L. C. Brasil vive desindustrialização. **Economia & Tecnologia**, v. 22, 2010.
- CANO, W. A desindustrialização no Brasil. **Economia e Sociedade**, v. 21, p. 831-851, 2012.
- CARUSO, G.; GATTONE, S. A. Waste management analysis in developing countries through unsupervised classification of mixed data. **Social Sciences**, v. 8, 2019.
- CATTEL, R. B. The scree test for the number of factors. **Multivariate Behavior Research**, v. 1, p. 245-276, 1966.
- CHAN, S. L.; PARK, M. Project cost estimation using principal component analysis regression. **Construction Management and Economics**, v. 23, p. 295-304, 2005.
- CLASSIFICAÇÃO NACIONAL DE ATIVIDADES ECONÔMICAS. **CNAE versão 2.0**. Disponível em: < <https://cnae.ibge.gov.br/classificacoes/por-tema/atividades-economicas/classificacao-nacional-de-atividades-economicas> >. Acesso em: 04 out. 2019.
- CONFEDERAÇÃO NACIONAL DA INDÚSTRIA. **Estatísticas**. Disponível em: < <http://www.portaldaindustria.com.br/cni/estatisticas/>>. Acesso em: 06 out. 2019a.
- CONFEDERAÇÃO NACIONAL DA INDÚSTRIA. **Mapa estratégico da indústria 2018-2022**. Disponível em: < <http://www.portaldaindustria.com.br/cni/canais/mapa-estrategico-da-industria/downloads/>>. Acesso em 09 dez. 2019b.

CONFEDERAÇÃO NACIONAL DA INDÚSTRIA. **Metodologia de custos industriais**. Disponível em: < <http://www.portaldaindustria.com.br/estatisticas/indicador-de-custos-industriais/> >. Acesso em: 10 out. 2019c.

CONFEDERAÇÃO NACIONAL DA INDÚSTRIA. **Perfil da Indústria Brasileira**. Disponível em: < <http://industriabrasileira.portaldaindustria.com.br/#!/industria-transformacao> >. Acesso em: 31 jan. 2020d.

CRESPO, A. A. **Estatística Fácil**. São Paulo: Editora Saraiva. 2009.

DEINEKO, L. et al. An institutional mechanism for integrating domestic manufacturing into global value chains. **Business Perspectives**, v. 17, n. 3, 2019.

DELGADO, J. M. D. et al. Robotics and automated systems in construction: Understanding industry-specific challenges for adoption. **Journal of Building Engineering**, v. 26, 2019.

DUARTE, J. B. **Princípios e utilização de técnicas multivariadas no melhoramento de plantas**. 1997. 69f. Monografia (Pós-Graduação em Genética e Melhoramento de Plantas), Departamento de Genética, Universidade de São Paulo, São Paulo, 1997.

DURIGAN JUNIOR, C. A. et al. Fatores macroeconômicos, indicadores industriais e o spread bancário no Brasil. **Revista de Ciências da Administração**, v. 20, n. 51, p. 26-41, 2018.

FÁVERO, L. P.; BELFIORE, P. **Manual de análise de dados – Estatística e modelagem multivariada com Excel®, SPSS® e Stata®**. 1. Ed. Rio de Janeiro: LTC, 2020.

FEDERAÇÃO DAS INDÚSTRIAS DO ESTADO DE SÃO PAULO (FIESP) E CENTRO DAS INDÚSTRIAS DE ESTADO DE SÃO PAULO (CIESP). **Departamento de Economia, Competitividade e Tecnologia: Panorama da indústria de transformação brasileira**. 18. ed., 2019. Disponível em: <<https://www.fiesp.com.br/indices-pesquisas-e-publicacoes/o-processo-de-desindustrializacao/>>. Acesso em: 18 dez. 2019.

FERRAZ, J. C.; KUPFER, D.; HAGUENAUER, L. **Made in Brazil: desafios competitivos para a indústria**. 5 ed. Editora Campus, 1995.

FERREIRA, D. F. **Estatística Multivariada**. 3. ed. Lavras, MG: Editora UFLA, 2018. 624 p.

FIELD, A. **Descobrimos a estatística usando o SPSS**. 2. ed. Porto Alegre: Artmed, 2009.

FINK, A. **Conduction research literature reviews: from the internet to paper**. 4. ed. Los Angeles: Sage Publications, 2014.

FONSECA, J. J. S. da. **Metodologia da pesquisa científica**. Fortaleza: Universidade Estadual do Ceará, 2002. Apostila.

FRANK, A. G.; DALENOGARE, L. S.; AYALAM N. F. Industry 4.0 technologies: Implementation patterns in manufacturing companies. **International Journal of Production Economics**, v. 201, p. 15-26, 2019.

- GALA, P. Real Exchange rate levels and economic development: theoretical analysis and econometric evidence. **Cambridge Journal of Economics**, n. 32, p. 273-288, 2008.
- GALA, P. et al. Sophisticated Jobs matter for economic complexity: An empirical analysis based on input-output matrices and employment data. **Structural Change and Economic Dynamics**, 2017.
- GIL, A. C. **Como elaborar projetos de pesquisa**. 4. ed. São Paulo: Atlas, 2002. 175 p.
- GREENE, W. H. **Econometric analysis**. 7. ed. Harlow: Pearson, 2012.
- HAILU, H. et al. Critical success factors model developing for sustainable Kaizen implementation in manufacturing industry in Ethiopia. **Management Science Letters**, v. 7, p. 585-600, 2017,
- HAIR JR., J. F. et al. **Análise multivariada de dados**. 6. ed. Porto Alegre: Bookman, 2009.
- INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Contas Nacionais**. Disponível em: <<https://www.ibge.gov.br/estatisticas/economicas/contas-nacionais.html>>. Acesso em: 06 dez. 2019.
- INSTITUTO DE PESQUISA ECONÔMICA APLICADA. **Ipeadata**. Disponível em: <<http://www.ipeadata.gov.br/>>. Acesso em: 10 out. 2019.
- JIANG, Y.; YIN, S. Recursive total principle component regression based fault detection and its application to vehicular cyber-physical systems. **IEEE Transactions on Industrial Informatics**, v. 14, n. 4, p. 1415-1423, 2018.
- JOHNSON, R. A.; WICHERN, D. W. **Applied multivariate statistical analysis**. 6. ed. New Jersey: Pearson Prentice Hall, 2012.
- JOLLIFFE, I. T. **Principal component analysis**. 2. ed. New York: Springer Verlag, 2002.
- KAMPRATH, M.; MIETZNER, D. The impact of sectoral changes on individual competences: A reflective scenario-based approach in the creative industries. **Technological Forecasting & Social Change**, v. 95, p. 252-275, 2015.
- KIN, D. G.; CHOI, S. O. Impact of construction IT technology convergence innovation on business performance. **Sustainability**, v. 10, 2018.
- KUPFER, D.; HASENCLEVER, L. **Economia Industrial: fundamentos teóricos e práticas no Brasil**. Rio de Janeiro: Campus, 2002.
- LABIAK JUNIOR, S.; MATOS, E. A. de; LIMA, I. A. de. **Fontes de fomento à inovação**. Curitiba: Aymará, 2011.
- LIŽBETINOVÁ, L. et al. Application of cluster analysis in marketing communications in small and medium-size enterprises: An empirical study in the Slovak Republic. **Sustainability**, v. 11, 2019.



MARCONI, M. de A.; LAKATOS, E. M. **Metodologia do trabalho científico**. 8. ed. São Paulo: Atlas, 2018. 239 p.

MINGOTI, S. A. **Análise de dados por meio de métodos de estatística multivariada: Uma abordagem aplicada**. Belo Horizonte: Editora UFMG, 2005. 297 p.

MINISTÉRIO DA ECONOMIA, INDÚSTRIA, COMÉRCIO EXTERIOR E SERVIÇOS. **Competitividade industrial**. Disponível em: <<http://www.mdic.gov.br/index.php/component/content/article?id=2713>>. Acesso em: 19 nov. 2019.

MONTGOMERY, D. C.; PECK, E. A.; VINING G. G. **Introduction to linear regression analysis**. 5. ed. New Jersey: John Wiley & Sons, 2012.

NASSIF, A.; BRESSER-PEREIRA, L. C.; FEIJÓ, C. The case for reindustrialisation in developing countries: towards the connection between the macroeconomic regime and the industrial policy in Brazil. **Cambridge Journal of Economics**, v. 42, p. 355-381, 2018.

OKOSHI, C. Y.; LIMA, E. O. de; COSTA, S. E. da. Performance cause and effect studies: Analyzing high performance manufacturing companies. **Internaltional Journal of Production Economics**. v. 210, p. 27-41, 2019.

OREIRO, J. L.; D'AGOSTINI, L. Macroeconomic policy regimes, real exchange rate overvaluation, and performance of the Brazilian economy (2003–2015). **Journal of Post Keynesian Economics**, 2017.

OREIRO, J. L.; FEIJÓ, C. A. Desindustrialização: conceituação, causas, efeitos e o caso brasileiro. **Revista de Economia Política**, v. 30, n. 2, p. 219-232, 2010.

POCHMANN, M. **Brasil sem industrialização: a herança renunciada**. Ponta Grossa: Editora UEPG, 2016, 187 p.

ROWTHORN, R; RAMASWANY, R. **Growth, trade and de-industrialization**. IMF Staff Papers, v. 46, n. 1, 1999.

SACOMANO, J. B. et al. **Indústria 4.0: Conceitos e fundamentos**. São Paulo: Blucher, 2018.

SALAM, M. A. Analyzing manufacturing strategies and Industry 4.0 supplier performance relationships from a resource-based perspective. **Benchmarking: An International Journal**, 2019.

SANTOS, M. M. D.; LEME, M. O.; STEVAN JR. S. L. **Indústria 4.0: Fundamentos, perspectivas e aplicações**. São Paulo: Érica, 2018.

SCHWAB, K. **A quarta revolução industrial**. São Paulo: Edipro, 2016.

SCHWAB, K; DAVIS, N. **Aplicando a quarta revolução industrial**. São Paulo: Edipro, 2018.

SCHWARTSMAN, A. Uma Tese com Substâncias. **Folha de São Paulo**, 2009. Disponível em: < <https://www1.folha.uol.com.br/fsp/dinheiro/fi1908200909.htm> >. Acesso em: set. 2020.

SHIELDS, D. J.; SOLAR, S. V.; MARTIN, W. E. The role of values and objectives in communicating indicators of sustainability. **Ecological Indicators**, v. 2, p. 149-160, nov. 2002.

SILVA, M. L. et al. O setor industrial brasileiro: desafios e oportunidades. **Revista de desenvolvimento econômico – RDE**, v. 2, n. 43, p. 28-54, 2019.

SILVEIRA, D. T.; CÓRDOVA, F. P. A pesquisa científica. In: GERHARDT, T. E.; SILVEIRA, D. T. **Métodos de pesquisa**. Porto Alegre: Editora da Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2009. cap. 2. Disponível em: < <http://www.ufrgs.br/cursopgdr/downloadsSerie/derad005.pdf> >. Acesso em: 15 maio 2019.

SIMAR, L.; HÄRDLE, W. **Applied multivariate statistical analysis**. Alemanha: Springer, 2003. Disponível em: <[http://www.leg.ufpr.br/lib/exe/fetch.php/wiki:internas:biblioteca:applied\\_multivariate\\_statist\\_ics.pdf](http://www.leg.ufpr.br/lib/exe/fetch.php/wiki:internas:biblioteca:applied_multivariate_statist_ics.pdf)>. Acesso em 23 nov. 2019.

SINGH, S. M. S. P. et al. Evaluation indicators for International manufacturing network under circular economy. **Management Decision**, v. 57, n. 4, p. 811-839, 2019.

SIQUEIRA, I. C.; SIMA, L. F.; ROCHA, J. A. G. da. A importância dos números – índices. **Revista CE Contribuciones a la Economía**: México, 2009. Disponível em: <<http://www.eumed.net/ce/2009a/ssr.htm>>. Acesso em: 20 nov. 2019.

STOCK, J. W.; WATSON, M. W. **Introduction to econometrics**. 3. ed. Essex: Pearson, 2006.

SUZIGAN, W.; FURTADO, J. Instituições e Políticas Industriais e Tecnológicas: Reflexões a Partir da Experiência Brasileira. **Estudos Econômicos**, v. 40, n. 1, p. 7-41, 2010.

SUZIGAN, W.; GARCIA, R.; FEITOSA, P. H. Institutions and industrial policy in Brazil after two decades: have we built the needed institutions? **Economics of innovation and new technology**, 2020.

TOMCZAC, S. K. Comparison of the financial standing of companies generating electricity from renewable sources and fossil fuels: A new hybrid approach. **Energies**, v. 12, 2019.

TORRES, R. L.; CAVALIERE, H. Uma crítica aos indicadores usuais de desindustrialização no Brasil. **Revista de Economia e Política**, v. 35, n. 4, p. 859-877, 2015.

TRONCI, S. et al. In-line monitoring and control of rheological properties through data-driven ultrasound soft-sensors. **Sensors**, v. 19, 2019.

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA MARIA. **Manual de dissertações e teses da UFSM**: estrutura e apresentação. 1. ed. Santa Maria: Editora da UFSM, 2017.

VERÍSSIMO, M. P. Indicadores Industriais dos Estados do Sudeste Brasileiro: Uma Análise sobre Desindustrialização a partir de Modelos ARDL\*. In: **III ENEI – Encontro Nacional de Economia Industrial e Inovação**. Minas Gerais: Uberlândia, 2018.

VICINI, L. et al. **Técnicas multivariadas exploratórias**: teorias e aplicações no *software* STATISTICA®. Santa Maria, RS: Editora da UFSM, 2018. 240 p.

WOOLDRIDGE, J. M. **Introductory econometrics**: a modern approach. 2. ed. Nashville: South-Western College Pub, 2002.

WOOLDRIDGE, J. M. **Introductory econometrics**: a modern approach. 5. ed. Mason: Cengage Learning, 2012.

YADAV, S.; SINGH, S. P. Blockchain critical success factors for sustainable supply chain. **Resources, Conservation & Recycling**, v. 152, 2020.