



**PROJETO “APOIO TÉCNICO E GERENCIAL
À PESQUISA DE INOVAÇÃO SEMESTRAL
(PINTEC SEMESTRAL)
IE-UFRJ / ABDI / IBGE**

INFORME ANALÍTICO Nº 3

OS EFEITOS DA DIGITALIZAÇÃO NA INOVAÇÃO
DAS EMPRESAS BRASILEIRAS: UMA ANÁLISE A
PARTIR DA PINTEC SEMESTRAL

Ana Paula Avellar

Professora Titular do Instituto de Economia
e Relações Internacionais da UFU

Jorge Nogueira de Paiva Britto

Professor Associado da UFF

Leandro Dias Gomes de Carvalho

Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística – IBGE

Flávio José Marques Peixoto

Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística – IBGE

João Carlos Ferraz

Professor Titular do Instituto de Economia da UFRJ

Marina Szapiro

Professora Associada do Instituto de Economia da UFRJ



UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO
Instituto de Economia da UFRJ

PROJETO “APOIO TÉCNICO E GERENCIAL À PESQUISA DE INOVAÇÃO
SEMESTRAL (PINTEC SEMESTRAL)
IE-UFRJ / ABDI / IBGE

Informe Analítico n° 3

Os efeitos da digitalização na inovação das empresas brasileiras:
Uma análise a partir da PINTEC Semestral

Autores:

Ana Paula Macedo de Avellar^a
Jorge Nogueira de Paiva Britto^b
Leandro Dias Gomes de Carvalho^c
Flávio José Marques Peixoto^d
João Carlos Ferraz^e
Marina Szapiro^f

Março/2025

^a Professora Titular do Instituto de Economia e Relações Internacionais da UFU. E-mail: anaavellar@ufu.br. ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-8455-9458>

^b Professor Associado da UFF. E-mail: britto.jorge@gmail.com. ORCID: <http://orcid.org/0000-0003-0730-4958>

^c Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística – IBGE. Coordenação de Pesquisas Estruturais e Temáticas em Empresas – CESET. E-mail: leandro.dias@ibge.gov.br. ORCID: <http://orcid.org/0009-0007-0649-4944>

^d Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística – IBGE. Coordenação de Pesquisas Estruturais e Temáticas em Empresas – CESET. Gerência de Pesquisas Temáticas – GEPET. E-mail: flavio.peixoto@ibge.gov.br. ORCID: <http://orcid.org/0009-0009-8625-9120>

^e Professor Titular do Instituto de Economia da UFRJ. E-mail: jcferraz@ie.ufrj.br. ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-5980-2591>

^f Professora Associada do Instituto de Economia da UFRJ. E-mail: marina@ie.ufrj.br. ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4549-1192>

PROJETO “APOIO TÉCNICO E GERENCIAL À PESQUISA DE INOVAÇÃO
SEMESTRAL (PINTEC SEMESTRAL)
IE-UFRJ / ABDI / IBGE

COORDENAÇÃO TÉCNICA

Instituto de Economia da Universidade Federal do Rio de Janeiro (IE-UFRJ)

Coordenação de Serviços e Comércio da Diretoria de Pesquisas da Fundação Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (COSEC/DPE/IBGE)

Agência Brasileira de Desenvolvimento Industrial (ABDI)

EQUIPE DE COORDENAÇÃO

Coordenação Geral e Gestão Técnica da Pesquisa – Fernanda Vilhena, IBGE

Coordenação Acadêmica Geral - Marina Szapiro, UFRJ

Coordenação Adjunta - Simone Uderman, ABDI

Coordenação Técnica - João Carlos Ferraz, UFRJ

Gerência Executora da Pesquisa – Flávio Peixoto, IBGE

Apoio Técnico - Alessandro Pinheiro, IBGE

Coordenação do Campo - Liliane Brigeiro, Bolsista Pintec Semestral

Gerência Administrativa - Carolina Dias, UFRJ

Assistente de Pesquisa - Mithaly Correa, UFRJ

EQUIPE DE ANALISTAS / ESPECIALISTAS

Especialista em *Survey* - Jorge Britto

Supervisores de Campo - Alexandre Belisário e Celestino Costa

Analistas Juniores - Daniel Cabral, Guilherme Jorge da Silva, Leandro Dias, Leonardo Mangia, Maria Eduarda Gallo, Pedro Rocha e Pétala de Oliveira

EQUIPE TÉCNICA

Sistemas de Tecnologia de Informação e Comunicação – Beltis Service Brasil

Design Gráfico – Galadriel Design

APOIO ADMINISTRATIVO

Fundação Universitária José Bonifácio

Apresentação

O Informe Analítico 3 “Os efeitos da digitalização na inovação das empresas brasileiras: uma análise a partir da PINTEC Semestral” tem como objetivo geral verificar como as empresas brasileiras vêm adotando ferramentas de tecnologias digitais avançadas e quais seus efeitos na geração de inovação de produto e/ou de processos de negócios. Ele é constituído por duas partes correspondendo a dois estudos empíricos, cada um com objetivos específicos, metodologia, resultados, considerações finais e referências bibliográficas, que serão brevemente apresentados a seguir.

Ambos os estudos empíricos utilizaram uma base de dados constituída a partir da Pesquisa de Inovação Semestral – Pintec Semestral.¹ Essa iniciativa se propõe a realizar sete rodadas de consultas sobre inovação e temas correlatos a empresas brasileiras com 100 ou mais pessoas ocupadas nas indústrias extrativas e de transformação. Desde a segunda metade de 2022 foram realizados dois ciclos de pesquisa sobre inovação e uma sobre adoção de tecnologias digitais avançadas. Neste Informe Analítico se utiliza a pesquisa sobre digitalização e a segunda rodada de investigação sobre inovação, ambas tendo como período de referência o ano de 2022, anterior ao da coleta, e dados da Pesquisa Industrial Anual de 2022.

No que se refere à Parte 1 - *Efeitos das Tecnologias Digitais no Desempenho Inovador das Empresas: evidências empíricas para o Brasil*, o estudo tem como objetivo estimar a probabilidade de as empresas brasileiras industriais inovarem em produto e em processo de negócios tanto em função da adoção de tecnologias específicas quanto pelo uso conjunto tecnologias digitais (big data, computação em nuvem, inteligência artificial, internet das coisas, manufatura aditiva, robotização). Inicialmente foi realizado um amplo levantamento do debate nacional e internacional sobre o tema. Na sequência, a análise empírica desenvolvida divide-se em duas etapas. A primeira etapa consiste na análise descritiva para extrair evidências acerca do comportamento das empresas quanto à inovação e ao grau de digitalização. A segunda etapa do estudo de natureza econométrica, com estimação de modelos probabilísticos (probit), tem como objetivo associar a

¹ A PINTEC Semestral (pintec.ibge.gov.br) é um projeto de pesquisa iniciado em dezembro de 2021 realizado em parceria entre o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), a Agência Brasileira de Desenvolvimento Industrial (ABDI) e a Universidade Federal do Rio de Janeiro (UFRJ). O projeto tem duração de 48 meses e prevê a realização de sete ciclos de pesquisa. O objetivo da pesquisa é fornecer dados para a geração de indicadores de inovação e temáticas associadas, visando subsidiar o desenho, a implementação e o monitoramento de políticas públicas e estratégias empresariais.

capacidade inovativa aos esforços em digitalização. Ademais, nessa segunda etapa ainda são estimados modelos probabilísticos com uso de variável instrumental (ivprobit) para a verificação da existência de endogeneidade e correção desse problema, se necessário.

O estudo 2 - *Robotização, Inovação e Custos Operacionais: evidências empíricas para as empresas industriais brasileiras* tem como objetivo estimar a probabilidade de as empresas brasileiras industriais inovarem em produto e em processo de negócios em função da adoção de tecnologias relacionadas à robotização nas atividades relacionadas à produção e suas combinações com manufatura aditiva e internet das coisas. Ademais, esse estudo tenta encontrar evidências de relação entre a adoção das referidas tecnologias avançadas e os custos operacionais das empresas.

Inicialmente foi realizado um levantamento bibliográfico sobre o tema no âmbito nacional e internacional. Em seguida, o estudo apresenta um conjunto de indicadores relacionados à adoção de robôs industriais no mundo e no Brasil. A análise empírica desenvolvida, na sequência, de natureza econométrica, se divide em duas estratégias: a) estimação de modelos probabilísticos (probit) e estimação de modelos probabilísticos com uso de variável instrumental (ivprobit), cujo objetivo é associar a robotização nas atividades de produção à capacidade inovativa das empresas; b) estimação de modelos de regressão com intuito de avaliar a relação entre a adoção da robotização nas atividades de produção pelas empresas e seus custos operacionais.

Na sequência desse Informe 3 será possível verificar de maneira detalhada como cada produto foi desenvolvido e os principais resultados encontrados.

Sumário

Apresentação	3
Parte 1 – Efeitos das Tecnologias Digitais no Desempenho Inovador das Empresas: evidências empíricas para o Brasil	6
1. Introdução	7
2. A influência de tecnologias digitais no desempenho inovativo	9
2.1. A literatura teórica e conceitual	9
2.2. A literatura empírica	14
3. A aproximação metodológica.....	18
3.1. A Pintec Semestral	18
3.2. Procedimentos de seleção de empresas e variáveis	20
4. Análise dos resultados	25
4.1. Análise descritiva	25
4.2. Análise econométrica	28
4.2.1. Estimacão de modelos probabilísticos.....	28
4.2.2. Estimacões de modelos probabilísticos com variável instrumental ...	32
Consideracões Finais.....	35
Referências	37
Parte 2 - Robotizacão, Inovacão e Custos Operacionais: evidências empíricas para as empresas industriais brasileiras	42
1. Introducão	43
2. Revisão da Literatura: teoria e evidências	45
2.1. Revisão Teórica.....	45
2.2. Revisão Empírica	53
3. A adocão da Robótica na Indústria Brasileira	64
4. Notas metodológicas.....	76
4.1. Base de dados	76
4.2. Procedimentos de seleçã de empresas e variáveis	78
5. Análise dos resultados econométricos.....	84
5.1. Análise dos modelos probabilísticos	84
5.2. Análise dos modelos probabilísticos com uso de variável instrumental....	92
5.3. Análise dos modelos de regressão.....	95
Consideracões Finais.....	98
Referências	101

Parte 1 – Efeitos das Tecnologias Digitais no Desempenho Inovador das Empresas: evidências empíricas para o Brasil

Resumo

A literatura sugere que tecnologias digitais específicas podem influenciar o desempenho inovativo empresarial, tanto em países desenvolvidos quanto em desenvolvimento. O objetivo do artigo é estimar a probabilidade de as empresas brasileiras industriais inovarem em produto e em processo de negócios tanto em função da adoção de tecnologias específicas quanto pelo uso conjunto tecnologias digitais (Big Data, Computação em Nuvem, Inteligência Artificial, Internet das Coisas, Manufatura Aditiva, Robotização). Para a realização desse estudo foi utilizada uma base de dados constituída pela Pintec Semestral (*“Tecnologias Digitais Avançadas, Teletrabalho e Cibersegurança”* e Indicadores Básicos) de 2022 e pela Pesquisa Industrial Anual de 2022. Esse artigo dá uma contribuição original para a literatura: utiliza uma base de informações de qualidade e representativa do universo empresas industriais brasileiras com 100 empregados ou mais, e testa a relação entre a adoção de ao menos uma tecnologia digital, *vis a vis* o uso combinado de um conjunto de seis tecnologias digitais e seus efeitos sobre inovação. Quanto ao uso das tecnologias digitais pelas empresas inovadoras é possível observar que as empresas que realizaram inovação de produto e/ou processo adotam com mais frequência o uso da tecnologia de computação em nuvem, seguida pela internet das coisas e pela robótica. Os resultados encontrados nas estimações dos modelos probabilísticos apontam que as tecnologias digitais, quando utilizadas de maneira combinada, geram efeitos positivos e significativos na probabilidade de as empresas inovarem em produto e/ou processo e inovarem em produto e processo.

Palavras-Chave: Tecnologias Digitais. Inovação. Pintec.

1. Introdução

Diversos estudos empíricos internacionais vêm encontrando evidências de que as tecnologias digitais influenciam a inovação e o desempenho empresarial tanto em países desenvolvidos quanto em desenvolvimento (Luo, 2023; Zhou et al, 2023; Chen et al, 2024). No entanto, pesquisas sobre os efeitos da adoção de tecnologias digitais na inovação e no desempenho das empresas, considerando um diverso conjunto de tecnologias digitais ainda são incipientes. Ao analisar esses trabalhos, constata-se a utilização de diferentes indicadores para mensurar a capacitação digital das empresas, referenciando-a a diferentes tipos de tecnologias. Além disso, é possível identificar uma ampla diversidade de indicadores de desempenho para mensurar os efeitos das tecnologias digitais, que abarcam resultados inovativos (inovação de produto, inovação de processo e patente), bem como resultados financeiros e indicadores de produtividade.

Dentro desse debate, o objetivo do artigo é estimar a probabilidade de as empresas brasileiras industriais inovarem em produto e em processo de negócios tanto em função da adoção de tecnologias específicas quanto pelo uso conjunto tecnologias digitais (Big Data, Computação em Nuvem, Inteligência Artificial, Internet das Coisas, Manufatura Aditiva, Robotização). O artigo pretende contribuir para o debate sobre adoção de tecnologias digitais e esforços inovativos de empresas industriais. Diversas pesquisas recentes exploraram os efeitos de tecnologias digitais específicas isoladas no desempenho e na inovação das empresas ou, alternativamente, os efeitos da adoção de tecnologias digitais num nível muito geral. No entanto, a análise comparativa dos efeitos da adoção de tecnologias digitais na inovação empresarial tomando como base tecnologias digitais específicas em comparação com um conjunto mais amplo de tecnologias digitais específicas (ou seja, um portfólio de tecnologias digitais) ainda é pouco investigado.

Para a realização desse estudo empírico foi utilizada uma base de dados constituída a partir de dois ciclos da Pesquisa de Inovação Semestral – Pintec Semestral: Indicadores Temáticos “*Tecnologias Digitais Avançadas, Teletrabalho e Cibersegurança*” e, Indicadores Básicos (sobre conduta inovativa das empresas, ambos referentes ao ano base 2022. Para tanto, construiu-se uma base de empresas comuns (1.435 empresas industriais) a estes dois ciclos de pesquisa e com informações selecionadas da Pesquisa Industrial Anual – PIA 2022. A análise empírica desse estudo está dividida em duas etapas. A primeira etapa consiste na análise descritiva para extrair evidências acerca do

comportamento das empresas quanto à inovação e ao grau de digitalização. A segunda etapa do estudo de natureza econométrica, com estimação de modelos probabilísticos (probit), tem como objetivo associar a capacidade inovativa aos esforços em digitalização. Ademais, nessa segunda etapa estimam-se modelos probabilísticos com uso de variável instrumental (ivprobit) para verificar a existência de endogeneidade entre a variável explicativa (digitalização) e a variável dependente (inovação) e corrigir, se necessário.

Esse artigo traz uma contribuição original para a literatura: utiliza uma base de informações de qualidade e representativa do universo empresas industriais brasileiras com 100 empregados ou mais e testa a relação entre a adoção de ao menos uma tecnologia digital, *vis a vis* o uso combinado de um conjunto de seis tecnologias digitais e seus efeitos sobre inovação.

O artigo está dividido em cinco seções, além desta breve Introdução. Na seção dois é apresentada a revisão da literatura teórica e conceitual, bem como da literatura empírica. A seção três apresenta a base de dados, as variáveis utilizadas no modelo econométrico e o método de estimação. Na seção quatro são apresentados os resultados da análise empírica. Inicialmente caracteriza-se a amostra de empresas do estudo por meio de estatística descritiva, e em seguida, estão descritos os resultados dos modelos probabilísticos. Por fim, a quinta seção organiza as considerações finais do estudo.

2. A influência de tecnologias digitais no desempenho inovativo

2.1. A literatura teórica e conceitual

Dentre os estudos que analisam os efeitos de tecnologias digitais sobre o desempenho inovativo das empresas, é possível distinguir dois grupos de tecnologias digitais, com base na sua relação com o processo de inovação (Li et al, 2023). O primeiro grupo compreende tecnologias físicas relacionadas com o processo de produção e o desenvolvimento da inovação em si, enquanto o segundo grupo inclui tecnologias intangíveis baseadas em dados que cobrem horizontalmente as funções de negócio e apoiam indiretamente o processo de inovação. Estas tecnologias caracterizam-se por fortes complementaridades, uma vez que a sua adoção se relaciona com a incorporação de sistemas complexos que integram elementos tangíveis e intangíveis inter-relacionadas. A mera adoção de tecnologias digitais não implica, necessariamente, mais inovações nas empresas, fazendo com que a presença de uma relação direta e inquestionável da transformação digital com o desempenho inovativo seja controversa (Usai et al, 2021). É possível supor que a transformação digital tem o potencial de impactar diferentes fases do processo de inovação de formas complexas e causalmente ambíguas, devido à vasta gama de tecnologias facilitadoras e às múltiplas formas como as mesmas podem influenciar o desempenho dos processos, produtos e serviços.

A digitalização implica transformações que ocorrem através de múltiplos canais (Jung e Gómez-Bengochea, 2022) e vários estudos indicam que adoção de tecnologias digitais pode melhorar o desempenho das empresas em vários aspectos (Luo, 2023). À digitalização estão associados ganhos de desempenho em termos de redução de custos e novas oportunidades de receitas, incrementos de produtividade e até a emergência de novos modelos de negócio. Porém, por detrás destes eventos estão processos de mudança, de inovação. A digitalização, então, poderia afetar a amplitude e a velocidade com que ocorre a inovação, reforçando a capacidade de uma empresa acelerar a modernização de processos e o desenvolvimento de novos produtos e serviços. Na análise desses impactos, Blichfeldt et al (2021) distinguem entre amplitude e profundidade de adoção das tecnologias digitais. O conceito de amplitude reflete se uma tecnologia foi adotada ou não, enquanto o conceito de profundidade avalia até que ponto o potencial de uma tecnologia foi efetivamente utilizado em toda a sua extensão, favorecendo a construção

de um conhecimento mais profundo em torno da mesma, o que pode retroalimentar as trajetórias de inovação

Segundo Nwankpa e Roumani (2016), a transformação digital permite que as organizações tirem partido da ligação generalizada de pessoas, dados, informações e conhecimento, favorecendo a modularização de processos, o que possibilita introduzir novas práticas nas operações produtivas e na cadeia de fornecedores, viabilizando maior flexibilidade e eficiência operacional. Para Liu et al (2023), por outro lado, a inovação constitui um fator impulsionador da transformação organizacional em função de duas características definidoras, associadas às noções de convergência e *generatividade*. A noção de convergência refere-se à presença de uma arquitetura tecnológica aberta que acumula informações de múltiplas fontes e permite a participação de múltiplas partes, reunindo produtos, serviços e até indústrias anteriormente separadas (Yoo et al., 2012). A noção de *generatividade*, por sua vez, refere-se a uma “capacidade global para produzir mudanças espontâneas, impulsionadas por audiências grandes, variadas e descoordenadas” (Zittrain, 2006), operando como tecnologia facilitadora, que contribui para a geração de novos produtos, processos e serviços (Kohli e Melville, 2019). Em especial, diversas tecnologias digitais baseiam-se na reprogramação e na homogeneização de dados, que criam um ambiente de “acessibilidade aberta e flexível” (Yoo et al., 2012), onde a noção de “acessibilidade” (*affordance*) refere-se à natureza combinatória e distribuída das tecnologias digitais, que faz com que o seu potencial possa ser explorado propositadamente por uma organização.

Segundo Zhou et al (2023), os estudos que investigam a relação entre a adoção de tecnologias digitais e a performance inovativa das empresas podem ser divididas em dois grandes campos. O primeiro deles é baseado em uma tecnologia digital específica, contemplando seus efeitos na inovação das empresas, como Blockchain (Wan, Gao e Hu 2022) e Big Data (Ciampi et al. 2021). Outra categoria de estudos baseia-se numa perspectiva abrangente e integrada das tecnologias digitais (Blichfeldt e Faullant, 2021; Usai et al., 2021). No entanto, muitos desses estudos centram-se no efeito direto das tecnologias de base digital na performance inovativa das empresas, enquanto os mecanismos de mediação subjacentes a esse efeito em geral não são discutidos adequadamente. Zhou et al (2023) argumentam que a base de conhecimento desempenha um papel importante no processo de inovação das empresas impulsionado por tecnologias

digitais, operando como um mecanismo de mediação que reflete um maior nível de capacitação capaz de favorecer a adoção de tecnologias digitais.

Kastelli et al (2022) ressaltam que as tecnologias digitais emergentes melhoram/aceleram a inovação através da transformação organizacional, incluindo mudanças nas estruturas organizacionais, o uso de mídias sociais e plataformas digitais para interagir com os usuários, a abertura de novos canais de vendas e a consolidação de novos modelos de negócio (Scuotto et al. 2022). Segundo Kastelli et al (2022), para que as empresas realizem a transformação digital, é necessário desenvolver a sua capacidade digital, o que engloba esforços para integrar e utilizar ativamente as tecnologias digitais, transformando as suas funções e desenvolvendo os seus recursos humanos para adotar e tirar partido dessas tecnologias. Considerando a capacidade de absorção como mediadora entre capacidade digital e o desempenho inovativo, é possível recorrer à análise de Cohen e Levinthal (1990), que conceberam a capacidade de explorar o conhecimento externo como aspecto crítico para o desempenho inovador. Destaca-se, nesta perspectiva, o papel do conhecimento prévio e da intensidade de esforços na resolução de problemas e na interação com fontes externas de conhecimento. Segundo Li et al (2023), diversos estudos sugerem que as empresas com maior capacidade de absorção podem muitas vezes obter benefícios mais inovadores com o uso de tecnologias digitais. Usai et al (2021) argumentam que a capacidade de absorção pode ser considerada como uma capacidade organizacional essencial para viabilizar a adoção de tecnologias digitais e aumentar o seu efeito positivo no desempenho inovativo. Para Heredia et al (2022), as capacidades dinâmicas digitais complementam outras capacidades, apresentando uma relação positiva com o desempenho inovativo da empresa.

Usai et al (2021) assumem uma postura crítica em relação a diversos estudos que identificam um efeito positivo das tecnologias digitais para a inovação (Boeker et al., 2019; Verstegen, Houkes e Reymen, 2019), ressaltando que muitos destes estudos baseiam-se em análises qualitativas (Brock e von Wangenheim, 2019; Warner e Wager, 2019; Galindo-Martín, Castano-Martínez e Mendez-Picazo, 2019; Urbinati et al., 2020), em vez de testes empíricos mais robustos. Contrapondo-se a essa visão dominante, Usai et al (2021) argumentam que, embora a evidência anedótica sugira que as tecnologias digitais podem aumentar a eficiência e a produtividade no curto prazo, elas podem ter consequências negativas graves na aprendizagem e nas capacidades relacionais. Em especial, sugerem que as propriedades generativas e combinatórias das tecnologias

digitais são potencialmente inibidoras da inovação porque estão associadas ao conhecimento codificado, reutilizável e imitável. Além disso, argumentam que estudos anteriores não diferenciam o impacto de cada grupo de tecnologias digitais no desempenho inovativo, assumindo uma posição reducionista, pois, em geral, estudam apenas o efeito de uma tecnologia digital específica, não investigando também se e como tais tecnologias interagem com diferentes padrões de realização das atividades de P&D. O argumento de Usai et al (2021) também é reconhecido por Kastelli et al (2022), para quem o foco no estímulo do desempenho inovador deveria residir no desenvolvimento de fontes de conhecimento únicas de cada empresa, quer internamente, quer em colaboração com outros agentes. Na mesma direção, Heredia et al (2022) argumentam que as tecnologias digitais podem atuar como reconfiguradoras de capacidades e recursos dentro de uma organização e que, dado esse papel, as mesmas não necessariamente afetam positivamente o desempenho inovador da empresa.

Chen et al (2024) argumentam que a digitalização tem um impacto potencialmente significativo nas práticas de inovação das empresas em países emergentes. Nesse sentido, três influências principais são mencionadas. Em primeiro lugar, estas tecnologias permitem superar as limitações de tempo e espaço, ligando recursos internos e externos através de plataformas digitais compartilhadas e abertas, injetando dinamismo no sistema de inovação empresarial. Em segundo lugar, as tecnologias digitais têm forte penetração e compatibilidade com outras tecnologias, aumentando a possibilidade de recombinação com reflexo no desempenho inovativo. Em terceiro lugar, a aplicação de tecnologias digitais pode aumentar a eficiência dos processos de desenvolvimento de novos produtos, melhorando a coordenação e a troca de conhecimentos entre os diferentes participantes, reduzindo assim o custo e o tempo das atividades de P&D e melhorando a qualidade do desenvolvimento de novos produtos. Chen et al (2024) também ressaltam que a inovação tecnológica e a P&D possuem atributos de bens públicos, exigindo uma intervenção política no sentido do fornecimento de “guias” orientadores, como a concessão de subsídios. Isto incentiva os projetos de inovação das empresas a superar dificuldades, melhorando a sua capacidade de enfrentar o risco (Ivanov, Dolgui e Sokolov, 2019).

Na discussão dos impactos de tecnologias digitais sobre o processo de inovação Urbinati et al (2022) ressaltam que a maioria das pesquisas considera a “inovação digital” como o resultado final da adoção de tecnologias digitais, a qual seria incorporada em novos produtos, processos, serviços ou modelos de negócios. Paralelamente a esta

investigação sobre a inovação digital como “resultado”, é possível conceber o conceito de inovação digital como um “processo” organizacionalmente delimitado, articulando capacidades de inovação, estruturas organizacionais e gestão tecnológica nas organizações. Segundo Radicic e Petkovic (2023), a implementação de tecnologias digitais pode afetar qualquer fase dos processos de inovação, desde os insumos desse processo (tais como despesas em P&D e outros investimentos em inovação) até aos resultados obtidos (por exemplo, inovações de produtos e processos). Além disso, a digitalização pode apoiar o desenvolvimento e a aquisição de novas habilidades, competências e conhecimentos, que, por sua vez, podem levar a novos produtos e processos (Nambisan et al., 2020). A digitalização melhora o acesso ao conhecimento existente e fornece novos conhecimentos, através, por exemplo, da análise de Big Data, ampliando a capacidade de absorção das empresas e, conseqüentemente, aumentando a probabilidade de geração de novos produtos e processos (Agostini et al., 2020). Urbinati et al (2022) destacam vários aspectos que distinguem um processo de inovação “transformado digitalmente” de um processo “não digital”.

Massini et al (2024) ressaltam que, mais recentemente, estudos têm também procurado discutir as relações entre a adoção de tecnologias digitais ao nível da empresa e a produtividade. Em particular, argumenta-se que a adoção de novas tecnologias traz ganhos de produtividade, mas, historicamente, tem sido observado um “paradoxo da produtividade”, originariamente associado à adoção de tecnologias de informação e comunicação (TIC) na década de 1990, mas que poderia ser expandido para novas tecnologias de base digital, como a Inteligência Artificial (Brynjolfsson et al., 2021). A OCDE (2023) sugere um impacto modesto na produtividade, enquanto Benassi et al. (2022) concluem que a produtividade das empresas está positiva e significativamente relacionada com o desenvolvimento de modernas tecnologias digitais, enquanto a rentabilidade das empresas não parece ser afetada. A análise de Gaglio et al (2022) se conecta ao debate em torno das complexas relações entre inovação, digitalização e produtividade. Parte, nesse sentido, da abordagem baseada em uma modelagem sequencial proposta por Crepon-Duguet-Mairesse (CDM) (1998) aplicada a investigações sobre inovação, discutindo a relação entre P&D, inovação e produtividade. Integra-se, nesse sentido, a outros estudos que procuraram alargar aquela modelização para avaliar o papel das TIC, e, eventualmente, das tecnologias digitais, como insumos para a inovação

(Van Leeuwen e Farooqui, 2008; Polder et al., 2010; Aboal e Tacsir, 2018; Alvarez, 2016).

2.2. A literatura empírica

Os diversos estudos aplicados que, de alguma forma, discutem as relações entre a adoção de tecnologias digitais e o desempenho inovativo das empresas industriais, em geral, contemplam variáveis relacionadas às seguintes dimensões: (i) adoção de tecnologias de base digitais; (ii) inovação empresarial; (iii) fatores moderadores/aceleradores da relação e, (iv) variáveis de controle. Esta seção identifica estudos recentes que discutem estes aspectos, os quais podem ser diferenciados em termos de objetivos, hipóteses, fontes de dados, metodologia e técnicas de abordagem.

O Quadro 1 apresenta uma sistematização não exaustiva de análises recente que abordam a relação entre a adoção de tecnologias de base digital e a performance inovativa de empresas industriais, as quais utilizam diferentes “proxies” para aferir a capacitação digital das empresas, referenciando-a a diferentes tipos de tecnologias. Apesar da maioria dos estudos apontar para uma relação positiva entre a adoção tecnologias digitais e a performance inovativa, alguns apontam na direção contrária, enquanto outros destacam a presença de importantes fatores moderadores a serem considerados na análise dessa relação.

Quadro 1 - Síntese de Resultados de Estudos Aplicados

Autor	Objeto	Base Informações	Variáveis Dependentes	Variáveis independentes	Variáveis Moderadoras	Metodologia	Resultados
Li et al (2023)	China	Stock Market Accounting Research (CSMAR) 8.709 observações	Nível de inovação corporativa captado por meio dos pedidos de patentes de invenção	Digitalização empresarial captada pela análise da frequência de palavras-chave nos relatórios anuais das empresas	nível regional de inovação da indústria digital	Modelos de Regressão com Efeito Fixo	Digitalização e nível de inovação da indústria digital têm impacto benéfico na inovação da empresa. Nível de inovação da indústria digital tem uma influência moderadora negativa no nível de digitalização da empresa.
Usai et al (2021)	Europa	Dados Eurostat. Duas fontes: Dados da CIS -2015 sobre inovação e pesquisa sobre uso de TIC, concentrada em informações sobre E-business	Tipos de grau de “radicalidade” de inovações	Uso de TIC como proxy para tecnologias digitais. Variável sobre o número de empresas que adotaram integração de processos internos, ou com clientes, fornecedores e cadeia de suprimentos, serviços de computação em nuvem, análise de big data, impressão 3D e robótica.	A variável associada a empresas inovação fechada ou aberta agrupa as empresas por P&D interno e externo	Análise de componentes principais (PCA) e da regressão múltipla multivariada (MANOVA) para explorações e modelos preditivos	Uso de tecnologias digitais não resulta um maior desempenho inovativo
Blichfeldt et al (2021)	Europa (Alemanha, Áustria, Suíça, Dinamarca, Holanda)	European Manufacturing Survey (EMS) 747 empresas de indústrias de tecnologias de processo	Inovação de Produto e Serviço. Retorno das vendas (ROS)	Amplitude e profundidade da adoção de 10 tecnologias de base digital diferentes		Matrizes de correlação entre variáveis	Impacto positivo da implementação de tecnologias digitais em inovação do produto e de serviços. O grupo de empresas Diferenças entre as empresas de acordo com seu nível de intensidade tecnológica
Ferreira et al (2019)	Portugal	Questionário via telefone aplicado a 938 empresas portuguesas	Adoção de novos processos digitais (não vs. sim); número de inovações em produtos, processos e serviços; volume de negócios	Importância que as empresas atribuem aos novos processos digitais		Modelo de regressão logística para estimar a probabilidade de um evento particular. Esta função foi linearizada através da transformação logit dos resultados da variável.	Alguns fatores específicos têm uma influência estatisticamente positiva na adoção de novos processos digitais
Gaglio et al (2022)	África do Sul	711 MPE industriais localizadas em Joanesburgo	1º estágio: Inovação 2º estágio: Produtividade	1º estágio: Tecnologias Digitais e Realização de P&D; º estágio: Inovação	Adoção de Tecnologias Digitais (no 2º estágio)	Modelagem sequencial CDM adaptada para adoção de TIC. Mínimos quadrados de dois estágios (2SLS)	Adoção de TICs tem efeito positivo na inovação. Inovação condicionada à utilização destas tecnologias tem um efeito positivo na produtividade do trabalho

Álvarez (2016)	Chile	2.300 empresas (manufatura e serviços) em 2 versões da Encuesta Longitudinal de Empresas	1º estágio: Decisão de Inovar 2º estágio: Produtividade	1º estágio: Investimento em Tecnologias Digitais e Realização de P&D; 2º estágio: Inovação		Modelagem sequencial CDM adaptada para adoção de TIC. Regressão em três fases	TIC contribuem positivamente para a inovação Investimento em TIC aumenta a produtividade diretamente Adoção de TIC melhora resultados da inovação, independentemente das medidas de inovação e das indústrias consideradas.
Radovic e Petkovic (2023)	Alemanha	2854 PMEs de indústria e serviços <i>Mannheim Innovation Panel (MIP)</i>	Introdução de inovações de produto e processo (indicadores binários)	Três tipos de digitalização: produção e logística; cadeias de valor digitais, análise de Big Data	P&D interno	Modelo probit binário	Impacto da digitalização nas atividades de inovação é heterogêneo, dependendo do tipo de tecnologia e do tipo de inovação. Engajamento em P&D interno enfraquece os efeitos da digitalização
Kastelli et al (2022)	Grécia	1.014 empresas industriais	Inovação de produto, processo ou marketing (Var, binárias)	Tecnologias digitais I4.0 baseadas em produto (rotulada como PbT) e baseadas em gestão (MbT) Capacidade digital (rotulada como DC) combinando PbT e MbT	Capacidade de absorção	Modelagem de equações estruturais de mínimos quadrados parciais (PLS-SEM).	Contribuição direta positiva da capacidade de absorção e, em menor grau, da capacidade digital para o desempenho inovativo. Papel mediador da capacidade de absorção no aprimoramento dos efeitos positivos da digitalização
Massini et al (2024)	Inglaterra	120 empresas em universos de 2.800 de Manchester Inquérito sobre a Adoção de Tecnologias e Competências Digitais (AdiTS); Motivações, Impactos e Competências	Consequências da adoção de DT na produtividade de uma empresa	Adoção de seis Tecnologias Digitais avançadas: - IA, Big Data, Computação em Nuvem, Impressão 3D, IoT e Robótica		Técnica de aprendizado de máquina Interações entre a adoção de Tecnologias Digitais, características das empresas e desempenho inovativo testada utilizando modelos de regressão logística.	Tecnologias Digitais apresentam forte complementaridade e são. A adoção de Tecnologias Digitais em PME e nas empresas mais jovens, em conjunto com a presença de competências adequadas, influencia significativamente os níveis de produtividade das empresas.
Cuin et al (2024)	Alemanha	1.100 PME do Painel de Inovação de Mannheim do Centro de Investigação Económica Europeia	Desempenho inovador: no de tipos de inovações. Inovações de produto, processo, marketing e organizacional	Índice obtido usando a análise de componentes principais de 11 tecnologias digitais	Capacidade de absorção: análise de componentes principais de três proxies: i) intensidade de P&D ii) parcela da mão de obra em P&D;	Estimativas probit multinomiais e multivariadas	Difusão digital é um gatilho positivo para a inovação nas PMEs. Capacidade de absorção modera a relação entre difusão digital e inovação apenas no caso da inovação de produtos e não para qualquer outro tipo de inovação. Evidências sugerem

					iii) a mão de obra qualificada (pós-graduação)		que as empresas com P&D e capital humano de alta qualidade fazem melhor uso das tecnologias digitais para inovar em produtos.
Brea (2021)	Austrália	197 respondentes em pesquisa telefônica de 15 minutos a partir de base de 807 empresas	Cinco medições diferentes para desempenho inovativo, de um ângulo diferentes	Quatro tipos de Tecnologias associadas à Inteligência Artificial: i) Análise avançada de dados ii) IA: uso de dados não estruturados; iii) Computação cognitiva; iv) Computação conversacional. Diferenciação entre Modos de Inovação: STI x DIU		Modelos de regressão logística (para inovação de produto, inovação de processo e inovação de modelo de negócio como variáveis dependentes) e modelos logísticos ordenados (para diversidade de inovação e radicalidade de inovação como variáveis dependentes).	Relação positiva e significativa entre o uso de tecnologias cognitivas e o desempenho inovador. Uso de tecnologias cognitivas modera positivamente o efeito do modo STI no desempenho da inovação de produtos
Chen et al (2024)	China	7505 empresas privadas cotadas em bolsa.	Número de patentes de invenção	Índice de transformação digital (Dt) e política de incentivo à inovação (Sub) Índices calculados a partir de rastreamento de citações em relatórios das empresas.		Rastreador Python, para análise de conteúdo relatórios das empresas Modelo de Regressão logística com testes de robustez	Transformação digital promove a inovação nas empresas privadas, com um efeito mais forte e em regiões economicamente desenvolvidas; As políticas de incentivo à inovação desempenham um papel crucial no reforço do impacto da transformação digital na inovação.
Peng e Tao (2022)	China	China Stock Market & Accounting Research 1.578 amostras de empresas listadas, sendo 527 com transformação digital e 1.051 sem transformação digital	Retorno sobre ativos totais (ROA), Retorno sobre ativos líquidos (ROE) e Produção de inovação (Innovation)	Transformação digital (Digital) como variável independente principal		Regressão logística, com modelo de efeito fixo (EF) e modelo de efeito aleatório (RE).	Transformação digital melhorou muito o desempenho das empresas e pode estimular a inovação empresarial

Fonte: Elaboração dos autores.

3. A aproximação metodológica

3.1. A Pintec Semestral

A base de dados utilizada nesse estudo é constituída a partir da Pesquisa de Inovação Semestral – PINTEC Semestral.² Essa iniciativa se propõe a realizar sete rodadas de consultas sobre inovação e temas correlatos a empresas brasileiras com 100 ou mais pessoas ocupadas nas indústrias extrativas e de transformação. Desde a segunda metade de 2022 foram realizados dois ciclos de pesquisa sobre inovação e uma sobre adoção de tecnologias digitais avançadas. Neste artigo se utilizam a pesquisa sobre digitalização e a segunda rodada de investigação sobre inovação, ambas tendo como período de referência o ano de 2022, anterior ao da coleta.

A Pintec Semestral se propõe a divulgar resultados de forma tempestiva: a coleta tarda três meses e, ao seu término, também em igual período de três meses, os resultados são divulgados. Deste modo, com o intuito de fornecer informações rápidas e necessárias, não apenas sobre aspectos relacionados à conduta inovativa de curto prazo das empresas, mas também sobre sua atuação estratégica em relação a temas correlatos específicos, fez-se necessário que as investigações fossem desenhadas de forma que suas respostas pudessem ser obtidas de maneira clara, objetiva e rápida. Dessa forma, a Pintec Semestral segue um sistema de coleta de autopreenchimento eficiente e, sobretudo, com questionários curtos, objetivos e autoexplicativos de forma a garantir o claro entendimento dos conceitos e definições investigados na pesquisa, garantindo, assim, a padronização necessária para o bom resultado estatístico.

Para garantir o cumprimento dos objetivos da Pintec Semestral de fornecer informações relevantes e precisas de curto prazo, fez-se necessário delimitar o universo das empresas a serem investigadas. A delimitação do universo de empresas industriais foi feita de maneira a refletir o fenômeno estudado em função das atividades econômicas das empresas e, ao mesmo tempo, garantir que tal universo fosse suficientemente representativo para espelhar de forma acurada as características dos fenômenos

² A Pintec Semestral (pintec.ibge.gov.br) é um projeto de pesquisa iniciado em dezembro de 2021 realizado em parceria entre o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), a Agência Brasileira de Desenvolvimento Industrial (ABDI) e a Universidade Federal do Rio de Janeiro (UFRJ). O projeto tem duração de 48 meses e prevê a realização de sete ciclos de pesquisa. O objetivo da pesquisa é fornecer dados para a geração de indicadores de inovação e temáticas associadas, visando subsidiar o desenho, a implementação e o monitoramento de políticas públicas e estratégias empresariais.

investigados, no tempo de coleta e apuração planejados. Entendeu-se que o universo de empresas industriais com 100 ou mais pessoas ocupadas era a mais adequada para representar dimensões econômicas relevantes. De fato, de acordo com a Pesquisa Industrial Anual (PIA) de 2021, este conjunto de empresas representa 85,6% do total de valor de transformação industrial (VTI); 85,9% do total da receita líquida de vendas (RLV); 62,2% do total de pessoas ocupadas de toda a população de empresas extrativas e de transformação em 2021. Quantitativamente, porém, este mesmo conjunto representou apenas 2,8% do total de empresas industriais no mesmo ano. Além disso, segundo a pesquisa PINTEC 2017, essas empresas foram responsáveis por 85,7% do total dos dispêndios das empresas industriais em atividades inovativas em 2017; e por 95,1% do total dos investimentos em Pesquisa e Desenvolvimento (P&D) das empresas com 10 ou mais pessoas ocupadas nas indústrias extrativa e de transformação.

Uma vez que o período de referência das estatísticas divulgadas na pesquisa é anual, no início de cada ano de referência, a amostra a ser investigada é atualizada para refletir a evolução do cadastro básico de seleção (CBS) do IBGE, a partir dos critérios definidos pela Pintec Semestral.³ Deste modo, identificou-se que, em 2022, havia 9.584 empresas ativas com 100 ou mais pessoas ocupadas nas indústrias extrativas e de transformação, segundo a Classificação Nacional de Atividades Econômicas (CNAE 2.0). Para representar este universo, a Pintec Semestral utilizou a técnica de amostragem estratificada, onde os estratos naturais foram definidos em função das atividades econômicas que compõem o âmbito da pesquisa. As empresas da indústria extrativa foram agrupadas em um único estrato natural, ao passo que as demais empresas classificadas na indústria de transformação foram alocadas em distintos estratos definidos pelo próprio código de divisão (2 dígitos) da CNAE resultando em 25 estratos naturais. Cada estrato natural foi dividido em um estrato certo, com empresas selecionadas para amostra com probabilidade 1, e um estrato amostrado, com empresas selecionadas aleatoriamente para a amostra, de acordo com o número de pessoas ocupadas.

No entanto, para aumentar a eficiência da amostra, em virtude do tempo reduzido de coleta na PINTEC Semestral, optou-se pela definição de pontos de cortes distintos para cada estrato natural, uma vez que a distribuição da variável “número de pessoas ocupadas” difere de acordo com a atividade econômica das empresas. O simples ponto

³ Ver IBGE (2022).

de corte pelo tamanho de acordo com o número de pessoas ocupadas, por exemplo, 500 pessoas ocupadas, resultaria num tamanho de amostra maior do que a capacidade operacional disponível para a realização da pesquisa. Deste modo, foi adotado um método de estratificação de populações assimétricas, como é o caso da variável número de pessoas ocupadas, descrito em Hidiroglou (1986), que tem como objetivo fornecer o melhor ponto de corte para a determinação dos estratos (certo e amostrado) de modo a minimizar o tamanho da amostra em cada estrato natural para um nível de precisão relativa predeterminado. Assim, o tamanho da amostra da pesquisa foi dimensionado tanto para assegurar que o estimador do total da variável número de pessoas ocupadas em cada estrato natural tivesse um coeficiente de variação de 8% quanto para considerar taxas de perda pré-determinadas, de modo a garantir maior eficiência na gestão de coleta de cada estrato natural.

Dessa forma, para o ano de referência 2022, foram selecionadas 1.532 empresas para representar a população de 9.584 empresas com 100 ou mais pessoas ocupadas nas indústrias extrativas e de transformação. Deste total, 687 empresas compuseram estrato certo da amostra, com peso igual a 1, ao passo que as demais 845 empresas fizeram parte do estrato aleatório da amostra, recebendo, portanto, um peso proporcional ao tamanho e atividade econômica que faz parte para representar o total de empresas do universo de cada estrato natural.

Ao final de cada ciclo, verificada cada situação de coleta específica e realizada a imputação necessária em cada estrato natural, os pesos amostrais de seleção são recalibrados de modo a garantir a totalização do número de empresas e de pessoas ocupadas, por estrato amostrado, consistentes com o cadastro básico de seleção atualizado. Por isso, ainda que os dois ciclos da pesquisa de um determinado ano de referência tenham partido da mesma amostra, é importante destacar que uma mesma empresa que esteve presente em ambos os ciclos da pesquisa daquele mesmo ano pode ter pesos distintos em cada um dos ciclos.

3.2. Procedimentos de seleção de empresas e variáveis

Em 2023, a Pintec Semestral gerou dois ciclos de pesquisa: Indicadores Temáticos “*Tecnologias Digitais Avançadas, Teletrabalho e Cibersegurança*” e Indicadores Básicos (sobre inovação), ambos referentes ao ano base de 2022. Para a realização deste artigo,

montou-se uma base de empresas comuns aos dois ciclos de pesquisa e que também possuísse as informações necessárias da Pesquisa Industrial Anual – 2022.

Das 1.532 empresas que compuseram a amostra da pesquisa para o ano de referência 2022, observou-se a existência de 1.444 as empresas comuns aos dois ciclos da pesquisa. No entanto, nove empresas não possuíam as informações da PIA-Empresa 2022 necessárias para a modelagem proposta neste artigo. Desse modo, criou-se uma base de referência com informações das variáveis investigadas nos dois ciclos da pesquisa, mais as informações da PIA -Empresa 2022 contendo 1.435 empresas.

Assim, para este artigo criou-se uma base de dados de 1.435 empresas, contendo todas as variáveis dos dois ciclos de pesquisa, mais um conjunto de variáveis selecionadas da PIA Empresa 2022, para aplicar a modelagem e discutir as questões propostas. Todos os modelos foram aplicados no nível dos microdados, sem aplicação de expansão (pesos) para representar a população de empresas. É importante ressaltar que a despeito de serem informações coletadas em ciclos distintos, a partir de dois questionários separados, as variáveis foram concebidas de forma análoga, para o mesmo conjunto de empresas, de modo que a junção das bases e utilização conjunta das variáveis trazem elementos essenciais que complementam a análise e entendimento dos fenômenos investigados.

Uma vez selecionado o universo de empresas, procedeu-se à análise descritiva, a partir do cruzamento de variáveis dos dois ciclos da pesquisa da Pintec Semestral. Desta análise foram extraídos os primeiros indícios de relações entre inovação e digitalização das empresas. Em seguida foram realizadas estimações econométricas. Como variáveis dependentes, foram considerados quatro indicadores relacionados ao processo de inovação, como mostra o Quadro 1.

Quadro 1 – Variáveis dependentes: tipos de inovação

Variável	Descrição
Inovação de produto e/ou processo de negócios (InovProdProc)	Empresas que responderam “sim” para inovação de produto e/ou inovação de processo, desde que tenham respondido “sim” para as categorias relacionadas às atividades de produção (produção de bens, logística e TI).
Inovação de produto (InovProd)	Empresas que inovaram apenas em produto, ou seja, que responderam “sim” para inovação de produto e “não” para todas as inovações de processos de negócios.

Inovação em processo (InovProc)	Empresas que inovaram apenas em processo de negócios exclusivamente relacionados às atividades de produção (produção de bens, logística e TI).
Inovação em produto e processo de negócios (InovProd_&_Proc)	Empresas que responderam “sim” para inovação de produto e inovação de processo, desde que tenham respondido “sim” para as categorias relacionadas às atividades de produção (produção de bens, logística e TI).

No Quadro 2 estão as variáveis independentes, que indicam o grau de adoção de tecnologias digitais avançadas pelas empresas. Note-se que, diferentemente da maior parte dos estudos empíricos revisados, este artigo não trata da digitalização como um processo de adoção de soluções digitais discretas ou específicas. Muito pelo contrário, e aqui reside uma de suas contribuições, este artigo analisa a digitalização como a adoção (ou não) de um conjunto de tecnologias digitais, conforme investigado pela PINTEC Semestral.

Quadro 2 – Variáveis independentes que refletem a adoção de tecnologias digitais pelas empresas

Variável	Descrição
Digitalização (Digital)	Variável binária com valor 1 se a empresa respondeu que utilizou as <u>seis tecnologias</u> digitais avançadas investigadas na pesquisa (análise de Big Data e Computação em Nuvem e Inteligência Artificial e Internet das coisas e manufatura aditiva e robótica).
Digitalização2 (Digital2)	Variável binária com valor 1 se a empresa respondeu que utilizou <u>ao menos uma</u> das digitais avançadas investigadas na pesquisa (análise de Big Data ou Computação em Nuvem ou Inteligência Artificial ou Internet das coisas ou manufatura aditiva ou robótica).

No Quadro 3 se apresentam as demais variáveis explicativas utilizadas neste artigo.

Quadro 3 – Demais Variáveis Explicativas

Variável	Descrição
Pessoal Ocupado (lnPO)	Logaritmo natural do número de pessoas ocupadas.
Pessoal Ocupado ² (PO ²)	Número de pessoas ocupadas x número de pessoas ocupadas.
Capital estrangeiro (CapEst)	Variável binária com valor 1 se a empresa tem capital estrangeiro ou predominantemente estrangeiro.
P&D (PD)	Variável binária com valor 1 se a empresa realizou gasto com P&D >0.
Cooperação (Coop):	Variável binária que recebe valor 1 se a empresa esteve envolvida em arranjos cooperativos com outra(s) organização(ões) com vistas a desenvolver atividades inovativas de produto ou processo de negócios em 2022.

Apoio do governo (Apoio)	Variável binária que recebe valor 1 se a empresa utilizou algum dos instrumentos de apoio público para suas atividades inovativas.
Aquisição de máquinas e equipamentos/RLV (ME)	Variável contínua com valor da aquisição de M&E dividido pela Receita líquida de vendas em 2022.
Intensidade Alta e Média-Alta (AMA)	Variável binária com valor 1 se a empresa está classificada entre os setores de alta e média-alta intensidade digital (variável <i>dummy</i>). ⁴

A partir da regressão *probit*, foram gerados 08 (oito) modelos que apresentam as estimativas da função de distribuição normal inversa. Tais estimativas não são probabilidades em si, mas sim valores que podem ser vistos na tabela normal, a tabela z (*score z*). Nesse sentido, aplicou-se uma fórmula determinada pela média da densidade da distribuição normal dos valores previstos de cada modelo vezes os seus coeficientes, chamado como probabilidades e efeitos marginais, onde torna-se possível “traduzir” esses coeficientes em probabilidades previstas e efeitos marginais. Assim, além dos efeitos observados no *score z*, o modelo apresenta as probabilidades marginais através das diferentes variáveis regressoras. Por fim, utilizou-se, ainda, o Critério de Informação de Akaike (AIC), cujo segundo Dobson (2018), é uma estatística de qualidade de ajuste baseada na função de verossimilhança, com penalização para o número de parâmetros estimados, dado através da fórmula:

$$AIC = -2\ln(L) + 2p,$$

Onde L é a verossimilhança e p é o número de parâmetros estimados.

Na sequência foi testada a presença de endogeneidade com uso de variável instrumental nos modelos probabilísticos (*ivprobit*). A endogeneidade é caracterizada pela correlação entre uma variável independente e o erro de uma variável dependente. Pode ser causada por variáveis omitidas, medições imprecisas, etc. Pode causar estimativas tendenciosas dos coeficientes do modelo, conclusões incorretas etc. Uma das formas de tratar a endogeneidade e verificar se realmente há é utilizar variável instrumental.

⁴ A variável de controle setorial por intensidade digital foi construída com base na classificação da OCDE. Os setores classificados como de alta e média-alta intensidade digital são: Equipamentos de transporte; Móveis; Outras manufaturas; Reparos de computadores; Produtos de informática, eletrônicos e ópticos, Máquinas e equipamentos, Equipamentos elétricos, Produtos de madeira e papel, e Impressão.

Com isso, foi criado então a variável instrumental “índice_digital”, cuja correlação demonstrou ser alta com a variável “Digital” e “Digital2” e baixa com as variáveis respostas “InovProdProc”, “InovProd_E_Proc”, “InovProd” e “InovProc”.

Quadro 4 – Variável Instrumental utilizada nos modelos probabilísticos

Índice de Intensidade de Digitalização do Setor Industrial (índice_digital)	Variável contínua calculada pela relação entre a soma do número de empresas que adotam ao menos uma tecnologia digital avançada e o número de empresas do setor (CNAE a dois dígitos).
---	--

Com base na descrição da metodologia e das variáveis utilizadas, na próxima seção é desenvolvida a análise dos resultados obtidos por meio da estatística descritiva e das estimações econométricas.

4. Análise dos resultados

4.1. Análise descritiva

Os resultados obtidos com a tabulação especial permitem analisar a frequência de empresas e os valores relacionados às variáveis selecionadas do conjunto de empresas inovadoras. A Tabela 1 apresenta o número de empresas que possuem capital estrangeiro, o número de empresas que realizaram investimentos em P&D, que receberam apoio do governo e que realizaram atividades de cooperação. Pelos dados apresentados é possível verificar que o grupo das empresas que inovam em produto e/ou processo constitui o grupo com maior número de empresas: 832 empresas da amostra que é composta por 1.435 empresas. O menor grupo das empresas, por sua vez, é formado por empresas que inovam somente em processo (39 empresas). Quanto ao esforço inovativo, as empresas que desenvolvem inovação de produto e/ou processo são umas das que mais realizam gastos em P&D (75,6% das empresas), bem como grupo de empresas que inova em produto e processo, 177 empresas, que representam 85,5% do total desse grupo. As empresas que inovam em produto e processo se destacam por apresentarem uma frequência elevada quanto ao recebimento de benefícios do governo (apoio), com cerca de 70% das empresas beneficiadas (145 empresas), bem como por realizarem arranjos cooperativos (68% das empresas).

Tabela 1 - Número de empresas que realizaram inovação, por tipo, e suas características.

Tipos de Inovação	Número de Empresas	Capital estrangeiro	P&D	Apoio	Cooperação
Inovação em Produto e/ou Processo	832	219	629	487	446
Inovação em Produto	191	59	118	94	63
Inovação em Processo	39	16	24	16	19
Inovação em Produto e Processo	207	52	177	145	142

Fonte: Elaboração própria.

A Tabela 2 apresenta o pessoal ocupado, a receita líquida de vendas, o valor dispendido na aquisição de máquinas e equipamentos e os valores dos investimentos em P&D. Ademais, é possível construir a variável produtividade do trabalho a partir da relação entre valor de transformação industrial e pessoal ocupado. Esta tabela indica que o grupo de empresas que inova em produto e/ou processo apresenta indicadores superiores em relação aos demais grupos, sendo seguido pelo grupo de empresas que inovam em produto e processo. As empresas que inovam apenas em processo apresentam

maiores gastos na aquisição de máquinas e equipamentos (M&E) e menores gastos com P&D em relação ao grupo de empresas que inovam apenas em produto.

Tabela 2 - Características das empresas que realizaram inovação, por tipo.

Tipos de Inovação	Pessoal Ocupado (número)	RLV (R\$ mil)	M&E (R\$ mil)	Gastos com P&D (R\$ mil)	Produtividade do Trabalho (VTI/PO)
Inovação de Produto e/ou Processo	2.062.979	3.127.583.646	63.768.412	26.679.034	602.462
Inovação de Produto	282.910	238.812.812	5.068.195	2.336.615	277.325
Inovação de Processo	105.897	144.952.009	8.271.195	251.345	373.168
Inovação de Produto e Processo	796.893	997.433.594	14.936.574	6.079.326	375.604

Fonte: Elaboração própria.

A Tabela 3 apresenta resultados da tabulação que permitem analisar o número de empresas que utilizam cada tecnologia digital avançada. Dentre as empresas que realizaram inovação de produto e/ou processo a computação em nuvem é a tecnologia mais adotada dentre as tecnologias digitais analisadas. Em segundo lugar está a internet das coisas, seguida pela robótica e pela Big data. Vale destacar que as tecnologias digitais menos adotadas pelas empresas brasileiras que inovam em produto e/ou processo são manufatura aditiva e inteligência artificial. As demais categorias de inovadoras (produto, processo, produto e processo) também apresentam o mesmo padrão em relação às duas tecnologias avançadas mais utilizadas: em primeiro lugar encontra-se o uso de computação em nuvem, seguido pela internet das coisas.

Tabela 3 - Número de empresas que realizaram inovação, por uso de tecnologia digital.

Tipos de inovação	Big Data	Comput. nuvem	Intelig. artificial	Internet das coisas	Manufatura aditiva	Robótica	Digital	Digital 2
Inovação de produto e/ou processo	394	713	315	502	320	443	126	781
Inovação de produto	69	155	57	97	70	88	19	174
Inovação de processo	17	34	17	28	9	15	2	36
Inovação de produto e processo	117	186	100	146	106	131	47	198

Fonte: Elaboração própria.

As variáveis Digital e Digital2 foram construídas para compreender o comportamento das empresas que adotam as 6 tecnologias digitais simultaneamente (Digital) e das empresas que adotam ao menos uma das tecnologias digitais (Digital2). Ademais, a construção dessas variáveis possibilita, também nos exercícios econométricos, verificar a hipótese de complementaridade entre as diferentes tecnologias

digitais conforme apontado por Usai et al (2021). De acordo com a Tabela 3 verifica-se que o número de empresas que realizaram inovação de produto e/ou processo e que utilizam as 6 tecnologias digitais ao mesmo tempo (Digital) é um grupo mais reduzido (126 empresas), sendo ainda mais restrito quando se considera a realização de apenas inovação de produto (19 empresas) e inovação de processo (2 empresas). No que tange à variável Digital2 observa-se um número mais expressivo de empresas que inovam, uma vez que para a sua construção considera-se todas as empresas que usaram ao menos uma tecnologia digital, sendo por isso uma variável que abrange um maior grupo de empresas. Dentre as empresas que inovam em produto e/ou processo 781 empresas (do total de 832 empresas) utilizaram ao menos uma tecnologia digital.

Para uma melhor caracterização das empresas que adotaram as tecnologias digitais e que compõem as categorias denominadas Digital e Digital2, a Tabela 4 apresenta indicadores que evidenciam o perfil das empresas quanto ao tamanho, à origem de capital, ao esforço inovativo (P&D e cooperação), ao apoio do governo, à intensidade tecnológica setorial, e aos gastos com máquinas e equipamento em relação à receita líquida de vendas.

Tabela 4 - Características das empresas que adotaram as tecnologias digitais, por categoria Digital e Digital2

Variáveis	Digital (1)	Digital2 (2)
Pessoal Ocupado (média)	5441,79	2111,83
Capital Estrangeiro (%)	41,61%	25,12%
P&D (%)	86,13%	53,74%
Cooperação (%)	73,72%	38,53%
Apoio (%)	81,75%	42,98%
AMA (%)	41,61%	39,47%
ME (média)	0,0306	0,0330
Número de Empresas	137	1282

Fonte: Elaboração própria.

As empresas que adotam as 6 tecnologias digitais simultaneamente (Digital), apresentam indicadores superiores (coluna 01), em sua maioria, em relação às empresas que adotam ao menos uma das tecnologias digitais (Digital2) conforme evidencia a coluna 02 da Tabela 4.

As empresas Digital são maiores, em média, apresentação participação de capital estrangeiro superior (41,6% das empresas). Quanto aos indicadores de esforço inovativo, as empresas Digital, realizam de maneira predominante atividades de P&D (86% das empresas), cooperam para inovar com maior frequência (73,7%) e recebem com maior

recorrência apoio do governo (81,7%). Ressalta-se que o único indicador em que as empresas que adotam ao menos uma das tecnologias digitais (Digital2) apresentam um comportamento superior é o de aquisição de máquinas e equipamentos/RLV (ME). As empresas que adotam as 6 tecnologias simultaneamente (Digital) gastam 3,05% da RLV em máquinas e equipamentos, enquanto as empresas do grupo Digital 2 gastam um percentual um pouco superior, em média 3,3% da RLV em máquinas e equipamentos.

4.2. Análise econométrica

4.2.1. Estimação de modelos probabilísticos

A regressão *probit*, ao contrário da regressão *logit*, retorna as estimativas por meio da função de distribuição normal inversa. Isso significa que os resultados vistos nas colunas de “Estimativas” (Estim.) das Tabelas 5 e 6 não são probabilidades em si, mas sim valores que podem ser vistos na tabela normal, a tabela z (por isso é comumente chamado de score z). Essas interpretações não são intuitivas e não há uma equivalência da razão de chances para esse tipo de regressão, dado que não estamos trabalhando com resultados de probabilidades ou log-probabilidades. Sendo assim, para ler as estimativas corretamente, ou seja, através da mudança na probabilidade, existem fórmulas que traduzem esses coeficientes em probabilidades previstas e efeitos marginais, por exemplo. Por conta disso, foi necessário adicionar uma terceira coluna em todas as estimações/modelos apresentadas nas tabelas 5 e 6, a seguir, de modo que elas tenham significado e sejam possíveis de serem interpretadas. Além disso, não foi encontrado valores que informassem multicolinearidade entre as variáveis em nenhum dos modelos, a maior parte dos dados se encontraram dentro do envelope simulado (parecido com o qqplot, mas para dados não normais). No que se refere às comparações de modelos, para verificar qual é melhor que o outro, foi utilizado o Critério de Informação de Akaike (AIC). Então, tem-se os modelos a seguir, em que é possível ver suas estimativas, p-valores (usou-se o nível de significância $\alpha=0,05$) e probabilidades marginais.

A Tabela 5 apresenta os resultados das estimações dos modelos probabilísticos considerando as quatro variáveis dependentes: inovação de produto e/ou processo, inovação de produto, inovação de processo e inovação de produto e processo. Nesses modelos, a variável explicativa principal é a variável Digital, medida pela adoção de todas as 6 tecnologias digitais avançadas.

Pelos resultados apresentados nas colunas (1), (2) e (3) é possível analisar a probabilidade de a empresa innovar em produto e/ou processo de produção através das diferentes variáveis regressoras. Tem-se que a utilização do conjunto de 6 tecnologias avançadas (Digital) está associada a um aumento de 0,77 no score z da empresa inovar em produto e/ou processo de produção. Em termos de efeitos marginais, verifica-se que a adoção de 6 tecnologias digitais avançadas está associada a um aumento de aproximadamente 19,73% na probabilidade de esta empresa inovar em produto e/ou processo de produção. Ao se observar a variável capital estrangeiro verifica-se que a empresa ter capital estrangeiro está associado a uma diminuição de 0,22 no score z da empresa inovar em produto e/ou processo de produção. Em efeitos marginais, isso está associado a uma diminuição de 5,67% na probabilidade de a empresa inovar em produto e/ou processo de produção. Os resultados das demais variáveis explicativas indicam que dispêndio em P&D, apoio público, cooperação para inovação e setor de alta intensidade tecnológica aumentam a probabilidade de a empresa inovar em produto e/ou processo. Destaca-se a variável dispêndio em P&D: o dispêndio nestas atividades está associado a um aumento de aproximadamente 33,51% na probabilidade de a empresa inovar em produto e/ou processo de produção.

No modelo que testa o efeito da variável Digital na probabilidade de innovar em apenas produto o coeficiente associado é positivo, mas não significativo, conforme se observa nas colunas (4), (5) e (6). Esse comportamento se assemelha ao se observar o modelo que testa o efeito da variável Digital na probabilidade de innovar em apenas processo. Pelos resultados do modelo que testa o efeito da digitalização na probabilidade de as empresas inovarem em processo, o coeficiente associado é negativo, mas não significativo, de acordo com o apresentado nas colunas (7), (8) e (9).

Os resultados apresentados na coluna (10), (11) e (12) evidenciam que a adoção de ferramentas digitais afeta a probabilidade de a empresa innovar em produto e processo de produção. Verifica-se que a adoção de 6 tecnologias digitais avançadas está associada a um aumento de 0,24 no score z da empresa inovar em produto e processo de produção. Em termos de efeitos marginais, verifica-se que a adoção de todas as 6 tecnologias digitais avançadas está associada a um aumento de aproximadamente 4,5% na probabilidade de uma empresa inovar em produto e processo de produção. Os resultados das demais variáveis explicativas indicam que dispêndio em P&D, apoio público, cooperação para inovação e setor de alta intensidade tecnológica aumentam a probabilidade de a empresa

inovar em produto e processo. Destaca-se a variável dispêndio em P&D cujo resultado indica que este em atividades de P&D da empresa está associado a um aumento de aproximadamente 11,83% na probabilidade de a empresa inovar em produto e processo de produção.

A Tabela 6 lista os resultados das estimações dos modelos probabilísticos considerando as quatro variáveis dependentes: inovação de produto e/ou processo, inovação de produto, de processo e inovação de produto e processo. Nesses modelos, a variável explicativa principal é Digital2, medida pela adoção de pelo menos uma das 6 tecnologias digitais (Big Data, Computação em nuvem, Inteligência artificial, Internet das coisas, Manufatura aditiva e Robótica). Pelos resultados apresentados nos 4 modelos, considerando os tipos de inovação, não se encontram evidências de que o uso de ao menos uma tecnologia digital afeta a probabilidade de as empresas inovarem.

Em síntese, ao se comparar os resultados das Tabelas 5 e 6 pode-se inferir que as tecnologias digitais geram efeitos positivos e significativos na probabilidade de as empresas inovarem quando são utilizados em conjunto, de maneira combinada (variável Digital), conforme já destacado por Li *et al* (2023) e Massini *et al* (2024). Ademais, os resultados positivos também estão presentes nos casos de empresas que inovam em produto e/ou processo e de empresas que inovam em produto e processo indicando que as tecnologias digitais, quando adotadas, possuem um efeito transversal afetando os dois tipos de inovação concomitantemente (produto e processo). Esse resultado coincide com os encontrados por Chen *et al* (2024), que destacam que o uso de tecnologias digitais pode aumentar a eficiência dos processos e, simultaneamente, o desenvolvimento de novos produtos.

Tabela 5 – Estimações dos modelos probabilísticos por tipo de inovação com a variável “Digital”

Coef.	Inovação de Produto e/ou Processo			Inovação de Produto			Inovação de Processo			Inovação de Produto e Processo		
	Estim. (1)	P-valor (2)	Prob.Marg. (3)	Estim. (4)	P-valor (5)	Prob.Marg (6).	Estim. (7)	P-valor (8)	Prob.Marg. (9)	Estim. (10)	P-valor (11)	Prob.Marg. (12)
Intercepto	-0,49	<0,05	-	-0,91	<0,05	-	-2,05	<0,05	-	-2,55	<0,05	-
Digital	0,77	<0,05	0,1972	0,01	0,95	0,0021	-0,41	0,18	-0,0245	0,24	0,08	0,0450
lnPO	-0,04	0,21	-0,0109	-0,07	0,08	-0,0141	0,001	0,99	4,09E-05	0,11	<0,05	0,0209
PO2	3,05E-10	0,57	7,82E-11	-6,01E-10	0,51	-1,26E-10	1,06E-10	0,48	6,41E-12	8,94E-11	0,47	1,70E-11
CapEstr	-0,22	<0,05	-0,0567	0,20	<0,05	0,0413	0,40	<0,05	0,0240	-0,23	<0,05	-0,0440
PD	1,31	<0,05	0,3351	0,36	<0,05	0,0763	0,17	0,38	0,0102	0,62	<0,05	0,1183
Coop	0,65	<0,05	0,1674	-0,26	<0,05	-0,0552	0,28	0,11	0,0167	0,43	<0,05	0,0814
Apoio	0,29	<0,05	0,0747	0,15	0,17	0,0321	-0,24	0,18	-0,0148	0,19	0,10	0,0355
ME	0,43	0,40	0,1105	-0,01	0,96	-0,0027	-0,48	0,70	-0,0287	-0,06	0,85	-0,0107
AMA	0,18	<0,05	0,0461	0,06	0,51	0,0119	-0,18	0,24	-0,0107	0,16	0,09	0,0300
	AIC = 1327,7			AIC = 1114,1			AIC = 363			AIC = 1011,5		

Tabela 6 – Estimações dos modelos probabilísticos por tipo de inovação com a variável “Digital2”

Coef.	Inovação de Produto e/ou Processo			Inovação de Produto			Inovação de Processo			Inovação de Produto e Processo		
	Estim. (1)	P-valor (2)	Prob.Marg. (3)	Estim. (4)	P-valor (5)	Prob.Marg (6).	Estim. (7)	P-valor (8)	Prob.Marg. (9)	Estim. (10)	P-valor (11)	Prob.Marg. (12)
Intercepto	-0,73	<0,05	-	-0,96	<0,05	-	-1,96	<0,05	-	-2,67	<0,05	-
Digital2	0,17	0,18	0,0435	0,08	0,61	0,0158	0,03	0,91	0,0017	0,00	0,98	0,0009
lnPO	-0,03	0,45	-0,0067	-0,07	0,07	-0,0144	-0,02	0,75	-0,0011	0,13	<0,05	0,0244
PO2	5,37E-10	0,45	1,39E-10	-5,92E-10	0,51	-1,24E-10	1,22E-10	0,42	7,40E-12	8,10E-11	0,52	1,55E-11
CapEstr	-0,19	0,06	-0,0485	0,20	<0,05	0,0408	0,40	<0,05	0,0241	-0,22	<0,05	-0,0425
PD	1,29	<0,05	0,3332	0,36	<0,05	0,0753	0,17	0,38	0,0103	0,62	<0,05	0,1188
Coop	0,67	<0,05	0,1732	-0,27	<0,05	-0,0560	0,25	0,15	0,0153	0,44	<0,05	0,0848
Apoio	0,33	<0,05	0,0856	0,15	0,17	0,0322	-0,27	0,14	-0,0165	0,21	0,07	0,0395
ME	0,51	0,33	0,1309	-0,02	0,95	-0,0033	-0,53	0,67	-0,0320	-0,04	0,90	-0,0071
AMA	0,18	<0,05	0,0459	0,06	0,52	0,0118	-0,18	0,22	-0,0111	0,16	0,08	0,0310
	AIC = 1342,1			AIC = 1113,8			AIC = 365,1			AIC = 1014,6		

Fonte: Elaboração própria.

4.2.2. Estimações de modelos probabilísticos com variável instrumental

A endogeneidade é caracterizada pela correlação entre uma variável independente e o erro de uma variável dependente, e pode causar estimativas tendenciosas dos coeficientes do modelo, conclusões incorretas, etc. Para corrigir a existência de uma provável endogeneidade criou-se a variável instrumental “índice_digital”, cuja correlação demonstrou ser alta com a variável “Digital” e “Digital2” e baixa com as variáveis respostas “InovProdProc”, “InovProd_E_Proc”, “InovProd” e “InovProc”.

Como os modelos ajustados são probabilísticos (probit), ou seja, não são provenientes de uma distribuição normal (não possuem normalidade), a verificação de endogeneidade foi dada a partir do teste de Wald. Esse teste serve para testar a hipótese nula “Não há endogeneidade” vs hipótese alternativa “Há endogeneidade”. Caso o p-valor obtido no teste seja maior que um nível de significância $\alpha=0.05$, então não rejeitamos a hipótese nula, indicando que não há endogeneidade no modelo ajustado.

Além disso, o mesmo conceito de efeito marginal foi verificado a partir da probabilidade marginal, mencionado em outros documentos. Foi necessário também padronizar a variável PO2 dado que foi observado problemas numéricos na estimação do modelo, podendo ser relacionado com multicolinearidade e/ou escala da variável. Por conta disso, a variável PO2 foi padronizada de modo a ser subtraído sua média e dividido pelo seu desvio padrão.

Sendo assim, foram feitos os testes para os 8 modelos apresentados na seção anterior (seção 4.2.1) e as estimativas dos modelos assim como o p-valor do teste de Wald são vistos em seguida nas tabelas 7 e 8.

A Tabela 7 apresenta os resultados das estimações dos modelos probabilísticos com uso de variável instrumental considerando as quatro variáveis dependentes: inovação de produto e/ou processo, inovação de produto, inovação de processo e inovação de produto e processo. Nesses modelos, a variável explicativa principal é a variável Digital, medida pela adoção de todas as 6 tecnologias digitais avançadas.

Para verificar-se a ocorrência de endogeneidade dos modelos, faz-se necessário analisar o resultado dos testes de Wald. Verifica-se que todos os modelos estimados com a variável Digital não apresentam endogeneidade ao nível de significância a 5%. Sendo

assim, os resultados apresentados na tabela 5 (modelos probabilísticos) são os mais apropriados para analisar a relação entre a variável Digital e os quatro tipos de inovação.

A Tabela 8 lista os resultados das estimações dos modelos probabilísticos considerando as quatro variáveis dependentes: inovação de produto e/ou processo, inovação de produto, de processo e inovação de produto e processo. Nesses modelos, a variável explicativa principal é Digital2, medida pela adoção de pelo menos uma das 6 tecnologias digitais (Big Data, Computação em nuvem, Inteligência artificial, Internet das coisas, Manufatura aditiva e Robótica).

Para verificar a ocorrência de endogeneidade nos modelos, faz-se necessário analisar o resultado dos testes de Wald. Dentre os modelos estimados com a variável Digital2 apenas o que considera a variável inovação de produto e/ou processo (Tabela 8) apresenta endogeneidade ao nível de significância a 5% (p -valor= 0,0373) (coluna 03). Os resultados do teste Wald dos demais modelos não indicam a presença de endogeneidade, de modo que os resultados apresentados na tabela 6 (modelos probabilísticos) são os mais apropriados para analisar a relação entre a variável Digital2 e os demais tipos de inovação: inovação de produto, inovação de processo e inovação de produto e processo.

Pelos resultados apresentados nas colunas (1), (2) e (3) da Tabela 8, após a utilização de variável instrumental e correção do problema da endogeneidade, é possível verificar que a adoção de pelo menos uma das 6 tecnologias digitais (Big Data, Computação em nuvem, Inteligência artificial, Internet das coisas, Manufatura aditiva e Robótica), Digital2, está associada a um aumento de 1,8715 no score z da empresa innovar em produto e/ou processo de produção. Em termos de efeitos marginais, verifica-se que a adoção de pelo menos uma das 6 tecnologias digitais está associada a um aumento de aproximadamente 66,4% na probabilidade de esta empresa inovar em produto e/ou processo de produção.

Tabela 7 – Estimações dos modelos probabilísticos com variável instrumental por tipo de inovação com a variável “Digital”

Coef.	Inovação de Produto e/ou Processo			Inovação de Produto			Inovação de Processo			Inovação de Produto e Processo		
	Estim. (1)	P-valor (2)	Prob.Marg. (3)	Estim. (4)	P-valor (5)	Prob.Marg (6).	Estim. (7)	P-valor (8)	Prob.Marg. (9)	Estim. (10)	P-valor (11)	Prob.Marg. (12)
Intercepto	0.1404	0.7041	-	-0.1321	0.76	-	-1.2784	0.19	-	-2.7543	<0.05	-
Digital	2.4316	<0.05	0.7702	2.0109	<0.05	0.6369	1.3134	0.41	0.4160	-0.5989	0.63	-0.1897
lnPO	-0.1301	<0.05	-0.0412	-0.1625	<0.05	-0.0512	-0.0893	0.35	-0.0282	0.1509	<0.05	0.0478
PO2	0.0842	0.56	0.0267	-0.1370	0.56	-0.0434	0.0382	0.39	0.0121	0.0211	0.59	0.0067
CapEstr	-0.2577	<0.05	-0.0816	0.1026	0.33	0.0325	0.2946	0.13	0.0933	-0.1987	0.09	-0.0629
PD	1.1643	<0.05	0.3688	0.3226	<0.05	0.1022	0.1644	0.35	0.0521	0.6029	<0.05	0.1909
Coop	0.4452	<0.05	0.1410	-0.3708	<0.05	-0.1174	0.1287	0.57	0.0408	0.4788	<0.05	0.1517
Apoio	0.1176	0.39	0.0373	-0.0344	0.79	-0.0109	-0.3559	0.05	-0.1127	0.2477	0.07	0.0785
ME	0.2743	0.57	0.0869	-0.0948	0.70	-0.0300	-0.5085	0.66	-0.1611	-0.0202	0.95	-0.0064
AMA	0.1292	0.12	0.0409	0.0088	0.92	0.0028	-0.1894	0.17	-0.0599	0.1709	0.06	0.0541
	AIC = 1637 Log Veros. = -796,56			AIC = 1423 Log Veros. = -689,55			AIC = 674,96 Log Veros. = -315,48			AIC = 1324 Log Veros. = -639,96		
		Qui-Quad	P-valor		Qui-Quad	P-valor		Qui-Quad	P-valor		Qui-Quad	P-valor
	Wald Test	3,41	0,0647	Wald Test	3,73	0,0534	Wald Test	0,84	0,3598	Wald Test	0,42	0,5173

Tabela 8 – Estimações dos modelos probabilísticos com variável instrumental por tipo de inovação com a variável dependente “Digital2”

Coef.	Inovação de Produto e/ou Processo			Inovação de Produto			Inovação de Processo			Inovação de Produto e Processo		
	Estim. (1)	P-valor (2)	Prob.Marg. (3)	Estim. (4)	P-valor (5)	Prob.Marg (6).	Estim. (7)	P-valor (8)	Prob.Marg. (9)	Estim. (10)	P-valor (11)	Prob.Marg. (12)
Intercepto	-1.7551	<0.05	-	-1.9927	<0.05	-	-2.6191	<0.05	-	-2.3898	<0.05	-
Digital2	1.8715	<0.05	0.6640	1.8233	<0.05	0.6469	1.2442	0.41	0.4415	-0.3925	0.74	-0.1393
lnPO	-0.0636	0.06	-0.0226	-0.1017	<0.05	-0.0361	-0.0484	0.46	-0.0172	0.1369	<0.05	0.0486
PO2	0.1303	0.48	0.0462	-0.1475	0.54	-0.0523	0.0388	0.39	0.0138	0.0226	0.57	0.0080
CapEstr	-0.2295	<0.05	-0.0814	0.1035	0.33	0.0367	0.3236	0.09	0.1148	-0.2065	0.08	-0.0733
PD	1.0090	<0.05	0.3580	0.2129	0.12	0.0755	0.0918	0.66	0.0326	0.6404	<0.05	0.2272
Coop	0.4655	<0.05	0.1652	-0.3379	<0.05	-0.1199	0.1653	0.43	0.0587	0.4658	<0.05	0.1653
Apoio	0.2549	<0.05	0.0904	0.0961	0.37	0.0341	-0.2779	0.11	-0.0986	0.2119	0.06	0.0752
ME	0.3199	0.49	0.1135	-0.0958	0.70	-0.0339	-0.5535	0.64	-0.1964	-0.0181	0.95	-0.0064
AMA	0.1295	0.11	0.0459	0.0192	0.81	0.0068	-0.1905	0.18	-0.0676	0.1678	0.07	0.0595
	AIC = 1931 Log Veros. = -943,33			AIC = 1703 Log Veros. = -829,60			AIC = 957,51 Log Veros. = -456,75			AIC = 1607 Log Veros. = -781,71		
		Qui-Quad	P-valor		Qui-Quad	P-valor		Qui-Quad	P-valor		Qui-Quad	P-valor
	Wald Test	4,34	0,0373*	Wald Test	3,51	0,0611	Wald Test	0,51	0,4763	Wald Test	0,12	0,7324

Considerações Finais

A literatura especializada sugere efeitos positivos de tecnologias digitais específicas no desempenho inovativo das empresas. Na mesma direção, o presente estudo investiga a relação entre a adoção de tecnologias digitais e inovação, a partir de uma amostra representativa de empresas industriais brasileiras com mais de 100 empregados, obtida da PINTEC Semestral, tendo 2022 como ano base.

Da base de dados composta por 1.435 empresas, são 832 aquelas que inovam em produto e/ou processo. O grupo que inova em produtos e processos é composto por 177 empresas. O conjunto de empresas que inovam somente em processos é formado por apenas 39 empresas. As empresas que desenvolvem inovação de produto e/ou processo também são as que mais realizam dispêndios em P&D (75,6% das empresas). As empresas que realizaram inovação de produto e/ou processo adotam, em sua maioria, tecnologia de computação em nuvem, seguida pela internet das coisas e robótica.

A principal contribuição deste artigo foi de discernir as diferenças entre a contribuição para a inovação empresarial advinda da adoção de uma ou poucas tecnologias digitais específicas vis a vis a adoção de um amplo conjunto de soluções digitais. Segundo as estimações econométricas (modelos probabilísticos) foi possível verificar que nos modelos em que a variável explicativa principal é Digital (medida pela adoção de todas as 6 tecnologias digitais avançadas - Big Data, Computação em Nuvem, Inteligência Artificial, Internet das Coisas, Manufatura Aditiva e Robótica) há evidências de que o uso de tecnologias digitais afeta a probabilidade das empresas inovarem em produto e/ou processo de produção e inovarem em produto e processo de produção.

A utilização do conjunto de 6 tecnologias avançadas (Digital) está associada a um aumento de 0,77 no score z da empresa inovar em produto e/ou processo de produção, ou seja, a adoção de conjunta de 6 tecnologias digitais avançadas está associada a um aumento de aproximadamente 19,73% na probabilidade de uma empresa inovar em produto e/ou processo de produção. Nessa mesma direção, a utilização do conjunto de 6 tecnologias avançadas (Digital) está associada a um aumento de 0,24 no score z da empresa inovar em produto e processo de produção. Ou seja, a adoção de 6 tecnologias digitais avançadas está associada a um aumento de aproximadamente 4,5% na probabilidade de esta empresa inovar em produto e processo de produção.

No entanto, os resultados dos modelos econométricos cuja variável explicativa principal a adoção de pelo menos uma das 6 tecnologias digitais (Digital2) são diferentes dos resultados com a variável Digital. Os resultados apresentados nos 4 modelos, considerando os quatro tipos de inovação, não indicam que o uso de pelo menos uma tecnologia digital afete a probabilidade de as empresas inovarem.

Para corrigir um possível problema de endogeneidade, foram estimados modelos probabilísticos com uso de variável instrumental (Tabelas 7 e 8). Ao analisar os modelos estimados com a variável Digital verifica-se que todos os modelos estimados não apresentam evidências de endogeneidade ao nível de significância a 5%.

Dentre os modelos estimados com a variável Digital2, por sua vez, apenas o que considera a variável inovação de produto e/ou processo apresenta endogeneidade ao nível de significância a 5% (p-valor= 0,0373). Sendo assim, é possível verificar que a adoção de pelo menos uma das 6 tecnologias digitais está associada a um aumento de aproximadamente 66,4% na probabilidade de esta empresa inovar em produto e/ou processo de produção.

Em síntese, este artigo traz evidência de que as tecnologias digitais geram efeitos positivos e significativos na probabilidade de as empresas inovarem quando essas tecnologias digitais são utilizadas em conjunto, de maneira combinada, o que encontra respaldo em alguns dos estudos que tratam do nexo digitalização/inovação desde uma abordagem similar onde se destaca a importância da complementaridade entre as diferentes tecnologias digitais, entre as tecnologias digitais e outras capacidades que as empresas já possuem, bem como seus efeitos sobre o desempenho empresarial.

Ademais, os efeitos positivos da variável de tecnologia digital (Digital) são encontrados na amostra de empresas que inovam em produto e/ou processo e na amostra de empresas que inovam em produto e processo, indicando que as tecnologias digitais, quando adotadas, possuem um efeito transversal afetando os dois tipos de inovação concomitantemente (produto e processo de negócios). Esse resultado coincide com estudos que destacam que o uso combinado de tecnologias digitais pode afetar qualquer fase dos processos de inovação, ao apoiar a aquisição de novas habilidades, possibilitando tanto o aumento da eficiência dos processos de negócios como o desenvolvimento de novos produtos.

Referências

- Aboal, D., Tacsir, E., Innovation and productivity in services and manufacturing: the role of ICT. *Ind. Corp. Chang.* 27 (2), 221–241. 2018.
- Agostini, L., Galati, F., Gastaldi, L., The digitalization of the innovation process. Challenges and opportunities from a management perspective. *Eur. J. Innov. Manag.* 23 (1), 1–12. 2020. <https://doi.org/10.1108/EJIM-11-2019-0330>.
- Alvarez, R., The impact of R&D and ICT investment on innovation and productivity in Chilean firms. In: Inter-American Development Bank Technical Note Series: Washington DC, IDB-TN-1056. 2016.
- Benassi, M., Grinza, E., Rentocchini, F., Rondi, L., Patenting in 4IR technologies and firm performance. *Industrial and Corporate Change* 31 (1): 112-136. 2022. <https://doi.org/10.1093/icc/dtab041>.
- Blichfeldt, H., Faullat, R., Performance effects of digital technology adoption and product & service innovation – A process-industry perspective. *Technovation*, 105, 2021. <https://doi.org/10.1016/j.technovation.2021.102275>
- Boeker, W., Howard, M. D., Basu, S., Sahaym, A., Interpersonal relationships, digital technologies, and innovation in entrepreneurial ventures. *Journal of Business Research*, 125(November 2018), 495–507. 2021. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2019.09.003>
- Brea, E., An empirical exploration of the role of artificial intelligence in enhancing innovation performance in organisations. In: Proceedings of the 18th International Schumpeter Society Conference. International Joseph A. Schumpeter Society, Italy, 2021.
- Brock, J. K. U., Von Wangenheim, F., Demystifying AI: What Digital Transformation Leaders Can Teach You about Realistic Artificial Intelligence. *California Management Review*, 61(4), 110–134. 2019
- Brynjolfsson, E., Rock, D., Syverson, C., The Productivity J-Curve: How Intangibles Complement General Purpose Technologies. *American Economic Journal-Macroeconomics* 13 (1): 333-372. 2021 <https://doi.org/10.1257/mac.20180386>
- Chen, P., Kim, S., The impact of digital transformation on innovation performance - The mediating role of innovation factors. *Heliyon*, 9, 2023. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e13916>
- Chen, L., Tu, R., Huang, B., Zhou, H., Wu, Y., Digital transformation's impact on innovation in private enterprises: Evidence from China. *Journal of Innovation & Knowledge*, 9, 2024. <https://doi.org/10.1016/j.jik.2024.100491>
- Ciampi, F., Demi, S., Magrini, A., Marzi, G., Papa, A., “Exploring the Impact of Big Data Analytics Capabilities on Business Model Innovation: The Mediating Role of Entrepreneurial Orientation.” *Journal of Business Research* 123: 1–13. 2021. doi:10.1016/j.jbusres.2020.09.023

- Cohen, W. M., Levinthal, D. A., Absorptive capacity: A new perspective on learning and innovation. *Administrative Science Quarterly*, 35(1), 128–152. 1990. <https://doi.org/10.2307/239355>
- Crepon, B., Duguet, E., Mairesse, J., Research, innovation, and productivity: an econometric analysis at the firm level. *J. Econ. Innov. New Technol.* 7 (2), 115–158. 1998.
- Cui, J., Impact of Digital Transformation on Corporate Innovation-- Empirical evidence from public companies. *SHS Web of Conferences* 169, 01046. 2023. <https://doi.org/10.1051/shsconf/202316901046>
- Ferreira, J.J.M, Fernandes, C.I., Ferreira, F.A.F., To be or not to be digital, that is the question: Firm innovation and performance. *Journal of Business Research* 101 583–590. 2019.
- Gaglio, C., Kraemer-Mbula, E., Lorenz, E., The effects of digital transformation on innovation and productivity: Firm-level evidence of South African manufacturing micro and small enterprises. *Technological Forecasting & Social Change*, 182, 2022. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2022.121785>
- Galindo-Martín, M. A., Castano-Martínez, M. S., Mendez-Picazo, M. T., Digital transformation, digital dividends and entrepreneurship: A quantitative analysis. *Journal of Business Research*, 101, 522-527. 2019. [/doi.org/10.1016/j.jbusres.2018.12.014](https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2018.12.014).
- Hassan, S.S., Meisner, K., Krause, K., Bzhalava, L., Moog, P., Is digitalization a source of innovation? Exploring the role of digital diffusion in SME innovation performance. *Small Business Economics*, 62, p.1469–1491, 2024. <https://doi.org/10.1007/s11187-023-00826-7>
- Heredia, J. et al. How do digital capabilities affect firm performance? The mediating role of technological capabilities in the "new normal", *Journal of Innovation & Knowledge (JIK)*, ISSN 2444-569X, Elsevier, Amsterdam, Vol. 7, Iss. 2, pp. 1-10., 2022. <https://doi.org/10.1016/j.jik.2022.100171>
- Hidiroglou, M.A., The construction of a self-representing stratum of large units in survey design. *The American Statistician*, Vol. 40, No. 1, pp. 27-31, American Statistical Association, 1986. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/239799358_The_Construction_of_a_SelfRepresenting_Stratum_of_Large_Units_in
- IBGE Pesquisa de Inovação Semestral 2021 – Indicadores básicos. Rio de Janeiro: Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística – IBGE, 2022. Disponível em: <https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/livros/liv101989.pdf>. Acesso em: julho de 2024.
- IBGE Pesquisa de Inovação Semestral 2022 – Indicadores temáticos. Rio de Janeiro: Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística – IBGE, 2023. Disponível em: <https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/livros/liv102028.pdf>. Acesso em: julho de 2024.

IBGE Pesquisa de Inovação Semestral 2022 – Indicadores básicos. Rio de Janeiro: Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística – IBGE, 2024. Disponível em: <https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/livros/liv102067.pdf>. Acesso em: julho de 2024.

Ivanov, D., Dolgui, A., e Sokolov, B., The impact of digital technology and Industry 4.0 on the ripple effect and supply chain risk analytics. *International journal of production research*, 57(3), 829–846. 2019.

<https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/00207543.2018.1488086>

Jung, J., Gómez-Bengochea, G. A., literature review on firm digitalization: drivers and impacts. *Estudios sobre la Economía Española* 2022/20. Septiembre de 2022

Kastelli, J., Dimas, P., Stamopoulos, D., Tsakanikas, A., Linking Digital Capacity to Innovation Performance: the Mediating Role of Absorptive Capacity. *Journal of the Knowledge Economy*, 15, p. 238–272, 2024. <https://doi.org/10.1007/s13132-022-01092-w>

Kohli, R., Melville, N.P., Digital innovation: A review and synthesis Volume29, Issue. Pages 200-223 January 2019. <https://doi.org/10.1111/isj.12193>

Li, S., Gao, L., Han, C., Gupta, B., Alhalabid, W., Almakdie, S., Exploring the effect of digital transformation on Firms' innovation performance. *Journal of Innovation & Knowledge*, 8, 2023. <https://doi.org/10.1016/j.jik.2023.100317>

Liu, W., Wang, Z., Shi, Q., Bao, S., Impact of the digital transformation of Chinese new energy vehicle enterprises on innovation performance. *Humanities and Social Sciences Communications*, 11, 2024. <https://doi.org/10.1057/s41599-024-03109-y>

Liu, Y., Dong, J., Mei, L., Shen, R., Digital innovation and performance of manufacturing firms: An affordance perspective. *Technovation*, 119, 2023. <https://doi.org/10.1016/j.technovation.2022.102458>

Luo, J., A Study of the Effect of Digital Transformation on Firm Performance - Based on the Mediating Effect of Green Technology Innovation. In: Y. Jiao et al. (eds.), Proceedings of the 3rd International Conference on Internet Finance and Digital Economy (ICIFDE 2023), Atlantis Highlights in Economics, Business and Management, 1, 2023. https://doi.org/10.2991/978-94-6463-270-5_17

Massini, S., Sanchez-Barrioluengo, M, Yu, X., Salehnejad, R., Digital transformation in firms: determinants of technology adoption and implications for performance. *MIOIR Working Paper Series*, No.01, 2024.

Nambisan, S., Lyytinen, K., Yoo, Y., Handbook of Digital Innovation. Edward Elgar Publishing. 2020.

Nwankpa, J.K., Roumani, Y., IT Capability and Digital Transformation: A Firm Performance Perspective. Thirty Seventh International Conference on Information Systems, Dublin 2016

OECD. Employment Outlook 2023: Artificial Intelligence and the labour market. 2023. https://www.oecd-ilibrary.org/employment/oecd-employment-outlook-2023_08785bba-en.

Peng, Y., Tao, C., Can digital transformation promote enterprise performance? —From the perspective of public policy and innovation. *Journal of Innovation & Knowledge*, 7, 2022. <https://doi.org/10.1016/j.jik.2022.100198>

Polder, M., van Leeuwen, G., Mohnen, P., Raymond, W., Product, Process and Organizational Innovation: Drivers, Complementarity and Productivity Effects. CIRANO - Scientific Publications, 2010s-28. 2010.

Radacic, D., Petkovic, S., Impact of digitalization on technological innovations in small and medium-sized enterprises (SMEs). *Technological Forecasting & Social Change*, 191, 2023. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2023.122474>

Scuotto, V., Magni, D., Palladino, R., e Nicotra, M., Triggering disruptive technology absorptive capacity by CIOs. Explorative research on a micro-foundation lens. *Technological Forecasting and Social Change*, 174, 121234. 2022. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.121234>

Urbinati, A., Chiaroni, D., Chiesa, V., e Frattini, F., The role of digital technologies in open innovation processes: An exploratory multiple case study analysis. *R&D Management*, 50(1), 136–160. 2020. <https://doi.org/10.1111/radm.12313>

Urbinati, A., Manelli, L., Frattini, F., & Bogers, M. L. A. M., The digital transformation of the innovation process: Orchestration mechanisms and future research directions. *Innovation*, 24, p. 65-85, 2022. <https://doi.org/10.1080/14479338.2021.1963736>

Usai, A., Fiano, F., Messeni Petruzzelli, A., Paoloni, P., Farina Briamonte, M., Orlando, B., Unveiling the impact of the adoption of digital technologies on firms' innovation performance. *Journal of Business Research*, 133, p. 327–336, 2021. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2021.04.035>

Van Leeuwen, G., Farooqui, S., ICT investment and productivity. In: Eurostat Final Report Information Society: ICT Impact Assessment by Linking Data From Different Sources, pp. 163–189. 2008. Working Paper.

Verstegen, L., Houkes, W., & Reymen, I., Configuring collective digital-technology usage in dynamic and complex design practices. *Research Policy*, 48(8), 103696. 2019. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2018.10.020>

Wan, Y., Y. Gao, and Y. Hu., Blockchain Application and Collaborative Innovation in the Manufacturing Industry: Based on the Perspective of Social Trust. *Technological Forecasting and Social Change* 177: 121540. 2022. doi:10.1016/j.techfore.2022.121540

Wang, Z., Lin, S., Chen, Y., Lyulyov, O., Pimonenko, T., Digitalization Effect on Business Performance: Role of Business Model Innovation. *Sustainability*, 2023. <https://doi.org/10.3390/su15119020>

Wang, X., Wang, Y., Chen, D., How Does Digitalization Influence Innovation Performance of Manufacturing Enterprises in Emerging Countries? The Perspective of

Dual Innovation Synergy. *Pol. J. Environ. Studies*, 33, No. 3, 2024.
<http://doi.org/10.15244/pjoes/174838>

Warner, K. S., Wager, M., Building dynamic capabilities for digital transformation: An ongoing process of strategic renewal. *Long Range Planning*, 52(3), 326–349. 2019

Yoo, Y., Boland, R. J., Jr, Lyytinen, K., & Majchrzak, A., Organizing for innovation in the digitized world. *Organization science*, 23(5), 1398–1408. 2012.

Zittrain, J., The generative Internet. *Harv. Law Rev.* 119, 1974–2040. 2006

Zhou, Y., Yang, C., Liu, C., Gong, L., Digital technology adoption and innovation performance: a moderated mediation model, *Technology Analysis & Strategic Management*, May, 2023. DOI: 10.1080/09537325.2023.2209203

Parte 2 - Robotização, Inovação e Custos Operacionais: evidências empíricas para as empresas industriais brasileiras

Resumo

O objetivo do trabalho é estimar a probabilidade de as empresas brasileiras industriais inovarem em produto e em processo de negócios em função da adoção de ferramentas de robotização na esfera da produção, e suas combinações com manufatura aditiva e internet das coisas. O trabalho testa ainda a existência de relação entre a adoção de robotização e os efeitos sobre os custos operacionais das empresas. Para a realização desse estudo foi utilizada uma base de dados constituída pela PINTEC Semestral (“*Tecnologias Digitais Avançadas, Teletrabalho e Cibersegurança*” e Indicadores Básicos) de 2022 e pela Pesquisa Industrial Anual de 2022. Quanto à adoção de robotização pelas empresas brasileiras, a amostra de empresas da PINTEC-Semestral (1.435 empresas com mais de 100 empregados em 2022) evidencia que o uso da robótica está presente em 42,2% das empresas da amostra, percentual que se eleva a 56,7% (468 empresas) no caso da faixa com 500 ou mais empregados. Em relação aos modelos probabilísticos, os resultados encontrados, apontam certa regularidade que indica que independente do tipo de inovação (produto e/ou processo, produto, processo, produto e processo), a utilização de robôs e suas combinações não está associada à probabilidade de inovar. Nos modelos probabilísticos com uso de variável instrumental, verifica-se que após a correção da endogeneidade, a adoção de robotização nas atividades da produção, combinada (ou não) com manufatura aditiva e internet das coisas, influencia positivamente a probabilidade de a empresa inovar em produto e processo. Por fim, ainda que a literatura aponte para a existência de relação entre ganhos eficiência e a adoção de robôs industriais, esse estudo não encontra evidências de que a adoção de robotização nas atividades da produção, ainda que combinada com manufatura aditiva e internet das coisas, tenha relação com os custos de produção para as empresas brasileiras.

Palavras-Chave: Robotização, Inovação, Custos Operacionais, PINTEC.

1. Introdução

O objetivo do trabalho é estimar a probabilidade de as empresas brasileiras industriais inovarem em produto e em processo de negócios em função da adoção de ferramentas de robotização na esfera da produção e suas combinações com manufatura aditiva e internet das coisas. O trabalho testa ainda a existência de relação entre a adoção de robotização e os efeitos sobre os custos operacionais das empresas.

O artigo pretende contribuir para o debate sobre adoção de robotização, esforços inovativos e custos operacionais de empresas industriais. O tema da robotização tem se colocado em destaque na literatura internacional e nacional. Questões relacionadas à ausência de uma definição precisa de robôs, aos efeitos gerados pelo uso de robôs sobre a inovação, emprego e desempenho das empresas e às dificuldades de implementação dessa ferramenta nas empresas se destacam dentre temas tratados nos estudos teóricos e empíricos. No entanto, é possível identificar poucos estudos que analisam esse tema no contexto da indústria brasileira.

Para a realização desse estudo empírico foi utilizada uma base de dados constituída a partir de dois ciclos da Pesquisa de Inovação Semestral – PINTEC Semestral: Indicadores Temáticos “*Tecnologias Digitais Avançadas, Teletrabalho e Cibersegurança*” e, Indicadores Básicos (sobre conduta inovativa das empresas, ambos referentes ao ano base 2022. Para tanto, construiu-se uma base de empresas comuns (1.435 empresas industriais) a estes dois ciclos de pesquisa e com informações selecionadas da Pesquisa Industrial Anual – PIA 2022.

Inicialmente foi realizado um levantamento bibliográfico sobre o tema no âmbito nacional e internacional. Em seguida, o estudo apresenta um conjunto de indicadores relacionados à adoção de robôs industriais no mundo e no Brasil. A análise empírica desenvolvida, na sequência, de natureza econométrica, se divide em duas estratégias: a) estimação de modelos probabilísticos (probit) e estimação de modelos probabilísticos com uso de variável instrumental (ivprobit), cujo objetivo é associar a robotização nas atividades de produção à capacidade inovativa das empresas; b) estimação de modelos de regressão com intuito de avaliar a relação entre a adoção da robotização nas atividades de produção pelas empresas e seus custos operacionais.

O artigo está dividido em seis seções, além desta breve Introdução. Na seção dois é apresentada a revisão da literatura teórica e conceitual, bem como da literatura empírica. A seção três apresenta um panorama sobre a adoção do uso de robôs industriais no mundo e no Brasil. A seção quatro apresenta a base de dados, as variáveis utilizadas no modelo econométrico e o método de estimação. Na seção cinco são apresentados os resultados da análise empírica. Inicialmente caracteriza-se a amostra de empresas do estudo por meio de estatística descritiva, e em seguida, estão descritos os resultados dos modelos probabilísticos e dos modelos de regressão. Por fim, a sexta seção organiza as considerações finais do estudo.

2. Revisão da Literatura: teoria e evidências

2.1. Revisão Teórica

A literatura teórica sobre robotização destaca uma questão fundamental para o avanço desse tema: a necessidade de uma definição clara do que são os robôs. Para Tantawi et al (2023), a definição de um robô ainda é imprecisa e sujeita a controvérsias. Segundo a definição elaborada pelo Robotic Institute of America (RIA), o termo refere-se a um equipamento manipulador multifuncional reprogramável projetado para mover materiais, peças, ferramentas ou dispositivos especializados através movimentos programados variáveis para a execução de uma variedade de tarefas, que também adquirem informações do ambiente e mover-se de forma inteligente em resposta. Uma maneira de descrever as características dos robôs refere-se à presença de três componentes básicos: i) um sistema sensorial; ii) o processamento de dados; iii) a capacidade de movimento. Os três componentes são descritos pela fórmula: sentir-pensar-agir (Estolatan , Geuna , Guerzoni , & Nuccio , 2018).

Uma definição mais precisa é aquela usada pela Organização Internacional para Padronização (ISO) sob o padrão ISO 8373: um manipulador multifuncional, reprogramável e controlado automaticamente programável em três ou mais eixos, que podem ser fixos no local ou móvel para uso em aplicações de automação industrial. A partir da conceituação proposta pela ISO 8373, estabelece-se uma distinção entre robôs, robôs industriais e robôs de serviço (Organização Internacional para Padronização, 2012):

- **Robô:** Mecanismo programável em dois ou mais eixos com um grau de autonomia, movendo-se dentro de seu ambiente, para executar tarefas pretendidas. Um robô inclui o sistema de controle e a interface desse sistema. A classificação do robô em robô industrial ou robô de serviço é feita de acordo com sua aplicação pretendida.
- **Robô Industrial:** Mecanismo com capacidade de manipulação multipropósito, reprogramável e controlado automaticamente, dotado de três ou mais eixos, que pode ser fixo no local ou móvel para uso em aplicações de automação industrial. O robô industrial inclui: o manipulador, incluindo atuadores controladores (dispositivos portáteis) e interfaces de comunicação (hardware e software).
- **Robô de serviço:** um robô que executa tarefas úteis para humanos ou equipamentos, excluindo aplicações de automação industrial.

Portanto, sob essas definições, se, por exemplo, um robô articulado for usado em uma fábrica, então o robô é classificado como um robô industrial, mas se o mesmo robô for usado para servir bebidas em uma cafeteria, o robô então se enquadra na categoria de robôs de serviço.

Segundo Grau et al (2021) os robôs sempre foram um elemento do processo de automação, sendo suas principais tarefas aliviar os trabalhadores humanos do trabalho pesado, perigoso ou monótono e melhorar a qualidade do produto aumentando a precisão e a repetibilidade dos processos de fabricação. Um aspecto altamente controverso do uso de robôs é a possibilidade de estabelecer sistemas totalmente automatizados nas linhas de produção, levando a fábricas quase sem pessoal e sérias ameaças ao mercado de trabalho, especialmente no segmento de baixa qualificação. A tendência recente em direção à robótica colaborativa e à interação homem-máquina (robô) está intimamente conectada à noção mais geral de Indústria 4.0. Ela é alimentada por desenvolvimentos recentes do mundo da TI e da eletrônica industrial ou mesmo da ciência dos materiais. Tecnologias cruciais de habilitação para essas tendências são, por exemplo, sensores inteligentes para uma melhor percepção do ambiente de um robô; comunicações industriais para melhor interação e coordenação em tempo real não apenas entre robôs, mas também com seus arredores; e toda a gama de computação em nuvem e de ponta, permitindo a aquisição e o processamento de informações do dispositivo individual até o nível empresarial. Nesse contexto, as comunicações sem fio desempenham um papel eminente, pois dão suporte à mobilidade de robôs, bem como à inclusão de sensores ou atuadores ao redor do robô real.

Os robôs industriais são usados em uma variedade cada vez maior de ambientes e são frequentemente empregados em sistemas de automação completos, que consistem em uma infinidade de robôs industriais ou em células e soluções de automação parciais. Atualmente, os robôs individuais são aplicados como um “próximo passo” na automação, por exemplo, para descarregar uma peça acabada de uma máquina-ferramenta e depois carregar uma peça em branco pronta para processamento. Um “segundo passo” na automação são as células de produção, onde um robô foi configurado para descarregar e carregar várias máquinas, mas foi projetado como uma célula do zero. Essas células são frequentemente subconjuntos de linhas de produção completas e vendidas por meio de integradores ao cliente. Os sistemas OEMs de robótica oferecem células prontas para uso, incluindo braços robóticos, sistemas de entrega como dispensadores de adesivos,

controladores de células (normalmente PLC) e equipamentos de segurança para aplicações específicas.

Antes da pandemia da Covid-19, esperava-se que o mercado de Robótica Industrial Inteligente crescesse para US\$ 14,29 bilhões em 2023, de US\$ 4,94 bilhões em 2018 (Demaitre, 2018; Tantawi, Sokolov e Tantawi, 2019). O relatório de 2024 da Federação Internacional de Robótica (IFR) mostra que havia mais de 4,2 milhões de unidades robóticas industriais no mundo em 2023. As maiores aplicações incluem operações de movimentação de materiais, como alimentação de máquinas (280.000 unidades), soldagem e soldagem (92.000 unidades) e montagem (47.000 unidades). O setor automotivo, ou seja, OEMs e, cada vez mais, fornecedores automotivos, é o maior, com 135.000 unidades em 2023, seguido pelo setor elétrico e eletrônico, com 126.000 unidades. No ano de 2023, foram instaladas 541 mil unidades de robôs, sendo 484 mil de robôs industriais tradicionais e 57 mil de robôs colaborativos. Em 2023, o tamanho do mercado da China sozinho constituiu 40% do tamanho do mercado. Os cinco principais países (China, Coreia do Sul, Japão, Alemanha e EUA) compõem mais de 70% do mercado.

O crescimento da robótica industrial tem sido impulsionado principalmente pelas seguintes tendências: i) preços decrescentes, incluindo aplicações de robôs menores e de menor custo estão; ii) a variedade crescente de modelos, que permite novas aplicações, podendo lidar com cargas mais pesadas e contando com mais eixos e exigindo menos controladores, pois em alguns casos, mais de 30 eixos podem ser sincronizados por um controlador; iii) maiores habilidades técnicas, resultando em maior precisão, segurança e mobilidade; iv) o aumento dos custos de mão de obra, que torna o retorno da robótica mais atraente; v) o talento acessível, incluindo não apenas engenheiros de robótica, como pessoas com as habilidades necessárias para projetar, instalar, operar e manter sistemas de produção robótica; vi) a maior facilidade de integração, devido a avanços no poder da computação, técnicas de desenvolvimento de software e tecnologias de rede tornaram a montagem, instalação e manutenção de robôs mais rápida e menos dispendiosa.

Ademais, verifica-se que a adoção dos robôs industriais é capaz de gerar melhorias em relação ao trabalho manual e mecânico são fundamentais, abrangendo lucratividade, impacto ambiental e condições de trabalho. Dentre essas melhorias, é possível destacar:

i) maior precisão e consistência aprimoradas, pois os sistemas robóticos são por natureza precisos e consistentes em seus resultados, com erros e desperdícios subsequentes sendo drasticamente reduzidos; ii) a melhoria da qualidade do produto, resultante da maior precisão e repetibilidade de operações, que resulta em um acabamento de alta qualidade para cada produto; iii) a maior eficiência e produtividade, pois os robôs não precisam de pausas, com as máquinas podendo ser programadas para trabalhar continuamente, 24 horas por dia, aumentando a produtividade proporcionalmente; iv) a redução de desperdício e aumento de rendimento, na medida em que se terá mais produtos finalizados (na primeira execução) no padrão exigido pelos clientes, reduzindo-se a quantidade de quebras e desperdícios produzidos por causa de má qualidade ou acabamento inconsistente; v) a maior flexibilidade da linha de produção, pois os robôs, uma vez programados, alternar facilmente entre processos, ajudando a atender mudanças no design do produto ou na demanda do cliente com um mínimo de esforço; vi) a redução de custos diretos e indiretos, com impactos sobre a competitividade empresarial, como no caso dos gastos com a energia; vii) a viabilização de linhas de produção mais rápidas e eficientes, o que ajuda a reduzir os custos de capital associados ao estoque e ao trabalho em andamento.

A robótica desempenha um papel fundamental nas fábricas inteligentes que se beneficiam dos princípios da Indústria 4.0, como interoperabilidade, descentralização, capacidade em tempo real, virtualização, orientação a serviços e modularidade. Nesse contexto, a distinção entre robótica industrial e de serviços torna-se menos nítida, uma vez que as tecnologias tradicionalmente adotadas no mundo da robótica de serviços estão migrando para as fábricas de manufatura para permitir o desenvolvimento de novos tipos de linhas de produção. Os principais elementos da linha de produção (ou seja, os manipuladores industriais) tendem a ser substituídos ou colocados lado a lado com cobots, enquanto os manipuladores móveis (ou seja, braços robóticos em bases móveis) deverão tornar obsoleta a ideia clássica de um robô industrial estritamente associado a um manipulador fixo e enjaulado.

Na era da Indústria 4.0, a internet industrial serve como base para a manufatura inteligente, que compreende a utilização de análise de dados em tempo real, a partir da inteligência artificial (IA) e do aprendizado de máquina (ML), tecnologias de ponta no processo de manufatura utilizadas para realizar a otimização da produção, a redução de desperdício, a maximização de rendimento e a redução do tempo do ciclo de produção. A

principal tecnologia que impulsiona a implantação da próxima geração de robótica industrial é a inteligência artificial (IA), que tem experimentado um rápido crescimento nos últimos anos. A IA geral é amplamente usada em várias aplicações, pois processa dados de alta dimensão, como imagem, voz e texto. A IA desempenha um papel particularmente importante na manufatura inteligente, pois permite que as empresas monitorem equipamentos e processos corretamente. Em contraste, a IA industrial processa dados de baixa dimensão, como temperatura, pressão, vibração e muito mais.

O termo “Robótica Industrial Inteligente” se refere à robótica industrial que incorpora inteligência artificial, o que deu origem ao padrão conhecido como Colaboração Humano-Robô (HRC) (Lambrecht, Kästner, Guhl, & Krüger, 2021). Essas tecnologias experimentaram um progresso significativo nos últimos anos, empregando métodos que dependem principalmente de algoritmos baseados em redes neurais. Eles podem simplificar a solução de problemas e os processos de ensino de robôs, reduzindo significativamente os custos para os fabricantes.

No entanto, a incorporação da IA na robótica industrial, ainda lenta, mas que constitui uma evolução natural no campo, ainda está muito atrás quando comparada aos robôs de serviço usados em aplicações médicas e militares. Ao analisar o progresso da implantação da robótica industrial inteligente de próxima geração como robôs colaborativos, o relatório IFR 2022 mostra que há um rápido aumento na demanda por esses robôs quando comparados aos robôs tradicionais. Por exemplo, em 2017, robôs colaborativos tinham apenas 2,75% da participação no mercado de robôs industriais, a participação aumentou para 5,73% em 2020. O IFR prevê que robôs inteligentes assumirão a liderança na indústria de robótica em um futuro próximo.

O uso de robótica industrial inteligente pode causar um impacto significativo em quatro campos principais (Okuda, Haraguchi, Domae e Shiratsuchi, 2016): a prevenção de colisões em tempo real, a execução de tarefas de Cooperação Homem--Robô (HRC); a visão tridimensional; a capacidade de detecção e percepção do ambiente, e controle e inspeção de força. Com base na inteligência de máquina, a próxima geração de robótica industrial caminha na direção do uso de robôs colaborativos (cobots), mais dinâmicos e compactos em tamanho do que robôs industriais tradicionais, equipados com um sistema sensorial avançado para sentir a presença humana ao redor deles.

Existem duas vantagens principais na implementação da robótica industrial inteligente de última geração: i) a capacidade da robótica inteligente de autoaprendizagem, por exemplo, para se torcer para uma melhor pegada de uma determinada peça, que não precisa estar em uma orientação exata para ser manuseada; ii) a Mobilidade, a Livre Circulação e a Capacidade de Colaboração, com impactos na melhoria da produtividade e da segurança, comparativamente à geração atual de robôs industriais, em geral isolada em gaiolas e que opera apenas em ambientes altamente controlados. A inteligência de máquina já se encontra estabelecida em muitas outras tecnologias e aplicações (Kusiak, 2017; Berggren, Nilsson, & Robinson, 2007), como no campo de aplicações médicas e militares, mas só recentemente começou a se difundir para aplicações industriais. A principal razão para isso é que a indústria requer protocolos estabelecidos e padronizados para manutenção corretiva e preditiva, bem como programas de treinamento estabelecidos e técnicos treinados e amplamente disponíveis.

Robôs industriais autônomos tradicionais exigem a presença de equipamentos de segurança – como cercas com portões interligados ao sistema para segurança – e operam exclusivamente sem contato direto com trabalhadores humanos. Eles geralmente são fixos (ou seja, estacionários) e programados para uma aplicação específica. Em contraste, os robôs colaborativos, que constituem um mercado emergente, com cerca de 100.000 unidades produzidas em 2020, não precisam de cercas de segurança para operações seguras, estando baseados em mecanismos de segurança e um design que permite a colocação, operação e colaboração com trabalhadores humanos. Robôs colaborativos podem ser mais simples de aplicar, conectar e executar, reduzindo assim os custos de design de instalação. Muitas vezes, são instalações de robôs individuais com interfaces de entrada/saída simples e discretas que reduzem os custos de instalação e programação. Robôs colaborativos fornecem uma vantagem onde quer que os trabalhadores se beneficiem de suporte físico – por exemplo, melhorando a ergonomia do processo e potencialmente dando aos trabalhadores a assistência de que precisam para ter sucesso na fabricação. Os setores automotivo e eletrônico são onde os robôs colaborativos são atualmente mais implantados e usados não apenas para trabalho incidental (como manuseio de materiais), mas também para agregação de valor (como montagem)

Os robôs industriais colaborativos (ou “cobots”) surgiram a partir de avanços na tecnologia e capacidades de detecção de movimento. Esses são robôs pequenos e ágeis, projetados especificamente para se moverem pelo chão de fábrica para auxiliar

trabalhadores humanos, sendo mais baratos e mais fáceis de programar do que os robôs industriais tradicionais. A gama de suas capacidades evoluiu nos últimos anos, o que significa que o cobot é agora uma opção mais competitiva para uma empresa que busca automatizar uma fábrica sem a necessidade de grandes áreas de chão de fábrica cercado para seus grandes primos industriais. Os cobots são projetados para conduzir tarefas mais complexas do que robôs tradicionais porque são alimentados por IA.

Uma das áreas de desenvolvimento de sensores de crescimento mais rápido em automação e robótica é a percepção. A tecnologia de visão de máquina, scanners a laser, scanners 3D de luz estruturada e o software de mapeamento e geração de imagens para suportá-los ampliam a possibilidade de uso de robôs em mais indústrias. Os cobots também trazem benefícios ao chão de fábrica em termos de produção otimizada, aumento da competitividade e um ambiente de trabalho melhorado, onde os humanos são liberados para se concentrar em tarefas mais gratificantes. A redistribuição da criatividade humana intercalada com a repetibilidade dos robôs amplia as possibilidades de individualização do produto. Em termos de automação de armazéns, os cobots provavelmente serão introduzidos por vários motivos: (1) armazéns, mesmo com um alto grau de automação, muitas vezes exigem que trabalhadores humanos se envolvam em certas partes das operações que não podem ser totalmente tratadas por robôs. Como tal, robôs que podem trabalhar lado a lado com humanos têm uma vantagem; (2) os cobots podem ser instalados sem garantir espaço para cercas de segurança, o que reduz o custo inicial e é ótimo para armazéns já existentes com espaço limitado; e (3) os cobots otimizam o armazenamento, a distribuição e a entrega de mercadorias, ao mesmo tempo que aumentam a velocidade e a precisão das operações.

Embora a robótica tenha o potencial de remodelar as cadeias de suprimentos globais, há áreas que podem ser mais impactadas. No tocante à montagem de produtos, verifica-se que os robôs são atualmente amplamente usados para fabricação de componentes, mas que uma área potencial de expansão está na montagem de produtos. No passado, os robôs costumavam não ter a destreza necessária para substituir as mãos humanas. Mas com tecnologias como o movimento de braço multieixo, a destreza humana pode ser replicada com equipamentos robóticos. Eles também podem ser rapidamente reconfigurados para suportar os ciclos de vida mais curtos dos produtos, ampliando a eficiência e reduzindo o tempo de produção.

O uso de robôs modulares — com componentes que podem ser trocados para diferentes tarefas — reforçam a personalização em massa como a nova norma na fabricação. Embora cada produto ainda seja feito sob encomenda, a eficiência da produção é mantida em um nível semelhante à produção em massa. A destreza aumentada traz o mesmo nível de personalização que os pedidos sob medida feitos por humanos, mas em uma escala muito maior e a custos menores. Por fim, destaca-se a possibilidade de utilização de Robôs como Serviço (RaaS), um modelo de serviço baseado em assinatura de pagamento conforme o uso que permite aos clientes alugar robôs, o que lhes fornece os benefícios da automação de processos de robótica, evitando os inconvenientes da propriedade, como problemas de manutenção. A flexibilidade do modelo RaaS também fornece aos fabricantes um menor custo de entrada em comparação às implementações tradicionais de robótica.

Do ponto de vista do emprego, apesar da preocupação com empregos que seriam perdidos para robôs devido à automação, há indícios na direção contrária, pois, ao automatizar tarefas monótonas e manuais, os trabalhadores poderiam ser elevados a papéis onde suas habilidades e capacidades podem ser usadas e desenvolvidas, possibilitando a progressão na carreira, melhores rendimentos e mais motivos para permanecer no empregador atual. Além disso, robôs na fabricação têm o benefício adicional de criar novas funções que não existiam antes, nas áreas de manutenção, desenvolvedores de software e programadores, além de outros especialistas. Um desdobramento adicional é a redução da rotatividade de mão de obra e a melhoria das condições de emprego para os trabalhadores, pois os robôs eliminam os problemas associados ao cansaço, à distração e aos efeitos de tarefas repetitivas e tediosas, além de simples erros humanos. Dessa forma, reforçam-se as condições de maior segurança e proteção, com os robôs assumindo tarefas desagradáveis, árduas ou que ameaçam a saúde, realizadas por trabalhadores manuais. Ao usar robôs, você diminuirá a probabilidade de acidentes causados por contato com máquinas-ferramentas ou outras máquinas ou processos de produção potencialmente perigosos.

Embora as vantagens dos robôs sejam de longo alcance, uma mudança para sistemas robóticos também implica em desvantagens que devem ser levadas em conta. Em primeiro lugar, os robôs podem requerer um alto investimento inicial em termos de despesas de capital, apesar da queda dos preços dos sistemas robóticos, que facilita o acesso de pequenas empresas a estas empresas. Em segundo lugar, as tecnologias

avançadas exigem habilidades altamente especializadas para implementação, manutenção e programação central. É importante entender como seu sistema de robô será instalado, configurado e mantido, além das necessidades de treinamento especializado, além da disponibilidade de programas de fornecedores de robôs ou de organizações terceirizadas. Um aspecto particularmente importante dos sistemas automatizados é a necessidade de programação. Em terceiro lugar, o uso de robôs industriais envolve custos contínuos, pois os sistemas robóticos não são livres de manutenção e precisam de serviços e tempo de inatividade, o que deve ser considerado no planejamento e orçamento para a sua implementação. Por fim, uma barreira adicional a ser superada é a resistência à mudança dentro da organização. Objeções podem vir de qualquer nível organizacional e, se surgirem, precisam ser abordadas comunicando os benefícios da mudança.

2.2. Revisão Empírica

A discussão sobre a relação entre a adoção de tecnologias robótica – sozinha ou combinada com outras tecnologias digitais – e o esforço/ desempenho inovativo das empresas é relativamente recente na literatura sobre inovação empresarial.

Para Antonioli et al (2024), três aspectos relevantes da literatura sobre impactos da adoção de robôs devem ser considerados. Primeiro, estudos de automação e robotização ao nível da empresa encontram evidências de autoclassificação, pois os adotantes, em geral, já são empresas com melhor desempenho antes da automação, e a automação fornece um impulso adicional ao desempenho. Segundo, se os robôs são usados apenas como uma tecnologia de processo ou também com o objetivo de atualizar a oferta de produtos depende das forças colocadas em movimento pela robotização dentro da empresa (por exemplo, aprendizado) e das decisões estratégicas simultâneas tomadas pela gerência, por exemplo, ajuste de produção ou mudanças no posicionamento de mercado. Terceiro, a capacidade habilitadora de uma tecnologia pode depender de suas próprias características técnicas: tecnologias de software como IA ou TICs avançadas, como análise preditiva, podem ser usadas como uma ferramenta de suporte para reduzir a incerteza e orientar decisões de alocação de recursos para inovação. Restaria investigar se os robôs industriais são caracterizados pelas mesmas características que tornam as tecnologias de software emergentes habilitadoras. Tomados em conjunto, e dada sua maleabilidade, não se pode excluir que a tecnologia de robôs possa ajudar a experimentar novos designs e protótipos de produtos; no entanto, essa capacidade pode ser uma

característica que se aplica apenas a um subconjunto de robôs, que as empresas não conseguem ou não querem explorar totalmente.

A partir dessas qualificações, Antonioli et al (2024) investigam a relação pouco explorada entre adoção de tecnologia robótica e inovação de produtos, explorando dados coletados para o setor empresarial espanhol sobre adoção de robôs e utilizando uma análise de diferença em diferenças de tempo escalonada, apoiada por uma abordagem de variável instrumental. Em vez de um efeito habilitador, os autores encontram uma associação negativa entre adoção de robôs e a probabilidade de introduzir inovações de produtos, bem como sobre seu número. O resultado é particularmente significativo para empresas maiores, estabelecidas no mercado e que não operam em setores de alta tecnologia. Em linha com os modelos de evolução da indústria, os autores sugerem que um mecanismo-chave que afeta o nexo entre robotização -inovação é a presença de deseconomias de escopo alimentadas por investimentos no aumento de capacidade. Também é investigado se os robôs industriais apresentam capacidades habilitadoras.

A análise de Antonioli et al (2024) baseia-se principalmente em dados longitudinais ao nível da empresa, obtidos num inquérito a empresas industriais espanholas: a *Enquete Sobre Estratégias Empresariais* (ESEE, Survey on Firm Strategies), contemplando toda a população de empresas de manufatura com mais de 200 funcionários e uma amostra representativa de PMEs entre 10 e 200 funcionários. A pesquisa inclui: (i) informações sobre a adoção de robôs industriais para atividades de produção da empresa; e (ii) informações sobre as atividades de inovação de produtos da empresa. A abordagem empírica baseia-se em Koch et al. (2021), que diretamente considera as diferenças sistemáticas entre adotantes e não adotantes de robôs. De maneira semelhante ao que foi identificado na literatura (Deng et al., 2021), a diferença bruta entre adotantes e não adotantes revela que os primeiros tendem a inovar mais em produtos, são maiores, investem mais em máquinas e P&D e são mais internacionalizados.

Dadas essas diferenças sistemáticas, adota-se uma abordagem de diferença-em-diferenças de tempo escalonadas (DiD), que permite capturar o efeito de um tratamento (ou seja, robotização) que pode acontecer em diferentes pontos no tempo. São utilizadas duas variáveis: a *probabilidade* de introduzir uma inovação de produto, capturado por uma variável fictícia que assume valor um se isso aconteceu pelo menos uma vez durante o período relevante, e zero caso contrário; o *número* de inovações de produto, medido

como o número médio de inovações de produto em cada período, transformado em log. Além disso, inclui-se um vetor de *Xit* características variáveis ao longo do tempo da empresa que podem afetar o desempenho da inovação do produto e podem estar associadas à decisão de adotar tecnologias de robôs, o que permite controlar o viés da variável omitida impulsionado por variáveis observáveis, como, por exemplo, o tamanho da empresa.

Também foram incluídas duas medidas de investimento: o gasto total em P&D como a soma dos gastos intra e extramuros no período e o investimento em maquinário industrial. Além disso, controlou-se a participação da propriedade estrangeira (tanto como participação direta quanto indireta de capital estrangeiro) ao longo do período relevante. Também se contabilizou a exposição da empresa aos mercados internacionais incluindo a participação do valor total das exportações sobre as vendas no período relevante. Todos os controles foram defasados em um ano para mitigar problemas de causalidade reversa e foram transformados em logaritmos naturais. Para dar mais suporte à credibilidade à análise, empregou-se uma abordagem econométrica que faz uso de uma variável instrumental, que não está sujeita a essa suposição, neste caso referente à adoção de robôs no mesmo setor da empresa focal, mas em países de destino de exportação, a partir da seguinte intuição: a adoção de robôs por concorrentes nos países de destino de exportação sinalizaria a disponibilidade de tecnologias de robôs que são adequadas para as aplicações industriais em um determinado setor, devendo desencadear a adoção de robôs pela empresa focal, que tenta permanecer competitiva em seus mercados de destino.

A análise de Zhong et al (2025) examina o impacto de robôs industriais importados na inovação empresarial em nível empresarial na China. Com base em um grande conjunto de dados de mais de três milhões de registros na China, incluindo pequenas e médias empresas não negociadas publicamente, os autores adotam um método de diferença em diferenças para investigar o impacto e os canais de robôs industriais na inovação empresarial. A análise conclui que a aplicação de robôs industriais aumenta a inovação empresarial, identificando dois canais possíveis através dos quais os robôs promovem a inovação: o alívio de restrições financeiras e a melhoria do capital humano. Análises mais aprofundadas mostram que o efeito dos robôs na inovação é mais pronunciado para empresas que são altamente dependentes de financiamento externo, pertencem a indústrias de alta tecnologia, que importam robôs de ponta, têm oferta insuficiente de mão de obra qualificada e são empresas privadas (não-controladas pelo

Estado - SOEs). Os autores também apontam que os robôs industriais aumentam a qualidade da inovação das empresas e a contribuição marginal da inovação para a produtividade total dos fatores das empresas.

Liang et al (2023) discutem o impacto da adoção de robôs industriais no ambiente corporativo da inovação na China, a partir da hipótese de que a inovação verde desempenha um papel crucial na transformação dos modelos econômicos e na obtenção de um crescimento sustentável das empresas. O artigo examina o impacto e os mecanismos de adoção de robôs industriais na inovação verde corporativa, bem como seus efeitos heterogêneos. Usando dados de empresas chinesas listadas de 2007 a 2019, a análise aponta que a adoção de robôs industriais tem um impacto positivo significativo na inovação verde corporativa, melhorando tanto sua quantidade quanto sua qualidade.

Além disso, o estudo revela que a adoção de robôs industriais pode promover a inovação verde corporativa melhorando a produtividade e as capacidades de gestão ambiental. Além disso, investigam-se os efeitos moderadores de vários fatores e conclui-se que o impacto positivo da robótica industrial na adoção da inovação verde é mais pronunciado entre as empresas estatais, em empresas com a intensa concorrência do mercado, bem como em empresas localizadas em regiões com maiores emissões de carbono. Em termos de variável dependente, definiu-se a quantidade de inovação verde (GIS) como o logaritmo natural do número de pedidos de patente verde para empresas listadas. A qualidade da inovação verde (GIZ) é medida pelo logaritmo natural do número de pedidos de patente de invenção verde para empresas listadas. Quanto à variável independente, *considerou-se* a penetração de robôs industriais chineses, considerado como uma "variável Bartik" na qual, assume-se que, como os robôs industriais têm características tecnológicas específicas e de capital, as empresas de manufatura com uma porcentagem maior de ativos fixos e ativos intangíveis têm uma penetração maior de robôs industriais. Procurou-se calcular a penetração de robôs industriais e adicionamos pesos para desconstruí-la do nível da indústria para o nível da empresa, que é uma medida mais precisa e confiável. Além disso, foram consideradas diferentes seguintes variáveis de controle: a escala, a condição financeira; a idade das empresas; condições da propriedade de capital. Além disso, tanto os efeitos fixos do ano quanto do setor também são controlados.

Choi et al (2016) discutem como os robôs inteligentes podem ser introduzidos e utilizados para criar novos valores em diversos campos, como a assistência médica, defesa nacional, educação e manufatura. O objetivo do estudo é identificar os fatores que afetam a inovação de produtos por meio da introdução de robôs inteligentes nas empresas. O robô inteligente se refere a um robô que coleta dados como forma, atributo e posição de um objeto existente no ambiente externo, reconhece a situação e opera autonomamente por autodeterminação. No setor de manufatura, robôs inteligentes desempenham várias funções como soldagem, montagem, pintura e transporte no processo de produção de automóveis e estão substituindo tarefas que são difíceis para humanos realizarem porque exigem alta potência ou precisão. Desde a promulgação do 'Ato de Desenvolvimento e Promoção de Robôs Inteligentes' na Coreia em 2008, a convergência de robôs inteligentes tem ocorrido amplamente em uma variedade de campo.

O Referencial Conceitual é o denominado modelo *Technology, Organization and Environment* - TOE o qual argumenta o processo pelo qual uma organização dota e implementa inovações tecnológicas é influenciado pelos contextos tecnológico, organizacional e ambiental. Entre as seis relacionadas a estes contextos, apenas a utilidade diretamente percebida e a pressão competitiva têm efeitos significativos na inovação de produtos. Os resultados sugerem que os efeitos da introdução de robôs ainda estão em estágio inicial de uma perspectiva empresarial. Entre as seis variáveis usadas como variáveis independentes no estudo de Choi et al., a utilidade direta, a utilidade indireta e a sensibilidade ao risco, correspondentes às características técnicas, tiveram um efeito positivo na inovação de processos. No entanto, entre as duas variáveis ambientais, apenas a pressão industrial teve um efeito positivo, enquanto o efeito da pressão governamental não foi significativo. O estudo propôs que a introdução de robôs inteligentes seria influente na inovação da empresa, especialmente no caso da inovação de produto. No entanto, isso não foi o caso. Entre as seis hipóteses, quatro fatores independentes, além da utilidade direta percebida e da pressão percebida do concorrente, não afetaram a inovação de produto. Em estudo anterior dos autores, foi identificado que muitos fatores afetam a inovação de processo por meio da introdução de robôs inteligentes. Os resultados deste estudo, no entanto, mostram que a inovação de produto pode não ser uma razão ideal para os fabricantes coreanos adotarem robôs inteligentes. À medida que muitos dispositivos se tornam inteligentes em um ambiente inteligente, a indústria de robôs inteligentes se tornará uma indústria de base fundamental no futuro e se espalhará

rapidamente por toda a sociedade. Considerando este ponto, esperamos que pesquisas futuras sobre a introdução de robôs inteligentes levem, não apenas a inovações de processo na empresa, mas também à inovação do produto.

Outras análises direcionam-se para a avaliação dos impactos da robotização sobre a intensidade e o direcionamento dos esforços inovativos das empresas. Del Giudice et al (2022) argumenta que a crescente presença da adoção de robôs gera uma mudança nas rotinas exploratórias (*exploratives*) e extrativas (*exploitatives*) dos esforços inovativos das empresas. *Enquanto as* rotinas exploratórias provocam criatividade e pensamento crítico que são entregues por humanos, as rotinas extrativas induzem ações repetitivas e imitam atividades que são executadas por humanoides. Isso levanta a necessidade de um melhor equilíbrio entre ambas as rotinas envolvendo um processo dinâmico ambidestro.

Nesse contexto, assume-se que as inovações de produtos desempenham um papel relevante no aprimoramento desse equilíbrio e da produtividade do trabalho. Esse fenômeno já teria sido explorado ponto de vista conceitual, mas ainda careceria de uma análise empírica mais aprofundada, a qual é desenvolvida pelos autores com base em informações de vinte e quatro países europeus através das lentes do Modelo de Implantação de Robôs de Serviço (SRD) e das lentes conceituais da ambidestria organizacional. Investiga-se o efeito da adoção de robôs humanoides na produtividade do trabalho em um ambiente de inovação de produtos ambidestros. Especialmente, avalia-se o efeito da adoção de robôs humanoides na produtividade nacional (agregada) do trabalho. Portanto, uma vez que o objetivo é investigar a produtividade do trabalho e até que ponto ela é influenciada pela adoção de humanoides e rotinas de inovação em nível nacional. Emprega-se uma modelo de regressão onde consideram-se países individuais como unidades estatísticas. A abordagem econométrica baseada em modelos de regressão, indica que a adoção de robôs humanoides ainda não está afetando a produtividade do trabalho a qual, por outro lado, estaria positiva e significativamente conectada com a produção radicalmente nova e marginalmente modificada/inalterada de rotinas inovadoras. Sugere-se a que a adoção de robôs humanoides não impacta diretamente a produtividade do trabalho, mas sim indiretamente por meio da geração de rotinas novas e marginalmente modificadas (ou inalteradas).

É possível também mencionar análises que procuram avaliar o impacto da robotização sobre o desempenho operacional das empresas. Buer et al (2021) discutem o

efeito complementar da manufatura enxuta e da digitalização (incluindo a robotização) no desempenho operacional das empresas. Com base em dados de uma pesquisa transversal de empresas de manufatura, o estudo investiga as relações entre o uso de manufatura enxuta, digitalização de fábrica e desempenho operacional usando análise de regressão múltipla hierárquica. Ao mesmo tempo em que controlam os efeitos da repetitividade da produção, tamanho da empresa e duração da implementação da manufatura enxuta, as evidências sugerem que tanto a manufatura enxuta quanto a digitalização de fábrica contribuem individualmente para melhorar o desempenho operacional. Além disso, a análise aponta que, quando usadas juntas, elas têm um efeito complementar (ou sinérgico) maior do que seus efeitos individuais combinados. Essas descobertas fornecem insights teóricos e práticos sobre como a manufatura enxuta e a digitalização de fábrica afetam o desempenho operacional das empresas de manufatura.

Avaliações empíricas sobre os impactos da robotização na economia são bastante recentes na literatura. Um dos resultados mais importantes vem de Graetz & Michaels (2018) que propõem um modelo baseado em tarefas baseado em Acemoglu & Restrepo (2018) para entender a relação causal entre densidade de robôs, produtividade do trabalho e composição de habilidades da população empregada. Os autores testam um modelo econométrico no qual o crescimento da produtividade do trabalho é uma função da densidade de robôs e constatam que um aumento na densidade de robôs (robôs por milhão de horas trabalhadas) aumenta o crescimento da produtividade do trabalho. Entretanto, embora os números mostrem um aumento no investimento em automação, há uma hesitação por parte dos economistas em aceitar que essas transformações podem estimular um crescimento econômico consistente ao longo do tempo, da mesma forma que a difusão das Tecnologias da Informação e Comunicação (TIC) não foi capaz de cumprir as promessas de crescimento econômico após o início dos anos 2000 (Bloom et al., 2020; Gordon, 2015; Sequeira et al., 2018).

Além disso, Acemoglu alerta sobre os possíveis efeitos do que ele chama de melhorias tecnológicas robóticas "mais ou menos" (Acemoglu et. al., 2020), que substituem principalmente o trabalho no processo de produção sem aumentar significativamente a produtividade do trabalho. Do ponto de vista teórico, Acemoglu e Restrepo (2020) desenvolvem um modelo baseado em tarefas com trabalho heterogêneo e podem decompor os efeitos da robotização na produtividade do trabalho em três fontes distintas: efeitos de substituição, produtividade e reintegração. Os autores mostram que o

crescimento da produtividade do trabalho pode ser positivo ou negativo diante de um choque de automação, ou seja, um aumento no número de tarefas executadas por máquinas, dependendo de como essas forças se equilibram. Acemoglu e Restrepo (2020) argumentam que se o efeito de substituição for alto em relação aos outros dois efeitos, o que significa que as máquinas estão substituindo o trabalho mais rápido do que aumentando a produtividade do sistema e criando novas tarefas intensivas em trabalho, o crescimento da produtividade do trabalho pode ser severamente atingido e até mesmo entrar em território negativo. Acemoglu et al. (2023) em um trabalho empírico aplicado à Holanda confirmam os efeitos desiguais da robotização na força de trabalho.

Almeida e Siqueira (2023) reavaliam a relação entre a robotização e o crescimento da produtividade do trabalho com dados mais recentes, relativos ao período 1997-2017. Eles descobrem que o efeito da densidade de robôs no crescimento da produtividade diminuiu substancialmente no período pós-2008. Nesse período, o menor efeito positivo da densidade de robôs no crescimento da produtividade do trabalho é menos dependente do aumento do valor agregado. A análise de dados descarta qualquer efeito positivo da robotização nas horas trabalhadas. Os resultados são confirmados por várias verificações de robustez. Por meio da análise de regressão quantílica, os autores constatam que o efeito dos robôs na produtividade do trabalho é mais forte para setores de baixa produtividade e que, no período mais recente, o efeito da robotização foi sentido significativamente em toda a distribuição. Isso destaca uma das possíveis fontes de estagnação na era da robotização e tem implicações tanto para o mercado de trabalho quanto para as políticas de P&D.

Outros autores também exploram a relação entre a adoção de robôs e o aumento da produtividade ao nível da indústria. Aproveitando um conjunto de dados de painel abrangente para empresas de manufatura espanholas de 1990 a 2016 e uma abordagem de estimativa estrutural, Koch et al. (2021) estabelecem uma relação causal significativamente positiva entre a adoção de robôs e o TFP, ao mesmo tempo em que destacam a complementaridade entre robôs e exportação no aumento da produtividade da empresa. Dixon et al. (2021) apresentam evidências convincentes de que investimentos em robôs resultam em maior produtividade para empresas canadenses durante o período de 1996 a 2017. Usando um modelo inovador de aprendizado de máquina e um conjunto de dados que compreende empresas de manufatura espanholas de 2008 a 2015, Ballestar et al (2020) demonstram um impacto significativamente positivo da adoção de robôs na

produtividade do trabalho, especialmente para empresas maiores. Além disso, Stiebale , Suedekum e Woessner (2020) identificam um aumento desproporcional na produtividade das empresas por meio da adoção de robôs, levando ao surgimento de empresas “superestrelas” nos setores de manufatura europeus.

Wang et al (2024) investigam o impacto da adoção de robôs no ajuste de emprego ao nível da empresa na China, considerando tanto efeitos diretos dos robôs no emprego, a partir da realização de uma ampla gama de tarefas, e da eventual compensação em termos da criação de novas tarefas intensivas em mão de obra, como o efeito Indireto dos robôs sobre a produtividade. A análise utiliza uma variável instrumental que explora a fonte de variação na adoção de robôs entre empresas, identificando que a utilização de robôs industriais leva a um aumento no emprego dentro das empresas, particularmente no que diz respeito a pessoal altamente qualificado e educado. A exploração dos mecanismos subjacentes demonstra que esse efeito positivo no emprego é atribuído principalmente ao efeito de produtividade da adoção de robôs, resultando em aumento da produtividade e maior demanda de mão de obra. No entanto, há suporte empírico limitado para o efeito de deslocamento negativo em que robôs substituem trabalhadores. A investigação também encontra evidências de realocação de mão de obra intra-setorial na direção de empresas que adotam robôs em comparação com suas contrapartes que não adotam

Zhao et al (2024) discutem o impacto da adoção de robôs industriais na produtividade do trabalho, a partir de um estudo empírico baseado em dados em painel, usando dados de painel de 17 indústrias chinesas de 2006 a 2021. Os resultados revelam que o desenvolvimento de robôs industriais melhora significativamente a produtividade do trabalho. Uma série de testes de robustez valida esse resultado. No entanto, o impacto dos robôs industriais na produtividade do trabalho varia entre os tipos de indústria. O coeficiente de influência da indústria de robótica de baixa densidade é maior do que o da indústria de robótica de alta densidade. Além disso, embora a escala de uso de robôs industriais antes de 2012 tenha sido menor do que depois de 2012, seu efeito na produtividade do trabalho foi mais significativo. Estes resultados indicam a possibilidade de diminuir o efeito marginal dos robôs industriais na promoção da produtividade do trabalho. A análise do mecanismo também demonstra que o nível de capital humano tem um efeito intermediário significativo entre robôs industriais e produtividade do trabalho. Assim, as aplicações de robôs industriais podem contribuir para a produtividade do

trabalho otimizando a estrutura de capital humano. Foi utilizado um modelo de dois setores para analisar o impacto da aplicação de robôs no Longo Prazo. O primeiro setor usa robôs e mão de obra como fatores produtivos dentro de uma função de produção de elasticidade de substituição constante (CES) para gerar o produto, enquanto o segundo setor usa apenas trabalho para produzir gerar o produto.

Jungmittag e Pesole (2019) discutem como o uso intensificado de robôs contribui para o crescimento da produtividade do trabalho, com base em estimativas de funções de produção Cobb-Douglas, usando dados para 12 países da UE e 9 indústrias de manufatura. Os resultados empíricos para os modelos que reúnem todos os dados disponíveis confirmam que os estoques de robôs por 1 milhão de euros de capital não-TIC contribuem significativamente para o crescimento da produtividade do trabalho no período de 1995 a 2015. Os resultados permanecem robustos, quando todo o período de observação é dividido em duas subamostras de 1995 a 2007 e de 2008 a 2015. Além disso, o modelo é usado para avaliar o impacto de um aumento do uso de robôs na produtividade do trabalho em cada uma das 9 indústrias de manufatura consideradas

Chen (et al (2024) examina a relação entre o grau de adoção de robôs e as margens de lucro ao nível do país e da indústria para 25 países da União Europeia (UE) durante o período de 1995 a 2017, encontrando evidências de uma relação negativa e em forma de “U”. A adoção de robôs estaria negativamente associada às margens de lucro, até certo ponto, antes de exibir uma relação positiva mediante um aumento adicional na adoção de robôs. Sugere-se que isso é resultante do impacto de robôs sobre o ciclo de vida do produto da indústria, por um lado, e da relação entre a adoção de robôs e a estratégia competitiva das empresas, por outro. Em baixos níveis de adoção de robôs, as empresas usam robôs para reduzir custos por meio da inovação de processos; já em altos níveis de adoção de robôs, a tecnologia é aplicada para aumentar a receita por meio da inovação de produtos.

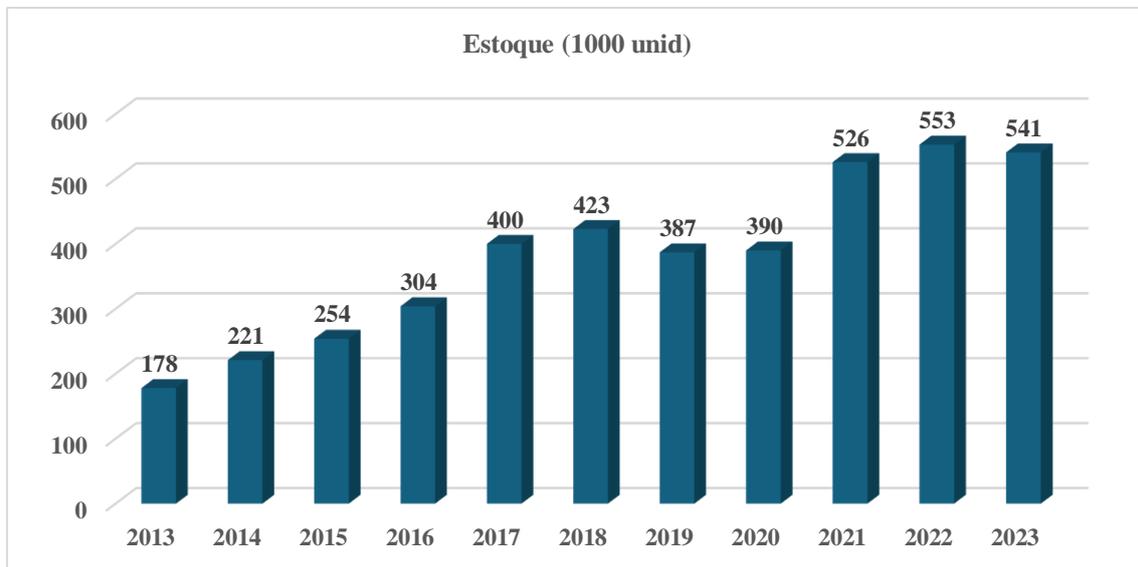
Yuan e Lu (2023) argumentam que o rápido crescimento na instalação de robôs industriais teve um grande impacto na vantagem comparativa das nações e na divisão do trabalho nas cadeias de valor globais na era da manufatura inteligente. Usando vários modelos econométricos e dados de painel de 18 indústrias em 38 países de 2000 a 2014, o artigo examina empiricamente o impacto das aplicações de robôs industriais no status dos países nas cadeias de valor globais de manufatura e seus mecanismos. O estudo

demonstra que a aplicação de robôs industriais pode efetivamente melhorar o status dos países nas cadeias de valor globais de manufatura, e esse efeito de melhoria é mais óbvio para países em desenvolvimento e indústrias intensivas em mão de obra e tecnologia. O teste de mecanismo mostra que a aplicação de robôs industriais pode efetivamente aumentar o nível de desenvolvimento de capital humano altamente qualificado e indústrias de serviços produtivos, melhorando assim o status da cadeia de valor global de manufatura.

3. A adoção da Robótica na Indústria Brasileira

Existem ainda poucos estudos e faltam informações sistemáticas sobre o uso de robôs na indústria brasileira. Em termos de comparações internacionais, uma fonte usualmente considerada na literatura são as informações disponibilizadas nos relatórios *World Robotics* da IFR (*International Federation of Robotics*). Segundo o Relatório *World Robotics* de 2024, em 2023, o estoque operacional de robôs industriais no mundo ultrapassou a marca de quatro milhões de unidades, sendo calculado em 4.281.585 unidades (+10%). Desde 2018, o estoque operacional de robôs industriais vem aumentando em 12% em média a cada ano. O estoque operacional de robôs industriais da China, que vinha crescendo impressionantemente em 22% em média a cada ano desde 2018, ultrapassou a marca de um milhão de unidades em 2021 e a marca de 1,5 milhão de unidades em 2022. Em 2023, cresceu 17% para 1,76 milhão de unidades. Isso representou 41% do estoque global. O estoque operacional japonês era de 435.299 unidades em 2023, representando 10% do estoque global. O estoque operacional europeu de robôs foi calculado em 777.596 unidades e as Américas mantiveram um estoque de 520.524 unidades (Gráfico 1).

Gráfico 1 – Evolução de Estoque de Robôs

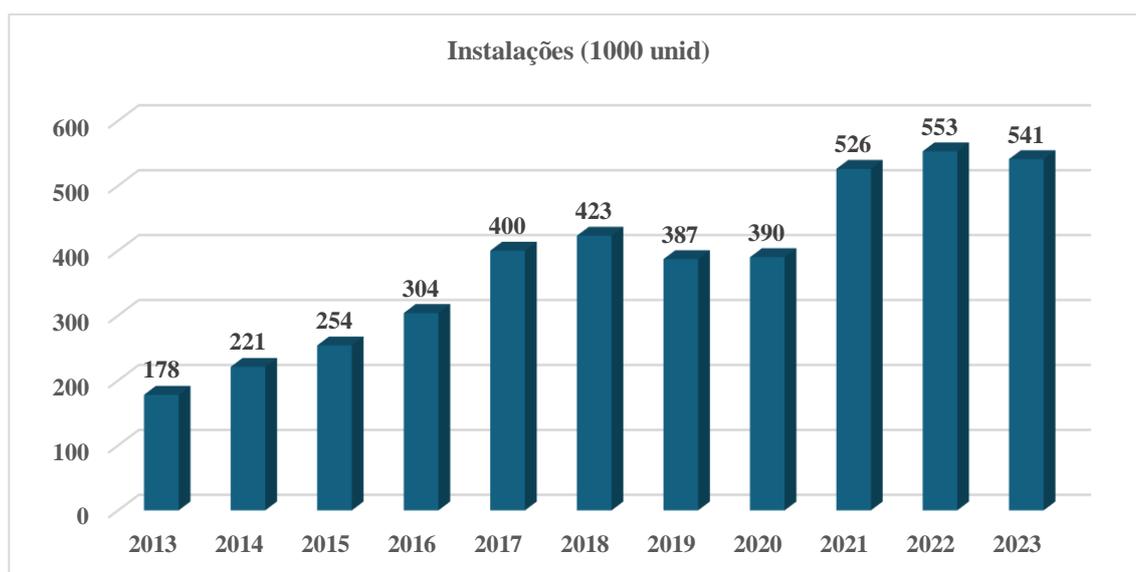


Fonte: *World Robotics*, 2024.

Ainda segundo o Relatório *World Robotics*, as instalações anuais ultrapassaram meio milhão de unidades pelo terceiro ano consecutivo (Gráfico 2). Por região, 70% de todos os robôs recém-implantados em 2023 foram instalados na Ásia, 17% na Europa e

10% nas Américas. A China é de longe o maior mercado do mundo, com 276.288 robôs industriais instalados em 2023, o que representa 51% das instalações globais. O Japão continuou sendo o segundo maior mercado global de robôs industriais, com 46.106 unidades instalados em 2023. Os Estados Unidos foram responsáveis por 68% das instalações nas Américas em 2023, com as instalações de robôs totalizando 37.587 em 2023. Na República da Coreia as instalações atingiram 31.444 unidades em 2023. As instalações na Alemanha, o maior mercado europeu, atingiram 28.355 unidades. Estes cinco países foram responsáveis por 79% das instalações mundiais de robôs em 2023. Seguem-se, pela ordem, Itália, Índia, França, México, Espanha, Turquia, Taiwan. Canadá, Reino Unido e Tailândia. Espera-se que as instalações globais de robôs se estabilizem em 541.000 unidades, com aceleração moderada do crescimento em 2025 e continuidade em 2026 e 2027.

Gráfico 2 – Instalações anuais de Robôs



Fonte: *World Robotics*, 2024.

É possível utilizar informações do IFR para posicionar o Brasil no mercado global de robôs. No entanto, como os relatórios por país da IFR não são disponibilizados ao público em geral, optou-se por considerar informações do estudo elaborado por Klump et al (2021) para a IFR, que considera a evolução das instalações e das importações de robôs entre 1996 e 2019 para 46 países – excluindo, por razões de incompatibilidade das séries o Japão, a Rússia e outros países asiáticos.

As informações disponibilizadas na Tabela 1 apresentam informações em termos do número de instalações de robôs levantadas pela IFR e de importações de robôs levantadas a partir do Comtrade. Considerando os valores médios das séries de informações, verificam-se que os 46 países considerados tiveram 125,3 mil instalações anuais e 178,1 mil unidades importadas. O Brasil se posiciona como 17º país em termos de instalações médias – com 946 unidades instaladas anualmente – e como 20º país em termos de valor máximo anual de instalações – totalizando 2.196 unidades instaladas no “pico” da série. Já em termos de importações de robôs captadas pelo Comtrade, o Brasil se posiciona na 7º posição em termos de importações médias – com 7.800 unidades importadas anualmente – e na 8ª posição em termos de valor máximo anual de importações – totalizando 33.959 unidades importadas no “pico” da série. Estas informações evidenciam o caráter do Brasil como importador líquido de unidades de robôs (considerando a diferença entre importações e instalações domésticas). De fato, a partir da comparação das médias anuais de instalações e importações, o Brasil se posiciona como 4º maior importador líquido entre os 46 países considerados, atrás da Malásia, Singapura e África do Sul, e imediatamente à frente do Canadá e México.

Tabela 1- Comparação entre as quantidades de instalações da IFR e de importações de Robôs da Comtrade – 1996-2019

País	Obs	Instalações - IFR				Importações - Comtrade				Diferença			
		Med	DP	Min	Max	Med	DP	Min	Max	Med	DP	Min	Max
China	21	38.411	53.277	380	156.176	28.114	24.631	1.648	84.685	-10.300	34.558	-106.637	25.747
Rep. da Coreia	18	19.517	13.872	3.998	41.373	3.391	2.132	1.100	8.090	-16.100	12.035	-37.024	-2.525
EUA	22	16.444	8.926	7.054	40.373	11.205	15.624	994	52.879	-5.238	9.591	-21.362	17.143
Alemanha	11	15.809	5.375	10.075	26.723	9.317	6.244	2.642	19.223	-6.493	2.751	-10.439	-2.465
Itália	14	5.603	1.796	2.883	11.089	3.662	1.521	2.372	8.337	-1.941	1.010	-3.525	-54
França	19	3.401	1.277	1.450	6.711	3.825	1.152	1.747	6.900	424	655	-753	1.814
Espanha	10	2.561	651	1.348	3.584	2.291	637	1.488	3.165	-271	788	-1.368	1.134
México	20	2.546	1.905	716	6.356	7.561	8.877	1.143	41.975	5.015	8.146	-498	36.509
Tailândia	14	1.920	1.337	101	4.028	1.696	1.522	293	5.784	-224	1.927	-2.239	4.532
Reino Unido	16	1.439	593	635	2.486	2.196	725	1.418	3.755	757	543	-523	1.661
Índia	21	1.388	1.414	20	4.771	3.169	5.101	12	19.713	1.782	3.811	-515	14.942
Canadá	18	1.203	540	618	2.333	6.956	12.702	467	57.027	5.753	12.666	-151	55.831
Rep. Tcheca	18	1.130	997	70	2.893	3.375	2.658	366	10.253	2.245	2.709	109	10.090
Singapura	21	1.081	1.326	48	4.559	16.581	21.758	662	61.848	15.500	21.637	162	61.615
Vietnã	15	1.058	2.111	14	8.274	1.194	1.435	136	5.396	136	1.843	-5.831	3.220
Suécia	19	1.022	353	386	1.647	1.173	414	606	2.356	151	365	-402	1.093
Brasil	20	946	585	208	2.196	7.800	8.831	117	33.959	6.854	8.667	-923	32.752
Polónia	18	891	882	20	2.651	1.298	1.086	132	3.931	408	350	-255	1.289
Holanda	18	849	587	167	1.814	2.153	1.575	370	4.873	1.304	1.252	-216	3.215
Turquia	19	831	783	16	2.267	2.049	1.503	411	5.504	1.218	1.055	357	4.258
Áustria	18	791	461	320	1.686	1.450	864	478	3.076	659	451	-88	1.572
Bélgica	19	706	324	339	1.518	2.330	726	1.566	4.355	1.623	579	894	3.297
Malásia	20	684	670	140	2.863	33.676	99.772	507	437.992	32.992	99.672	316	436.994
Suíça	20	613	382	156	1.546	1.993	1.327	761	5.985	1.379	1.124	605	4.574
Austrália	14	602	263	236	1.214	2.300	5.380	311	20.922	1.698	5.207	-232	19.708
Indonésia	18	543	435	3	1.168	961	752	128	2.346	418	435	45	1.477
Hungria	19	514	588	20	2.470	646	420	181	1.485	133	362	-994	573
Dinamarca	19	477	179	249	800	727	386	254	1.668	250	237	-42	896
Eslováquia	18	459	515	1	1.732	1.407	2.504	71	10.693	948	2.590	-945	10.658
Finlândia	18	408	118	270	699	461	196	195	954	53	142	-124	398
Portugal	18	352	282	120	993	744	703	114	2.647	392	499	-10	1.951
Roménia	14	283	262	16	784	1.011	472	335	1.641	728	316	265	1.321

África do Sul	13	253	215	30	805	8.985	13.526	141	41.917	8.731	13.495	86	41.590
Eslovênia	12	108	75	15	267	224	153	44	588	116	102	-21	321
Argentina	14	105	105	17	407	150	145	20	466	45	88	-32	316
Noruega	20	102	43	48	192	588	369	187	1.443	486	344	90	1.251
Nova Zelândia	12	69	32	23	123	27	28	3	99	-41	29	-95	-4
Filipinas	12	63	33	8	121	485	851	25	2.615	421	843	-53	2.521
Israel	13	62	37	4	114	298	82	186	443	236	86	122	379
Irlanda	11	46	29	4	90	135	183	19	678	88	170	3	595
Grécia	13	24	17	3	59	78	58	11	198	54	57	-12	146
Chile	14	5	5	-	16	220	316	8	899	215	313	5	891
Colômbia	13	3	5	-	14	64	74	2	264	62	73	2	264
Venezuela	14	2	3	-	7	103	156	2	562	101	156	2	562
Peru	14	1	2	-	8	21	18	2	48	20	16	1	46
Moldávia	13	0	1	-	3	5	5	1	16	5	5	-1	16
Países selecionados		125.322		32.229	352.003	178.092		23.676	983.653				

Fonte: Klump et al (2021), com base em IFR e Comtrade..

Análises quantitativas da utilização e dos impactos de robôs na indústria brasileira são ainda bastante escassas e geralmente caminham em duas direções. Em primeiro lugar, em geral, essas análises inserem-se numa discussão mais geral sobre os impactos da “automação industrial” que incluem, mas não se restringem, à utilização de robôs. Em segundo lugar, particular ênfase é atribuída sobre os impactos da “automação industrial” sobre o emprego, seja em termos do número de postos de trabalho, das qualificações requeridas e das remunerações geradas. Em geral, estas análises partem do referencial proporcionado por uma análise internacional amplamente reconhecida (Frey e Osborne, 2017; Acemoglu e Restrepo, 2020), bem como consideram qualificações específicas em relação à realidade latino-americana e de países em desenvolvimento (Brambilla et al., 2021; Weler et al, 2019; Espíndola e Suárez, 2023).

No caso brasileiro, utilizando como referência principalmente a metodologia de Frey e Osborne, 2017, as análises de Albuquerque *et al.* (2019) e Lima *et al.* (2021) consideraram apenas as ocupações formais, utilizando dados da RAIS, encontrando, no primeiro caso, um risco de automação estimado de 55% dos empregos, enquanto, no segundo caso, esse valor chegou a 60%, diferença que pode ser explicada pelas opções metodológicas dos autores. Em outro estudo, Ottoni *et al.* (2022) ressaltaram a importância de incluir o mercado informal na análise sobre a automação das ocupações, utilizando informações da Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios Contínua (PNAD Contínua), que incluem informações sobre os empregados do setor informal, sem contudo chegar a grandes alterações na estimativa dos impactos da extensão da automação no país, que atingiria 58,1% dos empregos brasileiros sob o risco de serem substituídos por máquinas nos próximos dez a vinte anos, enquanto no setor informal 62% dos empregos poderiam ser automatizados.

Estas análises, por adotarem basicamente métodos similares, identificam um padrão semelhante acerca do percentual do emprego sob o risco de automação, algo entre 55% e 65% dos empregos com elevado risco de substituição por tecnologias de automação ou robôs nas próximas duas décadas, correspondendo a patamares mais elevados do que os registrados no mundo considerado desenvolvido, entre 35% e 55% segundo levantamento realizado por em Albuquerque *et al.* (2019). Em função dos problemas da transposição de metodologias identificadas a partir da realidade de países desenvolvidos – sem considerar aspectos como a heterogeneidade das tarefas realizadas pelas diversas ocupações em cada contexto, bem como os preços e custos relativos da aquisição de equipamentos, alguns autores partem de hipóteses e procedimentos metodológicos distintos.

A análise de Rodrigo (2022) parte da implementação de uma estratégia de identificação causal mais cuidadosa, baseada em metodologia de *lags* capaz de dimensionar impactos ao longo de uma janela de dez anos, de modo a estimar o efeito de longo prazo da automação na produtividade do trabalho, salários e níveis de emprego nos mercados brasileiros, definidos como correspondentes às 557 microrregiões geográficas. Foram considerados o registro das autoridades aduaneiras brasileiras sobre a importação de robôs, a partir de dados na Secretaria de Comércio Exterior. O autor construiu uma variável, em nível municipal, dada pela razão entre o valor dos robôs importados em preços constantes e o emprego local do mercado de trabalho, considerando informações sobre empregos formais. A partir desse indicador de penetração da tecnologia de automação, foram realizadas estimativas que indicam que, em um mercado de trabalho local que aumente o valor investido em robôs importados em US\$ 3 por trabalhador (valores de 1997), haveria um ganho cumulativo de 2,66% na produtividade ao longo de dez anos, os salários médios aumentariam em 1,18%, enquanto não haveria consequências para o emprego agregado.

A análise de Adamczyk et al (2021) discute qual o efeito da automação no futuro das ocupações do setor privado no Brasil, identificando as ocupações mais suscetíveis à automação com base em algoritmos de aprendizado de máquina e de processamento natural de linguagem, aplicando um método objetivo para estimação de propensão à automação chamado *Bartik Occupational Tasks* – BOT. O objetivo não é estimar o impacto da automação diretamente sobre as ocupações, mas sim, nas tarefas envolvidas, utilizando-se a Matriz de Atividades da CBO 2002 que mostra as tarefas envolvidas em

cada ocupação. Algoritmos de *Natural Language Processing* (NLP) permitem ponderar os termos das atividades que constituem cada ocupação e identificar a sua contribuição para o efeito diferencial de automação estimado na etapa anterior, possibilitando generalizar a propensão à automação para as demais ocupações com base no peso relativo das tarefas. Para identificar o peso relativo das tarefas emprega-se a técnica *Term Frequency–Inverse Document Frequency* (TF-IDF), com o valor do TF-IDF aumentando proporcionalmente à frequência em que uma palavra aparece em um extrato de texto em relação ao número de textos que contém essa palavra. Foram analisadas 2.627 ocupações de 31,5 milhões de trabalhadores formais em tempo integral na base de dados da RAIS de 2018. Cerca de 11% dos trabalhadores brasileiros encontram-se nas ocupações de mais alta propensão à automação, e 45% até média-alta automação. Ocupações com menores níveis médios de escolaridade e menores remunerações são as mais propensas à automação.

A análise de Ribeiro et al (2024) apresenta evidências empíricas a respeito da automação, considerando especificamente a adoção de robôs, e suas consequências para o mercado de trabalho no Brasil, a partir de uma revisão crítica dos principais resultados recentes da literatura. Com esse intuito, são utilizadas informações da TIC-Empresas, *survey* bianual sobre o uso de tecnologias de automação, conduzidas pelo Centro Regional de Estudos para o Desenvolvimento da Sociedade da Informação (Cetic.br), vinculado ao Comitê Gestor da Internet no Brasil (CGI.br). A pesquisa abordou o tema da automação pela primeira vez na edição 2018-2019, incluindo questões sobre o uso de robôs industriais e de serviços. Estas informações foram combinadas com dados da Relação Anual de Informações Sociais (RAIS) identificada, para investigar os padrões e tendências do emprego, dos salários e da desigualdade de rendimentos nas empresas que adotaram robôs de serviço ou industriais nos últimos anos.

Utilizando dados da pesquisa TIC Empresas 2018-2019 e da RAIS identificada de 2018, constatou-se que as empresas que adotam robôs possuem maiores níveis de emprego e de salário. Ou seja, firmas adotantes de robôs, mesmo quando as características das empresas são controladas, tendem a ser mais produtivas e, conseqüentemente, a empregar mais pessoas – sendo, portanto, de maior porte – e oferecer maiores salários. Haveria indícios de que as firmas automatizadas têm maiores níveis de emprego e salários mais elevados. Ao mesmo tempo, os resultados trazem evidências de que o uso de tecnologias de automação tem repercussões na desigualdade, pelo menos em se tratando

da demanda por diferentes tipos de trabalhadores. Entre as empresas que adotam robôs industriais, há redução estatisticamente relevante entre os empregados com menor qualificação, de 6 p.p., e aumento de quase 5 p.p. entre os de formação superior. Já entre empresas que utilizam robôs de serviços empregam uma proporção 9 pontos percentuais (p.p.) superior de trabalhadores qualificados, enquanto têm uma fatia de empregados menos qualificados semelhante às demais. Os resultados de um modelo de regressão com dados de 2018, por sua vez, indicaram que as firmas que adotam robôs parecem apresentar um perfil específico: são de maior porte, possuem maior número de empregados formais e apresentam maiores salários, mesmo quando são controlados fatores como setor, região e outras características prévias à adoção do robô.

Em uma análise temporal, Ribeiro *et al* (2024) observam que empresas que utilizam robôs industriais, apesar de maiores e de pagarem melhores salários, operam com um número menor de empregados quando comparado ao que empregavam em 2010, o que indicaria uma possível substituição do trabalho pelos robôs, pois essas firmas, por serem automatizadas – e, conseqüentemente, mais produtivas –, tenderiam a apresentar maior crescimento de mão de obra ao longo dos anos. Essas empresas, no entanto, são predominantemente da indústria de transformação, segmento que mais sofreu com crises em 2015-2016. Desse modo, considerando uma amostra apenas com empresas da indústria de transformação, as que usam robôs industriais empregam relativamente menos do que as demais, se comparadas com o início da série.

É possível atualizar informações sobre a adoção de robôs industriais e de serviços com base em informações da TIC-Empresas, conduzida Cetic.br, para os biênios 2108-19, 2020-21 e 2022-23, comparando-as com informações levantadas para a amostra selecionada de empresas industriais adotantes de tecnologias digitais da PINTEC – Semestral em 2022, totalizando 1.435 empresas, utilizadas nos exercícios econométricos subsequentes. A Tabela apresenta informações para os três biênios mais recentes da TIC-Empresas, apresentando informações sobre o Total de Empresas, Empresas que possuem Departamento de TI, Empresas com Uso de Robôs Industriais e Empresas com Uso de Robôs de Serviço, para o Total de Atividades e a Indústria de transformação.

No ano de 2023, a da TIC-Empresas abarcava 478.993 empresas, das quais 95.439 empresas (19,9%) eram provenientes da Indústria de Transformação. Já dentre o Total de 207.167 empresas que possuem Departamento de TI, 37.291 (18,0% do total) eram

provenientes da Indústria de Transformação Tabela 2. A Indústria de Transformação se destaca, em particular, pelo elevado percentual, em relação ao Total, de empresas com uso de Robôs Industriais e de Serviço. Em termos do uso de Robôs Industriais, de um Total de 10.257 que utilizavam este tipo de equipamento, 5.888 empresas (57,4%) eram provenientes da Indústria de Transformação. Já em relação ao uso de Robôs de Serviço, de um Total de 5.845 que utilizavam este tipo de equipamento, 1.822 empresas (31,2%) eram provenientes da Indústria de Transformação. Entre o biênio 2018-19 e o biênio 2022-23, a base Total da TIC-Empresas e reduziu em 5,4%, contra uma redução de 6,8% para a Indústria de Transformação.

Já em termos de empresas que possuem Departamento de TI, enquanto o Total da base cresceu 2,0%, contra uma queda de 5,8% observada na Indústria de Transformação. No caso do Uso de Robôs Industriais, o crescimento da base Total foi de 24,2%, contra um crescimento de 27,4% da Indústria de Transformação. Por fim no caso do Uso de Robôs de Serviço é onde se observa um maior crescimento, que atinge 40,3% para a base Total e 42,6% para a Indústria de Transformação.

Tabela 2 - Empresas que possuem Departamento de TI, Empresas com Uso de Robôs Industriais e Empresas com Uso de Robôs de Serviço – Total e Indústria de transformação, 2019, 2021 e 2023

	Total			Indústria de transformação			% da Indústria de transformação		
	2019	2021	2023	2019	2021	2023	2019	2021	2023
Empresas que possuem Departamento de TI									
Sim	203.152	223.420	207.167	39.569	39.701	37.291	19,5%	17,8%	18,0%
Não	302.075	284.397	271.052	62.516	58.473	57.863	20,7%	20,6%	21,3%
Não sabe	215	1.105	459	0	696	285	0,0%	63,0%	62,1%
Não respondeu	1.159	127	315	295	0	0	25,5%	0,0%	0,0%
Total	506.601	509.049	478.993	102.380	98.870	95.439	20,2%	19,4%	19,9%
Empresas com Uso de Robôs Industriais									
Sim	8.256	11.473	10.257	4.620	5.955	5.888	56,0%	51,9%	57,4%
Não	190.641	209.084	193.658	34.531	33.089	30.754	18,1%	15,8%	15,9%
Não sabe	1.355	2.850	3.252	399	657	648	29,4%	23,1%	19,9%
Não respondeu	51	13		0	0	0	0,0%	0,0%	
Não se aplica	2.850			18		0	0,6%		
Total com Depart. de TI	203.153	223.420	207.167	39.568	39.701	37.290	19,5%	17,8%	18,0%
Empresas com Uso de Robôs de Serviço									
Sim	4.166	6.743	5.845	1.278	1.394	1.822	30,7%	20,7%	31,2%
Não	195.275	216.127	198.690	38.034	38.141	35.194	19,5%	17,6%	17,7%
Não sabe	715	551	2.633	239	165	274	33,4%	29,9%	10,4%
Não respondeu	146			0	0	0	0,0%		
Não se aplica	2.850			18			0,6%		
Total com Depart. de TI	203.152	223.421	207.168	39.569	39.700	37.290	19,5%	17,8%	18,0%

Fonte: TIC-Empresas.

A Tabela 3 complementa a anterior, apresentando informações sobre a participação em relação ao Total e sobre a participação em relação a Empresas com Departamento de TI de Empresas com Robôs Industriais e de Empresas com Robôs de

Serviço, para o Total da base da TIC-Empresas e para a Indústria de Transformação, nos três biênios da série. Em 2023, a participação em relação ao Total de Empresas com Robôs Industriais atingia 2,1% para o Total da base e 6,2% (valor 2,88 vezes maior) para a Indústria de Transformação, enquanto a participação de Empresas com Robôs de Serviço atingia 1,2% para o Total da base e 1,9% (valor 1,56 vezes maior) para a Indústria de Transformação. Já a participação em relação a Empresas com Departamento de TI atingia 5,0% para o Total da base e 15,8% (valor 3,19 vezes maior) para a Indústria de Transformação, enquanto a participação de Empresas com Robôs de Serviço atingia 2,8% para o Total da base e 4,9% (valor 1,73 vezes maior) para a Indústria de Transformação.

Entre o primeiro e o terceiro biênio da série, a participação em Relação ao Total no caso de Empresas com Robôs Industriais cresceu 31,4% para o Total da base e 36,7% para a Indústria de Transformação, enquanto, no caso de Empresas com Robôs de Serviço, cresceu 48,4% para o Total da base e 52,9% para a Indústria de Transformação. No mesmo período, a participação em relação a Empresas com Departamento de TI, no caso de Empresas com Robôs Industriais, cresceu 21,8% para o Total da base e 35,2% para a Indústria de Transformação, enquanto, no caso de Empresas com Robôs de Serviço, cresceu 37,6% para o Total da base e 51,3% para a Indústria de Transformação.

Tabela 3 - Empresas com Robôs Industriais e Empresas com Robôs de serviço - Participação em Relação ao Total e em Relação a Empresas com Departamento de TI – 2019, 2021 e 2023

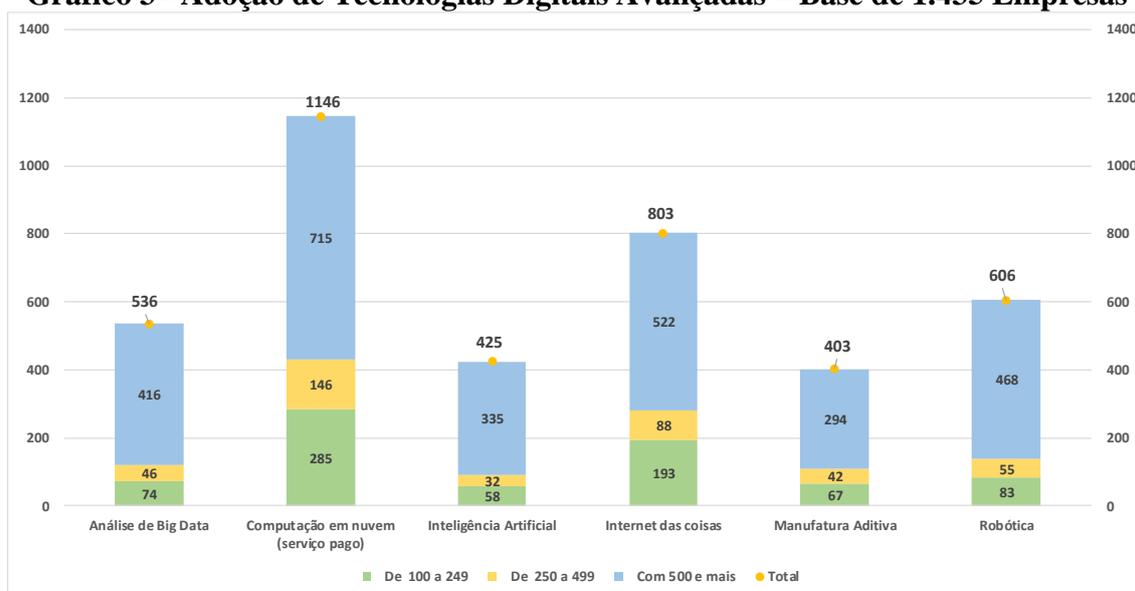
	Total			Indústria de transformação		
	2019	2021	2023	2019	2021	2023
Número de Empresas						
Total de Empresas	506.601	509.049	478.993	102.380	98.870	95.439
Empresas com Departamento de TI	203.152	223.420	207.167	39.569	39.701	37.291
Empresas com Robôs Industriais	8.256	11.473	10.257	4.620	5.955	5.888
Empresas com Robôs de serviço	4.166	6.743	5.845	1.278	1.394	1.822
Participação em Relação ao Total						
Empresas com Robôs Industriais	1,6%	2,3%	2,1%	4,5%	6,0%	6,2%
Empresas com Robôs de serviço	0,8%	1,3%	1,2%	1,2%	1,4%	1,9%
Participação em Relação a Empresas com Departamento de TI						
Empresas com Robôs Industriais	4,1%	5,1%	5,0%	11,7%	15,0%	15,8%
Empresas com Robôs de serviço	2,1%	3,0%	2,8%	3,2%	3,5%	4,9%

Fonte: TIC-Empresas.

Informações da TIC-Empresas indicavam que 5.888 empresas industriais utilizavam robôs industriais e 1.822 utilizavam robôs de serviços em no biênio 2022-23. Estas informações referiam-se a empresas de diferentes tamanhos. Em contraste, a amostra de empresas da PINTEC-Semestral contemplava 1.435 empresas com mais de 100 empregados em 2022, conforme ilustrado pela Tabela 4. Desse total, 1.282 empresas relatavam a utilização de tecnologias digitais avançadas e 606 relatavam o uso de robótica, atrás apenas do uso da Computação em Nuvem, adotada por 1.146 empresas, e

da Internet das Coisas, adotada por 803 empresas. Assim, o uso da robótica perfazia 42,2% das empresas da amostra, percentual que se elevava a 56,7% (468 empresas) no caso da faixa com 500 ou mais empregados (ver Gráfico 3). Desse modo, é possível argumentar que a amostra da PINTEC-Semestral é bastante representativa do universo de empresas que relatavam o uso de Robôs industriais na TIC-Empresas.

Gráfico 3– Adoção de Tecnologias Digitais Avançadas – Base de 1.435 Empresas



Fonte: PINTEC Semestral

No tocante ao uso de tecnologias digitais avançadas, a PINTEC-Semestral contempla não apenas informações sobre a adoção de diversos tipos de tecnologias – incluindo, além da Robótica, Computação em nuvem (serviço pago), Internet das coisas, Manufatura Aditiva, Análise de Big Data e Inteligência Artificial – mas também informações sobre a adoção dessas tecnologias em diferentes áreas/funções de negócio – incluindo o Desenvolvimento de projetos de produtos, processos e serviços (P&D, design e engenharia de produtos e processos), a Produção (processo produtivo, manutenção e controle da qualidade), a Logística (logística de compras de insumos e distribuição de produtos e serviços), a Administração (planejamento, contabilidade, recursos humanos, finanças e TI) e a Comercialização (marketing, vendas e pós-vendas)– bem como sobre o grau/ intensidade da utilização nestas áreas/ funções – que pode ser Predominantemente digital, Parcialmente digital e Não utilizada em formato digital.

No caso do uso da Robótica, as 606 empresas que relatavam o uso dessa tecnologia digital avançada podem ser disgregadas setorialmente para as principais áreas/funções de negócio adotantes dessa tecnologia - Desenvolvimento de projetos de produtos, processos e serviços e Produção - destacando-se, na área de Produção, as empresas cujo grau de adoção era “Predominantemente digital”, conforme ilustrado pela Tabela 4.

Tabela 4 – Empresas da Amostra e Empresas que Adotaram a Robótica por Setores da Indústria

	Total (1)	Robótica (2)	Robótica no Desenvolvimento de projetos de produtos, processos e serviços (P&D, design e engenharia de produtos e processos) (3)	Robótica na Produção (processo produtivo, manutenção e controle da qualidade) (4)	Robótica na Produção (processo produtivo, manutenção e controle da qualidade) de forma abrangente (5)	% Robótica (2)/(1)	% de Robótica no Desenvolvimento de projetos de produtos, processos e serviços (P&D, design e engenharia de produtos e processos) (3)/(1)	% de Robótica na Produção (processo produtivo, manutenção e controle da qualidade) (4)/(1)	% de Robótica na Produção (processo produtivo, manutenção e controle da qualidade) de forma abrangente (5)/(1)
Total Indústria	1435	606	408	553	171	42,2%	28,4%	38,5%	11,9%
Indústrias extrativas	41	15	10	12	3	36,6%	24,4%	29,3%	7,3%
Indústrias de transformação	1394	591	398	541	168	42,4%	28,6%	38,8%	12,1%
Produtos alimentícios	151	56	33	52	8	37,1%	21,9%	34,4%	5,3%
Bebidas	25	15	11	13	9	60,0%	44,0%	52,0%	36,0%
Produtos do fumo	14	3	1	3	0	21,4%	7,1%	21,4%	0,0%
Produtos têxteis	69	16	7	15	5	23,2%	10,1%	21,7%	7,2%
Confecção de artigos do vestuário e acessórios	79	14	8	13	3	17,7%	10,1%	16,5%	3,8%
Couros, artefatos e calçados	53	14	9	13	3	26,4%	17,0%	24,5%	5,7%
Produtos de madeira	44	11	5	11	1	25,0%	11,4%	25,0%	2,3%
Celulose, papel e produtos de papel	51	22	13	20	6	43,1%	25,5%	39,2%	11,8%
Impressão e reprodução de gravações	27	5	4	5	3	18,5%	14,8%	18,5%	11,1%
Coque, derivados do petróleo e de biocombustíveis	50	13	8	10	3	26,0%	16,0%	20,0%	6,0%
Produtos químicos	80	38	26	32	8	47,5%	32,5%	40,0%	10,0%
Produtos farmoquímicos e farmacêuticos	40	16	9	13	7	40,0%	22,5%	32,5%	17,5%
Artigos de borracha e plástico	72	39	24	38	11	54,2%	33,3%	52,8%	15,3%
Produtos de minerais não-metálicos	69	36	27	35	10	52,2%	39,1%	50,7%	14,5%
Metalurgia	53	37	26	34	11	69,8%	49,1%	64,2%	20,8%
Produtos de metal	78	36	25	31	8	46,2%	32,1%	39,7%	10,3%
Equipamentos de informática, eletrônicos e ópticos	44	23	21	21	3	52,3%	47,7%	47,7%	6,8%
Máquinas, aparelhos e materiais elétricos	58	36	24	34	9	62,1%	41,4%	58,6%	15,5%
Máquinas e equipamentos	85	47	36	44	15	55,3%	42,4%	51,8%	17,6%
Veículos automotores, reboques e carrocerias	79	59	47	53	32	74,7%	59,5%	67,1%	40,5%
Outros equipamentos de transporte	27	9	6	9	2	33,3%	22,2%	33,3%	7,4%
Fabricação de móveis	60	21	10	19	5	35,0%	16,7%	31,7%	8,3%
Fabricação de produtos diversos	45	18	12	17	4	40,0%	26,7%	37,8%	8,9%
Manutenção, reparação e instalação de máquinas	41	7	6	6	2	17,1%	14,6%	14,6%	4,9%

Fonte: PINTEC Semestral.

Segundo as informações apresentadas na Tabela 4, os cinco setores com maior número absoluto de adoção Robótica são, pela ordem, Veículos automotores, reboques e carrocerias (59 empresas), Produtos alimentícios (56 empresas), Máquinas e equipamentos (47 empresas), Artigos de borracha e plástico (39 empresas) e Produtos químicos (38 empresas). Já os cinco setores com maior adoção de Robótica, comparativamente à média geral da indústria (42,2%) são, pela ordem, Veículos automotores, reboques e carrocerias (74,7%), Metalurgia (69,8%), Máquinas, aparelhos e materiais elétricos (62,1%), Bebidas (60,0%), Máquinas e equipamentos (55,3%). Em termos da adoção de Robótica no Desenvolvimento de projetos de produtos, processos e serviços, para uma taxa média de adoção de 28,4% destaca-se a adoção pelos setores de Veículos automotores, reboques e carrocerias (59,5%), Metalurgia (49,1%), Equipamentos de informática, produtos eletrônicos e ópticos (47,7%), Bebidas (44,0%) e Máquinas e equipamentos (42,4%).

No âmbito da Produção, para uma média geral de adoção de 38,5%. Destaca-se a adoção pelos setores de Veículos automotores, reboques e carrocerias (67,1%), Metalurgia (64,2%), Máquinas, aparelhos e materiais elétricos (58,6%), Artigos de borracha e plástico (52,8%), Bebidas (52,0%) e Máquinas e equipamentos (51,8%). É possível também destacar os setores nos quais o grau de adoção da Robótica na órbita da Produção pode ser caracterizado como “Predominantemente digital”. Neste caso, para uma adoção média de 11,9%, destacam-se os setores de Veículos automotores, reboques e carrocerias (40,5%). Bebidas (36,0%), Metalurgia (20,8%), Máquinas e equipamentos (17,6%) e Produtos farmoquímicos e farmacêuticos (17,5%).

4. Notas metodológicas

4.1. Base de dados

A base de dados utilizada nesse estudo é constituída a partir da Pesquisa de Inovação Semestral – PINTEC Semestral⁵. Essa iniciativa se propõe a realizar sete rodadas de consultas sobre inovação e temas correlatos a empresas brasileiras com 100 ou mais pessoas ocupadas nas indústrias extrativas e de transformação. Desde a segunda metade de 2022 foram realizados dois ciclos de pesquisa sobre inovação e uma sobre adoção de tecnologias digitais avançadas. Neste artigo se utiliza a pesquisa sobre digitalização e a segunda rodada de investigação sobre inovação, ambas tendo como período de referência o ano de 2022, anterior ao da coleta.

A PINTEC Semestral se propõe a divulgar resultados de forma tempestiva: a coleta tarda 3 meses e, ao seu término, também em igual período de três meses, os resultados são divulgados. Deste modo, com o intuito de fornecer informações rápidas e necessárias, não apenas sobre aspectos relacionados à conduta inovativa de curto prazo das empresas, mas também sobre sua atuação estratégica em relação a temas correlatos específicos, fez-se necessário que as investigações fossem desenhadas de forma que suas respostas pudessem ser obtidas de maneira clara, objetiva e rápida. Dessa forma, a PINTEC Semestral segue um sistema de coleta de autopreenchimento eficiente e, sobretudo, com questionários curtos, objetivos e autoexplicativos de forma a garantir o claro entendimento dos conceitos e definições investigados na pesquisa, garantindo, assim, a padronização necessária para o bom resultado estatístico.

Para garantir o cumprimento dos objetivos da PINTEC Semestral de fornecer informações relevantes e precisas de curto prazo, fez-se necessário delimitar o universo das empresas a serem investigadas. A delimitação do universo de empresas industriais foi feita de maneira a refletir o fenômeno estudado em função das atividades econômicas das empresas e, ao mesmo tempo, garantir que tal universo fosse suficientemente representativo para espelhar de forma acurada as características dos fenômenos

⁵ A PINTEC Semestral (pintec.ibge.gov.br) é um projeto de pesquisa iniciado em dezembro de 2021 realizado em parceria entre o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), a Agência Brasileira de Desenvolvimento Industrial (ABDI) e a Universidade Federal do Rio de Janeiro (UFRJ). O projeto tem duração de 48 meses e prevê a realização de sete ciclos de pesquisa. O objetivo da pesquisa é fornecer dados para a geração de indicadores de inovação e temáticas associadas, visando subsidiar o desenho, a implementação e o monitoramento de políticas públicas e estratégias empresariais.

investigados, no tempo de coleta e apuração planejados. Entendeu-se que o universo de empresas industriais com 100 ou mais pessoas ocupadas era a mais adequada para representar dimensões econômicas relevantes. De fato, de acordo com a Pesquisa Industrial Anual (PIA) de 2021, este conjunto de empresas representa 85,6% do total de valor de transformação industrial (VTI); 85,9% do total da receita líquida de vendas (RLV); 62,2% do total de pessoas ocupadas de toda a população de empresas extrativas e de transformação em 2021. Quantitativamente, porém, este mesmo conjunto representou apenas 2,8% do total de empresas industriais no mesmo ano. Além disso, segundo a pesquisa PINTEC 2017, essas empresas foram responsáveis por 85,7% do total dos dispêndios das empresas industriais em atividades inovativas em 2017; e por 95,1% do total dos investimentos em Pesquisa e Desenvolvimento (P&D) das empresas com 10 ou mais pessoas ocupadas nas indústrias extrativa e de transformação.

Uma vez que o período de referência das estatísticas divulgadas na pesquisa é anual, no início de cada ano de referência, a amostra a ser investigada é atualizada para refletir a evolução do cadastro básico de seleção (CBS) do IBGE, a partir dos critérios definidos pela PINTEC Semestral⁶. Deste modo, identificou-se que, em 2022, havia 9.584 empresas ativas com 100 ou mais pessoas ocupadas nas indústrias extrativas e de transformação, segundo a Classificação Nacional de Atividades Econômicas (CNAE 2.0). Para representar este universo, a PINTEC Semestral utilizou a técnica de amostragem estratificada, onde os estratos naturais foram definidos em função das atividades econômicas que compõem o âmbito da pesquisa. As empresas da indústria extrativa foram agrupadas em um único estrato natural, ao passo que as demais empresas classificadas na indústria de transformação foram alocadas em distintos estratos definidos pelo próprio código de divisão (2 dígitos) da CNAE resultando em 25 estratos naturais. Cada estrato natural foi dividido em um estrato certo, com empresas selecionadas para amostra com probabilidade 1, e um estrato amostrado, com empresas selecionadas aleatoriamente para a amostra, de acordo com o número de pessoas ocupadas.

No entanto, para aumentar a eficiência da amostra, em virtude do tempo reduzido de coleta na PINTEC Semestral, optou-se pela definição de pontos de cortes distintos para cada estrato natural, uma vez que a distribuição da variável “número de pessoas ocupadas” difere de acordo com a atividade econômica das empresas. O simples ponto

⁶ Ver IBGE (2022).

de corte pelo tamanho de acordo com o número de pessoas ocupadas, por exemplo, 500 pessoas ocupadas, resultaria num tamanho de amostra maior do que a capacidade operacional disponível para a realização da pesquisa. Deste modo, foi adotado um método de estratificação de populações assimétricas, como é o caso da variável número de pessoas ocupadas, descrito em Hidiroglou (1986), que tem como objetivo fornecer o melhor ponto de corte para a determinação dos estratos (certo e amostrado) de modo a minimizar o tamanho da amostra em cada estrato natural para um nível de precisão relativa predeterminado. Assim, o tamanho da amostra da pesquisa foi dimensionado tanto para assegurar que o estimador do total da variável número de pessoas ocupadas em cada estrato natural tivesse um coeficiente de variação de 8% quanto para considerar taxas de perda pré-determinadas. de modo a garantir maior eficiência na gestão de coleta de cada estrato natural.

Dessa forma, para o ano de referência 2022, foram selecionadas 1.532 empresas para representar a população de 9.584 empresas com 100 ou mais pessoas ocupadas nas indústrias extrativas e de transformação. Deste total, 687 empresas compuseram estrato certo da amostra, com peso igual a 1, ao passo que as demais 845 empresas fizeram parte do estrato aleatório da amostra, recebendo, portanto, um peso proporcional ao tamanho e atividade econômica que faz parte para representar o total de empresas do universo de cada estrato natural.

Ao final de cada ciclo, verificada cada situação de coleta específica e realizada a imputação necessária em cada estrato natural, os pesos amostrais de seleção são recalibrados de modo a garantir a totalização do número de empresas e de pessoas ocupadas, por estrato amostrado, consistentes com o cadastro básico de seleção atualizado. Por isso, ainda que os dois ciclos da pesquisa de um determinado ano de referência tenham partido da mesma amostra, é importante destacar que uma mesma empresa que esteve presente em ambos os ciclos da pesquisa daquele mesmo ano pode ter pesos distintos em cada um dos ciclos.

4.2. Procedimentos de seleção de empresas e variáveis

Em 2023, a PINTEC Semestral gerou dois ciclos de pesquisa: Indicadores Temáticos “*Tecnologias Digitais Avançadas, Teletrabalho e Cibersegurança*” e Indicadores Básicos (sobre inovação), ambos referentes ao ano base de 2022. Para a realização deste artigo, montou-se uma base de empresas comuns aos dois ciclos de

pesquisa e que também possuísse as informações necessárias da Pesquisa Industrial Anual – 2022.

Das 1.532 empresas que compuseram a amostra da pesquisa para o ano de referência 2022, observou-se a existência de 1.444 as empresas comuns aos dois ciclos da pesquisa. No entanto, nove empresas não possuíam as informações da PIA-Empresa 2022 necessárias para a modelagem proposta neste artigo. Desse modo, criou-se uma base de referência com informações das variáveis investigadas nos dois ciclos da pesquisa, mais as informações da PIA -Empresa 2022 contendo 1.435 empresas.

Assim, para este artigo criou-se uma base de dados de 1.435 empresas, contendo todas as variáveis dos dois ciclos de pesquisa, mais um conjunto de variáveis selecionadas da PIA Empresa 2022, para aplicar a modelagem e discutir as questões propostas. Todos os modelos foram aplicados no nível dos microdados, sem aplicação de expansão (pesos) para representar a população de empresas. É importante ressaltar que a despeito de serem informações coletadas em ciclos distintos, a partir de dois questionários separados, as variáveis foram concebidas de forma análoga, para o mesmo conjunto de empresas, de modo que a junção das bases e utilização conjunta das variáveis trazem elementos essenciais que complementam a análise e entendimento dos fenômenos investigados.

Uma vez selecionado o universo de empresas, procedeu-se à análise descritiva, a partir do cruzamento de variáveis dos dois ciclos da pesquisa da PINTEC Semestral. Desta análise foram extraídos os primeiros indícios de relações entre inovação e digitalização das empresas. Em seguida foram realizadas estimações econométricas. Como variáveis dependentes, foram considerados quatro indicadores relacionados ao processo de inovação, como mostra o Quadro 1.

Quadro 1 – Variáveis dependentes: tipos de inovação e custos operacionais

Variável	Descrição
Inovação de produto e/ou processo de negócios (InovProdProc)	Empresas que responderam “sim” para inovação de produto e/ou inovação de processo, desde que tenham respondido “sim” para as categorias relacionadas às atividades de produção (produção de bens, logística e TI).
Inovação de produto (InovProd)	Empresas que inovaram apenas em produto, ou seja, que responderam “sim” para inovação de produto e “não” para todas as inovações de processos de negócios.

Inovação em processo (InovProc)	Empresas que inovaram apenas em processo de negócios exclusivamente relacionados às atividades de produção (produção de bens, logística e TI).
Inovação em produto e processo de negócios (InovProd_&_Proc)	Empresas que responderam “sim” para inovação de produto e inovação de processo, desde que tenham respondido “sim” para as categorias relacionadas às atividades de produção (produção de bens, logística e TI).
Custos Operacionais (COI)	Custo das Operações Industriais, proveniente da PIA 2022.

No Quadro 2 estão as variáveis independentes, que indicam o grau de adoção de robotização e suas combinações pelas empresas

Quadro 2 – Variáveis independentes que refletem a adoção de robotização, manufatura aditiva e internet das coisas pelas empresas

Variável	Descrição
Robotização (Robot_Prod)	Variável binária com valor 1 se a empresa respondeu que utilizou robótica na produção.
Robotização +Manufatura aditiva (Robot_MA_Prod)	Variável binária com valor 1 se a empresa respondeu que utilizou robótica e manufatura aditiva na produção.
Robotização + Internet das Coisas (Robot_IC_Prod)	Variável binária com valor 1 se a empresa respondeu que utilizou robótica e internet das coisas na produção.
Robotização + Manufatura Aditiva + Internet das Coisas (Robot)	Variável binária com valor 1 se a empresa respondeu que utilizou robótica, manufatura aditiva e internet das coisas na produção.

No Quadro 3 se apresentam as demais variáveis explicativas utilizadas neste artigo.

Quadro 3 – Demais Variáveis Explicativas

Variável	Descrição
Pessoal Ocupado (lnPO)	Logaritmo natural do número de pessoas ocupadas.
Pessoal Ocupado ² (PO ²)	Número de pessoas ocupadas x número de pessoas ocupadas.
Capital estrangeiro (CapEst)	Variável binária com valor 1 se a empresa tem capital estrangeiro ou predominantemente estrangeiro.
P&D (PD)	Variável binária com valor 1 se a empresa realizou gasto com P&D >0.
Cooperação (Coop):	Variável binária que recebe valor 1 se a empresa esteve envolvida em arranjos cooperativos com outra(s) organização(ões) com vistas a desenvolver atividades inovativas de produto ou processo de negócios em 2022.
Apoio do governo (Apoio)	Variável binária que recebe valor 1 se a empresa utilizou algum dos instrumentos de apoio público para suas atividades inovativas.
Aquisição de máquinas e equipamentos/RLV (ME)	Variável contínua com valor da aquisição de M&E dividido pela Receita líquida de vendas em 2022.

Intensidade Alta e Média-Alta (AMA)	Variável binária com valor 1 se a empresa está classificada entre os setores de alta e média-alta intensidade robotização (variável <i>dummy</i>). ⁷
Intensidade Alta e Média-Alta em Robótica (AMA_Rob)	Variável binária com valor 1 se a empresa está classificada entre os setores de Alta e média Alta intensidade tecnológica para a TDA robótica.

A partir da regressão *probit*, foram gerados 08 (oito) modelos que apresentam as estimativas da função de distribuição normal inversa. Tais estimativas não são probabilidades em si, mas sim valores que podem ser vistos na tabela normal, a tabela *z* (*score z*). Nesse sentido, aplicou-se uma fórmula determinada pela média da densidade da distribuição normal dos valores previstos de cada modelo vezes os seus coeficientes, chamado como probabilidades e efeitos marginais, onde torna-se possível “traduzir” esses coeficientes em probabilidades previstas e efeitos marginais. Assim, além dos efeitos observados no *score z*, o modelo apresenta as probabilidades marginais através das diferentes variáveis regressoras. Por fim, utilizou-se, ainda, o Critério de Informação de Akaike (AIC), cujo segundo Dobson (2018), é uma estatística de qualidade de ajuste baseada na função de verossimilhança, com penalização para o número de parâmetros estimados, dado através da fórmula:

$$AIC = -2\ln(L) + 2p,$$

onde L é a verossimilhança e p é o número de parâmetros estimados.

Na sequência foi testada a presença de endogeneidade com uso de variável instrumental nos modelos probabilísticos (ivprobit). A endogeneidade é caracterizada pela correlação entre uma variável independente e o erro de uma variável dependente. Pode ser causada por variáveis omitidas, medições imprecisas, etc. Pode causar estimativas tendenciosas dos coeficientes do modelo, conclusões incorretas etc. Uma das formas de tratar a endogeneidade e verificar se realmente há é utilizar variável instrumental.

⁷ A variável de controle setorial por intensidade digital foi construída com base na classificação da OCDE. Os setores classificados como de alta e média-alta intensidade digital são: Equipamentos de transporte; Móveis; Outras manufaturas; Reparos de computadores; Produtos de informática, eletrônicos e ópticos, Máquinas e equipamentos, Equipamentos elétricos, Produtos de madeira e papel, e Impressão.

Com isso, foi criado então a variável instrumental “índice_digital”, cuja correlação demonstrou ser alta com a variável “Digital” e “Digital2” e baixa com as variáveis respostas “InovProdProc”, “InovProd_E_Proc”, “InovProd” e “InovProc”.

Quadro 4 – Variável Instrumental utilizada nos modelos probabilísticos

Índice de Intensidade de Digitalização do Setor Industrial (índice_digital)	Variável contínua calculada pela relação entre a soma do número de empresas que adotam ao menos uma tecnologia digital avançada e o número de empresas do setor (CNAE a dois dígitos).
---	--

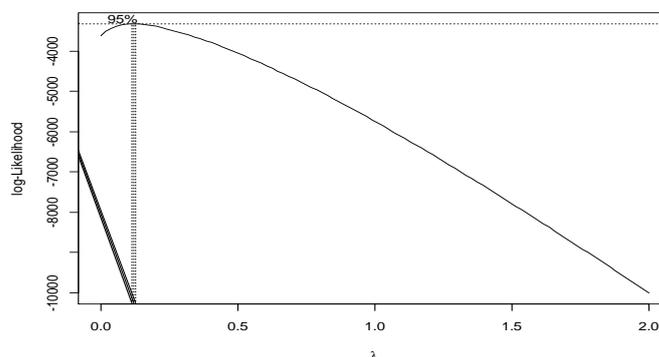
Após a estimação dos modelos probabilísticos (probit e ivprobit), foram realizadas estimação das regressões para avaliar o efeito sobre o COI (Custo das Operações Industriais) proveniente da PIA 2022 a partir de algumas variáveis regressoras apresentadas no Quadro 3. Foi necessário inicialmente utilizar a metodologia proposta por BoxCox para aplicar uma transformação na variável resposta (COI) e então avaliar os modelos, pois observou-se que os dados não seguiam uma distribuição (p-valor < 0.05).

A transformação BoxCox é dada pela seguinte fórmula:

$$\begin{aligned}
 Y_i &= X_i^\lambda, & se \lambda > 0 \\
 Y_i &= \log(X_i), & se \lambda = 0 \\
 Y_i &= -(X_i^\lambda), & se \lambda < 0
 \end{aligned}$$

Em todos os casos foi observado que a transformação BoxCox deveria ser o Log, visto que o gráfico observado foi como abaixo:

Gráfico 3 - Transformação BoxCox para Log



Fonte: Elaboração própria.

A transformação resultante e utilizada foi o Log. Então, o modelo passou a ser LogNormal.

Para a avaliação dos pressupostos dos modelos, foram utilizadas as mesmas metodologias definidas anteriormente, modificando apenas a avaliação do gráfico de dispersão dos resíduos, onde nesse caso foi avaliado o gráfico qqplot, dado que há apenas uma transformação na variável resposta e não a utilização de outra distribuição de probabilidade. O qqplot (gráfico quantil) se torna bastante utilizado e equivale a dispor no gráfico os quantis de duas variáveis de interesse, de forma que se ambas forem identicamente distribuídas, espera-se verificar um padrão linear dos pontos.

Os métodos de comparação dos modelos utilizados foram tanto o AIC quanto o coeficiente de determinação múltipla (R^2). Nesse caso, como estamos avaliando a mesma variável resposta em todos os modelos, podemos realizar a comparação e seleção do melhor modelo. O R^2 serve para avaliar o quão bem o modelo ajustado utilizado representa os dados observados, ou seja, avalia como a proporção da variação total da variável resposta Y (no caso o COI) é explicado pelo modelo ajustado. É dado da forma:

$$R^2 = \frac{SQR_{eg}}{SQT}$$

onde, SQR_{eg} é a soma dos quadrados da regressão e SQT é a soma dos quadrados totais. O R^2 varia entre 0 e 1, onde quanto mais próximo de 1 estiver, melhor será o ajuste do modelo.

Com base na descrição da metodologia e das variáveis utilizadas, na próxima seção é desenvolvida a análise dos resultados obtidos por meio da estatística descritiva e das estimações econométricas.

5. Análise dos resultados econométricos

5.1. Análise dos modelos probabilísticos

A regressão *probit*, ao contrário da regressão *logit*, retorna as estimativas por meio da função de distribuição normal inversa. Isso significa que os resultados vistos nas colunas de “Estimativas” (Estim.) das Tabelas 1 a 4 não são probabilidades em si, mas sim valores que podem ser vistos na tabela normal, a tabela z (por isso é comumente chamado de score z). Essas interpretações não são intuitivas e não há uma equivalência da razão de chances para esse tipo de regressão, dado que não estamos trabalhando com resultados de probabilidades ou log-probabilidades.

Sendo assim, para ler as estimativas corretamente, ou seja, através da mudança na probabilidade, existem fórmulas que traduzem esses coeficientes em probabilidades previstas e efeitos marginais, por exemplo. Por conta disso, foi necessário adicionar uma terceira coluna em todas as estimações/modelos apresentadas nas tabelas 1 a 4, a seguir, de modo que elas tenham significado e sejam possíveis de serem interpretadas. Além disso, não foi encontrado valores que informassem multicolinearidade entre as variáveis em nenhum dos modelos, a maior parte dos dados se encontraram dentro do envelope simulado (usado para verificar a disposição dos pontos dentro do envelope e caso se encontrem dentro e sem padrão o pressuposto é validado. É utilizado para dados não normais). No que se refere às comparações de modelos, para verificar qual é melhor que o outro, foi utilizado o Critério de Informação de Akaike (AIC). Então, tem-se os modelos a seguir, em que é possível ver suas estimativas, p-valores (usou-se o nível de significância $\alpha=0,05$) e probabilidades marginais.

A Tabela 5 apresenta os resultados das estimações dos modelos probabilísticos considerando as quatro variáveis dependentes: inovação de produto e/ou processo, inovação de produto, inovação de processo e inovação de produto e processo. Nesses modelos, a variável explicativa principal é a variável robotização, medida pela adoção de

robotização na produção. Verifica-se que independente do tipo de inovação analisada a utilização de robôs (Rob_Prod) não está associada à probabilidade de inovar.

Pelos resultados apresentados nas colunas (1), (2) e (3) é possível analisar a probabilidade de a empresa inovar em produto e/ou processo de produção através das diferentes variáveis regressoras. Ao se observar a variável capital estrangeiro verifica-se que a empresa ter capital estrangeiro está associado a uma diminuição de 0,25 no score z da empresa inovar em produto e/ou processo de produção. Em efeitos marginais, isso está associado a uma diminuição de 6,59 % na probabilidade de a empresa inovar em produto e/ou processo de produção. Os resultados das demais variáveis explicativas indicam que dispêndio em P&D e cooperação para inovação aumentam a probabilidade de a empresa inovar em produto e/ou processo. Destaca-se a variável dispêndio em P&D: o dispêndio nestas atividades está associado a um aumento de aproximadamente 20,73% na probabilidade de a empresa inovar em produto e/ou processo de produção.

No modelo que testa o efeito da variável robotização na probabilidade de inovar em apenas produto o coeficiente associado é positivo, mas não significativo, conforme se observa nas colunas (4), (5) e (6). As variáveis explicativas indicam que capital estrangeiro aumenta a probabilidade de a empresa inovar apenas em produto, informando que está associado a um aumento de aproximadamente 5,65% na probabilidade de a empresa inovar em apenas produto. Já ao olhar a variável cooperação, que também demonstrou ser significativa (p-valor <0,05), tem-se que em efeitos marginais, diminui a probabilidade da empresa inovar apenas em produto em aproximadamente 9,40%.

As colunas (7), (8) e (9) apresentam os resultados do modelo probabilístico que testa se a adoção de robotização afeta a probabilidade de a empresa inovar em produto e processo de produção. As variáveis explicativas indicam que novamente capital estrangeiro aumenta a probabilidade de a empresa inovar apenas em processo de produção, indicando um aumento de 3,31% na probabilidade desta inovação. O restante das variáveis, nesse caso, não demonstrou significância.

Por fim, as colunas (10), (11) e (12) apresentam os resultados do modelo probabilístico que testa se a adoção de robotização afeta a probabilidade de a empresa inovar em produto e processo de produção. As variáveis explicativas indicam que dispêndio em P&D, apoio público, cooperação para inovação e setor de alta intensidade

tecnológica em robótica aumentam a probabilidade de a empresa inovar em produto e processo. Destaca-se a variável dispêndio em P&D cujo resultado indica que este em atividades de P&D da empresa está associado a um aumento de aproximadamente 9,31% na probabilidade de a empresa inovar em produto e processo de produção.

A Tabela 6 apresenta os resultados das estimações dos modelos probabilísticos considerando as quatro variáveis dependentes: inovação de produto e/ou processo, inovação de produto, inovação de processo e inovação de produto e processo. Nesses modelos, a variável explicativa principal é a variável robotização + manufatura aditiva, medida pela adoção de robotização e de manufatura aditiva na produção.

Ao visualizar as colunas (1), (2) e (3), observa-se a probabilidade de a empresa inovar em produto e/ou processo de produção através das diferentes variáveis regressoras. Destaca-se inicialmente o dispêndio em P&D, onde mostra que o dispêndio nestas atividades está associado a um aumento de aproximadamente 20,70% na probabilidade da empresa inovar em produto e/ou processo de produção. Os resultados das demais variáveis explicativas indicam que cooperação e setor de alta intensidade tecnológica em robótica aumentam a probabilidade de a empresa inovar em produto e/ou processo, aumento respectivamente 9,39% e 0,83% essa probabilidade, enquanto que a utilização de capital estrangeiro diminui 6,49% a probabilidade da empresa inovar em produto e/ou processo.

No modelo que testa o efeito da variável robotização e manufatura aditiva utilizadas na produção na probabilidade de inovar em apenas produto o coeficiente associado é positivo, mas não significativo, conforme se observa nas colunas (4), (5) e (6). As variáveis explicativas indicam que capital estrangeiro aumenta a probabilidade de a empresa inovar apenas em produto, informando que está associado a um aumento de aproximadamente 5,80% na probabilidade de a empresa inovar em apenas produto.

As colunas (7), (8) e (9) apresentam os resultados do modelo probabilístico que testa se a adoção de robotização e manufatura aditiva na produção afeta a probabilidade de a empresa inovar apenas em processo de produção. As variáveis explicativas indicam que apenas o capital estrangeiro demonstrou significância, neste caso positiva, de forma que aumenta a probabilidade de a empresa inovar apenas em processo de produção em aproximadamente 3,44%.

Por fim, as colunas (10), (11) e (12) apresentam os resultados do modelo probabilístico que testa se a adoção de robotização e manufatura aditiva na produção afeta a probabilidade de a empresa innovar em produto e processo de produção. As variáveis explicativas indicam que a empresa não ter respondido se utilizou ou não (NA) robótica e manufatura aditiva na produção, ao se comparar com aquelas que disseram que não utilizaram, diminui em aproximadamente 27,75% na probabilidade de a empresa inovar em produto e processo de produção. Já as outras variáveis explicativas como dispêndio em P&D, logaritmo do pessoal ocupado, cooperação para inovação e setor de alta intensidade tecnológica em robótica aumentam a probabilidade de a empresa inovar em produto e processo de produção em respectivamente 9,14%, 3,16%, 7,91% e 5,27%. Por outro lado, a utilização de capital estrangeiro indicou uma queda de 6,92% nesta probabilidade.

A Tabela 7 apresenta os resultados das estimações dos modelos probabilísticos considerando as quatro variáveis dependentes: inovação de produto e/ou processo, inovação de produto, inovação de processo e inovação de produto e processo. Nesses modelos, a variável explicativa principal é a variável robotização + internet das coisas, medida pela adoção de robotização e de internet das coisas na produção. Verifica-se que independente do tipo de inovação analisada a utilização de robotização e de internet das coisas não está associada à probabilidade de inovar.

Ao visualizar as colunas (1), (2) e (3), observa-se a probabilidade de a empresa innovar em produto e/ou processo de produção através das diferentes variáveis regressoras. P&D, cooperação e setor de alta intensidade tecnológica em robótica impactam em um aumento de respectivamente 20,86%, 10,01% e 8,08% na probabilidade de a empresa inovar em produto e/ou processo de produção. A utilização de capital estrangeiro diminui 5,98% a probabilidade desta inovação.

No modelo que testa o efeito da variável robotização e internet das coisas utilizadas na produção na probabilidade de innovar em apenas produto o coeficiente associado é positivo, mas não significativo, conforme se observa nas colunas (4), (5) e (6). As variáveis explicativas indicam que capital estrangeiro aumenta a probabilidade de a empresa inovar apenas em produto, informando que está associado a um aumento de aproximadamente 5,97% na probabilidade de a empresa inovar em apenas produto, enquanto que a cooperação indica um decréscimo de 9,08% nessa probabilidade de inovação.

As colunas (7), (8) e (9) apresentam os resultados do modelo probabilístico que testa se a adoção de robotização e internet das coisas na produção afeta a probabilidade de a empresa innovar apenas em processo de produção. As variáveis explicativas indicam que apenas o capital estrangeiro demonstrou significância, neste caso positiva, de forma que aumenta a probabilidade de a empresa inovar apenas em processo de produção em aproximadamente 3,15%.

Já as colunas (10), (11) e (12) apresentam os resultados do modelo probabilístico que testa se a adoção de robotização e internet das coisas na produção afeta a probabilidade de a empresa innovar em produto e processo de produção. As variáveis explicativas como dispêndio em P&D, logaritmo do pessoal ocupado, cooperação para inovação e setor de alta intensidade tecnológica em robótica aumentam a probabilidade de a empresa inovar em produto e processo de produção em respectivamente 9,61%, 3,61%, 8,13% e 6,21%. Por outro lado, a utilização de capital estrangeiro indicou uma queda de 6,08% nesta probabilidade.

A Tabela 8 apresenta os resultados das estimações dos modelos probabilísticos considerando as quatro variáveis dependentes: inovação de produto e/ou processo, inovação de produto, inovação de processo e inovação de produto e processo. Nesses modelos, a variável explicativa principal é a variável robotização + internet das coisas + manufatura aditiva, medida pela adoção de robotização e de manufatura aditiva na produção. Verifica-se que independente do tipo de inovação analisada a utilização de robotização, de internet das coisas e de manufatura aditiva não está associada à probabilidade de inovar.

Ao visualizar as colunas (1), (2) e (3), observa-se a probabilidade de a empresa innovar em produto e/ou processo de produção através das diferentes variáveis regressoras. Destaca-se inicialmente o dispêndio em P&D, onde mostra que o dispêndio nestas atividades está associado a um aumento de aproximadamente 20,98% na probabilidade da empresa inovar em produto e/ou processo de produção. Os resultados das demais variáveis explicativas indicam que cooperação e setor de alta intensidade tecnológica em robótica aumentam a probabilidade de a empresa inovar em produto e/ou processo, aumento respectivamente 9,98% e 8,15% essa probabilidade, enquanto que a utilização de capital estrangeiro diminui 5,87% a probabilidade da empresa inovar em produto e/ou processo.

No modelo que testa o efeito da variável robotização, internet das coisas e manufatura aditiva utilizadas na produção na probabilidade de innovar em apenas produto o coeficiente associado é positivo, mas não significativo, conforme se observa nas colunas (4), (5) e (6). As variáveis explicativas indicam que capital estrangeiro aumenta a probabilidade de a empresa inovar apenas em produto, informando que está associado a um aumento de aproximadamente 6,05% na probabilidade de a empresa inovar em apenas produto. Em contrapartida, a utilização de cooperação indica uma diminuição de aproximadamente 9,05% na probabilidade nesta inovação.

As colunas (7), (8) e (9) apresentam os resultados do modelo probabilístico que testa se a adoção de robotização, internet das coisas e manufatura aditiva na produção afeta a probabilidade de a empresa innovar apenas em processo de produção. As variáveis explicativas indicam que apenas o capital estrangeiro demonstrou significância, neste caso positiva, de forma que aumenta a probabilidade de a empresa inovar apenas em processo de produção em aproximadamente 3,17%.

Por fim, as colunas (10), (11) e (12) apresentam os resultados do modelo probabilístico que testa se a adoção de robotização, internet das coisas e manufatura aditiva na produção afeta a probabilidade de a empresa innovar em produto e processo de produção. As variáveis explicativas indicam que o dispêndio em P&D, logaritmo do pessoal ocupado, cooperação para inovação e setor de alta intensidade tecnológica em robótica aumentam a probabilidade de a empresa inovar em produto e processo de produção em respectivamente 9,45%, 3,59%, 8,25% e 6,03%. Por outro lado, a utilização de capital estrangeiro indicou uma queda de 6,02% nesta probabilidade.

É interessante explicitar também que, como estão sendo utilizadas diferentes tipos de inovação na variável repostada, não é possível realizar a comparação dos modelos em cada uma das tabelas, mas sim em todas elas, ou seja, o AIC visto no modelo probit de Inovação de Produto e/ou processo só pode ser comparado com os mesmos modelos vistos nas tabelas 6, 7 e 8 e assim sucessivamente para os outros tipos de inovação

Tabela 5 – Estimações dos modelos probabilísticos por tipo de inovação com a variável “Robotização”

Coef.	Inovação de Produto e/ou Processo			Inovação de Produto			Inovação de Processo			Inovação de Produto e Processo		
	Estim. (1)	P-valor (2)	Prob.Marg. (3)	Estim. (4)	P-valor (5)	Prob.Marg (6).	Estim. (7)	P-valor (8)	Prob.Marg. (9)	Estim. (10)	P-valor (11)	Prob.Marg. (12)
Intercepto	0.1988	0.62	-	-0.5022	0.18	-	-1.9560	<0.05	-	-2.4750	<0.05	-
Rob_Prod - 1	-0.1031	0.72	-0.0232	-0.0142	0.96	-0.0037	-0.2889	0.44	-0.0218	0.1519	0.55	0.0379
Rob_Prod - 2	-0.3929	0.17	-0.0985	-0.0529	0.83	-0.0135	-0.0175	0.96	-0.0016	-0.0097	0.97	-0.0023
lnPO	0.0122	0.78	0.0032	-0.0461	0.29	-0.0117	0.0380	0.57	0.0029	0.1389	<0.05	0.0342
PO2	7,02E-07	0.49	1.807E-10	-5.290E-10	0.53	-1.338E-10	1.07E-10	0.49	8.224E-12	9.299E-11	0.46	2.292E-11
CapEstr	-0.2558	<0.05	-0.0659	0.2235	<0.05	0.0565	0.4318	<0.05	0.0331	-0.2519	<0.05	-0.0621
PD	0.8050	<0.05	0.2073	0.0055	0.96	0.0014	-0.0833	0.66	-0.0064	0.3778	<0.05	0.0931
Coop	0.3636	<0.05	0.0936	-0.3719	<0.05	-0.0940	0.1603	0.34	0.0123	0.3304	<0.05	0.0815
Apoio	0.0128	0.91	0.0033	-0.0011	0.99	-0.0003	-0.2999	0.09	-0.0229	0.0850	0.43	0.0218
ME	0.8999	0.23	0.2317	-0.3310	0.90	-0.0084	-0.6013	0.65	-0.0461	-0.0316	0.92	-0.0078
AMA_Rob	0.0330	0.73	0.0083	0.0330	0.73	0.0083	0.0404	0.79	0.0031	0.2320	<0.05	0.0572
	AIC = 1013,7			AIC = 1003			AIC = 344			AIC = 975,1		

Tabela 6 – Estimações dos modelos probabilísticos por tipo de inovação com a variável “Robotização e Manufatura Aditiva”

Coef.	Inovação Produto e/ou Processo			Inovação de Produto			Inovação de Processo			Inovação de Produto e Processo		
	Estim. (1)	P-valor (2)	Prob.Marg. (3)	Estim. (4)	P-valor (5)	Prob.Marg (6).	Estim. (7)	P-valor (8)	Prob.Marg. (9)	Estim. (10)	P-valor (11)	Prob.Marg. (12)
Intercepto	3.8990	0.96	-	-0.9086	0.15	-	-5.9310	0.98	-	-1.5360	<0.05	-
Rob_MA_Prod - 1	-3.8720	0.96	-0.1930	0.3695	0.52	0.0793	3.5690	0.98	0.0244	-0.6597	0.10	-0.2136
Rob_MA_Prod - 2	-4.1240	0.95	-0.2589	0.3431	0.55	0.0726	3.9110	0.98	0.0504	-0.9206	<0.05	-0.2775
lnPO	-0.0188	0.66	0.0048	-0.0441	0.31	-0.0112	0.0472	0.48	0.0036	0.1292	<0.05	0.0316
PO2	5.89E-10	0.52	1.52E-10	-5,23E-07	0.53	-1.321E-10	9.97E-11	0.53	7.596E-12	9.95E-11	0.43	2.43E-11
CapEstr	-0.2523	<0.05	-0.0649	0.2295	<0.05	0.0580	0.4513	<0.05	0.0344	-0.2829	<0.05	-0.0692
PD	0.8041	<0.05	0.2070	0.0068	0.95	0.0017	-0.0794	0.67	-0.0061	0.3739	<0.05	0.0914
Coop	0.3647	<0.05	0.0939	-0.3708	<0.05	-0.0937	0.1712	0.31	0.0131	0.3234	<0.05	0.0791
Apoio	0.0106	0.92	0.0027	0.0035	0.97	0.0009	-0.2864	0.11	-0.0218	0.0703	0.53	0.0172
ME	0.8802	0.23	0.2266	-0.0339	0.90	-0.0086	-0.5763	0.66	-0.0439	-0.0299	0.92	-0.0073
AMA_Rob	0.2747	<0.05	0.0707	0.0339	0.72	0.0086	-0.0590	0.70	0.0045	0.2154	<0.05	0.0527
	AIC = 1013			AIC = 1002			AIC = 342.33			AIC = 967		

Tabela 7 – Estimações dos modelos probabilísticos por tipo de inovação com a variável “Robotização e Internet das Coisas”

Coef.	Inovação de Produto e/ou Processo			Inovação de Produto			Inovação de Processo			Inovação de Produto e Processo		
	Estim. (1)	P-valor (2)	Prob.Mar. (3)	Estim. (4)	P-valor (5)	Prob.Marg (6).	Estim. (7)	P-valor (8)	Prob.Marg. (9)	Estim. (10)	P-valor (11)	Prob.Marg. (12)
Intercepto	3.8430	0.97	-	-0.8047	0.25	-	-5.2880	0.97	-	-7.0270	0.94	-
Rob_IC_Prod - 1	-4.0770	0.96	-0.2208	0.0770	0.90	0.0182	3.5330	0.98	0.0377	4.5880	0.96	0.2028
Rob_IC_Prod - 2	-4.1670	0.96	-0.2446	0.1975	0.76	0.0490	3.4790	0.98	0.0337	4.4490	0.96	0.1690
lnPO	0.0358	0.41	0.0093	-0.0269	0.53	-0.0068	0.0011	0.99	8.31E-5	0.1468	<0.05	0.0361
PO2	7.31E-10	0.48	1.89E-10	-5.41E-10	0.52	-1.37E-10	1.29E-10	0.39	1.01E-11	8.83E-11	0.48	2.17E-11
CapEstr	-0.2311	<0.05	-0.0598	0.2365	<0.05	0.0597	0.4092	<0.05	0.0315	-0.2471	<0.05	-0.0608
PD	0.8057	<0.05	0.2086	-0.0018	0.99	-0.0004	-0.0695	0.71	-0.0054	0.3908	<0.05	0.0961
Coop	0.3865	<0.05	0.1001	-0.3597	<0.05	-0.0908	0.1251	0.46	0.0096	0.3306	<0.05	0.0813
Apoio	0.0263	0.81	0.0068	0.0121	0.91	0.0031	-0.3410	0.06	-0.0263	0.0938	0.40	0.0231
ME	0.8737	0.23	0.2262	-0.0266	0.92	-0.0067	-0.5945	0.65	-0.0458	-0.0378	0.90	-0.0093
AMA_Rob	0.3119	<0.05	0.0808	0.0528	0.57	0.0133	-0.0039	0.98	-0.0003	0.2526	<0.05	0.0621
	AIC = 1019,4			AIC=1001.8			AIC = 346.5			AIC = 972,35		

Tabela 8 – Estimações dos modelos probabilísticos por tipo de inovação com a variável “Robotização, Manufatura Aditiva e Internet das Coisas”

Coef.	Inovação de Produto e/ou Processo			Inovação de Produto			Inovação de Processo			Inovação de Produto e Processo		
	Estim. (1)	P-valor (2)	Prob.Marg. (3)	Estim. (4)	P-valor (5)	Prob.Marg (6).	Estim. (7)	P-valor (8)	Prob.Marg. (9)	Estim. (10)	P-valor (11)	Prob.Marg. (12)
Intercepto	3.3070	0.97	-	-4.3	0.96	-	-4.9850	0.97	-	-6.3060	0.95	-
Rob_MA_IC_Prod - 1	-3.5760	0.97	-0.2226	3.5610	0.97	0.1656	3.1920	0.98	0.0367	3.8760	0.97	0.2009
Rob_MA_IC_Prod - 2	-3.6430	0.97	-0.2402	3.6930	0.97	0.1996	3.1720	0.98	0.0352	3.7410	0.97	0.1682
lnPO	-0.0396	0.36	0.0103	-0.0259	0.55	-0.0066	0.0046	0.94	0.0004	-0.1454	<0.05	0.0359
PO2	7.11E-10	0.49	1.85E-10	-5.44E-10	0.52	-1.37E-10	1.28E-10	0.40	9.87E-12	9.01E-11	0.47	2.24E-11
CapEstr	-0.2263	<0.05	-0.0587	0.2399	<0.05	0.0605	0.4105	<0.05	0.0317	-0.2441	<0.05	-0.0602
PD	0.8088	<0.05	0.2098	-0.0017	0.99	-0.0004	-0.0775	0.67	-0.0059	0.3830	<0.05	0.0945
Coop	0.3849	<0.05	0.0998	-0.3585	<0.05	-0.0905	0.1320	0.43	0.0102	0.3343	<0.05	0.0825
Apoio	0.0267	0.81	0.0069	-0.0132	0.90	0.0033	-0.3353	0.06	-0.0259	0.0955	0.39	0.0236
ME	0.8634	0.24	0.2240	-0.0232	0.93	-0.0058	-0.5804	0.66	-0.0448	-0.0359	0.91	-0.0089
AMA_Rob	0.3141	<0.05	0.0815	-0.0515	0.56	-0.0058	-0.0036	0.98	-0.0003	0.2446	<0.05	0.0603
	AIC =1021			AIC = 1001			AIC = 346,98			AIC = 975,61		

5.2. Análise dos modelos probabilísticos com uso de variável instrumental

Para os modelos usando a variável instrumental *indice_digital* e *lnPO* (dado que agora temos duas categorias para *Rob_Prod*, *Rob_MA_Prod*, *Rob_IC_Prod* e *Rob_MA_IC_Prod*), foi testado a endogeneidade de todos os 16 modelos vistos acima.

Os p-valores obtidos no teste de Wald (usado para distribuições não normais) estão nas tabelas em anexo e para aqueles cujo qual tiveram endogeneidade foi ajustado um novo modelo que corrigisse a endogeneidade.

Tabela 9 – Resultados do teste Wald

Robotização	Inovação	Qui-Quadrado	P-valor	Resultado
Rob_Prod	InovProdProc	0.10	0.95	
	InovProd	3.18	0.20	
	InovProc	0.48	0.79	
	InovProd E Proc	13.91	<0.05	Endogeneidade
Rob_MA_Prod	InovProdProc	0.21	0.90	
	InovProd	3.24	0.20	
	InovProc	0.73	0.70	
	InovProd E Proc	13.49	<0.05	Endogeneidade
Rob_IC_Prod	InovProdProc	0.68	0.71	
	InovProd	2.74	0.25	
	InovProc	0.09	0.96	
	InovProd E Proc	15.22	<0.05	Endogeneidade
Rob_MA_IC_Prod	InovProdProc	0.84	0.66	
	InovProd	2.78	0.25	
	InovProc	0.10	0.95	
	InovProd E Proc	15,14	<0,05	Endogeneidade

Como é possível de observar pela Tabela 9, os modelos cuja variável resposta é Inovação de Produto e Processo apresentaram endogeneidade entre a variável explicativa e a dependente. As 4 tabelas a seguir (Tabela 10 a 13) apresentam os resultados dos modelos probabilísticos com uso de variável instrumental que apresentaram endogeneidade e, por isso, essas estimações com variável Inovação de Produto e/ou Processo se tornam mais apropriadas do que aquelas apresentadas nas Tabelas 5 a 8.

Ao se observar as Tabelas 10, 11, 12 e 13 verifica-se a existência de um padrão entre os resultados dos modelos independente da variável de robotização usada e sua relação com a probabilidade de inovar em produto e processo. Esse estudo encontra

evidências de que ao corrigir o problema da endogeneidade a adoção de robotização nas atividades da produção, combinada (ou não) com manufatura aditiva e internet das coisas, influencia positivamente a probabilidade da empresa inovar em produto e processo.

A Tabela 10, indica que, após a correção da endogeneidade, onde Dummie_1 significa ter utilizado robotização na produção e Dummie_2 significa não saber se utilizou ou não robotização na produção (NA), temos que a empresa utilizar robótica na produção (Dummie_1) aumenta em aproximadamente 126,56% a probabilidade de a empresa inovar em produto e processo. As demais variáveis explicativas utilizadas no modelo não demonstraram significância.

Tabela 10 – Estimação dos modelos probabilísticos com VI para a variável “Robotização”

Variáveis	Estimativas	P-valor	Prob. Marg.
Intercepto	-5.5958	<0.05	-
Dummie_1	5.1629	<0.05	1.2656
Dummie_2	5.0163	0.09	1.2297
PO2	0.0188	0.79	0.0046
CapEstr	0.0550	0.95	0.0135
PD	0.3203	0.28	0.0785
Coop	0.1081	0.89	0.0265
Apoio	0.0152	0.98	0.0037
ME	-0.0324	0.95	-0.0079
AMA_Rob	0.0423	0.95	0.0104
AIC = 1726 Log Verossimilhança = -829.89			

InovProd_E_Proc e Rob_Prod	Qui-Quadrado	P-valor
Wald Test	13.91	<0.05

Na Tabela 11, temos que após a correção da endogeneidade, diversas variáveis explicativas passaram a ser significativas. Dummie_1 e Dummie_2 (utilizou robótica e manufatura aditiva na produção e NA) indicaram um aumento de respectivamente 44,41% e 101,01% na probabilidade de inovar em produto e processo. Todas as outras variáveis que deram significativos, deram efeitos marginais positivos. Então, Capital Estrangeiro, PD, Cooperação, Apoio e setor de alta intensidade tecnológica em robótica apresentaram respectivamente um aumento de 9,43%, 5,07%, 9,93% 9,09% e 10.13% na probabilidade de inovar em produto e processo.

Tabela 11 – Estimação dos modelos probabilísticos com VI para a variável “Robotização e Manufatura Aditiva”

Variáveis	Estimativas	P-valor	Prob. Marg.
Intercepto	-3.5081	<0.05	-
Dummie_1	1.6274	<0.05	0.4441
Dummie_2	3.7013	<0.05	1.0101
PO2	0.0308	0.25	0.0084
CapEstr	0.3454	<0.05	0.0943
PD	0.1857	<0.05	0.0507
Coop	0.3637	<0.05	0.0993
Apoio	0.3332	<0.05	0.0909
ME	-0.1881	0.27	-0.0513
AMA_Rob	0.3711	<0.05	0.1013
AIC = 373.23		Log Verossimilhança = -153.61	

InovProd_E_Proc e Rob_MA_Prod	Qui-Quadrado	P-valor
Wald Test	13.49	<0.05

Já a Tabela 12 mostra que, após a correção da endogeneidade apenas as variáveis Dummie_1 e Dummie_2 (utilizou robótica e internet das coisas na produção e NA) indicaram um efeito significativo (p-valor <0,05), mostrando que seus efeitos marginais aumentam a probabilidade de a empresa inovar em produto e processo em 4,38% e 5,22% respectivamente. As demais variáveis explicativas não foram significativas ao nível de confiança de 5%.

Tabela 12 – Estimação dos modelos probabilísticos com VI para a variável “Robotização e Internet das Coisas”

Variáveis	Estimativas	P-valor	Prob. Marg.
Intercepto	-0.3068	<0.05	-
Dummie_1	0.1347	<0.05	0.0438
Dummie_2	0.1604	<0.05	0.0522
PO2	0.0108	0.69	0.0035
CapEstr	-0.0835	0.25	-0.0272
PD	-0.0834	0.29	-0.0271
Coop	0.0819	0.24	0.0267
Apoio	0.0480	0.52	0.0156
ME	-0.0337	0.85	-0.0109
AMA_Rob	-0.0029	0.96	-0.0009
AIC = -195.05		Log Verossimilhança = 130.52	

InovProd_E_Proc e Rob_IC_Prod	Qui-Quadrado	P-valor
Wald Test	15.22	<0.05

Por fim, a Tabela 13 mostra que, mesmo após a correção da endogeneidade, nenhuma variável demonstrou ser significativa. Porém mesmo assim, o modelo descrito nessa Tabela deve ser utilizado ao comparar com o outro sem a correção da endogeneidade.

Tabela 13 – Estimação dos modelos probabilísticos com VI para a variável “Robotização, Manufatura Aditiva e Internet das Coisas”

Variáveis	Estimativas	P-valor	Prob. Marg.
Intercepto	-0.2540	<0.05	-
Dummie_1	0.2229	0.07	0.0616
Dummie_2	0.1839	0.11	0.0508
PO2	0.0221	0.42	0.0061
CapEstr	-0.0700	0.37	-0.0193
PD	0.0674	0.40	0.0186
Coop	0.0884	0.24	0.0244
Apoio	0.0205	0.79	0.0057
ME	-0.0402	0.82	-0.0111
AMA_Rob	0.0316	0.63	0.0087
AIC = -1963		Log Verossimilhança = 1015	

InovProd_E_Proc e Rob_MA_IC_Prod	Qui-Quadrado	P-valor
Wald Test	15,14	<0,05

5.3. Análise dos modelos de regressão

Essa seção apresenta os resultados dos modelos de regressão que testam a relação entre a adoção de robotização na produção, e suas combinações com manufatura aditiva e internet das coisas, e os custos operacionais das empresas. Visto que a variável resposta (Custo de Operações Industriais - COI) não possuía uma distribuição normal, foi necessário usar uma transformação na variável através da metodologia de BoxCox. Sendo assim, a transformação resultante e utilizada foi o log. Sendo assim o modelo passou a ser logNormal.

De maneira geral, a equação estimada pode ser descrita como:

$$\text{Log(COI)} = \beta_0 + \beta_1 * \text{Rob_Prod} + \beta_5 * \text{lnPO} + \beta_6 * \text{PO2} + \beta_7 * \text{CapEstr} + \beta_8 * \text{PD} + \beta_9 * \text{Coop} + \beta_{10} * \text{Apoio} + \beta_{11} * \text{ME} + \beta_{12} * \text{AMA_Rob}$$

Diferente das estimativas vistas anteriormente na regressão probit, esta é mais intuitiva, ou seja, para a interpretação de variáveis binárias, basta verificar a coluna de “Estimativas exponenciais”, subtrair 1 e multiplicar por 100, para ter uma estimativa percentual. Sendo assim, se avaliarmos por exemplo o modelo 1, temos que a empresa ter tido gastos com PD aumenta $(1.5207-1)*100 = 52.07\%$ o valor do COI ao se comparar com as empresas que não tiveram gastos com PD.

Já para a variável LnPO, que é uma variável contínua e não mais binária, temos que ela também foi significativa. Ou seja, para cada uma unidade adicional nesta variável, aumenta-se o COI cerca de 2.6260 vezes, ou aproximadamente 162.60% $((2.6260-1)*100)$. A interpretação para as outras variáveis e para os outros modelos são as mesmas, de modo que essas interpretações só se tornam válidas se a variável for significativa (p-valor < 0.05).

Por último, as métricas de comparação utilizadas nesse caso foi o R². Porém o R² não mostrou mudanças muito expressivas, indicando que modificar apenas as variáveis Rob_Prod para Rob_IC_Prod ou Rob_MA_Prod ou Rob_MA_IC_Prod não faz tanta diferença nessa métrica. Então, temos os modelos a seguir, em que é possível ver suas estimativas, p-valores (usou-se o nível de significância $\alpha=0,05$) e estimativas exponenciais.

Ao se observar a Tabela 14 verifica-se a existência de um padrão entre os resultados dos modelos independente da variável de robotização usada e sua relação com os custos operacionais. Ainda que a literatura aponte que exista relação de ganhos eficiência na adoção de robôs industriais, esse estudo não encontra evidências de que a adoção de robotização nas atividades da produção, ainda que combinada com manufatura aditiva e internet das coisas, tenha relação com os custos de produção para as empresas brasileiras.

As variáveis que apresentam coeficiente associado positivo e estatisticamente significativo para explicar os custos de produção são: tamanho da empresa (LnPO), capital estrangeiro, apoio do governo (a 10% de significância).

Tabela 14 – Estimações das regressões: Log(COI)

Coef.	Robotização (Modelo 1)			Robotização + Manufatura Aditiva (Modelo 2)			Robotização + Internet das Coisas (Modelo 3)			Robotização + Manufatura Aditiva + Internet das Coisas (Modelo 4)		
	Estim. (1)	P-valor (2)	Estim. Exp. (3)	Estim. (4)	P-valor (5)	Estim. Exp. (6).	Estim. (7)	P-valor (8)	Estim. Exp.. (9)	Estim. (10)	P-valor (11)	Estim. Exp.. (12)
(Intercept)	10.63	<0.05	41249.37	10.50	<0.05	36357.08	10.87	<0.05	52589.43	10.06	<0.05	23289.37
Robotização*	-0.17	0.54	0.84	-2.66	0.60	0.77	0.18	0.81	1.20	1.04	0.57	2.83
lnPO	1.21	<0.05	3.36	1.24	<0.05	3.45	1.12	<0.05	3.05	1.11	<0.05	3.03
PO2	-6.2E-11	0.76	1	-7.06E-11	0.72	1	5.89E-11	0.77	1	6.62E-11	0.74	1
CapEstr	0.96	<0.05	2.61	0.99	<0.05	2.68	1.07	<0.05	2.92	1.08	<0.05	2.94
PD	-0.05	0.81	0.95	-0.06	0.77	0.94	0.14	0.43	1.15	0.14	0.42	1.15
Coop	0.12	0.48	1.13	0.10	0.53	1.11	0.05	0.72	1.06	0.06	0.67	1.06
Apoio	0.35	0.08	1.42	0.32	0.09	1.38	4.17	<0.05	1.52	0.41	<0.05	1.50
ME	0.24	0.84	1.28	0.59	0.64	1.81	-2.09	<0.05	1.23	-2.02	<0.05	0.13
AMA_Rob	0.20	0.19	1.22	0.20	0.19	1.22	1.12	0.38	1.12	0.08	0.52	1.09
	AIC = 2382.01 R ² = 0.50			AIC = 2469.73 R ² = 0.51			AIC = 3598.64 R ² = 0.50			AIC = 3660.23 R ² = 0.50		

Fonte: Elaboração própria.* Robotização indica, de maneira geral, os indicadores de robotização que foram utilizados: Robotização (Modelo 1), Robotização + Manufatura Aditiva (Modelo 2), Robotização + Internet das Coisas (Modelo 3), Robotização + Manufatura Aditiva + Internet das Coisas (Modelo 4).

Considerações Finais

Os robôs industriais são usados em uma variedade cada vez maior de ambientes e em sistemas de automação completos. O crescimento da adoção da robótica industrial foi impulsionado por uma série de fatores, quais sejam: preços decrescentes, ampla variedade de modelos com maior facilidade de integração no processo de produção pelo poder da computação, habilidades técnicas crescentes com maior número de pessoal habilitado para promover o desenvolvimento dessa tecnologia, e custos de mão de obra elevados.

A adoção dos robôs industriais é capaz de gerar melhorias no processo produtivo, tais como: maior precisão e consistência aprimoradas; melhoria da qualidade do produto, resultante da maior precisão e repetibilidade de operações, que resulta em um acabamento de alta qualidade para cada produto; maior eficiência e produtividade; redução de desperdício e aumento de rendimento; maior flexibilidade da linha de produção; redução de custos diretos e indiretos, e por fim; a viabilização de linhas de produção mais rápidas e eficientes. Ainda que haja uma série de vantagens na adoção dos robôs sua implementação implica em algumas desvantagens, tais como: requerimento de alto investimento inicial, exigência de habilidades altamente especializadas para implementação, manutenção e programação central; custos contínuos elevados, pois os sistemas robóticos não são livres de manutenção; e resistência à mudança dentro da organização. Ademais, vale destacar o intenso debate sobre os efeitos da robotização no emprego. Verifica-se que a robotização pode gerar um duplo efeito: por um lado, melhora a qualidade do trabalho de forma geral, mas, por outro, diminui a necessidade de alguns empregos mais suscetíveis a serem substituídos por tecnologias de automação ou robôs.

A revisão da literatura empírica sobre robotização e inovação apontam resultados divergentes. Alguns trabalhos encontram uma associação negativa entre adoção de robôs e a probabilidade de introduzir inovações de produtos. (Antonioli et al, 2024). Por outro lado, alguns trabalhos encontram efeitos positivos entre robotização e a introdução de inovação (Zhong et al, 2025; Liang et al, 2023). Outro conjunto de estudos investiga o impacto da robotização sobre o desempenho operacional das empresas, como o trabalho de Buer et al (2021). Os autores encontram evidências de que tanto a manufatura enxuta quanto a digitalização de fábrica contribuem individualmente para melhorar o desempenho operacional.

Outra relação amplamente investigada trata-se da adoção de robôs e seus efeitos positivos sobre a produtividade do trabalho (Graetz & Michaels, 2018; Jungmittag e Pesole, 2019; Almeida e Siqueira, 2023; Zhao et al 2024). Sobre essa relação, Acemoglu *et al* (2020) chamam a atenção para os efeitos denominados de melhorias tecnológicas robóticas "mais ou menos", em que há a substituição principalmente o trabalho no processo de produção sem efeitos positivos significativos sobre a produtividade do trabalho.

Quanto à adoção de robotização pelas empresas brasileiras, a amostra de empresas da PINTEC-Semestral (1.435 empresas com mais de 100 empregados em 2022) evidencia que o uso da robótica está presente em 42,2% das empresas da amostra, percentual que se eleva a 56,7% (468 empresas) no caso da faixa com 500 ou mais empregados. Vale ressaltar ainda que adoção de robótica se destaca em setores industriais selecionados, que comparativamente à média geral da indústria (42,2%) apresentam percentuais superiores de utilização: Veículos automotores, reboques e carrocerias (74,7%), Metalurgia (69,8%), Máquinas, aparelhos e materiais elétricos (62,1%), Bebidas (60,0%), Máquinas e equipamentos (55,3%).

Nos modelos probabilísticos (probit) a variável explicativa principal é a variável robotização, medida pela adoção de robotização na produção, e suas combinações com manufatura aditiva e internet das coisas. O resultado predominante encontrado nas estimações indica que, independente do tipo de inovação (produto e/ou processo, produto, processo, produto e processo), a utilização de robôs e suas combinações não está associada à probabilidade de inovar. Os resultados predominantes nas demais variáveis explicativas como gastos com P&D, cooperação, apoio do governo e setor de mídia e alta intensidade de robotização indicam que essas variáveis estão mais associadas à probabilidade de inovar.

Os modelos probabilísticos foram estimados com uso de variável instrumental e verifica-se que as estimações com a variável Inovação de Produto e/ou Processo apresentaram endogeneidade e, por isso, esses resultados se tornam mais apropriadas para interpretação. Ao corrigir o problema da endogeneidade, a adoção de robotização nas atividades da produção, combinada (ou não) com manufatura aditiva e internet das coisas, influencia positivamente a probabilidade de a empresa inovar em produto e processo. A utilização de robótica e internet das coisas na produção, por exemplo, aumenta a

probabilidade de a empresa inovar em produto e processo em 4,38% em relação à empresa que não utilizou essa tecnologia.

Por fim, em relação às estimações dos modelos de regressão, verifica-se a existência de um padrão entre os resultados dos modelos, independente da variável de robotização usada, e sua relação com os custos operacionais. Ainda que a literatura aponte que exista relação de ganhos eficiência na adoção de robôs industriais, esse estudo não encontra evidências de que a adoção de robotização nas atividades da produção, ainda que combinada com manufatura aditiva e internet das coisas, tenha relação com os custos de produção para as empresas brasileiras. As variáveis que apresentam coeficiente associado positivo e estatisticamente significativo para explicar os custos de produção são: tamanho da empresa (lnPO), capital estrangeiro, apoio do governo.

Os resultados encontrados apontam para uma ainda frágil relação entre robotização, e suas combinações com manufatura aditiva e internet das coisas, e a probabilidade das empresas industriais brasileiras inovarem. Os resultados mostram ainda que os benefícios da adoção da robotização, como a redução dos custos operacionais, não foram observados por esse estudo empírico. É importante destacar que a ausência de evidências pode estar em alguma medida relacionada ao fato da análise empírica contar apenas um recorte temporal, não sendo possível identificar o comportamento da empresa ao longo do tempo. Ademais, a adoção da robotização nas atividades da produção está concentrada em alguns setores industriais e ainda não pode ser considerada uma tecnologia amplamente difundida na estrutura industrial brasileira.

Referências

- Acemoglu, D., & Restrepo, P. Automation and new tasks: How technology displaces and reinstates labor. *Journal of Economic Perspectives*, 33, 3–30. 2019
- Acemoglu, D., & Restrepo, P. Robots and jobs: Evidence from US labor markets. *Journal of Political Economy*, 128, 2188–2244. 2020a.
- Acemoglu, D., & Restrepo, P. The race between man and machine: Implications of technology for growth, factor shares, and employment. *American Economic Review*, 108, 1488–1542. 2018
- Acemoglu, D., Lelarge, C., Restrepo, P., Competing with robots: firm-level evidence from France. *AEA Papers and Proceedings* 110, 383–388. 2020.
- Acemoglu, D.; Koster, H.R.A.; Ozgen, C. Robots and Workers: Evidence from the Netherlands. *NBER Working Paper Series Working Paper 31009* National Bureau of Economic Research. Cambridge, MA 02138. March 2, 2023.
<http://www.nber.org/papers/w3100>
- Adamczyk, W.B.; Monasterio, L.; Fochezatto, A. *Automação e Ocupações no Brasil: novas estimativas*. Anais do 49º Encontro Nacional de Economia, 2021
- Albuquerque, P. H. *et al.* *Na era das máquinas, o emprego é de quem? Estimação da probabilidade de automação de ocupações no Brasil*. Brasília: Ipea, 2019. (Texto para Discussão, n. 2457).
- Almeida, D.; Sequeira, T.N. Robots at work: New evidence with recent data. *The Manchester School*. Volume92, Issue 6. Pages 700-722. December 2024
<https://doi.org/10.1111/manc.12493>
- Antonioli, D.; Marzucchi, A.; Rentocchini, F.; Vannuccini, S. “Robot adoption and product innovation”, *Research Policy*, 53, 105002, 2024.
<https://doi.org/10.1016/j.igd.2024.100148>
- Ballestar, M. T., Díaz-Chao, A., Sainz, J., & Torrent-Sellens, J. Knowledge, robots and productivity in SMEs: Explaining the second digital wave. *Journal of Business Research*, 108, 119–131. 2020
- Berggren, M., Nilsson, D., & Robinson, N. D. “Organic materials for printed electronics”. *Nature Materials*, 6(1), 3–5. 2007. doi:10.1038/nmat1817
PMID:17199114
- Brambilla, I. *et al.* New technologies and the future of jobs in Latin America. In: ALBRIEU, R. (Ed.). *Cracking the future of work: automation and labor platforms in the Global South*. Buenos Aires: CIPPEC, 2021.
- Brynjolfsson, E.; Buffington, C.; Goldschlag, N.; Li, J.F.; Miranda, J.; Seamans, R. The characteristics and geographic distribution of robot hubs in U.S. manufacturing establishments. *Working Paper 31062 NBER Working Paper Series*. National Bureau of Economic Research. Cambridge, MA 02138. March 2023.
<http://www.nber.org/papers/w31062>

Choi, M.J.; Lim, S.H.; Kim, Y.S.; Lee, C.K. Yet to Adopt Intelligent Robots for Product Innovation? -A Survey of South Korean Manufacturers. *Smart Media Journal*. Vol.5, No.4, 2016. ISSN:2287-1322

Demaitre, E. RBR50 2018 Names the Leading Robotics Companies of the Year. *Robotics Business Review*. 2018

Deng, L., Plümpe, V., Stegmaier, J., Robot adoption at German plants (). *IWH Discussion Papers*. No. 19/2020, 2021.

Dixon, J., Hong, B., & Wu, . The robot revolution: Managerial and employment consequences for firms. *Management Science*, 67, 5586–5605. 2021

Espíndola, E.; Suárez, J.I “Automatización del trabajo y desafíos para la inclusión laboral en América Latina: estimaciones de riesgo mediante aprendizaje automático ajustadas a la región”, serie Políticas Sociales, N° 245 (LC/TS.2023/121), Santiago, Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL), 2023

Estolatan, E., Geuna, A., Guerzoni, M., & Nuccio, M. “Mapping the evolution of the robotics industry: a cross country comparison”. University of Toronto. *Innovation Policy White Paper Series*. 2018.

Frey, C. B.; Osborne, M. A. The future of employment: how susceptible are jobs to computerisation? *Technological Forecasting and Social Change*, v. 114, p. 254-280, 2017.

Gaur, L.; Afaq, A.; Singh, G.; Dwivedi, Y.K. Role of artificial intelligence and robotics to foster the touchless travel during a pandemic: a review and research agenda. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*. Vol. 33 No. 11, pp. 4079-4098, 2021 DOI 10.1108/IJCHM-11-2020-1246

Giudice, M., Scuotto, V., Ballestra, L.V., Pironti, M. Humanoid robot adoption and labour productivity: a perspective on ambidextrous product innovation routines. *The International Journal of Human Resource Management*, 33(6), 1098-1124, 2022 [10.1080/09585192.2021.1897643

Graetz, G., Michaels, G., Robots at work. *Rev. Econ. Stat.* 100 (5), 753–768. 2018.

IBGE Pesquisa de Inovação Semestral 2021 – Indicadores básicos. Rio de Janeiro: Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística – IBGE, 2022. Disponível em: <https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/livros/liv101989.pdf>. Acesso em: julho de 2024.

IBGE Pesquisa de Inovação Semestral 2022 – Indicadores temáticos. Rio de Janeiro: Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística – IBGE, 2023. Disponível em: <https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/livros/liv102028.pdf>. Acesso em: julho de 2024.

IBGE Pesquisa de Inovação Semestral 2022 – Indicadores básicos. Rio de Janeiro: Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística – IBGE, 2024. Disponível em: <https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/livros/liv102067.pdf>. Acesso em: julho de 2024.

- IFR (International Federation of Robotics) *Presentation of World Robotics 2024*. September, 2024
- IFR (International Federation of Robotics). *Executive Summary WR 2024 Industrial_Robots*, 2024
- IFR (International Federation of Robotics). *Press release World Robotics 2024- global market*, 2024
- Jungmittag, A.; Pesole, A. The impact of robots on labour productivity: A panel data approach covering 9 industries and 12 countries, *JRC Working Papers Series on Labour, Education and Technology*, No. 2019/08, European Commission, Joint Research Centre (JRC), Seville. 2019
- Kilic-Ararat, AB, Giannikas, V & Georgiou, F. 'What Influences the Robotics and Automation Adoption in Manufacturing: People, Technology or the Environment?', Paper presented at EUROMA 2024, Barcelona, 30/06 - 3/07, 2024.
- Klump, R.; Jurkat, A.; Schneider, F. Tracking the rise of robots: A survey of the IFR database and its applications *Munich Personal RePEc Archiv. MPRA Paper No. 107909*, Goethe University Frankfurt. 2021 Online at <https://mpra.ub.uni-muenchen.de/107909/>
- Koch, M., Manuylov, I., & Smolka, M. Robots and firms. *The Economic Journal*, 131, 2553–2584. 2021
- Kusiak, A. Smart manufacturing must embrace big data. *Nature*, 544(7648), 23–25. 2017. doi:10.1038/544023a PMID:28383012
- Lambrecht, J., Kästner, L., Guhl, J., & Krüger, J.. Towards commissioning, resilience and added value of Augmented Reality in robotics: Overcoming technical obstacles to industrial applicability. *Robotics and Computer-integrated Manufacturing*, 71, 71. 2021. doi:10.1016/j.rcim.2021.102178
- Liang, L.; Lu, L. ; Su, L. The impact of industrial robot adoption on corporate green innovation in China. *Scientific Reports. Nature Portfolio*. 13:18695. 2023 | <https://doi.org/10.1038/s41598-023-46037-8>
- Lima, Y. *et al.* Exploring the future impact of automation in Brazil. *Employee Relations: The International Journal*, v. 43, n. 5, p. 1052-1066, 2021.
- Liu, D.; Cao, J. “Determinants of Collaborative Robots Innovation Adoption in Small and Medium-Sized Enterprises: An Empirical Study in China”, *Appl. Sci.*, 12, 10085, 2022. <https://doi.org/10.3390/app121910085>
- Mucha, T.; Seppälä, T. “Estimating firm digitalization: A method for disaggregating sector-level digital intensity to firm-level”, *MethodsX*, 8, 101233, 2021, <https://doi.org/10.1016/j.mex.2021.101233>
- NIC.BR – Núcleo de Informação e Coordenação do Ponto BR. *Pesquisa sobre o uso das tecnologias de informação e comunicação nas empresas brasileiras: TIC empresas 2019, 2021, 2023*. Brasília: CGI.BR; NIC.BR, 2019, 2021, 2023

Okuda, H., Haraguchi, R., Domae, Y., & Shiratsuchi, K. Novel Intelligent Technologies for Industrial Robot in Manufacturing - Architectures and Applications. *Proceedings of ISR 2016: 47st International Symposium on Robotics*. 2016

Otoni, B. *et al.* Automation and job loss: the Brazilian case. *Nova Economia*, v. 32, p. 157-180, 2022.

Parihar, Y. Impact of Robotics on different sectors. *Adhyayan: A Journal of Management Sciences*, 13(1):28-31. 2023

Ribeiro, A.C.M.L; Ferreira, P.C.G.; Santos Junior, C.D. Automação e mercado de trabalho: análise da literatura e evidências empíricas (Capítulo 7) in Kubota, L.C. (Organizador) *Digitalização e tecnologias da informação e comunicação: oportunidades e desafios para o Brasil*. Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (Ipea) Rio de Janeiro, 2024

Rodrigo, R. *Robot adoption, organizational capital, and the productivity paradox*. Washington: Georgetown University, 2021. (Working Papers).

Singh, B.; Role of Industrial Robots in Lean Manufacturing System. *International Journal of Scientific Research Engineering & Technology (IJSRET)*, Volume 1 Issue3 pp 150-153 August 2012

Singh, B.; Sellappan, N.; Kumaradhas P. Evolution of Industrial Robots and their Applications. *International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering*. Volume 3, Issue 5, May 2013

Stiebale, J., Suedekum, J., & Woessner, N. Robots and the rise of European superstar firms. *DICE Discussion Paper, No. 347*, Heinrich Heine University Düsseldorf, Düsseldorf Institute for Competition Economics (DICE), Düsseldorf. 2020. ISBN 978-3-86304-346-9,

Sven-Vegard Buer, Marco Semini, Jan Ola Strandhagen & Fabio Sgarbossa The complementary effect of lean manufacturing and digitalisation on operational performance, *International Journal of Production Research*, 59:7, 1976-1992, 2021, DOI: 10.1080/00207543.2020.1790684

Tantawi, K., Sokolov, A., & Tantawi, O. Advances in Industrial Robotics: From Industry 3.0 Automation to Industry 4.0 Collaboration. 4th *Technology Innovation Management and Engineering Science International Conference 2019*. (TIMES-iCON). 10.1109/TIMES-iCON47539.2019.9024658

Tantawi, K.H.; Martino, V.; Platt, D.; Musa, Y.; Tantawi, O.; Nasab, A. “Next-Generation Industrial Robotics: An Overview Cap 4. *Advances in computational intelligence and robotics book series., Information Science Reference*; IGI Global, 06 Jan, pages 205 – 220, 2023. DOI: 10.4018/978-1-7998-7852-0.ch004

Wang, T.; Zhang, Y.; Liu, C. Robot adoption and employment adjustment: Firm-level evidence from China. *China Economic Review*. 84. 102137. 2024.
<https://doi.org/10.1016/j.chieco.2024.102137>

Weller, J.; Gontero, S.; Campbell, S. "Cambio tecnológico y empleo: una perspectiva latinoamericana. Riesgos de la sustitución tecnológica del trabajo humano y desafíos de la generación de nuevos puestos de trabajo", serie Macroeconomía del Desarrollo, N° 201 (LC/TS.2019/37), Santiago, Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL), 2019.

Yifeng P.; Chen, Y.P.; Velu, C.; McFarlane, D. The Effect of Robot Adoption on Profit Margins. *IEEE Transactions on Engineering Management*, Volume: 71 Page(s): 8951 – 8963, 2023. DOI: 10.1109/TEM.2023.3260734

Yuan, W.; Lu, W. Research on the impact of industrial robot application on the status of countries in manufacturing global value chain. *PLOS ONE*. June 8, 2023
<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0286842>

Zhang, L., Gan, T., & Fan, J. Do industrial robots affect the labour market? Evidence from China. *Economics of Transition and Institutional Change*, 31, 787–817. 2023

Zhao, Y.; Said, R.; Ismail, N.W.; Hamzah, H.Z. Impact of industrial robot on labour productivity: Empirical study based on industry panel data. *Innovation and Green Development*. Volume 3, Issue 2, 100148, June 2024
<https://doi.org/10.1016/j.igd.2024.100148>

