

iscte

INSTITUTO
UNIVERSITÁRIO
DE LISBOA

Adoção e performance de tecnologias de inteligência artificial em empresas portuguesas

Gonçalo Fernando Viveiros Bernardino

Mestrado em Economia da Empresa e da Concorrência

Orientador:

PhD, Vitor Hugo dos Santos Ferreira, Professor Associado Convidado,
Departamento de Economia,
Iscte Business School

Setembro, 2024

iscte

BUSINESS
SCHOOL

Departamento de Economia

Adoção e performance de tecnologias de inteligência artificial em empresas portuguesas

Gonçalo Fernando Viveiros Bernardino

Mestrado Economia da Empresa e da Concorrência

Orientador:

PhD, Vitor Hugo dos Santos Ferreira, Professor Associado Convidado,
Departamento de Economia,
Iscte Business School

Setembro, 2024

Agradecimento

Gostaria de expressar a minha profunda gratidão a todos aqueles que, de alguma forma, contribuíram para a realização desta dissertação.

Agradeço em primeiro lugar ao ISCTE e aos professores que me acompanharam nesta jornada, com um especial destaque à Professora Doutora Nádía Simões e ao meu orientador, Professor Doutor Vítor Hugo Ferreira, pelo apoio neste último grande desafio. A orientação, paciência e disponibilidade foram fundamentais para a concretização deste trabalho.

Aos meus pais, que sempre acreditaram em mim e proporcionaram as condições necessárias para que eu pudesse seguir este caminho. A vossa confiança e incentivo foram essenciais em todos os momentos.

À minha namorada, que esteve ao meu lado em todos os momentos deste percurso. A tua paciência, compreensão e apoio incondicional foram fundamentais para que eu pudesse superar os desafios que surgiram. Obrigado por acreditares em mim e por seres a minha fonte de motivação e inspiração diárias.

À minha família e amigos, pelo apoio incondicional, pelas palavras de encorajamento e pela compreensão nos momentos em que precisei de me ausentar para me dedicar inteiramente a este desafio.

Não poderia deixar de agradecer às 254 empresas que participaram no estudo, dedicando o seu tempo para responder ao questionário. Sem a vossa colaboração, esta investigação não teria sido possível.

A todos, o meu mais sincero obrigado.

Resumo

Esta dissertação analisa os fatores que influenciam a adoção de tecnologias de inteligência artificial (IA) em empresas portuguesas, explorando as barreiras e facilitadores deste processo e o impacto subsequente no desempenho operacional, nas dimensões de produtividade e desempenho de mercado. A investigação, realizada com uma amostra de 254 empresas nacionais com mais de 50 trabalhadores, revela que os principais impulsionadores da adoção de IA são a inovação tecnológica, a pressão competitiva e a disponibilidade de recursos financeiros, fatores estes que são considerados cruciais para a competitividade no mercado global. Contudo, as empresas enfrentam barreiras significativas, como preocupações com privacidade e segurança de dados, falta de clareza sobre o retorno do investimento e insuficiência de conhecimento interno sobre IA. A análise da regressão linear hierárquica demonstrou que a capacidade de gestão de IA e a flexibilidade da infraestrutura de IA têm impactos positivos e significativos na performance operacional, tanto em produtividade quanto em desempenho de mercado, enquanto a experiência pessoal em IA não revelou um impacto significativo neste contexto. Estes resultados sublinham a importância de estratégias eficazes para superar as barreiras e maximizar os benefícios da IA, garantindo a sustentabilidade e competitividade das empresas.

Palavras-chave: Adoção de Tecnologia; Barreiras à IA; Facilitadores à IA; Inovação Tecnológica; Inteligência Artificial; Desempenho Operacional.

Abstract

This dissertation analyzes the factors that influence the adoption of artificial intelligence (AI) technologies in Portuguese companies, exploring the barriers and facilitators of this process and the subsequent impact on operational performance in the dimensions of productivity and market performance. The research, conducted with a sample of 254 national companies with more than 50 employees, reveals that the main drivers of AI adoption are technological innovation, competitive pressure, and the availability of financial resources, considered crucial factors for competitiveness in the global market. However, companies face significant barriers, such as data privacy and security concerns, lack of clarity regarding return on investment, and insufficient internal knowledge about AI. The hierarchical linear regression analysis demonstrated that AI management capabilities and AI infrastructure flexibility have positive and significant impacts on operational performance, both in productivity and market performance, while personal experience with AI did not show a significant impact in this specific context. These results underscore the importance of effective strategies to overcome barriers and maximize AI's benefits, ensuring companies' sustainability and competitiveness.

Keywords: Technology Adoption; AI Barriers; AI Facilitators; Technological Innovation; Artificial Intelligence; Operational Performance.

Índice

Capítulo I - Introdução	1
1.1. Enquadramento	1
1.2. Objetivo e questões de investigação	3
1.3. Estrutura da dissertação	4
Capítulo II - Revisão de literatura	6
2.1. Inteligência Artificial	6
2.1.1. O que é a Inteligência Artificial?	6
2.1.2. Tipos de Inteligência Artificial	7
2.2. Tecnologia e Inovação	9
2.2.1. Tecnologia	9
2.2.2. Inovação Tecnológica	10
2.2.3. Difusão e Adoção de Tecnologia	11
2.3. Adoção de IA em Empresas	13
2.3.1. Barreiras	13
2.3.2. Facilitadores	14
2.4. Consequências da IA na performance das empresas	15
2.4.1. Performance	15
2.4.2. Impacto da IA nas empresas	17
Capítulo III - Metodologia	19
3.1. Questionário	20
3.1.1. Vantagens e Desvantagens	21
3.1.2. Elaboração e estrutura do questionário	21
3.2. População e amostra	22
3.3. Recolha de informação	23
3.4. Análise de dados	23
3.5. Variáveis	25
3.5.1. Variável dependente	25
3.5.2. Variáveis independentes	26
3.5.3. Variáveis de controlo	27
3.5.4. Modelo de regressão linear hierarquia	27
Capítulo IV - Análise de dados	29

4.1. Caracterização da Amostra	29
4.2. Perfil das empresas.....	29
4.2.1. Distribuição das empresas por idade	29
4.2.2. Distribuição das empresas por número de trabalhadores.....	30
4.2.3. Distribuição das empresas por setor de atividade	31
4.3. Perfil do respondente	32
4.4. Consistência interna	33
4.4.1. Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) e o teste de esfericidade de Bartlett	33
4.4.2. Alfa de Cronbach.....	34
4.4.3. Resultados	35
Capítulo V - Análise de resultados	36
5.1. Análise descritiva.....	36
5.1.1. Facilitadores à adoção de inteligência artificial.....	36
5.1.2. Barreiras à adoção de inteligência artificial.....	38
5.2. Análise de Regressão Hierárquica	42
5.2.1. Modelo A – Performance operacional no desempenho de mercado.....	43
5.2.2. Modelo B – Performance operacional na produtividade	45
5.2.3. Resultados	47
Capítulo VI - Conclusão	49
6.1. Limitações do Estudo	51
6.2. Sugestões para futuras investigações	52
Bibliografia.....	53
Anexo A – Questionário	60
Anexo B – Outputs SPSS.....	68

Índice de figuras

Figura 4.1 - Idade das empresas	30
Figura 4.2 - Nº de colaboradores.....	30
Figura 4.3 - Setores	31
Figura 4.4 - Função dos respondentes	32
Figura 5.1 - A necessidade de inovação tecnológica é um fator crucial	36
Figura 5.2 - A pressão competitiva influência fortemente.....	37
Figura 5.3 - A disponibilidade de recursos financeiros é um fator determinante	37
Figura 5.4 - A complexidade técnica da inteligência artificial é uma barreira significativa....	38
Figura 5.5 - A falta de conhecimento interno sobre inteligência artificial é um obstáculo.	39
Figura 5.6 - As preocupações com a privacidade e segurança de dados são barreiras importantes.....	40
Figura 5.7 - A falta de clareza no retorno sobre o investimento em inteligência artificial é uma barreira	40

Índice de tabelas

Tabela 1.1 - Questões e estratégias	3
Tabela 2.1 - Definição Inteligência Artificial	6
Tabela 2.2 - Barreiras a adoção de Inteligência Artificial.....	13
Tabela 2.3 - Facilitadores a adoção de Inteligência Artificial.....	14
Tabela 3.1 - Etapas da pesquisa	19
Tabela 3.2 - Dimensões e itens da performance operacional.....	25
Tabela 4.1 – Referência KMO	34
Tabela 4.2 - Interpretação do α de Cronbach quanto à Consistência Interna.....	35
Tabela 4.3 - Consistência interna	35
Tabela 5.1 - Estatística descritiva facilitadores	38
Tabela 5.2 - Estatística descritiva barreira	41
Tabela 5.3 - Resumo modelo Regressão Linear.....	43
Tabela 5.4 - ANOVA	43
Tabela 5.5 - Coeficientes Modelo Regressão Linear	44
Tabela 5.6 - Resumo modelo Regressão Linear.....	45
Tabela 5.7 – ANOVA.....	46
Tabela 5.8 - Coeficientes Modelo Regressão Linear	46

Lista de siglas

IA – Inteligência artificial

TI – Tecnologia da informação

TOE - Tecnológico-Organizacional-Ambiental

VBR - Visão Baseada em Recursos

ANI - Inteligência Artificial Estreita

AGI - Inteligência Artificial Geral

ASI – Super Inteligência Artificial

SPSS - Statistical Package for the Social Sciences

Capítulo I - Introdução

1.1. Enquadramento

A importância da inovação e da sua implementação tem sido amplamente reconhecida nas teorias da gestão organizacional, como fator importante para promover a eficiência nas operações empresariais (Janssen et al., 2004; Van de Ven, 1986; Woodman et al., 1993). É geralmente considerada, como um fator fundamental para o sucesso de uma organização num ambiente competitivo (Yuan & Woodman, 2010; Oeste & Farr, 1989). Revolucionou a capacidade das empresas no campo digital ao possibilitar a tomada de decisões em tempo real, com base em programação desenvolvida a partir de teorias matemáticas fidedignas e amplamente testadas (Meinhart, 1966). Embora o avanço tecnológico seja de grande alcance, existe literatura que mostra que a IA, em particular, pode ter um grande impacto nas organizações (Nortje & Grobbellar, 2020).

As primeiras investigações sobre a aplicação prática da IA remontam à década de 1950, quando se demonstrou o seu potencial no campo da gestão (Newell et al., 1959; Newell & Simão, 1956). Desde então, tanto os processos tecnológicos como o próprio conceito passaram por um grande processo de desenvolvimento. Embora não haja uma definição universalmente aceite de IA, existe uma convergência para um entendimento de que a IA é um conceito amplo (Russel & Norving, 2003) e multidimensional (Brachman, 2006). Embora não seja novidade, a IA tem despertado significativamente mais interesse nos últimos anos (Ransbotham et al., 2018). Prevê-se que as organizações adotem aplicações de IA, obtendo benefícios em termos de valor acrescentado, como aumento nas receitas, redução de despesas e melhoria da eficiência operacional (Alsheibani et al., 2020). Este interesse nacional evidenciado nos últimos anos, sugere que as empresas portuguesas podem estar a enfrentar uma pressão mundial, assim como uma oportunidade de adotar tecnologias de IA para se manterem competitivas no mercado global. De acordo com a pesquisa anual da McKinsey¹, quase metade das empresas que já utilizam IA querem aumentar os seus investimentos nessa tecnologia, em parte por perceberem que as novas funcionalidades são necessárias para que beneficiem ao máximo.

¹ Consultado a 14 de Novembro de 2023 em: [O estado da inteligência artificial em 2023: o ano da irrupção da GenAI | McKinsey](#)

Este trabalho centra-se na adoção e desempenho de tecnologias de IA em empresas portuguesas, uma área em constante evolução que oferece tanto oportunidades quanto desafios para as organizações. Procurou-se identificar os principais facilitadores e barreiras à adoção da IA que impactam as empresas portuguesas com base nos estudos de Kar et al. (2021) e Horani et al. (2023). Comparando também com estudos anteriores, Wamba-Taguimdje et al. (2020) destacaram a importância da capacidade de gestão de IA, experiência em IA e flexibilidade da infraestrutura para o sucesso de projetos de IA. Decidi, por isso, aplicar essas variáveis, oferecendo *insights* sobre como as empresas podem melhorar o seu desempenho operacional. Oliveira (2018) centrou-se no desempenho operacional na dimensão de produtividade e desempenho de mercado com métricas para avaliar novas tecnologias, a integração dessas variáveis no contexto da tecnologia a permite avaliar diretamente o seu impacto nas empresas portuguesas, proporcionando uma comparação valiosa com outros contextos.

A junção destes trabalhos no estudo possibilita várias descobertas e benefícios novos para a literatura existente. Ao aplicar as variáveis estudadas por Wamba-Taguimdje et al. (2020) e os facilitadores e barreiras identificados por Kar et al. (2021) e Horani et al. (2023) ao contexto português, o estudo oferece uma compreensão detalhada das particularidades da IA no contexto de uma amostra de empresas portuguesas em diversos setores, preenchendo uma lacuna importante na literatura. A integração das variáveis dependentes de desempenho de mercado e produtividade de Oliveira (2018) permitem medir diretamente o impacto da IA no desempenho operacional das empresas, fornecendo evidências empíricas valiosas. A identificação dos principais facilitadores e barreiras à adoção da IA oferece insights práticos para gestores, ajudando-os a desenvolver estratégias eficazes de implementação e mitigação de desafios específicos.

Em conclusão, a incorporação dos estudos de Wamba-Taguimdje et al. (2020), Oliveira (2018), Kar et al. (2021) e Horani et al. (2023) neste estudo enriquecem a análise com uma base teórica e oferecem novas contribuições valiosas para a literatura. Ao explorar os facilitadores e barreiras específicos ao contexto português e medir diretamente o impacto da IA no desempenho operacional, este estudo proporciona uma visão abrangente e detalhada das dinâmicas envolvidas na adoção de IA em empresas portuguesas, oferecendo recomendações práticas e insights teóricos significativos.

1.2. Objetivo e questões de investigação

O objetivo geral deste trabalho é analisar os fatores que influenciam a decisão das empresas em Portugal na adoção de tecnologias de IA, as barreiras e facilitadores que estas enfrentam nesse processo e o impacto no seu desempenho operacional. Através de uma metodologia robusta, que combina análise quantitativa e qualitativa, procura-se oferecer uma visão abrangente sobre como a IA está a moldar o futuro empresarial em Portugal. Para isso, foram estabelecidas as principais questões e estratégias que vão ser usadas para responder a cada uma das questões de pesquisa, em conformidade com a metodologia escolhida, as quais passamos a enumerar:

Tabela 1.1 - Questões e estratégias

Questão 1	Quais são os principais fatores que influenciam a decisão das empresas em Portugal na adoção tecnologias de IA?
Método	Aplicação de um questionário às empresas nacionais e realização de uma análise estatística descritiva.
Artigos de destaque para o estudo da questão de investigação	Horani, O. M., Al-Adwan, A. S., Yaseen, H., Hmoud, H., Al-Rahmi, W. M., & Alkhalifah, A. (2023). The critical determinants impacting artificial intelligence adoption at the organizational level. Kar, A. K., & Kushwaha, A. K. (2021). Facilitators and barriers of artificial intelligence adoption in business—insights from opinions using big data analytics
Questão 2	Quais são as principais barreiras à adoção de tecnologia de IA?
Método	Aplicação de um questionário às empresas nacionais e realização de uma análise estatística descritiva.
Artigos de destaque para o estudo da questão de investigação	Horani, O. M., Al-Adwan, A. S., Yaseen, H., Hmoud, H., Al-Rahmi, W. M., & Alkhalifah, A. (2023). The critical determinants impacting artificial intelligence adoption at the organizational level. Kar, A. K., & Kushwaha, A. K. (2021). Facilitators and barriers of artificial intelligence adoption in business—insights from opinions using big data analytics
Questão 3	Qual é o impacto da IA no desempenho operacional das empresas em Portugal?

Método	Aplicação de um questionário às empresas nacionais e realização de uma análise de regressão linear hierárquica.
Artigos de destaque para o estudo da questão de investigação	Oliveira, L. M. S. (2018). <i>Ferramentas de Gestão Estratégica e o Impacto da sua Aplicação na Performance das PME Portuguesas</i> e Wamba-Taguimdje, S.-L., Fosso Wamba, S., Kala Kamdjoug, J.R. & Tchatchouang Wanko, C.E. (2020), "Influence of artificial intelligence (AI) on firm performance: the business value of AI-based transformation projects"

Fonte: Elaboração própria

1.3. Estrutura da dissertação

Esta dissertação encontra-se estruturada em seis capítulos. No primeiro capítulo referente à introdução, efetuou-se um enquadramento inicial e estabeleceu-se os objetivos gerais e específicos deste estudo. No segundo capítulo, é revista a literatura considerada relevante e são expostas as visões dos principais autores sobre os tópicos pertinentes à investigação, nomeadamente a adoção e difusão da IA nas empresas, as barreiras e facilitadores deste processo, assim como as suas consequências na performance das empresas. No terceiro capítulo, é descrita a metodologia adotada para a investigação. Esta inclui a elaboração e estrutura do questionário, a definição da população e amostra, os métodos de recolha de informação e análise de dados. São detalhadas as etapas da pesquisa, desde a revisão de literatura até à validação dos dados e análise dos resultados. No quarto capítulo é realizada a análise de dados, a caracterização da amostra, o perfil das empresas participantes e a consistência interna dos dados recolhidos, utilizando técnicas como o teste de esfericidade de Bartlett e o alfa de Cronbach. De igual modo, neste capítulo também se inclui a análise descritiva e inferencial dos dados. No quinto capítulo é discutida a análise de resultados, são apresentados os facilitadores e barreiras à adoção de IA identificados no estudo, bem como uma análise de regressão hierárquica para entender a relação entre a performance operacional e os diferentes fatores influentes. No sexto e último capítulo aborda-se as principais conclusões do estudo, enumera-se as principais dificuldades enfrentadas durante a investigação. Da mesma forma, identifica-se o contributo da presente investigação para a literatura em gestão e sugere-se melhorias e temáticas a explorar em investigações futuras. Por fim, são identificadas as referências bibliográficas que serviram de base à elaboração da dissertação e dispõem-se os

anexos considerados relevantes, incluindo o questionário utilizado na recolha de dados e os outputs do SPSS.

Capítulo II - Revisão de literatura

2.1. Inteligência Artificial

2.1.1. O que é a Inteligência Artificial?

Na década de 1950, a IA foi estabelecida como uma disciplina acadêmica devido ao surgimento de grandes volumes de dados e de cálculos complexas (Turing, 1950). Entrou nas vidas humanas e num ambiente social e empresarial através de machine learning (Newell et al., 1955). A história e o seu desenvolvimento dividem-se em 3 três fases (Anyoha, 2017; Haemlein & Kaplan, 2019a, 2019b):

- I. Fase 1 – (1940-1979): Nascimento da IA, entusiasmo e anos dourados.
- II. Fase 2 – (1980-2010): O “boom” da IA e a emergência de agentes inteligentes.
- III. Fase 3 - (2011-2022): Aprendizagem profunda e grandes volumes de dados.

Várias definições de IA foram publicadas ao longo do tempo na tentativa de distingui-las de outras tecnologias de informação convencionais como podemos ver na tabela abaixo:

Tabela 2.1 - Definição Inteligência Artificial

Autor (es) e data	Definição
(Chui & Malhotra, 2018)	A IA é a capacidade das máquinas se comportarem como a mente humana com a possibilidade de resolver problemas a partir da aprendizagem e de raciocínio acumulado.
(Schmidt et al., 2020)	A IA é o esforço para imitar as capacidades cognitivas e humanas em computadores.
(Wang et al., 2019)	IA é um conceito que capta o comportamento inteligente da máquina.
(Mikalef & Gupta, 2021)	IA é a capacidade de um sistema identificar, perceber, fazer inferências, aprender com os dados para alcançar objetivos organizacionais e sociais definidos.

(Kasemsap, 2017)	IA como um ramo da ciência que ajuda máquinas a encontrar soluções apropriadas para problemas complexos.
------------------	--

Fonte: Elaboração própria

Para compreender o conceito, é necessário perceber as noções de “artificial” e “inteligência” separadamente. “Inteligência” pode ser descrito como algo que envolve atividades mentais, como aprendizagem, raciocínio e compreensão (Lichtenthaler, 2019). “Artificial”, por outro lado, indica algo que é feito por humanos, em vez de ocorrer de forma natural (Mikalef et al., 2021). Ao juntar estes dois conceitos, a IA, pode ser compreendida como a criação de máquinas capazes de simular inteligência (Wamba-Taguimdje et al., 2020).

Diversas ciências têm contribuído para o desenvolvimento e melhoramento da IA (Russel et al., 2016). Destas destacam-se a psicologia, matemática, economia, linguística, biologia, engenharia, neurociência, entre outros. O objetivo é que a IA através da machine learning seja capaz de aprender com dados e fazer interferências, previsões e identificar associações, que possam orientar decisões (Afiouni, 2019; Wang et al., 2019). Tornando-se assim um ativo cada vez mais importante para as organizações, o que impulsiona um crescente corpo de investigação que examina, como tais tecnologias e técnicas podem ser aproveitadas para a consecução dos objetivos organizacionais (Bytniewski et al., 2020; Schmidt et al., 2020; Wang et al., 2019). Por isso, a capacidade dos sistemas de IA para processar e analisar dados têm potencial de ser uma poderosa fonte de vantagem competitiva em uma ampla gama de atividades da cadeia de valor.

2.1.2. Tipos de Inteligência Artificial

O rápido desenvolvimento da atividade científica humana é uma das tendências modernas. Constantemente surgem novas tecnologias, a IA não é apenas um tópico importante, mas, um dos aspetos mais importantes do nosso futuro. Uma distinção importante no domínio desta tecnologia, é entre a IA fraca, em que o computador é apenas um instrumento para investigar processos cognitivos e IA forte, em que os processos no computador são intelectuais e autoaprendizagem (Tzimas, 2021). A IA fraca é designada por Inteligência Artificial Estreita, enquanto IA forte distingue-se ainda entre Inteligência Artificial Geral e Super Inteligência Artificial (Urban, 2015).

ANI (Artificial Narrow Intelligence) – é o primeiro nível e tem a menor complexidade em comparação com os outros 2 tipos. São sistemas que utilizam machine learning algorithms para analisar grandes volumes de dados e fazer previsões sobre comportamentos e tarefas específicas (Lecun et al. (2015); Naudé & Dimitri, 2020). Como tal, a inteligência de um ANI é específica (ou restrita) da tarefa e não pode ser transferida para outros domínios com ambientes desconhecidos e incertos nos quais não tenham sido treinados (Firt, 2020). Alguns exemplos deste tipo de IA são o DeepMind da Google, a tecnologia de reconhecimento facial do Facebook, o “Siri” da Apple, a Alexa da Amazon e os veículos autónomos da Tesla e da Uber (Kaplan & Haenlein, 2019; Naudé & Dimitri, 2020; Stanton et al., 2020).

AGI (Artificial General Intelligence) - IA que atinge e depois ultrapassa o nível de inteligência de um ser humano, o que segundo Nick Bostro (2006), tem a capacidade de “racionar, planear, resolver problemas, pensar abstratamente, compreender ideias complexas, aprender rapidamente e aprender com a experiência” (p.13). Enquanto o atual sistema ANI tem sido tipicamente utilizado como ferramenta de apoio aos comportamentos humanos, um sistema AGI seria um agente autónomo que pode aprender de forma não supervisionada (Firt, 2020; Torres, 2019). Embora a AGI não exista atualmente, espera-se que ocorra entre 2040 e 2070 (Baum et al., 2011; Muller & Bostrom., 2016), prevê-se que uma AGI tenha a capacidade de se auto aperfeiçoar recursivamente, criando versões mais inteligentes de si própria, bem como alterar os seus objetivos para pré-programados (Tegmark, 2017).

ASI (Artificial Super Intelligence) - o intelecto que é muito mais inteligente do que o melhor cérebro humano em praticamente todos os domínios, incluindo a criatividade científica, a sabedoria geral e as competências sociais (Sysiak, 2017). Ao contrário da ANI, que é especializada em tarefas específicas da AGI, que seria capaz de aprender a realizar uma ampla variedade de tarefas como humano, a ASI vai além, alcançando uma inteligência que supera a capacidade humana em todos os campos. Questões éticas, de segurança e controlo são fundamentais quando se discute a ASI. Muitos pesquisadores e pensadores, incluindo Elon Musk, Stephen Hawking e outros, expressam preocupações sobre os possíveis riscos associados ao desenvolvimento descontrolado da IA, destacando a importância de abordagens responsáveis seguras na pesquisa e sua implementação avançada. Tendo em conta essa perspectiva a União Europeia destaca-se como pioneira na busca por abordagens seguras na implementação da IA.

O Conselho Europeu desempenhou um papel crucial ao introduzir uma série de regulamentações que orientam a sua utilização responsável.²

O aumento da IA na inovação empresarial pode ser compreendida através da análise do seu papel de alavancagem no processo de inovação empresarial (Haefnet et al., 2021a, 2021b). Argumenta-se que a IA desempenha um papel significativo no processo de inovação, apoiando a criatividade e o pensamento inovador (Martin & Wilson, 2016^a, 2016b). À medida que seguimos para formas mais avançadas de IA, como a AGI e ASI, as empresas podem esperar automação melhorada, previsões mais corretas e uma transformação fundamental na forma como operam. No entanto, é crucial abordar questões éticas e de segurança para uma implementação responsável e maximização dos benefícios. Empresas estrategicamente alinhadas com a evolução da IA poderão ter oportunidades de ganhos competitivos.

2.2. Tecnologia e Inovação

2.2.1. Tecnologia

A tecnologia é um termo que estamos acostumados a ouvir e a mencionar em diversos contextos, principalmente no contexto empresarial. Apesar de ser amplamente utilizado, definir tecnologia torna-se difícil por se tratar de um conceito abrangente. De modo geral, a tecnologia envolve todo o conhecimento e a relação de causa-efeito por detrás da utilização dos equipamentos e máquinas responsáveis para se obter um produto ou um serviço (Sproull & Goodman, 1990). Todas as empresas usam a tecnologia como forma de facilitar, aumentar a produção de bens e serviços e ao longo de décadas tem-se recorrido cada vez mais à tecnologia para aliviar o trabalho braçal e intelectual do Homem.

Segundo Barley (1990) e de forma consensual, aliamos a palavra tecnologia ao conjunto dos aparelhos e máquinas utilizados pelas empresas e pelos trabalhadores para se obter um dado bem ou serviço. O surgimento das máquinas veio com o propósito de ajudar o Homem nas suas lidas e veio permitir às empresas que se tornassem mais competitivas e inovadoras no mercado

² Consultado a 10 de dezembro de 2023 em: <https://www.consilium.europa.eu/pt/press/press-releases/2022/12/06/artificial-intelligence-act-council-calls-for-promoting-safe-ai-that-respects-fundamental-rights/>

de trabalho. As tecnologias reduzem as distâncias e permitem que as máquinas desempenhem tarefas que originalmente requeriam muito esforço e tempo por parte dos seres humanos (GRAEML, 2000). Tendo em conta a complexidade da definição de tecnologia, torna-se interessante dividir a tecnologia em tecnologia social e tecnologia material (Hunt, 1970). Neste caso as tecnologias sociais estariam relacionadas com as metodologias utilizadas nas organizações e as tecnologias materiais estariam relacionadas a todos os processos e modos de produção. As tecnologias sociais incluem todas as estratégias dentro das empresas que façam com que os colaboradores sejam mais eficientes e produtivos enquanto as estratégias materiais incluem todos os equipamentos e máquinas que são utilizados pelos trabalhadores.

Na indústria, há um aumento nas tecnologias utilizadas no domínio da IA (Turk, 2020). Em contraste com as tecnologias tradicionais, as tecnologias de IA recorrem frequentemente a informações externas. Segundo Schafer (2021), coloca forte ênfase nesse aspeto, sugerindo que a IA é capaz de interpretar dados externos e aprender com esses dados para atingir objetivos e tarefas predefinidos. Nessa linha Crowston e Bolici (2019), define a IA como uma aplicação que aprende a tomar decisões com base nos dados recebidos, em vez de como base em um conjunto de regras explicitamente definido.

2.2.2. Inovação Tecnológica

A inovação tecnológica é um motor fundamental do progresso económico e social, impulsionando avanços em diversos setores e transformando a forma como vivemos e trabalhamos. Este fenómeno pode ser definido como a implementação de novos produtos, processos ou serviços que resultam em melhorias significativas na eficiência e eficácia das operações. A importância da inovação tecnológica é amplamente reconhecida na literatura académica, onde se destaca o papel que desempenha na competitividade das empresas, permitindo-lhes diferenciar os produtos e serviços, reduzir custos e aumentar a produtividade (Gordon, 2016). A inovação tecnológica numa empresa está relacionada com a utilização de uma estratégia e equipamentos diferentes que otimizam um dado mecanismo dentro da mesma e que não precisa de ser obrigatoriamente algo novo para o exterior, mas sim algo novo dentro da própria empresa (Rosow, 1984).

A população está inserida num sistema económico capitalista. Esta necessidade de gastar, que nos foi imposta por anos, faz com que as empresas tenham a necessidade de estar sempre

a criar algo para poderem potenciar as suas vendas e conseqüentemente aumentar as suas margens de lucro. Um exemplo fácil de entender é o que faz a empresa Apple, todos os anos é lançar um novo modelo de Iphone com algumas novidades instaladas. Sabe-se que o custo do equipamento é bem mais alto que o valor médio, mas mesmo assim as pessoas procuram-no pela inovação tecnológica e não pelo preço. Segundo Chiao (1999), uma empresa terá mais ou menos sucesso no mercado se for ou não pioneira num dado produto ou serviço. Desta forma só as empresas que lançam o produto mais inovador é que se destacam nos mercados (Ernst, 2002; Zhang & Kotabe, 2011; Wang & Chung, 2013). As restantes, que lançarem algo idêntico, já serão vistas como pouco originais por estarem a copiar a ideia que já foi lançada. Nesta perspetiva, a empresa que conseguir usar a IA, não só para facilitar algum processo, mas de forma inovadora e criativa irá apresentar maior probabilidade de ter sucesso no mercado económico a que está inserida. O exemplo atual desta situação, relacionada com a IA, é o lançamento do Chat Gpt pela empresa OpenAi, que por sua vez inspirou o lançamento do Bard pela empresa Google e posteriormente, o lançamento do Bing pela empresa Microsoft.

Desta forma, o sucesso das empresas está ligado à inovação dos produtos lançados (Sok & Cass, 2015; Fossas-Olalla et al., 2015; Ma et al., 2015). Nota-se uma maior volatilidade no mercado, com um número crescente de lançamentos de produtos novos e revolucionários, o que intensifica a competição entre as empresas. As empresas inovadoras obtêm uma vantagem competitiva que resulta em maiores lucros e sustentabilidade dos negócios (Robert & Amit, 2003). Portanto, investir em inovação não apenas impulsiona o crescimento, mas também garante a relevância e a sobrevivência das empresas em um mercado cada vez mais dinâmico e competitivo.

2.2.3. Difusão e Adoção de Tecnologia

Adoção de tecnologia, especialmente no contexto empresarial, é um tema central para entender a dinâmica contemporânea das organizações. Damampour et al. (1984), define a adoção de inovação pela organização como "... a implementação de uma ideia desenvolvida internamente ou externamente - seja ela pertencente a um produto, dispositivo, sistema, processo, política, programa ao serviço - que era nova para a organização no momento da adoção" (p.93).

Segundo De Graaf (2016) a IA é uma tecnologia complexa e um género tecnológico contemporâneo. Existem muitos artigos que utilizam teorias ao nível de empresas no estudo de

aspectos que contribuem para a adoção e implantação eficazes de aplicações de IA no ambiente organizacional, como a estrutura Tecnológico-Organizacional-Ambiental (TOE) e a Visão Baseada em Recursos (VBR), (Enholm et al., 2022). O modelo TOE, publicado por Tornatzky et al. (1990), é uma abordagem teórica que descreve como as organizações adquirem tecnologia e com os contextos tecnológicos, organizacionais e ambientais influencia o processo de adoção e implementação de inovação tecnológica. Pode-se explicar estes fatores a nível organizacional com base não apenas nas dimensões tecnológicas e organizacionais, mas também na consideração das dimensões ambientais e sociais (Wang et al., 2010). A VBR evoluiu a partir dos conceitos iniciais de Penrose (1959), que destacou a importância dos recursos internos na diferenciação e no crescimento das empresas. Esta perspectiva teórica, sustentada por Barney (1991), considera os recursos organizacionais com valor estratégico como fundamentais para criar e manter vantagens competitivas sustentáveis. A teoria VBR sugere que recursos tangíveis e intangíveis são fundamentais para criar diferenciação e vantagens competitivas nas empresas. Nesta linha de pensamento, a IA é considerada um recurso acessível no contexto organizacional, conforme indicado por Dalmutt & Zanin, (2023).

Adoção de IA é um exemplo da adoção de inovação em TI - um processo que resulta em algo que é novo para a organização que adota. Isso implica a introdução e utilização de uma tecnologia, produto, processo ou prática (Hammed et al. 2012; Damanpour & Schneider, 2009). Essencialmente, envolve produtivamente utilizar aplicativos de hardware e software de computação para apoiar operações, gerir e tomar decisões (Thong & Yap, 1995). Como é uma tecnologia complexa e um género tecnológico contemporâneo, é um desafio utilizar qualquer um dos modelos de adoção de tecnologia existentes para investigar a adoção da IA ao nível da organização (De Graaf, 2016). Um desafio adicional, conforme observado por Anon (2020), é que apenas uma pequena percentagem de empresas implementou aplicações de IA para além de projetos piloto. Alsheibani et al. (2018), identificam que a capacidade tecnológica, organizacional e ambiental são fatores críticos que influenciam a adoção da IA, juntamente com os custos de infraestrutura, a necessidade de funcionários capacitados e a dependência de parceiros externos. A complexidade da IA exige que os funcionários de diferentes unidades de negócios colaborem, ressaltando a necessidade de uma compreensão mais profunda dos arranjos sociotécnicos (Holton & Boyd, 2019). As organizações investem financeiramente em tais tecnologias, o que implica a existência de um custo associado à sua aquisição (Pillai & Sivathanu, 2020). A alta administração avalia as vantagens das novas tecnologias antes de

adotá-las. O custo é considerado em termos de custo-efetividade quando as vantagens da adoção de uma nova tecnologia superam seu custo (Puklavec et al., 2018).

2.3. Adoção de IA em Empresas

2.3.1. Barreiras

A introdução da IA nas operações organizacionais sinaliza um novo conjunto de barreiras e desafios (Duan et al., 2019). É diferente de outras tecnologias digitais porque dificilmente pode ser descrita como fácil de implementar ou fácil de usar, uma vez que a sua adoção envolve desafios técnicos (por exemplo, falta de capacidades técnicas) e não técnicos (por exemplo, falta de apoio da gestão de topo) que surgem durante e após a implementação (Jöhnk et al. (2021).

Tabela 2.2 - Barreiras a adoção de Inteligência Artificial

Autor (es) data	Barreiras
(Lokuge et al., 2019)	A implementação da IA acarreta elevada complexidade devido às barreiras de conhecimento e características técnicas associadas.
(Saghafian et al. 2021)	O grau de maturidade tecnológica impacta consideravelmente na decisão estratégica das empresas em termos de obtenção e emprego de novas tecnologias
(Horani, et al. 2023)	A IA é vista como uma tecnologia complexa e difícil de implementar e contém desafios regulatórios e de conformidade, que estão ligados a preocupações com privacidade e segurança de dados.
(Kar, et al. 2021)	Custo-eficácia como incerteza sobre o retorno do investimento e a falta de conhecimento e habilidades técnicas dentro das organizações.

Fonte: Elaboração Própria

Conforme indicado por vários autores na Tabela 2.2, as tecnologias de IA apresentam uma natureza altamente complexa. Isso ocorre devido à presença de inúmeros fatores que dificultam a sua implementação e também devido à forte dependência de algoritmos e à aplicação de

métodos estatísticos que são desafiadores implementar e compreender. Uma das razões para essa complexidade está relacionada ao facto de muitas organizações ainda estarem numa fase inicial de adoção de IA, concentrando-se, principalmente, na recolha de informações. Embora existam benefícios promissores a favor da implementação de tecnologias baseadas em IA, ainda existem grandes obstáculos que impedem as organizações de adotá-las. Assim sendo os gestores têm de reconhecer a importância da experiência e do conhecimento anteriores como fatores-chave que impulsionam o sucesso da sua adoção (Horani et al., 2023).

2.3.2. Facilitadores

Tem sido argumentado que a IA é uma força disruptiva para as empresas em todo o mundo e numa vasta gama de setores. Espera-se que as organizações que implementam aplicações de IA obtenham ganhos em termos de valor acrescentado de negócio, tais como aumento de receitas, redução de custos e melhoria da eficiência empresarial (AlSheibani et al., 2020). Na literatura de negócios e gestão Woodman et al. (1993) e Yuan & Lenhador, (2010) sugerem que os empresários tentem sempre utilizar soluções de última geração (por exemplo: IA) que o dinheiro pode comprar, o que os mantém competitivos no mercado. A pressão competitiva refere-se à forma como uma organização é afetada pelos concorrentes e as ações tomadas em resposta a eles. Alcançar uma vantagem competitiva sobre os rivais significa que as organizações têm de tomar medidas para se reconfigurarem e se adaptarem com base em mudanças contínuas e rápidas.

Tabela 2.3 - Facilitadores à adoção de Inteligência Artificial

Autor (es) data	Facilitadores
(AlSheibani et al., 2020)	A ameaça de perder uma vantagem competitiva atua, portanto, como uma força que motiva as organizações a adotarem inovações de TI.
(Horani et al., 2023).	Para além da competitividade a compatibilidade, a disponibilidade de recursos, o apoio da gestão de topo e o alinhamento estratégico da IA são considerados os principais facilitadores da intenção de adoção da IA
(Kar, et al. 2021)	Inovação como um dos principais facilitadores para a adoção de IA.

Fonte: Elaboração Própria

Quando as organizações percebem que tecnologia é compatível com os seus sistemas existentes, é mais provável que a adotem. Isto ocorre porque a compatibilidade reduz o risco e a incerteza percebidos associados à adoção de novas tecnologias. Por sua vez, a compatibilidade aumenta a utilidade percebida e a facilidade de uso da tecnologia de IA, que são fatores essenciais que podem influenciar o comportamento de adoção dos indivíduos dentro de uma organização. A probabilidade de implementação com sucesso pode ser agravada quando as altas administrações da empresa atribuem segurança ao seu uso (Horani et al. 2023).

2.4. Consequências da IA na performance das empresas

2.4.1. Performance

Desde a década de 1980, investigadores e profissionais tem refletido sobre a relação entre investimentos em tecnologia de informação e desempenho organizacional, bem como sobre um desenvolvimento crescente o desempenho dentro das organizações (Farhanghi et al., 2013; Nwamen, 2006; Ruiz Mercader et al., 2006). No século XXI o desafio das organizações reside na capacidade de inovar face a um mercado extremamente dinâmico em que as posições competitivas estão em constante evolução (Fedorento et al., 2019). A globalização da economia traz cada vez mais concorrência e mais informações a serem compiladas para enfrentar o desafio (Queiroz et al., 2019; Rachinger et al., 2019; Fedorento et al., 2019). Mas, num mundo onde a informação é um ativo estratégico, é claro que a capacidade da organização para gerir esta informação é crucial para a sua competitividade (Kuusisto, 2017; Rachinger et al., 2019). As inovações em IA continuam a contribuir para os benefícios da TI nas organizações. A IA, como parte do ecossistema de uma organização, pode ter um impacto significativo no desempenho e nas relações entre as organizações e os seus clientes, potenciais clientes e parceiros, sendo um fator indispensável na evolução dos processos, otimização e flexibilidade das operações (Kelly et al., 2019; Rubin et al., 2010). Nas organizações, a melhoria do desempenho ao nível do processo é geralmente medida através de um indicador chave de desempenho relacionado com eficiência, capacidade, produtividade, qualidade, rentabilidade, competitividade, eficácia e valor (Lebas, 1995; Santos et al., 2012). Esses indicadores chave de desempenho de processos são usados para monitorizar os resultados da organização. Ou seja, permite, através da recolha de informações relevantes, monitorizar a evolução ou inovação do processo durante e após a

introdução, adoção e integração de tecnologias de informação ou de um repositório de melhores práticas por uma organização (Nwamen, 2006).

Medir o impacto de um projeto de IA é um desafio, pois resultados são muitas vezes difíceis de analisar com medidas puramente quantitativas. Alguns exemplos de medidas de sucesso de IA inclui o cálculo de várias métricas, com o erro quadrático médio, matriz de confusão e pontuação F1 (Kawaguchi et al., 2017). Essas métricas são boas para determinar o desempenho geral de um modelo, mas dizem muito pouco sobre o sucesso geral do projeto. KPIs direcionados à organização poderão revelar-se mais valiosos após a implementação de aplicações de IA no negócio, proporcionando aos gestores insights quantificáveis sobre o impacto do projeto de IA na empresa (Glauner, 2020). Uma das principais expectativas dos profissionais antes de adotar aplicações desta tecnologia é que possa ajudar a melhorar os indicadores de desempenho financeiro, como receita, crescimento, e ajudar a reduzir custos (Alsheiabni et al., 2018; Eriksson et al., 2020). Estudos anteriores documentaram que existem grandes custos associados a adoção de tecnologia e que podem resultar em perdas financeiras significativas (Chakravorty et al., 2016). É, portanto, importante compreender onde está o equilíbrio entre o investimento nos recursos de IA necessários e o retorno financeiro esperado.

Em 2020, foi elaborado um estudo pelos acadêmicos Wamba-Taguimdje et al. (2020) que consistia em determinar a “Influência da inteligência artificial (IA) no desempenho da empresa: o valor comercial da tecnologia baseada em IA projetos de transformação”. Revela o impacto significativo da IA no desempenho das empresas, demonstrando como a IA não apenas melhora processos organizacionais e de negócios, mas também contribui para o valor empresarial em diversos setores. Através da análise detalhada de 500 estudos de caso, evidencia-se que permite que as organizações adaptem e inovem o seu ecossistema, otimizando processos existentes e abrindo novas possibilidades estratégicas e competitivas. O estudo destaca a importância da IA como um motor de transformação empresarial, não apenas com uma tecnologia isolada, mas como um conjunto integrado de soluções TI, reforçando a necessidade de uma infraestrutura adequada, dados de qualidade, talento especializado e parcerias estratégicas para maximizar o potencial.

2.4.2. Impacto da IA nas empresas

O crescimento emergente da inovação tecnológica, a sincronização dos sistemas de informação e a industrialização tornaram inevitável adoção de tecnologias de IA nas empresas (Ferrario et al., 2020; Mishret et al., 2020). As tecnologias de IA de machine learning, algoritmos, Internet das coisas, automação, robótica orientada por inteligência, etc., estão a transformar e redesenhar as estruturas corporativas e o processo de inovação (Bocquet et al., 2007; Morley et al., 2019; Ferrario et al., 2020). Um estudo feito pelo MIT Sloan Management Review³ descobriu que mais de 80% das organizações vêem a IA como recurso estratégico e quase 85% veem como uma forma de obter vantagem competitiva. A questão de como a IA pode levar ao desempenho competitivo e de interesse de todos os executivos das empresas. Para isso, devem ser estudados os impactos tanto a nível de processo (primeira ordem) como da empresa (segunda ordem), Enholm et al. (2022).

- I. Impactos de primeira ordem: os efeitos de primeira ordem do uso da IA estão relacionados com as mudanças que provocam ao nível do processo de uma organização (Enholm et al., 2022). Indicadores de desempenho (KPIs) preocupados com eficiência, eficácia, capacidade, produtividade, qualidade, lucratividade, competitividade e valor, são medidas comuns das melhorias de desempenho no nível de processo que também são usadas para monitorizar o resultado de uma organização (Wamba-Taguimdje et al., 2020).
- II. Impactos de segunda ordem: estão relacionados com os efeitos da sua utilização nas operações a nível de empresa. Estes efeitos podem ser divididos em 4 categorias: desempenho operacional, desempenho financeiro ou contabilístico, desempenho baseado no mercado e desempenho de sustentabilidade (Enholm et al., 2022). O desempenho operacional na introdução de novos produtos e serviços faz com que as empresas identifiquem oportunidades para entrar no mercado com uma nova oferta (Mishra et al., 2020). O desempenho financeiro e contabilístico, como aumento de receitas e redução de custos Alsheibani et al. (2018) e Davenport et al.

³ Consultado a 07 de janeiro de 2024 em:

<https://www.proquest.com/docview/1950374030?fromopenview=true&pq-origsite=gscholar&sourcetype=Scholarly%20Journals&parentSessionId=15o9sVTXuwwbsOiNi6fko53BgZ02GkmwjGt8m7HmrY%3D>

(2018). Desempenho baseado no mercado permite uma segmentação mais precisa, pois, as organizações podem classificar os clientes num nível mais preciso (Mishra et al., 2020). Os desempenhos de sustentabilidade descrevem como as organizações criam, entregam e capturam o valor de uma forma que contribui para o desenvolvimento sustentável da empresa e sociedade (Toniolo et al., 2020).

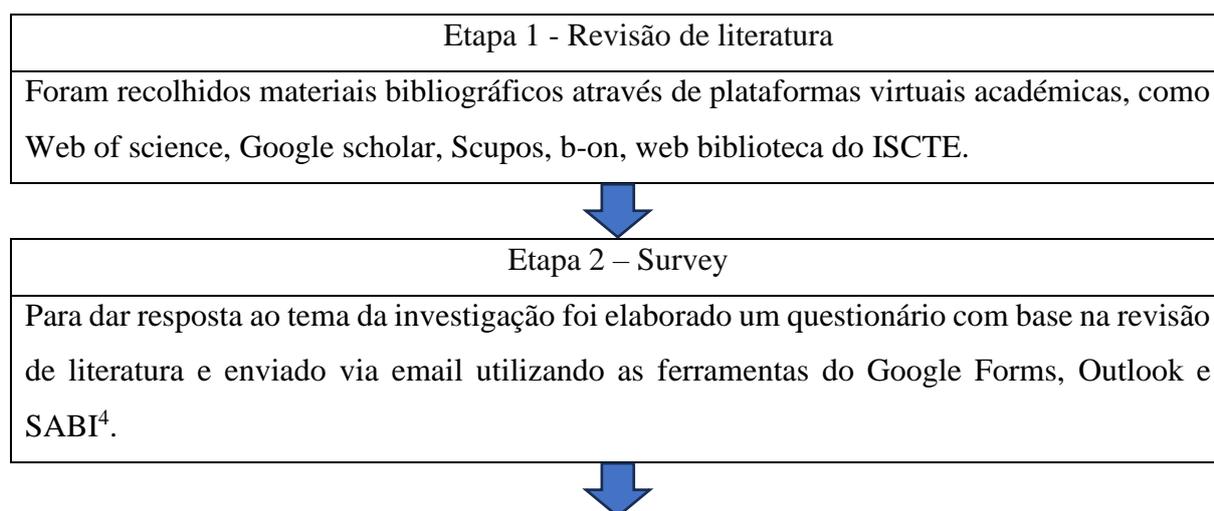
A IA é uma tecnologia com capacidade de interpretar dados e impulsionar computadores e máquinas, com objetivo de aprimorar a tomada de decisões humanas, as habilidades de resolução de problemas e a inovação orientada para a tecnologia (Haenlein et al., 2019a, 2019b; Mishra et al., 2020; Mustak et al., 2021a, 2021b). Pode-se utilizar em diversas áreas como o marketing, gestão de produção, gestão empresarial, sustentabilidade e atendimento ao cliente (Alsheiabni et al., 2018; Jelonek et al., 2019). O que motiva os gestores das empresas a utilizarem cada vez mais a IA como uma tecnologia para impulsionar a inovação (Bahoo et al., 2023).

Capítulo III - Metodologia

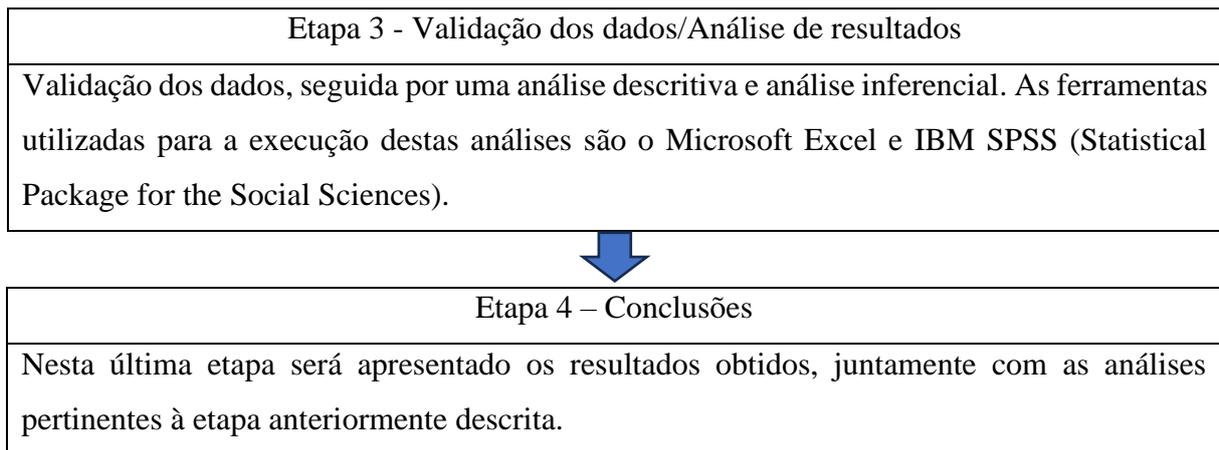
A metodologia de pesquisa é um campo de estudo que se baseia em princípios lógicos, que se dedica a analisar e a compreender o método científico (Tarski, 1977). Podemos inferir, portanto, que o método científico que se refere a um conjunto de procedimentos aceites e refinados pela comunidade científica, que são considerados válidos para apresentar e comprovar uma determinada teoria. Cada abordagem apresenta benefícios e limitações específicas, que variam de acordo com três elementos-chave: a natureza da questão de pesquisa, o grau de controlo que um investigador exerce sobre os eventos comportamentais reais e o foco em fenómenos históricos contemporâneos que se encontram (Yin, 2009).

O principal propósito deste capítulo é detalhar os procedimentos metodológicos adotados nesta investigação, com o intuito de alcançar os objetivos delineados esta dissertação. A importância de uma descrição meticulosa dos procedimentos metodológicos, bem como a relevância de alinhar a metodologia escolhida com os objetivos da pesquisa, assegura a objetividade, validade, racionalidade, sistematicidade e pertinência metodológica do estudo (Romakh, 2017; Bowen, 2005). Para isso é demonstrado na Tabela 3.1 as várias etapas e os métodos utilizados para responder as questões da pesquisa.

Tabela 3.1 - Etapas da pesquisa



⁴ O SABI (Sistema de análise de balanços ibéricos) é uma ferramenta de pesquisa e tratamento de dados da Informa D&B que contém informação geral e financeira baseada nas contas anuais de 700 000 empresas portuguesas e 2 500 000 empresas espanholas



Fonte: Elaboração Própria

3.1. Questionário

Segundo Babbie (1999), a investigação por questionário examina uma amostra da população, no entanto, Figueiredo (2004), indica a pesquisa do tipo inquérito por questionário como um dos tipos de pesquisa que “liga a recolha de dados (...) no número de unidades e geralmente numa única conjuntura de tempo, com uma visão para recolher sistematicamente um conjunto de dados no que diz respeito ao número de variáveis que são então examinadas para discernir padrões da associação. (...) obtenção de informações quanto à prevalência, distribuição e inter-relação de variáveis no âmbito de uma população...” (p.114). Barañano (2008), destaca que o questionário é essencial tanto para a verificação de hipóteses previamente formuladas quanto para a descrição de populações. Nesse contexto, foi realizado um levantamento através de um questionário online em formato eletrónico, disponibilizado na plataforma Google Forms, que foi enviado a 8.581 empresas portuguesas com mais de 50 trabalhadores. Os questionários, especialmente os questionários online, têm uma importância crescente na investigação moderna. Segundo Wright (2005), permitem a recolha de dados de grandes amostras de forma eficiente e económica, além de facilitar a participação de indivíduos geograficamente dispersos, aumentando assim a representatividade dos resultados. Evans e Mathur (2005) acrescentam que os questionários online oferecem maior flexibilidade no design, permitem respostas anónimas e rápidas, e possibilitam a automatização na análise de dados.

3.1.1. Vantagens e Desvantagens

A utilização de questionários como ferramenta de recolha de dados, é amplamente reconhecida pela sua eficácia em recolher uma diversidade de informações tanto qualitativas quanto quantitativas, destaca-se pela capacidade de alcançar diversos respondentes de forma eficiente e económica, assegurando ainda a padronização necessária para análises comparativas (Marshall, 2005; Bowling, 2005). No entanto, desafios como a interpretação uniforme das questões por diferentes indivíduos, a confiabilidade dos dados recolhidos e as taxas de resposta requerem um design cuidadoso e uma administração eficaz, incluindo a fase de teste do questionário para identificar e corrigir potenciais problemas (De Borst et al. 2010; Hunter, 2012). Adicionalmente, as inovações tecnológicas introduziram os questionários online como uma alternativa promissora, apesar de novas questões sobre o acesso desigual à internet e o potencial viés na seleção da amostra, sublinhando a importância de adaptar as práticas de pesquisa às mudanças tecnológicas e sociais para garantir a recolha de dados de alta qualidade (Van Gelder et al., 2010).

3.1.2. Elaboração e estrutura do questionário

O questionário foi desenvolvido para recolher informações sobre as empresas e os inquiridos, bem como identificar barreiras e facilitadores no processo de adoção de IA. O questionário também investiga o impacto das capacidades de IA, incluindo a capacidade de gestão de IA, a experiência pessoal em IA e a flexibilidade da infraestrutura de IA, no desempenho operacional das empresas portuguesas, nas dimensões de desempenho de mercado e produtividade. O questionário utilizado foi concebido com recurso a métodos previamente adotados em estudos antecedente que consiste em 5 partes principais, tem respostas abertas na primeira parte e as restantes partes são medidas em uma escala likert de 1 a 5, desde 1 (Discordo completamente) a 5 (Concordo completamente). Passamos a descrever de forma detalhada cada uma delas:

No início do questionário é apresentado o objetivo deste estudo em compreender as barreiras e facilitadores que as empresas em Portugal enfrentam na adoção de tecnologias de IA e o impacto dessa adoção no desempenho operacional e a estimativa de tempo necessário para o preenchimento.

- I. Dados da empresa e do inquirido do questionário, são solicitadas informações sobre a função do respondente, nome da empresa, a idade da empresa, o número de trabalhadores e o setor em que a empresa está inserida, sendo todas estas questões obrigatórias sendo inspirado na dissertação de mestrado de Oliveira (2018).
- II. Procurámos obter informações sobre os principais facilitadores a adoção da IA que impactam as empresas portuguesas. As perguntas foram baseadas nos estudos de Kar et al. (2021) e Horani et al. (2023), que abordam detalhadamente esses fatores.
- III. Procurámos obter informações sobre as principais barreiras a adoção da IA que impactam as empresas portuguesas. As perguntas foram baseadas nos estudos de Kar et al. (2021) e Horani et al. (2023), que abordam detalhadamente esses fatores.
- IV. Incorporam-se três variáveis ordinais independentes (Capacidade de Gestão de IA, Experiência Pessoal em IA e Flexibilidade da Infraestrutura de IA) estudadas por Wamba-Taguimdje et al. (2020), com o objetivo de explorar a “Influência da IA no desempenho empresarial: o valor comercial dos projetos de transformação baseados em IA”.
- V. Impacto da adoção de inteligência artificial na performance operacional na dimensão desempenho no mercado e produtividade que são as duas variáveis dependentes que foram inspiradas no estudo da Oliveira (2018).

Foi feito um teste piloto e teve como objetivo avaliar a consistência, compreensibilidade e adequação dos itens de medição utilizados no questionário. Os resultados do teste piloto oferecem evidências de que os construtos eram válidos, confiáveis e relevantes, uma vez que não foram relatadas grandes preocupações.

3.2. População e amostra

No contexto de pesquisa, a população refere-se ao conjunto completo de indivíduos, eventos ou objetos que possuem uma característica em comum e que são de interesse para o estudo em questão. A identificação correta da população é fundamental, pois as conclusões da pesquisa são destinadas a ser generalizadas para este grupo maior. Levy et al. (1999) e Cochran (1977), discutem amplamente a importância da definição da população em estudos estatísticos, salientando que uma clara compreensão da população é crucial para o design de amostragem eficaz e para a interpretação adequada dos resultados da pesquisa. Por isso, em contexto de pesquisa, a definição do público-alvo é crucial para a conceção de amostras representativas. De

acordo com Babbie (2016), uma compreensão clara do público-alvo ajuda a guiar o processo de amostragem, garantindo que os dados recolhidos sejam relevantes e úteis para responder às perguntas de pesquisa. A população-alvo desta amostra consiste em empresas portuguesas com mais de 50 trabalhadores. A preferência pelo contexto empresarial de Portugal deve-se à maior acessibilidade para obter informações e à relativa escassez de estudos anteriores envolvendo o país, atribuída à sua menor escala geográfica e económica em comparação a outras nações. A amostra, por sua vez, é um subconjunto desta população, selecionado com o objetivo de representá-la da forma mais fidedigna possível (Levy et al., 1991). A seleção adequada de uma amostra é fundamental, uma vez que determina a generalização dos resultados para a população maior (Arias-Gómez et al., 2016).

3.3. Recolha de informação

A expansão global do acesso à internet levou a um crescimento no uso de inquéritos digitais (Regmi et al., 2017). Esta técnica de recolha de informação é capaz de obter dados qualitativos e quantitativos. No entanto, Regmi et al. (2017) defendem que os inquéritos digitais só geram resultados confiáveis e relevantes se: a estrutura do inquérito e todas as perguntas forem formuladas de maneira clara e precisa; se forem corretamente distribuídos, isto é, acessíveis ao grupo-alvo desejado; e se mantiverem uniformidade para todos os participantes. Com isso em mente e com base em estudos como o de Oliveira (2018), foi enviado por email através do Outlook um link para um questionário online, construído no Google Forms (Anexo A), para 8581 as empresas ativas em Portugal com mais de 50 trabalhadores, listadas na base de dados do SABI. A escolha pelo envio por email deve-se ao seu potencial para alcançar um grande e diversificado número de entrevistados, variando em termos de nível educacional, posição e localização, permitindo que as conclusões deste estudo sejam mais generalizáveis.

3.4. Análise de dados

Após a recolha e validação dos dados, procedeu-se à análise e interpretação dos resultados com o intuito de responder às questões de investigação propostas, através do IBM SPSS e Excel. É uma fase crítica do estudo, George et al. (2019), no contexto do uso do SPSS, envolveu a validação das respostas recolhidas através dos questionários e a subsequente inclusão desses dados na base de dados para análise. Segundo McFedries (2018), que ressalta a importância de utilizar fórmulas e funções no Excel para melhorar a eficiência da análise de dados, enquanto

Creswell (2014), enfatiza a relevância da interpretação rigorosa dos dados para assegurar a fiabilidade e a validade dos achados da pesquisa. A integração efetiva dos resultados nos sistemas de análise permite uma avaliação detalhada das tendências, padrões e insights significativos, fundamentais para a compreensão das dinâmicas estudadas. Esta abordagem metodológica, baseada na análise de Oliveira (2018) e suportada por recursos tecnológicos e técnicas estatísticas, facilitou uma interpretação rigorosa dos dados, demonstrando resultados confiáveis e significativos na pesquisa. As técnicas utilizadas foram:

- I. Análise descritiva - Nesta análise, foram utilizados indicadores estatísticos como frequências absolutas e relativas, médias e respectivos desvios-padrão. Hair et al. (2010) e Field (2013) destacam a importância de tais indicadores na compreensão dos dados estatísticos. Além disso, segundo Sandelowski (2000), é essencial manter-se próximo aos dados em estudos descritivos qualitativos, fornecendo uma síntese compreensível dos eventos ou características observadas. Estas medidas são instrumentos poderosos para os investigadores compreenderem tendências, distribuições e padrões dentro dos seus dados, permitindo uma interpretação fundamentada e oferecendo insights valiosos para a pesquisa subsequente.
- II. Análise inferencial – é uma área crucial da estatística que permitirá conclusões sobre uma população com base em amostras de dados. Este ramo da estatística utiliza uma variedade de técnicas para estimar parâmetros populacionais, testar hipóteses e fazer previsões. Segundo Moore et al. (2012), a estatística inferencial é essencial para generalizar os resultados obtidos de uma amostra para uma população maior. Além disso, Ross (2014) indica que os métodos inferenciais, como os intervalos de confiança e os testes de hipóteses, são fundamentais para a tomada de decisões informadas em diversas áreas, desde a pesquisa científica até a análise de mercado.

Nesta pesquisa, utilizou-se a análise fatorial exploratória (AFE), o coeficiente de consistência interna Alpha de Cronbach, o coeficiente de correlação de Pearson e a regressão linear hierárquica. As variáveis qualitativas foram transformadas em variáveis Dummy. Os pressupostos da regressão linear hierárquica, incluindo a linearidade da relação entre as variáveis independentes e a variável dependente (análise gráfica), independência de resíduos (teste de Durbin-Watson), normalidade dos resíduos (teste de Kolmogorov-Smirnov), multicolinearidade (VIF e Tolerance) e homogeneidade de variâncias (análise gráfica), foram analisados para garantir a validade dos resultados.

Por último, será realizada uma comparação dos resultados obtidos com os conhecimentos absorvidos. Ambas as análises são complementares nos processos de pesquisa. Enquanto a análise descritiva oferece uma visão inicial e fundamental dos dados, preparando o terreno para investigações mais aprofundadas, a análise inferencial avança um passo além ao modelar as relações entre variáveis, permitindo inferências causais e a previsão de resultados sob condições variáveis. A combinação destas abordagens promove o esclarecimento dos fenômenos estudados, contribuindo para conclusões mais robustas e informadas.

3.5. Variáveis

3.5.1. Variável dependente

Neste trabalho, estimamos um modelo de regressão linear hierárquica, onde a performance operacional, dividida em duas dimensões - produtividade e desempenho de mercado - são definidas como as variáveis dependentes. Estas dimensões traduzem objetivos estratégicos noutras perspetivas, garantindo a estabilidade e a continuidade dos negócios, o que deve ser uma preocupação central na definição de um sistema de avaliação de desempenho (Cardoso, 2013). Este modelo, utilizado por Oliveira (2018), foi adaptado neste estudo para incluir 6 itens, enquadrados em 2 dimensões (Tabela 3.2).

Tabela 3.2 - Dimensões e itens da performance operacional

Dimensão 1 - Desempenho no mercado
A capacidade da empresa para a satisfação das necessidades dos clientes tem vindo a melhorar?
O preço dos produtos/serviços da nossa empresa permaneceu competitivo face às tendências no nível de preços da concorrência?
A taxa de sucesso da empresa na introdução de novos produtos/serviços existentes para a satisfação das necessidades dos clientes tem vindo a aumentar?
Dimensão 2 – Produtividade
A eficiência do uso de tecnologias na empresa tem vindo a melhorar?
A eficiência do trabalho na empresa tem vindo a melhorar?
A eficiência da utilização de capital da empresa tem vindo a melhorar?

Fonte: Elaboração própria

3.5.2. Variáveis independentes

Incorporam-se três variáveis ordinais independentes, AI Infrastructure Flexibility, AI Management Capabilities, AI Personnel Expertise, estudadas por Wamba-Taguimdje et al. (2020):

- I. AI Management Capabilities (AIMC) é a capacidade de uma organização modelar o comportamento inteligente de um computador ou tecnologia para criar valor agregado para a sustentabilidade da organização. O potencial da capacidade de gestão de IA é peculiar a planeamento estratégico, fortalecimento das relações dentro e entre empresas, tomada de decisões de investimento, coordenação e controlo (Ha et al., 2010; Hamet et al., 2017; Kime et al., 2011). O potencial da capacidade de gestão da IA é específico para planeamento estratégico, fortalecimento de relações dentro e entre organizações, tomada de decisões de investimento, coordenação e controlo.
- II. AI Personnel Expertise (AIPE) é definido como as habilidades profissionais e o conhecimento de tecnologias relacionadas à IA, funções de negócios e domínios relacionais (ou interpessoais) exigidos pela equipa da organização para modelar e/ou usar comportamento inteligente em um computador ou outra tecnologia para realizar as tarefas que lhe são atribuídas (Ha et al., 2010; Hamet et al., 2017; Kime et al., 2011).
- III. AI Infrastructure Flexibility (AIIF) que se refere à composição de todos os ativos tecnológicos (software, hardware, dados, etc.), sistemas e seus componentes, instalações e aplicações de redes e telecomunicações necessárias à implementação de um sistema de IA capaz de executar tarefas (Kime et al., 2011; Liue et al., 2013; Wamba-Taguimdje et al., 2017). A flexibilidade de implementação da infraestrutura de IA para operações organizacionais permite que o pessoal da organização apoie rapidamente vários componentes do sistema e se adapte às mudanças nas condições e estratégias de negócios, tais como pressões económicas, alianças estratégicas, aquisições, parcerias globais ou fusões (Abijith, et al., 2012; Bhatt, et al., 2010; Fink, et al., 2009; Kime, et al., 2011).

3.5.3. Variáveis de controlo

Para testar a validade dos dados apresentados, bem como a força do modelo estatístico, optámos por inserir no modelo algumas variáveis de controlo, à semelhança de Oliveira (2018), Tânia Moreira (2020) e Inês de Castro (2020) que se consideram poder exercer influência ao nível da performance. As variáveis de controlo utilizadas neste estudo são:

- I. Número de trabalhadores - Considera-se importante saber se o número de trabalhadores é um dos principais aspetos para aferir a dimensão das empresas e se exerce influência ao nível da performance operacional.
- II. Setor - O tipo de setor influencia muitas vezes a performance das empresas. Pretendemos verificar se esta afirmação faz sentido, no contexto deste estudo, no que diz respeito à performance operacional. Trata-se de uma variável qualitativa, categórica, introduzida no modelo empírico sob a forma de variáveis dummy.
- III. Idade da empresa (em anos) - A antiguidade, indiciadora de experiência e conhecimento acumulados, foi medida através do número de anos completos de atividade. Pretende-se verificar se a antiguidade da empresa exerce influência significativa na performance operacional.

3.5.4. Modelo de regressão linear hierarquia

O modelo de regressão linear é um método estatístico que utiliza diversas variáveis explicativas para prever a variável de resposta. Isto é, estabelece o modelo para uma relação linear entre a variável dependente e as variáveis independentes. A análise é utilizada para avaliar se a capacidade de gestão, experiência pessoal e flexibilidade das infraestruturas são preditores significativos da performance operacional em produtividade e desempenho de mercado. As variáveis de interesse foram adicionadas em blocos, controlando as variáveis básicas como idade da empresa, número de trabalhadores e setor. Esta técnica permite avaliar o impacto incremental das variáveis específicas enquanto controla outras influências. Tendo em consideração a questão de investigação e as variáveis em estudo anteriormente apresentadas, as funções para estimação do modelo são dadas por:

Modelo A – Performance operacional no desempenho de mercado

- I. Performance = α + Variáveis de Controlo + Variáveis Independentes
- II. Performance = α + Antiguidade + N.º de Trabalhadores + Setores + capacidade de gestão de IA + experiência pessoal em IA + flexibilidade da infraestrutura de IA.

Modelo B – Performance operacional na produtividade

- I. Performance = α + Variáveis de Controlo + Variáveis Independentes
- II. Performance = α + Antiguidade + N.º de Trabalhadores + Setores + capacidade de gestão de IA + experiência pessoal em IA+ flexibilidade da infraestrutura de IA.

Capítulo IV - Análise de dados

4.1. Caracterização da Amostra

Conforme descrito no Capítulo III – Metodologia, realizou-se um inquérito através de questionário, orientado para as empresas portuguesas com mais de 50 trabalhadores. A fase de recolha de respostas decorreu de 29 de março a 21 de abril de 2024, abrangendo 8581 empresas portuguesas, das quais obtivemos um total de 257 respostas, 3 das quais tiveram de ser removidas por não preencherem os requisitos de análise. Apesar de uma taxa de resposta modesta de 3%, o volume considerável de questionários distribuídos e as respostas obtidas sugerem que a dimensão da amostra é representativa da população alvo e suficiente para dar continuidade ao estudo de forma robusta.

4.2. Perfil das empresas

4.2.1. Distribuição das empresas por idade

A análise da idade das empresas representada na Figura 4.1 revelou que a maior fatia pertence às entidades com idades compreendidas entre 21 a 40 anos, correspondendo a 37% do total das respondentes. Este dado aponta para um predomínio de empresas numa fase já estabelecida e em plena maturidade operacional. As empresas mais recentes, até 20 anos, constituem 33%, refletindo uma parte significativa de organizações ainda em crescimento e expansão. As empresas com um percurso de 41 a 60 anos e superiores a 61 anos detêm cada uma 15% da amostra. A média da antiguidade das empresas é de 36.1 anos, variando entre um mínimo de 1 ano e um máximo de 187 anos. Demonstra uma presença equilibrada de entidades maduras e de longa data, o que sugere uma diversidade saudável no tecido empresarial, com uma combinação de empresas consolidadas e históricas e outras que estão a afirmar a sua posição no mercado.

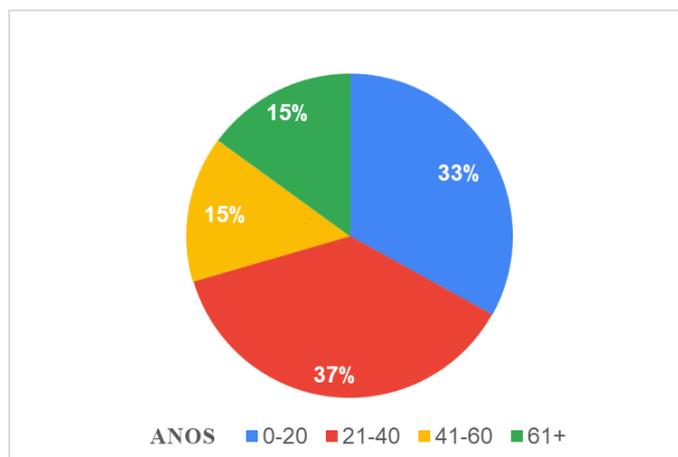


Figura 4.1 - Idade das empresas

4.2.2. Distribuição das empresas por número de trabalhadores

Um outro aspeto importante para este estudo relaciona-se com o número de colaboradores das empresas. No inquérito realizado, solicitou-se aos participantes que fornecessem dados sobre o número médio estimado de funcionários atualmente.

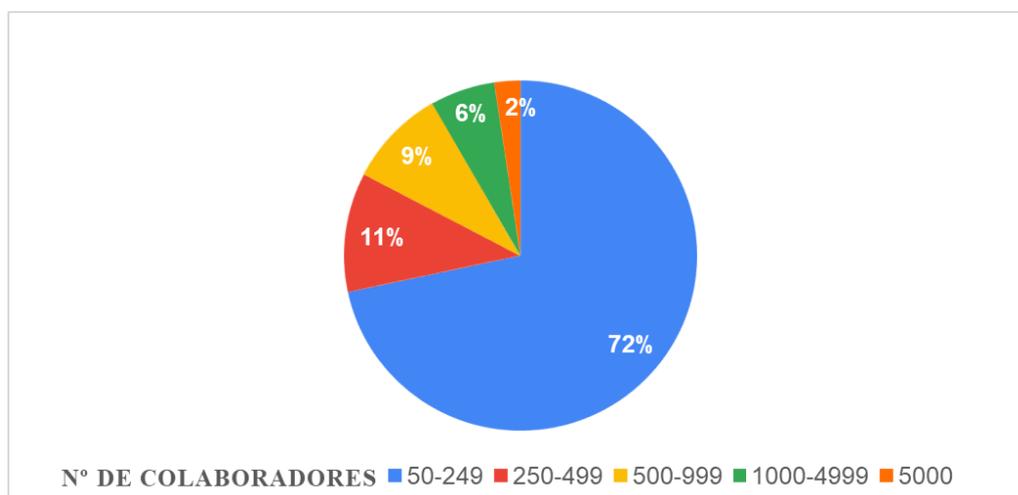


Figura 4.2 - Nº de colaboradores

Dentro do espectro analisado na Figura 4.2, podemos verificar uma predominância significativa (72%) das empresas participantes identifica-se na categoria de 50 a 249 colaboradores, classificando-as como médias empresas segundo Recomendação 2003/361/CE

da Comissão Europeia⁵. A categoria seguinte, de 250 a 499 colaboradores, engloba 11% das empresas, apontando para uma presença marcante de organizações que começam a tocar o limiar das grandes empresas. As entidades com 500 a 999 colaboradores representam 9% do total, evidenciando uma quantidade menor, mas ainda expressiva de grandes empresas que detêm uma quota do mercado. Empresas com um número de colaboradores entre 1000 a 4999 são 6% do conjunto, o que ressalta a existência de grandes empresas com operações extensivas e um impacto considerável nas suas áreas de atuação. Por fim, as corporações com mais de 5000 trabalhadores representam 2%, sublinhando que, embora em pouca quantidade, constituem a elite em termos de dimensão. Em termos médios as empresas tinham 456 empregados.

4.2.3. Distribuição das empresas por setor de atividade

No âmbito da pesquisa, as empresas foram interrogadas sobre o setor de atividade principal a que pertenciam, seguindo a sistematização de setores da Classificação Portuguesa das Atividades Económicas (CAE-Rev.3) do Instituto Nacional de Estatística (INE)⁶.

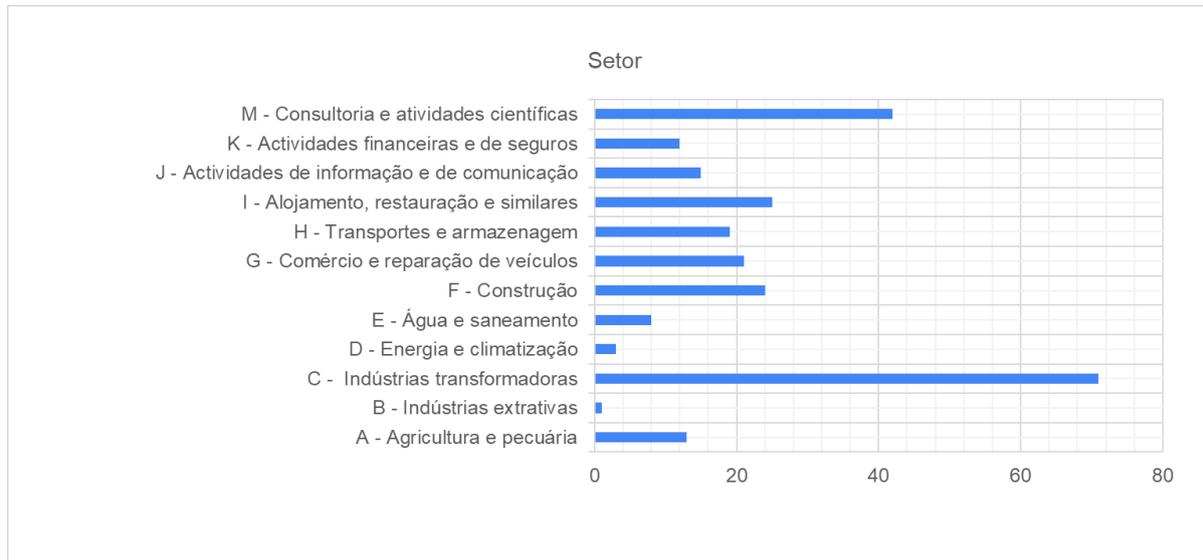


Figura 4.3 - Setores

⁵ Recomendação 2003/361/CE da Comissão Europeia - <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/PT/LSU/>.

⁶ Classificação Portuguesa das Atividades Económicas (CAE-Rev.3) do Instituto Nacional de Estatística (INE) (pag.29) - https://www.ine.pt/ine_novidades/semin/cae/CAE_REV_3.pdf

Na Figura 4.3, a distribuição da amostra, por setor de atividade. Surge como o setor mais representativo o setor C (71 empresas; 28%). Seguem-se os setores M (42 empresas; 17%), setor I (25 empresas; 10%), setor F (24 empresas; 9%), setor G (21 empresas; 8%), setor H (19 empresas; 7%), setor J (15 empresas, 6%). Menos representados, mas igualmente importantes, estão os setores de secção K (12 empresas; 5%), setor A (13 empresas; 5%), enquanto no fim da lista situa-se a setor E (8 empresas; 3%), setor D (3 empresa; 1%) e setor B (1 empresa; 0,4%).

4.3. Perfil do respondente



Figura 4.4 - Função dos respondentes

Verifica-se na Figura 4.4 que a função mais indicada pelos inquiridos foi a de Gestão Executiva e Estratégica, correspondendo a 37% das respostas. A seguir, com um peso considerável, encontram-se os profissionais da área de Administração e Recursos, representando 28%. A Tecnologia da Informação e Digital também se destacou, com uma quota de 10%. Apesar das estruturas organizacionais poderem diferir de empresa para empresa, a predominância de respostas de funções executivas e administrativas pode indicar uma tendência comum entre as entidades participantes. Funções como Suporte e Serviços Administrativos, Operações e Logística, e Marketing e Comunicação surgem com menor expressão, enquanto áreas como,

Vendas e Desenvolvimento de Negócios, Pesquisa e Desenvolvimento e Produção e Engenharia surgem ainda menos representadas.

4.4. Consistência interna

Para que um questionário seja considerado válido, ele deve ser confiável (Saunders et al., 2009). A fiabilidade diz respeito à solidez do questionário especialmente, a capacidade de produzir resultados consistentes em diferentes momentos, sob diferentes circunstâncias e com diversas amostras. Em outras palavras, a fiabilidade de uma medida refere-se à capacidade de ser consistente (Maroco et al., 2013). A consistência interna é definida como a proporção da variabilidade nas respostas que é devida às diferenças entre os respondentes, garantindo que as respostas variam devido às diferentes opiniões dos indivíduos e não porque o questionário é confuso e leva a interpretações divergentes (Pestana et al., 2014). Diversos estudos utilizam a consistência interna das dimensões e a unidimensionalidade dos construtos como o caso de Oliveira (2018) e Tânia Moreira (2020) e neste estudo foi analisado com o coeficiente de consistência interna Alfa de Cronbach e Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) e o teste de esfericidade de Bartlett, para validar os dados.

4.4.1. Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) e o teste de esfericidade de Bartlett

O índice KMO, introduzido por Henry Kaiser (1970), é uma medida da adequação da amostra que verifica a proporção da variância nas variáveis que pode ser atribuída a fatores comuns. O valor do KMO varia entre 0 e 1, onde valores mais próximos de 1 indicam uma adequação muito boa para a análise fatorial, enquanto valores abaixo de 0.5 indicam que a análise fatorial pode não ser apropriada (Kaiser, 1970). Tabela 4.1, abaixo apresentada, mostra os valores de referência:

Tabela 4.1 – Referência KMO

KMO	Adequação análise fatorial
0,9 - 1	Muito boa
0,8 - 0,9	Boa
0,7 - 0,8	Média
0,6 - 0,7	Razoável
0,5 - 0,6	Fraca
0 - 0,5	Inadmissível

Fonte: Elaboração própria, a partir de Tânia Moreira (2020).

O teste de esfericidade de Bartlett, desenvolvido por M. S. Bartlett (1950), avalia se a matriz de correlação é uma matriz identidade, ou seja, se as variáveis são não correlacionadas, portanto, inapropriadas para a análise fatorial. O teste verifica a hipótese nula de que as correlações entre as variáveis são iguais a zero. Um valor significativo ($p < 0.05$) do teste de Bartlett indica que existe uma correlação suficiente entre as variáveis para prosseguir com a análise fatorial. Estes dois testes são fundamentais na fase preliminar da análise fatorial, garantindo que os dados sejam adequados para revelar a estrutura latente das variáveis.

4.4.2. Alfa de Cronbach

Cronbach (1951) publicou um artigo quase enciclopédico onde abordava os problemas relacionados à estimação da consistência interna de uma escala ou teste, bem como as propostas de outros autores para o seu cálculo. Neste artigo, Cronbach, considera os trabalhos anteriores de Kuder-Richardson e Guttman, assumiu os mesmos pressupostos, mas sem impor restrições ao padrão de classificação dos itens, formalizou uma proposta para estimar a consistência interna baseada nas variâncias dos itens e nos totais do teste por sujeito, que ficou conhecida como o índice "alfa" de Cronbach, por medir consistência interna da escala, e assim, o α pode ser interpretado como coeficiente médio de todas as estimativas de consistência interna que se obteriam se todas as divisões possíveis da escala fossem feitas (Cronbach, 1951). Os valores do Alfa de Cronbach devem ser positivos e situam-se entre 0 e 1. Segundo Luís e Freitas (2005), ainda não há um consenso entre os investigadores sobre a análise da fiabilidade de um questionário com base neste coeficiente, propondo a classificação abaixo para a fiabilidade.

Tabela 4.2 - Interpretação do α de Cronbach quanto à Consistência Interna

Valor de α	Confiabilidade
0,9 - 1	Muito boa
0,75 - 0,9	Boa
0,6 - 0,75	Razoável
0,3 - 0,6	Fraca
0 - 0,3	Muito fraca

Fonte: Elaboração própria, a partir de Luís e Freitas (2005).

4.4.3. Resultados

Como referido acima a consistência interna das dimensões e a unidimensionalidade dos construtos foi analisada com o coeficiente de consistência interna Alfa de Cronbach, Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) e o teste de esfericidade de Bartlett. Conforme mostra a Tabela 4.3 os construtos medidos no estudo mostraram ser unidimensionais, o que significa que cada conjunto de itens mediu uma única dimensão subjacente. A adequação da amostra para a análise fatorial foi avaliada usando o índice KMO, que variou entre .677 (razoável) e .753 (média), indicando que a adequação dos dados para a análise fatorial é aceitável. Além disso, o teste de esfericidade de Bartlett foi de .000, o que confirma a validade da amostra e a consistência interna variou entre um mínimo de .708 (razoável) no construto barreiras a um máximo de ,907 (muito boa) no construto produtividade.

Tabela 4.3 - Consistência interna

	Alpha Cronbach	Nº de itens	Teste de esfericidade e de Bartlett	KMO
Facilitadores	.754	3	0,000	,677
Barreiras	.708	4	0,000	.687
Produtividade	.907	3	0,000	.753
Desempenho no mercado	.783	3	0,000	.705

Fonte: Elaboração própria

Capítulo V - Análise de resultados

5.1. Análise descritiva

Este tipo de análise é utilizado com o intuito de caracterizar o conjunto de dados através de medidas estatísticas, tais como média, moda e mediana (Maroco et al., 2003). Além disso, permite avaliar a dispersão dos dados por meio de medidas como o desvio padrão, proporcionando uma compreensão mais completa da distribuição dos dados. A análise dos facilitadores e barreiras à adoção de IA é essencial para entender os fatores que mais influenciam a implementação desta tecnologia nas empresas.

5.1.1. Facilitadores à adoção de inteligência artificial

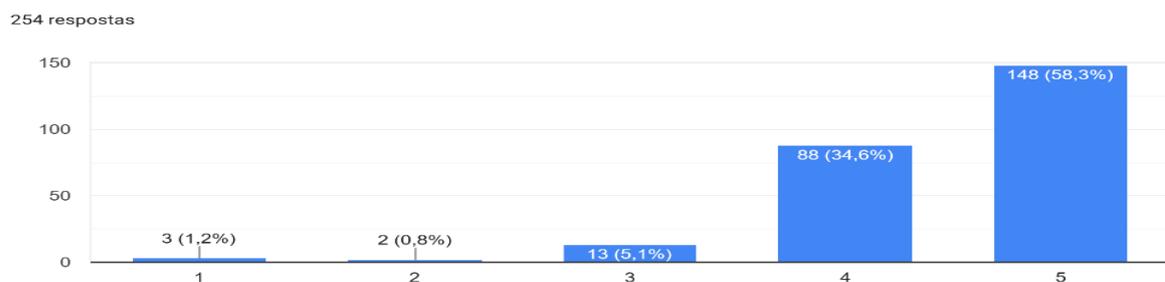


Figura 5.1 - A necessidade de inovação tecnológica é um fator crucial

Observa-se na Figura 5.1 que 148 respondentes (58,3%) atribuíram a pontuação máxima de concordo completamente, indicando um forte consenso sobre a importância da inovação tecnológica. Adicionalmente, 88 respondentes (34,6%) referiram concordo, 13 (5,1%) permaneceram neutros, 2 (0,8%) assinalaram discordo e 3 (1,2%) referiram discordo completamente. A média das respostas é aproximadamente 4,48 o que indica uma tendência geral para o acordo com a afirmação. A moda, ou seja, a resposta mais frequente, é 5 (Concordo completamente) e a mediana, que representa o valor central das respostas, também é 5, indicando que mais da metade dos participantes escolheu a opção de concordância total.

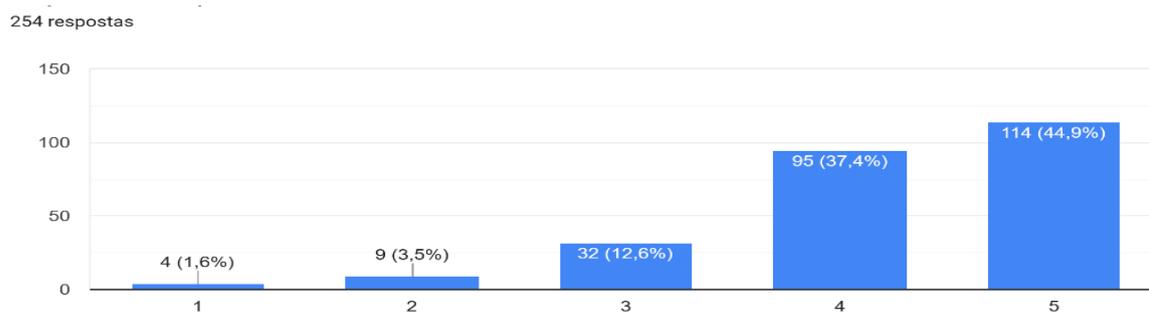


Figura 5.2 - A pressão competitiva influencia fortemente.

Na Figura 5.2 observou-se uma notável tendência para o acordo, com 44,9% dos inquiridos (114 respondentes) a expressar concordância total e 37,4% (95 respondentes) a concordar que a pressão competitiva exerce uma influência significativa. Uma minoria de 12,6% (32 respondentes) assumiu uma postura neutra, enquanto a discordância foi pouco representativa, com 3,5% (9 respondentes) a discordar e 1,6% (4 respondentes) a manifestar total discordância. Os dados quantitativos sustentam esta interpretação, com uma média de 4,20, uma mediana de 4 e a moda situada em 5, estes resultados realçam uma percepção generalizada de que a pressão competitiva é um elemento determinante no ambiente empresarial.

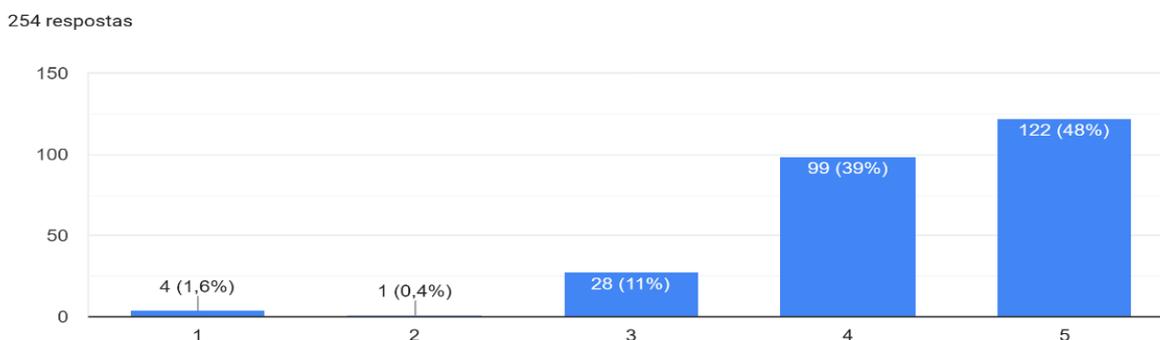


Figura 5.3 - A disponibilidade de recursos financeiros é um fator determinante

Na Figura 5.3 a relevância dos recursos financeiros demonstrou uma concordância quanto à sua importância determinante. Com 48% dos inquiridos (122 respostas) a expressarem plena concordância e 39% (99 respostas) a concordarem com a afirmação, uma posição neutra foi evidenciada por 11% dos respondentes (28 respostas), e apenas uma minoria apresentou discordância, com 1,6% e 0,4% nas opções de menor concordância. Complementarmente, os indicadores estatísticos refletem esta tendência: a média das respostas é de 4,32 a moda é 5, e a mediana situa-se também em 4 reforçando o entendimento de que o capital financeiro é visto como um pilar fundamental na adoção de inovações tecnológicas.

Tabela 5.1 - Estatística descritiva facilitadores

	Mínimo	Máximo	Média	Desvio padrão
Facilitadores de adoção de IA	1,00	5,00	4,33	,67

Fonte: Elaboração própria

A análise estatística descritiva representada na Tabela 5.1 mostra que a média dos facilitadores da adoção de IA é 4,33, com um desvio padrão de 0,67, indicando uma tendência forte e consistente entre os respondentes. A grande maioria dos respondentes reconhece a inovação tecnológica como crucial, com 92,9% expressando concordância, refletindo um consenso quase unânime sobre sua relevância. A pressão competitiva também é vista como um motivador significativo, com 82,3% dos respondentes concordando que ela exerce uma influência importante. Além disso, a disponibilidade de recursos financeiros é considerada fundamental, com 87% dos respondentes destacando sua concordância. Estes fatores combinam-se para criar um ambiente onde a inovação, a competitividade e a capacidade de investimento são determinantes para a adoção de tecnologias de IA pelas empresas em Portugal.

5.1.2. Barreiras à adoção de inteligência artificial

254 respostas

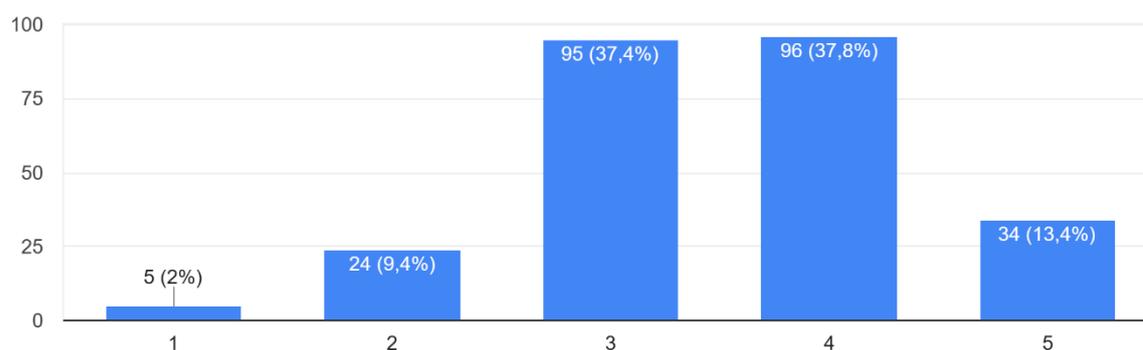


Figura 5.4 - A complexidade técnica da inteligência artificial é uma barreira significativa

No contexto das barreiras à adoção de IA nas empresas, a análise de 254 respostas revela uma variação nas perceções sobre a complexidade técnica como barreira. Podemos verificar na Figura 5.4 que uma parte considerável dos inquiridos 37,8%, (96 respondentes) concorda que

a complexidade técnica é uma barreira relevante, enquanto 37,4% (95 respondentes) mantêm uma posição neutra. Apenas 13,4% (34 respondentes) expressam total concordância de que a complexidade técnica é uma barreira significativa, enquanto uma minoria 9,4%, (24 respondentes) discorda e 2% (5 respondentes) discordam totalmente. Complementarmente a esta análise, a média das respostas é de 3,5, a moda é 4 e a mediana também é 4, indicando uma tendência geral para considerar a complexidade técnica uma barreira a ser superada. Levando ao que Lokuge et al. (2019) dizia que implementação da IA acarreta elevada complexidade devido às barreiras de conhecimento e características técnicas associadas.

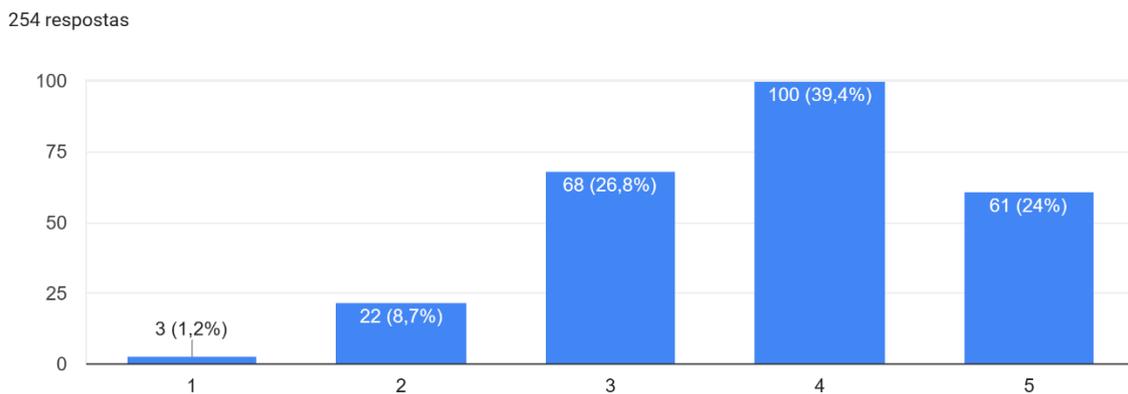


Figura 5.5 - A falta de conhecimento interno sobre inteligência artificial é um obstáculo.

Na Figura 5.5 uma parte significativa dos respondentes, combinando 63,4% (39,4% concordam e 24% concordam completamente), vê a falta de conhecimento interno sobre a IA como uma barreira relevante, indicando que esta é uma preocupação predominante. Uma percentagem considerável de 26,8% (68 respondentes) manteve uma posição neutra, sugerindo uma incerteza sobre a falta de conhecimento interno sobre IA. Além disso, uma minoria de 11,4% (5% discordam completamente e 9,4% discordam) reflete uma visão mais otimista em relação à barreira. A média das respostas é 3,7 a moda é 4 e a mediana também é 4.

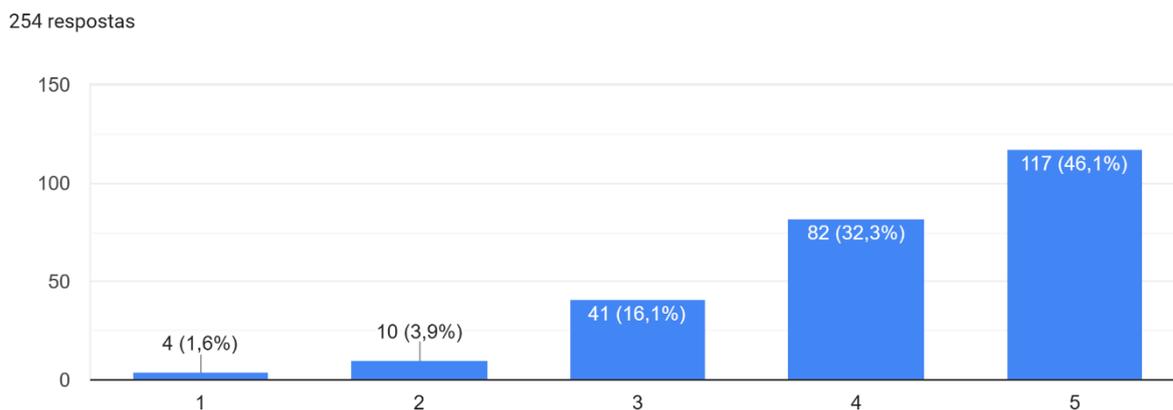


Figura 5.6 - As preocupações com a privacidade e segurança de dados são barreiras importantes

Através dos dados recolhidos como mostra a Figura 5.6 sobre a perceção das preocupações com a privacidade e segurança de dados revelou uma forte tendência para a concordância. Concordam completamente 46,1% dos inquiridos (117 respostas) que estas preocupações representam uma barreira significativa, e 32,3% (82 respostas) concordam, indicando uma perceção generalizada de que a segurança de dados é um fator crítico. Uma percentagem de 16,1% (41 respostas) manteve uma posição neutra, enquanto uma minoria de 3,9% (10 respostas) discorda e 1,6% (4 respostas) discorda completamente, respetivamente. Os indicadores estatísticos refletem esta tendência: a média é 4,1, a moda é 5 e a mediana é 4, sublinhando a necessidade de abordar as questões de privacidade e segurança para facilitar a adoção eficaz e sustentável de tecnologias de IA no ambiente empresarial português.

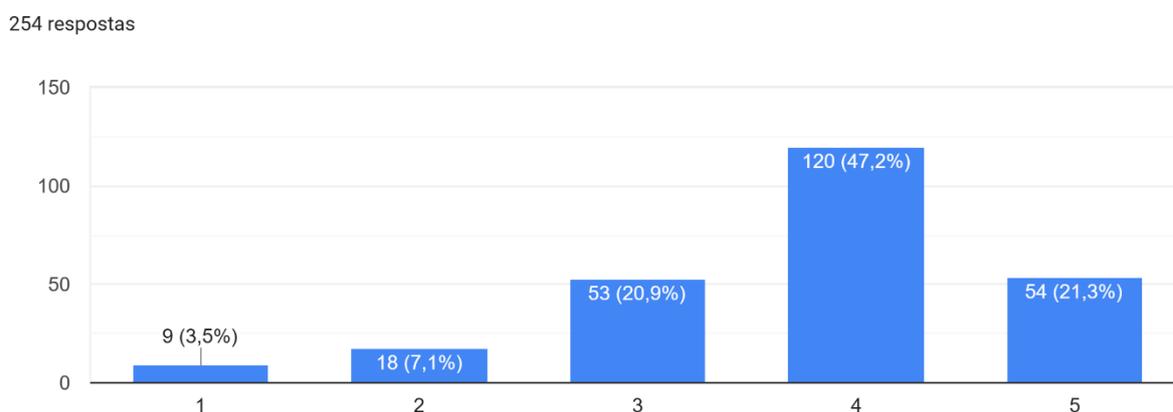


Figura 5.7 - A falta de clareza no retorno sobre o investimento em inteligência artificial é uma barreira

Na Figura 5.7 podemos verificar que a falta de clareza no retorno sobre o investimento como uma barreira revelou uma percepção variada. Uma parte significativa dos respondentes 47,2% (120 respostas) concorda que essa falta de clareza é uma barreira substancial, enquanto 21,3% (54 respostas) concordam completamente. Uma proporção de 20,9% (53 respostas) manteve-se neutra, sugerindo uma incerteza sobre a influência deste fator, enquanto uma minoria 3,5% (9 respostas) discorda completamente e 7,1% (18 respostas) discorda parcialmente. Complementarmente, os indicadores estatísticos sustentam esta tendência: a média é 3,75 a moda é 4 e a mediana também é 4, evidenciando a variação nas percepções sobre a influência desta barreira. Estes resultados destacam a necessidade de estratégias que promovam uma clareza maior sobre o retorno do investimento em IA, facilitando a adoção nas operações empresariais portuguesas.

Tabela 5.2 - Estatística descritiva barreira

	Mínimo	Máximo	Média	Desvio padrão
Barreiras adoção de IA	1,00	5,00	3,8	,69

Fonte: Elaboração própria

A análise das respostas das empresas portuguesas destacou várias barreiras significativas à adoção de tecnologia de IA. A média das barreiras identificadas é de 3,8, com um desvio padrão de 0,69, o que indica uma percepção moderadamente forte de obstáculos entre os respondentes. A privacidade e segurança de dados é uma preocupação crucial para a maioria dos inquiridos, com 78,4% a concordar, evidenciando ser a barreira mais relevante. Falta de clareza no retorno sobre o investimento é outra barreira importante, onde 68% concordam, a falta de conhecimento interno sobre IA é identificada como uma barreira que 63,4% dos respondentes concordam, sublinhando que a necessidade de qualificação interna e formação pode ser fundamental para combater esta barreira. Como barreira menos preocupante temos a complexidade técnica, com 50,8% dos respondentes concordaram que é uma barreira significativa, enquanto 37,4% mantiveram uma postura neutra. Isso indica uma preocupação menos pronunciada em relação a esta barreira comparada a outras. Este cenário aponta para a necessidade de estratégias para superar essas barreiras, facilitando uma adoção eficaz de tecnologias de IA no ambiente empresarial português.

5.2. Análise de Regressão Hierárquica

Uma regressão hierárquica é uma técnica estatística utilizada para analisar a contribuição incremental de diferentes conjuntos de variáveis na explicação da variabilidade de uma variável dependente. Esta técnica permite adicionar variáveis em blocos ou etapas, determinando o impacto adicional de cada bloco sobre a variável dependente, enquanto controla para outras variáveis (Petrocelli, 2003). Para analisar se a capacidade de gestão IA, a experiência pessoal em IA e a flexibilidade da infraestrutura de IA são variáveis significativas da performance operacional em duas dimensões produtividade e desempenho de mercado, realizou-se então uma regressão hierárquica. Neste modelo, essas variáveis foram inseridas como variáveis independentes no segundo bloco, após colocar no primeiro bloco as variáveis de controlo como a idade da empresa, número de trabalhadores e setor da empresa juntamente com variável dependente desempenho de mercado ou produtividade, e foram analisadas utilizando o método stepwise, que seleciona automaticamente as variáveis independentes que mais estão correlacionadas com a variável dependente. Esta análise permite controlar as variáveis básicas e avaliar o impacto incremental de variáveis específicas de interesse. As variáveis qualitativas (setores) foram transformadas em variáveis Dummy e variáveis dependentes ordinais, como o desempenho de mercado e a produtividade foi feita a média das mesmas para inserir na regressão. Tendo em consideração a questão de investigação e as variáveis em estudo anteriormente apresentadas, a função para estimação do modelo é dada por:

Modelo A – Performance operacional no desempenho de mercado

- I. Performance = α + Variáveis de Controlo + Variáveis Independentes
- II. Performance = α + Antiguidade + N.º de Trabalhadores + Setores + capacidade de gestão IA + experiência pessoal em IA + flexibilidade da infraestrutura de IA.

Modelo B – Performance operacional na produtividade

- I. Performance = α + Variáveis de Controlo + Variáveis Independentes
- II. Performance = α + Antiguidade + N.º de Trabalhadores + Setores + capacidade de gestão IA + experiência pessoal em IA + flexibilidade da infraestrutura de IA.

Prosseguindo para a análise das tabelas de saída de regressão linear, que melhor nos ajudam a entender os resultados. O coeficiente de determinação R^2 é uma métrica frequentemente utilizada para avaliar a qualidade de um modelo de acordo Mâroco (2014), indica a proporção da variância da variável dependente que é explicada pelo modelo de regressão com base na amostra (Pestana & Gageiro, 2014). Em outras palavras, R^2 mede quanto da variação na variável dependente é explicada pelo modelo. O valor de R^2 varia entre 0 e 1, sendo que quanto mais próximo de 1, melhor é a qualidade do modelo de regressão. O R^2 ajustado, por sua vez, informa a proporção da variância da variável dependente que seria explicada se o modelo fosse derivado da população da qual a amostra foi retirada, indicando assim a perda de poder explicativo (Pestana et al., 2014). Uma maneira adicional de avaliar a qualidade do modelo é através do teste F da ANOVA, que examina se existem diferenças significativas entre as médias de várias amostras de uma variável e verifica se a variância explicada pelo modelo é significativamente maior que o erro do modelo. O teste F da ANOVA avalia o modelo de forma global e não parâmetro a parâmetro (Pestana & Gageiro, 2014).

5.2.1. Modelo A – Performance operacional no desempenho de mercado

Tabela 5.3 - Resumo modelo Regressão Linear

Modelo	R^2	R^2 ajustado
3	,20	,16

Fonte: Elaboração própria

Na Tabela 5.3 o valor de 16% indica que o modelo explica uma quantidade significativa da variabilidade da variável dependente.

Tabela 5.4 - ANOVA

Modelo		Soma dos Quadrados	df	Quadrado Médio	F	Sig.
3	Regressão	23,176	13	1,783	4,697	,000
	Resíduo	91,090	240	0,385		
	Total	114,266	253			

Fonte: Elaboração própria

Conforme observado na Tabela 5.4, com um nível de significância estabelecido, o teste $F = 4,697$ $p < .001$, permite concluir que o modelo como um todo é estatisticamente significativo.

Tabela 5.5 - Coeficientes Modelo Regressão Linear

Modelo	Coeficientes não estandardizados		Coeficientes estandardizados		
	B	Std. Error	Beta	t	Sig.
1 (Constant)	3,748	,197		19,025	,000
Idade da empresa	-,001	,001	-,056	-,866	,387
Número de trabalhadores	2,819E-5	,000	,050	,765	,445
Setor A – Agricultura e pecuária	-,146	,269	-,048	-,544	,587
Setor C - Indústrias transformadoras	,154	,210	,103	,732	,465
Setor F – Construção	,243	,238	,106	1,020	,309
Setor G – Comércio	,249	,244	,102	1,022	,308
Setor H - Transportes	-,077	,249	-,030	-,310	,757
Setor I – Alojamento e restauração	,377	,236	,167	1,594	,112
Setor J - Atividades de informação	,004	,260	,001	,015	,988
Setor K - Atividades financeiras	,289	,277	,091	1,043	,298
Setor M - Atividades de consultoria	,249	,220	,138	1,132	,259
2 (Constant)	2,993	,217		13,778	,000
Idade da empresa	,000	,001	-,014	-,232	,817
Número de trabalhadores	2,637E-5	,000	,047	,773	,440
Setor A – Agricultura e pecuária	-,079	,249	-,026	-,318	,751
Setor C - Indústrias transformadoras	,184	,195	,123	,946	,345
Setor F – Construção	,247	,221	,108	1,122	,263
Setor G – Comércio	,169	,226	,069	,747	,456
Setor H – Transportes	-,056	,231	-,022	-,242	,809
Setor I – Alojamento e restauração	,392	,219	,174	1,788	,075
Setor J - Atividades de informação	,004	,241	,002	,018	,986
Setor K - Atividades financeiras	,178	,257	,056	,693	,489
Setor M - Atividades de consultoria	,042	,207	,023	,204	,839
Flexibilidade	,251	,039	,398	6,404	,000
3 (Constant)	2,853	,225		12,692	,000
Idade da empresa	,000	,001	,011	,177	,860

Número de trabalhadores	2,450E-5	,000	,043	,723	,470
Setor A – Agricultura e pecuária	-,099	,247	-,033	-,401	,689
Setor C - Indústrias transformadoras	,223	,194	,149	1,149	,252
Setor F – Construção	,296	,220	,129	1,345	,180
Setor G – Comércio	,172	,224	,071	,768	,443
Setor H - Transportes	-,051	,229	-,020	-,223	,824
Setor I – Alojamento e restauração	,396	,217	,176	1,821	,070
Setor J - Atividades de informação	,012	,239	,004	,049	,961
Setor K - Atividades financeiras	,148	,255	,047	,578	,564
Setor M - Atividades de consultoria	,043	,205	,024	,210	,833
Flexibilidade de infraestruturas	,203	,045	,322	4,552	,000
Capacidade de gestão	,091	,042	,157	2,197	,029

Fonte: Elaboração própria

A variável flexibilidade da infraestrutura de IA ($B = .322$, $p < .05$) e variável capacidade de gestão ($B = .157$, $p < .05$), revelaram ser variáveis significativas do desempenho no mercado. Assim, como o coeficiente de regressão é positivo isso significa que à medida que aumenta a flexibilidade da infraestrutura de IA e a capacidade de gestão de IA aumenta também o desempenho de mercado.

5.2.2. Modelo B – Performance operacional na produtividade

Tabela 5.6 - Resumo modelo Regressão Linear

Modelo	R^2	R^2 ajustado
3	,264	,224

Fonte: Elaboração própria

Na Tabela 5.6 o valor de 22,4% indica que o modelo explica uma quantidade significativa da variabilidade da variável dependente.

Tabela 5.7 – ANOVA

Modelo		Soma dos Quadrados	df	Quadrado Médio	F	Sig.
3	Regressão	39,317	13	3,024	6,620	,000
	Resíduo	109,642	240	,457		
	Total	148,959	253			

Fonte: Elaboração própria

Conforme observado na Tabela 5.7, com um nível de significância estabelecido, o teste $F = 6,620$ $p < .001$, permitindo concluir que o modelo como um todo é estatisticamente significativo.

Tabela 5.8 - Coeficientes Modelo Regressão Linear

Modelo		Coeficientes não estandardizados		Coeficientes estandardizados		Sig.
		B	Std. Error	Beta	t	
1	(Constant)	4,206	,226		18,632	,000
	Idade da empresa	-,003	,002	-,108	-1,670	,096
	Número de trabalhadores	1,496E-5	,000	,023	,354	,723
	Setor A – Agricultura e pecuária	-,293	,308	-,084	-,953	,342
	Setor C - Indústrias transformadoras	-,295	,241	-,173	-1,226	,221
	Setor F – Construção	-,197	,273	-,075	-,722	,471
	Setor G – Comércio	-,141	,279	-,051	-,505	,614
	Setor H - Transportes	-,501	,285	-,172	-1,755	,081
	Setor I – Alojamento e restauração	-,110	,271	-,043	-,406	,685
	Setor J - Atividades de informação	-,482	,298	-,148	-1,615	,108
	Setor K - Atividades financeiras	-,253	,317	-,070	-,798	,426
	Setor M - Atividades de consultoria	-,164	,253	-,080	-,651	,516
2	(Constant)	3,167	,239		13,230	,000
	Idade da empresa	-,001	,001	-,058	-,992	,322
	Número de trabalhadores	1,245E-5	,000	,019	,331	,741
	Setor A – Agricultura e pecuária	-,201	,275	-,058	-,732	,465
	Setor C - Indústrias transformadoras	-,253	,215	-,148	-1,181	,239
	Setor F – Construção	-,191	,243	-,073	-,784	,434

	Setor G – Comércio	-,251	,249	-,090	-1,009	,314
	Setor H - Transportes	-,471	,254	-,162	-1,854	,065
	Setor I – Alojamento e restauração	-,089	,241	-,035	-,371	,711
	Setor J - Atividades de informação	-,481	,266	-,148	-1,810	,072
	Setor K - Atividades financeiras	-,405	,283	-,112	-1,430	,154
	Setor M - Atividades de consultoria	-,449	,228	-,218	-1,973	,050
	Flexibilidade	,345	,043	,480	7,994	,000
3	(Constant)	2,981	,247		12,090	,000
	Idade da empresa	-,001	,001	-,029	-,495	,621
	Número de trabalhadores	9,965E-6	,000	,015	,268	,789
	Setor A – Agricultura e pecuária	-,228	,271	-,065	-,839	,402
	Setor C - Indústrias transformadoras	-,202	,213	-,118	-,949	,344
	Setor F – Construção	-,126	,241	-,048	-,524	,601
	Setor G – Comércio	-,247	,246	-,089	-1,003	,317
	Setor H – Transportes	-,465	,251	-,160	-1,852	,065
	Setor I – Alojamento e restauração	-,084	,238	-,033	-,354	,724
	Setor J - Atividades de informação	-,471	,262	-,145	-1,796	,074
	Setor K - Atividades financeiras	-,445	,280	-,123	-1,590	,113
	Setor M - Atividades de consultoria	-,448	,225	-,217	-1,992	,048
	Flexibilidade	,281	,049	,391	5,756	,000
	Capacidade de Gestão	,121	,046	,183	2,659	,008

Fonte: Elaboração própria

A variável flexibilidade da infraestrutura de IA ($B = .391$, $p < .05$) e variável capacidade de gestão de IA ($B = .183$, $p < .05$), revelaram ser variáveis significativas da produtividade. Assim, como o coeficiente de regressão é positivo isso significa que à medida que aumenta a flexibilidade das infraestruturas de IA e a capacidade de gestão de IA aumenta também a produtividade.

5.2.3. Resultados

O modelo de regressão hierárquica demonstrou que a flexibilidade da infraestrutura de IA e a capacidade de gestão de IA são variáveis independentes que têm um impacto positivo e estatisticamente significativo nas duas dimensões da performance operacional: produtividade e desempenho de mercado. Estes resultados são sustentados pelos testes de significância (F), que confirmam a robustez dos modelos propostos, assim como pelos coeficientes de determinação

(R²), que indicam que as variáveis analisadas explicam uma parte substancial da variabilidade observada. Desta forma, conclui-se que tanto a flexibilidade da infraestrutura de IA quanto a capacidade de gestão de IA são fatores significativos a performance operacional das empresas que adotam IA. Estas descobertas oferecem uma base empírica sólida, orientando os gestores a priorizar a flexibilidade da infraestrutura de IA e capacidade de gestão de IA como estratégias para maximizar os benefícios da IA, tanto em termos de produtividade como de desempenho de mercado.

Capítulo VI - Conclusão

Este estudo investigou os fatores que influenciam a decisão das empresas portuguesas em adotar IA, as barreiras e os facilitadores que encontram durante este processo e o impacto resultante no desempenho operacional em duas dimensões: produtividade e desempenho de mercado, oferecendo assim uma visão abrangente e detalhada das dinâmicas envolvidas. Foi testado empiricamente 254 empresas portuguesas com mais de 50 trabalhadores.

A literatura sugere que a IA é uma força disruptiva que pode gerar valor significativo para os negócios, como aumento de receitas, redução de custos e melhorias na eficiência operacional (AlSheibani et al., 2020). A análise descritiva mostra que a média dos facilitadores da adoção de IA foi de 4,33, com um desvio padrão de 0,67, indicando uma forte tendência de concordância entre os respondentes. A grande maioria dos respondentes (92,9%) reconhece a importância da inovação tecnológica, enquanto 87% destacam a disponibilidade de recursos financeiros como fundamental. A pressão competitiva é destacada como um dos principais motivadores para a adoção de IA, pois as empresas procuram continuamente soluções de última geração para se manterem competitivas (Woodman et al., 1993; Yuan et al., 2010). Este fator é confirmado pelos resultados da análise estatística, onde 82,3% dos respondentes concordam que a pressão competitiva exerce uma influência significativa. Esses fatores combinam-se para criar um ambiente onde a inovação, a competitividade e a capacidade de investimento são determinantes para a adoção de tecnologias de IA pelas empresas em Portugal.

Por outro lado, as barreiras identificadas refletem desafios que as empresas precisam superar para integrar com sucesso as tecnologias de IA. A análise das respostas das empresas portuguesas destacou várias barreiras significativas à adoção de tecnologia de IA. A média das barreiras identificadas foi de 3,8, com um desvio padrão de 0,69, indicando uma percepção moderadamente forte de obstáculos entre os respondentes. A privacidade e a segurança de dados surge como a principal preocupação, com 78,4% dos inquiridos reconhecendo sua relevância. A falta de clareza sobre o retorno do investimento é outra barreira importante, concordada por 68% dos respondentes, enquanto 63,4% identificaram a falta de conhecimento interno sobre IA como um obstáculo significativo, sublinhando a necessidade de qualificação e formação interna. A complexidade técnica é considerada uma barreira menos preocupante, com 50,8% dos respondentes concordando que é significativa, enquanto 37,4% mantiveram uma postura neutra. Esses resultados refletem as dificuldades apontadas na literatura, onde a introdução da

IA nas operações organizacionais apresenta desafios técnicos e não técnicos (Duan et al., 2019; Jöhnk et al., 2021). Essas barreiras ressaltam a necessidade de estratégias eficazes para superá-las, facilitando uma adoção mais eficaz de tecnologias de IA no ambiente empresarial português.

Para conseguir responder à pergunta “Qual é o impacto da IA no desempenho operacional das empresas em Portugal?”. Foi desenvolvido uma análise através de regressão hierárquica que revelou a contribuição incremental de diferentes conjuntos de variáveis na explicação da variabilidade da performance operacional, segmentada em produtividade e desempenho de mercado. A técnica de regressão hierárquica permite adicionar variáveis em blocos, determinando o impacto adicional de cada bloco enquanto controla outras variáveis. Foram analisadas variáveis como capacidades de gestão de IA, experiência pessoal em IA e flexibilidade da infraestrutura de IA, inseridas como variáveis independentes no segundo bloco, após controlar idade da empresa, número de trabalhadores e setor. A análise demonstrou que a flexibilidade da infraestrutura de IA e a capacidade de gestão de IA têm uma influência positiva e significativa tanto no desempenho de mercado quanto na produtividade. Estes resultados, com coeficientes de determinação e testes F significativos, indicam que os modelos explicam uma parte substancial da variabilidade nas variáveis da performance operacional, sublinhando a importância de uma infraestrutura flexível de IA e uma capacidade de gestão de IA.

Conclui-se com a análise empírica realizada a 254 empresas que a inovação tecnológica, a pressão competitiva e a disponibilidade de recursos financeiros são facilitadores cruciais, criando um ambiente propício para a implementação de IA. No entanto, as empresas enfrentam barreiras significativas, como preocupações com privacidade e segurança de dados, falta de clareza sobre o retorno do investimento e a necessidade de conhecimento interno. A regressão hierárquica utilizada no estudo revelou que a flexibilidade das infraestruturas de IA e a capacidade de gestão de IA são variáveis significativas da performance operacional, tanto na produtividade quanto no desempenho de mercado. Esses resultados sublinham a necessidade de estratégias eficazes para superar as barreiras identificadas e maximizar os benefícios da IA, garantindo assim a sustentabilidade e a competitividade das empresas no mercado global.

Este estudo oferece contribuições tanto para a prática de gestão como para a literatura científica. Para os gestores, os resultados fornecem insights práticos sobre como a inovação tecnológica, a competitividade e os recursos financeiros podem ser aproveitados para promover

a adoção bem-sucedida da IA, enquanto destacam a importância de superar barreiras críticas como a segurança dos dados, o retorno sobre o investimento e o conhecimento interno. Além disso na análise do desempenho operacional nas suas duas principais dimensões, produtividade e desempenho de mercado, demonstrou-se que a flexibilidade da infraestrutura de IA e a capacidade de gestão de IA são fatores críticos que influenciam positivamente essas dimensões. Isto contribui para a gestão ao oferecer um guia estratégico claro, permitindo que os gestores alinhem a adoção da IA com os objetivos organizacionais, maximizando assim os benefícios em termos de produtividade e desempenho de mercado.

Para a literatura científica, o estudo enriquece o entendimento sobre os fatores determinantes e as barreiras à adoção da IA, oferecendo evidências empíricas do contexto português, que podem ser comparadas e contrastadas com outros cenários internacionais. A aplicação da regressão hierárquica também contribui metodologicamente, permitindo uma análise detalhada do impacto incremental de diferentes variáveis no desempenho empresarial. Assim, esta pesquisa não só confirma achados anteriores, mas também amplia o conhecimento ao incorporar novas nuances e especificidades, especialmente no que diz respeito à importância da flexibilidade das infraestruturas e da capacidade de gestão no sucesso da IA no contexto português.

6.1. Limitações do Estudo

Apesar de este estudo ter proporcionado insights valiosos sobre adoção e performance das tecnologias de IA em empresas portuguesas, algumas limitações devem ser reconhecidas para contextualizar os resultados e sugerir direções para pesquisas futuras. O estudo concentrou-se exclusivamente em empresas portuguesas com mais de 50 trabalhadores, o que pode limitar a generalização dos resultados. Além disso, os dados foram recolhidos num único ponto temporal, o que impede uma análise longitudinal das mudanças e impactos da IA ao longo do tempo, não permitindo observar de forma contínua a evolução dos processos e a adaptação das empresas. A metodologia baseou-se em um questionário, cuja respostas dependem da percepção subjetiva dos respondentes viés, pois as percepções podem não refletir inteiramente a realidade operacional ou os desafios enfrentados pelas empresas. Embora o estudo tenha identificado vários facilitadores e barreiras à adoção de IA, outros fatores externos, como políticas governamentais, regulações específicas não foram diretamente analisadas, podendo influenciar significativamente o processo de adoção. Por fim, a aplicação da regressão linear hierárquica,

embora robusta, pode não ter capturado todas as nuances das relações entre as variáveis estudadas, sendo que a complexidade inerente às interações entre capacidade de gestão, experiência pessoal e flexibilidade das infraestruturas poderiam beneficiar de abordagens metodológicas complementares.

6.2. Sugestões para futuras investigações

Com base nas limitações identificadas e nos resultados obtidos, investigações futuras poderiam considerar a replicação deste estudo em diferentes países ou regiões, permitindo a comparação dos resultados obtidos em Portugal com outras realidades. Além disso, para melhor a compreensão das dinâmicas da adoção de IA ao longo do tempo, seria útil realizar estudos longitudinais que acompanhem as empresas durante anos, possibilitando uma visão mais detalhada sobre a sustentabilidade dos benefícios da IA. Futuras pesquisas podiam também explorar o impacto de fatores externos, como políticas públicas, regulamentações de privacidade e segurança e incentivos governamentais que poderiam fornecer uma compreensão mais completa dos desafios e oportunidades de adoção de IA. Por fim, o uso de modelos mais complexos, como a modelagem de equações estruturais ou análise de redes neurais, poderia complementar as análises realizadas, oferecendo insights mais profundos sobre as interações entre as variáveis e o impacto da IA nas empresas.

Bibliografia

- A. Newell e H. Simon, (1956). "The logic theory machine--A complex information processing system", in IRE Transactions on Information Theory, vol. 2, n. 3, pp. 61-79, setembro de 1956, doi: 10.1109/TIT.1956.1056797.
- Abijith, A. and Wamba, S.F. (2012), "Business value of RFID-enabled healthcare transformation
- Alsheibani, S., Cheung, Y., & Messom, C. (2018). Artificial intelligence adoption: AI-readiness at firm-level. *Artificial Intelligence*, 6, 26–2018
- Arias-Gómez, J., Villasís-Keever, M. Á., & Miranda-Navales, M. G. (2016). [The research protocol III. Study population]. *Revista alergia Mexico*, 63(2), 201-6.
- Babbie, E. (1999). *Métodos de Pesquisas de Survey*. Belo Horizonte: UFMG
- Babbie, E. (2016). *The Practice of Social Research* (14th ed.). Cengage Learning
- Barney, J. Firm resources and sustained competitive advantage. *Journal of management*, [s. l.], v. 17, n. 1, p. 99-120, 1991.
- Bartlett, M. S. (1950). "Tests of significance in factor analysis." *British Journal of Statistical Psychology*, 3(2), 77-85.
- Bhatt, G., Emdad, A., Roberts, N. and Grover, V. (2010), "Building and leveraging information."
- Bocquet, R., Brossard, O., Sabatier, M., 2007. Complementaridades na concepção organizacional e na difusão das tecnologias da informação: uma análise empírica. *Res. Policy* 36 (3), 367-386.
- Bowen, G. (2005). Preparing a Qualitative Research-Based Dissertation: Lessons Learned. *The Qualitative Report*, 10, 208-222.
- Bowling, A. (2005). Mode of questionnaire administration can have serious effects on data quality. *Journal of Public Health*, 27(3), 281-291. <https://doi.org/10.1093/PUBMED/FDI031>
- Brachman, R. J. (2006). IA mais do que a soma de suas partes. *Revista AI*, 27(4), 19-19. <https://ojs.aaai.org/aimagazine/index.php/aimagazine/article/view/1907>
- Cardoso, R. (2013). A Relação entre a Gestão da Qualidade a Inovação e a Performance no CHIAO, S. C. *Design Dominante: comportamento do consumidor e as estratégias de uma inovação tecnológica*. São Paulo: EAESPIFGV, 1999. 117p. (Dissertação de Mestrado apresentada ao Curso de Pós-Graduação da EAESPIFGV, Área de 23 Concentração: Mercadologia.

- Chui, M., & Malhotra, S. (2018). AI adoption advances, but foundational barriers remain|McKinsey. Consultado em 2 fevereiro, 2019. Disponível em: <https://www.mckinsey.com/featured-insights/artificial-intelligence/aiadoption-advances-but-foundational-barriers-remai>
- Cochran, W. G. (1977). *Sampling Techniques* (3rd ed.). John Wiley & Sons
- Creswell, J. W. (2014). *Research Design: Qualitative, Quantitative, and Mixed Methods Approaches* (4th ed.). SAGE Publications
- Dalmutt Kruger, S., Juttel, E., & Zanin, A. (2023). AS ORGANIZAÇÕES POSSUEM RECURSOS E CAPACIDADE PARA O DESENVOLVIMENTO DA INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL?. *P2P E INOVAÇÃO*, 9(2), 116–133. <https://doi.org/10.21721/p2p.2023v9n2.p116-133>
- Davenport, TH e Ronanki, R. (2018). Inteligência artificial para o real mundo.Revisão de Negócios de Harvard,96(1),108–116.
- Duan, Y., Edwards, JS e Dwivedi, YK (2019). Inteligência artificial para a tomada de decisões na era do Big Data – evolução, desafios e agenda de investigação.Revista Internacional de Gestão da Informação, 48,63–71.
- Enholm, I.M., Papagiannidis, E., Mikalef, P. et al. Artificial Intelligence and Business Value: a Literature Review. *Inf Syst Front* 24, 1709–1734 (2022). <https://doi.org/10.1007/s10796-021-10186-w>.
- Ernst, H. (2002). Success fators of new product development: a review of the empirical literature. *International Journal of Management Reviews*, 4(1), 1–40.
- Farhanghi, AA, Abbaspour, A. e Ghassemi, RA (2013), “O efeito da tecnologia da informação sobre estrutura organizacional e desempenho da empresa: uma análise das empresas de engenheiros consultores (CEF) no Irã”,*Procedia - Ciências Sociais e Comportamentais*,Vol. 81, pp. 644-649, doi:10.1016/j.sbspro. 2013.06.490
- Ferrario, A., Loi, M., Viganò, E., 2020. Na IA, confiamos de forma incremental: um modelo de confiança multicamadas para analisar as interações entre inteligência humana e artificial. *Philos. Technol.* 33, 523-539. <https://doi.org/10.1007/s13347-019-00378-3>.
- Field, A. (2013). *Discovering Statistics Using IBM SPSS Statistics* (4th Edition). Sage Publications.
- Figueiredo, N. M. (2004). *Método e Metodologia na Pesquisa Científica*. Difusão Editora.
- Fink, L. e Neumann, S. (2009), “Explorando o valor comercial percebido da flexibilidade possibilitada por IA.”

- Fossas-olalla, M., Minguela-rata, B., & Fernández-menéndez, J. (2015). Product innovation : When should suppliers begin to collaborate ? *Journal of Business Research*, 68(7), 1404–1406.
- George, D., & Mallery, P. (2019). *IBM SPSS Statistics 26 Step by Step: A Simple Guide and Reference*. Routledge.
- Glauner, P. (2020). Desbloqueando o poder da inteligência artificial para o seu negócio. In: *Tecnologias Inovadoras para Liderança de Mercado. Futuro dos Negócios e Finanças* (págs. 45–59). Publicação Internacional Springer
- Goodman, P. S., & Sproull, L. S. (1990). *Technology and organizations*. Jossey-Bass. <https://www.scielo.br/j/rae/a/QnPcBpMbkGm68SYZMpL89rF/?format=pdf&lang=pt>
- GRAEML, A. R., . (2000). *Sistemas de informação: o alinhamento da estratégia de TI com a estratégia corporativa*. São Paulo: Atlas.
- Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., Anderson, R. E., & Tatham, R. L. (2010). *Multivariate Data Analysis (7th Edition)*. Prentice Hall.
- Hamm, P., & Klesel, M. (2021). AIS Electronic Library (AISeL). <https://aisel.aisnet.org/cgi/viewcontent.cgi?article=1257&context=amcis2021> (utwente.nl)
- Horani, O. M., Al-Adwan, A. S., Yaseen, H., Hmoud, H., Al-Rahmi, W. M., & Alkhalifah, A. (2023). The critical determinants impacting artificial intelligence adoption at the organizational level. *Information Development*, 0(0). <https://doi.org/10.1177/02666669231166889>
- Hunter, L. (2012). Challenging the reported disadvantages of e-questionnaires and addressing methodological issues of online data collection. *Nurse Researcher*, 20(1), 11-20. <https://doi.org/10.7748/NR2012.09.20.1.11.C9303>
- Janssen, O., van de Vliert, E., & West, M. (2004). O claro e o escuro lados da inovação individual e de grupo: uma introdução à edição especial. *Jornal de Comportamento Organizacional*, 25(2), 129–145. <https://doi.org/10.1002/job.242>
- Kaiser, H. F. (1970). "A second generation little jiffy." *Psychometrika*, 35(4), 401-415.
- Kaiser, H. F. (1974). "An index of factorial simplicity." *Psychometrika*, 39(1), 31-36
- Kar, A. K., & Kushwaha, A. K. (2021). Facilitators and barriers of artificial intelligence adoption in business–insights from opinions using big data analytics. *Information Systems Frontiers*, 1-24. https://ideas.repec.org/a/spr/infosf/v25y2023i4d10.1007_s10796-021-10219-4.html

- Kelly, CJ, Karthikesalingam, A., Suleyman, M., Corrado, G. e King, D. (2019), “Principais desafios para proporcionando impacto clínico com inteligência artificial”, *Medicina BMC*, Vol. 17 Nº 1, pág. 195, faça: 10.1186/s12916-019-1426-2.
- Kuusisto, M. (2017), “Efeitos organizacionais da digitalização: uma revisão da literatura”, *Revista Internacional de Teoria e Comportamento da Organização*, Vol. 20 Nº 03, pp. 341-362, doi:10.1108/IJOTB-20-03-2017-B003.
- Lebas, MJ (1995), “Medição de desempenho e gestão de desempenho”, *Revista Internacional de Economia da Produção*, Vol. 41 Nºs 1-3, pp.
- Levy, P. S., & Lemeshow, S. (1999). *Sampling of Populations: Methods and Applications* (3rd ed.). Wiley.
- Liu, H., Ke, W., Wei, KK e Hua, ZJ (2013), “O impacto das capacidades de TI no desempenho da empresa: o mediando papéis de capacidade de absorção e agilidade da cadeia de suprimentos”, *Sistemas de Suporte à Decisão*, Vol. 54 No. 3, pp.
- Mâroco, J. (2014). *Análise Estatística com o SPSS Statistics* (6a edição). Pêro Pinheiro: ReportNumber.
- Maroco, J., & Garcia-Marques, T. (2006). Qual a fiabilidade do alfa de Cronbach? Questões antigas e soluções modernas? *Laboratório de Psicologia*, 4(1), 65–90. <https://doi.org/10.14417/lp.763>
- McFedries, P. (2018). *Formulas and Functions with Microsoft Office Excel 2007*. Que Publishing.
- Meinhart, WA (1966). Inteligência artificial, simulação computacional de processos cognitivos e sociais humanos e pensamento gerencial. *Revista da Academia de Administração*, 9(4), 294–307. <https://journals.aom.org/doi/full/10.5465/254948>
- Mikalef, P e Gupta, M. (2021). Capacidade de Inteligência Artificial: Conceituação, calibração de medição e estudo empírico sobre seu impacto na criatividade organizacional e no desempenho da empresa. *Informação e Gestão, Online*. <https://doi.org/10.1016/j.im.2021.103434>
- Mishra, Shrutika, Tripathi, A.R., 2020. Modelo de negócio de IA: uma abordagem empresarial integradora. *J. Innov. Entrep.* 10 (18) <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs90687/>
- Montgomery, D. C., Peck, E. A., & Vining, G. G. (2012). *Introduction to Linear Regression Analysis* (5th ed.). John Wiley & Sons.
- Moreira, T. S. R. (2021). *O Impacto da Inovação Organizacional na Competitividade* (Doctoral dissertation).

- Morley, J., Floridi, L., Kinsey, L., Elhalal, A., 2019. Do quê ao como. Uma visão geral das ferramentas, métodos e pesquisas de ética em IA para traduzir princípios em práticas pré-impressão arXiv: 1905.06876. <https://arXiv>
- negócios e sociedade”, *Ética de negócios*, Vol. 3, pp. 35-63.
- Newell, A., Shaw, JC e Simon, HA (1959). Relatório sobre um geral programa de resolução de problemas. Conferência Internacional sobre Processamento de Informação, 256–264. http://bitsavers.trailing-edge.com/pdf/rand/ipl/P-1584_Report_On_A_General_Problem-Solving_Program_Feb59.pdf
- Nwamen, FJ (2006), “Impact des technologies de l’information et de la Communication sur la desempenho comercial das empresas”, *La Revue des Sciences de Gestion*, Vol. 2, páginas 111-121.
- Oliveira, L. M. S. (2018). Ferramentas de Gestão Estratégica e o Impacto da sua Aplicação na Performance das PME Portuguesas (Doctoral dissertation, Instituto Politecnico de Leiria (Portugal)).
- PENROSE, E. The theory of the growth of the firm. New York: Sharpe, 1959.
- Petrocelli, J. V. (2003). "Hierarchical multiple regression in counseling research: Common problems and possible remedies." *Measurement and Evaluation in Counseling and Development*, 36(1), 9-22.
- Pillai R e Sivathanu B (2020) Adoção de inteligência artificial inteligência (IA) para aquisição de talentos em organizações de TI/ITeS. *Benchmarking: um jornal internacional* 27(9): 2599–2629.
- Puklavec B, Oliveira T e Popovič A (2018) Compreensão os determinantes das etapas de adoção do sistema de business intelligence: Um estudo empírico das PME. *Gestão Industrial e Sistemas de Dados* 18(1): 236–261. doi: <https://doi.org/10.1108/IMDS-05-2017-0170>.
- Queiroz Maciel, M., Pereira Susana Carla, F., Telles, R. e Machado Marcio, C. (2019), “Indústria 4.0 e capacidades da cadeia de abastecimento digital: um quadro para compreender os desafios e oportunidades da digitalização”, *Benchmarking: um jornal internacional*, antes da impressão (antes da impressão), doi: 10.1108/BIJ-12-2018-0435.
- Rachinger, M., Rauter, R., Müller, C., Vorraber, W. e Schirgi, E. (2019), “Digitalização e sua influência na inovação do modelo de negócios”, *Jornal de Gestão de Tecnologia de Manufatura*, Vol. 30 No. 8, pp. 1143-1160, doi:10.1108/JMTM-01-2018-0020.

- Ransbotham, S., Gerbert, P., Reeves, M., Kiron, D., & Spira, M. (2018). A inteligência artificial nos negócios se torna real. Revisão de gerenciamento do MIT Sloan. <https://sloanreview.mit.edu/projects/artificial-intelligence-in-business-gets-real/>
- Ransbotham, S., Kiron, D., Gerbert, P., & Reeves, M. (2017). Reshaping business with artificial intelligence: Closing the gap between ambition and action. *MIT Sloan Management Review*, 59(1), n/a-0.
- Regmi, P. R., Waithaka, E., Paudyal, A., Simkhada, P., & Van Teijlingen, E. (2017). Guide to the design and application of online questionnaire surveys. *Nepal Journal of Epidemiology*, 6(4), 640–644. <https://doi.org/10.3126/nje.v6i4.17258>
- Roberts, PW e Amit, R. (2003). A dinâmica da atividade inovadora e da vantagem competitiva: O caso da Austrália banco de varejo, 1981 a 1995. *Ciência da Organização*, 14 (2), 107–122.
- Romakh, O. (2017). Methodology-Related Problems in Scientific Research. , 71-81. <https://doi.org/10.17721/2312-5160.2017.22.71-81>.
- Rubin Victoria, L., Chen, Y. e Thorimbert Lynne, M. (2010), “Conversação artificialmente inteligente agentes em bibliotecas”, *Biblioteca de alta tecnologia*, Vol. 496-522, doi:10.1108/07378831011096196.
- Ruiz-Mercader, J., Meron~o-Cerdan, AL e Sabater-S-anchez, R. (2006), “Tecnologia da informação e aprendizagem: sua relação e impacto no desempenho organizacional em pequenas empresas”, *Revista Internacional de Gestão da Informação*, Vol. 26 No. 1, pp. 16-29, doi:10.1016/j.ijinfomgt.2005.10.003.
- Russell, S. J., & Norvig, P. (2003). Probabilistic reasoning. *Artificial intelligence: a modern approach*.
- Sandelowski, M. (2000). Whatever happened to qualitative description? *Research in Nursing & Health*, 23(4), 334-340.
- Santos, JB e Brito, LA (2012), “Rumo a um modelo de medição subjetivo para o desempenho da empresa”, *BAR-Revisão da Administração Brasileira*, Vol. 9SPE, pp. 95-117.
- Saunders, M., Lewis, P., & Thornhill, A. (2009). *Reserch methods for Business Students* (5th ed.). Harlow: Pearson <https://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004> Education Limited.
- SCHUMPETER, Joseph Alois. *Capitalismo, socialismo e democracia*. Rio de janeiro: Zahar Editores, 1984.

- Sok, P., & Cass, A. O. (2015). *Industrial Marketing Management Examining the new product innovation – performance relationship : Optimizing the role of individual-level creativity and attention-to-detail*
- Tarski, A. (1977). *Introducción a la lógica*. Editorial Eipao-Colpe, S. A.
- Wamba-Taguimdje, S.-L., Fosso Wamba, S., Kala Kamdjoug, J.R. e Tchatchouang Wanko, C.E. (2020), "Influence of artificial intelligence (AI) on firm performance: the business value of AI-based transformation projects", *Business Process Management Journal*, Vol. 26 No. 7, pp. 1893-1924. <https://doi.org/10.1108/BPMJ-10-2019-0411>
- Wang YM, Wang YS e Yang YF. (2010). Entendimento os determinantes da adoção de RFID na indústria de manufatura. *Previsão Tecnológica e Mudança Social*, 77(5), 803-815.
- Wang, C. L., & Chung, H. F. L. (2013). The moderating role of managerial ties in market orientation and innovation: An Asian perspective. *Journal of Business Research*, 66(12), 2431–2437.
- Woodman, RW, Sawyer, JE e Griffin, RW (1993). Em direção a um teoria da criatividade organizacional. *Revisão da Academia de Gestão*, 18(2), 293–321. <https://doi.org/10.2307/258761> JSTOR Yuan
- Yuan, F. e Woodman, RW (2010). Comportamento inovador no trabalho lugar: o papel das expectativas de resultado de desempenho e imagem. *Revista da Academia de Administração*, 53(2), 323–342 (JSTOR)
- Zhang, D., Hu, P., & Kotabe, M. (2011). Marketing-industrial design integration in new product development: the case of China. *Journal of Product Innovation Management*, 28(3), 360–373.

Adoção de tecnologias de inteligência artificial e o impacto na performance

Este questionário realiza-se no âmbito de um estudo académico, integrado no Mestrado de Economia da Empresa e da Concorrência no ISCTE Business School - Universidade de Lisboa. O objetivo deste estudo é compreender as barreiras e facilitadores que as empresas em Portugal enfrentam na adoção de tecnologias de IA e analisar o impacto dessa adoção na performance operacional.

Está dividido em 5 partes (I - Dados da empresa e do inquirido; II - Facilitadores à adoção de inteligência artificial; III - Barreiras à adoção de inteligência artificial; IV - Habilidade do uso de inteligência artificial; V - Impacto da adoção de inteligência artificial na performance operacional). O seu preenchimento terá uma duração inferior a 5 minutos.

Todos os dados recolhidos são anónimos e apenas serão utilizados para o trabalho de investigação académica, assegurando-se a sua confidencialidade. Caso pretenda consultar os resultados ou tiver alguma dúvida no preenchimento do questionário por favor envie e-mail para: goncalo_fernando_bernardino@iscte-iul.pt.

Agradeço a sua colaboração.

* Indica uma pergunta obrigatória

Parte I - Dados da empresa e do inquirido

1. Função do respondente *

Marcar apenas uma oval.

- Gestão Executiva e Estratégica
- Operações e Logística
- Tecnologia da Informação e Digital
- Marketing e Comunicação
- Vendas e Desenvolvimento de Negócios
- Administração e Recursos Humanos
- Pesquisa e Desenvolvimento (P&D)
- Suporte e Serviços Administrativos
- Produção e Engenharia

2. Nome da empresa *

3. Idade da empresa *

4. Número de trabalhadores *

5. Setor em que a empresa esta inserida *

Marcar apenas uma oval.

- A - Agricultura, produção animal, caça, floresta e pesca
- B - Indústrias extrativas
- C - Indústrias transformadoras
- D - Electricidade, gás, vapor, água quente e fria e ar frio
- E - Captação, tratamento e distribuição de água; saneamento, gestão de resíduos e despoluição
- F - Construção
- G - Comércio por grosso e a retalho; reparação de veículos automóveis e motociclos
- H - Transportes e armazenagem
- I - Alojamento, restauração e similares
- J - Actividades de informação e de comunicação
- K - Actividades financeiras e de seguros
- L - Actividades imobiliárias
- M - Actividades de consultoria, científicas, técnicas e similares

Parte II - Facilitadores à adoção de inteligência artificial.

(1 = Discordo totalmente, 5 = Concordo totalmente)

6. A necessidade de inovação tecnológica é um fator crucial. *

Marcar apenas uma oval.

1	2	3	4	5
<input type="radio"/>				

7. A pressão competitiva influencia fortemente. *

Marcar apenas uma oval.

1	2	3	4	5
<input type="radio"/>				

8. A disponibilidade de recursos financeiros é um fator determinante. *

Marcar apenas uma oval.

1	2	3	4	5
<input type="radio"/>				

Parte III - Barreiras à adoção de inteligência artificial.

(1 = Discordo totalmente, 5 = Concordo totalmente)

9. A complexidade técnica da inteligência artificial é uma barreira significativa. *

Marcar apenas uma oval.

1	2	3	4	5
<input type="radio"/>				

10. A falta de conhecimento interno sobre inteligência artificial é um obstáculo. *

Marcar apenas uma oval.

1	2	3	4	5
<input type="radio"/>				

11. As preocupações com a privacidade e segurança de dados são barreiras importantes. *

Marcar apenas uma oval.

1 2 3 4 5

12. A falta de clareza no retorno sobre o investimento em inteligência artificial é uma barreira. *

Marcar apenas uma oval.

1 2 3 4 5

Parte IV - Habilidade do uso de inteligência artificial

(1 = Discordo totalmente, 5 = Concordo totalmente)

13. Capacidade de Gestão de IA: A habilidade organizacional em administrar tecnologias de inteligência artificial na minha empresa é alta. *

Marcar apenas uma oval.

1 2 3 4 5

14. Experiência Pessoal em IA: Os funcionários da minha empresa possuem conhecimento e habilidades significativas em tecnologias de inteligência artificial. *

Marcar apenas uma oval.

1 2 3 4 5

15. Flexibilidade da Infraestrutura de IA (AIIF): A infraestrutura tecnológica da minha empresa é suficientemente adaptável para suportar a implementação de inteligência artificial. *

Marcar apenas uma oval.

1 2 3 4 5

Parte V - Impacto da adoção de inteligência artificial na performance operacional (desempenho no mercado e produtividade)

(1 = Discordo totalmente, 5 = Concordo totalmente)

Desempenho no mercado

16. A capacidade da empresa para a satisfação das necessidades dos clientes tem vindo a melhorar? *

Marcar apenas uma oval.

1 2 3 4 5

17. O preço dos produtos/serviços da nossa empresa permaneceu competitivo face às tendências no nível de preços da concorrência? *

Marcar apenas uma oval.

1 2 3 4 5

18. A taxa de sucesso da empresa na introdução de novos produtos/serviços existentes para a satisfação das necessidades dos clientes tem vindo a aumentar? *

Marcar apenas uma oval.

1 2 3 4 5

Produtividade

19. A eficiência do uso de tecnologias na empresa tem vindo a melhorar? *

Marcar apenas uma oval.

1 2 3 4 5

20. A eficiência do trabalho na empresa tem vindo a melhorar? *

Marcar apenas uma oval.

1 2 3 4 5

21. A eficiência da utilização de capital da empresa tem vindo a melhorar? *

Marcar apenas uma oval.

1	2	3	4	5
<input type="radio"/>				

Este conteúdo não foi criado nem aprovado pela Google.

Google Formulários

Anexo B – Outputs SPSS

Modelo A – Performance Operacional no desempenho de mercado

Model Summary^d

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate	Change Statistics
					R Square Change
1	,220 ^a	,048	,005	,67030	,048
2	,432 ^b	,187	,146	,62094	,138
3	,450 ^c	,203	,160	,61607	,016

Model Summary^d

Model	Change Statistics				Durbin-Watson
	F Change	df1	df2	Sig. F Change	
1	1,120	11	242	,346	
2	41,005	1	241	,000	
3	4,825	1	240	,029	1,916

ANOVA^a

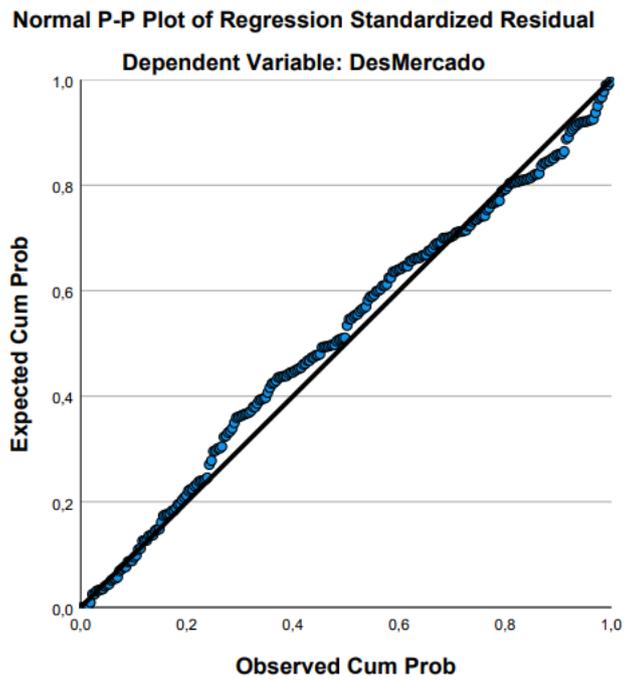
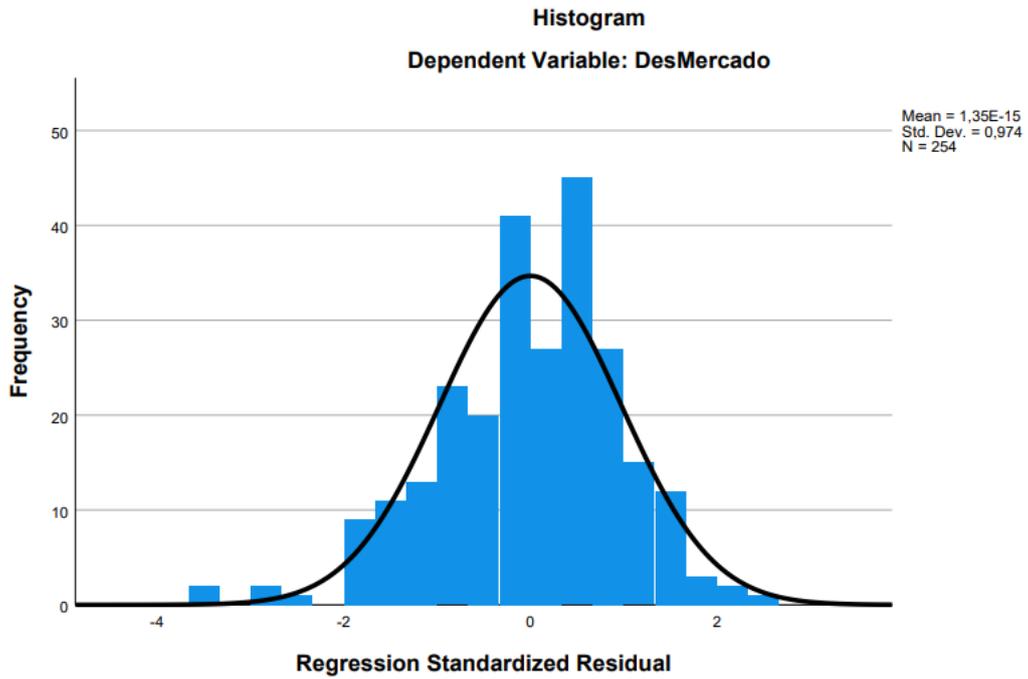
Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	5,535	11	,503	1,120	,346 ^b
	Residual	108,732	242	,449		
	Total	114,266	253			
2	Regression	21,345	12	1,779	4,613	,000 ^c
	Residual	92,921	241	,386		
	Total	114,266	253			
3	Regression	23,176	13	1,783	4,697	,000 ^d
	Residual	91,090	240	,380		
	Total	114,266	253			

^a Dependent Variable: DesMercado

Coefficients^a

Modelo	Coeficientes não estandardizados		Coeficientes estandardizados		
	B	Std. Error	Beta	t	Sig.
1 (Constant)	3,748	,197		19,025	,000
Idade da empresa	-,001	,001	-,056	-,866	,387
Número de trabalhadores	2,819E-5	,000	,050	,765	,445
Setor A – Agricultura e pecuária	-,146	,269	-,048	-,544	,587
Setor C - Indústrias transformadoras	,154	,210	,103	,732	,465
Setor F – Construção	,243	,238	,106	1,020	,309
Setor G – Comércio	,249	,244	,102	1,022	,308
Setor H - Transportes	-,077	,249	-,030	-,310	,757
Setor I – Alojamento e restauração	,377	,236	,167	1,594	,112
Setor J - Atividades de informação	,004	,260	,001	,015	,988
Setor K - Atividades financeiras	,289	,277	,091	1,043	,298
Setor M - Atividades de consultoria	,249	,220	,138	1,132	,259

2	(Constant)	2,993	,217		13,778	,000
	Idade da empresa	,000	,001	-,014	-,232	,817
	Número de trabalhadores	2,637E-5	,000	,047	,773	,440
	Setor A – Agricultura e pecuária	-,079	,249	-,026	-,318	,751
	Setor C - Indústrias transformadoras	,184	,195	,123	,946	,345
	Setor F – Construção	,247	,221	,108	1,122	,263
	Setor G – Comércio	,169	,226	,069	,747	,456
	Setor H – Transportes	-,056	,231	-,022	-,242	,809
	Setor I – Alojamento e restauração	,392	,219	,174	1,788	,075
	Setor J - Atividades de informação	,004	,241	,002	,018	,986
	Setor K - Atividades financeiras	,178	,257	,056	,693	,489
	Setor M - Atividades de consultoria	,042	,207	,023	,204	,839
	Flexibilidade	,251	,039	,398	6,404	,000
3	(Constant)	2,853	,225		12,692	,000
	Idade da empresa	,000	,001	,011	,177	,860
	Número de trabalhadores	2,450E-5	,000	,043	,723	,470
	Setor A – Agricultura e pecuária	-,099	,247	-,033	-,401	,689
	Setor C - Indústrias transformadoras	,223	,194	,149	1,149	,252
	Setor F – Construção	,296	,220	,129	1,345	,180
	Setor G – Comércio	,172	,224	,071	,768	,443
	Setor H - Transportes	-,051	,229	-,020	-,223	,824
	Setor I – Alojamento e restauração	,396	,217	,176	1,821	,070
	Setor J - Atividades de informação	,012	,239	,004	,049	,961
	Setor K - Atividades financeiras	,148	,255	,047	,578	,564
	Setor M - Atividades de consultoria	,043	,205	,024	,210	,833
	Flexibilidade de infraestruturas	,203	,045	,322	4,552	,000
	Capacidade de gestão	,091	,042	,157	2,197	,029



Modelo B – Performance Operacional na produtividade

Model Summary^d

					Change Statistics
Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate	R Square Change
1	,203 ^a	,041	-,002	,76817	,041
2	,492 ^b	,242	,205	,68436	,201
3	,514 ^c	,264	,224	,67590	,022

Model Summary^d

Change Statistics					
Model	F Change	df1	df2	Sig. F Change	Durbin-Watson
1	,949	11	242	,494	
2	63,900	1	241	,000	
3	7,070	1	240	,008	2,013

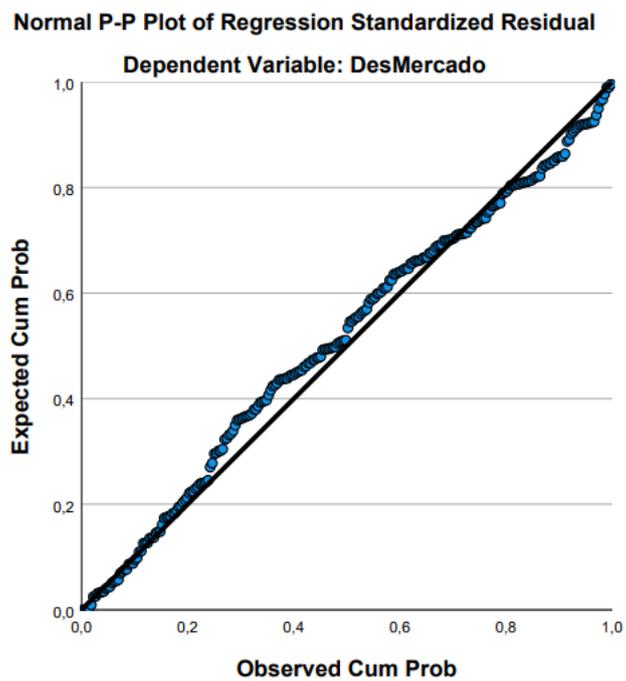
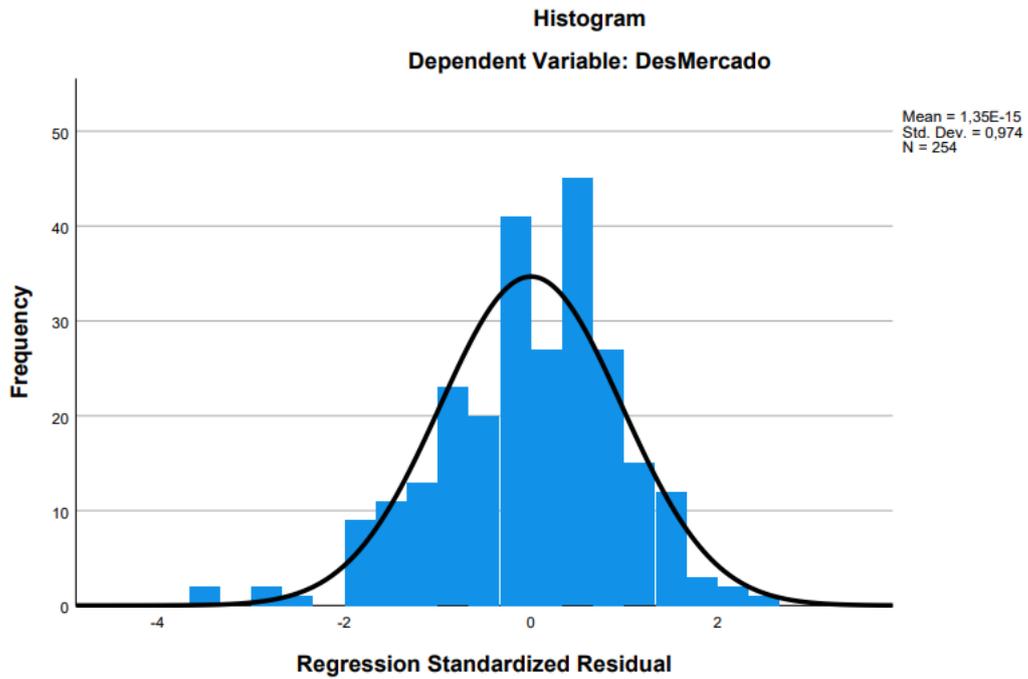
ANOVA^a

Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	6,160	11	,560	,949	,494 ^b
	Residual	142,799	242	,590		
	Total	148,959	253			
2	Regression	36,087	12	3,007	6,421	,000 ^c
	Residual	112,871	241	,468		
	Total	148,959	253			
3	Regression	39,317	13	3,024	6,620	,000 ^d
	Residual	109,642	240	,457		
	Total	148,959	253			

^a. Dependent Variable: Produtividade

Modelo	Coeficientes não estandardizados		Coeficientes estandardizados		
	B	Std. Error	Beta	t	Sig.
1 (Constant)	4,206	,226		18,63	,000
Idade da empresa	-,003	,002	-,108	-1,670	,096
Número de trabalhadores	1,496E- 5	,000	,023	,354	,723
Setor A – Agricultura e pecuária	-,293	,308	-,084	-,953	,342
Setor C - Indústrias transformadoras	-,295	,241	-,173	-	,221
				1,226	
Setor F – Construção	-,197	,273	-,075	-,722	,471
Setor G – Comércio	-,141	,279	-,051	-,505	,614
Setor H - Transportes e armazenagem	-,501	,285	-,172	-	,081
				1,755	
Setor I – Alojamento e restauração	-,110	,271	-,043	-,406	,685
Setor J - Atividades de informação	-,482	,298	-,148	-	,108
				1,615	
Setor K - Atividades financeiras	-,253	,317	-,070	-,798	,426
Setor M - Atividades de consultoria	-,164	,253	-,080	-,651	,516

2	(Constant)	3,167	,239		13,230	,000
	Idade da empresa	-,001	,001	-,058	-,992	,322
	Número de trabalhadores	1,245E-5	,000	,019	,331	,741
	Setor A – Agricultura e pecuária	-,201	,275	-,058	-,732	,465
	Setor C - Indústrias transformadoras	-,253	,215	-,148	-1,181	,239
	Setor F – Construção	-,191	,243	-,073	-,784	,434
	Setor G – Comércio	-,251	,249	-,090	-1,009	,314
	Setor H - Transportes	-,471	,254	-,162	-1,854	,065
	Setor I – Alojamento e restauração	-,089	,241	-,035	-,371	,711
	Setor J - Atividades de informação	-,481	,266	-,148	-1,810	,072
	Setor K - Atividades financeiras	-,405	,283	-,112	-1,430	,154
	Setor M - Atividades de consultoria	-,449	,228	-,218	-1,973	,050
	Flexibilidade	,345	,043	,480	7,994	,000
3	(Constant)	2,981	,247		12,090	,000
	Idade da empresa	-,001	,001	-,029	-,495	,621
	Número de trabalhadores	9,965E-6	,000	,015	,268	,789
	Setor A – Agricultura e pecuária	-,228	,271	-,065	-,839	,402
	Setor C - Indústrias transformadoras	-,202	,213	-,118	-,949	,344
	Setor F – Construção	-,126	,241	-,048	-,524	,601
	Setor G – Comércio	-,247	,246	-,089	-1,003	,317
	Setor H - Transportes	-,465	,251	-,160	-1,852	,065
	Setor I – Alojamento e restauração	-,084	,238	-,033	-,354	,724
	Setor J - Atividades de informação	-,471	,262	-,145	-1,796	,074
	Setor K - Atividades financeiras	-,445	,280	-,123	-1,590	,113
	Setor M - Atividades de consultoria	-,448	,225	-,217	-1,992	,048
	Flexibilidade	,281	,049	,391	5,756	,000
	Capacidade de Gestão	,121	,046	,183	2.659	,008



KMO E TESTE BARLET E ALFA

Produtividade

KMO and Bartlett's Test

Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy.		,753
Bartlett's Test of Sphericity	Approx. Chi-Square	500,572
	df	3
	Sig.	,000

<i>Reliability Statistics</i>	
Cronbach's Alpha	N of Items
,907	3

Facilitadores

KMO and Bartlett's Test

Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy.		,677
Bartlett's Test of Sphericity	Approx. Chi-Square	190,704
	df	3
	Sig.	,000

Reliability Statistics

Cronbach's Alpha	N of Items
,754	3

Barreiras

KMO and Bartlett's Test

Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy.		,687
Bartlett's Test of Sphericity	Approx. Chi-Square	204,257
	df	6
	Sig.	,000

Reliability Statistics

Cronbach's Alpha	N of Items
,708	4

Desempenho de mercado

Reliability Statistics

Cronbach's Alpha	N of Items
,783	3

KMO and Bartlett's Test

Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy.		,705
Bartlett's Test of Sphericity	Approx. Chi-Square	217,442
	df	3
	Sig.	,000
