



UNIVERSIDADE  
CATÓLICA  
PORTUGUESA

---

UISEU

Instituto de Gestão e das Organizações da Saúde

Mestrado em Gestão Aplicada

*INFLUÊNCIA DA IA NAS EMPRESAS DO SETOR FINANCEIRO EM PORTUGAL*

*João Lacerda*

*Prof. Doutor António Ferreira*

*Prof. Doutor Paulo Pereira*

Viseu, novembro, 2025





# CATÓLICA

## INSTITUTO DE GESTÃO E DAS ORGANIZAÇÕES DA SAÚDE

---

UISEU

*INFLUÊNCIA DA IA NAS EMPRESAS DO SETOR FINANCEIRO EM PORTUGAL*

Dissertação apresentada à Universidade Católica Portuguesa, Centro Regional de  
Viseu, para obtenção do grau de Mestre em Gestão Aplicada

*João Lacerda*

*Prof. Doutor António Ferreira*

*Prof. Doutor Paulo Pereira*

Viseu, novembro, 2025

## **Agradecimentos**

Chegar ao fim deste mestrado representa muito mais do que a conclusão de um ciclo académico, é o resultado de um caminho feito com esforço, paciência e, sobretudo, com o apoio das pessoas que estiveram sempre ao meu lado.

Aos meus orientadores, Professor Doutor António Ferreira e Professor Doutor Paulo Pereira, agradeço não só pelos ensinamentos académicos, mas pela forma como desafiaram e incentivaram a minha curiosidade. A vossa dedicação, paciência, rigor e disponibilidade foram fundamentais para a construção deste trabalho.

Aos meus amigos, que me acompanharam nos melhores e nos piores dias, obrigado por serem o meu escape, a minha motivação e, muitas vezes, o equilíbrio de que eu precisava para continuar. Cada conversa, cada gargalhada e cada apoio fizeram toda a diferença.

À minha família, o meu porto seguro, deixo a minha gratidão mais profunda. Obrigado por acreditarem em mim mesmo quando eu duvidava, por cada palavra de força, por cada sacrifício e por nunca me deixarem esquecer de onde venho e até onde posso ir. Este trabalho é tão vosso quanto meu.

A todos aqueles que, de alguma forma, contribuíram para este percurso, direta ou indiretamente, o meu sincero obrigado. Nenhum passo teria sido o mesmo sem vocês.



## Resumo

Esta dissertação analisa a influência da Inteligência Artificial (IA) nas empresas do setor financeiro em Portugal. Com base num inquérito a 57 empresas, avaliou-se a adoção de diferentes tecnologias (RPA, visão computacional, GenAI, deteção de fraude/AML) e os seus efeitos em eficiência, custos, risco, experiência do cliente e receitas. Testaram-se cinco hipóteses através de vários testes estatísticos. Os resultados mostram que a perceção de maturidade de TI/dados, por si só, não explica a adoção, o que mais se associa à adoção são ações concretas de preparação de dados, pelo que H1 é parcialmente suportada. Observa-se utilização de IA para deteção de fraude e de GenAI, enquanto a visão computacional tem menor utilização, assim, H2 é parcialmente suportada. A adoção de IA revela associações positivas significativas com gestão de risco e receitas, mas não com eficiência, custos e experiência do cliente nesta amostra, assim, H3 parcialmente suportada. Os custos, escassez de competências e problemas de dados e regulação, reduzem a adoção, confirmando H4. O efeito do porte da empresa mostrou que não afeta a adoção de IA e o efeito nos resultados. (H5 não suportada).

Conclui-se que a IA tem impactos positivos nas empresas do setor financeiro em Portugal.

**Palavras-chave:** Inteligência Artificial; Setor financeiro; Adoção tecnológica; Maturidade de dados; Gestão de risco; Deteção de fraude; GenAI; RPA; Portugal.



## **Abstract**

This dissertation examines the influence of Artificial Intelligence (AI) on companies in Portugal's financial sector. Based on a survey of 57 firms, it assesses the adoption of different technologies (RPA, computer vision, GenAI, and fraud/AML detection) and their effects on efficiency, costs, risk, customer experience, and revenues. Five hypotheses were tested using several statistical procedures. Results show that perceived IT/data maturity, by itself, does not explain adoption; what best predicts adoption are concrete data-readiness actions, so H1 is partially supported. AI is used for fraud/AML detection and GenAI, whereas computer vision shows lower uptake; thus, H2 is partially supported. AI adoption is positively and significantly associated with risk management and revenues, but not within this sample, with efficiency, costs, or customer experience; hence, H3 is partially supported. Costs, skills shortages, and data/regulatory issues reduce adoption, confirming H4.

Firm size does not affect AI adoption or its impact on outcomes (H5 not supported). Overall, AI shows positive impacts in Portugal's financial sector.

**Keywords:** Artificial intelligence; Financial sector; Technology adoption; Data maturity; Risk management; Fraud detection; GenAI; RPA; Portugal.



# Índice

|  |    |
|--|----|
| Introdução .....   | 1  |
| 1. Sistemas Inteligentes.....                                    | 5  |
| 2. Inteligência Artificial (IA) .....                            | 7  |
| 2.1. Evolução Histórica da IA .....                              | 8  |
| 2.2. <i>Machine Learning</i> e <i>Deep Learning</i> .....        | 10 |
| 2.3. Tecnologias de IA .....                                     | 12 |
| 2.4. IA como instrumento nos negócios .....                      | 13 |
| 3. Aplicações da IA no Setor Financeiro .....                    | 16 |
| 3.1. Banca tradicional vs <i>fintech</i> .....                   | 16 |
| 3.2. Análise de risco de crédito ( <i>credit scoring</i> ) ..... | 17 |
| 3.3. Detecção de fraude e <i>compliance</i> .....                | 20 |
| 3.4. Automação de processos (RPA).....                           | 22 |
| 3.5. Chatbots e atendimento ao cliente.....                      | 23 |
| 4. Adoção da IA pelas empresas .....                             | 26 |
| 4.1. Modelo TOE.....   | 26 |
| 4.1.1. Tecnologia .....  | 26 |
| 4.1.2. Organização .....   | 27 |
| 4.1.3. Ambiente .....  | 29 |
| 5. Impacto da IA nas organizações financeiras.....               | 33 |
| 5.1. Eficiência operacional e redução de custos.....             | 33 |
| 5.2. Tomada de decisão baseada em dados .....                    | 35 |
| 5.3. Desemprego tecnológico .....                                | 36 |
| 5.4. Preocupações éticas.....                                    | 38 |
| 6. Metodologia .....   | 42 |
| 6.1. População e amostra.....                                    | 42 |
| 6.2. Método de recolha de dados.....                             | 42 |
| 6.3. Objetivos e hipóteses.....                                  | 43 |
| 6.4. Caracterização da amostra .....                             | 44 |
| 7. Resultados .....  | 48 |
| 7.1. Análise de H1 .....   | 50 |
| 7.2. Análise de H2 .....   | 51 |
| 7.3. Análise de H3 .....   | 53 |

|   |    |
|---|----|
| 7.4. Análise de H4 .....                              | 56 |
| 7.5. Análise de H5 .....                              | 64 |
| 7.6. Discussão dos Resultados.....                    | 66 |
| 8. Considerações finais .....                         | 72 |
| 8.1. Conclusão .....                                  | 72 |
| 8.2. Contribuições teóricas e práticas.....           | 73 |
| 8.3. Limitações e sugestões futuras .....             | 73 |
| Referências.....                                      | 76 |
| Anexo.....  | 82 |
| Anexo 1: Questionário aplicado aos participantes..... | 82 |

## Índice de Tabelas

|  |    |
|--|----|
| Tabela 1: Função que representa dentro da empresa .....  | 45 |
| Tabela 2: Género.....  | 45 |
| Tabela 3: Idade do Colaborador.....  | 46 |
| Tabela 4: Número de Colaboradores .....  | 46 |
| Tabela 5: Tipo de instituição financeira.....  | 47 |
| Tabela 6: Estatísticas Descritivas.....  | 49 |
| Tabela 7: Correlação entre a Maturidade de TI/Dados e a adoção de IA .....   | 50 |
| Tabela 8: Regressão Linear entre a adoção de IA e a maturidade de TI/Dados .....   | 51 |
| Tabela 9: Teste T de amostras emparelhada entre a visão computacional e GenAI com a adoção de IA .....   | 52 |
| Tabela 10: Correlação entre a eficiência operacional, custos, gestão de risco, experiência do cliente e receitas com a adoção de IA .....  | 55 |
| Tabela 11: Regressão Linear entre a eficiência operacional, custos, gestão de risco, experiência do cliente e receitas com a adoção de IA .....                                  | 56 |
| Tabela 12: Correlações entre custo, escassez de competências e problemas de dados e regulação com a adoção de IA. ....   | 59 |
| Tabela 13: Regressão Linear entre custo, escassez de competências e problemas de dados e regulação com a utilização de GenAI .....   | 60 |
| Tabela 14: Regressão Linear entre custo, escassez de competências e problemas de dados e regulação com a utilização de visão computacional .....                                 | 61 |
| Tabela 15: Regressão Linear entre custo, escassez de competências e problemas de dados e regulação com a utilização de IA para avaliação/monitorização do risco de crédito ..... | 62 |
| Tabela 16: Regressão Linear entre custo, escassez de competências e problemas de dados e regulação com a utilização de IA para detetar fraudes e reduz o risco financeiro.....   | 63 |
| Tabela 17: Regressão Linear entre custo, escassez de competências e problemas de dados e regulação com a utilização de IA para AML/monitorização transacional.....               | 64 |
| Tabela 18: Número de colaboradores .....   | 65 |
| Tabela 19: Teste T para amostras independentes entre o número de colaboradores e a adoção de IA.....   | 65 |

## Introdução

Apesar da sua existência há várias décadas, a crescente popularidade da IA deve-se a três fatores principais: o crescimento do *big data*, a disponibilidade de capacidade computacional escalável e o desenvolvimento de novas técnicas de IA (Overgoor et al., 2019). Outra contribuição é os seus benefícios significativos, já que a IA pode chegar a conclusões bem fundamentadas, com potencial para exceder a capacidade humana com eficiência incomparável (Chang, 2016).

A inteligência artificial tem a capacidade de aprimorar a eficiência ao supervisionar e monitorar os processos de produção, identificando falhas e antecipando necessidades de manutenção na indústria transformadora. Além disso, *chatbots* impulsionados por inteligência artificial podem ser empregados para oferecer atendimento ao cliente, enquanto sistemas baseados em IA podem ser utilizados para otimizar a gestão de stocks e prever as exigências dos consumidores no setor retalhista. No domínio financeiro, a inteligência artificial pode ser empregada para detetar fraudes e analisar riscos de crédito (Komal Singh, Hasan & Rajendran, 2023).

Apesar dos benefícios, continua a verificar-se falta de talentos, a integração com os sistemas existentes permanece um grande desafio e muitas das iniciativas ligadas ao tema focam-se nas funções internas das empresas, e não no desenvolvimento de novos produtos ou na melhoria da experiência do cliente (Davenport et al., 2017).

Coleman (2019) defende que tem existido cada vez menos tempo para a espécie humana absorver, ajustar e incorporar novas tecnologias. Os sistemas inteligentes têm potencial para muito mais e podem evoluir exponencialmente. Segundo Ransbotham et al. (2017), em uma pesquisa com mais de 3.000 executivos, 75% acreditam que a IA irá permitir às suas empresas explorar novas oportunidades de negócios. Quase 85% acreditam que isso proporcionará uma

vantagem competitiva. No entanto, apenas 5% das empresas envolvidas no estudo implementaram efetivamente a IA nas suas ofertas e processos.

A incorporação de inteligência artificial nos sistemas e processos empresariais não apenas promove a eficiência, mas também contribui para aprimorar a satisfação dos clientes, identificar novas perspectivas de negócios e antecipar potenciais riscos e ameaças. Dessa maneira, as empresas têm a oportunidade não apenas de antecipar, mas também de aproveitar ao máximo as circunstâncias proporcionadas pela inteligência artificial.

A escolha deste tema foi motivada pela necessidade de compreender o impacto crescente da IA no cenário empresarial português. A IA representa uma força transformadora global, e o seu papel na transformação digital e na inovação empresarial torna-se cada vez mais crucial. Investigar como as empresas em Portugal estão a adotar a IA é fundamental para avaliar a sua competitividade, eficiência operacional e capacidade de inovação.

Considerando o que foi referido anteriormente, este estudo tem como objetivo analisar o impacto da IA nas empresas financeiras em Portugal, analisando tanto os benefícios quanto os desafios associados à adoção dessa tecnologia e propor estratégias para otimizar a integração bem-sucedida da IA nos contextos empresariais portugueses.

O presente trabalho organiza-se em duas partes, distribuídas por oito capítulos numerados. A primeira parte, corresponde à revisão da literatura e estende-se do capítulo 1 ao capítulo 5, no capítulo 1 (Sistemas Inteligentes), dá-se uma definição geral do que é sistemas inteligentes e o que fornecem, no capítulo 2 enquadram-se os conceitos e a evolução da IA, no capítulo 3 aprofunda-se a adoção de IA no setor financeiro, no capítulo 4, verifica-se como as empresas adotam IA através do modelo TOE e no capítulo 5 apresentam-se os impactos que a IA pode ter nas empresas.

A segunda parte, inicia-se com o capítulo 6 (Metodologia), onde se descreve o desenho do estudo, o questionário, a amostra, os procedimentos de recolha e tratamento e as técnicas

estatísticas utilizadas. Segue-se o capítulo 7 (Resultados), que inclui as estatísticas descritivas, os testes de correlação e as comparações entre grupos, bem como o teste das hipóteses e a respetiva discussão. Por fim, o Capítulo 8 (Considerações Finais) apresenta as conclusões, as contribuições teóricas e práticas, as limitações do estudo e as sugestões para investigação futura.



## 1. Sistemas Inteligentes

Os Sistemas Inteligentes (SI) oferecem uma abordagem metodológica padronizada para resolver problemas complexos e significativos, visando obter resultados consistentes e confiáveis ao longo do tempo.

Segundo Kumar (2002), os sistemas inteligentes são temas complexos e alvo de considerável debate. No âmbito da computação, a inteligência de um sistema pode ser caracterizada pela sua flexibilidade, adaptabilidade, memória, capacidade de aprendizagem, dinâmica temporal, raciocínio e habilidade para gerir informações consideradas incertas e imprecisas.

Rudas e Fodor (2008) definiram sistemas inteligentes como sistemas que imitam certos aspectos da inteligência observada e presente na natureza. Estes aspectos englobam a capacidade de aprendizagem, adaptabilidade e resistência em diversas áreas de problemas, aprimoramento da eficiência, compressão de informações e raciocínio extrapolativo. No entanto, enfatizam que, independentemente da definição, há consenso de que a inteligência artificial (IA) é uma fundação essencial para o desenvolvimento de sistemas inteligentes.

Rodríguez et al. (2016) definem sistemas inteligentes como uma designação ampla atribuída a sistemas, máquinas e dispositivos integrados ou controlados por meios computacionais, os quais apresentam um nível de inteligência capaz de coletar e analisar dados e a capacidade de comunicar com outros sistemas.



## 2. Inteligência Artificial (IA)

A Inteligência Artificial (IA) tem-se afirmado como uma das tecnologias mais disruptivas da atualidade, influenciada por avanços significativos em capacidades computacionais, algoritmos sofisticados e acesso a grandes volumes de dados. Apesar de a sua crescente adoção, o conceito de IA continua a ser utilizado de forma abrangente e, por vezes, ambígua, englobando diversas abordagens tecnológicas e aplicações organizacionais.

IA refere-se ao campo da ciência da computação que se concentra na criação de máquinas inteligentes capazes de executar tarefas que normalmente requerem inteligência humana (Joiner, 2018).

A IA abrange vários subcampos, incluindo processamento de linguagem natural, visão computacional, robótica, sistemas especialistas e redes neurais, e encontra aplicações em diversos domínios, como saúde, finanças, transporte, jogos, PMEs e estratégia de marketing (Lada et al., 2023).

De modo geral, a IA pode ser entendida como a capacidade de sistemas computacionais simularem funções cognitivas humanas, tais como a aprendizagem, o raciocínio, a interpretação de dados e a tomada de decisões (Mikalef & Gupta, 2021). A combinação dos termos “inteligência” e “artificial” remete à ideia de máquinas criadas pelo ser humano com a aptidão para executar tarefas que, até então, exigiam intervenção humana direta (Wamba-Taguimdje et al., 2020).

A IA pode ser definida a partir de duas perspectivas: a primeira considera-a uma ferramenta funcional para resolver tarefas específicas com maior eficiência (Demlehner & Laumer, 2020; Makarius et al., 2020), enquanto a segunda entende-a como um sistema inteligente, que visa reproduzir processos mentais humanos, como a adaptação, inferência e planeamento (Mikalef & Gupta, 2021). Ambas as abordagens reconhecem a capacidade da IA

para atuar como um agente de apoio à decisão, sem substituir necessariamente o papel humano, mas complementando-o.

Existem várias definições de IA ao longo dos anos em que permitem perceber o que é em três dimensões, a IA capaz de imitar o comportamento humano, ou seja computadores e aplicações que detetam, compreendem, agem e aprendem (Kolbjørnsrud et al., 2017; Wang et al., 2019); a IA como uma ferramenta, em que Wamba-Taguimdje et al., (2020) diz que a IA não consegue imitar exatamente as capacidades humanas, a IA é usada como um auxiliar nas tarefas dos humanos; e capacidades de IA, "a capacidade das organizações utilizarem dados, métodos, processos e pessoas de uma forma que crie novas possibilidades de automatização, tomada de decisão, colaboração, etc., que não seriam possíveis através dos meios convencionais" (Schmidt et al., 2020). Tendo em conta estas definições, verifica-se uma convergência na ideia de que a capacidade da IA reside na aptidão das organizações para articular e explorar eficazmente os seus recursos específicos, como dados, tecnologias e competências, com o intuito de gerar valor estratégico de forma sustentada (Schmidt et al., 2020; Wamba-Taguimdje et al., 2020).

## 2.1. Evolução Histórica da IA

Os primeiros indícios das ideias que originariam a Inteligência Artificial (IA) remontam ao século XIX, quando avanços na mecanização sugeriram a possibilidade de processar informação por meios artificiais. A invenção do (Jaccquard Loom) tear de Jacquard (1804) introduziu o uso de cartões perfurados para programar padrões têxteis, estabelecendo o princípio de instruções codificadas que viria a influenciar os projectos de Charles Babbage. Em 1822, Babbage propôs a *Difference Engine* e, mais tarde, delineou a *Analytical Engine*, reconhecida como o primeiro projeto de computador de uso geral, capaz de executar sequências arbitrárias de instruções.

Entre 1842 e 1843, o matemático italiano Louis Menabrea publicou um artigo em francês sobre a Máquina Analítica (*Analytical Engine*) de Babbage (Wright, 2015), Babbage como não sabia francês contratou Augusta Ada Lovelace, para perceber a intenção do artigo, ao traduzir e anotar o trabalho de Luigi Menabrea sobre a *Analytical Engine*, explicou de que modo a Máquina Analítica diferia da Máquina Diferencial, demonstrando que o novo dispositivo era capaz de manipular símbolos e executar algoritmos condicionais, indo muito além de meros cálculos matemáticos, estas notas, valeram-lhe reconhecimento como a primeira programadora.

Já no século XX, Alan Mathison Turing introduziu o conceito de “máquina de Turing” (1936), que se movia de um estado para outro usando um conjunto preciso e finito de regras e que dependia de um único símbolo que era lido de uma fita (Morris & Jones, 1984). A partir de 1940, o seu trabalho em Bletchley Park, nomeadamente a “bomba de Turing” usada para decifrar a máquina Enigma (máquina de encriptação alemã), evidenciou o potencial da computação automática na resolução de problemas complexos em tempo útil, tornando-se uma das principais figuras científicas na leitura de mensagens de submarino. Em 1950, Turing publicou o agora célebre “Teste de Turing”, propondo um critério prático para aferir inteligência em máquinas.

A consolidação do campo ocorreu em 1956, na Conferência de Dartmouth, onde John McCarthy cunhou o termo “Artificial Intelligence” (Russel & Norvig, 2021). Após ciclos de entusiasmo e decepção nas décadas seguintes, a revalorização do domínio a partir da década de 2010 deve-se sobretudo à combinação de *big data*, poder computacional em GPU/TPU e técnicas de *deep learning*, descendentes diretas das redes neuronais teorizadas por McCulloch & Pitts (1943) e popularizadas por LeCun, Bengio e Hinton. Atualmente, modelos fundacionais de larga escala demonstram capacidades multimodais e generativas, mas também suscitam

preocupações éticas, regulatórias e sociais, fechando um ciclo histórico iniciado com os pioneiros Babbage, Lovelace e Turing.

## 2.2. *Machine Learning e Deep Learning*

O crescente interesse pela aprendizagem automática (*Machine Learning*) nos últimos anos pode ser atribuído, em grande medida, à maior acessibilidade a grandes volumes de dados e à evolução significativa da capacidade de processamento computacional (Afiouni, 2019).

Fethi e Pasiouras (2010) evidenciam que os métodos de *machine learning* têm utilidade na avaliação do desempenho bancário, na previsão de falências e na classificação de crédito.

Por sua vez, as técnicas de *machine learning* são particularmente apreciadas pelo potencial de automação em contextos empresariais cada vez mais ricos em dados. Acresce que conseguem tratar dados brutos de elevada dimensionalidade e aperfeiçoar a precisão e a eficiência à medida que o volume de observações disponíveis aumenta (Jordan & Mitchell, 2015).

A aprendizagem automática abrange diferentes abordagens metodológicas, que podem ser agrupadas em quatro categorias principais: aprendizagem supervisionada, não supervisionada, semi-supervisionada e aprendizagem por reforço (Wang et al., 2019). Na aprendizagem supervisionada, o modelo é treinado com base em dados rotulados, ou seja, inclui-se a variável alvo, permitindo ao sistema identificar padrões e inferir regras a partir dessa informação previamente conhecida (Afiouni, 2019; Schmidt et al., 2020). Já a aprendizagem não supervisionada recorre a dados não rotulados, o que implica que o sistema precisa de explorar autonomamente as estruturas subjacentes nos dados, com base em propriedades estatísticas, de forma a encontrar relações ou agrupamentos úteis (Afiouni, 2019). Esta abordagem é amplamente utilizada em tarefas como a deteção de anomalias, o agrupamento automático e a mineração de associações (Schmidt et al., 2020).

Por sua vez, a aprendizagem semi-supervisionada combina os dois métodos anteriores, utilizando conjuntos de dados que contêm, simultaneamente, exemplos rotulados e não rotulados, permitindo uma generalização mais eficiente com menor esforço de anotação (Quinio et al., 2017). Finalmente, a aprendizagem por reforço baseia-se num processo interativo, onde o agente aprende através de tentativa e erro, recebendo recompensas ou penalizações em função das decisões tomadas. Este tipo de aprendizagem não depende diretamente de dados históricos, mas sim do feedback proveniente das interações com o ambiente, com o objetivo de identificar a estratégia mais eficaz para alcançar metas pré-estabelecidas (Afiouni, 2019; Quinio et al., 2017).

A aprendizagem automática pode ser estruturada de forma superficial (shallow) ou profunda (deep), sendo que ambas as abordagens podem ser aplicadas às diferentes categorias anteriormente referidas: supervisionado, não supervisionado, semi-supervisionado e por reforço. Os modelos de aprendizagem automática com estrutura superficial representam a abordagem mais tradicional, baseando-se em características previamente definidas para extrair padrões a partir dos dados (LeCun et al., 2015). Em contrapartida, a aprendizagem profunda (*Deep Learning*) recorre a arquiteturas de redes neuronais artificiais compostas por múltiplas camadas (Wang et al., 2019), permitindo que o sistema aprenda automaticamente representações mais abstratas e complexas dos dados (Afiouni, 2019; Wamba-Taguimdje et al., 2020).

Estas redes neuronais são inspiradas no funcionamento do cérebro humano (Jelonek et al., 2019), simulando o comportamento dos neurónios e das suas interações (Schmidt et al., 2020). O *Deep Learning* tem como base uma estrutura em rede neuronais profundas com várias camadas ocultas, nas quais as camadas mais próximas dos vetores de dados identifiquem características mais simples dos dados, enquanto as camadas superiores reconhecem padrões mais elaborados e de nível superior (Quinio et al., 2017). Devido à sua elevada precisão e

aplicabilidade em diversos domínios, a aprendizagem profunda (*deep learning*) tem ganho um destaque crescente na investigação e na prática empresarial nos últimos anos (Wang et al., 2019).

### 2.3. Tecnologias de IA

Além destas, outras tecnologias complementares, como o processamento de linguagem natural (PLN), a visão computacional e os sistemas especialistas, ampliam o leque de aplicações da IA nas organizações.

O Processamento de Linguagem Natural (NLP) consiste no processo pelo qual as máquinas podem compreender e analisar a linguagem tal como é utilizada pelos humanos (Jarrahi, 2018), no caso dos *chatbots*, são aplicados tanto o processamento de linguagem natural (NLP) como a aprendizagem automática (Baby et al.,2017), o NLP permite que compreendam e comuniquem utilizando a linguagem humana, a aprendizagem automática facilita a evolução dos *chatbots* à medida que adquirem novos dados (Castillo et al.,2020). As técnicas de NLP permitem às instituições financeiras analisar e compreender dados não estruturados, como publicações nas redes sociais e avaliações de clientes, para obter informações sobre preferências e sentimentos dos clientes (Alzamil et al., 2020; Liddy et al., 1993).

A visão computacional engloba o conjunto de técnicas que tratam dados de imagem e vídeo para que os sistemas artificiais possam observar, interpretar e compreender o ambiente visual de forma semelhante à visão humana. O sistema de visão computacional usa diferentes etapas de processos como: pré-processamento das imagens, segmentação das imagens ou de vídeos, extração e seleção de características, reconhecimento e classificação de objetos e a modelação tridimensional do cenário analisado (Cernadas, 2024).

Os sistemas especialistas são direcionados para imitar tomada de decisão humana através da captura e representação da *expertise* dos especialistas para utilização de outros membros da organização, servindo como base de conhecimento (Afiouni & Lichtenthaler, 2019).

#### 2.4. IA como instrumento nos negócios

A obtenção rápida de informações desempenha um papel crucial na melhoria e aceleração do processo decisório. A IA possui a capacidade de identificar padrões relevantes em extensos conjuntos de dados, o que permite ao ser humano reagir. Essa capacidade permite maximizar o potencial dos dados, possibilitando a utilização das informações extraídas em análises proativas e analíticas que favorecem a coordenação das atividades operacionais nas empresas (Akerkar, 2019). A análise de grandes quantidades de dados exige investimento na recolha e armazenamento de dados (Akerkar, 2019).

Apesar dos seus potenciais benefícios, a implantação da IA pode ser um empreendimento dispendioso. Por exemplo as pequenas e médias empresas (PME) muitas vezes carecem dos conhecimentos, recursos e infraestruturas necessários para aproveitar plenamente o potencial da tecnologia de IA (Maroufkhani et al., 2020).

As implicações da IA podem ser endógenas (por exemplo, aumentar a eficiência empresarial) e exógenas (por exemplo, afetar as relações entre as empresas, os seus clientes e a sociedade em geral) (Kaplan & Haenlein, 2019).

A IA pode ser aplicada na análise de clientes, gestão de cadeias de abastecimento e avaliação dos riscos associados às operações empresariais (Sipola et al., 2023). Por exemplo, em diversos processos de produção, instrumentos e máquinas requerem manutenção e eventual substituição de componentes. Ao realizar análises proativas por meio da IA e tecnologia

sensorial, é possível proporcionar manutenção proativa a instrumentos e máquinas, resultando em redução dos períodos de inatividade e melhoria do desempenho geral (Sipola et al., 2023).

A IA é eficaz na identificação de irregularidades e atividades fraudulentas, como desvios significativos em conjuntos de dados, sendo que essas capacidades de detecção são amplamente empregadas nos setores financeiros (Chalmers et al., 2021).

A IA tem a capacidade de reproduzir as transações realizadas por entidades comerciais sob monitorização, o que possibilita a revelação de atividades fraudulentas e de lavagem de dinheiro (Akerkar, 2019; Davenport & Kirby, 2016).



### 3. Aplicações da IA no Setor Financeiro

Nas empresas do setor financeiro, a IA tornou-se um recurso essencial para a transformação do setor, aumentando a capacidade de prever insolvências neste setor (Černevičienė & Kabašinskas, 2024). Diversos estudos (Balcaen & Ooghe, 2006; Dimitras et al., 1996; Verikas et al., 2010) evidenciam que a IA pode renovar os processos de decisão, mitigar riscos e potencializar a rentabilidade, conseguindo assim vantagens competitivas e elevar o nível do serviço ao cliente.

Contudo, existem desafios para tirar proveito total do potencial da IA (Harkut & Kasat, 2019). De acordo com o estudo de Eluwole e Akande (2022), as principais dificuldades na utilização da IA no setor financeiro, inclui, exatidão, consistência, transparência, confiança, ética, considerações legais, regulamentação do governo, lacunas de competências, questões de localização e as complexidades do desenho e da integração de modelos de ML.

#### 3.1. Banca tradicional vs *fintech*

A banca contemporânea divide-se em instituições financeiras tradicionais e em empresas *fintech*, dois modelos que se distinguem pela estrutura operacional, por aspetos regulatórios e pela forma como exploram a Inteligência Artificial (IA).

As instituições financeiras tradicionais encontram-se no limiar de uma transformação tecnológica, pois a IA está a revolucionar métodos bancários históricos, elevando a eficiência e a inovação centrada no cliente (E. Baffour Gyau et al., 2024). Face a expectativas crescentes dos clientes, a exigências regulamentares, a pressões competitivas, a margens cada vez mais estreitas, estas instituições recorrem à IA para reduzir custos operacionais, personalizar os seus produtos ou serviços e abrir novas fontes de receita, conseguindo assim ganhos mensuráveis no retorno sobre ativos e noutras métricas de desempenho (Dutta et al., 2022; Truby et al., 2020).

Por contraste, as *fintech* combinam IA, Internet das Coisas (IoT) e *big data* para lançar serviços fortemente orientados para a experiência do utilizador. Tendo em conta o estudo de Chhaidar, Abdelhedi & Abdelkafi, realizado entre 2010 e 2019, que contou com 23 bancos europeus, investimentos nessas inovações revelam-se positivamente correlacionados com o desempenho financeiro desses bancos (Abdelhedi & Abdelkafi, Chhaidar, 2023). A aplicação de tecnologias de IA tem potencial para reduzir custos operacionais melhorando consequentemente o desempenho financeiro. Entre os contributos da aplicação da IA destacam-se a prevenção de transações fraudulentas, o fortalecimento dos esforços contra o branqueamento de capitais, melhoramento de processos de identificação e verificação de clientes, a oferta de recomendações personalizadas e a disponibilidade de canais conversacionais como *chatbots* e assistentes de voz que replicam interações humanas de forma a criar relações mais fortes com os clientes (Madhura, Panakaje, Kambali, & Parvin, 2024).

Enquanto a banca tradicional aproveita a IA sobretudo para cumprir exigências regulatórias, reduzir custos e maximizar retornos sobre ativos em estruturas já consolidadas, as *fintech*, empregam a mesma tecnologia combinando-a com a IoT e *big data*, para inovar rapidamente em experiências centradas no utilizador e, desse modo, impulsionar o seu desempenho financeiro.

### 3.2. Análise de risco de crédito (*credit scoring*)

O surgimento da IA trouxe mudanças substanciais no campo da gestão de carteiras de crédito no setor dos serviços financeiros (Huang et al., 2023; Liu et al., 2023, Machado & Karray, 2022c). Isto inclui uma variedade de tarefas importantes, incluindo a avaliação do risco de crédito (Machado & Karray, 2022b, Nazari et al., 2019) e segmentação de clientes (Ahelegbey & Giudici, 2023, Vlahavas et al., 2024, Yin et al., 2023), necessários para maximizar os lucros e minimizar as perdas.

Os modelos recentes de *credit scoring* adotados por credores *fintech* distinguem-se dos tradicionais sobretudo em dois pontos (Gambacorta, Huang, Qiu & Wang, 2024). Em primeiro lugar, a tecnologia permite aos intermediários financeiros recolher e explorar muito mais informação (Gambacorta, Huang, Qiu & Wang, 2024). Assim, as plataformas de crédito *fintech* integram fontes alternativas, como informações retiradas da atividade em redes sociais (Jagtiani & Lemieux, 2019; U.S. Department of the Treasury, 2016) e pegadas digitais dos utilizadores (Berg et al., 2020). Nas grandes empresas tecnológicas, que operam plataformas próprias, a recolha de dados abrange também encomendas, transações e avaliações de clientes (Frost et al., 2019).

A segunda diferença reside na adoção de técnicas de *machine learning*. Em contraste com modelos lineares tradicionais, o *machine learning* é capaz de captar informação não linear nas variáveis (Gambacorta, Huang, Qiu & Wang, 2024). Khandani et al. (2010) desenvolvem um modelo de previsão não linear e não paramétrico para crédito ao consumo, assente em ML, concluindo que esse novo modelo pode superar outros, com ganhos que se traduzem numa redução entre 6% e 25% das perdas totais. Contudo, o desempenho preditivo destes modelos tem sido demonstrado sobretudo em cenários com ambiente externo estacionário, por isso, é indispensável avaliar o seu desempenho, perante choques estruturais que alterem as relações fundamentais entre as variáveis (Gambacorta, Huang, Qiu & Wang, 2024).

O desequilíbrio de classes é também um problema comum no domínio do *credit scoring*, uma vez que os clientes de risco representam apenas uma pequena proporção do total de clientes (Chen, Calabrese & Martín-Barragán, 2024). A proporção de incumprimentos varia consoante os produtos financeiros. Por exemplo, nas carteiras de crédito hipotecário, a taxa de incumprimento é inferior a 0,5% (Thomas et al., 2017), enquanto os empréstimos a PME apresentam uma percentagem mais elevada (cerca de 5%) (Andreeva et al., 2016; Gramegna & Giudici, 2021).

A IA tornou-se um elemento central na gestão do risco de crédito (Fujii et al., 2022; Pandey et al., 2021; Sasaki et al., 2024).

Baesens et al. (2021) demonstraram que, com uma engenharia de dados eficaz, modelos simples como a regressão logística e as árvores de decisão podem obter desempenhos elevados na deteção de fraude. Enquanto regressões lineares e outras técnicas estatísticas clássicas revelam limitações para captar a complexidade dos dados financeiros e as dinâmicas cíclicas da economia, os métodos de *machine learning* proporcionam uma estrutura analítica mais flexível e evolutiva (Amato, Osterrieder & Machado, 2024). Algoritmos como árvores de decisão, máquinas de vetores de suporte e redes neuronais conseguem identificar padrões subtis e relações não lineares nos dados, aspetos muitas vezes invisíveis às abordagens tradicionais, sendo aplicados tanto à avaliação do risco de mutuários individuais como à monitorização de carteiras de crédito na sua totalidade (Amato, Osterrieder & Machado, 2024).

A aplicação de IA à segmentação de clientes constitui um avanço relevante, pois permite às instituições financeiras oferecer serviços mais personalizados e eficientes (Hu et al., 2023; Talaat et al., 2023). Os modelos de IA conseguem processar grandes volumes de dados para agrupar consumidores segundo critérios como padrões de despesas, utilização de crédito ou traços comportamentais (Amato, Osterrieder & Machado, 2024). A análise de clusters e de componentes principais ajudam a identificar segmentos distintos, possibilitando campanhas de marketing e produtos ajustados às necessidades de cada grupo, o que se traduz em maior envolvimento e satisfação dos clientes (Amato, Osterrieder & Machado, 2024).

Do ponto de vista de avaliação, a capacidade preditiva dos modelos de IA em gestão do risco de crédito é geralmente medido por critérios como a exatidão, a precisão, a revocação e a área sob a curva característica de operação do recetor (Amato, Osterrieder & Machado, 2024). Já o sucesso da segmentação costuma ser monitorizado por indicadores como o envolvimento do cliente, retenção de clientes e rentabilidade de iniciativas de marketing focadas (Amato,

Osterrieder & Machado, 2024). Além dessas métricas, as organizações devem garantir que os modelos sejam validados, auditados e conformes com os requisitos regulatórios, de modo a manter a fiabilidade face às mudanças do mercado e às preferências dos consumidores (Amato, Osterrieder & Machado, 2024).

### 3.3. Detecção de fraude e *compliance*.

Nos últimos anos, o setor financeiro tem registado um aumento significativo no volume e na complexidade das transações, o que tem conduzido a um crescimento das atividades fraudulentas (Motie & Raahemi, 2024). A deteção de fraude financeira tornou-se uma preocupação crítica para empresas, reguladores e consumidores (Abdallah, Maarof & Zainal, 2016). Por isso, métodos de *machine learning* e de *data mining* são frequentemente utilizados para detetar fraudes em vários setores; por exemplo, sinistros de seguros de propriedade (Palacio, 2019), diagnósticos médicos e psiquiátricos, empréstimos automóvel (Błaszczynski et al., 2021), cartões de crédito (Rout, 2021), sinistros de seguros, seguro automóvel (Hanafy & Ming, 2021), questões financeiras (Alghofaili et al., 2020), entre outros.

Os modelos de *deep learning*, em particular as redes neuronais, constituem uma alternativa promissora para a deteção de fraude financeira devido à sua capacidade de aprender automaticamente padrões e representações complexas a partir de dados brutos (Motie & Raahemi, 2024). Estes também permitem lidar com dados de alta dimensionalidade e modelar relações não lineares, o que os torna adequados para identificar padrões subtis e ocultos indicativos de atividades fraudulentas (Motie & Raahemi, 2024). Têm sido aplicados vários tipos de *deep learning* à deteção de fraude financeira, incluindo redes neuronais *feedforward*, redes neuronais recorrentes (RNN), redes neuronais convolucionais (CNN) (Hilal et al., 2022) e redes neuronais em gráficos (GNN). Estes modelos foram utilizados em diversos domínios financeiros, como fraude em cartões de crédito, seguros e branqueamento de capitais (Motie &

Raahemi, 2024). Os modelos de *deep learning* têm demonstrado superar os métodos tradicionais em termos de exatidão, adaptabilidade e escalabilidade (Motie & Raahemi, 2024).

Uma das vantagens mais relevantes da aplicação de IA e ML na detecção de fraude é a capacidade de analisar fluxos de dados em tempo real. Ao contrário dos modelos convencionais, dependentes de registros históricos, estes sistemas monitorizam continuamente as transações à medida que ocorrem, identificando de imediato qualquer desvio fora do normal (Bansal et al., 2024). Por exemplo, se um fraudador tentar efetuar um levantamento não autorizado, o algoritmo deteta o padrão suspeito no instante em que surge, gera um alerta e bloqueia a operação, protegendo assim os fundos do titular da conta (Odufisan, Abhulimen, & Ogunti, 2025).

As instituições financeiras, as plataformas de comércio eletrônico e inúmeros outros setores produzem diariamente volumes de dados impossíveis de analisar manualmente sem perda de fiabilidade ou elevado custo de tempo. Os sistemas de IA conseguem processar esses grandes conjuntos de transações, detetar padrões ocultos e anomalias que escapariam à análise humana (Khurana, 2020), reforçando, assim, a eficácia dos mecanismos de prevenção de fraude.

Outra mais-valia decisiva da IA e do ML é a redução de falsos positivos (Bansal et al., 2024). As técnicas tradicionais marcam uma proporção elevada de operações legítimas como suspeitas, o que interfere na experiência do cliente e leva ao desperdício de recursos (Odufisan, Abhulimen & Ogunti, 2025). Ao aprender de forma contínua com novos casos de fraude, os algoritmos de IA aperfeiçoam a distinção entre comportamento normal e irregular, libertando os analistas para se concentrarem nos alertas mais críticos e aumentando a eficiência global do sistema (Odufisan, Abhulimen & Ogunti, 2025).

A IA permite identificar relações subtis em grandes bases de dados e descobre tipologias de fraude até então desconhecidas (Odufisan, Abhulimen & Ogunti, 2025). Esta

capacidade permite acionar medidas preventivas antes que os esquemas de fraude ganhem escala, como seria o caso da detecção de uma nova campanha de *phishing* dirigida a compradores online (Odufisan, Abhulimen & Ogunti, 2025).

### 3.4. Automação de processos (RPA)

A adoção de *Robotic Process Automation* (RPA) permite substituir o trabalho humano por *robots* permitindo assim reduzir drasticamente o volume de tarefas manuais repetitivas e reduzir taxas de erro (Anagnoste, 2017). Além de diminuir custos, a automatização liberta profissionais para funções de maior valor acrescentado, criando, em paralelo, oportunidades de emprego qualificado (Priyanto, Murwaningsari & Augustine, 2023).

Um das suas vantagens é a possibilidade de a integrar nos sistemas já existentes sem requerer alterações profundas na infraestrutura de IT, evitando assim a substituição total dos sistemas, o que por sua vez, leva a que as empresas poupem dinheiro ao adotar estes *robots* (Vedder et al., 2016). Do ponto de vista estratégico, empresas que alinham a RPA com os objetivos de negócio registam lucros superiores às que a utilizam apenas como ferramenta de corte de custos (Lacity & Willcocks, 2016b). Nas operações financeiras de uma empresa, a automação dos ciclos de compensação e liquidação reduz atrasos nas transações e melhora a eficiência dos fluxos financeiros (Lacity & Willcocks, 2016a). Consequentemente, os diretores financeiros ganham vantagem competitiva ao gerir operações essenciais, aumentar a transparência de mercado e até abrir novos segmentos de títulos internacionais (Vedder et al., 2016). À medida que a proporção de processos automatizados cresce, expande-se também o potencial de criação de valor para o negócio.

Embora a RPA ofereça ganhos operacionais significativos, a sua adoção requer uma gestão de mudança cuidadosa: evidências de estudos e pilotos apontam que as próprias características da tecnologia podem suscitar resistência dos colaboradores, sobretudo por

receios quanto à segurança do emprego e falta de confiança nas novas soluções digitais (Suri et al., 2017; Syed et al., 2020). Uma comunicação interna clara, contínua e dirigida aos *stakeholders* é, portanto, essencial para assegurar que os utilizadores compreendem os objetivos da inovação e se alinham com ela, permitindo capturar plenamente o valor gerado pela automatização.

### 3.5. Chatbots e atendimento ao cliente

A adoção de *chatbots* suportados por IA em serviços de apoio ao cliente tem registado um crescimento acentuado (Chen et al., 2021). No contexto bancário, estas tecnologias assumem especial relevância pois têm a capacidade de responder a diversos serviços da linha da frente, serviços nos quais existe uma ligação direta com o cliente desde esclarecimentos até transações simples, num formato de diálogo natural e contínuo (Yoon & Yu, 2022). Os *chatbots* entregam respostas imediatas, reduzem custos operacionais e eliminam constrangimentos por falta de pessoal, contribuindo assim para maior eficácia do serviço e menos risco de impessoais nas operações financeiras (Abdulquadri et al., 2021; Chen et al., 2021; Eren, 2021).

Do ponto de vista da experiência do cliente, entendida como a percepção agregada do cliente que se forma ao longo de todo o ciclo de interação com o serviço (Carbone & Haeckel, 1994), os *chatbots* procuram oferecer uma interação com o cliente fluida e, por vezes, indistinguível da interação com um colaborador humano (Luo et al., 2019). Esta experiência do cliente é medida com base em valores intrínsecos como o prazer, diversão e satisfação e valores extrínsecos como a eficiência e o valor económico (Chen et al., 2021; Jenneboer et al., 2022; Mathwick et al., 2001; Trivedi, 2019). Considerar a experiência do cliente avaliada em valores intrínsecos e extrínsecos permite explicar as percepções de valor dos *chatbots*, bem como a satisfação e a intenção de uso continuado em contexto bancário (Nguyen

& Le, 2025). A explicação dos clientes permite desenvolver soluções que aprofundam a relação entre o banco e o cliente, intensificam as interações ao longo da cadeia de valor e geram impressões duradouras sobre o serviço (Chen et al., 2021; Le, 2023; Trivedi, 2019).

Embora a IA tenda a gerar resultados organizacionais favoráveis e ofereça uma vantagem estratégica a empresas de todas as dimensões, o processo de implementação e os efeitos obtidos divergem substancialmente entre as PME e as corporações de maior porte (Ayinaddis, 2025). Essas disparidades decorrem, entre outros aspetos, de diferenças nos recursos disponíveis, na experiência, na estrutura de custos e nos sistemas de apoio que cada tipo de organização detém (Ayinaddis, 2025).



## 4. Adoção da IA pelas empresas

As diferenças entre as PME e as empresas de maior porte ocorrem devido a diferenças nos recursos disponíveis, no capital humano especializado, na estrutura de custos e nos sistemas de apoio que cada tipo de organização detém, entre outros fatores (Ayinaddis, 2025).

Para explicar como estes fatores influenciam a adoção da IA nas empresas de diferentes portes vai-se utilizar o modelo TOE (*Technology, organization, environment*).

O modelo *Technology–Organization–Environment* (TOE) sustenta que a adoção e a implementação de inovações tecnológicas são condicionadas por três grandes dimensões: os atributos da própria tecnologia (complexidade, compatibilidade e outros fatores relacionado com a tecnologia), o contexto interno da organização (como a dimensão da empresa, a gestão e os colaboradores) e o ambiente externo em que a empresa opera (como o mercado onde está inserida, o governo, a concorrência entre outros fatores externos) (Al Hadwer, Tavana, Gillis, & Rezania, 2021; Baker, 2012).

### 4.1. Modelo TOE

#### 4.1.1. Tecnologia

A adoção de tecnologias está associada com o desenvolvimento das infraestruturas de TI, níveis elevados de maturidade digital e infraestruturas avançadas constituem pré-requisitos essenciais para a adoção eficaz de IA em diferentes sectores (Ayinaddis, 2025). Os requisitos, contudo, variam consoante a dimensão organizacional: grandes empresas dispõem habitualmente dos recursos tecnológicos e financeiros necessários para sustentar sistemas de IA de grande escala, cujo treino e implementação exigem considerável capacidade computacional e volumetria de dados (Ayinaddis, 2025). Esta capacidade permite-lhes integrar IA nos processos, aumentando a eficiência e favorecendo a inovação.

Em contraste, as PME enfrentam barreiras significativas no acesso às infraestruturas necessárias para a adoção de IA (Kapoor, 2024; Schlegel et al., 2023; Tawil et al., 2024). Nestas organizações, a preparação para usar IA depende fortemente da orientação tecnológica e de fatores complementares, tornando a superação das limitações infraestruturais um desafio central (Jalil et al., 2024; Polisetty et al., 2024).

Existem divergências estatisticamente significativas nas necessidades e requisitos de adoção em função da dimensão organizacional (Tominc et al., 2024). As empresas de maior porte recorrem à IA para processar *big data*, gerir clientes em mercados globais e executar operações logísticas de grande escala, metas que têm como objetivo o aumento da eficiência que resulta de níveis mais elevados e de maior grau de aplicação (Yang et al., 2024).

Por outro lado, as PME privilegiam preocupações pragmáticas de curto prazo (Tominc et al., 2024). Normalmente implementam a tecnologia para finalidades pontuais e sensíveis ao fator tempo, como *chatbots* que elevam a satisfação do cliente, sistemas de gestão de inventário ou automatização de tarefas administrativas (Rawashdeh et al., 2023). Em consequência, a extensão e a profundidade do uso tendem a ser mais limitadas, refletindo constrangimentos de recursos e objetivos de natureza imediata (Yang et al., 2024).

#### 4.1.2. Organização

A disponibilidade de competências e conhecimentos especializados constitui um determinante crítico da adoção de IA, evidenciando diferenças marcantes entre PME e grandes empresas (Grashof & Kopka, 2023; Wei & Pardo, 2022). Programas de formação voltados para o reforço das capacidades operacionais demonstram impactos positivos na utilização de IA por parte das PME (Huseyn et al., 2024), enquanto recursos tangíveis e qualificações da força de trabalho revelam-se fatores consistentes do sucesso na implementação de IA (Chen et al., 2024). As pequenas empresas, muitas vezes incapazes de oferecer pacotes salariais

competitivos ou trajetórias de carreira atrativas, carecem de colaboradores com conhecimento tecnológico de forma a influenciar a intenção das pessoas de adotar uma tecnologia (Peretz-Andersson et al., 2024; Hansen & Bøgh, 2021; Pee et al., 2019), recorrendo a consultores externos cuja contratação pode ser inviável face a restrições orçamentais.

Por contraste, organizações de grande porte dispõem de recursos financeiros para recrutar pessoal altamente especializado, facilitando a integração da IA (Tominc et al., 2024). De acordo com Blomster e Koivumäki (2022) as competências em gestão de dados e condução de projetos de *machine learning* são pilares de êxito para a adoção de IA. A contratação de cientistas de dados e a sensibilização dos colaboradores para competências digitais reforçam atitudes favoráveis à adoção de IA (Ayinaddis, 2025).

A implementação de IA exige investimentos internos e externos substanciais, motivo pelo qual grandes organizações, munidas de capital financeiro e humano, conseguem financiar tecnologias sofisticadas e até desenvolver soluções próprias adaptadas às suas necessidades (Tominc et al., 2024).

Por outro lado, as PME operam sob restrições de liquidez que limitam o acesso a financiamentos e tornam arriscadas as aquisições de sistemas de IA, sobretudo quando não se perspetivam retornos rápidos (Bağ et al., 2024; Tawil et al., 2024; Tominc et al., 2024). Consequentemente, recorrem com frequência ao *outsourcing*, porém, estudos evidenciam que os custos percebidos continuam a ser a principal barreira à adoção de tecnologias avançadas, incluindo IA (Dvořáková et al., 2021).

A liderança de topo molda as decisões estratégicas e operacionais da organização (Finkelstein & Hambrick, 1990). O compromisso e o apoio da gestão são fundamentais para a adoção bem-sucedida de IA, tanto em PME como em grandes empresas (Maroufkhani et al., 2023). A consciencialização dos decisores acerca dos benefícios da

tecnologia, bem como o apoio ativo que prestam, condiciona a predisposição da organização para a mudança (Ayinaddis, 2025).

Nas grandes empresas, a disponibilidade de maiores recursos financeiros, permite investir em talento especializado, programas formais de gestão da mudança e estruturas organizacionais adequadas (Ayinaddis, 2025). Em contraste, as PME mostram menor estímulo por parte da gestão, principalmente devido aos custos de acompanhamento elevados durante a implementação (Badghish & Soomro, 2024). Para ultrapassar este obstáculo, propõe-se que as PME adotem estratégias de fortalecimento da liderança, orientadas para ganhos de produtividade e eficiência (Kim & Seo, 2023). A preparação da liderança e o estilo de decisão influenciam diretamente o nível de prontidão organizacional para implementar IA (Hossain et al., 2024).

#### 4.1.3. Ambiente

O governo e a concorrência são os principais fatores externos que influenciam as empresas a implementar IA nas empresas.

A entrada de novos concorrentes altera a dinâmica competitiva e obriga as empresas a procurarem soluções mais inovadoras (Costa et al., 2022). Neste contexto, as grandes empresas recorrem à IA para salvaguardar a sua posição de mercado, pois atuam em ambientes altamente competitivos impulsionados por avanços tecnológicos (Yang et al., 2024). Além disso, dispõem de recursos, competências e visão estratégica que lhes permitem integrar a IA de forma mais rápida e eficaz do que as PME (Bağ et al., 2024).

A implementação de IA nas empresas exige uma abordagem multidimensional à privacidade e segurança dos dados, englobando aspetos políticos, económicos, sociais e tecnológicos (Akinsolu, 2022). A confiança, por sua vez, depende diretamente da perceção de segurança e privacidade, influenciando a intenção de adoção de IA (Ayinaddis, 2025). As

organizações devem garantir conformidade legal, transparência e mecanismos de responsabilização (Al Badi et al., 2022; Pillai & Sivathanu, 2020; Volkmar et al., 2022).

A ausência de diretrizes claras, de medidas robustas de proteção de dados e de transparência nos algoritmos surge como barreira crítica à adoção (Bansal et al., 2024; Singh et al., 2023).

As empresas de grande porte dispõem, em geral, de estruturas estratégicas consolidadas para satisfazer requisitos de auditoria e princípios de IA ética, enquanto as PME se deparam com lacunas de conhecimento, segurança e privacidade dos dados e inexistência de estruturas práticas (Ayinaddis, 2025).

A construção de um ambiente de confiança e responsabilidade ética constitui, por conseguinte, condição indispensável para a integração eficaz da IA, sobretudo no contexto das PME, onde a falta de recursos pode comprometer o cumprimento regulamentar e a aceitação pelos *stakeholders* (Aghimien et al., 2024).





## 5. Impacto da IA nas organizações financeiras

### 5.1. Eficiência operacional e redução de custos

As instituições bancárias em processo de transformação digital procuram melhorar as suas capacidades tecnológicas de prevenção e controlo do risco (Casolaro & Gobbi, 2007). Para reduzir eficazmente a probabilidade de crédito em incumprimento, torna-se essencial reforçar os investimentos científicos e tecnológicos e promover a integração de recursos (Banna et al., 2021; Umar & Akhtar, 2021).

Avaliar os resultados operacionais é essencial para as instituições financeiras, pois demonstra a sua eficiência a investidores, mercado e clientes, reforçando a confiança na organização (Pio et al., 2023). Um indicador muito utilizado é o *Operational Efficiency Index* (OEI), obtido pelo cálculo da divisão do custo pela receita (Bueno et al., 2024).

A digitalização, incluindo *mobile banking*, carteiras digitais e consultoria virtual, expandiu o âmbito dos serviços bancários, colocando a eficiência operacional no centro da transformação do setor bancário (Bueno, Sigahi & Anholon, 2023; Shaikh & Anwar, 2023). Ao incorporar estas tecnologias, incluindo a indústria 4.0, leva a um aumento da eficiência operacional, pois estas tecnologias permitem a execução, monitorização e otimização das tarefas financeiras (Arjun, Kuanr & Suprabha, 2021; Schepinin & Bataev, 2019). As plataformas digitais permitem recolher e analisar grandes volumes de dados, fornecendo informações que sustentam decisões informadas sobre alocação de recursos, gestão do risco e melhoria dos serviços (Bueno et al., 2024).

A eficiência operacional digital (EOD) tornou-se um objetivo estratégico no setor bancário, com repercussões não só para gestores e demais interessados da indústria financeira, mas também para a sociedade em geral (Du et al., 2020; Sia, Weill & Zhang, 2021). Ao explorar as tecnologias digitais para aperfeiçoar os seus processos, as instituições conseguem usar os

recursos de forma mais eficiente, reduzir custos e reduzir riscos (Pandey, Mittal & Subbiah, 2021; Hoffmann, 2019). Para os clientes, traduzem-se em tempos de resposta mais curtos e serviços personalizados, fatores que aumentam a lealdade e a satisfação (Pio et al., 2023). A nível social, um sector bancário digitalmente eficiente favorece a estabilidade económica, a inclusão financeira e o progresso tecnológico, ao impulsionar inovação, criação de emprego e resiliência económica (Winasis, Wildan & Sutawidjaya, 2020; Anis et al., 2023).

A transformação digital permitiu aos bancos racionalizar processos, diminuir custos e elevar a qualidade dos serviços mediante a incorporação de tecnologias inovadoras como a inteligência artificial e o *machine learning* (Rodrigues, Ferreira, Teixeira & Zopounidis, 2022).

O fortalecimento da experiência do cliente está diretamente associado a ganhos de desempenho para os bancos, refletindo-se, por exemplo, na diminuição do número de interações necessárias via chat ou telefone, o que sinaliza maior eficácia no atendimento (Mbama, Ezepeue, Alboul & Beer, 2018). De acordo com Andrade e Tumelero (2022) a integração de IA nos canais de serviço ao cliente aumenta significativamente a eficiência do atendimento, consequentemente aperfeiçoa a qualidade percebida. Ao adotarem soluções baseadas em IA e ao melhorarem a qualidade dos serviços digitais, as instituições financeiras não só elevam a satisfação dos clientes como também tornam os seus processos mais ágeis e menos dispendiosos. Esses resultados realçam o potencial transformador de abordagens operacionais inovadoras para otimizar a experiência bancária global e, consequentemente reforçar o sucesso e a competitividade empresarial na era digital (Kaur, Kiran, Grima & Rupeika-Apoga, 2021).

## 5.2. Tomada de decisão baseada em dados

As tecnologias de IA e ML permitem às instituições financeiras aperfeiçoar a tomada de decisões, automatizar rotinas e conceber estratégias suportadas em dados, salvaguardando a sua competitividade numa economia global em acelerada digitalização (Choudhary & Arora, 2024). Neste cenário, a análise de sentimento (vertente aplicada de IA/ML) visa a extração de perspectivas operacionais a partir de informação textual, como relatórios anuais ou opiniões de clientes, fatores que influenciam de forma crescente o desempenho das organizações (Jiang et al., 2023; Mohanty & Cherukuri, 2023).

A análise de sentimento tem-se afirmado como ferramenta essencial para captar percepções de mercado e atitudes de gestão com impacto nos resultados financeiros. No domínio bancário, técnicas de otimização combinadas com redes neuronais convolucionais (CNN) e recorrentes (RNN) extraem perspectivas mais fiáveis sobre a satisfação dos clientes, mesmo em bases de dados com sentimentos desequilibrados (Plubin, Bunyatisai, Plubin & Jiamwattanapong, 2024). Outros autores sublinham que o sentimento implícito no *feedback* dos utilizadores influencia o “clima” do mercado (Mohanty & Cherukuri, 2023). Acresce que incorporar métricas textuais de sentimento em comunicações de gestão melhora a previsão do risco de insolvência, com resultados diretos no ROE (*Return On Equity*) (De Jesus & Besarria, 2023).

Apesar do crescente interesse e dos avanços na previsão de falências com recurso a IA e ML, têm emergido vários desafios. Um dos principais é a disponibilidade e qualidade dos dados (Aljawazneh et al., 2021). Os dados financeiros são frequentemente complexos, heterogéneos e propensos a erros, exigindo pré-processamento e engenharia de *features* (dados) cuidadosos para extrair informações relevantes (Dasilas & Rigani, 2025). Além disso, a natureza dinâmica dos mercados financeiros requer o desenvolvimento de modelos capazes de se adaptar a condições económicas instáveis (Safi et al., 2022). Outro desafio significativo é a

interpretabilidade e explicabilidade dos modelos de IA e ML (Dasilas & Rigani, 2025). A explicabilidade de modelos de *machine learning* para previsão de falências, partindo do pressuposto de que, quando estes modelos alcançam um nível suficiente de interpretabilidade, têm potencial para serem usados como modelos analíticos eficazes nesse domínio (Park & Yang, 2022).

A partir dos dados fornecidos pela IA, os gestores, conseguem antecipar as suas decisões possibilitando uma adaptação rápida a condições de mercado, maior precisão na previsão de insolvência e reforço da confiança de *stakeholders*, aspetos cruciais para sustentar a competitividade no setor financeiro (Ali & Aysan, 2025).

### 5.3. Desemprego tecnológico

A adoção de IA nas organizações financeiras suscita um debate relevante sobre o seu impacto no emprego, frequentemente abordado a partir de duas perspetivas complementares: o efeito de substituição e o efeito de deslocamento (Guliyev, 2023).

O efeito de substituição descreve situações em que a automação, suportada por IA, substitui diretamente tarefas ou funções antes desempenhadas por humanos, podendo levar à redução de postos de trabalho (Guliyev, 2023). De acordo com Acemoglu e Restrepo (2020), a análise do impacto da densidade de robôs no mercado de trabalho local dos Estados Unidos, realizada a partir de um modelo teórico baseado em tarefas, revelou que a introdução de um robô adicional por cada mil trabalhadores está associada a uma redução de 0,2% na taxa de emprego em relação à população e a uma diminuição de 0,37% nos salários médios por hora. Os autores destacam ainda que este efeito é mais acentuado entre trabalhadores com níveis de escolaridade mais baixos, evidenciando uma maior vulnerabilidade deste grupo às consequências negativas da automação. No contexto financeiro, isto é particularmente relevante em funções de natureza repetitiva e padronizada, como o processamento de dados,

auditorias de rotina ou atendimento ao cliente (Guliyev, 2023). Graetz e Michaels (2018) mostram que trabalhadores com menor qualificação estão mais expostos a impactos negativos, dado que a IA executa tarefas padronizáveis com maior eficiência e menor custo.

Por outro lado, o efeito de deslocamento sugere que, embora a IA possa eliminar certas funções, também cria novas oportunidades, sobretudo relacionadas com gestão e análise de grandes volumes de dados, desenvolvimento de produtos financeiros digitais e funções de supervisão tecnológica (Guliyev, 2023). Boden (1987), defende que o avanço da inteligência artificial é um processo passível de replicação. Na sua perspetiva, apesar dos desafios inerentes ao período de transição, o saldo final será a criação de um número significativamente superior de postos de trabalho, possivelmente distintos dos atuais, tornando desnecessária uma preocupação excessiva com o desemprego a longo prazo. A relação entre inteligência artificial, automação e emprego, permite concluir que estas tecnologias potenciam a produtividade, efeito que é reforçado pelo aumento do capital disponível (Acemoglu & Restrepo, 2018). Este acréscimo de capital permite melhorar tecnicamente as funções desempenhadas, recorrendo a profissionais mais qualificados e gerar, assim, novas oportunidades de trabalho (Guliyev, 2023). Por sua vez, Koch et al. (2021) examinaram dados de empresas industriais em Espanha e verificaram que a adoção de robótica resultou num acréscimo líquido de 10% no número de empregos, contrastando com as perdas de postos observadas nas organizações que não investiram em automação.

A tecnologia da informação apoia o trabalho organizacional sob várias dimensões: promove a descentralização e o achatamento das hierarquias dentro da empresa, melhora a coordenação e comunicação interna e entre empresas, elimina fronteiras internas entre departamentos e subunidades, incentiva os trabalhadores a assumirem responsabilidade no processo de tomada de decisão, possibilita novas formas de trabalho flexível e motiva os

trabalhadores a manterem-se bem informados e a desenvolverem as suas competências e conhecimentos (Greenan & Napolitano, 2021; Katz & Krueger, 2019).

O impacto da IA no emprego nas organizações financeiras depende de fatores como o nível de qualificação da força de trabalho, a capacidade de requalificação interna, a velocidade de adoção tecnológica (Guliyev, 2023). Organizações financeiras que investem em formação contínua e em estratégias de integração que relacionam os humanos e a IA tendem a mitigar os efeitos negativos do desemprego tecnológico, transformando a automação numa alavanca para inovação e competitividade (Guliyev, 2023).

#### 5.4. Preocupações éticas

A evolução da IA tem obrigado as empresas a promover a Responsabilidade Digital Corporativa (CDR), com especial foco na definição de mecanismos claros de responsabilização e na preservação da agência humana (Tóth & Blut, 2024). A ética aplicada à IA constitui um elemento central da CDR, uma vez que a utilização destas tecnologias afeta diretamente múltiplos *stakeholders*, incluindo consumidores, colaboradores, parceiros institucionais e a sociedade em geral (Toth & Blut, 2024). As considerações éticas são cruciais para construir uma relação de confiança com os clientes, o que pode contribuir para o seu bem-estar financeiro global (Aw et al., 2023).

No setor dos serviços financeiros, a relevância da IA já é significativa e tende a expandir-se. Estas tecnologias permitem analisar grandes volumes de dados para uma gestão de riscos mais eficaz, sendo amplamente utilizadas em tarefas como deteção de fraude, avaliação de crédito e apoio à decisão na concessão de empréstimos (Toth & Blut, 2024). Apesar destas oportunidades melhorarem a qualidade dos serviços prestados, a adoção da IA no setor financeiro levanta riscos significativos no que respeita à privacidade e proteção de

dados, bem como potencia outros efeitos adversos que requerem uma gestão ética e regulatória adequada (McKinsey, 2021).

A CDR pode ser entendida como um conceito de gestão que permite às empresas abordar, de forma integrada, os desafios éticos associados ao uso de tecnologias digitais (Tóth & Blut, 2024). Assente nas tradições da ética informática e da ética empresarial, a CDR traduz-se num conjunto de valores e normas partilhados que orientam a criação, a operação e a governação de tecnologias e dados, promovendo um uso responsável em benefício da organização, da sociedade e do ambiente, enquanto mitiga consequências negativas (Wirtz et al., 2023). Para maximizar a CDR, ganham centralidade a clarificação de responsabilidades organizacionais na gestão e alavancagem de tecnologia digital, as questões de privacidade e cibersegurança e a utilização socialmente responsável de soluções digitais (Tóth & Blut, 2024).

No setor de serviços financeiros, historicamente adaptativo face a novas tecnologias, a IA pode automatizar processos e potenciar a decisão humana em termos de velocidade e precisão (Tóth & Blut, 2024). Estimativas apontam que o valor económico anual da IA na banca poderá atingir perto de 1 trilião de dólares, com maior impacto esperado em marketing e vendas, seguido de gestão de risco, recursos humanos, finanças e TI (Toth & Blut, 2024). Contudo, o mesmo potencial traz riscos éticos relevantes, modelos algorítmicos podem afetar direitos e dignidade dos indivíduos, por exemplo, como no caso de um modelo de avaliação para seguros automóveis que valorize mais a pontuação de crédito do cliente do que o seu histórico de condução sob efeito de álcool, questionando a adequação dos critérios utilizados (Toth & Blut, 2024). A resposta para este tipo de problemas passa por treinar equipas técnicas e programadores em ética algorítmica e por incorporar mecanismos de mitigação de viés, remover ou atenuar enviesamentos ainda na fase de pré-processamento dos dados e definir métricas de justiça como objetivos de otimização dos modelos (Townson, 2020). Complementarmente, auditorias regulares, monitorização contínua e envolvimento dos

*stakeholders* reforçam a transparência e a confiança, contribuindo para que os sistemas de IA sejam não apenas eficientes, mas também éticos e socialmente responsáveis (Toth & Blut, 2024).



## 6. Metodologia

Esta secção delinea o plano metodológico adotado para a presente pesquisa, que tem como objetivo explorar tanto os benefícios quanto os desafios associados à adoção da IA, bem como propor estratégias específicas para otimizar a integração bem-sucedida dessa tecnologia no cenário empresarial português. O presente estudo vai adotar uma abordagem de amostragem não probabilística por conveniência para explorar o impacto da IA nas empresas do setor financeiro em Portugal.

### 6.1. População e amostra

A população desta pesquisa são as empresas ativas do setor financeiro em Portugal, em que, a base de dados foi fornecida pela empresa Informa D&B. A amostra será selecionada com base no subsetor e no porte (pequena/média/grande) com base no número de trabalhadores.

### 6.2. Método de recolha de dados

A recolha de dados será realizada por meio de um questionário que foi adaptado do trabalho original de Islam et al. (2023). O questionário abordará temas como benefícios percebidos, desafios enfrentados, estratégias de implementação, e a percepção geral das empresas do setor financeiro em relação à adoção da IA. A escala utilizada de resposta foi a escala de Likert de 1 (“Discordo Totalmente”) a 5 (“Concordo Totalmente”). A identificação da dimensão das empresas será feita através do critério do número de colaboradores em que:

- Micro: <50 colaboradores
- Pequena: entre 50 e menos de 249 colaboradores

- Média: entre 250 e menos de 1000 colaboradores
- Grande: 1000 ou mais

O questionário será distribuído online para gestores das empresas do setor financeiro que usam IA em Portugal.

### 6.3. Objetivos e hipóteses

Este estudo tem como objetivo analisar o impacto da Inteligência Artificial (IA) nas empresas do setor financeiro em Portugal. Para alcançar este objetivo geral, serão definidos os objetivos específicos seguintes:

1. Identificar as principais tecnologias de IA que estão a ser adotadas pelas empresas portuguesas do setor financeiro;
2. Avaliar como a IA está a influenciar a estratégia, organização, operações e gestão de pessoas das empresas portuguesas do setor financeiro;
3. Identificar os principais desafios e oportunidades associados à adoção da IA pelas empresas portuguesas do setor financeiro;
4. Determinar como a dimensão das empresas influencia as principais tecnologias de IA adotadas; a estratégia, organização, operações e gestão de pessoas; e os principais desafios e oportunidades associados à adoção da IA pelas empresas portuguesas do setor financeiro.

Com base na revisão da literatura e na formulação dos objetivos específicos, serão elaboradas hipóteses a serem testadas ao longo da investigação:

- H1: Maior maturidade de TI/dados está positivamente associada à adoção de IA;

- H2: A adoção de IA para a detecção de fraude é mais frequente do que a de visão computacional e GenAI nas empresas financeiras portuguesas;
- H3: A adoção de IA está positivamente associada à eficiência operacional e à redução de custos, à melhor gestão de risco (crédito e fraude), à melhor experiência do cliente e às receitas;
- H4: Custos, escassez de competências, problemas de dados e regulação reduzem a adoção de IA;
- H5: Empresas de maior porte têm maior adoção de IA e o efeito da adoção nos resultados é mais forte nas empresas de maior porte do que menor porte.

#### 6.4. Caraterização da amostra

Ao analisar os resultados verifica-se através da tabela 1, “Função que representa dentro da empresa”, que 57 pessoas responderam ao questionário dentro das quais 16 têm como função Diretor Geral, o que corresponde a 28,1% da amostra, 14 são Diretores Financeiros, corresponde 24,6% da amostra, 8 são Diretores Comerciais, o que corresponde a 14% da amostra, 9 são Diretores Operações/Produção, corresponde 15,8% da amostra, 6 são Sócio-Gerente, corresponde a 10,5% da amostra, 1 tem como função Recursos Humanos, o que representa 1,8% da amostra, o que também se verifica nas outras funções: Gestor da Qualidade, Project Manager e Associado.

Tabela 1: Função que representa dentro da empresa

|                            | N  | %     |
|----------------------------|----|-------|
| Diretor Geral              | 16 | 28,1  |
| Diretor Financeiro         | 14 | 24,6  |
| Diretor Comercial          | 8  | 14,0  |
| Diretor Operações/Produção | 9  | 15,8  |
| Sócio-Gerente              | 6  | 10,5  |
| Recursos Humanos           | 1  | 1,8   |
| Gestor da Qualidade        | 1  | 1,8   |
| Project Manager            | 1  | 1,8   |
| Associado                  | 1  | 1,8   |
| Total                      | 57 | 100,0 |

Na tabela 2, “Género”, verifica-se que dos 57 inquiridos 12 são do sexo feminino, o que corresponde a 21,1% da amostra e 45 são do sexo masculino, correspondem ao 78,9% da amostra.

Tabela 2: Género

|           | N  | %     |
|-----------|----|-------|
| Feminino  | 12 | 21,1  |
| Masculino | 45 | 78,9  |
| Total     | 57 | 100,0 |

Na tabela 3, “Idade do Colaborador”, verifica-se que 4 têm idades compreendidas entre 25 e 34 anos, corresponde a 7% da amostra; 19 têm idades compreendidas entre 35 a 44 anos, corresponde a 33,3% da amostra; 20 têm idades compreendidas entre 45 a 54 anos, corresponde a 35,1% da amostra; 11 têm idades compreendidas entre 55 a 64 anos, corresponde a 19,3% da amostra e 3 têm idade superior ou igual a 65 anos, o que corresponde a 5,3% da amostra.

Tabela 3: Idade do Colaborador

|       | N  | %     |
|-------|----|-------|
| 25–34 | 4  | 7,0   |
| 35–44 | 19 | 33,3  |
| 45–54 | 20 | 35,1  |
| 55–64 | 11 | 19,3  |
| ≥ 65  | 3  | 5,3   |
| Total | 57 | 100,0 |

Quanto ao número de colaboradores de cada empresa, na tabela 4, “Número de Colaboradores”, verifica-se que 52 empresas têm entre 0 e 49 colaboradores, o que representa 91,2 % das empresas da amostra; 3 empresa têm entre 50 e 249 colaboradores, corresponde a 5,3% da amostra e 2 empresas têm entre 250 e 999 colaboradores, o que corresponde 3,5% da amostra.

Tabela 4: Número de Colaboradores

|         | N  | %     |
|---------|----|-------|
| 0–49    | 52 | 91,2  |
| 50–249  | 3  | 5,3   |
| 250–999 | 2  | 3,5   |
| Total   | 57 | 100,0 |

Na tabela 5, “Tipo de instituição financeira”, verifica-se que das 57 empresas 15 são “Seguradoras”, o que corresponde a 26,3% da amostra; 10 são “Mediação de Seguros”, corresponde a 17,5% da amostra; 9 são “Gestora de Ativos”, corresponde 15,8% da amostra; 11 são “Corretora de Seguros”, corresponde a 19,3 % da amostra; 3 são “Intermediação de Crédito”, corresponde a 5,3% da amostra; 2 são “Mediador de seguros e Intermediário de Crédito”, corresponde a 3,5% da amostra; 2 são “Fundo Imobiliário”, corresponde a 3,5 % da

amostra; 1 é “Gestão de Sinistros”, corresponde a 1,8% da amostra; 1 é “Gabinete de peritagens sinistros e auditorias”, corresponde a 1,8% da amostra; 1 é “Multi Family Office”, corresponde a 1,8% da amostra; 1 é “Gestão de Capital de Risco”, corresponde a 1,8% da amostra e 1 é “Fintech” que corresponde a 1,8% da amostra.

Tabela 5: Tipo de instituição financeira

|  | N  | %     |
|--|----|-------|
| Seguradora                                     | 15 | 26,3  |
| Mediação de Seguros                            | 10 | 17,5  |
| Gestora de Ativos                              | 9  | 15,8  |
| Corretora de Seguros                           | 11 | 19,3  |
| Intermediação de Crédito                       | 3  | 5,3   |
| Mediador de seguros e Intermediário de Crédito | 2  | 3,5   |
| Fundo Imobiliário                              | 2  | 3,5   |
| Gestão de Sinistros                            | 1  | 1,8   |
| Gabinete de peritagens sinistros e auditorias  | 1  | 1,8   |
| Multi Family Office                            | 1  | 1,8   |
| Gestão de capital de risco                     | 1  | 1,8   |
| Fintech  | 1  | 1,8   |
| Total  | 57 | 100,0 |

## 7. Resultados

A tabela 6 apresenta as estatísticas descritivas das questões do questionário, avaliadas numa escala de 1 a 5.

Os resultados com mais concordância surgem nas questões relacionadas com ganhos de eficiência e produtividade, a questão 1 ( $M = 4,28$ ) e a questão 4 ( $M = 4,11$ ) apresentam as médias mais elevadas.

Nas questões 2 ( $M = 3,67$ ), 3 ( $M = 3,51$ ), 5 ( $M = 3,39$ ), 6 ( $M = 3,68$ ), 7 ( $M = 3,18$ ), 12 ( $M = 3,58$ ), 14 ( $M = 3,68$ ), 15 ( $M = 3,00$ ), 16 ( $M = 3,02$ ), 17 ( $M = 3,16$ ), 20 ( $M = 3,28$ ), 21 ( $M = 3,51$ ), 25 ( $M = 3,04$ ), 26 ( $M = 3,11$ ) e 27 ( $M = 3,19$ ), observam-se níveis de concordância moderados a elevados.

As questões 8 ( $M = 2,28$ ), 9 ( $M = 2,44$ ), 10 ( $M = 2,79$ ), 11 ( $M = 2,65$ ), 13 ( $M = 2,89$ ), 18 ( $M = 2,81$ ), 19 ( $M = 2,68$ ), 22 ( $M = 2,65$ ), 23 ( $M = 2,40$ ) e 24 ( $M = 2,91$ ), são as que se verifica menor concordância.

Tabela 6: Estatísticas Descritivas

|  | M    | DP    | Mín | Máx |
|--|------|-------|-----|-----|
| 1. A implementação de IA aumenta a eficiência operacional na nossa empresa   | 4,28 | ,559  | 3   | 5   |
| 2. A IA melhora a tomada de decisão na nossa empresa   | 3,67 | ,690  | 2   | 5   |
| 3. Os chatbots/assistentes virtuais (IA) melhoram o atendimento ao cliente na nossa empresa                              | 3,51 | ,805  | 2   | 5   |
| 4. As ferramentas de IA aumentam a produtividade na nossa empresa  | 4,11 | ,489  | 3   | 5   |
| 5. A IA reduz os custos operacionais na nossa empresa  | 3,39 | ,675  | 2   | 5   |
| 6. Utilizamos Automação Robótica de Processos (RPA) para automatizar tarefas repetitivas nos processos                   | 3,68 | ,827  | 1   | 5   |
| 7. Utilizamos modelos generativos (GenAI) em produção (p.ex., sumarização, apoio ao cliente, geração de conteúdo/código) | 3,18 | ,889  | 1   | 5   |
| 8. Utilizamos visão computacional em casos de uso (p.ex., validação documental)  | 2,28 | 1,065 | 1   | 5   |
| 9. Usamos IA para avaliação/monitorização do risco de crédito na nossa empresa   | 2,44 | ,926  | 1   | 5   |
| 10. A IA deteta fraudes e reduz o risco financeiro na nossa empresa  | 2,79 | ,796  | 1   | 4   |
| 11. Implementámos IA para AML/monitorização transacional (detecção de branqueamento de capitais)                         | 2,65 | ,896  | 1   | 4   |
| 12. Na nossa empresa, enfrentamos dificuldades para recrutar profissionais com competências em IA                        | 3,58 | ,905  | 1   | 5   |
| 13. Na nossa empresa, o acesso a dados é limitado e/ou a qualidade dos dados é inadequada                                | 2,89 | ,920  | 1   | 4   |
| 14. Na nossa empresa, ainda existe falta de conhecimento e compreensão sobre a tecnologia de IA                          | 3,68 | ,827  | 2   | 5   |
| 15. Na nossa empresa, enfrentamos dificuldades de financiamento para implementar IA                                      | 3,00 | ,926  | 1   | 5   |
| 16. Na nossa empresa, existem desafios de infraestrutura tecnológica para implementar IA                                 | 3,02 | 1,009 | 1   | 5   |
| 17. Na nossa empresa, a incerteza/exigências regulatórias são um obstáculo à implementação de IA                         | 3,16 | ,902  | 1   | 5   |
| 18. Na nossa empresa, a resistência à mudança e o receio de perda de empregos são desafios relevantes à adoção de IA     | 2,81 | ,875  | 1   | 5   |
| 19. Implementámos medidas para colmatar a escassez de profissionais qualificados em IA (p.ex., formação, recrutamento)   | 2,68 | ,805  | 1   | 4   |
| 20. Implementámos medidas para melhorar o acesso e a qualidade dos dados   | 3,28 | ,774  | 2   | 5   |
| 21. Promovemos iniciativas para aumentar a sensibilização e compreensão da IA na empresa                                 | 3,51 | ,658  | 2   | 5   |
| 22. Explorámos fontes de financiamento para apoiar a implementação de IA   | 2,65 | ,767  | 1   | 4   |
| 23. O trabalho com o governo e outras organizações tem facilitado a implementação de IA                                  | 2,40 | ,799  | 1   | 5   |
| 24. Abordámos as preocupações com substituição de postos e a resistência à mudança com formação ou outras iniciativas    | 2,91 | ,763  | 2   | 5   |
| 25. A adoção de IA reforçou a orientação data-driven e a inovação em produtos/serviços                                   | 3,04 | ,886  | 1   | 5   |
| 26. A IA contribuiu para o crescimento de receitas   | 3,11 | ,900  | 1   | 5   |
| 27. A IA melhorou a retenção de clientes   | 3,19 | ,811  | 1   | 5   |

## 7.1. Análise de H1

Tendo em conta a hipótese 1, “Maior maturidade de TI/dados está positivamente associada à adoção de IA”, define-se como variável independente a “Maturidade de TI/Dados” e como variável dependente a “adoção de IA”. Para testar se existe uma relação positiva ou negativa entre estas duas variáveis fez-se um teste de correlação criando duas hipóteses:

- H0: A Maturidade de TI/Dados é independente da adoção de IA.
- H1: A Maturidade de TI/Dados está relacionada com a adoção de IA.

Quanto à variável independente estão as associadas as questões do questionário 13,16 e 20 e para a variável dependente está associada a questão 6.

Ao analisar a Tabela 7, verifica-se que a relação entre a questão 6 e as questões 13, 16 e 20, apresenta um nível de significância superior a 5%, o que permite não rejeitar H0, logo indica que a maturidade de TI/Dados é independente da adoção de IA. A correlação da questão 6 com as questões 13 e 16 é praticamente nula, e a correlação da questão 6 com a questão 20 é positiva, mas muito fraca, o que significa que existe uma tendência para que à medida que a maturidade de TI/Dados aumenta a adoção de IA aumenta.

Tabela 7: Correlação entre a Maturidade de TI/Dados e a adoção de IA

| N=57   | M    | DP    | Correlação com Questão 6 |
|--|------|-------|--------------------------|
| 6. Utilizamos Automação Robótica de Processos (RPA) para automatizar tarefas repetitivas nos processos | 3,68 | 0,827 | 1                        |
| 13. Na nossa empresa, o acesso a dados é limitado e/ou a qualidade dos dados é inadequada              | 2,89 | 0,920 | ,002                     |
| 16. Na nossa empresa, existem desafios de infraestrutura tecnológica para implementar IA               | 3,02 | 1,009 | ,028                     |
| 20. Implementámos medidas para melhorar o acesso e a qualidade dos dados                               | 3,29 | 0,774 | ,225                     |

Em seguida procede-se à análise da regressão linear entre as mesmas variáveis de forma a perceber como a maturidade de TI/Dados (VI) está relacionada com a adoção de IA (VD).

Ao analisar a tabela 8, os resultados evidenciam que a adoção de medidas para melhorar o acesso e a qualidade dos dados se associa positivamente à utilização de RPA ( $\beta = 0,329$ ;  $p = 0,042$ ), pois o seu nível de significância é inferior a 5%. Em contraste, nem a perceção de limitações de dados ( $\beta = 0,143$ ;  $p = 0,390$ ), nem os desafios de infraestrutura tecnológica ( $\beta = 0,080$ ;  $p = 0,595$ ), contribuem de forma relevante para explicar o nível de utilização de RPA.

Tabela 8: Regressão Linear entre a adoção de IA e a maturidade de TI/Dados

| Variável Independente   | B     | Beta | t     | p      |
|---|-------|------|-------|--------|
| (Constante)   | 1,960 |      | 2,174 | ,034   |
| 13. Na nossa empresa, o acesso a dados é limitado e/ou a qualidade dos dados é inadequada | ,129  | ,143 | ,867  | ,390   |
| 16. Na nossa empresa, existem desafios de infraestrutura tecnológica para implementar IA  | ,065  | ,080 | ,534  | ,595   |
| 20. Implementámos medidas para melhorar o acesso e a qualidade dos dados                  | ,352  | ,329 | 2,084 | * ,042 |

a Variável Dependente: 6. Utilizamos Automação Robótica de Processos (RPA) para automatizar tarefas repetitivas nos processos \*  $p \leq 0,05$

## 7.2. Análise de H2

Tendo em conta a hipótese 2 (H2: A adoção de IA para a deteção de fraude é mais frequente do que a de visão computacional e GenAI nas empresas financeiras portuguesas.), vai se realizar o teste T de amostras emparelhadas entre as questões 8 e 10 e as questões 7 e 10, em que questão 8 representa a utilização de visão computacional, a questão 7 a utilização de GenAI e a questão 10 a deteção de fraude e risco financeiro.

No par Q8 vs Q10 da tabela 9, criam-se duas hipóteses:

- H0: A média de utilização de visão computacional é igual à média de utilização de IA para deteção de fraudes.

- H1: A média de utilização de visão computacional é diferente da média de utilização de IA para detecção de fraudes.

O valor de prova (0,1%) leva a rejeitar H0 e aceitar H1. A diferença média é negativa (-0,509) e o intervalo de confiança [-0,810; -0,207] está abaixo de 0, conclui-se assim que as empresas utilizam menos visão computacional do que soluções de IA para detecção de fraudes e redução do risco financeiro.

No par Q7 vs Q10 da tabela 9, criam-se duas hipóteses:

- H0: A média de utilização de GenAI é igual à média de utilização de IA para detecção de fraudes.
- H1: A média de utilização de GenAI é diferente da média de utilização de IA para detecção de fraudes.

O valor de prova (0,8%) leva a rejeitar H0 e aceitar H1. A diferença média é positiva (0,386) e o intervalo de confiança [0,103; 0,669] está acima de 0, o que significa que as empresas utilizam mais GenAI em produção do que soluções de IA para detecção de fraudes e redução do risco financeiro.

Tabela 9: Teste T de amostras emparelhada entre a visão computacional e GenAI com a adoção de IA

|  | 8    |       | 10   |       | t      | p       |
|--|------|-------|------|-------|--------|---------|
|  | M    | DP    | M    | DP    |        |         |
| 8. Utilizamos visão computacional em casos de uso (p.ex., validação documental) - 10. A IA deteta fraudes e reduz o risco financeiro na nossa empresa  | 2,28 | 1,065 | 2,79 | 0,796 | -3,382 | ** ,001 |
|  | 7    |       | 10   |       | t      | p       |
|  | M    | DP    | M    | DP    |        |         |
| 7. Utilizamos modelos generativos (GenAI) em produção (p.ex., sumarização, apoio ao cliente, geração de conteúdo/código) - 10. A IA deteta fraudes e reduz o risco financeiro na nossa empresa | 3,18 | 0,889 | 2,79 | 0,796 | 2,736  | ** ,008 |

\*\*  $p \leq 0,01$

### 7.3. Análise de H3

Tendo em conta a hipótese 3, “A adoção de IA está positivamente associada à eficiência operacional e à redução de custos, à melhor gestão de risco (crédito e fraude), à melhor experiência do cliente e às receitas”, definem-se como variáveis independentes a “eficiência operacional”, “custos”, “gestão de risco”, “experiência do cliente” e as “receitas”, como variável dependente a “adoção de IA”. Para testar se existe uma relação positiva ou negativa entre estas variáveis fez-se um teste de correlação criando duas hipóteses para cada variável independente:

- Eficiência Operacional
  - H0: A eficiência operacional é independente da adoção de IA.
  - H1: A eficiência operacional está relacionada com a adoção de IA.
- Custos
  - H0: O custo é independente da adoção de IA.
  - H1: O custo está relacionado com a adoção de IA.
- Gestão de risco
  - H0: A gestão de risco é independente da adoção de IA.
  - H1: A gestão de risco está relacionada com a adoção de IA.
- Experiência do cliente
  - H0: A experiência do cliente é independente da adoção de IA.
  - H1: A experiência do cliente está relacionada com a adoção de IA.
- Receita
  - H0: A receita é independente da adoção de IA.
  - H1: A receita está relacionada com a adoção de IA.

Quanto às variáveis independentes estão associadas as questões:

- 1 (eficiência operacional)
- 5 (custos)
- 9,10 e 11 (gestão de risco)
- 3 (experiência do cliente)
- 26 (receitas)

A variável dependente está associada à questão 6.

Ao analisar a tabela 10, verifica-se que a relação da questão 6 com as questões 1, 5, 10 e 3, apresenta um nível de significância superior a 5%, o que permite não rejeitar H<sub>0</sub>, logo indica que a eficiência operacional, os custos, a gestão de risco e a experiência do cliente são independentes da adoção da IA. No entanto, quando se verifica a relação da questão 6 com as questões 9, 11 e 26, apresenta um nível de significância inferior a 5%, o que permite rejeitar H<sub>0</sub> e aceitar H<sub>1</sub>, logo indica que a gestão de risco e as receitas estão relacionadas com a adoção de IA.

Na tabela 10, ao analisar a correlação da questão 6 com as questões 5 e 3, a relação é negativa, mas praticamente nula, pelo que a variação na percepção sobre a eficiência operacional, os custos ou a experiência do cliente não está relacionada com a adoção de IA. Ao analisar a correlação da questão 6 com a questão 10, a relação é positiva, mas não é significativa, o que indica uma tendência para de que à medida que a gestão de risco aumenta a adoção de IA também aumenta. No entanto, ao analisar a correlação da questão 6 com as questões 1, 9, 11 e 26, a relação é positiva e significativa, o que indica que um aumento na gestão de risco e nas receitas está relacionado com um aumento na adoção de IA.

Tabela 10: Correlação entre a eficiência operacional, custos, gestão de risco, experiência do cliente e receitas com a adoção de IA

| N=57   | M    | DP    | Correlação com<br>a Questão 6 |
|--|------|-------|-------------------------------|
| 6. Utilizamos Automação Robótica de Processos (RPA) para automatizar tarefas repetitivas nos processos | 3,68 | 0,827 | 1                             |
| 1. A implementação de IA aumenta a eficiência operacional na nossa empresa                             | 4,28 | 0,559 | ,079                          |
| 5. A IA reduz os custos operacionais na nossa empresa  | 3,39 | 0,675 | -,066                         |
| 9. Usamos IA para avaliação/monitorização do risco de crédito na nossa empresa                         | 2,44 | 0,926 | ,370**                        |
| 10. A IA deteta fraudes e reduz o risco financeiro na nossa empresa                                    | 2,79 | 0,796 | ,223                          |
| 11. Implementámos IA para AML/monitorização transacional (deteção de branqueamento de capitais)        | 2,65 | 0,896 | ,546**                        |
| 3. Os chatbots/assistentes virtuais (IA) melhoram o atendimento ao cliente na nossa empresa            | 3,51 | 0,805 | -,023                         |
| 26. A IA contribuiu para o crescimento de receitas   | 3,11 | 0,900 | ,405**                        |

\*\*  $p \leq 0,01$

Em seguida vai se proceder à análise da regressão linear entre as mesmas variáveis de forma a perceber como as variáveis independentes estão relacionadas com a adoção de IA (VD).

Ao analisar a tabela 11, os resultados evidenciam que a relação da questão 6 com as questões 1 ( $p = 0,676$ ), 5 ( $p = 0,052$ ), 9 ( $p = 0,337$ ), 10 ( $p = 0,154$ ), 3 ( $p = 0,523$ ) e 26 ( $p = 0,165$ ) apresentam um nível de significância superior a 5%, logo não contribuem de forma relevante para explicar o nível de utilização de RPA. Em contraste, a relação da questão 6 com as questão 11 ( $p=0,004$ ), apresenta um nível de significância inferior a 5%, pelo que contribui de forma relevante para explicar o nível de utilização de RPA.

Tabela 11: Regressão Linear entre a eficiência operacional, custos, gestão de risco, experiência do cliente e receitas com a adoção de IA

| Variável Independente   | B     | Beta  | t      | p       |
|---|-------|-------|--------|---------|
| (Constante)   | 2,614 |       | 2,729  | ,009    |
| 1. A implementação de IA aumenta a eficiência operacional na nossa empresa                      | ,083  | ,056  | ,421   | ,676    |
| 5. A IA reduz os custos operacionais na nossa empresa   | -,321 | -,262 | -1,989 | ,052    |
| 9. Usamos IA para avaliação/monitorização do risco de crédito na nossa empresa                  | ,129  | ,144  | ,969   | ,337    |
| 10. A IA deteta fraudes e reduz o risco financeiro na nossa empresa                             | -,225 | -,216 | -1,446 | ,154    |
| 11. Implementámos IA para AML/monitorização transacional (deteção de branqueamento de capitais) | ,462  | ,500  | 3,032  | ** ,004 |
| 3. Os chatbots/assistentes virtuais (IA) melhoram o atendimento ao cliente na nossa empresa     | ,078  | ,075  | ,643   | ,523    |
| 26. A IA contribuiu para o crescimento de receitas  | ,200  | ,218  | 1,410  | ,165    |

a Variável Dependente: 6. Utilizamos Automação Robótica de Processos (RPA) para automatizar tarefas repetitivas nos processos \*\*  $p \leq 0,01$

#### 7.4. Análise de H4

Tendo em conta a hipótese 4, “Custos, escassez de competências e problemas de dados e regulação reduzem a adoção de IA”, define-se como variável independente o custo, escassez de competências e problemas de dados e regulação, enquanto a adoção de IA é a variável dependente. Para testar se existe uma relação positiva ou negativa entre essas variáveis, realizou-se um teste de correlação criando duas hipóteses para cada:

- H0: O custo, escassez de competências e problemas de dados e regulação são independentes da adoção de IA.
- H1: O custo, escassez de competências e problemas de dados e regulação estão relacionados com a adoção de IA.

Quanto à variável independente, estão associadas as questões do questionário 12, 14, 15, 17, 18, 21, 22, 23 e 24 e para a variável dependente estão associadas as questões 7, 8, 9, 10 e 11.

Ao analisar a tabela 12, verifica-se que:

- Valor de significância superior a 5%, para as relações entre as questões:
  - 7 com a 12 ( $r = -0,128$ ), 14 ( $r = 0,028$ ), 15 ( $r = -0,108$ ), 17 ( $r = 0,076$ ), 18 ( $r = -0,208$ ), 22 ( $r = 0,118$ ), 23 ( $r = 0,200$ ) e 24 ( $r = 0,023$ )
  - 8 com a 14 ( $r = -0,100$ ), 15 ( $r = -0,163$ ), 17 ( $r = 0,176$ ), 21 ( $r = 0,124$ ), 22 ( $r = 0,232$ ), 23 ( $r = 0,158$ ) e 24 ( $r = 0,251$ )
  - 9 com a 12 ( $r = -0,053$ ), 14 ( $r = -0,119$ ), 15 ( $r = -0,125$ ), 17 ( $r = 0,044$ ), 21 ( $r = 0,155$ ), 22 ( $r = 0,246$ ) e 24 ( $r = 0,081$ )
  - 10 com a 12 ( $r = 0,073$ ), 14 ( $r = -0,021$ ), 15 ( $r = -0,048$ ), 17 ( $r = -0,127$ ), 18 ( $r = -0,085$ ), 21 ( $r = 0,208$ ), 22 ( $r = 0,023$ ) e 24 ( $r = 0,175$ )
  - 11 com a 12 ( $r = 0,057$ ), 14 ( $r = -0,056$ ), 15 ( $r = 0,000$ ), 17 ( $r = 0,070$ ), 18 ( $r = -0,042$ ), 21 ( $r = 0,096$ ) e 24 ( $r = 0,189$ )
- Valor de significância inferior a 5%, para as relações entre as questões:
  - 7 com a 21 ( $r = 0,425^{**}$ )
  - 8 com a 12 ( $r = -0,264^*$ ) a 18 ( $r = -0,286^*$ )
  - 9 com a 18 ( $r = -0,268^*$ ) a 23 ( $r = 0,312^*$ )
  - 10 com 23 ( $r = 0,529^{**}$ )
  - 11 com a 22 ( $r = 0,285^*$ ) a 23 ( $r = 0,276^*$ )

Para as relações em que o nível de significância é superior a 5%, não se rejeita  $H_0$ , o que indica que o custo, escassez de competências e problemas de dados e regulação são independentes da adoção de IA.

Enquanto para as relações em que o nível de significância é inferior a 5% rejeita-se H0 e aceita-se H1, o que indica que o custo, escassez de competências e problemas de dados e regulação estão relacionados com a adoção de IA.

Nas relações onde se aceita H1, verifica-se que existe uma relação negativa ou positiva nas questões:

- Relação negativa:
  - 8 com a 12 e a 18, ou seja, escassez de competências (Q12) e resistência à mudança e receio de perda de postos/regulação (Q18) associam-se a menor uso de visão computacional.
  - 9 com a 18, ou seja, exigências/obstáculos regulatórios/resistência (Q18) associam-se a menor uso de IA em risco de crédito.
- Relação positiva:
  - 7 com a 21, ou seja, o aumento de iniciativas de sensibilização e compreensão (Q21) observa-se maior adoção de GenAI.
  - 9 com a 23, ou seja, o aumento da colaboração com o governo e outras organizações (Q23) está associado a maior uso de IA em risco de crédito.
  - 10 com a 23, ou seja, o aumento da colaboração com o governo e outras organizações (Q23) está associado a maior uso de IA em detecção de fraude.
  - 11 com a 22 e 23, ou seja, aumento da exploração de fontes de financiamento (Q22) e o aumento da colaboração com o governo e outras organizações (Q23) estão associados a maior uso de IA para AML/monitorização transaccional.

Tabela 12: Correlações entre custo, escassez de competências e problemas de dados e regulação com a adoção de IA.

| N=57   | M    | DP    | Correlação com a Questão |        |        |        |       |
|--|------|-------|--------------------------|--------|--------|--------|-------|
|  |      |       | 7                        | 8      | 9      | 10     | 11    |
| 12. Na nossa empresa, enfrentamos dificuldades para recrutar profissionais com competências em IA                        | 3,58 | 0,905 | -,128                    | -,264* | -,053  | ,073   | ,057  |
| 14. Na nossa empresa, ainda existe falta de conhecimento e compreensão sobre a tecnologia de IA                          | 3,68 | 0,827 | ,028                     | -,100  | -,119  | -,021  | -,056 |
| 15. Na nossa empresa, enfrentamos dificuldades de financiamento para implementar IA                                      | 3,00 | 0,926 | -,108                    | -,163  | -,125  | -,048  | ,000  |
| 17. Na nossa empresa, a incerteza/exigências regulatórias são um obstáculo à implementação de IA                         | 3,16 | 0,902 | ,076                     | ,176   | ,044   | -,127  | ,070  |
| 18. Na nossa empresa, a resistência à mudança e o receio de perda de empregos são desafios relevantes à adoção de IA     | 2,81 | 0,875 | -,208                    | -,286* | -,268* | -,085  | -,042 |
| 21. Promovemos iniciativas para aumentar a sensibilização e compreensão da IA na empresa                                 | 3,51 | 0,658 | ,425**                   | ,124   | ,155   | ,208   | ,096  |
| 22. Explorámos fontes de financiamento para apoiar a implementação de IA   | 2,65 | 0,767 | ,118                     | ,232   | ,246   | ,023   | ,285* |
| 23. O trabalho com o governo e outras organizações tem facilitado a implementação de IA                                  | 2,40 | 0,799 | ,200                     | ,158   | ,312*  | ,529** | ,276* |
| 24. Abordámos as preocupações com substituição de postos e a resistência à mudança com formação ou outras iniciativas    | 2,91 | 0,763 | ,023                     | ,251   | ,081   | ,175   | ,189  |
| 7. Utilizamos modelos generativos (GenAI) em produção (p.ex., sumarização, apoio ao cliente, geração de conteúdo/código) | 3,18 | 0,889 |                          |        |        |        |       |
| 8. Utilizamos visão computacional em casos de uso (p.ex., validação documental)  | 2,28 | 1,065 |                          |        |        |        |       |
| 9. Usamos IA para avaliação/monitorização do risco de crédito na nossa empresa   | 2,44 | 0,926 |                          |        |        |        |       |
| 10. A IA deteta fraudes e reduz o risco financeiro na nossa empresa  | 2,79 | 0,796 |                          |        |        |        |       |
| 11. Implementámos IA para AML/monitorização transaccional (deteção de branqueamento de capitais)                         | 2,65 | 0,896 |                          |        |        |        |       |

\*  $p \leq 0,05$  \*\*  $p \leq 0,01$

Em seguida vai se proceder à análise da regressão linear entre as mesmas variáveis de forma a perceber como as variáveis independentes estão relacionadas com a adoção de IA (VD). Tendo em conta que existem várias questões associadas à adoção de IA, vai-se realizar uma regressão linear para cada uma.

Ao analisar a tabela 13, os resultados evidenciam que a relação da questão 7 com a questão 21 ( $p = 0,007$ ), apresenta um nível de significância inferior a 5%, logo contribui de forma positiva e significativa para explicar a utilização de Gen AI em produção. Tendo em conta a relação da questão 7 com as outras questões verifica-se que todas apresentam um nível

de significância superior a 5%, o que indica que não contribuem de forma relevante para explicar a utilização de Gen AI.

**Tabela 13: Regressão Linear entre custo, escassez de competências e problemas de dados e regulação com a utilização de GenAI**

| Variável Independente   | B     | Beta  | t      | p       |
|---|-------|-------|--------|---------|
| (Constante)   | ,523  |       | ,464   | ,645    |
| 12. Na nossa empresa, enfrentamos dificuldades para recrutar profissionais com competências em IA                     | -,124 | -,126 | -,873  | ,387    |
| 14. Na nossa empresa, ainda existe falta de conhecimento e compreensão sobre a tecnologia de IA                       | ,250  | ,232  | 1,610  | ,114    |
| 15. Na nossa empresa, enfrentamos dificuldades de financiamento para implementar IA                                   | -,027 | -,029 | -,185  | ,854    |
| 17. Na nossa empresa, a incerteza/exigências regulatórias são um obstáculo à implementação de IA                      | ,115  | ,117  | ,835   | ,408    |
| 18. Na nossa empresa, a resistência à mudança e o receio de perda de empregos são desafios relevantes à adoção de IA  | -,203 | -,200 | -1,418 | ,163    |
| 21. Promovemos iniciativas para aumentar a sensibilização e compreensão da IA na empresa                              | ,524  | ,388  | 2,827  | ** ,007 |
| 22. Explorámos fontes de financiamento para apoiar a implementação de IA  | ,135  | ,116  | ,757   | ,453    |
| 23. O trabalho com o governo e outras organizações tem facilitado a implementação de IA                               | ,289  | ,259  | 1,940  | ,058    |
| 24. Abordámos as preocupações com substituição de postos e a resistência à mudança com formação ou outras iniciativas | -,147 | -,126 | -,818  | ,417    |

a Variável Dependente: 7. Utilizamos modelos generativos (GenAI) em produção (p.ex., sumarização, apoio ao cliente, geração de conteúdo/código) \*\*  $p \leq 0,01$

Ao analisar a tabela 14, os resultados evidenciam que a relação da questão 8 com as questões 12, 17, 18 e 22 apresenta um nível de significância inferior a 5%, logo contribuem de forma relevante para explicar a utilização de visão computacional, a questão 12 de forma negativa e as restantes questões de forma positiva. Tendo em conta a relação da questão 8 com as outras questões verifica-se que todas apresentam um nível de significância superior a 5%, o que indica que não contribuem de forma relevante para explicar a utilização de visão computacional.

Tabela 14: Regressão Linear entre custo, escassez de competências e problemas de dados e regulação com a utilização de visão computacional

| Variável Independente   | B     | Beta  | t      | p       |
|---|-------|-------|--------|---------|
| (Constante)   | 2,026 |       | 1,602  | ,116    |
| 12. Na nossa empresa, enfrentamos dificuldades para recrutar profissionais com competências em IA                     | -,359 | -,305 | -2,253 | * ,029  |
| 14. Na nossa empresa, ainda existe falta de conhecimento e compreensão sobre a tecnologia de IA                       | ,179  | ,139  | 1,027  | ,310    |
| 15. Na nossa empresa, enfrentamos dificuldades de financiamento para implementar IA                                   | -,178 | -,155 | -1,068 | ,291    |
| 17. Na nossa empresa, a incerteza/exigências regulatórias são um obstáculo à implementação de IA                      | ,321  | ,272  | 2,066  | * ,044  |
| 18. Na nossa empresa, a resistência à mudança e o receio de perda de empregos são desafios relevantes à adoção de IA  | -,488 | -,401 | -3,029 | ** ,004 |
| 21. Promovemos iniciativas para aumentar a sensibilização e compreensão da IA na empresa                              | -,209 | -,129 | -1,005 | ,320    |
| 22. Explorámos fontes de financiamento para apoiar a implementação de IA  | ,404  | ,291  | 2,020  | * ,049  |
| 23. O trabalho com o governo e outras organizações tem facilitado a implementação de IA                               | ,186  | ,140  | 1,114  | ,271    |
| 24. Abordámos as preocupações com substituição de postos e a resistência à mudança com formação ou outras iniciativas | ,338  | ,242  | 1,681  | ,099    |

a Variável Dependente: 8. Utilizamos visão computacional em casos de uso (p.ex., validação documental) \*  $p \leq 0,05$  \*\*  $p \leq 0,01$

Ao analisar a tabela 15, os resultados evidenciam que a relação da questão 9 com as questões 18, 22 e 23 apresenta um nível de significância inferior a 5%, logo contribuem de forma relevante para explicar a utilização de IA para a avaliação/monitorização do risco de crédito, a questão 18 de forma negativa e as restantes questões de forma positiva. Tendo em conta a relação da questão 9 com as outras questões, verifica-se que todas apresentam um nível de significância superior a 5%, o que indica que não contribuem de forma relevante para explicar a avaliação/monitorização do risco de crédito.

Tabela 15: Regressão Linear entre custo, escassez de competências e problemas de dados e regulação com a utilização de IA para avaliação/monitorização do risco de crédito

| Variável Independente   | B     | Beta  | t      | p      |
|---|-------|-------|--------|--------|
| (Constante)   | 1,569 |       | 1,309  | ,197   |
| 12. Na nossa empresa, enfrentamos dificuldades para recrutar profissionais com competências em IA                     | -,094 | -,092 | -,626  | ,535   |
| 14. Na nossa empresa, ainda existe falta de conhecimento e compreensão sobre a tecnologia de IA                       | ,095  | ,085  | ,576   | ,568   |
| 15. Na nossa empresa, enfrentamos dificuldades de financiamento para implementar IA                                   | -,126 | -,126 | -,797  | ,429   |
| 17. Na nossa empresa, a incerteza/exigências regulatórias são um obstáculo à implementação de IA                      | ,137  | ,133  | ,929   | ,358   |
| 18. Na nossa empresa, a resistência à mudança e o receio de perda de empregos são desafios relevantes à adoção de IA  | -,310 | -,293 | -2,035 | * ,048 |
| 21. Promovemos iniciativas para aumentar a sensibilização e compreensão da IA na empresa                              | -,011 | -,008 | -,057  | ,955   |
| 22. Explorámos fontes de financiamento para apoiar a implementação de IA  | ,411  | ,340  | 2,166  | * ,035 |
| 23. O trabalho com o governo e outras organizações tem facilitado a implementação de IA                               | ,387  | ,334  | 2,442  | * ,018 |
| 24. Abordámos as preocupações com substituição de postos e a resistência à mudança com formação ou outras iniciativas | -,104 | -,086 | -,546  | ,588   |

a Variável Dependente: 9. Usamos IA para avaliação/monitorização do risco de crédito na nossa empresa \*  $p \leq 0,05$

Ao analisar a tabela 16, os resultados evidenciam que a relação da questão 10 com a questão 23 apresenta um nível de significância inferior a 5%, logo contribui de forma positiva e significativa para explicar a utilização de IA para detetar fraudes e reduzir o risco financeiro. Tendo em conta a relação da questão 10 com as outras questões, verifica-se que todas apresentam um nível de significância superior a 5%, o que indica que não contribuem de forma relevante para detetar fraudes e reduzir o risco financeiro.

Tabela 16: Regressão Linear entre custo, escassez de competências e problemas de dados e regulação com a utilização de IA para detetar fraudes e reduz o risco financeiro

| Variável Independente   | B     | Beta  | t     | p        |
|---|-------|-------|-------|----------|
| (Constante)   | -,030 |       | -,031 | ,976     |
| 12. Na nossa empresa, enfrentamos dificuldades para recrutar profissionais com competências em IA                     | ,073  | ,083  | ,595  | ,554     |
| 14. Na nossa empresa, ainda existe falta de conhecimento e compreensão sobre a tecnologia de IA                       | ,170  | ,176  | 1,265 | ,212     |
| 15. Na nossa empresa, enfrentamos dificuldades de financiamento para implementar IA                                   | ,082  | ,096  | ,643  | ,523     |
| 17. Na nossa empresa, a incerteza/exigências regulatórias são um obstáculo à implementação de IA                      | -,025 | -,028 | -,207 | ,837     |
| 18. Na nossa empresa, a resistência à mudança e o receio de perda de empregos são desafios relevantes à adoção de IA  | -,108 | -,119 | -,872 | ,388     |
| 21. Promovemos iniciativas para aumentar a sensibilização e compreensão da IA na empresa                              | ,237  | ,196  | 1,479 | ,146     |
| 22. Explorámos fontes de financiamento para apoiar a implementação de IA  | -,114 | -,110 | -,741 | ,462     |
| 23. O trabalho com o governo e outras organizações tem facilitado a implementação de IA                               | ,546  | ,548  | 4,245 | *** ,000 |
| 24. Abordámos as preocupações com substituição de postos e a resistência à mudança com formação ou outras iniciativas | ,078  | ,075  | ,503  | ,617     |

a Variável Dependente: 10. A IA deteta fraudes e reduz o risco financeiro na nossa empresa \*\*\*  $p \leq 0,001$

Ao analisar a tabela 17, os resultados para a relação da questão 11 com todas as questões apresentam um nível de significância superior a 5%, o que indica que não contribuem de forma relevante para perceber a implementação de IA para AML/monitorização transaccional.

Tabela 17: Regressão Linear entre custo, escassez de competências e problemas de dados e regulação com a utilização de IA para AML/monitorização transacional

| Variável Independente   | B     | Beta  | t     | p    |
|---|-------|-------|-------|------|
| (Constante)   | ,949  |       | ,765  | ,448 |
| 12. Na nossa empresa, enfrentamos dificuldades para recrutar profissionais com competências em IA                     | -,032 | -,032 | -,203 | ,840 |
| 14. Na nossa empresa, ainda existe falta de conhecimento e compreensão sobre a tecnologia de IA                       | ,016  | ,014  | ,091  | ,928 |
| 15. Na nossa empresa, enfrentamos dificuldades de financiamento para implementar IA                                   | ,009  | ,009  | ,056  | ,956 |
| 17. Na nossa empresa, a incerteza/exigências regulatórias são um obstáculo à implementação de IA                      | ,101  | ,102  | ,667  | ,508 |
| 18. Na nossa empresa, a resistência à mudança e o receio de perda de empregos são desafios relevantes à adoção de IA  | -,095 | -,093 | -,603 | ,549 |
| 21. Promovemos iniciativas para aumentar a sensibilização e compreensão da IA na empresa                              | -,016 | -,012 | -,079 | ,937 |
| 22. Explorámos fontes de financiamento para apoiar a implementação de IA  | ,319  | ,273  | 1,624 | ,111 |
| 23. O trabalho com o governo e outras organizações tem facilitado a implementação de IA                               | ,315  | ,280  | 1,919 | ,061 |
| 24. Abordámos as preocupações com substituição de postos e a resistência à mudança com formação ou outras iniciativas | ,045  | ,039  | ,230  | ,819 |

a Variável Dependente: 11. Implementámos IA para AML/monitorização transacional (detecção de branqueamento de capitais)

## 7.5. Análise de H5

Tendo em conta a hipótese 5, “Empresas de maior porte têm maior adoção de IA e o efeito da adoção nos resultados é mais forte nas empresas de maior porte do que menor porte”, vai-se proceder ao teste T para amostras independentes de forma a testar a hipótese, define-se como variável independente o número de colaboradores e como variáveis dependentes as questões 2 (decisão), 4 (produtividade) e 25 (inovação).

Na tabela 18, verifica-se que dentro das 57 empresas que responderam, 52 têm entre 0 e 49 colaboradores e 5 empresas têm mais de 50 colaboradores. Devido ao número de respostas, decidiu-se reduzir para duas categorias de forma a facilitar a análise.

Tabela 18: Número de colaboradores

|            | N  | %     |
|------------|----|-------|
| 0-49       | 52 | 91,2  |
| 50 ou mais | 5  | 8,8   |
| Total      | 57 | 100,0 |

O teste T é antecedido por um teste de hipóteses à igualdade das variâncias, o teste de Levene, que permite não rejeitar de homogeneidade de variâncias. Passa-se depois para a análise do teste T e das respetivas hipóteses.

- H0: A média é igual nas duas categorias de número de colaboradores
- H1: A média é diferente nas duas categorias

Verifica-se que as variáveis decisão ( $p = 0,655$ ), produtividade ( $p = 0,618$ ) e inovação ( $p = 0,339$ ) apresentam um nível de significância superior a 5%, logo não se rejeita H0 o que indica que a média é igual nas duas categorias de número de colaboradores.

Conclui-se que a dimensão da empresa não influencia de forma significativa a perceção dos benefícios da IA (melhoria da decisão, produtividade e orientação data-driven/inovação).

Tabela 19: Teste T para amostras independentes entre o número de colaboradores e a adoção de IA

|  | 0-49 |       | 50 ou mais |       | t     | p    |
|--|------|-------|------------|-------|-------|------|
|  | M    | DP    | M          | DP    |       |      |
| 2. A IA melhora a tomada de decisão na nossa empresa                                   | 3,65 | 0,711 | 3,80       | 0,447 | -,449 | ,655 |
| 4. As ferramentas de IA aumentam a produtividade na nossa empresa                      | 4,12 | 0,511 | 4,00       | 0,000 | ,501  | ,618 |
| 25. A adoção de IA reforçou a orientação data-driven e a inovação em produtos/serviços | 3,00 | 0,886 | 3,40       | 0,894 | -,964 | ,339 |

## 7.6. Discussão dos Resultados

Relativamente à hipótese 1, quando se testa, se maior maturidade de TI/Dados está positivamente associada à adoção de IA, verifica-se que o que parece importar não é a perceção de maturidade (limitações de dados e desafios de infraestrutura), mas sim as medidas que se tomam de forma a melhorar o acesso aos dados, o que indica que H1 é parcialmente suportada.

Os resultados vão ao encontro com o estudo de Choudhary e Arora (2024), em que é referido que a utilização de IA permite aperfeiçoar a tomada de decisões, automatizar rotinas e conceber estratégias suportadas em dados, salvaguardando a competitividade das empresas e estão relacionados com o pilar da tecnologia do modelo TOE, também é referido que a adoção de tecnologias está associada com o desenvolvimento das infraestruturas de TI, níveis elevados de maturidade digital e infraestruturas avançadas constituem pré-requisitos essenciais para a adoção eficaz de IA em diferentes setores (Agarwal, 2022; Baabdullah et al., 2021; Issa et al., 2022; Bratucu et al., 2024; Das & Bala, 2024; Dora et al., 2022; Kovič et al., 2024; Merhi & Harfouche, 2024; Tominc et al., 2024). De acordo Ali e Aysan (2025) os dados fornecidos pela IA, permitem aos gestores antecipar as suas decisões possibilitando uma adaptação rápida a condições de mercado, maior precisão na previsão de insolvência e reforço da confiança de *stakeholders*, aspetos cruciais para sustentar a competitividade no setor financeiro. Por fim uma das vantagens da IA é a possibilidade de a integrar nos sistemas já existentes sem requerer alterações profundas na infraestrutura de IT, evitando assim a substituição total dos sistemas, o que por sua vez, leva a que as empresas poupem dinheiro ao adotar estes robots (Vedder et al., 2016).

Relativamente à hipótese 2, em que se testa se a adoção de IA para a deteção de fraude é mais frequente do que a de visão computacional e GenAI nas empresas financeiras portuguesas, verifica-se que a IA é mais utilizada para a deteção de fraude do que visão

computacional e a GenAI é mais utilizada que IA para detecção fraude, ou seja, H2 é parcialmente suportada.

Os resultados vão ao encontro com o estudo de Abdallah, Maarof e Zainal (2016) em que referem que a detecção de fraude financeira se tornou uma preocupação crítica para empresas, reguladores e consumidores. Odufisan, Abhulimen e Ogunti (2025) revelam que a IA ao aprender de forma contínua com novos casos de fraude, aperfeiçoa a distinção entre comportamento normal e irregular, libertando os analistas para se concentrarem nos alertas mais críticos e aumentando a eficiência global do sistema e permite à IA identificar relações subtis em grandes bases de dados e descobre tipologias de fraude até então desconhecidas, e a GenAI é justificada por Yoon e Yu (2022) onde indicam que os *chatbots* têm uma especial relevância nas empresas pois têm a capacidade de responder a diversos serviços da linha da frente, serviços nos quais existe uma ligação direta com o cliente desde esclarecimentos até transações simples, num formato de diálogo natural e contínuo. Chen et al. (2021) referem que a adoção de *chatbots* suportados por IA em serviços de apoio ao cliente tem registado um crescimento acentuado.

Relativamente à hipótese 3, em que se testa se a adoção de IA está positivamente associada à eficiência operacional e à redução de custos, à melhor gestão de risco (crédito e fraude), à melhor experiência do cliente e às receitas, verifica-se que existe associação positiva e significativa entre adoção e gestão de risco e com receitas, não se confirmam relações significativas com eficiência, custos e experiência do cliente nesta amostra, o que indica que H3 é parcialmente aceite.

Os resultados tendo em conta a associação positiva de IA com gestão de risco e receitas vão ao encontro com o estudo de Baesens et al. (2021) que demonstraram, com uma engenharia de dados eficaz, modelos simples como a regressão logística e as árvores de decisão podem obter desempenhos elevados na detecção de fraude. De acordo Khandani et al. (2010) que

desenvolveram um modelo de previsão não linear e não paramétrico para crédito ao consumo, assente em ML, concluindo que esse novo modelo pode superar outros, com ganhos que se traduzem numa redução entre 6% e 25% das perdas totais. De acordo com o estudo de Lacity e Willcocks (2016) em que referem que empresas que alinham a IA com os objetivos de negócio registam lucros superiores às que a utilizam apenas como ferramenta de corte de custos.

Tendo em conta as relações não significativas, os resultados não vão ao encontro com o estudo de Priyanto, Murwaningsari e Augustine (2023) em que revelam que a RPA além de diminuir custos, a automatização liberta profissionais para funções de maior valor acrescentado, criando, em paralelo, oportunidades de emprego qualificado e tendo em conta o estudo de Abdulquadri et al., Eren e Chen et al. (2021) em que referem que os *chatbots* entregam respostas imediatas, reduzem custos operacionais e eliminam constrangimentos por falta de pessoal, contribuindo assim para maior eficácia do serviço e menos risco de impessoais nas operações financeiras, a experiência do cliente é explicada por Luo et al (2019) em que referem que os *chatbots* procuram oferecer uma interação com o cliente fluida e, por vezes, indistinguível da interação com um colaborador humano, mesmo que estas relações não sejam significativas, não significa que essas tecnologias não estejam a ser usadas pela empresas, o fortalecimento da experiência do cliente está diretamente associado a ganhos de desempenho para os bancos, refletindo-se, por exemplo, na diminuição do número de interações necessárias via chat ou telefone, o que sinaliza maior eficácia no atendimento (Mbama, Ezepue, Alboul & Beer, 2018).

Relativamente à hipótese 4, em que se testa se os custos, escassez de competências e problemas de dados e regulação reduzem a adoção de IA, existem várias correlações significativas, verifica-se que H4 é aceite.

Os resultados vão ao encontro com o estudo de Maroufkhani et al. (2020) em que refere que PME muitas vezes carecem dos conhecimentos, recursos e infraestruturas necessários para aproveitar plenamente o potencial da tecnologia de IA. McKinsey (2021) refere que a adoção da IA no setor financeiro levanta riscos significativos no que respeita à privacidade e proteção de dados, bem como potencia outros efeitos adversos que requerem uma gestão ética e regulatória adequada, vão ao encontro com o estudo de Huseyn et al. (2024) em que referem que programas de formação voltados para o reforço das capacidades operacionais demonstram impactos positivos na utilização de IA por parte das PME. De acordo com Bansal et al. (2024) e Singh et al. (2023) a ausência de diretrizes claras, de medidas robustas de proteção de dados e de transparência nos algoritmos surge como barreira crítica à adoção de IA. Aghimien et al. (2024) referem que a construção de um ambiente de confiança e responsabilidade ética constitui, por conseguinte, condição indispensável para a integração eficaz da IA, sobretudo no contexto das PME, onde a falta de recursos pode comprometer o cumprimento regulamentar e a aceitação pelos *stakeholders*. De acordo com Badghish e Soomro (2024) as PME mostram menor estímulo por parte da gestão, principalmente devido aos custos de acompanhamento elevados durante a implementação de IA, as PME muitas vezes incapazes de oferecer pacotes salariais competitivos ou trajetórias de carreira atrativas, carecem de colaboradores com conhecimento tecnológico de forma a influenciar a intenção das pessoas de adotar uma tecnologia (Peretz-Andersson et al., 2024; Hansen & Bøgh, 2021; Pee et al., 2019). Por fim estudos evidenciam que os custos percebidos continuam a ser a principal barreira à adoção de tecnologias avançadas, incluindo IA (Dvořáková et al., 2021).

Relativamente à hipótese 5, em que se testa se empresas de maior porte têm maior adoção de IA e o efeito da adoção nos resultados é mais forte nas empresas de maior porte do que menor porte, H5 não é aceite.

Os resultados não vão ao encontro com o estudo de Grashof e Kopka (2023) e Wei e Pardo (2022) em que referem que a disponibilidade de competências e conhecimentos especializados constitui um determinante crítico da adoção de IA, evidenciando diferenças marcantes entre PME e grandes empresas. Outros autores referem que as empresas de grande porte dispõem, em geral, de estruturas estratégicas consolidadas para satisfazer requisitos de auditoria e princípios de IA ética, enquanto as PME se deparam com lacunas de conhecimento, segurança e privacidade dos dados e inexistência de estruturas práticas (Ahmad, 2024; Faqih & Miah, 2023; Khayer et al., 2021; Rawindaran et al., 2022; Wang, 2024; Yang et al., 2024). De acordo com Ayinaddis (2025), refere que a IA tende gerar resultados organizacionais favoráveis e oferece uma vantagem estratégica a empresas de todas as dimensões, o processo de implementação e os efeitos obtidos divergem substancialmente entre as PME e as corporações de maior porte, as PME operam sob restrições de liquidez que limitam o acesso a financiamentos e tornam arriscadas as aquisições de sistemas de IA, sobretudo quando não se perspetivam retornos rápidos (Bağ et al., 2024; Tawil et al., 2024; Tominc et al., 2024).



## 8. Considerações finais

### 8.1. Conclusão

Este estudo procurou analisar o impacto da IA nas empresas do setor financeiro em Portugal, relacionando os benefícios, desafios e condicionantes organizacionais.

Ao analisar H1, verifica-se que não é a perceção de maturidade que melhor explica a adoção, mas sim as medidas para melhorar o acesso e a qualidade dos dados.

Em H2, verificou-se que a Gen AI é mais utilizada nas empresas do setor financeiro em Portugal, e a visão computacional é a menos utilizada.

Em H3, testou-se se a adoção de IA se associa a eficiência operacional, redução de custos, melhor gestão de risco, melhor experiência do cliente e receitas. A análise de correlações evidencia associações positivas e estatisticamente significativas com a gestão de risco (crédito/fraude) e com as receitas, enquanto não se confirmam relações significativas com eficiência, custos e experiência do cliente nesta amostra.

Em H4, verificou-se se custos, escassez de competências e problemas de dados e regulação reduzem a adoção de IA. O padrão de correlações revela várias relações significativas entre estas barreiras e a adoção, o que apoia H4 e reforça que competências, dados de qualidade e enquadramento regulatório são determinantes da implementação de IA.

Em H5, ao analisar se empresas de maior porte têm maior adoção de IA e o efeito da adoção nos resultados é mais forte nas empresas de maior porte do que menor porte, verificou-se no cenário empresarial português do setor financeiro que o porte da empresa não afeta a adoção de IA e o efeito dos resultados da IA.

Conclui-se que o objetivo deste estudo foi alcançado, verificando-se que a IA tem impactos positivos nas empresas do setor financeiro em Portugal.

## 8.2. Contribuições teóricas e práticas

Este estudo acrescenta evidência à literatura sobre adoção de tecnologias. Mostra que a maturidade de TI/Dados, entendida como percepção de limitações de dados ou de infraestrutura, não basta para explicar a adoção de IA. O fator decisivo é a implementação de medidas concretas para melhorar o acesso e a qualidade dos dados.

Adicionalmente, verifica-se que a adoção de IA se associa positivamente à gestão de risco e às receitas, enquanto as relações com eficiência, custos e experiência do cliente não são significativas nesta amostra. Este resultado ajuda a delimitar as áreas onde o valor surge primeiro e sugere que ganhos operacionais e de experiência podem exigir mais tempo ou métricas específicas para serem captados.

O estudo reforça ainda o papel de barreiras, como escassez de competências, problemas de dados e processos regulatórios, como formas de explicar as diferenças de adoção de IA, fortalecendo a relevância de capacitação, parcerias e governação como vias para as ultrapassar.

Em termos práticos, as empresas devem investir em iniciativas de forma a melhorar os dados e facilitar o acesso porque as ações sobre dados estão ligadas à adoção de IA e promover a formação dos colaboradores da empresa sobre IA de forma a facilitar a implementação de programas que usem IA. As empresas devem seguir abordagens, apoiadas em projetos de alto impacto e retorno, através de financiamento externo para reduzir o risco e acelerar a execução.

## 8.3. Limitações e sugestões futuras

Este estudo apresentou limitações. O facto de as empresas, dentro do setor financeiro, serem maioritariamente pequenas e médias empresas e o número de respostas ser baixo o que não permite ter uma percepção tão geral das empresas do setor estudado, mas permite ter uma ideia do que se podia concluir com uma amostra maior.

Para estudos futuros sugere-se abranger mais setores para além do setor financeiro de forma a perceber de que forma os outros setores usam a IA no seu dia a dia organizacional. Também se pode sugerir dar seguimento ao mesmo estudo desta dissertação, mas em outros países e comparar os resultados com Portugal.



## Referências

- Ali, A., & Shah, M. (2024). What hinders the adoption of artificial intelligence for cybersecurity in the banking sector. *Information*, 15(12).  
<https://doi.org/10.3390/info15120760>
- Ali, H., & Aysan, A. F. (2025). Decoding digital signals: AI sentiment and financial performance at Islamic banks. *Borsa Istanbul Review*, 25 (5), 953-971.  
<https://doi.org/10.1016/j.bir.2025.05.011>
- Amato, A., Osterrieder, J. R., & Machado, M. R. (2024). How can artificial intelligence help customer intelligence for credit portfolio management? A systematic literature review. *International Journal of Information Management Data Insights*, 4(2).  
<https://doi.org/10.1016/j.jjime.2024.100234>
- Aslam, F., Hunjra, A. I., Ftiti, Z., Louhichi, W., & Shams, T. (2022). Insurance fraud detection: Evidence from artificial intelligence and machine learning. *Research in International Business and Finance*, 62. <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2022.101744>
- Ayinaddis, S. G. (2025). Artificial intelligence adoption dynamics and knowledge in SMEs and large firms: A systematic review and bibliometric analysis. *Journal of Innovation & Knowledge*, 10. <https://doi.org/10.1016/j.jik.2025.100682>
- Bueno, L. A., Sigahi, T. F. A. C., Rampasso, I. S., Leal Filho, W., & Anholon, R. (2024). Impacts of digitization on operational efficiency in the banking sector: Thematic analysis and research agenda proposal. *International Journal of Information Management Data Insights*, 4(1). <https://doi.org/10.1016/j.jjime.2024.100230>
- Cernadas, E. (2024). Applications of Computer Vision, 2nd Edition. *Electronics*, 13(18).  
<https://doi.org/10.3390/electronics13183779>

- Černevičienė, J., & Kabašinskas, A. (2024). Explainable artificial intelligence (XAI) in finance: A systematic literature review. *Artificial Intelligence Review*, 57(8), 216. <https://doi.org/10.1007/s10462-024-10854-8>
- Chen, Y., Calabrese, R., & Martín-Barragán, B. (2024). Interpretable machine learning for imbalanced credit scoring datasets. *European Journal of Operational Research*, 312(1), 357–372. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2023.06.036>
- Costa, R.L.; Gupta, V.; Gonçalves, R.; Dias, Á.; Pereira, L.; Gupta, C. (2022). Artificial Intelligence and Cognitive Computing in Companies in Portugal: An Outcome of Partial Least Squares—Structural Equations Modeling. *Mathematics*, 10. <https://doi.org/10.3390/math10224358>.
- Dasilas, A., & Rigani, A. (2024). Machine learning techniques in bankruptcy prediction: A systematic literature review. *Expert Systems with Applications*, 255. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2024.124761>
- Doumpos, M., Zopounidis, C., Gounopoulos, D., Platanakis, E., & Zhang, W. (2023). Operational research and artificial intelligence methods in banking: A bibliographic survey of the last decade. *European Journal of Operational Research*, 306(1), 1–16. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2022.04.027>
- Enholm, I. M., Papagiannidis, E., Mikalef, P., & Krogstie, J. (2022). Artificial intelligence and business value: A literature review. *Information Systems Frontiers*, 24, 1709–1734. <https://doi.org/10.1007/s10796-021-10186-w>
- Gambacorta, L., Huang, Y., Qiu, H., Wang, J., & Wang, Z. (2024). How do machine learning and non-traditional data affect credit scoring? New evidence from a Chinese fintech. *Journal of Financial Stability*, 73. <https://doi.org/10.1016/j.jfs.2024.101284>

- Grzybowski, A., Pawlikowska-Łagód, K., & Lambert, W. C. (2024). A history of artificial intelligence. *Clinics in Dermatology*, 42(3), 221–229.  
<https://doi.org/10.1016/j.clindermatol.2023.12.016>
- Guliyev, H. (2023). Artificial intelligence and unemployment in high-tech developed countries: New insights from dynamic panel data model. *Research in Globalization*, 7. <https://doi.org/10.1016/j.resglo.2023.100140>
- Gyau, E. B., Appiah, M., Gyamfi, B. A., Achie, T., & Naeem, M. A. (2024). Transforming banking: Examining the role of AI technology innovation in boosting banks financial performance. *International Review of Financial Analysis*, 96.  
<https://doi.org/10.1016/j.irfa.2024.103700>
- Islam, M. T., Hasan, M. M., Redwanuzzaman, M., & Hossain, M. K. (2023). Practices of artificial intelligence to improve the business in Bangladesh. *Social Sciences & Humanities Open*, 9. <https://doi.org/10.1016/j.ssaho.2023.100766>.
- Lada, S., Chekima, B., Abdul Karim, M. R., Fabeil, N. F., Ayub, M. S., Amirul, S. M., Ansar, R., Bouteraa, M., Ming Fook, L., & Omar Zaki, H. (2023). Determining factors related to artificial intelligence (AI) adoption among Malaysia's small and medium-sized businesses. *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, 9(4). <https://doi.org/10.1016/j.joitmc.2023.100144>
- Liu, Z., Feng, Q., & Li, H. (2024). Digital finance, bank competition shocks and operational efficiency of local commercial banks in Western China. *Pacific-Basin Finance Journal*, 85. <https://doi.org/10.1016/j.pacfin.2024.102377>
- Motie, S., & Raahemi, B. (2024). Financial fraud detection using graph neural networks: A systematic review. *Expert Systems with Applications*, 240.  
<https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.122156>

- Nguyen, T. H., & Le, X. C. (2025). Artificial intelligence-based chatbots – a motivation underlying sustainable development in banking: Standpoint of customer experience and behavioral outcomes. *Cogent Business & Management*, 12(1).  
<https://doi.org/10.1080/23311975.2024.2443570>
- Odufisan, O. I., Abhulimen, O. V., & Ogunti, E. O. (2025). Harnessing artificial intelligence and machine learning for fraud detection and prevention in Nigeria. *Journal of Economic Criminology*, 7. <https://doi.org/10.1016/j.jeconc.2025.100127>
- Pattnaik, D., Ray, S., & Raman, R. (2024). Applications of artificial intelligence and machine learning in the financial services industry: A bibliometric review. *Heliyon*, 10.  
<https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e23492>
- Priyanto, P., Murwaningsari, E., & Augustine, Y. (2023). Exploring the relationship between robotic process automation, digital business strategy and competitive advantage in banking industry. *Journal of System and Management Sciences*, 13(3), 290–305.  
<https://doi.org/10.33168/JSMS.2023.0320>
- Sipola, J., Saunila, M., & Ukko, J. (2023). Adopting artificial intelligence in sustainable business. *Journal of Cleaner Production*, 426.  
<https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2023.139197>
- Sweidan, O. D. (2025). The effect of information technology on the unemployment rate: Evidence from the United States economy. *SAGE Open*, 15(4), 1–18.  
<https://doi.org/10.1177/21582440251379221>
- Tóth, Z., & Blut, M. (2024). Ethical compass: The need for corporate digital responsibility in the use of artificial intelligence in financial services. *Organizational Dynamics*, 53.  
<https://doi.org/10.1016/j.orgdyn.2024.101041>

Tu, J., & Wu, Z. (2025). Inherently interpretable machine learning for credit scoring: Optimal classification tree with hyperplane splits. *European Journal of Operational Research*, 322(2), 647–664. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2024.10.046>

Zhu, H., Vigren, O., & Söderberg, I.-L. (2024). Implementing artificial intelligence-empowered financial advisory services: A literature review and critical research agenda. *Journal of Business Research*, 174. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2023.114494>



## Anexo

### Anexo 1: Questionário aplicado aos participantes

Este questionário integra a investigação do meu mestrado em Gestão Aplicada (Universidade Católica Portuguesa), cujo tema é **“Impacto da Inteligência Artificial (IA) nas empresas portuguesas do setor financeiro.”**

**Objetivo.** Recolher informação sobre:

- identificar as principais tecnologias de IA adotadas pelas empresas do setor financeiro em Portugal;
- compreender como a IA influencia a estratégia, a organização, as operações e a gestão de pessoas;
- avaliar os principais desafios e oportunidades associados à adoção de IA;
- analisar de que forma a dimensão das empresas condiciona esses fatores.

**Anonimato e confidencialidade.**

- Não é pedido qualquer dado pessoal identificável.
- As respostas serão analisadas apenas em conjunto; resultados individuais não serão divulgados.

**Consentimento.** Ao prosseguir, confirma que:

1. participa de forma voluntária e pode abandonar o questionário em qualquer momento;
2. autoriza o tratamento anónimo das respostas para fins académicos.

Em caso de dúvida contacte:

- Nome do investigador: João Lacerda ([joalacerda0104@gmail.com](mailto:joalacerda0104@gmail.com))

## Parte 1: Caracterização

Função que representa dentro da empresa

- Diretor Geral
- Diretor Financeiro
- Diretor Comercial
- Diretor Operações/ Produção
- Outra:

Género

- Masculino
- Feminino
- Outro:

Idade

- < 25
- 25-24
- 35-44
- 45-54
- 55-64
- $\geq$  65

Número de colaboradores em Portugal

- 0-49
- 50-249
- 250-999
- $\geq 1000$

Tipo de instituição financeira

- Banco comercial
- Banco de investimento
- Seguradora
- Gestora de ativos
- Fintech
- Fundo Imobiliário
- Outra:

Parte 2: Questões em escala de Likert

1. A implementação de IA aumenta a eficiência operacional na nossa empresa.

- Discordo Totalmente  Discordo  Não Concordo Nem Discordo  Concordo
- Concordo Totalmente

2. A IA melhora a tomada de decisão na nossa empresa.

- Discordo Totalmente  Discordo  Não Concordo Nem Discordo  Concordo
- Concordo Totalmente

3. Os chatbots/assistentes virtuais (IA) melhoram o atendimento ao cliente na nossa empresa.

Discordo Totalmente  Discordo  Não Concordo Nem Discordo  Concordo

Concordo Totalmente

4. As ferramentas de IA aumentam a produtividade na nossa empresa.

Discordo Totalmente  Discordo  Não Concordo Nem Discordo  Concordo

Concordo Totalmente

5. A IA reduz os custos operacionais na nossa empresa.

Discordo Totalmente  Discordo  Não Concordo Nem Discordo  Concordo

Concordo Totalmente

6. Utilizamos RPA para automatizar tarefas repetitivas nos processos.

Discordo Totalmente  Discordo  Não Concordo Nem Discordo  Concordo

Concordo Totalmente

7. Utilizamos modelos generativos (GenAI) em produção (p.ex., sumarização, apoio ao cliente, geração de conteúdo/código).

Discordo Totalmente  Discordo  Não Concordo Nem Discordo  Concordo

Concordo Totalmente

8. Utilizamos visão computacional em casos de uso (p.ex., validação documental).

Discordo Totalmente  Discordo  Não Concordo Nem Discordo  Concordo

Concordo Totalmente

9. Usamos IA para avaliação/monitorização do risco de crédito na nossa empresa.

Discordo Totalmente  Discordo  Não Concordo Nem Discordo  Concordo

Concordo Totalmente

10. A IA deteta fraudes e reduz o risco financeiro na nossa empresa.

Discordo Totalmente  Discordo  Não Concordo Nem Discordo  Concordo

Concordo Totalmente

11. Implementámos IA para AML/monitorização transacional (deteção de branqueamento de capitais).

Discordo Totalmente  Discordo  Não Concordo Nem Discordo  Concordo

Concordo Totalmente

12. Na nossa empresa, enfrentamos dificuldades para recrutar profissionais com competências em IA.

Discordo Totalmente  Discordo  Não Concordo Nem Discordo  Concordo

Concordo Totalmente

13. Na nossa empresa, o acesso a dados é limitado e/ou a qualidade dos dados é inadequada.

Discordo Totalmente  Discordo  Não Concordo Nem Discordo  Concordo

Concordo Totalmente

14. Na nossa empresa, ainda existe falta de conhecimento e compreensão sobre a tecnologia de IA.

Discordo Totalmente  Discordo  Não Concordo Nem Discordo  Concordo

Concordo Totalmente

15. Na nossa empresa, enfrentamos dificuldades de financiamento para implementar IA.

Discordo Totalmente  Discordo  Não Concordo Nem Discordo  Concordo

Concordo Totalmente

16. Na nossa empresa, existem desafios de infraestrutura tecnológica para implementar IA.

Discordo Totalmente  Discordo  Não Concordo Nem Discordo  Concordo

Concordo Totalmente

17. Na nossa empresa, a incerteza/exigências regulatórias são um obstáculo à implementação de IA.

Discordo Totalmente  Discordo  Não Concordo Nem Discordo  Concordo

Concordo Totalmente

18. Na nossa empresa, a resistência à mudança e o receio de perda de empregos são desafios relevantes à adoção de IA.

Discordo Totalmente  Discordo  Não Concordo Nem Discordo  Concordo

Concordo Totalmente

19. Implementámos medidas para colmatar a escassez de profissionais qualificados em IA (p.ex., formação, recrutamento).

Discordo Totalmente  Discordo  Não Concordo Nem Discordo  Concordo

Concordo Totalmente

20. Implementámos medidas para melhorar o acesso e a qualidade dos dados.

Discordo Totalmente  Discordo  Não Concordo Nem Discordo  Concordo

Concordo Totalmente

21. Promovemos iniciativas para aumentar a sensibilização e compreensão da IA na empresa.

Discordo Totalmente  Discordo  Não Concordo Nem Discordo  Concordo

Concordo Totalmente

22. Explorámos fontes de financiamento para apoiar a implementação de IA.

Discordo Totalmente  Discordo  Não Concordo Nem Discordo  Concordo

Concordo Totalmente

23. O trabalho com o governo e outras organizações tem facilitado a implementação de IA.

Discordo Totalmente  Discordo  Não Concordo Nem Discordo  Concordo

Concordo Totalmente

24. Abordámos as preocupações com substituição de postos e a resistência à mudança com formação ou outras iniciativas.

Discordo Totalmente  Discordo  Não Concordo Nem Discordo  Concordo

Concordo Totalmente

25. A adoção de IA reforçou a orientação data-driven e a inovação em produtos/serviços.

Discordo Totalmente  Discordo  Não Concordo Nem Discordo  Concordo

Concordo Totalmente

26. A IA contribuiu para o crescimento de receitas.

Discordo Totalmente  Discordo  Não Concordo Nem Discordo  Concordo

Concordo Totalmente

27. A IA melhorou a retenção de clientes.

Discordo Totalmente  Discordo  Não Concordo Nem Discordo  Concordo

Concordo Totalmente