

<https://doi.org/10.34632/gestaoedesenvolvimento.2026.18290>

Data de receção: 09/03/2026

Data de aceitação: 29/04/2026

A INFLUÊNCIA DA INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL NAS EMPRESAS DO SECTOR FINANCEIRO EM PORTUGAL

THE INFLUENCE OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE ON COMPANIES IN THE FINANCIAL SECTOR IN PORTUGAL

*João Lacerda*¹ orcid.org/0009-0002-0221-7556

*António Mendes Ferreira*² orcid.org/0000-0002-9104-7757

*Paulo Almeida Pereira*³ orcid.org/0000-0002-3941-8274

Resumo

Este trabalho 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/ Anti-Money Laundering - 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

¹ Mestre em Gestão Aplicada do Instituto de Gestão e das Organizações de Saúde da Universidade Católica Portuguesa. E-mail: joalacerda0104@gmail.com

² Professor Auxiliar do Instituto de Gestão e das Organizações de Saúde – Universidade Católica Portuguesa. E-mail: ajmferreira@ucp.pt

³ Professor Auxiliar do Instituto de Gestão e das Organizações de Saúde – Universidade Católica Portuguesa, CAPP, CEDH. E-mail: ppereira@ucp.pt

receitas, mas não com eficiência, custos e experiência do cliente nesta amostra, assim, H3 é 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, assim, 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; Detecção de fraude; Portugal.

Abstract

This paper analyzes the influence of Artificial Intelligence (AI) on companies in the financial sector in Portugal. Based on a survey of 57 companies, the adoption of different technologies (RPA, computer vision, GenAI, fraud detection/AML) and their effects on efficiency, costs, risk, customer experience, and revenue were evaluated. Five hypotheses were tested through various statistical tests. The results show that the perception of IT/data maturity, by itself, does not explain adoption; what is most associated with adoption are concrete data preparation actions, so H1 is partially supported. The use of AI for fraud detection and GenAI is observed, while computer vision has less use, thus H2 is partially supported. The adoption of AI reveals significant positive associations with risk management and revenue, but not with efficiency, costs, and customer experience in this sample; therefore, H3 is partially supported. Costs, skills shortages, and data and regulatory issues reduce adoption, confirming H4. The effect of company size showed that it does not affect AI adoption and the effect on results (H5 not supported).

It is concluded, therefore, that AI has positive impacts on companies in the financial sector in Portugal.

Keywords: Artificial Intelligence; Financial sector; Technology adoption; Data maturity; Risk management; Fraud detection; Portugal.

1. INTRODUÇÃO

A Inteligência Artificial (IA) tem assumido um papel central na transformação digital do setor financeiro, influenciando modelos de negócio, processos operacionais, gestão de risco e experiência do cliente. Globalmente, bancos, seguradoras e *fintechs* têm vindo a integrar soluções de *machine learning*, processamento de linguagem natural (PLN), visão computacional e, mais recentemente, modelos de IA generativa (GenAI), com impactos significativos na eficiência organizacional e na criação de valor (Brynjolfsson & McAfee, 2017; Davenport & Ronanki, 2018).

No contexto europeu, a digitalização financeira é enquadrada por políticas como a estratégia digital da União Europeia e regulamentação emergente em torno da IA (European Commission, 2021). Em Portugal, o setor financeiro caracteriza-se por uma elevada regulação, forte presença bancária tradicional e crescente dinamismo fintech, criando simultaneamente oportunidades e desafios para a adoção de tecnologias emergentes (Banco de Portugal, 2023).

O presente estudo baseia-se no modelo proposto por Louis G. Tornatzky e Mitchell Fleischer (1990), conhecido como Technology-Organization-Environment (TOE) framework, o qual sustenta que a adoção de inovações tecnológicas resulta da interação entre três contextos fundamentais: o tecnológico, o organizacional e o ambiental. Este enquadramento tem sido amplamente utilizado para analisar a adoção de tecnologias emergentes, sendo particularmente adequado para estudar a implementação da Inteligência Artificial no setor financeiro.

No contexto português, a transformação digital no setor financeiro tem vindo a assumir crescente relevância, particularmente no que respeita à adaptação das instituições bancárias às exigências tecnológicas e regulatórias. Estudos como o de Teixeira e Reis (2023) evidenciam que a digitalização da banca está associada a novos desafios ao nível da resiliência operacional e da gestão do risco.

Por outro lado, investigações conduzidas por Félix, Mira da Silva e Oliveira (2018) demonstram que a adoção de tecnologias digitais no setor financeiro depende de fatores organizacionais, como a maturidade

digital e o apoio da gestão, bem como de fatores tecnológicos relacionados com a integração de sistemas.

Em conjunto, estes estudos sugerem que a transformação digital no setor financeiro português deve ser entendida como um processo multidimensional, envolvendo não apenas a adoção tecnológica, mas também mudanças organizacionais e pressões externas, o que reforça a adequação do modelo TOE para a sua análise.

2. REVISÃO DA LITERATURA

2.1 Maturidade de TI/Dados e Adoção de IA

A maturidade das infraestruturas de Tecnologias de Informação (TI) e das práticas de gestão de dados constitui um dos principais determinantes da adoção de Inteligência Artificial nas organizações. Segundo a perspetiva da teoria dos recursos e capacidades (RBV), os ativos tecnológicos e informacionais são recursos estratégicos que permitem às empresas desenvolver vantagens competitivas sustentáveis (Barney, 1991).

Estudos recentes demonstram que organizações com maior capacidade analítica e melhor gestão de dados apresentam maior propensão para implementar soluções de IA (Mikalef et al., 2019; Wamba et al., 2021). A qualidade dos dados, a interoperabilidade dos sistemas e a existência de arquiteturas orientadas a dados são fatores críticos para o desenvolvimento de modelos preditivos robustos (Dubey et al., 2020).

No setor financeiro, caracterizado pela gestão intensiva de dados estruturados e não estruturados, a maturidade digital influencia diretamente a capacidade de aplicar IA em domínios como avaliação de risco de crédito, deteção de fraude e personalização de serviços financeiros (Basel Committee on Banking Supervision, 2018). Em mercados com maior nível de digitalização organizacional, observa-se uma maior capacidade de experimentação e integração de soluções de IA.

Face ao exposto, formula-se a seguinte hipótese de investigação:

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

2.2. Tipologias de IA no Setor Financeiro: Detecção de Fraude, Visão Computacional e GenAI

A adoção de IA no setor financeiro não é homogénea, variando de acordo com a maturidade das diferentes tecnologias e com a sua aplicabilidade aos processos organizacionais. A deteção de fraude constitui uma das aplicações mais consolidadas de IA, recorrendo a algoritmos de *machine learning* para identificar padrões anómalos em transações financeiras (Ngai et al., 2011; Kou et al., 2021).

Por outro lado, a visão computacional apresenta uma difusão mais limitada no setor financeiro tradicional, sendo aplicada sobretudo em processos de verificação biométrica e autenticação digital (Ali & Shah, 2024; Ryll et al., 2020). Já a IA generativa (GenAI), baseada em modelos de linguagem de grande escala, representa uma fase mais recente da inovação tecnológica, com aplicações emergentes no atendimento automatizado ao cliente, geração de relatórios financeiros e apoio à tomada de decisão (Dwivedi et al., 2023).

Dado o maior grau de maturidade tecnológica, a mensurabilidade dos benefícios e a sua relevância para a gestão de risco, é expectável que soluções de IA aplicadas à deteção de fraude apresentem maior difusão do que tecnologias mais recentes, como a visão computacional ou a GenAI, particularmente em contextos regulatórios exigentes.

Assim, formula-se a seguinte hipótese:

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.

2.3. Impacto da Adoção de IA no Desempenho Organizacional

A literatura aponta para impactos positivos da adoção de IA em múltiplas dimensões do desempenho organizacional. Tecnologias baseadas em IA podem gerar ganhos substanciais de produtividade através da automação de tarefas e da melhoria dos processos de decisão (Brynjolfsson et al., 2021).

No setor financeiro, modelos de *machine learning* demonstram maior precisão na previsão de incumprimento de crédito (Lessmann et al., 2015) e na identificação de atividades fraudulentas (Amato et al. 2024; Kou et al., 2021), contribuindo para uma gestão de risco mais eficaz. Simultaneamente, a automação inteligente de processos permite reduzir custos operacionais e tempos de processamento (Davenport & Ronanki, 2018).

Ao nível da experiência do cliente, sistemas de recomendação personalizados e assistentes virtuais baseados em IA contribuem para aumentar a satisfação e a retenção de clientes (Huang & Rust, 2021). A personalização de serviços financeiros pode também impulsionar receitas através de estratégias de *cross-selling* e *up-selling*.

Contudo, a magnitude destes benefícios depende da integração estratégica da IA nas operações organizacionais e da existência de capacidades complementares adequadas (Bughin et al., 2018; Mikalef & Gupta, 2021).

Deste modo, propõe-se:

H3: A adoção de IA melhora a eficiência operacional, reduz custos, melhora a gestão de risco, melhora a experiência do cliente e aumenta as receitas.

2.4. Barreiras à Adoção de IA

Apesar dos potenciais benefícios, a adoção de IA enfrenta diversas barreiras organizacionais e institucionais. Os elevados custos de implementação e integração tecnológica constituem um dos principais obstáculos à adoção (Bughin et al., 2018).

A escassez de competências especializadas em ciência de dados e IA representa igualmente uma limitação significativa, dificultando o desenvolvimento e manutenção de sistemas baseados em IA (Ali & Aysan, 2025; Ransbotham et al., 2020). Adicionalmente, problemas relacionados com a qualidade, fragmentação e acessibilidade dos dados podem comprometer o desempenho dos modelos analíticos (Mikalef et al., 2019).

No setor financeiro, o enquadramento regulatório rigoroso — incluindo requisitos de transparência algorítmica, proteção de dados e

gestão de risco — pode desencorajar a adoção de tecnologias mais disruptivas (European Commission, 2021; Basel Committee on Banking Supervision, 2018).

Neste contexto, formula-se:

H4: Custos, escassez de competências, problemas de dados e regulação reduzem a adoção de IA.

2.5. Dimensão da Empresa, Adoção e Impacto da IA

A dimensão organizacional é frequentemente identificada como determinante da adoção de tecnologias emergentes. Empresas de maior porte dispõem, tipicamente, de mais recursos financeiros e humanos para investir em inovação tecnológica (Cohen & Levinthal, 1990).

No contexto da IA, organizações de maior dimensão apresentam maior capacidade de absorção tecnológica e infraestruturas de dados mais robustas, facilitando a implementação de soluções analíticas avançadas (Mikalef et al., 2019). Além disso, conseguem diluir os custos fixos associados à adoção de IA por uma base operacional mais ampla.

A literatura sugere igualmente que o impacto da IA no desempenho organizacional pode ser mais pronunciado em empresas de maior porte, devido a economias de escala e à maior disponibilidade de dados (Brynjolfsson & Hitt, 2000). No setor financeiro, grandes instituições bancárias apresentam maior volume de dados e maior complexidade operacional, potenciando os benefícios associados à adoção de IA.

Assim, propõe-se:

H5: Empresas maiores usam mais IA, e o impacto dessa utilização nos resultados é mais forte nelas do que nas empresas menores.

3. METODOLOGIA

Esta secção estabelece 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.

3.1. 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 colaboradores.

3.2. 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), em anexo. 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: <10 colaboradores
- Pequena: <50 colaboradores
- Média: <250 colaboradores
- Grande: >250 colaboradores

O questionário foi distribuído online a gestores de empresas do setor financeiro que usam IA em Portugal.

3.3. Caracterização da amostra

No que respeita à caracterização dos participantes, analisou-se a variável “função desempenhada na empresa”. Verifica-se que 16 inquiridos exercem funções de Diretor Geral, 14 de Diretor Financeiro, 8 de Diretor Comercial e 9 de Diretor de Operações/Produção. Adicionalmente, 6 participantes são Sócios-Gerentes, sendo as restantes funções - nomeadamente Recursos Humanos, Gestor da Qualidade, Project Manager e Associado - representadas por um número residual de respondentes.

Relativamente ao género, a amostra é maioritariamente masculina, sendo composta por 45 indivíduos do sexo masculino e 12 do sexo feminino.

No que concerne à dimensão das empresas, a amostra apresenta uma distribuição assimétrica. A maioria das organizações inquiridas corresponde a pequenas empresas (0–49 colaboradores), enquanto as empresas com 50 ou mais colaboradores se encontram sub-representadas. Este desequilíbrio deve ser tido em consideração na interpretação dos resultados, particularmente nas análises que envolvem a comparação entre empresas de diferentes dimensões.

Assim, embora a amostra permita obter uma perspetiva relevante sobre a adoção da IA no setor financeiro português, a sua composição poderá influenciar a robustez e a generalização dos resultados, especialmente no que se refere ao efeito da dimensão organizacional.

4. ANÁLISE DOS RESULTADOS

4.1 Hipótese 1

No âmbito da hipótese 1 (“Maior maturidade de TI/dados está positivamente associada à adoção de IA”), considera-se como variável independente a maturidade de TI/dados, operacionalizada através das questões 13, 16 e 20 do questionário, e como variável dependente a adoção de IA (questão 6).

A Tabela 1 apresenta as estatísticas descritivas (média e desvio-padrão) e os resultados da regressão linear entre as variáveis. Os resultados indicam que a adoção de medidas de melhoria do acesso e da qualidade dos dados está positivamente associada à utilização de IA/RPA ($\beta = 0,329$; $p = 0,042$). Em contraste, a perceção de limitações ao nível dos dados ($\beta = 0,143$; $p = 0,390$) e os desafios de infraestrutura tecnológica ($\beta = 0,080$; $p = 0,595$) não apresentam efeitos estatisticamente significativos.

Tabela 1: Regressão Linear entre a adoção de IA e a maturidade de TI/Dados

N=57	M	DP
6. Utilizamos Automação Robótica de Processos (RPA) para automatizar tarefas repetitivas nos processos	3,68	0,83
13. Na nossa empresa, o acesso a dados é limitado e/ou a qualidade dos dados é inadequada	2,89	0,92
16. Na nossa empresa, existem desafios de infraestrutura tecnológica para implementar IA	3,02	1,01
20. Implementámos medidas para melhorar o acesso e a qualidade dos dados	3,29	0,77

Variável Independente	B	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	,867	,390
16. Na nossa empresa, existem desafios de infraestrutura tecnológica para implementar IA	,065	,534	,595
20. Implementámos medidas para melhorar o acesso e a qualidade dos dados	,352	2,084	*,042

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

4.2. Hipótese 2

Tendo em conta a hipótese 2 (H2: a adoção de IA para deteção de fraude é mais frequente do que a visão computacional e a GenAI nas empresas financeiras portuguesas), recorre-se ao teste t para amostras emparelhadas, comparando a questão 10 (deteção de fraude e risco financeiro) com as questões 8 (visão computacional) e 7 (GenAI), respetivamente.

Os resultados indicam diferenças estatisticamente significativas em ambos os casos. Na comparação entre visão computacional e deteção de fraude (Q8 vs Q10), verifica-se uma diferença significativa ($p = 0,001$), com uma diferença média negativa (-0,509; IC 95% [-0,810; -0,207]), sugerindo menor utilização de visão computacional face a soluções de IA aplicadas à deteção de fraude.

Na comparação entre GenAI e detecção de fraude (Q7 vs Q10) observa-se igualmente uma diferença significativa ($p = 0,008$), com uma diferença média positiva (0,386; IC 95% [0,103; 0,669]), indicando maior utilização de GenAI em relação a soluções de IA para detecção de fraude.

Tabela 2: Teste t para amostras emparelhadas: visão computacional e GenAI vs adoção de IA

	Q8		Q10		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	1,07	2,79	0,80	-3,382	** ,001

	Q7		Q10		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	0,89	2,79	0,80	2,736	** ,008

** $p \leq 0,01$

4.3. Hipótese 3

Tendo em conta a hipótese 3 (“A adoção de IA melhora a eficiência operacional, reduz custos, melhora a gestão de risco, melhora a experiência do cliente e aumenta as receitas.”), consideram-se como variáveis independentes a eficiência operacional (Q1), os custos (Q5), a gestão de risco (Q9, Q10 e Q11), a experiência do cliente (Q3) e as receitas (Q26), sendo a adoção de IA (Q6) a variável dependente.

Procede-se à estimação de um modelo de regressão linear para avaliar a relação entre as variáveis. Os resultados, apresentados na Tabela 3, indicam que a maioria das dimensões analisadas não apresenta associação estatisticamente significativa com a adoção de IA, nomeadamente a eficiência operacional ($p = 0,676$), os custos ($p = 0,052$), a gestão de risco (Q9: $p = 0,337$; Q10: $p = 0,154$), a experiência do cliente ($p = 0,523$) e as receitas ($p = 0,165$). Em contraste, observa-se

uma relação significativa entre a gestão de risco associada ao AML (Q11) e a adoção de IA ($p = 0,004$), sugerindo que esta dimensão contribui de forma relevante para a explicação da utilização de IA.

Tabela 3: Regressão Linear entre a eficiência operacional, custos, gestão de risco, experiência do cliente e receitas com a adoção de IA

N=57	M	DP
6. Utilizamos Automação Robótica de Processos (RPA) para automatizar tarefas repetitivas nos processos	3,68	0,83
1. A implementação de IA aumenta a eficiência operacional na nossa empresa	4,28	0,56
5. A IA reduz os custos operacionais na nossa empresa	3,39	0,68
9. Usamos IA para avaliação/monitorização do risco de crédito na nossa empresa	2,44	0,93
10. A IA deteta fraudes e reduz o risco financeiro na nossa empresa	2,79	0,80
11. Implementámos IA para AML/monitorização transaccional (deteção de branqueamento de capitais)	2,65	0,90
3. Os chatbots/assistentes virtuais (IA) melhoram o atendimento ao cliente na nossa empresa	3,51	0,81
26. A IA contribuiu para o crescimento de receitas	3,11	0,90

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

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

4.4. Hipótese 4

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, associadas às questões do questionário 12, 14, 15, 17, 18, 21, 22, 23 e 24, enquanto a adoção de IA é a variável dependente, associada às questões 7, 8, 9, 10 e 11.

Tabela 4: Estatística descritiva para as questões relacionadas com o custo, escassez de competências e problemas de dados e regulação com a adoção de IA.

N=57	M	DP
12. Na nossa empresa, enfrentamos dificuldades para recrutar profissionais com competências em IA	3,58	0,91
14. Na nossa empresa, ainda existe falta de conhecimento e compreensão sobre a tecnologia de IA	3,68	0,83
15. Na nossa empresa, enfrentamos dificuldades de financiamento para implementar IA	3,00	0,93
17. Na nossa empresa, a incerteza/exigências regulatórias são um obstáculo à implementação de IA	3,16	0,90
18. Na nossa empresa, a resistência à mudança e o receio de perda de empregos são desafios relevantes à adoção de IA	2,81	0,88
21. Promovemos iniciativas para aumentar a sensibilização e compreensão da IA na empresa	3,51	0,66
22. Explorámos fontes de financiamento para apoiar a implementação de IA	2,65	0,77
23. O trabalho com o governo e outras organizações tem facilitado a implementação de IA	2,40	0,80
24. Abordámos as preocupações com substituição de postos e a resistência à mudança com formação ou outras iniciativas	2,91	0,76
7. Utilizamos modelos generativos (GenAI) em produção (p.ex., sumarização, apoio ao cliente, geração de conteúdo/código)	3,18	0,89
8. Utilizamos visão computacional em casos de uso (p.ex., validação documental)	2,28	1,07
9. Usamos IA para avaliação/monitorização do risco de crédito na nossa empresa	2,44	0,93
10. A IA deteta fraudes e reduz o risco financeiro na nossa empresa	2,79	0,80
11. Implementámos IA para AML/monitorização transacional (detecção de branqueamento de capitais)	2,65	0,90

Em seguida procedeu-se à análise da regressão linear entre as 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 5, os resultados evidenciam que a relação da questão 21 com a questão 7 ($p=0,007$) contribui de forma positiva e significativa para explicar a utilização de Gen AI em produção, ao contrário das restantes questões, que não contribuem de forma relevante para essa utilização.

Tabela 5: Regressão linear: custos, competências, dados e regulação na utilização de GenAI

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

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

Os resultados da tabela 6 indicam que apenas as questões 12, 17, 18 e 22 contribuem de forma relevante para explicar a utilização de visão computacional, determinada pela questão 8, a questão 12 de forma negativa e as restantes questões de forma positiva.

Tabela 6: Regressão linear: custos, competências, dados e regulação na 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) * $p \leq 0,05$ ** $p \leq 0,01$

A tabela 7 demonstra uma relação significativa das questões 18, 22 e 23 com a questão 9, 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.

Tabela 7: Regressão linear: custos, competências, dados e regulação na avaliação do risco de crédito por IA

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

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

Na tabela 8 apenas a questão 23 está relacionada de forma significativa com a questão 10, contribuindo de forma positiva para

explicar a utilização de IA para detetar fraudes e reduzir o risco financeiro.

Tabela 8: Regressão linear: custos, competências, dados e regulação na deteção de fraude por IA

Variável Independente	B	t	p
(Constante)	-,030	-,031	,976
12. Na nossa empresa, enfrentamos dificuldades para recrutar profissionais com competências em IA	,073	,595	,554
14. Na nossa empresa, ainda existe falta de conhecimento e compreensão sobre a tecnologia de IA	,170	1,265	,212
15. Na nossa empresa, enfrentamos dificuldades de financiamento para implementar IA	,082	,643	,523
17. Na nossa empresa, a incerteza/exigências regulatórias são um obstáculo à implementação de IA	-,025	-,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	-,872	,388
21. Promovemos iniciativas para aumentar a sensibilização e compreensão da IA na empresa	,237	1,479	,146
22. Explorámos fontes de financiamento para apoiar a implementação de IA	-,114	-,741	,462
23. O trabalho com o governo e outras organizações tem facilitado a implementação de IA	,546	4,245	***,000
24. Abordámos as preocupações com substituição de postos e a resistência à mudança com formação ou outras iniciativas	,078	,503	,617
Variável Dependente: 10. A IA deteta fraudes e reduz o risco financeiro na nossa empresa *** $p \leq 0,001$			

A última regressão apresentada na tabela 9 não apresenta resultados significativos, logo as questões não contribuem de forma relevante para perceber a implementação de IA para AML/monitorização transaccional.

**Tabela 9: Regressão linear: custos, competências, dados e regulação
na AML e monitorização transaccional por IA**

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

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

4.5. Hipótese 5

Tendo em conta a hipótese 5 (“Empresas maiores usam mais IA, e o impacto dessa utilização nos resultados é mais forte nelas do que nas empresas menores.”), recorre-se ao teste t para amostras independentes, considerando o número de colaboradores como variável de agrupamento e as variáveis decisão (Q2), produtividade (Q4) e inovação (Q25) como variáveis dependentes.

A amostra é composta por 57 empresas, das quais 52 têm entre 0 e 49 colaboradores e 5 têm 50 ou mais colaboradores. Este desequilíbrio entre

grupos deve ser tido em consideração na interpretação dos resultados, podendo limitar a robustez das comparações realizadas.

Os resultados indicam a ausência de diferenças estatisticamente significativas entre os dois grupos em todas as dimensões analisadas: decisão ($p = 0,655$), produtividade ($p = 0,618$) e inovação ($p = 0,339$). Assim, a dimensão da empresa não parece influenciar de forma significativa a perceção dos benefícios associados à adoção de IA nestas variáveis.

Tabela 10: 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	0,71	3,80	0,45	-,449	,655
4. As ferramentas de IA aumentam a produtividade na nossa empresa	4,12	0,51	4,00	0,00	,501	,618
25. A adoção de IA reforçou a orientação data-driven e a inovação em produtos/serviços	3,00	0,89	3,40	0,89	-,964	,339

5. 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 do estudo de Wamba et al. (2021), 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 sectores.

Relativamente à hipótese 2, em que se testa se a adoção de IA para a detecção 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 detecção 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 do estudo de Ryll et al. (2020) em que referem que a detecção de fraude financeira se tornou uma preocupação crítica para empresas, reguladores e consumidores.

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. Estes resultados sugerem uma diferenciação na perceção da aplicabilidade do RPA consoante o tipo de processo. A associação significativa entre AML e RPA ($p = 0,004$) pode ser explicada pelo facto de os processos de AML serem geralmente estruturados, baseados em regras e altamente regulados, o que os torna particularmente adequados à automação através de RPA.

Em contraste, a ausência de significância na detecção de fraude ($p = 0,154$) poderá dever-se à maior complexidade e natureza menos estruturada destes processos, que frequentemente exigem análise contextual e técnicas mais avançadas, como inteligência artificial ou machine learning, não sendo tão diretamente associados ao RPA pelos inquiridos.

Assim, os resultados não contrariam a literatura, mas antes reforçam a distinção entre processos adequados a automação baseada em regras e processos que requerem maior capacidade analítica.

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 evidenciam um padrão não uniforme na relação entre barreiras e tipos de adoção de RPA, sugerindo que diferentes fatores exercem influência distinta consoante o contexto analisado. Em vez de um efeito homogêneo, observa-se uma configuração fragmentada, na qual determinadas barreiras estão associadas apenas a formas específicas de adoção, enquanto outras não apresentam impacto estatisticamente significativo.

Esta heterogeneidade indica que a adoção de RPA não é explicada por um único conjunto de fatores, mas sim por combinações diferenciadas de barreiras e condições contextuais. Assim, mais do que listar relações individuais, os resultados apontam para a necessidade de uma leitura integrada, em que a relevância de cada barreira depende do tipo de processo e do contexto organizacional em análise.

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 do estudo de Brynjolfsson & Hitt (2000) 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.

6. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este estudo procurou analisar o impacto da IA nas empresas do setor financeiro em Portugal, relacionando os benefícios, desafios e condicionantes organizacionais. Verificou-se que a adoção de inovações tecnológicas resulta da interação entre três contextos fundamentais: o tecnológico, o organizacional e o ambiental, tal como refere o modelo TOE de Tornatzky e Fleischer (1990).

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.

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 boa gestão 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.

Relativamente à resistência à mudança e ao receio de perda de empregos associado à adoção de RPA, destaca-se a importância de políticas internas de gestão da mudança que acompanhem a implementação destas tecnologias. As organizações devem investir em estratégias de comunicação transparente, formação contínua e requalificação dos colaboradores, de forma a reduzir a incerteza e promover a aceitação das novas ferramentas. Adicionalmente, uma abordagem de “automação aumentada”, em que o RPA é apresentado como um apoio ao trabalho humano em vez de um substituto, pode contribuir para mitigar receios e facilitar uma transição mais sustentável e inclusiva.

No que respeita à regulação enquanto barreira à adoção de RPA e IA, os resultados sugerem a importância de um enquadramento regulatório equilibrado que promova simultaneamente a inovação e a mitigação de riscos. Neste contexto, os supervisores financeiros, como o Banco de Portugal e a CMVM, podem desempenhar um papel relevante ao desenvolver orientações claras sobre a utilização destas tecnologias, promovendo boas práticas e assegurando a conformidade regulatória sem impor restrições excessivamente rígidas. Uma abordagem baseada em princípios, em vez de regras excessivamente prescritivas, poderá facilitar a adoção responsável de IA e RPA, permitindo às instituições financeiras inovar de forma segura, transparente e alinhada com os objetivos de estabilidade do sistema financeiro.

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 perceção 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 estudo, mas em outros países e comparar os resultados com Portugal.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- 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>
- Banco de Portugal. (2023). *Relatório de estabilidade financeira*. Banco de Portugal.
- Barney, J. (1991). Firm resources and sustained competitive advantage. *Journal of Management*, 17(1), 99–120.
- Basel Committee on Banking Supervision. (2018). *Sound practices: Implications of fintech developments for banks and bank supervisors*. BIS.
- Brynjolfsson, E., & Hitt, L. (2000). Beyond computation: Information technology, organizational transformation and business performance. *Journal of Economic Perspectives*, 14(4), 23–48. <https://doi.org/10.1257/jep.14.4.23>

- Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2017). *Machine, platform, crowd*. Norton.
- Brynjolfsson, E., Rock, D., & Syverson, C. (2021). The productivity J-curve: How intangibles complement general purpose technologies. *American Economic Journal: Macroeconomics*, 13(1), 333–372. <https://doi.org/10.1257/mac.20180386>
- Bughin, J., Seong, J., Manyika, J., Chui, M., & Joshi, R. (2018). Notes from the AI frontier: Insights from hundreds of use cases. *McKinsey Global Institute*.
- Cohen, W. M., & Levinthal, D. A. (1990). Absorptive capacity: A new perspective on learning and innovation. *Administrative Science Quarterly*, 35(1), 128–152.
- Davenport, T. H., & Ronanki, R. (2018). Artificial intelligence for the real world. *Harvard Business Review*, 96(1), 108–116.
- Dwivedi, Y. K., et al. (2023). So what if ChatGPT wrote it? *International Journal of Information Management*, 71, Article 102642. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2023.102642>
- Dubey, R., Gunasekaran, A., Childe, S., Blome, C., & Papadopoulos, T. (2020). Big data and predictive analytics and manufacturing performance. *International Journal of Production Economics*, 226, 107599. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2020.107599>
- European Commission. (2021). *Proposal for a Regulation laying down harmonised rules on artificial intelligence*. Brussels.
- Félix, C., Mira da Silva, M., & Oliveira, T. (2018). Digital transformation in the banking sector: The influence of technological and organizational factors. *International Journal of Information Management*, 40, 58–70. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2018.01.012>
- Huang, M.-H., & Rust, R. (2021). A strategic framework for artificial intelligence in marketing. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 49, 30–50. <https://doi.org/10.1007/s11747-020-00749-9>
- Kou, Y., Peng, Y., & Wang, G. (2021). Evaluation of clustering algorithms for financial fraud detection. *Decision Support Systems*, 50(3), 491–500. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2021.113420>

- Lessmann, S., Baesens, B., Seow, H.-V., & Thomas, L. (2015). Benchmarking state-of-the-art classification algorithms for credit scoring. *European Journal of Operational Research*, 247(1), 124–136. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2015.05.030>
- Mikalef, P., & Gupta, M. (2021). Artificial intelligence capability. *Information & Management*, 58(3), 103434. <https://doi.org/10.1016/j.im.2021.103434>
- Mikalef, P., Pappas, I. O., Krogstie, J., & Giannakos, M. (2019). Big data analytics capabilities: A systematic literature review and research agenda. *Information & Management*, 56(3), 103168. <https://doi.org/10.1016/j.im.2018.12.006>
- Ngai, E., Hu, Y., Wong, Y., Chen, Y., & Sun, X. (2011). The application of data mining techniques in financial fraud detection. *Decision Support Systems*, 50(3), 559–569. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2010.08.006>
- Philippon, T. (2016). The fintech opportunity. *NBER Working Paper* No. 22476. <https://doi.org/10.3386/w22476>
- Ransbotham, S., Kiron, D., Gerbert, P., & Reeves, M. (2020). Expanding AI's impact with organizational learning. *MIT Sloan Management Review*.
- Ryll, L., Seidens, S., Strauß, S., & Welp, I. (2020). Artificial intelligence in banking. *Electronic Markets*, 30, 711–734. <https://doi.org/10.1007/s12525-020-00427-2>
- Teixeira, M. E., & Reis, L. (2023). Transformação digital na banca: desafios para a resiliência operacional e gestão de risco. *Revista de Gestão de Risco*.
- Tornatzky, L., & Fleischer, M. (1990). *The processes of technological innovation*. Lexington Books.
- Wamba, S. F., Gunasekaran, A., Akter, S., Ren, S., Dubey, R., & Childe, S. (2021). Big data analytics and firm performance: Effects on productivity and profitability. *Journal of Business Research*, 70, 356–365. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2016.08.002>

Anexo (Questionário)

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 ☐ ≥ 65

Número de colaboradores em Portugal

- ☐ 0-49 ☐ 50-249 ☐ 250-999 ☐ ≥ 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

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

1. A implementação de IA aumenta a eficiência operacional na nossa empresa.
2. A IA melhora a tomada de decisão na nossa empresa.
3. Os chatbots/assistentes virtuais (IA) melhoram o atendimento ao cliente na nossa empresa.
4. As ferramentas de IA aumentam a produtividade na nossa empresa.
5. A IA reduz os custos operacionais na nossa empresa.

6. Utilizamos RPA para automatizar tarefas repetitivas nos processos.
7. Utilizamos modelos generativos (GenAI) em produção (p.ex., sumarização, apoio ao cliente, geração de conteúdo/código).
8. Utilizamos visão computacional em casos de uso (p.ex., validação documental).
9. Usamos IA para avaliação/monitorização do risco de crédito na nossa empresa.
10. A IA deteta fraudes e reduz o risco financeiro na nossa empresa.
11. Implementámos IA para AML/monitorização transaccional (detecção de branqueamento de capitais).
12. Na nossa empresa, enfrentamos dificuldades para recrutar profissionais com competências em IA.
13. Na nossa empresa, o acesso a dados é limitado e/ou a qualidade dos dados é inadequada.
14. Na nossa empresa, ainda existe falta de conhecimento e compreensão sobre a tecnologia de IA.
15. Na nossa empresa, enfrentamos dificuldades de financiamento para implementar IA.
16. Na nossa empresa, existem desafios de infraestrutura tecnológica para implementar IA.
17. Na nossa empresa, a incerteza/exigências regulatórias são um obstáculo à implementação de IA.
18. Na nossa empresa, a resistência à mudança e o receio de perda de empregos são desafios relevantes à adoção de IA.
19. Implementámos medidas para colmatar a escassez de profissionais qualificados em IA (p.ex., formação, recrutamento).
20. Implementámos medidas para melhorar o acesso e a qualidade dos dados.
21. Promovemos iniciativas para aumentar a sensibilização e compreensão da IA na empresa.
22. Explorámos fontes de financiamento para apoiar a implementação de IA.
23. O trabalho com o governo e outras organizações tem facilitado a implementação de IA.

24. Abordámos as preocupações com substituição de postos e a resistência à mudança com formação ou outras iniciativas.
25. A adoção de IA reforçou a orientação data-driven e a inovação em produtos/serviços.
26. A IA contribuiu para o crescimento de receitas.
27. A IA melhorou a retenção de clientes.

Creative Commons Attribution License | This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License (CC BY). The use, distribution or reproduction in other forums is permitted, provided the original author(s) and the copyright owner(s) are credited and that the original publication in this journal is cited, in accordance with accepted academic practice. No use, distribution or reproduction is permitted, which does not comply with these terms.