Universidade do Minho
Escola de Economia, Gestão e Ciência Política

Joana Margarida Oliveira da Costa

A Influência da IA na Produtividade: Setor Financeiro vs. Não Financeiro

abril 2026

A Influência da IA na Produtividade: Setor Financeiro vs. Não Financeiro
Joana Margarida Oliveira da Costa
UMinho | 2026

Universidade do Minho
Escola de Economia, Gestão e Ciência Política

Joana Margarida Oliveira da Costa

A Influência da IA na Produtividade: Setor Financeiro vs. Não Financeiro

Dissertação de Mestrado em
Economia Monetária Bancária
e Financeira

Trabalho efetuado sob a orientação da
Professora Doutora Natália Maria Sá Figueiredo Pimenta Monteiro

abril de 2026

DIREITOS DE AUTOR E CONDIÇÕES DE UTILIZAÇÃO DO TRABALHO POR TERCEIROS

Este é um trabalho académico que pode ser utilizado por terceiros desde que respeitadas as regras e boas práticas internacionalmente aceites, no que concerne aos direitos de autor e direitos conexos. Assim, o presente trabalho pode ser utilizado nos termos previstos na licença abaixo indicada.

Caso o utilizador necessite de permissão para poder fazer um uso do trabalho em condições não previstas no licenciamento indicado, deverá contactar o autor, através do RepositóriUM da Universidade do Minho.



Atribuição-NãoComercial-SemDerivações
CC BY-NC-ND
https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/

AGRADECIMENTOS

A realização desta dissertação constituiu um desafio de elevada exigência, cuja concretização não teria sido possível sem o apoio de várias pessoas.

Em primeiro lugar, expresso o meu sincero agradecimento à Professora Doutora Natália Monteiro, pela orientação incansável, pela confiança depositada no meu trabalho e pela paciência demonstrada ao longo de todo o processo.

Agradeço também aos meus pais, ao meu irmão e à restante família, pelo incentivo constante e por terem sido o meu suporte em todas as etapas deste percurso.

Um agradecimento especial ao meu namorado, Diogo, pelo carinho e pelo apoio incondicional ao longo deste desafio.

Por fim, agradeço aos meus amigos, pela compreensão, motivação e presença ao longo desta etapa.

DECLARAÇÃO DE INTEGRIDADE

Declaro ter atuado com integridade na elaboração do presente trabalho académico e confirmo que não recorri à prática de plágio nem a qualquer forma de utilização indevida ou falsificação de informações ou resultados em nenhuma das etapas conducentes à sua elaboração.

Mais declaro que conheço e que respeitei o Código de Conduta Ética da Universidade do Minho.

DECLARAÇÃO DE USO DE FERRAMENTAS DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL (IA)

Declaro ter atuado com integridade na elaboração do presente trabalho académico e confirmo que não recorri a qualquer forma de utilização indevida de ferramentas de Inteligência Artificial (IA), nem à falsificação ou omissão de informações, fontes, dados, resultados ou processos em nenhuma das etapas conducentes à sua elaboração.

Declaro ainda que qualquer utilização de ferramentas de IA foi feita de forma transparente e responsável, encontrando-se devidamente assinalada/descrita no trabalho, e que procedi à verificação crítica da exatidão do conteúdo produzido com o seu apoio, assumindo integralmente a responsabilidade pelo que submeto.

Mais declaro que conheço e que respeitei o Código de Conduta Ética da Universidade do Minho, bem como as normas aplicáveis de integridade académica e de proteção de dados.

A Influência da IA na Produtividade: Setor Financeiro vs. Não Financeiro

RESUMO

A Inteligência Artificial (IA), enquanto tecnologia de propósito geral, reativou o debate sobre o paradoxo da produtividade e a hipótese da Curva em J: os ganhos de eficiência tendem a surgir com desfasamento face ao avanço tecnológico. Esta dissertação analisa esse problema no contexto português, uma economia de rendimento elevado, mas com baixo poder de compra, avaliando a associação entre a exposição potencial à IA (medida pelo DAIOE) e a produtividade das empresas entre 2018 e 2023. O estudo persegue dois objetivos: estimar o efeito médio da exposição tecnológica e testar a heterogeneidade setorial, com foco no setor financeiro.

A estratégia empírica assenta num modelo de Diferenças Longas (2018–2023), com exposição medida pelo índice *Dynamic AI Occupational Exposure* (DAIOE). A análise combina microdados administrativos dos Quadros de Pessoal (QP) e do Sistema de Contas Integradas das Empresas (SCIE), cobrindo mais de 178 mil empresas na especificação completa, o que reforça a representatividade dos resultados para o tecido empresarial nacional.

Os resultados mostram que o setor financeiro apresenta exposição à IA substancialmente superior à média da economia. Contudo, não emerge evidência estatisticamente robusta de um prémio médio de produtividade, nem na economia agregada nem no setor financeiro no horizonte analisado. Em contrapartida, surgem indícios de heterogeneidade por dimensão, com efeitos positivos concentrados em empresas de média dimensão. Em linha com a Curva em J, os resultados sugerem que custos iniciais de reorganização, aprendizagem e ajustamento organizacional ainda se sobrepõem aos ganhos de eficiência.

Em síntese, a dissertação contribui ao aplicar uma medida dinâmica de exposição à IA ao caso português e indica que a conversão de potencial tecnológico em produtividade depende de investimentos complementares em capital humano, organização e inovação de processos.

Palavras-chave: Curva em J, DAIOE, Inteligência Artificial, produtividade, setor financeiro.

The Influence of AI on Productivity: Financial vs. Non-Financial Sector

ABSTRACT

Artificial Intelligence (AI), as a general-purpose technology, has reactivated the debate on the productivity paradox and the J-Curve hypothesis: efficiency gains tend to emerge with a lag relative to technological advancement. This dissertation analyzes this issue within the Portuguese context - a high-income economy with low purchasing power - evaluating the effect of AI exposure on firm productivity between 2018 and 2023. The study pursues two primary objectives: to estimate the average effect of technological exposure and to test for sectoral heterogeneity, with a specific focus on the financial sector.

The empirical strategy is based on a Long Differences model (2018–2023), with exposure measured by the Dynamic AI Occupational Exposure (DAIOE) index. The analysis combines administrative microdata from Quadros de Pessoal (QP) and the Sistema de Contas Integradas das Empresas (SCIE), covering more than 178,000 firms in the full specification, which reinforces the representativeness of the results for the national business fabric.

The results show that the financial sector presents an exposure to AI substantially higher than the economy's average. However, no statistically robust evidence emerges of an average productivity premium, neither for the aggregate economy nor for the financial sector within the analyzed horizon. Conversely, there are signs of heterogeneity by firm size, with positive effects concentrated in medium-sized enterprises. In line with the J-Curve, the results suggest that initial costs of reorganization, learning, and organizational adjustment still outweigh efficiency gains.

In summary, this dissertation contributes by applying a dynamic measure of AI exposure to the Portuguese case and indicates that the conversion of technological potential into productivity depends on complementary investments in human capital, organization, and process innovation.

Keywords: Artificial Intelligence, DAIOE, financial sector, J-Curve, productivity.

Índice

1. Introdução ---- 1
2. Revisão de Literatura ---- 4
   2.1. Conceito de Inteligência Artificial ---- 4
   2.2. IA e Produtividade: Canais e Mecanismos de Transmissão ---- 5
   2.3. Medição da Inteligência Artificial ---- 8
      2.3.1. Adoção de IA ---- 8
      2.3.2. Exposição à IA ---- 10
   2.4. Estudos Empíricos da Relação entre IA e Produtividade ---- 12
      2.4.1. Medição da Produtividade e Mecanismos ---- 12
      2.4.2. Evidência Microeconómica: O Prémio da Adoção ---- 12
      2.4.3. Evidência Setorial e o Papel da Exposição ---- 13
   2.5. Caso de Portugal ---- 14
   2.6. Questão Empírica e Hipóteses ---- 14
3. Metodologia ---- 16
   3.1. Dados e Amostra ---- 16
   3.2. Estratégia de Identificação e Filtragem ---- 17
   3.3. Especificação Econométrica ---- 18
      3.3.1. Especificação Base e Heterogeneidade ---- 18
   3.4. Tratamento Econométrico e Inferência ---- 19
   3.5. Limitações ---- 19
4. Análise de Resultados ---- 21
   4.1. Estatísticas Descritivas e Caracterização Setorial ---- 22
   4.2. Efeitos Globais na Economia Agregada ---- 24
   4.3. Heterogeneidade por Intensidade Inicial de Exposição ---- 26
   4.4. Heterogeneidade Setorial: O Papel do Setor Financeiro ---- 27
   4.5. Heterogeneidade por Dimensão da Empresa ---- 29
   4.6. Discussão dos Resultados e Robustez ---- 30
5. Conclusão ---- 34
6. Referências ---- 36

Anexos ---- 38

Anexo A: Tabela A1 - Robustez da H2 por Subamostras Setoriais (Setor Financeiro vs Não Financeiro) ---- 38

Anexo A: Tabela A2 - Efeito Marginal da IA por Dimensão e Setor (Financeiro vs Não Financeiro) ---- 39

Lista de Abreviaturas e Siglas

AIOE – *AI Occupational Exposure* (Exposição Ocupacional à IA)

CAE – Classificação das Atividades Económicas

CPP – Classificação Portuguesa de Profissões

DAIOE – *Dynamic AI Occupational Exposure* (Exposição Ocupacional Dinâmica à IA)

GPT – *General Purpose Technology* (Tecnologia de Propósito Geral)

IES – Informação Empresarial Simplificada

IHS – *Inverse Hyperbolic Sine* (Seno Hiperbólico Inverso)

OIT – Organização Internacional do Trabalho

LLMs – *Large Language Models* (Modelos de Linguagem de Grande Escala)

LP – *Labour Productivity* (Produtividade do Trabalho)

ML – *Machine Learning* (Aprendizagem Automática)

O*NET – *Occupational Information Network* (Base de dados ocupacional)

QP – Quadros de Pessoal

SCIE – Sistema de Contas Integradas das Empresas

SML – *Suitability for Machine Learning* (Adequação para Aprendizagem Automática)

TFP – *Total Factor Productivity* (Produtividade Total dos Fatores)

Índice de Figuras

Figura 1: Exposição Média à IA, 2018-2023 23

Figura 2: Coeficientes da Exposição à IA nos Vários Modelos, 2018-2023 25

Figura 3: Efeitos Marginais da Exposição à IA na Produtividade por Setor..... 28

Índice de Tabelas

Tabela 1: Trabalhos Empíricos com Medidas de Adoção de IA 9
Tabela 2: Trabalhos Empíricos com Medidas de Exposição à IA 11
Tabela 3: Índice DAIOE por Setor e Nível de Agregação, 2018-2023 22
Tabela 4: Exposição à IA e Produtividade na Economia Portuguesa, 2018-2023 24
Tabela 5: Exposição à IA e Produtividade por Intensidade Inicial de Exposição à IA 27
Tabela 6: Exposição à IA e Produtividade no Setor Financeiro (CAE 64-66) 27
Tabela 7: Efeito Marginal da Exposição à IA por Dimensão da Empresa 29
Tabela 8: Síntese dos Testes das Hipóteses Centrais 31
Tabela 9: Robustez da Especificação Completa (Modelo 5) 32

1. Introdução

A relação entre o progresso tecnológico e o desempenho económico tem sido um dos temas mais persistentes na literatura económica. No atual cenário de transformação digital, a Inteligência Artificial (IA) emerge como uma Tecnologia de Propósito Geral (*General Purpose Technology* — GPT) com um potencial intrínseco para reconfigurar os processos produtivos e os modelos de negócio à escala global. Todavia, a evidência histórica de inovações disruptivas anteriores sugere que a tradução de avanços tecnológicos em ganhos de eficiência não é imediata. Este fenómeno, frequentemente designado como o "paradoxo da produtividade", reflete um desfasamento entre a capacidade algorítmica instalada e a produtividade do trabalho agregada, suscitando um debate fundamental sobre os mecanismos de difusão tecnológica e os seus determinantes estruturais.

A literatura económica contemporânea sugere que este desfasamento é consistente com a teoria da "Curva em J" da produtividade (Brynjolfsson et al., 2017). De acordo com esta tese, a implementação de tecnologias sistémicas e complexas, como a IA, exige investimentos complementares avultados em capital intangível, que incluem o redesenho organizacional, a acumulação de novos conhecimentos e a adaptação do capital humano. Numa fase inicial de difusão, estas fricções de ajustamento e os custos de reorganização tendem a sobrepor-se aos benefícios marginais da tecnologia, resultando numa estagnação temporária da produtividade do trabalho medida. Apenas após um período de maturação e de ajustamento das práticas de gestão é que a trajetória de produtividade assume uma inclinação positiva, materializando finalmente o potencial da inovação.

Apesar da relevância deste tema, a evidência empírica disponível foca-se, predominantemente, em economias situadas na fronteira tecnológica. Permanecem escassos os estudos que analisam estas dinâmicas em países de rendimento médio e com estruturas produtivas periféricas, como é o caso de Portugal. O panorama económico nacional, caracterizado por constrangimentos estruturais históricos e por um registo de produtividade sistematicamente abaixo da média da União Europeia, oferece um contexto de análise crítico. Compreender as dinâmicas desta transição num cenário de menor maturidade digital é fundamental para avaliar as perspetivas de convergência económica e a capacidade de absorção de disrupções tecnológicas globais por parte do tecido empresarial português.

Com o intuito de colmatar esta lacuna na literatura, a presente dissertação investiga os efeitos da exposição à IA na produtividade do trabalho das empresas portuguesas no período compreendido entre 2018 e 2023. O estudo propõe-se a atingir dois objetivos principais: avaliar a associação média entre exposição tecnológica potencial e produtividade na economia portuguesa e investigar a heterogeneidade destes efeitos entre setores de atividade. Confere-se um enfoque particular ao setor financeiro, frequentemente conceptualizado como uma "indústria de previsão" (*prediction industry*), dada a sua natureza intensiva em dados e a dependência crítica de tarefas cognitivas,

o que sustenta a hipótese de um impacto diferenciado face ao restante tecido empresarial em virtude da sua infraestrutura digital superior.

Para assegurar a robustez da análise, o desenho metodológico desta investigação afasta-se das métricas tradicionais de adoção tecnológica binária, privilegiando uma abordagem baseada na exposição latente das tarefas. Utiliza-se um modelo de diferenças longas (*long differences*) e adota-se o índice *Dynamic AI Occupational Exposure* (DAIOE) para medir o grau em que as tarefas das ocupações podem ser realizadas por IA. Esta estratégia permite isolar variações estruturais acumuladas no horizonte 2018–2023 e atenuar o ruído conjuntural, proporcionando uma estimativa mais fiel da relação de médio prazo entre exposição potencial à IA e produtividade.

A análise empírica assenta no cruzamento de duas bases de dados administrativas de elevada granularidade e qualidade: os Quadros de Pessoal (QP), que permitem caracterizar a estrutura ocupacional das empresas, e o Sistema de Contas Integradas das Empresas (SCIE), que viabiliza o cálculo das métricas económico-financeiras. A variável de exposição à IA (DAIOE) e os controlos tecnológicos (software, robótica e *offshoring*) são incorporados como variáveis externas ao nível ocupacional, obtidas de fontes internacionais e harmonizadas para ISCO-08 (Engberg et al., 2024; Webb, 2020).

Os resultados obtidos demonstram que, embora o setor financeiro apresente níveis de exposição substancialmente superiores à média, ainda não se verifica evidência estatisticamente robusta de um prémio de produtividade do trabalho no horizonte de diferenças longas 2018–2023. Estes sinais indicam que as empresas em Portugal se encontram numa fase de fricções de adaptação, em que os investimentos necessários em capital organizacional e humano ainda não atingiram o limiar de maturação. Tanto quanto é do nosso conhecimento, esta constitui a primeira análise empírica a utilizar microdados administrativos para estimar o efeito da exposição à IA sobre a variação da produtividade do trabalho em Portugal, fornecendo um contributo inovador para a literatura nacional.

As implicações deste estudo são relevantes para a formulação de políticas públicas e para a gestão estratégica, sublinhando que a conversão do potencial tecnológico em valor económico exige investimentos complementares e persistentes em capital intangível. A evidência aqui apresentada sugere que a mera exposição técnica não é condição suficiente para o crescimento imediato da produtividade do trabalho, sendo necessário um redesenho dos processos internos e uma requalificação da força de trabalho.

O trabalho encontra-se estruturado em cinco capítulos principais. Após esta introdução, o Capítulo 2 apresenta a revisão da literatura, enquadrando a IA como uma GPT e discutindo os determinantes da produtividade. O Capítulo 3 detalha a metodologia, as fontes de dados e a estratégia de identificação através do modelo de diferenças longas para o período 2018–2023. O Capítulo 4 expõe a análise empírica e a discussão dos resultados, explorando a heterogeneidade setorial e por dimensão de empresa. Finalmente, o Capítulo 5 sintetiza as principais conclusões,

aponta as limitações do estudo e sugere pistas para investigação futura, nomeadamente a utilização de erros-padrão com dupla clusterização em modelos de painel para captar trajetórias dinâmicas de longo prazo.

2. Revisão de Literatura

2.1. Conceito de Inteligência Artificial

A Inteligência Artificial (IA) é amplamente concebida como um campo dinâmico e em constante evolução, cujo objetivo central consiste em dotar sistemas computacionais de capacidades tradicionalmente associadas à inteligência humana, nomeadamente perceção, aprendizagem e tomada de decisão (Angelov et al., 2021). Ao contrário do software assente em regras explícitas, a IA não corresponde a um conjunto delimitado de aplicações; apresenta-se como um paradigma tecnológico em expansão, cuja relevância económica depende das capacidades funcionais que incorpora e da forma como estas se articulam com os processos produtivos (Angelov et al., 2021).

Conforme salientam Angelov et al. (2021), a compreensão do impacto económico da IA exige distinguir as abordagens tradicionais da abordagem contemporânea de *Machine Learning*. A evolução recente caracteriza-se pela transição de sistemas baseados em conhecimento (*knowledge-based systems*) para sistemas baseados em dados (*data-driven systems*). Enquanto os primeiros dependem de regras codificadas por programadores, os segundos aprendem padrões e relações complexas a partir de grandes volumes de dados, sem necessidade de instruções pré-definidas. Esta mudança de paradigma alarga o alcance da IA para tarefas cognitivas não rotineiras, contribuindo para uma transformação relevante na estrutura das decisões económicas (Agrawal et al., 2018).

Do ponto de vista económico, a IA pode ser entendida como uma tecnologia que reduz substancialmente os custos de previsão (Agrawal et al., 2018). A previsão corresponde à capacidade de inferir resultados a partir de dados, por exemplo, quando um algoritmo estima o risco de incumprimento bancário. Ao reduzir esse custo e tornar a previsão um *input* mais acessível, a IA altera o valor relativo das tarefas produtivas. Neste contexto, o valor económico desloca-se progressivamente para tarefas de julgamento, interpretação e definição de objetivos, em detrimento de tarefas puramente preditivas. Assim, a IA não se limita à substituição do trabalho humano; reconfigura a divisão do trabalho entre humanos e máquinas (Agrawal et al., 2018).

Ainda assim, a adoção e a difusão da IA enfrentam fricções significativas. Angelov et al. (2021) sublinham que muitos sistemas avançados, sobretudo em *Deep Learning*, funcionam como "caixas-negras" (*black boxes*), com baixa interpretabilidade para os utilizadores. Esta limitação é economicamente relevante, pois a confiança nas previsões condiciona a integração efetiva da tecnologia nos processos de decisão organizacional. Em linha com a literatura, a redução dos custos de previsão só se traduz em ganhos económicos quando as organizações ajustam os seus processos de decisão de forma coerente com essa nova capacidade tecnológica (Agrawal et al., 2018; Angelov et al., 2021).

Em síntese, a IA deve ser entendida não como uma tecnologia homogénea, mas como um conjunto de capacidades computacionais em rápida evolução, com potencial para transformar a organização do trabalho e os processos

produtivos (Agrawal et al., 2018; Angelov et al., 2021). Esta perspetiva constitui a base conceptual para a análise dos canais de transmissão entre a IA e a produtividade (Autor et al., 2003; Webb, 2020).

2.2. IA e Produtividade: Canais e Mecanismos de Transmissão

A relação entre IA e produtividade é um tema central na investigação económica recente, motivado pelo contraste entre o rápido avanço tecnológico e ganhos de produtividade frequentemente limitados ou desfasados no tempo (Brynjolfsson et al., 2017).

Neste debate, destacam-se dois eixos analíticos: a IA enquanto Tecnologia de Propósito Geral (*General Purpose Technology*, GPT) e a existência de múltiplos canais de impacto, nomeadamente a automatização, a complementaridade e a melhoria da decisão (Acemoglu e Restrepo, 2020; Brynjolfsson et al., 2017).

IA como Tecnologia de Propósito Geral e o Paradoxo da Produtividade

Brynjolfsson et al. (2017) caracterizam a IA como uma Tecnologia de Propósito Geral, equiparando-a a inovações históricas como a máquina a vapor ou a eletricidade. A IA distingue-se, no entanto, pela sua aplicabilidade transversal, pelo potencial de melhoria contínua e pela capacidade de gerar inovações complementares. Deste modo, o impacto económico da IA não decorre apenas da sua adoção direta, mas, sobretudo, da reorganização dos processos produtivos que a tecnologia induz ao longo do tempo (Brynjolfsson et al., 2017).

Contudo, a experiência recente das economias avançadas tem sido marcada por um crescimento moderado da produtividade, apesar do rápido progresso tecnológico. Este fenómeno, descrito como o "paradoxo moderno da produtividade", reflete um desfasamento temporal entre o avanço tecnológico e a sua tradução em indicadores económicos (Brynjolfsson et al., 2017). Brynjolfsson et al. (2017) e Czarnitzki et al. (2023) sustentam que este desfasamento decorre da necessidade de investimentos complementares em capital intangível, incluindo a reorganização organizacional, a adaptação de práticas de gestão e a formação de capital humano.

Este processo de ajuste é conceptualizado por meio da denominada "Curva em J" da produtividade. Numa fase inicial, a introdução de tecnologias de propósito geral gera custos de transição que se refletem numa estagnação, ou mesmo redução, da produtividade medida. Conforme referido por Brynjolfsson et al. (2017), apenas numa fase posterior, quando os investimentos complementares se materializam e os processos produtivos se adaptam, emergem ganhos de eficiência significativos.

Este enquadramento revela-se particularmente relevante para a IA, cuja natureza imaterial e baseada em dados reforça a importância de ativos complementares difíceis de observar diretamente. Tal facto justifica a relevância analítica de medidas que captem a exposição potencial à tecnologia, em detrimento da simples adoção (Brynjolfsson

et al., 2017; Engberg et al., 2024). A análise da exposição à IA apresentada é, portanto, coerente com a natureza gradual e cumulativa dos efeitos associados às tecnologias de propósito geral (Engberg et al., 2024)

A Abordagem Baseada em Tarefas

A análise dos efeitos da Inteligência Artificial (IA) sobre a produtividade requer uma perspetiva desagregada, fundamentada na abordagem baseada em tarefas (*task-based approach*). Conforme postulado por Autor et al. (2003), as tecnologias não afetam diretamente os empregos ou setores, mas sim as tarefas específicas que os compõem.

O progresso tecnológico altera o conteúdo das tarefas, o que modifica a procura relativa por diferentes competências. Agrawal et al. (2018) e Autor et al. (2003) argumentam que a IA introduz uma rutura face às tecnologias anteriores ao incidir não apenas sobre tarefas rotineiras, mas também sobre tarefas cognitivas. A capacidade dos sistemas de IA de aprender a partir de dados permite a execução de funções cognitivas não rotineiras, como o reconhecimento de padrões complexos ou a previsão, distinguindo-se, assim, do software tradicional (Agrawal et al., 2018).

Webb (2020) sustenta que esta abordagem oferece a base conceptual necessária para compreender a heterogeneidade dos efeitos da IA, uma vez que os setores e as ocupações diferem substancialmente na composição das tarefas e na respetiva suscetibilidade à tecnologia. Felten et al. (2021) demonstram que esta perspetiva valida a aplicação de métricas de exposição que refletem a correspondência técnica entre as capacidades da IA e o conteúdo do trabalho humano, independentemente da adoção observada.

Esta reconfiguração funcional é empiricamente corroborada por Engberg et al. (2023), que demonstram que a exposição à IA induz alterações significativas no conteúdo do trabalho (*work content*).

Canal da Automatização: Substituição de Tarefas

Acemoglu e Restrepo (2020) identificam a automatização como um dos principais canais de influência da IA na produtividade. Neste mecanismo, a tecnologia substitui tarefas anteriormente realizadas por humanos, permitindo manter o nível de output com menor utilização de fator trabalho. Os autores formalizam este processo, demonstrando que a substituição de tarefas gera ganhos de produtividade ao nível da empresa e do setor, desde que a tecnologia seja suficientemente eficiente em relação ao trabalho substituído.

Contudo, a literatura salienta que a automatização por meio de IA incide sobre tarefas específicas, e não sobre ocupações inteiras, o que explica os efeitos limitados observados no emprego agregado (Acemoglu e Restrepo, 2020). Webb (2020) destaca a incidência particularmente intensa sobre tarefas cognitivas, incluindo as associadas a elevados níveis de qualificação, em contraste com a automatização típica da robótica industrial.

Consequentemente, o canal da automatização, por si só, não garante ganhos substanciais de produtividade agregada. Acemoglu e Restrepo (2020) alertam que, se a tecnologia substituir trabalho humano sem gerar aumentos significativos de eficiência (*so-so technologies*), os efeitos líquidos sobre a produtividade podem ser modestos. Este resultado reforça a necessidade de considerar canais alternativos, nomeadamente a complementaridade (Acemoglu e Restrepo, 2020).

Canal da Complementaridade e Melhoria da Decisão

Agrawal et al. (2018) estabelecem a complementaridade como um mecanismo central na relação entre IA e produtividade. Neste contexto, a tecnologia amplia (*augments*) as capacidades dos trabalhadores, permitindo a execução de tarefas de maior valor acrescentado. Ao reduzirem os custos de previsão, os sistemas de IA aumentam simultaneamente o valor económico do julgamento humano, criando uma complementaridade fundamental entre a capacidade computacional e a capacidade de decisão (Agrawal et al., 2018).

A aplicação da IA à tomada de decisão ilustra este mecanismo: ao processarem grandes volumes de dados e gerarem previsões precisas, estes sistemas mitigam erros e enviesamentos humanos (Agrawal et al., 2018). Brynjolfsson et al. (2017) enfatizam a relevância deste canal em contextos onde a qualidade da decisão, e não apenas a eficiência operacional, constitui o determinante crítico da produtividade.

Felten et al. (2021) apresentam evidência empírica de que os efeitos de complementaridade são heterogéneos: ocupações intensivas em competências sociais, criatividade e interação humana tendem a beneficiar mais da exposição à IA, dado que estas valências são menos suscetíveis de automatização. Esta heterogeneidade reitera a importância de fundamentar a análise económica nas tarefas e competências (Felten et al., 2021).

Implicações para a Mensuração Empírica

Os canais de automatização e complementaridade não se traduzem necessariamente em ganhos imediatos de produtividade observável, devido à coexistência de efeitos de substituição, reorganização produtiva e ajustamento institucional (Brynjolfsson et al., 2017).

Neste âmbito, Engberg et al. (2024) argumentam que as medidas de adoção captam apenas uma parcela do fenómeno, frequentemente associada a efeitos de implementação mais imediata. Em contrapartida, as medidas de exposição permitem identificar pressões tecnológicas latentes que afetam os setores antes da adoção efetiva. Estas métricas revelam-se, assim, particularmente adequadas para análises setoriais e para o estudo de efeitos graduais, em consonância com a natureza da IA enquanto Tecnologia de Propósito Geral (Engberg et al., 2024).

Este enquadramento conceptual valida a opção metodológica desta dissertação, que privilegia a medição da exposição à IA como determinante da produtividade (Engberg et al., 2024).

2.3. Medição da Inteligência Artificial

A análise empírica da Inteligência Artificial (IA) depara-se com um desafio metodológico central: a quantificação de uma tecnologia imaterial e multifacetada. Conforme notam Engberg et al. (2024), ao contrário das tecnologias físicas tradicionais, a IA não se materializa num único bem de capital observável, mas sim num conjunto heterogéneo de algoritmos e capacidades computacionais.

Esta natureza intangível dificulta a identificação direta da sua utilização. Para superar este obstáculo, Engberg et al. (2024) e Felten et al. (2021) estabelecem uma distinção fundamental entre duas abordagens métricas: as medidas de adoção, que visam captar o uso efetivo da tecnologia, e as medidas de exposição, que quantificam a suscetibilidade técnica de tarefas e ocupações às capacidades da IA, independentemente da decisão de implementação.

A pertinência desta dicotomia é sustentada pela natureza da IA enquanto Tecnologia de Propósito Geral. Brynjolfsson et al. (2017) argumentam que os efeitos produtivos destas tecnologias tendem a emergir de forma progressiva, ocorrendo frequentemente após longos períodos de ajustamento.

Neste enquadramento, Engberg et al. (2024) defendem que as medidas de exposição desempenham um papel preponderante na análise económica. Ao captarem pressões tecnológicas latentes e choques de oferta associados ao progresso técnico, estas métricas conseguem antecipar dinâmicas que podem anteceder os ganhos de produtividade observáveis, revelando-se particularmente adequadas para a análise setorial (Engberg et al., 2024).

2.3.1. Adoção de IA

Conforme Acemoglu e Restrepo (2020), as medidas de adoção visam identificar a incorporação direta de IA nos processos produtivos. Em fases iniciais, a literatura recorreu a *proxies* físicas, como o *stock* de robôs industriais, úteis para vagas tecnológicas anteriores, mas limitadas para captar a difusão de software e algoritmos (Acemoglu e Restrepo, 2020).

Para ultrapassar esta limitação, Acemoglu et al. (2022) e Alekseeva et al. (2021) utilizam indicadores de procura por competências em IA em anúncios de vagas online. Babina et al. (2024) aprofundam esta abordagem ao combinar dados de vagas e currículos, demonstrando que o capital humano especializado em IA capta a intensidade de uso da tecnologia com maior precisão do que indicadores binários, associando-se ao crescimento e à inovação.

Apesar da validade conceptual, subsistem obstáculos empíricos. Zolas et al. (2021) mostram que a adoção agregada permanece baixa, frequentemente inferior a 10%. Calvino e Fontanelli (2023) evidenciam, ainda, uma forte concentração da difusão em empresas maiores e mais produtivas (*superstar firms*). Segundo Engberg et al. (2024), esta concentração reduz a variabilidade estatística necessária à inferência setorial robusta e pode subestimar o uso de IA incorporada a soluções padronizadas.

A Tabela 1 sistematiza os principais estudos empíricos com base em medidas de adoção.

Tabela 1: Trabalhos Empíricos com Medidas de Adoção de IA

Autores	Medida de Adoção de IA	Variável Dependente (Y)	Variável Independente (X)	Dados, País e Período	Principais Resultados
Acemoglu e Restrepo (2020)	*Stock* e densidade de robôs industriais (*proxies*)	Emprego, salários e produtividade	Exposição local a robôs	Painel (mercado local); EUA; 1990-2007	Robôs aumentam a produtividade agregada, mas reduzem emprego e salários em mercados locais expostos.
Zolas et al. (2021)	Inquérito direto (*Annual Business Survey*)	Probabilidade de Adoção	Tamanho, idade da empresa, setor	*Cross-Section* (Empresas); EUA; 2018	Adoção é rara (<10%) e altamente concentrada em empresas grandes, jovens e produtivas (*superstars*).
Alekseeva et al. (2021)	Procura por competências de IA (*Job postings*)	Procura por trabalho, salários	Intensidade de competências de IA	Painel (vagas-ano); EUA; 2010-2019	Forte crescimento da procura por competências de IA associado a um prémio salarial significativo.
Acemoglu et al. (2022)	Vagas online com competências de IA	Emprego e estrutura de tarefas	Estabelecimentos com vagas de IA	Painel (Estabelecimentos; EUA; 2010-2018	Adoção concentrada em grandes empresas; sem efeitos agregados no emprego, mas com alteração na estrutura de tarefas.
Calvino e Fontanelli (2023)	Inquérito ICT	Produtividade do Trabalho	Uso de IA e ativos complementares	Painel (Empresas); 11 Países (inc. PT); 2010-2018	A IA complementa ativos digitais e capital humano, mas a difusão é heterogénea entre países.
Czarnitzki et al. (2023)	Uso declarado de IA (Inquérito)	Produtividade da empresa (TFP)	Dummy de uso / Intensidade	*Cross-Section* e Painel; Alemanha; 2014-2019	O uso de IA associa-se positivamente à produtividade total dos fatores da empresa.
Babina et al. (2024)	Capital humano de IA (Vagas + Currículos)	Crescimento da empresa, inovação	Intensidade de capital humano de IA	Painel (empresa-ano) EUA; 2010-2018	Adoção de IA impulsiona o crescimento e inovação de produto, sugerindo complementaridade e não substituição.
McElheran et al. (2024)	Inquérito direto + *Cloud computing*	Probabilidade de adoção	Capital humano, dimensão	*Cross-Section* (Empresas) EUA; 2018	Confirma a baixa difusão agregada; forte correlação entre adoção, dimensão da empresa e nível de educação.
Hellsten et al. (2025)	Programa de Subsídios à IA (Tratamento)	Emprego e Vendas	Recebimento de subsídio (Dummy)	Painel (Empresas); Suécia; 2012-2020	Efeito causal positivo: subsídios aceleram a adoção e geram crescimento de emprego e vendas.

Fonte: Elaboração Própria

Em conjunto, os estudos de adoção tendem a reportar efeitos positivos ao nível da empresa, embora evidenciem baixa difusão agregada e forte concentração tecnológica.

2.3.2. Exposição à IA

Como resposta às limitações da observação direta da adoção, Felten et al. (2021) e Webb (2020) desenvolvem medidas centradas na exposição ocupacional e setorial. O objetivo é quantificar a sobreposição técnica entre as capacidades da IA e as tarefas desempenhadas pelos trabalhadores.

Webb (2020) introduz uma abordagem de similaridade textual entre descrições de patentes e de tarefas ocupacionais, captando a exposição, sobretudo, na fase de invenção tecnológica. Felten et al. (2021) propõem o índice *AI Occupational Exposure* (AIOE), que relaciona domínios de aplicação da IA a competências humanas com base na base de dados O*NET.

Engberg et al. (2024) argumentam, contudo, que estas medidas apresentam limitações por serem frequentemente tratadas como estáticas, não incorporando plenamente a evolução temporal da performance da IA nem as barreiras sociais à automatização. Para colmatar essa lacuna, propõem o *Dynamic AI Occupational Exposure* (DAIOE), que conecta competências ocupacionais a *benchmarks* objetivos de progresso técnico, atualizados anualmente.

A principal inovação do DAIOE é a introdução de um "filtro social", ajustando a exposição pela importância de competências de interação humana. Este procedimento reflete a ideia de que exigências sociais podem travar a automatização, mesmo quando há viabilidade técnica (Engberg et al., 2024). Assim, o DAIOE permite captar, de forma mais realista, a evolução dinâmica da suscetibilidade à IA.

A Tabela 2 apresenta uma síntese comparativa dos principais estudos empíricos com base em medidas de exposição.

Tabela 2: Trabalhos Empíricos com Medidas de Exposição à IA

Autores	Medida de Exposição à IA	Variável Dependente (Y)	Variável Independente (X)	Dados, País e Período	Principais Resultados
Brynjolfsson et al. (2018)	*Suitability for Machine Learning* (SML)	Potencial de automatização	Viabilidade técnica de ML	*Cross-Section* (O*NET); EUA, 2018	Identifica tarefas tecnicamente automatizáveis; ML afeta tarefas distintas da automatização anterior.
Webb (2020)	Similaridade textual (Patentes vs. Tarefas)	Emprego e salários	Índice de exposição ocupacional	*Cross-Section* (Patentes); EUA, 2010-2017	IA afeta sobretudo tarefas cognitivas de elevada qualificação e escolaridade.
Felten et al. (2021)	*AI Occupational Exposure* (AIOE) - Estático	Emprego, salários, estrutura	Exposição ocupacional à IA	Painel; EUA, 2010-2018	Forte heterogeneidade entre ocupações; Associação positiva com crescimento em serviços.
Pizzinelli (2023)	Exposição a IA (FMI-AI-CPL)	Emprego e produtividade	Exposição e complementaridade	*Cross-Section*; Global, 2023	Elevado potencial de complementaridade (*augmentation*) em economias avançadas.
Gmyrek et al. (2023)	Exposição a IA (OIT)	Tarefas e emprego	Exposição por tarefas	*Cross-Section* (GPT-4); Global, 2023	A maior parte da exposição à IA Generativa sugere aumento de produtividade, não substituição.
Eloundou et al. (2023)	Exposição a LLMs (IA Generativa)	Tarefas e salários	Suscetibilidade a LLMs	*Cross-Section*; EUA, 2023	IA Generativa expõe tarefas cognitivas bem remuneradas; ~80% da força de trabalho tem exposição.
Engberg et al. (2024)	*Dynamic AI Occupational Exposure* (DAIOE)	Procura de trabalho, produtividade	Exposição dinâmica à IA	Painel (Admin.); PT, SWE, DNK, 2011-2021	Exposição varia com progresso técnico; efeitos graduais na reestruturação do trabalho e "Curva em J".
Engberg et al. (2025)	Exposição ocupacional (Vagas)	Contratação (*Hiring*)	Intensidade de exposição	Painel; Suécia, 2014-2022	Ajuste gradual do conteúdo do trabalho; evidência de mudança nas competências exigidas e complementaridade.

Fonte: Elaboração Própria

De forma geral, os estudos de exposição sugerem que os efeitos da IA dependem criticamente da composição das tarefas e da evolução das capacidades tecnológicas ao longo do tempo.

2.4. Estudos Empíricos da Relação entre IA e Produtividade

A investigação empírica sobre o impacto económico da Inteligência Artificial caracteriza-se, segundo Brynjolfsson et al. (2017), por uma dicotomia entre expectativas teóricas elevadas e resultados observados heterogéneos. Conforme abordado na secção anterior, a evidência reflete a divergência metodológica entre as métricas de adoção e de exposição.

Numa revisão abrangente da literatura da OCDE, Filippucci et al. (2024) concluem que os dados disponíveis indicam uma associação positiva entre a adoção de IA e o desempenho das empresas. Todavia, Brynjolfsson et al. (2017) notam que estes ganhos microeconómicos ainda não se traduzem num aumento generalizado da produtividade agregada, persistindo o denominado "paradoxo da produtividade".

2.4.1. Medição da Produtividade e Mecanismos

A mensuração dos efeitos da IA depende da medida de produtividade escolhida. Gal et al. (2019) distinguem entre a produtividade do trabalho (LP) e a produtividade total dos fatores (TFP).

A produtividade do trabalho, medida como valor acrescentado por trabalhador, capta diretamente os efeitos da automatização e do capital *deepening*. Acemoglu e Restrepo (2020) explicam que a introdução de tecnologia tende a aumentar a LP ao substituir o trabalho humano por capital mais eficiente ou ao intensificar o uso do capital. No entanto, Gal et al. (2019) alertam que esta medida não permite distinguir claramente se o ganho resulta de uma melhoria na eficiência técnica ou de alterações na composição dos fatores produtivos, nomeadamente por meio da redução do emprego.

Em contraste, a produtividade total dos fatores procura isolar o ganho de eficiência residual após o controlo da acumulação de trabalho e de capital. Filippucci et al. (2024) e Gal et al. (2019) consideram a TFP, teoricamente, mais adequada para avaliar a IA enquanto Tecnologia de Propósito Geral, uma vez que esta deve refletir melhorias na organização produtiva, na inovação e na qualidade da decisão, para além da mera substituição de fatores.

2.4.2. Evidência Microeconómica: O Prémio da Adoção

Ao nível da empresa, os estudos baseados em adoção, sintetizados por Filippucci et al. (2024), reportam consistentemente efeitos positivos no desempenho. Czarnitzki et al. (2023), com base em dados de inquéritos a empresas alemãs, encontram efeitos significativos na produtividade e concluem que a IA tende a complementar os processos de inovação existentes.

Esta evidência é corroborada por Babina et al. (2024) no contexto norte-americano. Os autores demonstram que empresas que investem em capital humano especializado em IA registam taxas de crescimento superiores nas vendas e no valor de mercado. Um resultado central deste estudo é que o crescimento é impulsionado pela inovação de produto e pela expansão de mercado, e não pela redução de custos laborais (*labor-saving*), o que contraria a narrativa de substituição pura (Babina et al., 2024).

Para além da evidência observacional, Hellsten et al. (2025) apresentam resultados baseados em experiências quasi-experimentais. Ao analisarem o impacto de um programa de subsídios à IA, isolam o efeito causal do apoio financeiro, sugerindo que a redução dos custos de adoção acelera a integração tecnológica e a materialização de ganhos em produtividade e emprego.

Contudo, Acemoglu et al. (2022) e Zolas et al. (2021) alertam que estes benefícios estão altamente concentrados em empresas "superestrelas", isto é, grandes, produtivas e jovens. Esta concentração pode gerar efeitos de realocação de mercado em detrimento de empresas não adotantes, limitando a elevação da média setorial no horizonte analisado.

2.4.3. Evidência Setorial e o Papel da Exposição

A transição da análise para o nível setorial ou agregado introduz maior ambiguidade. Acemoglu e Restrepo (2020), ao focarem na vaga anterior de automatização associada à robótica, identificam efeitos negativos no emprego local e impactos modestos na produtividade agregada, alertando para o risco de "automatização excessiva".

Neste contexto, Felten et al. (2021) e Webb (2020) oferecem uma perspetiva alternativa ao focarem na exposição à IA. Estes autores mostram que, ao contrário da robótica, a IA incide de forma significativa sobre tarefas cognitivas e de serviços, sugerindo um potencial de produtividade distinto, associado a atividades de maior valor acrescentado e qualificação.

Engberg et al. (2024) conciliam estas abordagens por meio de uma perspetiva dinâmica. Os autores identificam uma associação positiva entre a exposição à IA e a procura de trabalho qualificado em Portugal, Suécia e Dinamarca, mas evidenciam que os efeitos são graduais. Em particular, os setores mais expostos atravessam um período inicial de reestruturação, caracterizado por alterações na composição das tarefas e competências, antes de alcançarem ganhos de desempenho mais robustos.

Esta evidência empírica é consistente com a hipótese da Curva em J e sugere que as medidas de exposição são particularmente adequadas para captar processos de ajustamento estrutural que as medidas de adoção tendem a subestimar no período de ajustamento inicial (Engberg et al., 2024).

2.5. Caso de Portugal

A análise da economia portuguesa reveste-se de particular relevância num contexto em que a literatura seminal sobre Inteligência Artificial concentra-se sobretudo em economias de fronteira tecnológica, designadamente nos Estados Unidos (Acemoglu et al., 2022; Felten et al., 2021). Embora contributos recentes, como o de Engberg et al. (2024), tenham alargado o âmbito de análise para contextos europeus, incluindo Portugal, subsiste a necessidade de aprofundar os mecanismos de transmissão da tecnologia num tecido empresarial marcado por desafios estruturais específicos.

O caso português distingue-se pelo histórico de estagnação da produtividade e pela coexistência de setores com níveis distintos de intensidade tecnológica. Centeno e Novo (2014) argumentam que os níveis de produtividade persistentemente inferiores à média europeia refletem constrangimentos estruturais associados à especialização produtiva, à reduzida dimensão das empresas e à rigidez organizacional do mercado de trabalho.

A investigação doméstica tende a focar-se em indicadores diretos de digitalização ou de adoção de TIC. Considerando as limitações das medidas de adoção discutidas na Secção 2.3.1, esta abordagem revela-se insuficiente para captar pressões tecnológicas latentes associadas à IA, que frequentemente antecedem a sua implementação efetiva.

A presente dissertação procura colmatar essa lacuna ao aplicar uma medida de exposição dinâmica (índice DAIOE) ao contexto português. O objetivo consiste em avaliar se padrões de exposição técnica se traduzem em trajetórias diferenciadas de produtividade num contexto de rendimento elevado, mesmo na ausência de adoção generalizada (Engberg et al., 2024).

Desta forma, o estudo contribui para a literatura ao testar a robustez dos canais de transmissão da IA num ambiente macroeconómico distinto das economias líderes, respondendo ao apelo de organizações internacionais para o aprofundamento da evidência empírica em geografias diversas (Filippucci et al., 2024).

Com base neste enquadramento, o capítulo seguinte apresenta a estratégia empírica adotada para identificar estes mecanismos no contexto português.

2.6. Questão Empírica e Hipóteses

A investigação procura determinar se a estrutura ocupacional das empresas em 2018 (ano-base) condiciona a trajetória da sua produtividade no horizonte 2018–2023. O foco no VAB por trabalhador permite captar ganhos de eficiência que podem advir tanto da automatização de tarefas quanto do aumento da qualidade do output por meio de capacidades preditivas.

A hipótese de heterogeneidade no setor financeiro (H2) assenta na premissa de que as finanças constituem, fundamentalmente, uma "indústria de previsão" (Agrawal et al., 2018). Ao contrário de setores em que a tecnologia

auxilia predominantemente tarefas físicas, a IA apresenta uma correspondência funcional direta com o núcleo das atividades financeiras: avaliação de risco, triagem de crédito e análise de grandes volumes de dados. Espera-se que o impacto apresente particularidades neste setor devido a três fatores:

1. **Maturidade Digital:** Existência de dados históricos estruturados, essenciais para o treino de algoritmos.
2. **Redução de Custos Marginais:** Capacidade da IA em processar fluxos massivos de informação a custos marginais quase nulos.
3. **Ativos Complementares:** Presença de capital humano qualificado e maturidade organizacional para integrar inovações disruptivas (Brynjolfsson et al., 2017).

Assim, formulam-se as seguintes hipóteses:

H1: Empresas com maior exposição inicial à IA apresentam uma variação positiva superior na produtividade no período subsequente.

Para testar H1, é implementado um exercício de heterogeneidade por intensidade inicial de exposição: a amostra é dividida pela mediana do DAIOE em 2018 (DAIOE ≤ mediana vs DAIOE > mediana). A validação é feita por duas abordagens complementares: (i) modelo com interação entre DAIOE e dummy de grupo acima da mediana; (ii) estimações separadas por subamostras.

H2: O efeito da exposição à IA na produtividade difere no setor financeiro devido à natureza preditiva e informacional das suas tarefas centrais.

Para testar H2, estima-se um modelo com termo de interação entre o DAIOE e uma variável dummy de pertença ao setor financeiro (CAE 64–66), controlando pelos restantes fatores e efeitos fixos setoriais a 2 dígitos; adicionalmente, realiza-se uma análise por subamostras (setor financeiro vs não financeiro) como verificação de robustez.

3. Metodologia

A presente secção detalha a estratégia de investigação adotada para avaliar a influência da Inteligência Artificial (IA) na produtividade das empresas portuguesas. O desenho metodológico afasta-se de medidas binárias de adoção tecnológica, privilegiando uma abordagem baseada na exposição latente às tarefas, o que permite captar pressões tecnológicas antes da sua materialização em adoção observável (Engberg et al., 2024, 2025; Felten et al., 2021). Esta opção justifica-se pela natureza da IA como Tecnologia de Propósito Geral (GPT), cujo impacto económico não decorre apenas da aquisição de software, mas também da reorganização fundamental dos processos produtivos. Em economias de rendimento elevado, mas com baixo poder de compra, como a portuguesa, medir a exposição por meio da estrutura ocupacional permite identificar o potencial de transformação estrutural que as métricas de investimento direto podem omitir.

3.1. Dados e Amostra

A robustez desta análise depende da integração de duas bases de dados administrativas (QP e SCIE), complementadas por variáveis externas de exposição tecnológica ao nível ocupacional. O processo de *matching* foi realizado por meio de um identificador único de empresa anonimizado.

Quadros de Pessoal (QP)

Trata-se de uma base de dados administrativa de prestação anual obrigatória, gerida pelo Gabinete de Estratégia e Planeamento (GEP) do Ministério do Trabalho, Solidariedade e Segurança Social (MTSSS). Compreendendo o universo das empresas com trabalhadores por conta de outrem em Portugal, os QP disponibilizam microdados de elevada granularidade ao nível do trabalhador e da empresa. No âmbito da presente dissertação, esta fonte é imprescindível para determinar o volume de emprego base e a caracterização detalhada das profissões a quatro dígitos. A taxonomia ocupacional original (Classificação Portuguesa das Profissões - CPP) é utilizada para o mapeamento harmonizado com a norma internacional ISCO-08, constituindo a base para a construção *bottom-up* do índice de exposição tecnológica.

Sistema de Contas Integradas das Empresas (SCIE)

O SCIE é uma base de dados censitária gerida pelo Instituto Nacional de Estatística (INE). A sua construção baseia-se em informação contabilística, mais concretamente na Informação Empresarial Simplificada (IES). Esta fonte disponibiliza um retrato exaustivo do tecido empresarial no âmbito económico-financeiro. A partir do SCIE, extraem-se as rubricas imprescindíveis para o cálculo da variável dependente, designadamente o Valor Acrescentado Bruto

(VAB), bem como os controlos estruturais da empresa, como a intensidade de capital (baseada nos Ativos Fixos Tangíveis), a dimensão, o estatuto exportador e a atividade de I&D declarada.

Variáveis Externas de Exposição (DAIOE) e Controlos Tecnológicos

Fonte externa suplementar que integra os coeficientes desenvolvidos por Engberg et al. (2024). Esta fonte disponibiliza as pontuações de sobreposição técnica entre tarefas e capacidades algorítmicas para cada ocupação ISCO-08, bem como o "Filtro Social" inerente às exigências de interação humana. Adicionalmente, esta componente abarca as variáveis necessárias para a construção do "cabaz tecnológico" de controlo, fornecendo as métricas de exposição prévia a software, Robótica e suscetibilidade a *offshoring*.

3.2. Estratégia de Identificação e Filtragem

Adota-se um desenho de Diferenças Longas (2018–2023), adequado à análise de tecnologias de propósito geral e ao respetivo hiato temporal de produtividade. Em linha com a hipótese da Curva em J, os ganhos de eficiência associados à difusão tecnológica tendem a emergir com desfasamento, uma vez que dependem da acumulação de capital intangível, da aprendizagem organizacional e da reorganização interna das empresas (Brynjolfsson et al., 2017; Engberg et al., 2024).

Para reduzir riscos de simultaneidade e de causalidade inversa na interpretação associativa, a exposição tecnológica é ancorada no ano-base: DAIOEis,2018 é construído com a composição ocupacional pré-choque e utilizado para explicar a variação subsequente da produtividade entre 2018 e 2023. Esta estratégia reduz riscos de simultaneidade e causalidade inversa associados a ajustamentos de contratação endógenos ao próprio choque tecnológico (Engberg et al., 2024, 2025).

O processo de integração dos dados combinou microdados laborais com informação económico-financeira ao nível da empresa. O cruzamento inicial gerou um universo de 1.957.648 observações. Contudo, a estimação em diferenças longas exige a observação da mesma unidade nos dois extremos do período. Assim, a amostra econométrica restringiu-se a empresas com atividade reportada e informação válida simultaneamente em 2018 e 2023.

A dimensão final da amostra varia conforme a especificação, em função da disponibilidade das variáveis de controlo. As especificações base (Modelos 1 a 4) incluem 237.218 empresas. As especificações mais exigentes (Modelo 5 e Modelo com interação), que incorporam variáveis adicionais relativas ao cabaz tecnológico e à atividade de I&D, convergem para 178.829 empresas. A medida de exposição à IA (DAIOEis,2018) assenta na sobreposição técnica entre capacidades algorítmicas e conteúdo ocupacional das tarefas, sendo ajustada por um filtro social que desconta a relevância de competências de interação humana (Engberg et al., 2024, 2025). Para isolar o efeito

específico da IA, o modelo inclui ainda um cabaz tecnológico de controlo (exposição a software, robótica e offshoring), mitigando a confusão entre choques tecnológicos correlacionados (Autor et al., 2003; Webb, 2020).

Com o objetivo de isolar os efeitos das tecnologias em questão, o modelo inclui controlos no ano base (2018): intensidade de capital (ln(K/L)), proporção de trabalhadores com ensino superior, estatuto exportador, atividade de I&D e dimensão da empresa. A dimensão é modelizada por classes de emprego (micro: <10; pequena: 10-49; média: 50-249; grande: ≥250), captando não-linearidades de escala sem impor uma relação funcional estrita entre tamanho e produtividade.

3.3. Especificação Econométrica

A variação da produtividade é calculada através da aplicação da transformação do Seno Hiperbólico Inverso (IHS) aos valores em níveis:

$$\Delta\text{IHS}\ (\text{Y}i) = \text{IHS}(\text{Y}_{i,2023}) - \text{IHS}(\text{Y}_{i,2018})$$

Esta escolha técnica é fundamental, pois, ao contrário do logaritmo natural, o IHS está definido para valores nulos e negativos. Dado que o tecido empresarial português inclui empresas em reestruturação com VAB temporariamente negativo, esta abordagem previne a perda não aleatória de observações, mitiga o viés de seleção e mantém uma interpretação de semielasticidade para valores elevados (Engberg et al., 2025).

3.3.1. Especificação Base e Heterogeneidade

A equação é estimada por OLS com pesos analíticos:

$$\Delta\text{IHS}\ (\text{Y}_{is}) = \beta 0 + \beta 1\ \text{DAIOE}_{is,2018} + \beta 2\ (\text{DAIOE}_{is,2018} \times \text{Fin}s) + \gamma' \text{X}_{is,2018} + \alpha_s + \varepsilon_{is}$$

Onde α_s representa efeitos fixos de setor (CAE 2 dígitos). Na especificação completa, a amostra integra G=84 setores. O setor financeiro é definido pelos CAE 64, 65 e 66. Com a inclusão de efeitos fixos setoriais, a dummy isolada de setor financeiro é absorvida por colinearidade, assim, a heterogeneidade é identificada pelo coeficiente de interação $\beta 2$. No modelo principal, a dimensão entra como variável categórica, construída com base no emprego em 2018, e não como medida contínua em logaritmo do emprego ou do ativo.

Para a inferência, utilizamos pesos analíticos com base no emprego de 2018, garantindo que os resultados reflitam a influência na produtividade média do trabalho. Os erros-padrão são clusterizados ao nível do setor (CAE 2 dígitos). Dado que dispomos de G=84 clusters setoriais, este número é suficiente para garantir a validade da inferência

assintótica. Adicionalmente, como teste de robustez, os resultados são comparados com estimativas obtidas por meio de *wild cluster bootstrap* para validar a significância em grupos de menor dimensão.

3.4. Tratamento Econométrico e Inferência

A variação da produtividade é calculada através da aplicação da transformação do Seno Hiperbólico Inverso (IHS) aos valores em níveis:

$$IHS(y) = \ln\left(y + \sqrt{y^2 + 1}\right)$$

Esta escolha técnica é fundamental, pois, ao contrário do logaritmo natural, o IHS está definido para valores nulos e negativos. Dado que o tecido empresarial português inclui empresas em reestruturação com VAB temporariamente negativo, esta abordagem previne a perda não aleatória de observações, mitigando o viés de seleção e mantendo uma interpretação de semielasticidade para valores elevados de y (Engberg et al., 2025).

A especificação principal utiliza pesos analíticos (aw) baseados no emprego de 2018, garantindo que os resultados reflitam a influência sobre a produtividade do emprego agregado e não sejam enviesados pela elevada volatilidade das microempresas, com reduzido peso económico. Seguindo as melhores práticas de inferência, os erros-padrão são clusterizados ao nível do setor (CAE 2 dígitos). Para testar a estabilidade da inferência face à estrutura de agrupamento, os resultados são comparados com estimativas com clusterização ao nível da empresa e sem ponderação.

3.5. Limitações

Não obstante a estratégia empírica adotada conferir maior credibilidade inferencial aos resultados, subsistem limitações que devem ser ponderadas na respetiva interpretação económica.

Em primeiro lugar, o desenho de Diferenças Longas (2018-2023) restringe a amostra a empresas observadas em ambos os extremos do período, o que poderá introduzir um viés de sobrevivência. Empresas que cessaram atividade, entraram tardiamente no mercado ou apresentaram trajetórias de volatilidade acentuada encontram-se sub-representadas. Assim, os coeficientes estimados refletem primordialmente a influência da exposição à IA no segmento de empresas sobreviventes e estáveis, omitindo, potencialmente, as dinâmicas de "destruição criativa".

Em segundo lugar, a variável de interesse (DAIOE) quantifica a exposição técnica potencial à IA, e não a adoção observada na empresa. Embora esta métrica seja consistente com a literatura sobre Tecnologias de Propósito Geral (GPTs), ela capta a suscetibilidade estrutural das tarefas, e não a intensidade efetiva de implementação. Consequentemente, os resultados devem ser interpretados como efeitos de exposição tecnológica *ex-ante*, e não necessariamente como efeitos causais diretos da adoção realizada.

Em terceiro lugar, permanece a possibilidade de fatores não observados influenciarem simultaneamente a exposição e a produtividade. A inclusão de controlos estruturais, efeitos fixos setoriais e do cabaz tecnológico (software, robótica e *offshoring*) mitiga este risco, mas não elimina por completo potenciais fontes de endogeneidade. Nomeadamente, diferenças na qualidade de gestão e na capacidade de absorção tecnológica podem estar correlacionadas com a estrutura ocupacional das empresas. Em complemento, embora a dimensão empresarial esteja controlada por classes de emprego no ano-base, a especificação principal não inclui uma medida contínua alternativa de dimensão (por exemplo, log do emprego ou log do ativo) nem a idade da empresa. A idade não foi incorporada devido à ausência de uma variável harmonizada de ano de constituição no ficheiro final de estimação.

Em quarto lugar, o período em análise incorpora choques macroeconómicos exógenos, especificamente os efeitos da pandemia de COVID-19 e o subsequente ajustamento inflacionário. Estes eventos podem ter afetado os setores de forma heterogénea, acelerando processos de digitalização que coexistem com os efeitos tecnológicos de médio prazo. Adicionalmente, dado que o boom da IA Generativa ocorreu no final de 2022, os dados de 2023 poderão refletir apenas uma fase de latência ou de custos de aprendizagem (conforme a "Curva em J" da produtividade).

Em quinto lugar, a inferência baseia-se em erros-padrão clusterizados ao nível setorial (CAE a 2 dígitos). Esta opção é metodologicamente adequada para capturar a dependência intra-setor, contudo, poderá não absorver toda a correlação espacial ou de cadeia de valor. Por esse motivo, os resultados de significância devem ser interpretados em articulação com os exercícios de robustez apresentados. Uma limitação adicional reside no nível de agregação setorial adotado para o setor financeiro: a agregação dos CAE 64–66 pode ocultar diferenças relevantes entre banca, seguros e atividades auxiliares, potencialmente com trajetórias distintas de exposição e produtividade.

Por fim, a validade externa é predominantemente nacional e temporal, caracterizando a fase inicial de difusão da IA em Portugal. Generalizações para outras arquiteturas institucionais ou para estágios tecnológicos mais maduros deverão ser feitas com prudência.

Em síntese, estas limitações delimitam o perímetro de validade dos resultados sem comprometer a sua consistência interna. Os achados constituem evidência robusta das associações estruturais entre a exposição à IA e a performance empresarial numa fase crítica de transição tecnológica.

4. Análise de Resultados

A presente secção apresenta os resultados empíricos da estimação do efeito da exposição à Inteligência Artificial (IA) na produtividade das empresas portuguesas no período 2018–2023. A estratégia empírica assenta num modelo de diferenças longas (*long differences*), no qual a variação acumulada da produtividade entre 2018 e 2023 é explicada pela exposição inicial à IA e por um conjunto progressivo de variáveis de controlo. Esta abordagem longitudinal permite mitigar problemas de volatilidade anual e captar as mudanças estruturais que caracterizam a fase de instalação de uma Tecnologia de Propósito Geral (GPT). Ao contrário de uma análise de níveis, o foco na variação acumulada isola a associação da dotação inicial de tarefas "IA-exponíveis" na trajetória de crescimento da eficiência produtiva.

A unidade de observação corresponde à empresa. Neste desenho empírico, cada empresa contribui com uma única observação, correspondente à variação da produtividade entre os dois extremos do período. A amostra inclui empresas observadas em 2018 e em 2023, condicionada à disponibilidade de informação necessária para cada especificação econométrica.

A variável dependente é ΔIHS (VAB por trabalhador) entre 2018 e 2023, correspondente à variação acumulada da produtividade empresarial, medida pelo Valor Acrescentado Bruto por trabalhador após transformação pela função seno hiperbólico inverso (IHS). Esta escolha técnica assegura a inclusão de empresas com desempenhos extremos ou negativos, garantindo que a inferência não é enviesada por um truncamento arbitrário da amostra que ocorreria com o uso do logaritmo tradicional.

A variável principal explicativa é o índice DAIOE padronizado. Importa salientar que os coeficientes estimados não devem ser interpretados como efeitos diretos da adoção efetiva de IA pelas empresas, mas como associações entre a exposição potencial das suas tarefas à IA e a evolução subsequente da produtividade. Para reforçar a plausibilidade de uma interpretação causal, a exposição é ancorada na estrutura ocupacional de 2018, minimizando os riscos de simultaneidade e de causalidade inversa. As estimações são ponderadas pelo emprego no ano base, atribuindo maior relevância económica às unidades com maior impacto no produto agregado e mitigando a volatilidade estatística intrínseca às microempresas. Os erros-padrão são robustos e agrupados ao nível setorial (CAE a 2 dígitos; G = 84).

A secção organiza-se em cinco blocos: estatísticas descritivas e caracterização setorial; efeito médio na economia agregada; heterogeneidade setorial com foco no setor financeiro; heterogeneidade por dimensão empresarial; e robustez, limites inferenciais e leitura económica dos resultados.

4.1. Estatísticas Descritivas e Caracterização Setorial

Antes da estimação econométrica, procedeu-se à caracterização da distribuição da exposição à IA no tecido empresarial português. A Tabela 3 evidencia uma assimetria setorial marcada.

Tabela 3: Índice DAIOE por Setor e Nível de Agregação, 2018-2023

Estatísticas	Setor Financeiro (Empresa)	Setor Financeiro (Trabalhador)	Setor Não Financeiro (Empresa)	Setor Não Financeiro (Trabalhador)
Média (DAIOE)	28,952	29,904	24,830	24,922
Mínimo	13,102	13,102	9,640	9,640
Máximo	47,371	49,482	56,770	56,770
Desvio-Padrão	6,591	7,447	5,964	6,440
N (Observações)	22 180	470 422	1 704 344	18 629 832

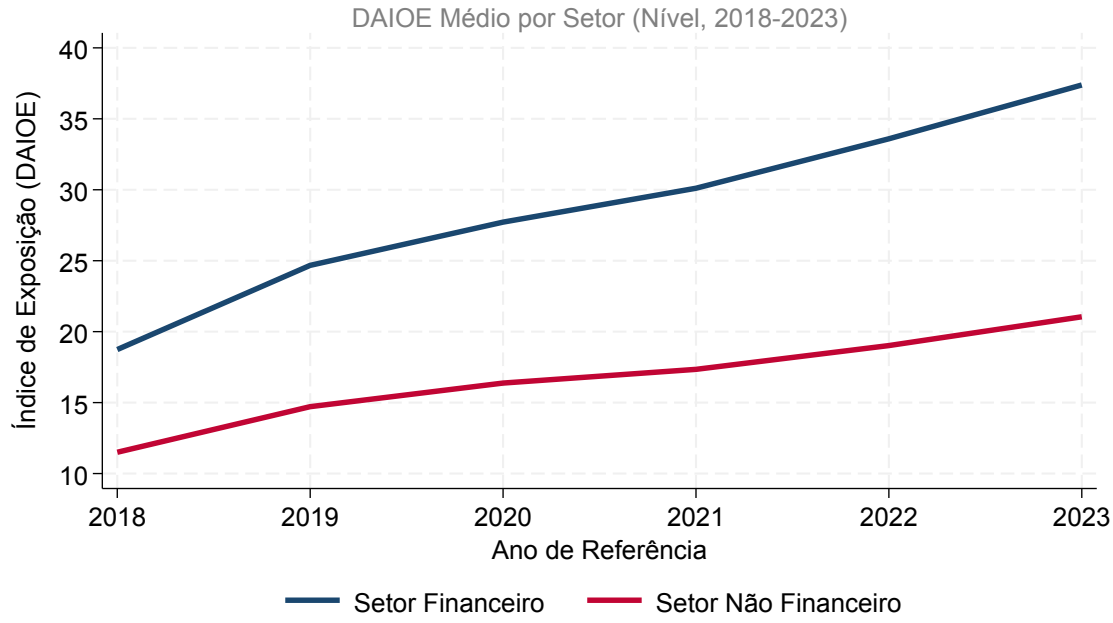
Nota: O índice DAIOE é apresentado em nível (escala original), sem padronização por z-score e sem multiplicação por 100. As estatísticas correspondem a médias agregadas (*pooled*) do período 2018–2023, por setor e nível de agregação. Os valores são apresentados com vírgula decimal.
Fonte: Elaboração Própria

Ao nível da empresa, a exposição média no setor financeiro é de 28,952, em contraste com 24,830 no setor não financeiro. Ao nível do trabalhador, a diferença mantém-se: 29,904 no setor financeiro face a 24,922 no setor não financeiro. A consistência destes resultados entre diferentes níveis de agregação reforça a ideia de que o conteúdo de tarefas predominante nas instituições financeiras apresenta uma sobreposição técnica com as capacidades algorítmicas da IA significativamente superior à média nacional.

Em termos de dispersão, os desvios-padrão são relativamente próximos entre grupos (6,591 e 7,447 no setor financeiro; 5,964 e 6,440 no setor não financeiro), sugerindo heterogeneidade interna em ambos os universos. Ainda assim, o valor máximo de exposição ocorre no setor não financeiro (56,770), o que indica a presença de nichos tecnológicos altamente expostos fora do setor financeiro. Em paralelo, o mínimo também é inferior no setor não financeiro (9,640 face a 13,102 no setor financeiro), sinalizando uma maior amplitude de perfis de exposição neste conjunto. Este padrão é coerente com a literatura sobre exposição ocupacional à IA e conteúdo de tarefas: setores intensivos em informação tendem a concentrar médias mais elevadas, enquanto o setor não financeiro agrega simultaneamente atividades muito expostas e atividades com exposição reduzida.

A leitura dinâmica é complementada pela Figura 1, que mostra que a trajetória de exposição do setor financeiro escalou de forma mais célere e profunda no período 2018–2023.

Figura 1: Exposição Média à IA, 2018-2023



Fonte: Elaboração Própria

Visualmente, a ampliação do diferencial tecnológico sugere que o setor financeiro atua como o principal laboratório de difusão da IA em Portugal, fundamentando a análise como subamostra crítica para o teste de heterogeneidade setorial.

Esta evidência preliminar confirma o setor financeiro como principal cluster de exposição tecnológica em Portugal, justificando a sua análise como subamostra central no teste de heterogeneidade setorial (Engberg et al., 2024).

4.2. Efeitos Globais na Economia Agregada

A Tabela 4 apresenta as estimativas *stepwise* da associação média entre exposição à IA e variação da produtividade entre 2018 e 2023. Esta progressão de modelos é fundamental para identificar como o efeito da IA é mediado por outras características estruturais das empresas.

Tabela 4: Exposição à IA e Produtividade na Economia Portuguesa, 2018-2023

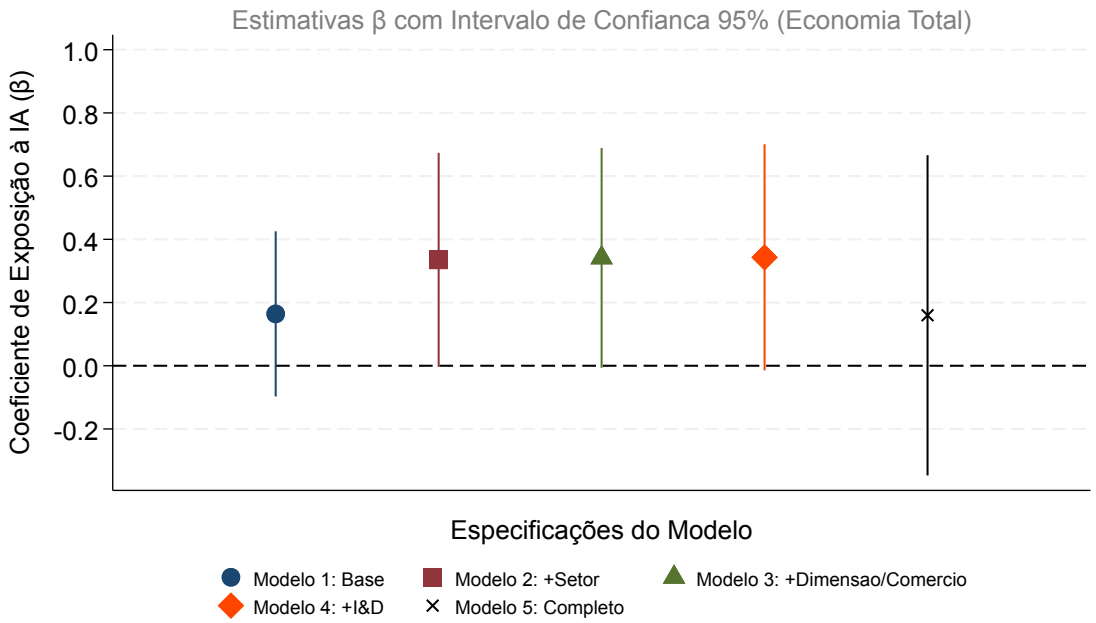
	Modelo 1	**Modelo 2**	**Modelo 3**	**Modelo 4**	**Modelo 5**
Exposição à IA (Std)	0,164	0,314*	0,341*	0,343*	0,160
	0,131	0,175	0,175	0,180	0,255
Exportadora (Dummy)			0,139**	0,138**	0,107
			0,063	0,063	0,067
Quota Exportações (2018)			-0,737***	-0,735***	-0,697***
			0,226	0,229	0,210
Realiza I&D (Dummy)				-0,015	-0,045
				0,130	0,126
Capital (log K/L)					0,073***
					0,027
Quota High-Skill					-0,051
					0,260
Software (Std)					0,039
					0,051
Robôs (Std)					-0,004
					0,037
Offshoring (Std)					0,232*
					0,126
Constante	-0,506*	-0,835***	-0,862***	-0,864***	-1,878***
	0,263	0,278	0,276	0,283	0,610
N. Observações	237 218	237 218	237 218	237 218	178 829
R^2	0,000	0,006	0,008	0,008	0,010

Nota: A variável dependente é a variação da produtividade (IHS do VAB por trabalhador) entre 2018 e 2023. Regressões ponderadas pelo emprego da empresa no ano base (2018), com erros-padrão robustos clusterizados ao nível do setor (CAE 2 dígitos). Significância estatística: *** p<0,01; ** p<0,05; * p<0,10.
Fonte: Elaboração Própria

Nas especificações intermédias (Modelos 2 a 4), o coeficiente associado à exposição à IA é positivo e marginalmente significativo: Modelo 2 (β = 0,314; SE = 0,175; p < 0,10), Modelo 3 (β = 0,341; SE = 0,175; p < 0,10) e Modelo 4 (β = 0,343; SE = 0,180; p = 0,054).

No Modelo 5, correspondente à especificação mais completa, o coeficiente reduz-se para β = 0,160 (SE = 0,255; p = 0,533), deixando de ser estatisticamente significativo. O intervalo de confiança a 95% aproximado (normal) para esta estimativa é [-0,34; 0,66].

Figura 2: Coeficientes da Exposição à IA nos Vários Modelos, 2018-2023



Fonte: Elaboração Própria

Entre Modelo 4 e Modelo 5 observa-se uma redução de aproximadamente 53% na magnitude estimada do coeficiente, acompanhada de aumento da imprecisão estatística. Este padrão sugere que parte do sinal positivo observado em modelos menos completos poderá refletir fatores correlacionados com modernização tecnológica mais ampla - nomeadamente capitalização, internacionalização e outras formas de automação - e não exclusivamente um efeito autónomo da exposição à IA.

O resultado é compatível com a literatura do paradoxo da produtividade e da Curva em J, segundo a qual ganhos tecnológicos relevantes podem demorar a materializar-se nas estatísticas observadas, exigindo ajustamentos complementares em processos, organização e capital humano antes da plena captura de eficiência (Brynjolfsson et al., 2017). Dada a elevada variância das estimativas (SE = 0,255), a ausência de significância não deve ser interpretada como prova de efeito nulo, mas como reflexo de uma fase inicial de difusão onde a heterogeneidade entre empresas mascara o efeito médio.

Assim, no horizonte temporal 2018–2023, não emerge evidência estatisticamente robusta de um efeito médio agregado da exposição à IA sobre a produtividade empresarial em Portugal.

Importa, contudo, salientar que a ausência de significância estatística não equivale a prova de efeito económico nulo. Significa apenas que, dada a variabilidade observada nos dados e a precisão das estimativas, não é possível rejeitar a hipótese de efeito médio igual a zero com níveis convencionais de confiança.

Acresce que o poder explicativo global das regressões permanece reduzido (R^2 máximo de 0,010), sugerindo que uma parcela substancial da heterogeneidade da produtividade entre empresas continua associada a fatores idiossincráticos não observados. Num contexto de microdados empresariais e elevada heterogeneidade entre firmas, um R^2 reduzido não invalida a relevância dos coeficientes estimados, mas indica que grande parte da variação da produtividade decorre de fatores idiossincráticos não observados.

Entre as variáveis de controlo, destacam-se a intensidade de capital (β = 0,073; p < 0,01), a quota exportadora inicial (β = -0,697; p < 0,01) e a exposição a *offshoring* (β = 0,232; p < 0,10).

4.3. Heterogeneidade por Intensidade Inicial de Exposição

Para testar diretamente a H1, a amostra foi dividida com base na mediana do DAIOE em 2018 (mediana = 16,509). A avaliação foi feita através de um modelo de interação e de estimações separadas por subamostras (Tabela 5).

No modelo de interação, o coeficiente base da exposição à IA (β_{base}) é positivo, mas não significativo (p=0,203). O coeficiente da dummy de grupo DAIOE alto (γ=1,337; p=0,099) é marginalmente significativo, enquanto o diferencial associado ao termo de interação é negativo e não significativo (β_{diff} = −0,627; p=0,144).

Nas estimações por subamostras, observa-se que o efeito da IA é apenas marginalmente significativo (ao nível de 10%) no grupo com maior exposição inicial, assumindo um sinal negativo (β=−0,676; p=0,062). Este resultado reforça a interpretação de que as empresas mais expostas podem estar a enfrentar custos de ajustamento imediatos ("Curva em J"), não se verificando ainda o prémio de produtividade esperado pela H1.

Em síntese, o teste específico de H1 não fornece evidência estatisticamente robusta de que empresas com maior exposição inicial à IA apresentem um desempenho produtivo superior no período 2018–2023. Os resultados obtidos são mais compatíveis com uma fase de transição e custos de ajustamento, em linha com a literatura sobre a "Curva em J" das tecnologias de propósito geral, do que com um prémio de produtividade consolidado para as firmas inicialmente mais expostas.

Tabela 5: Exposição à IA e Produtividade por Intensidade Inicial de Exposição à IA

Variáveis	Efeito Base	Termo de Interação	Efeito Total	Subamostra ≤ Mediana	Subamostra > Mediana
Exposição à IA (βbase)	0,287			0,262	-0,676*
	(0,203)			(0,205)	(0,062)
Grupo DAIOE alto (γ)	1,337*				
	(0,099)				
Interação IA x Grupo DAIOE alto (βdiff)		-0,627			
		(0,144)			
Efeito Total (βbase+ βdiff)			-0,340		
			(0,342)		
N. Observações	178.829			89.415	89.414
R^2	0,010			0,018	0,017

Nota A variável dependente é a variação da produtividade (IHS do VAB por trabalhador) entre 2018 e 2023. Os valores em parênteses representam os p-values. O modelo inclui o bloco completo de controlos e efeitos fixos setoriais. Significância: *** (p<0,01); ** (p<0,05); * (p<0,10).
Fonte: Elaboração Própria

4.4. Heterogeneidade Setorial: O Papel do Setor Financeiro

Para testar a H2, avalia-se se a maior exposição técnica do setor financeiro se traduz num diferencial de produtividade face ao restante do tecido empresarial.

Para esse efeito, estimou-se um modelo com um termo de interação entre a exposição à IA e a pertença ao setor financeiro (CAE 64-66), mantendo-se efeitos fixos setoriais a 2 dígitos. Nesta parametrização, a dummy isolada do setor financeiro não é interpretada separadamente, por ser absorvida pelos efeitos fixos de setor.

Adicionalmente, estimaram-se regressões por subamostras (setor financeiro versus setor não financeiro), cujos coeficientes principais são reportados na própria Tabela 6 e detalhados no Anexo A (Tabela A1)

Tabela 6: Exposição à IA e Produtividade no Setor Financeiro (CAE 64-66)

Variáveis	Efeito Base	Termo de Interação	Efeito Total	Sub. Não Financeira	Sub. Financeira
Exposição à IA ($\beta 1$)	0,160			0,166	1,922
	(0,533)			(0,519)	(0,202)
IA x Setor Financeiro ($\beta 2$)		-0,041			
		(0,867)			
Efeito Total ($\beta 1 + \beta 2$)			0,119		
			(0,572)		
N. Observações	178.829			178.606	223
R^2	0,010			0,010	0,080
Significância	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.

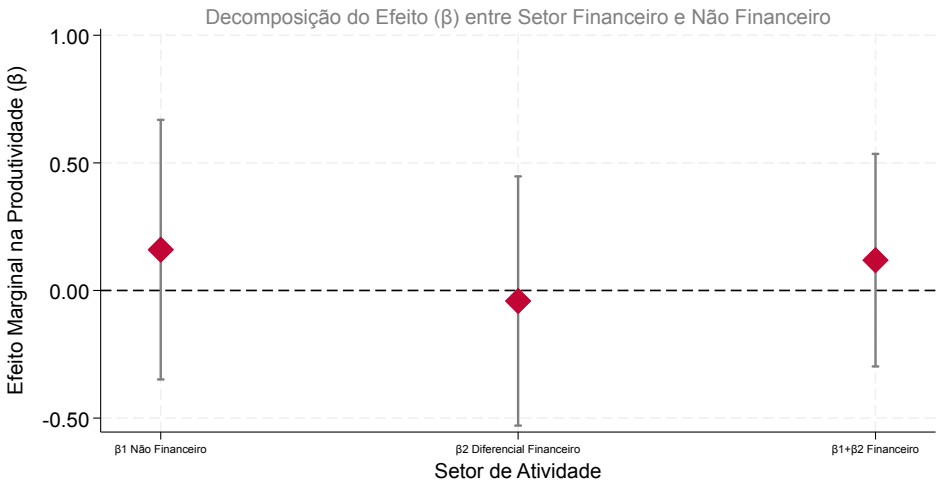
Nota: A variável dependente é a variação da produtividade (IHS do VAB por trabalhador) entre 2018 e 2023. Os valores em parênteses representam os p-values. O setor financeiro corresponde aos CAE 64-66. n.s. = não significativo.
Fonte: Elaboração Própria

O efeito base da exposição à IA no setor não financeiro é $\beta 1$ = 0,160 (SE = 0,256; p = 0,533). O diferencial específico do setor financeiro é $\beta 2$ = -0,041 (p = 0,867), indicando ausência de evidência estatística de resposta distinta. Este resultado sugere que, no horizonte analisado, não se observa resposta diferencial estatisticamente robusta no setor financeiro. A ausência de um prémio estatisticamente robusto no setor financeiro pode refletir o facto de este setor, apesar da elevada exposição técnica à IA, enfrentar custos regulatórios, sistemas legados e processos internos complexos que atrasam a tradução da exposição tecnológica em ganhos medidos de produtividade. Uma interpretação plausível é que a elevada exposição técnica coexiste com custos significativos de integração de sistemas legados, exigências regulatórias e requalificação de trabalhadores, fatores que podem neutralizar os ganhos de eficiência imediatos na atividade financeira (Agrawal et al., 2018). O efeito total estimado para o setor financeiro é $\beta 1 + \beta 2$ = 0,119 (p = 0,572).

Nas subamostras, o coeficiente da exposição à IA permanece não significativo tanto no setor não financeiro (β=0,166; p=0,519) como no setor financeiro (β =1,922; p=0,202), apesar da maior magnitude pontual neste último. Este padrão reforça a conclusão de ausência de evidência estatística robusta de diferencial setorial no horizonte analisado.

Vários mecanismos podem explicar esta inércia económica num setor tecnicamente tão exposto. Primeiro, o efeito de "Sistemas Legados" (*Legacy Systems*): a complexidade das infraestruturas informáticas e regulamentares do setor financeiro pode elevar drasticamente os custos iniciais de integração da IA generativa e preditiva, prolongando a fase descendente da Curva em J. Segundo, a IA pode estar a ser utilizada predominantemente para melhoria da qualidade do serviço ou mitigação de risco (*compliance*), dimensões que, embora vitais, não se traduzem imediatamente em acréscimos de VAB por trabalhador nas métricas tradicionais de produtividade.

Figura 3: Efeitos Marginais da Exposição à IA na Produtividade por Setor



Fonte: Elaboração Própria

A Figura 3 confirma que os intervalos de confiança dos efeitos marginais incluem zero, tanto no setor financeiro quanto no grupo de referência. A sobreposição quase total destes intervalos demonstra que o diferencial setorial é fortemente dominado pelo ruído estatístico. Deste modo, apesar da exposição média, substancialmente superior, observada nas estatísticas descritivas, a ausência de prémio robusto no setor financeiro é coerente com uma fase inicial de difusão tecnológica, em que custos de reorganização e aprendizagem ainda predominam sobre ganhos de eficiência. A lição económica é clara: maior exposição tecnológica não garante ganhos produtivos imediatos se as fricções de implementação forem igualmente elevadas.

4.5. Heterogeneidade por Dimensão da Empresa

Para testar se o efeito médio agregado oculta dinâmicas diferenciadas por escala empresarial, estimou-se um modelo com interações entre a exposição à IA e as classes de dimensão da empresa (micro, pequena, média e grande). Como extensão alinhada com o foco setorial da dissertação, estimou-se adicionalmente a mesma decomposição por dimensão em subamostras separadas entre setor financeiro e setor não financeiro (resultados no Anexo A, Tabela A2)

Tabela 7: Efeito Marginal da Exposição à IA por Dimensão da Empresa

Variável	Micro	Pequena	Média	Grande
Exposição à IA (Efeito Marginal)	-0,004	0,136	0,876	-0,041
	(0,166)	(0,250)	(0,427)	(0,699)
P-Value	0,980	0,589	0,043**	0,954

Nota: A variável dependente é a variação da produtividade (IHS do VAB por trabalhador) entre 2018 e 2023. Os coeficientes representam efeitos marginais extraídos de um modelo de interação. Erros-padrão robustos clusterizados ao nível do setor em parênteses. Significância estatística: *** p<0,01; ** p<0,05; * p<0,10.
Fonte: Elaboração Própria

Enquanto micro, pequenas e grandes empresas apresentam coeficientes estatisticamente nulos, as empresas de média dimensão registam um efeito positivo e significativo de 0,876 ($p<0,05$). Este resultado sugere que as empresas de média dimensão podem combinar maior capacidade organizacional do que as micro e pequenas empresas com menor rigidez estrutural do que as grandes empresas, favorecendo a conversão da exposição tecnológica em ganhos de produtividade. Em termos de magnitude, este coeficiente é expressivo: sugere que um aumento de um desvio-padrão na exposição à IA em empresas médias está associado a um aumento da produtividade de magnitude elevada de quase 90% no período. Este resultado constitui um indício relevante de heterogeneidade por escala na amostra agregada.

Este padrão é coerente com a literatura sobre complementaridades tecnológicas e organizacionais, segundo a qual os retornos da inovação dependem da articulação entre tecnologia, capital humano e reorganização interna

(Bloom e Van Reenen, 2007; Syverson, 2011). Pode igualmente refletir diferenças na capacidade de absorção, isto é, a aptidão da empresa para reconhecer, assimilar e explorar novo conhecimento tecnológico (Brynjolfsson et al., 2017).

Empresas médias podem combinar escala suficiente para financiar investimento tecnológico e reorganização interna, preservando simultaneamente estruturas menos burocráticas do que grandes organizações. Adicionalmente, práticas de gestão e qualidade organizacional tendem a condicionar a materialização dos ganhos tecnológicos (Bloom e Van Reenen, 2007).

No entanto, a interpretação destes resultados deve ser pautada pela prudência, uma vez que decorre de uma análise por subgrupos que envolve múltiplos testes de hipótese sem um padrão de significância consistente nas restantes classes de dimensão. Adicionalmente, o erro-padrão relativamente elevado reforça a necessidade de cautela, sugerindo que a robustez das conclusões beneficiaria da aplicação de correções formais para múltiplas hipóteses.

Adicionalmente, seria desejável realizar um teste conjunto das interações (H_0: todos os termos de interação por dimensão = 0), a fim de avaliar formalmente a relevância global da heterogeneidade por escala.

Em suma, este resultado constitui um indício relevante de heterogeneidade, mas não uma regularidade empírica consolidada.

Na decomposição por dimensão e setor (Anexo A, Tabela A2), os resultados devem ser lidos com prudência adicional, sobretudo no setor financeiro, devido à reduzida dimensão da amostra e ao número limitado de setores nesse grupo. Assim, esta evidência é interpretada como complementar ao resultado principal desta secção, e não como um teste confirmatório autónomo.

4.6. Discussão dos Resultados e Robustez

A síntese dos testes (Tabela 8) indica a ausência de resultados estatisticamente significativos tanto para o efeito médio quanto para a heterogeneidade setorial. Esta evidência é teórica e empiricamente compatível com a hipótese da Curva em J da produtividade, formalizada por Brynjolfsson et al. (2017), segundo a qual os custos iniciais de ajustamento precedem a materialização dos ganhos de eficiência.

Tabela 8: Síntese dos Testes das Hipóteses Centrais

Hipótese	Descrição da Hipótese	Resultado Empírico	Conclusão
H1	Empresas com maior exposição inicial à IA apresentam uma variação positiva superior na produtividade no período subsequente.	No teste por mediana do DAIOE 2018: β_{base} = 0,287 (p = 0,203), β_{diff} = -0,627 (p = 0,144) e β_{total} no grupo DAIOE alto = -0,340 (p = 0,342).	Não se rejeita H_0 (os coeficientes são iguais); rejeita-se a hipótese de investigação H1 (as empresas com maior exposição não apresentam maior crescimento de produtividade no período analisado).
H2	O efeito da exposição à IA na produtividade difere no setor financeiro devido à natureza preditiva e informacional das suas tarefas centrais.	Diferencial negativo ($\beta 2$ = -0,041) e estatisticamente ruidoso (p = 0,867). Não se observa significância estatística no efeito total do setor financeiro ($\beta 1 + \beta 2$ = 0,119; p = 0,572).	Não se rejeita H_0 (os coeficientes são iguais entre setores); rejeita-se a hipótese de investigação H2 (não se confirma diferencial positivo no setor financeiro).

Fonte: Elaboração Própria

A ausência de significância estatística no modelo completo não deve ser interpretada como evidência de efeito nulo em termos económicos. O sinal positivo recorrente nas especificações principais é compatível com um processo de difusão em fase inicial, no qual coexistem empresas que já capturam ganhos de eficiência e outras que ainda estão em ajustamento organizacional. Esta heterogeneidade aumenta a variância das estimativas e reduz o poder inferencial no horizonte de observação 2018–2023.

Os exercícios de robustez (Tabela 9) confirmam esta leitura. Apesar de variações de magnitude, o resultado central permanece: inexistência de evidência robusta de um efeito médio global. No modelo sem ponderação, o coeficiente é 0,000 (se = 0,085); no modelo com erros clusterizados por empresa, mantém-se em 0,160 (se = 0,265). A transparência da amostra final de 178 829 empresas é detalhada, assegurando que a inferência se baseia em dados de elevada qualidade.

Tabela 9: Robustez da Especificação Completa (Modelo 5)

Variáveis	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4	Modelo 5	Modelo 6
Exposição à IA (Std)	0,160	0,160	0,000	0,160	0,160	-0,034
	0,255	0,255	0,085	0,265	0,265	0,042
Exportadora (Dummy)	0,107	0,107	0,141***	0,107*	0,107*	-0,020
	0,067	0,067	0,041	0,061	0,061	0,026
Quota Exportações (2018)	-0,697***	-0,697***	-1,132***	-0,697***	-0,697***	-0,037
	0,210	0,210	0,159	0,130	0,130	0,031
Realiza I&D (Dummy)	-0,045	-0,045	0,159*	-0,045	-0,045	-0,006
	0,126	0,126	0,085	0,135	0,135	0,031
Capital (log K/L)	0,073***	0,073***	0,060***	0,073***	0,073***	-0,010**
	0,027	0,027	0,021	0,025	0,025	0,005
Quota High-Skill	-0,051	-0,051	0,235***	-0,051	-0,051	0,040
	0,260	0,260	0,065	0,250	0,250	0,034
Software (Std)	0,039	0,039	0,107***	0,039	0,039	-0,003
	0,051	0,051	0,037	0,039	0,039	0,006
Robôs (Std)	-0,004	-0,004	-0,080***	-0,004	-0,004	0,023***
	0,037	0,037	0,029	0,035	0,035	0,006
Offshoring (Std)	0,232*	0,232*	0,009	0,232***	0,232***	0,018
	0,126	0,126	0,079	0,086	0,086	0,018
Constante	-1,878***	-1,878***	-1,102***	-1,878***	-1,878***	0,409***
	0,610	0,609	0,247	0,656	0,656	0,091
N. Observações	178 829	2 334 324	178 829	178 829	178 829	160 687
R^2	0,010	0,010	0,004	0,010	0,010	0,024

Nota: A variável dependente é a variação da produtividade (IHS do VAB por trabalhador) entre 2018 e 2023. Modelo 1: especificação base (aw; cluster setor). Modelo 2: pesos de frequência (fw; cluster setor). Modelo 3: sem ponderação (cluster setor). Modelo 4: erros-padrão robustos (*Huber-White*). Modelo 5: erros-padrão clusterizados por empresa (npc). Modelo 6: filtro de amostra com VAB2018 > 0 e VAB2023 > 0 (aw; cluster setor). Significância estatística: *** p<0,01; ** p<0,05; * p<0,10.
Fonte: Elaboração Própria

A análise comparativa entre o modelo base (Modelo 1) e o modelo sem ponderação (Modelo 3) revela uma implicação importante. A redução da magnitude do coeficiente para 0,000, quando se remove a ponderação pelo emprego, sugere que a magnitude estimada do coeficiente é maior quando se atribui maior peso às empresas de maior dimensão económica. Quando todas as empresas são tratadas com o mesmo peso estatístico, o coeficiente associado à exposição à IA reduz-se para aproximadamente zero, sugerindo ausência de evidência estatisticamente robusta de associação entre exposição à IA e produtividade para a maioria do tecido empresarial composto por micro e pequenas empresas portuguesas.

No Modelo 6, observa-se adicionalmente que, ao restringir-se a amostra a empresas com

VAB estritamente positivo em ambos os períodos, há uma redução do coeficiente, que assume sinal negativo (-0,034) e permanece não significativo. Isto sugere que parte da associação positiva inicial (0,160) poderá refletir composição amostral por empresas que estavam a recuperar-se de desempenhos financeiros negativos ou extremos em 2018. Quando isolamos as empresas economicamente "estáveis", a estimativa do coeficiente associado à exposição tecnológica é próxima de zero e com sinal negativo, permanecendo estatisticamente não significativa, reforçando a narrativa de custos de reorganização da Curva em J.

Em termos de inferência, o uso de clusters setoriais (G=84) garante a validade assintótica dos resultados, conforme as melhores práticas de Colin Cameron e Miller (2015). A estabilidade dos sinais e magnitudes entre o modelo com clusters por setor e o modelo com clusters por empresa (Modelo 5 da Tabela 9) assegura que as conclusões não são enviesadas pela estrutura de agrupamento dos erros.

Consequentemente, os resultados devem ser interpretados como evidência associativa robusta de uma fase de transição. Em síntese, a evidência permite destacar primeiramente que a exposição tecnológica é massivamente desigual, favorecendo o setor financeiro, depois que não existe ainda um prémio médio de produtividade traduzível em Valor Acrescentado e por fim que existem indícios claros de que a capacidade de absorção tecnológica depende da dimensão empresarial, com as empresas médias a liderarem a captura inicial de benefícios.

No conjunto, os resultados fornecem evidência microeconómica inédita para Portugal, sugerindo que a economia se encontra no "vale" da Curva em J, onde o potencial tecnológico da IA aguarda a maturação de investimentos complementares em capital humano e organização para se materializar em crescimento económico efetivo.

5. Conclusão

A rápida evolução da Inteligência Artificial (IA) constitui um dos fenómenos tecnológicos mais disruptivos das últimas décadas, com o potencial intrínseco de reconfigurar processos produtivos e modelos de negócio à escala global. Todavia, a observação de um desfasamento temporal entre o ritmo de avanço das capacidades algorítmicas e o crescimento efetivo da produtividade agregada permanece um desafio central e recorrente na literatura económica. Esta dissertação analisou este aparente paradoxo no contexto português, avaliando a influência da exposição tecnológica na produtividade do trabalho das empresas entre 2018 e 2023. Através de uma análise de heterogeneidade setorial, o estudo dedicou um enfoque particular ao setor financeiro, frequentemente conceptualizado como uma "indústria de previsão" devido à sua dependência crítica da análise de dados na tomada de decisão.

Do ponto de vista metodológico, o trabalho afastou-se das métricas tradicionais de adoção binária, privilegiando uma estratégia baseada na exposição latente às tarefas. Adotou-se um modelo de diferenças longas e utilizou-se o índice *Dynamic AI Occupational Exposure* (DAIOE) para medir a sobreposição técnica entre as capacidades computacionais e as competências humanas. A análise empírica baseou-se em duas bases de dados administrativas (QP e SCIE), complementadas por variáveis externas de exposição tecnológica (DAIOE e controlos de software, robótica e *offshoring*), assegurando elevada representatividade do tecido empresarial nacional.

Os resultados indicam que, embora o setor financeiro apresente níveis de exposição à IA substancialmente superiores à média nacional, a ausência de um prémio médio robusto constitui um resultado central, consistente com a Curva em J, sugerindo que a economia portuguesa ainda se encontra numa fase de ajustamento organizacional. Especificamente, o coeficiente de interação setorial revelou-se negativo e não significativo ($\beta_2 = -0{,}041$; $p = 0{,}867$), e os intervalos de confiança não permitiram rejeitar a hipótese nula de ausência de um efeito estrutural diferenciado para o setor financeiro.

Esta evidência é teoricamente compatível com a tese da Curva em J da produtividade. Segundo esta teoria, a implementação de tecnologias complexas e de propósito geral exige custos iniciais elevados de reorganização, aprendizagem organizacional e adaptação do capital humano. Nesta fase inicial de difusão, estas fricções de ajustamento parecem sobrepor-se aos ganhos de eficiência esperados. No contexto português, uma economia de rendimento elevado, mas com baixo poder de compra, estes custos podem ser particularmente proeminentes. A inércia observada no setor financeiro sugere que a elevada exposição técnica coexiste com sistemas legados complexos e exigências regulatórias que podem neutralizar os ganhos imediatos na produtividade do trabalho.

Curiosamente, a análise de heterogeneidade revelou que os efeitos positivos da exposição parecem estar concentrados em empresas de média dimensão. Este achado sugere que a capacidade de absorção tecnológica depende da escala empresarial: empresas médias poderão combinar a disponibilidade de recursos para investimento

com uma agilidade organizacional superior à das grandes corporações. Contudo, para a vasta maioria do tecido empresarial composto por micro e pequenas empresas, não se observa evidência estatisticamente robusta de associação entre exposição à IA e produtividade.

Este estudo constitui, tanto quanto é do nosso conhecimento, a primeira análise empírica com microdados administrativos sobre a relação entre a exposição ocupacional à IA e a produtividade do trabalho em Portugal. As implicações são relevantes para a gestão e a formulação de políticas públicas: a exposição tecnológica, por si só, não garante ganhos imediatos de desempenho. A conversão do potencial algorítmico em valor económico exige investimentos complementares e persistentes em capital humano qualificado, redesenho de processos e inovação organizacional.

Importa reconhecer as limitações que delimitam o perímetro de validade desta investigação, como o potencial viés de sobrevivência inerente ao desenho de diferenças longas e a impossibilidade de controlar totalmente fatores inobserváveis, como a qualidade da gestão. Além disso, o horizonte temporal capta sobretudo a génese da difusão desta tecnologia, podendo os efeitos estruturais exigir janelas de observação mais dilatadas para se materializarem nos indicadores económicos.

Para investigações futuras, recomenda-se alargar o horizonte temporal e utilizar modelos de painel anual com efeitos fixos de empresa e de ano. Tal abordagem permitirá o uso de erros-padrão com dupla clusterização (empresa e setor), possibilitando isolar trajetórias individuais de adaptação tecnológica que este estudo sugere ainda estejam em fase de maturação. Estudos complementares ao nível do trabalhador poderão, igualmente, clarificar os efeitos da IA sobre a dispersão salarial e a recomposição do emprego. Em última instância, os resultados sugerem que o desafio central para a economia portuguesa não reside apenas no acesso à IA, mas na capacidade das empresas transformarem exposição tecnológica em ganhos efetivos de produtividade através de reorganização, qualificação e inovação de processos.

6. Referências

Acemoglu, D., Autor, D., Hazell, J., & Restrepo, P. (2022). Artificial Intelligence and Jobs: Evidence from Online Vacancies. *Journal of Labor Economics*, *40*(S1), S293–S340. https://doi.org/10.1086/718327

Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2020). Robots and jobs: Evidence from US labor markets. *Journal of Political Economy*, *128*(6), 2188–2224. https://doi.org/10.1086/705716

Agrawal, A., Gans, J., & Goldfarb, A. (2018). Prediction, judgment, and complexity: A theory of decision-making and artificial intelligence. Em *The economics of artificial intelligence: An agenda*. University of Chicago Press. https://doi.org/10.7208/chicago/9780226613475.001.0001

Alekseeva, L., Azar, J., Giné, M., Samila, S., & Taska, B. (2021). The Demand for AI Skills in the Labor Market. *Labour Economics*, *71*, 102002. https://doi.org/10.1016/j.labeco.2021.102002

Angelov, P. P., Soares, E. A., Jiang, R., Arnold, N. I., & Atkinson, P. M. (2021). Explainable artificial intelligence: An analytical review. *WIREs Data Mining and Knowledge Discovery*, *11*(5), e1424. https://doi.org/10.1002/widm.1424

Autor, D. H., Levy, F., & Murnane, R. (2003). The skill content of recent technological change: An empirical exploration. *Quarterly Journal of Economics*, *118*(4), 1279–1333. https://doi.org/10.1162/003355303322552801

Babina, T., Fedyk, A., He, A., & Hodson, J. (2024). Artificial intelligence, firm growth, and product innovation. *Journal of Financial Economics*, *151*, 103745. https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2023.103745

Bloom, N., & Van Reenen, J. (2007). Measuring and explaining management practices across firms and countries. *The Quarterly Journal of Economics*, *122*(4), 1351–1408. https://doi.org/10.1162/qjec.2007.122.4.1351

Brynjolfsson, E., Mitchell, T., & Rock, D. (2018). What Can Machines Learn and What Does It Mean for Occupations and the Economy? *AEA Papers and Proceedings*, *108*, 43–47. https://doi.org/10.1257/pandp.20181019

Brynjolfsson, E., Rock, D., & Syverson, C. (2017). *Artificial Intelligence and the Modern Productivity Paradox: A Clash of Expectations and Statistics* (NBER Working Paper No. 24001). National Bureau of Economic Research. https://doi.org/10.3386/w24001

Calvino, F., & Fontanelli, L. (2023). *A portrait of AI adopters across countries: Firm characteristics, assets' complementarities and productivity* (OECD Science, Technology and Industry Working Papers No. 2023/02; OECD Science, Technology and Industry Working Papers, Vol. 2023/02). Organisation for Economic Co-operation and Development. https://doi.org/10.1787/0fb79bb9-en

Cameron, A. C., & Miller, D. L. (2015). A Practitioner's Guide to Cluster-Robust Inference. *Journal of Human Resources*, *50*(2), 317–372. https://doi.org/10.3368/jhr.50.2.317

Centeno, M., & Novo, Á. A. (2014). When supply meets demand: Wage inequality in Portugal. *IZA Journal of European Labor Studies*, *3*(1), 23. https://doi.org/10.1186/2193-9012-3-23

Czarnitzki, D., Fernández, G. P., & Rammer, C. (2023). Artificial intelligence and firm-level productivity. *Journal of Economic Behavior & Organization*, *211*, 188–205. https://doi.org/10.1016/j.jebo.2023.05.008

Eloundou, T., Manning, S., Mishkin, P., & Rock, D. (2023). *GPTs are GPTs: An Early Look at the Labor Market Impact Potential of Large Language Models* (arXiv:2303.10130). arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2303.10130

Engberg, E., Görg, H., Lodefalk, M., Javed, F., Längkvist, M., Monteiro, N. P., Kyvik Nordås, H., Schroeder, S., Tang, A., & Pulito, G. (2024). *AI unboxed and jobs: A novel measure and firm-level evidence from three countries* (IZA Discussion Papers No. 16717). Institute of Labor Economics (IZA). https://doi.org/10.2139/ssrn.4691172

Engberg, E., Hellsten, M., Javed, F., Lodefalk, M., Sabolová, R., Schroeder, S., & Tang, A. (2025). Artificial intelligence, hiring and employment: Job postings evidence from Sweden. *Applied Economics Letters*, 1–6. https://doi.org/10.1080/13504851.2025.2497431

Engberg, E., Koch, M., Lodefalk, M., & Schroeder, S. (2023). *Artificial Intelligence, Tasks, Skills, and Wages: Worker-Level Evidence from Germany* (Working Paper No. 12/2023). SSRN. https://doi.org/10.2139/ssrn.4883794

Felten, E., Raj, M., & Seamans, R. (2021). Occupational, industry, and geographic exposure to artificial intelligence: A novel dataset and its potential uses. *Strategic Management Journal*, *42*(12), 2195–2217. https://doi.org/10.1002/smj.3286

Filippucci, F., Gal, P., & Jona Lasinio, C. S. (2024). *The impact of Artificial Intelligence on productivity, distribution and growth: Key mechanisms, initial evidence and policy challenges* (OECD Artificial Intelligence Papers No. 15; OECD Artificial Intelligence Papers, Vol. 15). https://doi.org/10.1787/8d900037-en

Gal, P., Nicoletti, G., Renault, T., Sorbe, S., & Timiliotis, C. (2019). *Digitalisation and productivity: In search of the holy grail – Firm-level empirical evidence from EU countries* (OECD Economics Department Working Papers No. 1533; OECD Economics Department Working Papers, Vol. 1533, p. 61). OECD Economics Department. https://doi.org/10.1787/5080f4b6-en

Gmyrek, P., Berg, J., & Bescond, D. (2023). *Generative AI and jobs: A global analysis of potential effects on job quantity and quality*. ILO. https://doi.org/10.54394/FHEM8239

Hellsten, M., Khanna, S., Lodefalk, M., & Yakymovych, Y. (2025). *The Effects of Artificial Intelligence on Jobs: Evidence from an AI Subsidy Program* (Working Paper No. 1692; GLO Discussion Paper). Global Labor Organization (GLO). https://doi.org/10.2139/ssrn.5774571

McElheran, K., Li, J. F., Brynjolfsson, E., Kroff, Z., Dinlersoz, E., Foster, L. S., & Zolas, N. (2024). AI adoption in America: Who, what, and where. *Journal of Economics & Management Strategy*. https://doi.org/10.1111/jems.12576

Pizzinelli, C. (2023). Labor Market Exposure to AI: Cross-country Differences and Distributional Implications. *IMF Working Papers*, *2023*(216), 1. https://doi.org/10.5089/9798400254802.001

Syverson, C. (2011). What determines productivity? *Journal of Economic Literature*, *49*(2), 326–365. https://doi.org/10.1257/jel.49.2.326

Webb, M. (2020). *The impact of artificial intelligence on the labor market* (No. 3482150; SSRN Working Paper). SSRN (Social Science Research Network). https://doi.org/10.2139/ssrn.3482150

Zolas, N., Kroff, Z., Brynjolfsson, E., McElheran, K., Beede, D. N., Buffington, C., Goldschlag, N., Foster, L., & Dinlersoz, E. (2021). *Advanced technologies adoption and use by US firms: Evidence from the annual business survey* (NBER Working Paper No. 28290). National Bureau of Economic Research. https://doi.org/10.3386/w28290

Anexos

Anexo A: Tabela A1 - Robustez da H2 por Subamostras Setoriais (Setor Financeiro vs Não Financeiro)

	Modelo 1: Interação sem FE setorial	**Modelo 2: Subamostra não financeira**	**Modelo 3: Subamostra financeira**
Exposição à IA ($\beta 1$)	0.286	0.166	1.769
	0.233	0.256	4.079
Interação IA x Setor Financeiro ($\beta 2$)	-0.036		
	0.221		
Exportadora (Dummy)	0.122*	0.105	2.551*
	0.066	0.067	1.360
Quota Exportações (2018)	-0.608***	-0.697***	-1.517
	0.160	0.211	1.297
Realiza I&D (Dummy)	-0.078	-0.046	-0.809
	0.109	0.127	0.803
Capital (log K/L)	0.065***	0.072***	0.476*
	0.019	0.027	0.248
Quota *High-Skill*	-0.131	-0.063	4.203*
	0.243	0.261	2.453
Software (Std)	0.008	0.039	-2.531
	0.045	0.051	2.258
Robôs (Std)	0.047	-0.004	0.571
	0.037	0.037	0.991
Offshoring (Std)	0.130	0.231*	-0.243
	0.109	0.126	2.929
Constante	-1.834***	-1.883***	-7.704**
	0.566	0.611	3.577
N. Observações	178 829	178 606	223
R^2	0.005	0.010	0.079

Nota: A variável dependente é a variação da produtividade (IHS do VAB por trabalhador) entre 2018 e 2023. No Modelo 1 estima-se a interação entre exposição à IA e pertença ao setor financeiro sem efeitos fixos setoriais, com erros-padrão robustos clusterizados ao nível do setor (CAE a 2 dígitos). No Modelo 2 (subamostra não financeira) mantém-se a especificação completa com efeitos fixos setoriais e erros-padrão clusterizados ao nível do setor. No Modelo 3 (subamostra financeira, CAE 64–66), dada a reduzida dimensão setorial, os erros-padrão são clusterizados ao nível da empresa (npc). As regressões são ponderadas pelo emprego de 2018. Significância estatística: *** p<0,01; ** p<0,05; * p<0,10.

Fonte: Elaboração Própria

Anexo A: Tabela A2 - Efeito Marginal da IA por Dimensão e Setor (Financeiro vs Não Financeiro)

	Micro	**Pequena**	**Média**	**Grande**
Painel A: Setor Não Financeiro				
Exposição à IA (Efeito Marginal)	-0,005	0,159	0,878**	-0,032
	(0,166)	(0,249)	(0,428)	(0,700)
p-value	0,977	0,524	0,044	0,964
Painel B: Setor Financeiro				
Exposição à IA (Efeito Marginal)	3,164	-2,936	5,669	—
	(3,884)	(8,701)	(6,405)	—
p-value	0,416	0,736	0,377	—

Nota: A variável dependente é a variação da produtividade (IHS do VAB por trabalhador) entre 2018 e 2023. Os coeficientes reportam efeitos marginais da exposição à IA por classe de dimensão, obtidos a partir de modelos com interação IA×dimensão estimados separadamente por setor. Painel A: subamostra não financeira, com efeitos fixos setoriais (CAE a 2 dígitos) e erros-padrão robustos clusterizados ao nível do setor. Painel B: subamostra financeira (CAE 64–66), sem efeitos fixos setoriais adicionais e com erros-padrão robustos clusterizados ao nível da empresa (npc), devido ao número reduzido de setores. As regressões são ponderadas pelo emprego de 2018. O símbolo "—" indica célula não estimável por insuficiência de observações na combinação setor×dimensão. Significância estatística: *** p<0,01; ** p<0,05; * p<0,10.
Fonte: Elaboração Própria