Universidade do Minho
Escola de Economia e Gestão

Juliana Mariz Carreirinha

Inteligência Artificial e Qualidade das Patentes

janeiro de 2026

Juliana Carreirinha **A Inteligência Artificial e a Qualidade das Patentes**
UMinho | 2025

Universidade do Minho

Escola de Economia e Gestão

Juliana Mariz Carreirinha

Inteligência Artificial e Qualidade das Patentes

Dissertação de Mestrado

Mestrado em Economia Industrial e
da Empresa

Trabalho efetuado sob a orientação de

Professora Doutora Ana Paula Rodrigues Pereira Faria &

Professora Doutora Natália Maria Carvalho Barbosa

janeiro 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.

Licença concedida aos utilizadores deste trabalho



Atribuiçã
o CC BY

https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/

AGRADECIMENTOS

Em primeiro lugar, gostaria de expressar os meus agradecimentos às Professoras Doutoras Ana Paula Rodrigues Pereira Faria e Natália Maria Carvalho Barbosa pelo apoio, paciência, atenção meticulosa aos detalhes e revisão rigorosa ao longo de todo o desenvolvimento deste trabalho. A disponibilidade e prontidão em responder a todas as minhas questões foram decisivas para a conclusão deste estudo.

Um agradecimento especial ao meu namorado. Obrigada por toda a paciência, por seres o meu porto seguro nos momentos de maior pressão e por acreditares em mim, mesmo quando eu própria duvidava.

Aos meus amigos, pela cumplicidade, pelas distrações bem-vindas e por estarem sempre ao meu lado. Obrigada por todos os momentos de descontração e pelas palavras de apoio.

Por último, e com todo o meu amor, agradeço à minha mãe, e às minhas irmãs. Obrigada pelo amor incondicional, pela força que sempre me transmitiram e por serem a minha base. Esta conquista é tão vossa quanto é minha.

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 conducente à sua elaboração.

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

INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL E QUALIDADE DAS PATENTES

RESUMO

A transformação digital tem vindo a redefinir os processos de inovação nas economias contemporâneas, sendo a Inteligência Artificial (IA) uma das tecnologias mais disruptivas. Este estudo analisa o impacto da adoção de IA, sobre a qualidade das patentes em diferentes setores e países da União Europeia (UE) entre 2022 e 2024.

Para o efeito, foi construída uma base de dados em painel para 15 países, combinando informação da base PATSTAT sobre patentes com dados da Eurostat relativos à adoção de IA. Foi, também, desenvolvido um Índice de Qualidade das Patentes (IQP) composto por diferentes indicadores tais como originalidade tecnológica, e potencial impacto tecnológico e comercial, o que permite captar melhor o valor das invenções e evitar enviesamentos decorrentes de um indicador apenas. Estimaram-se modelos econométricos com vista a compreender a relação entre a adoção de IA e este índice de qualidade das patentes, com as variáveis de controlo: I&D, Investimento Direto Estrangeiro e Valor Acrescentado Bruto.

Os resultados mostram que a adoção de IA tem um efeito positivo e estatisticamente significativo sobre a qualidade das patentes, embora parte deste impacto seja mediado por características específicas de países e setores. Esta mediação é evidente na análise de efeitos fixos por país, que revela disparidades significativas, com destaque para os países nórdicos (Dinamarca e Suécia) e a Estónia, os quais apresentam patentes de qualidade superior face à Alemanha (país de referência).

Os resultados indicam ainda que setores menos intensivos em conhecimento, como a indústria de produtos de madeira e papel, demonstraram capacidade para produzir inovações de qualidade, sugerindo que o potencial inovador depende crescentemente da integração de tecnologias avançadas em vez da natureza tradicional do setor.

PALAVRAS-CHAVE: Inteligência Artificial; Inovação; Qualidade das Patentes; União Europeia

ARTIFICIAL INTELLIGENCE AND PATENT QUALITY

ABSTRACT

Digital transformation has been reshaping innovation processes in contemporary economies, with Artificial Intelligence (AI) emerging as one of the most disruptive technologies. This study analyses the impact of AI adoption on patent quality across different sectors and countries of the European Union (EU) between 2022 and 2024.

To this end, a panel dataset was constructed for 15 countries, combining patent information from the PATSTAT database with Eurostat data on AI adoption. A Patent Quality Index (PQI) was also developed, composed of several indicators such as technological originality and potential technological and commercial impact. This composite index allows for a more accurate capture of the value of inventions and helps avoid biases arising from the use of a single indicator. Econometric models were estimated to examine the relationship between AI adoption and patent quality, controlling for R&D, foreign direct investment, and gross value added.

The results show that AI adoption has a positive and statistically significant effect on patent quality, although part of this impact is mediated by country- and sector-specific characteristics. This mediation is evident in the country fixed-effects analysis, which reveals significant disparities, particularly for the Nordic countries (Denmark and Sweden) and Estonia, which exhibit higher-quality patents compared to Germany (the reference country).

The findings also indicate that less knowledge-intensive sectors, such as the wood and paper products industry, have demonstrated the ability to generate high-quality innovations, suggesting that innovative potential increasingly depends on the integration of advanced technologies rather than on the traditional nature of the sector.

Keywords: Artificial Intelligence; Innovation; Patent Quality; European Union

ÍNDICE

Direitos de autor e condições de utilização do trabalho por terceiros 2

agradecimentos 3

Declaração de integridade 4

Inteligência artificial e qualidade das patentes 5

Artificial Intelligence and Patent Quality 6

Índice de Tabelas 8

Índice de Figuras 8

Lista de abreviaturas e siglas 9

1. Introdução 10

1.1. Contextualização e Motivação 10

1.2. Objetivos de Estudo 11

1.3. Organização 11

2. A Inteligência Artificial como Motor da Inovação 13

2.1. Evolução da Inteligência Artificial 13

2.2. Tecnologias de IA e Inovação 14

2.3. Qualidade das Patentes como Indicador da Inovação 16

2.4. IA e Outros Determinantes Económicos da Qualidade das Patentes 18

3. Amostra, Dados e Variáveis Empíricas 21

3.1. Dados 21

3.2. Variáveis Empíricas 22

3.2.1. Variável Dependente (IQP) 22

3.2.2. Variáveis Explicativas 24

3.3. Modelo de Regressão 25

4. Análise de Resultados 27

4.1. Análise Descritiva 27

4.2. Resultados econométricos 37

5. Conclusão 41

5.1. Principais conclusões 41

5.2. Limitações e Investigações Futuras 41

6. Referências bibliográficas 43

7. Anexos 48

Índice de Tabelas

Tabela 1. Estudos Empíricos sobre IA e Inovação 19
Tabela 2. Descrição das variáveis independentes 25
Tabela 3. 5 setores com maior intensidade de patentes (NACE Rev.2) 28
Tabela 4. 5 setores com menor intensidade de patentes (NACE Rev. 2) 29
Tabela 5. 5 países com maior e 5 países com menor intensidade de patentes 30
Tabela 6. Estatística Descritiva do IQP 31
Tabela 7. 5 setores agrupados (NACE Rev.2) com maior índice médio de qualidade de patentes 33
Tabela 8. 5 setores agrupados (NACE Rev.2) com menor índice médio de qualidade de patentes 34
Tabela 9. Estatística Descritiva Variáveis Explicativas 36
Tabela 10. A relação IA e qualidade das patentes nos países da EU 38
Tabela 11. Descrição dos grupos de setores (Nace REV.2) 48
Tabela 12. Modelos de regressão completos 49

Índice de Figuras

Figura 1. Distribuição das patentes na EU entre 2022 e 2024 27
Figura 2. Componentes do IQP nos países da UE com maior índice médio de qualidade de patentes 34
Figura 3. Componentes do IQP nos países da EU com menor índice médio de qualidade de patentes 35

Lista de abreviaturas e siglas

CE – Comissão Europeia

EPO – European Patent Office

IA – Inteligência Artificial

IDE – Investimento Direto Estrangeiro

I&D – Investigação e Desenvolvimento

IPC – International Patent Classification

MMQ – Método dos Mínimos Quadrados

UE – União Europeia

VAB – Valor Acrescentado Bruto

1. Introdução

1.1. Contextualização e Motivação

A Inteligência Artificial (IA) tem vindo a transformar profundamente a forma como empresas e setores económicos inovam, desenvolvem produtos, serviços e modelos de negócio. Desde a sua introdução como ideia em 1955, a IA tem sido descrita como a capacidade das máquinas de pensar e realizar tarefas que imitam padrões de comportamento humano (McCarthy et al., 2006).

As empresas que adotaram precocemente a IA, implementaram-na por diversos motivos, mas o principal benefício percebido é o aumento da inovação (Cooper, 2024). A IA atua como um motor de inovação por meio da automatização de tarefas cognitivas, da análise avançada de grandes volumes de dados e da produção de novas ideias tecnológicas, que permitem desde a prototipagem digital até à personalização de produtos e serviços (Rammer et al., 2022). Estudos empíricos confirmam esta relação positiva: empresas que adotam IA apresentam maior probabilidade de introduzir novos produtos e processos, registando ganhos em desempenho e competitividade (Igna & Venturini, 2023; Babina et al., 2024).

As patentes são consideradas resultados fundamentais das atividades de inovação das empresas, sendo os recursos técnicos essenciais para o desenvolvimento de novos produtos (Chen & Chang, 2010). Contudo, a simples contagem do número de patentes não captura a relevância tecnológica nem o valor económico associado (Chambers, 2016). Para garantir uma proteção eficaz da propriedade intelectual, são necessárias patentes de alta qualidade, isto é, que mencionam poucos designs pré-existentes e são altamente relevantes para várias aplicações (Trappey et al., 2012). Assim, a qualidade das patentes pode servir como um indicador confiável da inovação de produtos e serviços (Ponta et al., 2021).

A crescente relevância IA no contexto empresarial e a sua utilização para atividades de inovação constituem a principal motivação desta dissertação. A IA tem vindo a afirmar-se como uma ferramenta importante para explorar novas oportunidades, otimizar processos e desenvolver produtos e serviços mais eficientes e alinhados às necessidades do mercado (Babina et al., 2024; Rammer et al., 2022). Contudo, a literatura existente apresenta lacunas significativas que esta investigação procura resolver. Apesar da crescente produção

académica sobre IA e inovação, permanecem falhas no que diz respeito à sua relação com a qualidade da inovação, verifica-se uma dependência de indicadores de quantidade, como o número de patentes, que não capturam o verdadeiro valor inovador das invenções. Adicionalmente, a maioria dos trabalhos existentes foca-se em contextos nacionais específicos (particularmente na China, Estados Unidos, e Alemanha), o que revela uma escassez de estudos comparativos ao nível da União Europeia (UE).

1.2. Objetivos de Estudo

A questão de investigação que orienta esta dissertação é a seguinte: Qual é o impacto da adoção de IA na qualidade das patentes nos países da UE?

A partir desta questão principal, foram definidos os seguintes objetivos específicos:

- Medir a qualidade média das patentes através de um índice composto da qualidade das patentes;
- Analisar a distribuição deste índice por países e setores de atividade económica;
- Estimar modelos de regressão para identificar o efeito estatístico de IA sobre a qualidade das patentes;

Para responder a estes objetivos, foi construída uma base de dados em painel para 15 países da UE e ao nível do setor para o período de 2022 a 2024, integrando informações da base de dados PATSTAT – *European Patent Office* (EPO) sobre patentes e dados da Eurostat sobre adoção de tecnologias de IA.

1.3. Organização

Este trabalho está organizado em cinco capítulos. O primeiro capítulo apresenta a introdução. O segundo capítulo desenvolve a revisão da literatura, abordando: (i) a evolução da IA, (ii) tecnologias de IA e inovação, (iii) a qualidade das patentes como indicador de inovação, (iv) a IA e outros determinantes económicos da qualidade das patentes. O terceiro capítulo descreve a metodologia utilizada, inclui a construção do índice de qualidade das patentes, as variáveis selecionadas e o modelo econométrico. O quarto capítulo apresenta os resultados empíricos, acompanhados de análises descritivas e inferenciais. Por fim, o quinto capítulo

sintetiza as principais conclusões, as contribuições do estudo e as limitações, bem como propostas para futuras investigações.

2. A Inteligência Artificial como Motor da Inovação

A IA tem exercido um impacto crescente sobre os processos de inovação, alterando a forma como produtos são concebidos e desenvolvidos (Liu et al., 2020; Rammer et al., 2022). Este capítulo analisa a relação entre a IA e a inovação, onde se destaca a evolução da IA, as principais tecnologias associadas à IA, a importância das patentes como medida de qualidade da inovação e os determinantes económicos que condicionam esse processo. O objetivo é enquadrar teoricamente o impacto da IA na criação e valorização do conhecimento, o que serve de base para a análise empírica subsequente.

2.1. Evolução da Inteligência Artificial

A evolução da IA ao longo das últimas décadas tem sido marcada por avanços significativos, impulsionados por marcos históricos e inovações em diversas áreas. Desde os primórdios dos estudos sobre IA, que remontam a lendas e mitos relacionados à atribuição de consciência a objetos inanimados (Russell & Norvig, 2016), até o desenvolvimento dos algoritmos modernos de *deep learning* e redes neurais, observamos um progresso significativo nesse campo (Alzubaidi et al., 2021).

O conceito de IA, que inicialmente era baseado em ideias ficcionais e conjeturas, gradualmente transformou-se numa disciplina científica sólida, com aplicações práticas numa variedade de setores (Shao et al., 2022). A IA refere-se a sistemas que exibem comportamento inteligente ao analisar o seu ambiente e tomar ações, com algum grau de autonomia, para alcançar objetivos específicos. Estas incluem, mas não se limitam a reconhecimento de padrões, tomada de decisões, processamento de linguagem natural e *machine learning* (Sheikh et al., 2023). O desenvolvimento das unidades de processamento no treino de modelos de IA proporcionou a capacidade de processar grandes volumes de dados de forma eficiente e facilitou a implementação e experimentação de novos modelos o que contribuiu para a sua difusão nos mercados (Heaton, 2018).

Essas tecnologias têm sido amplamente adotadas numa variedade de setores, desde saúde e finanças até transporte e produção de automóveis, o que mostra o impacto transformador da IA na sociedade e na economia (Sheikh et al., 2023). Por exemplo, na saúde, a IA tem sido utilizada para melhorar diagnósticos e tratamentos em diversas áreas (Jiang et al., 2017),

enquanto na indústria automóvel, tem avançado significativamente na criação de veículos autónomos (Suhaib Kamran et al., 2022).

2.2. Tecnologias de IA e Inovação

A integração de tecnologias de IA nos processos de inovação de produtos e serviços tem sido fundamental para impulsionar a criatividade, eficiência e competitividade das empresas em diversos setores (Aldoseri et al., 2024). Através das capacidades de perceção, cognição e resolução de problemas, que caracterizam a maioria dos tipos de trabalho humano, a IA pode ser usada para automatizar processos, melhorar a qualidade das operações e melhorar características de produtos e serviços, com base em algoritmos de *machine learning* (Rammer et al., 2022). Uma subcategoria mais recente é o IA generativo. Diferente das abordagens tradicionais de IA que se concentram em analisar dados e automatizar processos existentes, a IA generativa tem a capacidade de criar conteúdos e soluções a partir de padrões aprendidos (McKinsey & Company, 2024).

Estas aplicações baseiam-se em diferentes tipos de tecnologias de IA, que variam conforme as suas funções e capacidades. Segundo a Eurostat (2023) as tecnologias abrangem desde o processamento de linguagem e reconhecimento de imagem até ao *machine learning*. O impacto destas tecnologias na inovação pode ser dividido em três principais áreas dentro das empresas (Rammer et al., 2022): processos de I&D e inovação; produtos, serviços e modelos de negócio; e processos de produção, entrega e administrativos.

A IA tem vindo a afirmar-se como uma ferramenta essencial nos processos de I&D, particularmente nas fases de experimentação, análise de dados e implementação de novas abordagens técnicas que antecedem a introdução de produtos no mercado. Ao permitir que as empresas explorem grandes volumes de dados e identifiquem padrões complexos através de algoritmos de *machine learning* e *deep learning*, a IA acelera significativamente a criação de inovação (LeCun et al., 2015; Rammer et al., 2022). No setor farmacêutico, por exemplo, a IA está a transformar o desenvolvimento de novos medicamentos. Estas empresas utilizam algoritmos de *deep learning* para analisar grandes volumes de dados de ensaios clínicos, onde identificam novas oportunidades e aceleram o processo de descoberta de medicamentos, o que permite desenvolver tratamentos mais eficazes de forma mais rápida (Kim et al., 2021).

Além disso, a IA possibilita novas abordagens para modelos de negócios baseados em dados, aproveitando informações sobre clientes, uso de produtos e condições relevantes para oferecer novos tipos de produtos e serviços. Isso leva ao desenvolvimento de novos produtos e serviços que atendem melhor às necessidades do mercado (Iansiti & Lakhani, 2014). Por exemplo, a IA pode ser integrada em produtos e serviços como um componente de software para melhorar o seu desempenho ou adicionar funcionalidades adicionais. Além disso, a IA é valiosa para melhorar estratégias de marketing, onde identifica padrões de comportamento do usuário e personaliza ofertas de produtos (Rammer et al., 2022). No setor bancário, a IA possibilita novas abordagens para serviços financeiros através da análise de dados de clientes para oferecer produtos personalizados. Por exemplo, bancos utilizam algoritmos de *machine learning* para analisar o comportamento dos clientes e criar ofertas personalizadas de empréstimos, investimentos e seguros, com o intuito de atender às necessidades individuais e aumentar a satisfação do cliente (Sheth et al., 2022).

Nos processos de produção, entrega e administrativos, a IA é utilizada para otimizar operações, automatizar tarefas e apoiar decisões mais precisas. Métodos de IA identificam padrões em problemas de produção, detetam defeitos em produtos e implementam manutenção preditiva (Russell & Norvig, 2016). Além disso, a IA é útil na segurança digital e na automatização de processos administrativos, como respostas automáticas a e-mails e faturação automatizada (Rammer et al., 2022). Na indústria automóvel, a IA é utilizada para tornar os processos de produção e manutenção mais eficientes. Por exemplo, a Ford utiliza essas tecnologias para aumentar a eficiência e reduzir custos. Na linha de montagem, a IA é usada para melhorar o planeamento do processo de montagem e definir tempos padrão de trabalho, além de controlar a qualidade da pintura e da produção (Suhaib Kamran et al., 2022).

Estas aplicações da IA nos processos empresariais podem produzir diferentes tipos de impacto inovador. Para compreender melhor a diversidade das inovações, a literatura distingue geralmente entre inovação radical e inovação incremental. A inovação radical refere-se à introdução de novos produtos, processos ou tecnologias que representam uma rutura significativa face ao conhecimento existente, o que causa mudanças substanciais nos mercados e nas estruturas industriais (Garcia & Calantone, 2002). No contexto empírico, a inovação radical é frequentemente capturada através de patentes com ampla família

internacional, dado que estas refletem invenções tecnológicas disruptivas com impacto significativo (Harhoff et al., 2003).

Por outro lado, a inovação incremental corresponde a melhorias graduais ou aperfeiçoamentos de produtos, processos ou serviços já existentes, que procuram aumentar a eficiência, qualidade ou desempenho sem alterar fundamentalmente o paradigma tecnológico (Garcia & Calantone, 2002). As inovações incrementais também podem criar patentes, embora estas tendam a apresentar menor escopo (OECD, 2013), o que reflete melhorias evolutivas sobre tecnologias existentes.

2.3. Qualidade das Patentes como Indicador da Inovação

A inovação desempenha um papel central na promoção do crescimento económico sustentável, na competitividade das empresas e na liderança tecnológica dos países. É também um dos principais determinantes da produtividade a longo prazo (OECD, 2015; Awad et al., 2025). Contudo, medir inovação continua a ser um dos maiores desafios da investigação empírica, devido à sua natureza multidimensional, frequentemente intangível e complexa (Holgersson & Kekezi, 2018). Não existe consenso na literatura sobre quais os indicadores mais adequados para capturar este fenómeno. Historicamente, foram utilizados indicadores isolados provenientes de estatísticas nacionais, como o número de patentes (Schmookler, 1950) ou as despesas em I&D (Griliches, 1998), como *proxy* de inovação.

Neste contexto, as patentes emergem como uma das medidas mais utilizadas. Uma patente é um direito exclusivo concedido pelo Estado ao inventor, que lhe confere, por um período limitado (geralmente 20 anos), o direito de impedir terceiros de produzir, usar, vender ou importar a invenção protegida, sem o seu consentimento. Este direito de propriedade intelectual procura incentivar a inovação, onde garante retorno económico ao investimento em I&D (Hall, 2007).

O número de patentes tem sido amplamente usado como indicador da atividade inovadora, tanto ao nível das empresas (Hagedoorn & Wang, 2012; Schilling, 2015), como dos países (Jemala, 2017). No entanto, esta abordagem tem sido criticada por não refletir adequadamente a qualidade, relevância ou impacto económico das invenções protegidas (Chambers, 2016; Liu, 2024).

Para ultrapassar estas limitações, tem-se destacado o conceito de qualidade das patentes, que procura obter o valor tecnológico e económico das invenções. O valor tecnológico refere-se ao impacto técnico da patente, à sua originalidade e à capacidade de produzir ou influenciar outras inovações. Já o valor económico diz respeito ao potencial da patente em gerar retorno financeiro, proteger produtos estratégicos ou oferecer vantagem competitiva no mercado (OECD, 2013). Esta abordagem permite uma avaliação mais robusta do grau de inovação, não considera apenas o volume de patentes, mas também a sua relevância, complexidade e aplicabilidade prática (Trappey et al., 2012; Marku, 2018).

Estudos como Harhoff et al. (2003), mostram que indicadores como citações retroativas e, o tamanho da família internacional estão correlacionados com o valor privado atribuído às patentes, tanto do ponto de vista tecnológico quanto económico. Adicionalmente, Messeni Petruzzelli et al. (2015) acrescentam que um maior número de citações de uma patente e maior escopo de invenção aumentam o impacto tecnológico.

Assim, as variáveis mais relevantes para medir a qualidade das patentes incluem citações retroativas, tamanho da família de patentes e amplitude tecnológica (escopo da patente).

As citações retroativas, o número e a natureza das referências a patentes anteriores, indicam a base técnica sobre a qual a invenção se apoia. Utilizadas frequentemente pelos examinadores para avaliar a originalidade e a novidade da invenção, estas citações revelam a diversidade de conhecimentos prévios combinados para criar a inovação. Uma patente que recorre a trabalhos de várias áreas tecnológicas distintas é considerada mais original e potencialmente mais impactante (Harhoff et al., 2003; Sun & Wright, 2022).

Já o tamanho da família de patentes reflete o esforço do inventor em proteger a invenção em múltiplos mercados, uma vez que corresponde ao número de países onde a patente foi registada. Patentes com uma família alargada tendem a possuir um maior valor comercial e estratégico, o que sugere um investimento significativo na proteção da propriedade intelectual (Harhoff et al., 2003).

Por fim, o escopo da patente refere-se à amplitude da proteção conferida pela invenção, ou seja, ao número e à diversidade de áreas tecnológicas, produtos ou aplicações que esta abrange (OECD, 2013). Patentes com escopo mais amplo protegem um conjunto mais vasto

de reivindicações técnicas e, por conseguinte, oferecem maior proteção contra a concorrência e maior potencial de exploração comercial (Trappey et al., 2012).

2.4. IA e Outros Determinantes Económicos da Qualidade das Patentes

O uso de tecnologias de Inteligência IA tem ganho destaque na literatura como um impulsionador da inovação. Como apresentado na Tabela 1, diversos estudos empíricos evidenciam o efeito positivo da IA na inovação. Liu et al. (2020) mostram que a adoção de IA aumenta o número de patentes em setores da indústria transformadora chinesa, enquanto Rammer et al. (2022) verificam que o uso de IA aumenta a probabilidade de introduzir inovações de produto e processo nas empresas alemãs. Resultados semelhantes são obtidos por Li et al. (2023) e Grashof & Kopka (2023) que identificam melhorias na eficiência da inovação e no desenvolvimento de inovações radicais associadas ao uso de IA.

Além da adoção de tecnologias de IA, a literatura identifica diversos determinantes económicos que influenciam o desempenho inovador das empresas e setores, como é possível observar na Tabela 1. Entre os mais recorrentes encontram-se a intensidade I&D, o investimento direto estrangeiro (IDE) e o valor acrescentado bruto (VAB), variáveis que refletem o esforço tecnológico, a abertura económica e a dimensão produtiva das economias.

Tabela 1. Estudos Empíricos sobre IA e Inovação

Autores	Variável		Amostra	Metodologia	Resultados
	Dependente	Independente			
Liu et al., (2020)	Nº de patentes concedidas	Aplicação de IA, I&D, IDE, Estrutura de Propriedade	14 setores indústria transformadora da China (2008-2017)	Dados em painel	IA tem maior impacto em setores de baixa tecnologia; maior adoção → mais inovação
Rammer et al., (2022)	Inovação de produto e processo (nº de novos produtos ou processos)	Uso de IA, capacidades digitais, Uso de Plataformas, I&D Contínuo, I&D Ocasional, Despesas com Inovação, Participação de Graduados, Idade, Dimensão da Empresa	8.821 empresas na Alemanha (2018)	Dados seccionais	Uso de IA aumenta probabilidade de inovar em produto e processo
Li et al., (2023)	Nº de patentes pedidas (eficiência da inovação)	Nível de aplicação de IA, Desempenho Corporativo, Idade da Empresa, Retorno sobre os ativos, Estrutura de Capital	3.185 empresas listadas na China (2008-2020)	Dados em painel	Aplicação de IA melhora significativamente a eficiência da inovação corporativa
(Grashof & Kopka, 2023)	Nº de patentes radicais	Patentes de IA (técnicas/aplicações), Dimensão da Empresa, Densidade de relação com IA, Diversidade tecnológica	67.477 empresas na UE (2011-2020)	Dados em painel	Aplicações de IA favorecem inovações radicais em grandes empresas; técnicas de IA beneficiam mais PMEs

Fonte: Elaboração própria

O investimento em I&D constitui um dos principais motores da inovação, uma vez que proporciona os recursos técnicos, humanos e infraestruturais necessários para a criação e aplicação prática de novos conhecimentos. A literatura recente que integra a IA no estudo da inovação continua a confirmar o papel fundamental do I&D. Por exemplo, Liu et al., (2020) identificam o investimento em I&D como uma variável de controlo importante, cujo efeito positivo e significativo sobre o número de patentes subsiste mesmo na presença da adoção de IA, o que sublinha que o esforço interno de investigação aumenta a capacidade inovadora das empresas independentemente do contexto tecnológico. De forma semelhante, o estudo de Rammer et al. (2022) sobre empresas alemãs inclui a atividade de I&D, tanto contínua como ocasional, como uma determinante chave que aumenta a probabilidade de introduzir inovações de produto e processo. Estes resultados sugerem que o I&D atua não só como um impulsionador direto da inovação, mas também como uma capacidade complementar que potencia o retorno de outras tecnologias, como a IA.

O Investimento Direto Estrangeiros (IDE) é um canal transferência de tecnologia e conhecimento, mas os seus efeitos podem variar. O estudo de Liu et al. (2020) sobre a indústria transformadora chinesa, que inclui o IDE como variável de controlo, regista um impacto negativo do IDE na inovação. Este resultado indica que, nesse contexto, o capital estrangeiro pode ter limitado a inovação das empresas locais. No entanto, a literatura também aponta para efeitos positivos. Narula & Dunning (2010) argumentam que a presença de multinacionais contribui para o aumento da produtividade e da inovação local, quer através da difusão de práticas tecnológicas avançadas, quer pela formação de capital humano.

A dimensão económica de um setor é também um fator importante, partindo do princípio de que setores de maior escala têm mais recursos para investir em inovação. A importância de controlar variáveis de dimensão e estrutura é um denominador comum nos estudos da Tabela 1.

Estas variáveis, ao refletirem características estruturais dos setores e das empresas, são essenciais para isolar o efeito específico de IA sobre a qualidade das patentes.

3. Amostra, Dados e Variáveis Empíricas

A análise empírica está dividida em duas etapas principais: (i) a construção de um IQP e (ii) aplicação de modelos de regressão múltipla para analisar os fatores que influenciam essa qualidade. Este enquadramento permite compreender de forma mais profunda a relação entre o uso de tecnologias de IA, estrutura setorial e inovação. A análise baseia-se em dados quantitativos provenientes de fontes secundárias, organizados por setor, país e ano, o que permite captar variações relevantes entre contextos industriais. Assim, esta secção inicia-se com a descrição dos dados utilizados, seguida da explicação da formulação do IQP e, por fim, da metodologia econométrica adotada.

3.1. Dados

A análise baseia-se num painel de dados setorial, que abrange 15 países da UE: Alemanha (DE), Áustria (AT), Bélgica (BE), República Checa (CZ), Dinamarca (DK), Espanha (ES), Estónia (EE), França (FR), Grécia (GR), Irlanda (IE), Letónia (LT), Países Baixos (NL), Polónia (PL), Portugal (PT) e Suécia (SE) no período de 2022 a 2024. A seleção destes países deve-se à indisponibilidade de dados completos na Eurostat para os restantes Estados-Membros ao longo de todo o período em análise, tendo sido incluídos apenas os países para os quais a informação setorial relevante encontra-se integralmente disponível. Além disso, a delimitação do período temporal de 2022 a 2024 decorre da disponibilidade de dados comparáveis na Eurostat relativos ao uso de tecnologias de IA.

Tendo em conta a ausência de dados consistentes para todos os setores ao nível de dois dígitos da classificação NACE Rev.2, optou-se por agrupar as atividades económicas em 15 grupos. Esta agregação teve como objetivo garantir a comparabilidade entre países e anos. A Tabela 11 dos Anexos apresenta a organização efetuada.

A base de dados foi construída a partir de fontes secundárias oficiais, nomeadamente:

- PATSTAT (EPO, 2024): Fonte dos dados relativos às patentes, utilizados para a construção da variável dependente – o Índice de Qualidade das Patentes (IQP). Esta base fornece informação detalhada sobre citações, famílias de patentes e classificações tecnológicas.

- Eurostat: Fonte de todas as variáveis explicativas e de controlo:
    - isoc_eb_ain2 - Uso de tecnologias de IA (% de empresas) (Eurostat, 2025a);
    - rd_e_berdindr2 - Intensidade de I&D (% do PIB) (Eurostat, 2025b);
    - bop_fdic_pos - Investimento Direto Estrangeiro (IDE) líquido (milhões de euros) (Eurostat, 2025c);
    - nama_10_a64 - Valor Acrescentado Bruto (VAB) (milhões de euros) (Eurostat, 2025d);

A dimensão final da amostra é de 390 observações (combinações de setor-país-ano), após o processo de recolha e combinação dos dados.

3.2. Variáveis Empíricas

Nesta secção, descrevem-se as variáveis utilizadas na análise, incluindo a construção do IQP e as variáveis explicativas que permitem investigar o impacto da IA nos processos de inovação e das empresas.

3.2.1. Variável Dependente (IQP)

Para realizar um modelo econométrico que avalie a relação entre a qualidade das patentes e o uso de tecnologias facilitadoras de IA, primeiro cria-se IQP. A qualidade das patentes é avaliada com base no estudo de Marku (2018) e com base no artigo da OCDE (2013). Ambos os artigos apresentam diversos indicadores para avaliar a qualidade da inovação, incluindo originalidade, tamanho da família e abrangência tecnológica das patentes.

- Originalidade: diversidade dos conhecimentos tecnológicos utilizados na sua criação. Quanto mais a invenção combinar ideias ou conceitos provenientes de múltiplos domínios tecnológicos, mais original é considerada. A originalidade é medida a partir das citações retroativas, que indicam os conhecimentos prévios utilizados na invenção, e é calculada utilizando a seguinte fórmula:

$$\text{Originalidade}_i = 1 - \sum_{j=1}^{n_i} s_{ij}^2$$

s_{ij} é a proporção das citações retroativas da patente *i* que pertencem à classe tecnológica *j*, de acordo com a Classificação Internacional de Patentes (IPC), n_i é o número total de classes tecnológicas diferentes citadas pela patente (Marku, 2018).

- Tamanho da família: Este elemento reflete a extensão geográfica da proteção de uma patente. Um maior tamanho de família indica um maior investimento para proteger uma invenção em múltiplos mercados, o que sugere um valor económico mais elevado. É calculado da seguinte forma:

$$Tamanho_Família_i = \frac{docb_family_size_i}{\max_family_size_{t,j}}$$

Em que *docb_family_size*$_i$ representa o número de documentos que pertencem à mesma família da patente *i*, enquanto *max_family_size*$_{t,j}$ é o maior tamanho de família observado no ano *t* e na tecnologia *j* (IPC) correspondente (OCDE, 2013).

- Amplitude tecnológica: mede o grau de abrangência tecnológica de uma patente, ou seja, o número de diferentes subclasses IPC atribuídas à invenção. Uma maior amplitude tecnológica indica que a patente cobre vários domínios técnicos e, portanto, possui potencialmente um valor tecnológico mais elevado. É calculado da seguinte forma:

$$Amplitude_Tecnológica_i = \frac{patent_scope_i}{\max_patent_scope_{t,j}}$$

Onde patent_scope$_i$corresponde ao número de subclasses IPC distintas atribuídas à patente *i*, e *max_patent_scope*$_{t,j}$ representa o valor máximo de amplitude tecnológica observado na coorte de patentes do mesmo ano e campo tecnológico (OECD, 2013).

Para construir o índice de qualidade, será feita uma média ponderada dos indicadores mencionados acima. Este índice composto permite uma avaliação mais completa da qualidade das patentes analisadas. Com base nos quatro indicadores, constrói-se o índice composto:

- IQP: inclui os três indicadores de qualidade da patente: originalidade, tamanho da família e amplitude tecnológica.

$$\text{IQP} = \frac{1}{3} * Originalidade_i + \frac{1}{3} * Tamanho_Família_i + \frac{1}{3} * Amplitude_tecnológica_i$$

Depois de calculado para cada patente, este índice de qualidade é agregado por setor, ano e país. A agregação anual por setor e país permite uma análise detalhada da qualidade da inovação em diferentes indústrias e regiões, o que facilita a identificação de tendências setoriais e geográficas.

3.2.2. Variáveis Explicativas

Como variáveis independentes, apresentadas na Tabela 2, incluem-se:

- o uso de tecnologias de IA, ao nível setorial, medido pela % de empresas que utilizam pelo menos três tipos de tecnologias de IA, isoc_eb_ain2 (Eurostat, 2025a);
- o IDE líquido, ao nível setorial, expresso em milhões de euros, que capta a abertura económica e o potencial de difusão tecnológica internacional, bop_fdi6_pos (Eurostat, 2025c);
- o VAB, ao nível setorial, expresso em milhões de euros, usado como proxy da dimensão económica e da capacidade produtiva dos setores, nama_10_a64 (Eurostat, 2025d);
- e a I&D, representada pela despesa empresarial em investigação e desenvolvimento em % do PIB, rd_e_berdindr2 (Eurostat, 2025b);

Tabela 2. Descrição das variáveis independentes

Variável	Descrição	Medida	Fonte	Efeito Esperado
Uso de IA	Empresas que utilizam pelo menos 3 tipos de tecnologias de IA	% das empresas	Eurostat	+
IDE	Investimento Direto Líquido na economia que reporta	milhões de euros	Eurostat	+/-
VAB	Valor Acrescentado Bruto	milhões de euros	Eurostat	+
I&D	Despesa das empresas em I&D	% do PIB	Eurostat	+
Setor	Variáveis *dummy* que captam heterogeneidades estruturais entre setores	Categóricas		n.d.
País	Variáveis *dummy* que captam heterogeneidades estruturais entre países			n.d.

Fonte: Elaboração própria

3.3. Modelo de Regressão

A especificação dos modelos segue a abordagem de Liu et al. (2020), que analisa o impacto do uso da IA sobre a inovação. No entanto, este estudo propõe duas adaptações importantes: (i) a variável dependente passa a ser um índice de qualidade de patentes, em vez do número de patentes concedidas; e (ii) a análise é alargada a 15 países da UE, enquanto os autores consideram apenas um país, a China.

Para avaliar o impacto, é estimado o seguinte modelo de regressão múltipla, que relaciona o IQP com a inteligência artificial, bem como outras variáveis de controlo relevantes.

$$\ln(IQP)_{s,p,t} = \alpha_{s,p,(t-1)} + \delta_s + \gamma_p + \beta_1 \ln(uso_IA)_{s,p,(t-1)} + \beta_2 \ln(ID)_s + \beta_3 \ln(IDE)_{s,p,(t-1)} + \beta_4 \ln(VAB)_{s,p,(t-1)} + \varepsilon_{s,p,(t-1)}$$

onde *s* representa os setores económicos de atividade (s=1, ..., 15) de acordo com a classificação NACE Rev.2, *p* representa os países (15 países da UE) e *t* representa o tempo (t=2022, 2023, 2024). As variáveis $uso_IA_{s,p,t}$, $ID_{s,p,t}$, $IDE_{s,p,t}$, $VAB_{s,p,t}$ denotam, respetivamente, o uso de IA, a despesa em I&D, o investimento direto estrangeiro líquido e o valor

acrescentado bruto. $\alpha_{s,p,t}$ representa a constante, δs é o efeito fixos por setor, γ_p é o efeito fixo por país e, β_n são as elasticidades de cada variável explicativa e $\varepsilon_{s,p,t}$ é a componente de erro aleatório. Esta especificação segue Liu et al. (2020). O $IQP_{s,p,t}$ é medido através do índice de qualidade explicado na secção anterior.

Adicionalmente, para capturar possíveis efeitos não lineares da IA na qualidade das patentes, será testada uma especificação alternativa que inclui o termo quadrático da variável de IA. Esta extensão do modelo permite avaliar a existência de retornos marginais crescentes ou decrescentes. A equação é a seguinte:

$$\ln(IQP)_{s,p,t} = \alpha_{s,p,(t-1)} + \delta_s + \gamma_p + \beta_1 \ln(uso_IA)_{s,p,(t-1)} + \beta_2 [\ln(uso_IA)_{s,p,(t-1)}]^2 + \beta_3 \ln(ID)_s + \beta_4 \ln(IDE)_{s,p,(t-1)} + \beta_5 \ln(VAB)_{s,p,(t-1)} + \varepsilon_{s,p,(t-1)}$$

O tratamento e análise dos dados foram realizados no software RStudio (versão 4.4.2). Para lidar com assimetrias nas distribuições e facilitar a interpretação económica dos resultados, as variáveis contínuas (IQP, uso_IA, IDE, VAB, I&D) foram transformadas utilizando o logaritmo natural (ln), resultando num modelo de elasticidades. Para além desta transformação, foi realizada uma análise estatística descritiva, na qual o desvio padrão foi calculado para todas as variáveis, com o objetivo estritamente descritivo de quantificar a dispersão dos dados em torno da média. Não foi aplicada qualquer outra filtragem ou tratamento com base neste parâmetro. A modelação final foi realizada recorrendo ao Método dos Mínimos Quadrados (MMQ).

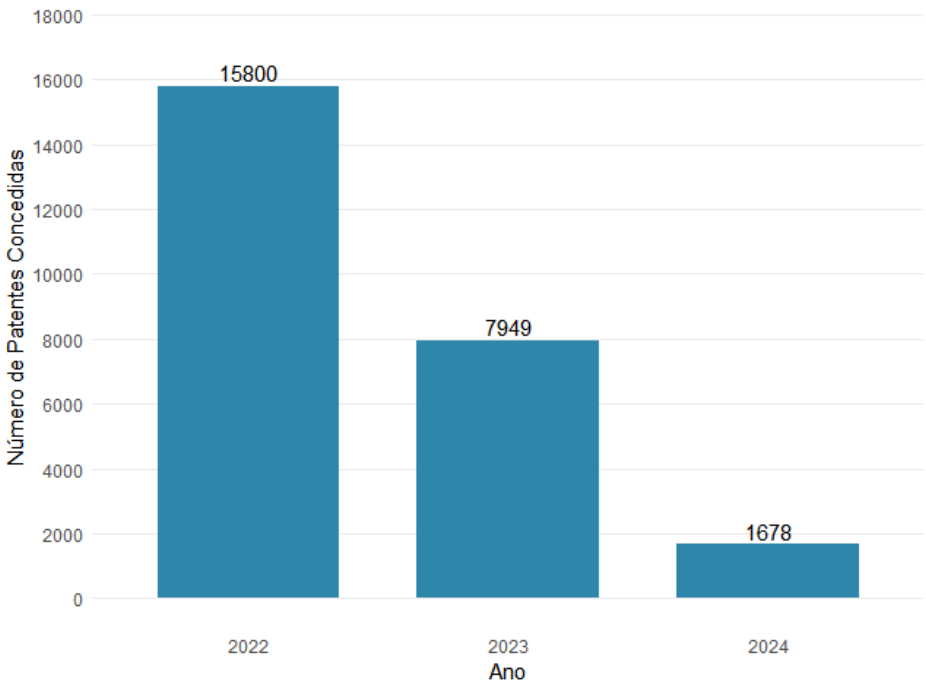
4. Análise de Resultados

4.1. Análise Descritiva

Para iniciar a análise, apresenta-se a distribuição das 25.427 patentes individuais que constituem a matéria-prima para a construção do IQP. Esta visualização da distribuição ao longo dos anos, países e setores analisados fornece o contexto necessário para interpretar os resultados subsequentes. Importa salientar que estas 25.427 observações correspondem aos dados brutos, aos quais foi aplicada a metodologia de agregação descrita no capítulo anterior. A amostra final utilizada na estimação dos modelos econométricos é, portanto, a base de dados agregada, composta por 390 observações (combinações setor-país-ano), que integra o IQP médio setorial com os indicadores macroeconómicos.

O Gráfico 1 apresenta o número de patentes concedidas nos anos de 2022 a 2024, considerando o ano de pedido como referência temporal, em linha com a literatura sobre inovação (Hegde et al., 2022), que recomenda o ano do pedido da patente para refletir o momento em que a inovação é efetivamente realizada pelas empresas.

Figura 1. Distribuição das patentes na EU entre 2022 e 2024



Nota: Os dados de 2023 e 2024 são incompletos, devido a atrasos nos processos de concessão de patentes.

Fonte: Elaboração própria

Observa-se uma diminuição acentuada no número de patentes concedidas ao longo do período em análise, com os valores mais recentes a representar uma fração significativamente menor face ao ano inicial. Esta redução não deve ser interpretada como uma queda real na atividade inovadora, mas sim como reflexo de atrasos no processamento das patentes nos escritórios competentes (OECD, 2013). A literatura aponta que o tempo médio entre pedido e concessão pode variar entre 2 a 5 anos, especialmente em áreas com alta complexidade tecnológica, como biotecnologia ou tecnologias de informação (Harhoff & Wagner, 2009).

A dispersão entre os anos indica que 2022 apresenta a maior concentração de patentes concedidas, enquanto os anos mais recentes apresentam valores muito inferiores, o que evidencia a defasagem temporal entre pedido e concessão.

A tabelas 3 e 4 revelam uma concentração da inovação em setores de alta intensidade tecnológica, enquanto os setores mais tradicionais registam um peso marginal no total de patentes.

Tabela 3. 5 setores com maior intensidade de patentes (NACE Rev.2)

NACE Rev. 2	Setor	Nº de Patentes	% do Total
28	Indústria de máquinas e equipamentos	6.555	25,78%
26	Indústria de computadores, produtos eletrónicos e óticos	4.520	17,78%
27	Indústria de equipamentos elétricos	3.310	13,02%
29	Indústria de veículos automóveis, reboques e semi-reboques	2.587	10,17%
32	Outras indústrias transformadoras	1.996	7,85%
	TOTAL	18.968	74,60%

Fonte: Elaboração própria

Tabela 4. 5 setores com menor intensidade de patentes (NACE Rev. 2)

NACE Rev. 2	Setor	Nº de Patentes	% do Total
16	Indústria de produtos de madeira e de cortiça, exceto mobiliário	22	0,09%
11	Indústria de bebidas	27	0,11%
19	Indústria de coque e de produtos petrolíferos refinados	44	0,17%
12	Indústria de produtos do tabaco	46	0,18%
18	Indústria e reprodução de suportes gravados	48	0,19%
	TOTAL	187	0,74%

Fonte: Elaboração própria

Entre os cinco setores com maior número de patentes, destacam-se indústria de máquinas e equipamentos (28), indústria de computadores, produtos eletrónicos e óticos (26), e Indústria de equipamentos elétricos (27), que juntos representam mais de 56% do total de patentes. O setor de veículos automóveis, reboques e semi-reboques (29) e o de outras indústrias transformadoras (32) complementam os cinco setores com maior intensidade de patentes, o que totaliza cerca de 74,6% das patentes, ou seja, a inovação concentra-se significativamente em setores com alto nível de tecnologia, engenharia avançada e processos complexos (Hu et al., 2013).

Em contraste, os setores com menor número de patentes (Tabela 4) são dominados por áreas onde a proteção por patente tem menor expressão ou utilidade. Estes setores representam menos de 1% do total de patentes, o que mostra que indústrias tradicionais, reguladas ou com baixa intensidade tecnológica produzem pouca inovação patenteada. Esta realidade é consistente com o que observa Taalbi (2022), que demonstra que muitas inovações, como nos setores indústria de alimentos e bebidas e indústria de madeira, não são objeto de patenteamento, sendo protegidas por outros mecanismos, o que é uma limitação da utilização de dados de patentes como único indicador de atividade inovadora.

De forma semelhante à concentração setorial, também a nível nacional a atividade inovadora mostra-se altamente concentrada, como demonstram os dados da Tabela 5.

Tabela 5. 5 países com maior e 5 países com menor intensidade de patentes

5 Maiores		
País	**Nº de Patentes**	**% do Total**
DE	12.496	49,14%
FR	4.920	19,35%
NL	3.341	13,14%
AT	1.427	5,61%
BE	826	3,25%
TOTAL	23.010	90,49%

5 Menores		
País	**Nº de Patentes**	**% do Total**
CZ	3	0,01%
LV	6	0,02%
IE	7	0,03%
PT	39	0,15%
EE	53	0,21%
TOTAL	108	0,42%

Fonte: Elaboração própria

A distribuição de patentes por país mostra uma centralização geográfica da atividade inovadora na Europa Ocidental. A Alemanha (DE) lidera com 49,14% do total, seguida pela França (FR) com 19,35% e os Países Baixos (NL) com 13,14%. Estes três países juntos detêm mais de 80% das patentes. De acordo com Szczygielski et al. (2025), as patentes concentram-se geralmente em países com sistemas nacionais de inovação robustos, que combinam financiamento adequado para ciência e tecnologia, forte base industrial e instituições que incentivam a proteção da propriedade intelectual.

A Alemanha é historicamente uma potência industrial e tecnológica na Europa e no resto do mundo, com uma cultura de forte proteção das invenções industriais (Ivanova & Rzadkowski, 2025), sendo também o país europeu com o maior número de patentes (EPO, 2023). A França ocupa a segunda posição de relevo no panorama europeu de inovação, destaca-se pelo seu apoio governamental ao I&D empresarial (European Comission, 2025). A Áustria, embora de menor dimensão económica, apresenta um desempenho sólido em patenteamento, ocupa o terceiro lugar ao nível da UE (EPO, 2023).

Por contraste, os países com menor número de patentes, como Estónia (EE), Portugal (PT), Irlanda (IE), Letónia (LV) e República Checa (CZ) têm participação marginal, variam entre 0,21% e 0,01%. São economias onde o investimento em I&D tende a ser mais limitado e a estrutura económica menos intensiva em tecnologias patenteáveis (Pegkas et al., 2019).

Após caracterizar a distribuição das patentes individuais por ano, país e setor, a análise prossegue com o índice de qualidade agregado. A agregação dos dados, tal como descrito na metodologia, resultou numa amostra final de 390 observações (combinações setor-país-ano), que constitui a base para a análise do IQP e posterior estimação dos modelos econométricos.

A Tabela 6 apresenta a estatística descritiva do índice de qualidade das patentes construído para este estudo: inclui os três componentes (originalidade, tamanho da família amplitude tecnológica).

Tabela 6. Estatística Descritiva do IQP

Estatística	Originalidade	Tamanho Família	Amplitude Tecnológica	IQP
Média	0,279	0,309	0,177	0,255
Mediana	0,277	0,271	0,167	0,243
Mínimo	0,000	0,005	0,083	0,039
Máximo	0,816	1,000	0,417	0,630
DP	0,166	0,177	0,058	0,093
Variância	0,028	0,031	0,003	0,009
1º Quartil	0,175	0,200	0,138	0,199
3º Quartil	0,368	0,373	0,200	0,296
N	390	390	390	390

Fonte: Elaboração própria

A média do índice é 0,255, situa-se entre os valores médios dos elementos individuais, sendo 0,279 para a Originalidade, 0,309 para o Tamanho da Família e 0,177 para a Amplitude Tecnológica. As medianas são ligeiramente inferiores à média em algumas variáveis, o que sugere uma leve assimetria à direita, particularmente no Tamanho da Família.

Os valores extremos mostram amplitude considerável: o mínimo do IQP é 0,039, enquanto o máximo atinge 0,630, o que aponta para heterogeneidade entre as observações. A dispersão é também variável, com o desvio padrão a oscilar entre 0,058 (Amplitude Tecnológica) e 0,177 (Tamanho da Família), valores corroborados pelas variâncias correspondentes.

Por último, a análise dos quartis indica que 50% das observações estão concentradas em valores relativamente baixos: o 1.º quartil do IQP é 0,199 e o 3.º quartil é 0,296. Logo, a maioria das patentes apresenta índices de qualidade próximos da média, com alguns casos mais inovadores a atingirem valores mais elevados.

Uma análise mais detalhada da qualidade das patentes, apresentada nas Tabelas 7 e 8, revela que setores tradicionalmente menos intensivos em conhecimento conseguem, por vezes, produzir inovações de qualidade superior à de setores tecnologicamente mais avançados.

A Tabela 7 apresenta os setores com maior índice médio de qualidade das patentes. Observa-se que os setores 16–18 (indústria de produtos de madeira, cortiça, papel, impressão e reprodução de suportes gravados) e 19 (indústria de coque e de produtos petrolíferos refinados) registam os valores mais elevados de IQP (0,330 e 0,309, respetivamente).

Apesar de apresentarem um número reduzido de patentes, apresentado na Tabela 4, estes setores combinam níveis relativamente altos de originalidade e de tamanho médio das famílias de patentes, o que sugere a existência de inovações mais abrangentes e protegidas internacionalmente. Os autores Amara et al. (2004) apontam que setores de natureza mais tradicional ou intensivos em capital físico tendem a inovar menos frequentemente, mas as inovações que emergem são mais relevantes tecnicamente e mais suscetíveis de proteção por patente. Assim, a posição elevada destes setores no IQP pode ser interpretada como reflexo de um perfil de inovação seletiva, mas de alto valor.

O setor 20 (indústria de produtos químicos) também apresenta um bom desempenho, reflete o investimento em conhecimento e I&D típico da indústria química (Schumacher et al., 2021). Já os setores 26 (indústria de computadores, produtos eletrónicos e óticos) e 29–30 (indústria de veículos automóveis e outro material de transporte) destacam-se pela originalidade e tamanho da família, embora apresentem IQP ligeiramente inferiores, o que pode refletir uma maior frequência de inovações incrementais.

Tabela 7. 5 setores agrupados (NACE Rev.2) com maior índice médio de qualidade de patentes

Setor	Originalidade	Tamanho Família	Amplitude tecnológica	IQP
16-18	0,376	0,400	0,214	0,330
19	0,446	0,292	0,189	0,309
20	0,318	0,360	0,209	0,296
26	0,337	0,311	0,179	0,276
29–30	0,307	0,360	0,159	0,275

Fonte: Elaboração própria

Os setores 31-33 (indústria de mobiliário, artigos diversos e reparações) e 41-43 (construção), Tabela 8, apresentam os IQP mais baixos devido a fragilidades consistentes em todas as dimensões do índice. Este perfil caracteriza setores "*Supplier Dominated*" (Pavitt, 1984), onde a inovação é predominantemente incremental e baseada na aquisição de tecnologia desenvolvida externamente, o que limita a capacidade de criar patentes de alto valor comercial.

Por fim, o valor do índice do setor 21 (indústria de produtos farmacêuticos) contradiz a taxonomia de Pavitt (1984), que classifica o setor farmacêutico como "*Science Based*" e dependente de patentes. Este resultado é interessante e sugere que a elevada propensão do setor farmacêutico a patentear não está proporcionalmente relacionada à qualidade das suas patentes, o que reforça a relevância de ser tomada em consideração a qualidade das patentes e não apenas a sua contagem (Amara et al., 2004; Schuhmacher et al., 2021).

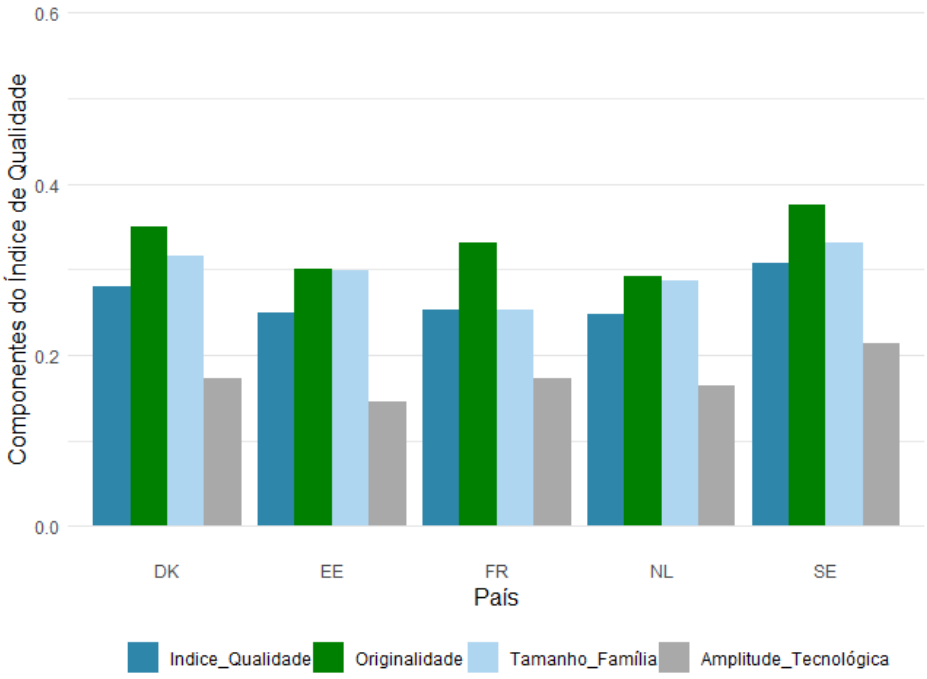
Tabela 8. 5 setores agrupados (NACE Rev.2) com menor índice médio de qualidade de patentes

Setor	Originalidade	Tamanho Família	Amplitude Tecnológica	IQP
31-33	0,256	0,268	0,142	0,222
41-43	0,243	0,273	0,152	0,223
21	0,252	0,220	0,223	0,232
28	0,239	0,302	0,159	0,234
27	0,253	0,293	0,172	0,240

Fonte: Elaboração própria

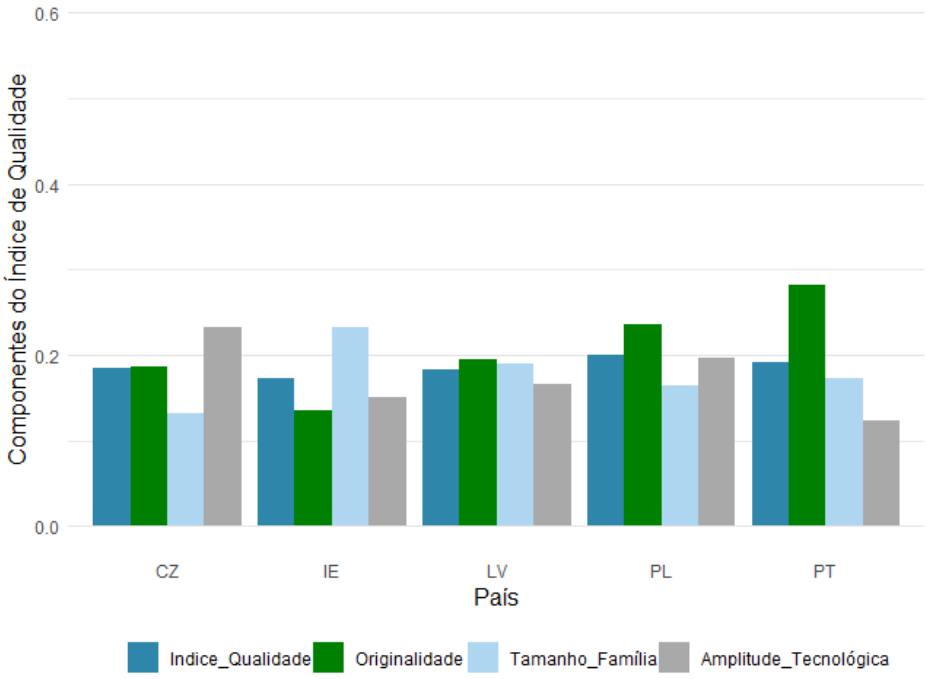
As Figuras 2 e 3 detalham a composição do IQP nos países com a mais alta e a mais baixa qualidade média de patentes, permitindo visualizar os pontos fortes e fracos de cada um ao nível da originalidade, tamanho da família e amplitude tecnológica.

Figura 2. Componentes do IQP nos países da UE com maior índice médio de qualidade de patentes



Fonte: Elaboração própria

Figura 3. Componentes do IQP nos países da EU com menor índice médio de qualidade de patentes



Fonte: Elaboração própria

A análise dos elementos individuais, nas figuras 2 e 3 revela que os países nórdicos, como Suécia e Dinamarca, apresentam valores relativamente altos em todas as dimensões. A França também apresenta valores relativamente elevados, embora ligeiramente inferiores. Países como a Estónia e os Países Baixos apresentam valores intermédios, enquanto os países do Sul e do leste da Europa, como a Polónia, o Portugal, a República Checa e a Letónia, têm médias mais baixas e maior variabilidade entre as métricas, indicando patentes menos diversificadas ou de famílias menores.

Quando se observa o índice agregado IQP, que combina os componentes individuais, verifica-se uma hierarquia clara. Os países nórdicos e a França lideram, a Estónia ocupa uma posição intermédia, enquanto os países do Sul e do Leste apresentam os valores mais baixos de IQP, o que vai de encontro com a literatura (Karvounaraki & Stevenson, 2024).

A Tabela 9 apresenta dados descritivos das 390 observações setores-país distribuídas ao longo de 3 anos com inovação patenteada, analisando as variáveis explicativas: uso de IA (% de empresas), despesas de I&D (% do PIB), o IDE Líquido e o VAB, sendo que IDE e VAB estão expressos em milhões de euros.

Tabela 9. Estatística Descritiva Variáveis Explicativas

Estatística	Uso IA (% de empresas)	I&D (% do PIB)	IDE (milhões de euros)	VAB (milhões de euros)
Mín.	0,00%	0,00%	-396,0	2,6
1º Quartil	0,66%	0,01%	752,2	1.941,4
Mediana	1,87%	0,03%	3.556,0	6.182,4
Média	3,53%	0,07%	9.045,4	15.526,6
3º Quartil	4,43%	0,08%	9.614,3	14.369,8
Máx.	60%	0,76%	125.190,9	179.695,2
DP	5,39%	0,11%	17.568,2	27.175,0
N	390	390	390	390

Fonte: Elaboração própria

No que diz respeito à adoção tecnológica, o uso de IA apresenta uma mediana de apenas 1,87%, o que indica que metade dos setores inovadores ainda têm uma penetração muito limitada destas tecnologias. Contudo, a forte assimetria da distribuição — com uma média de 3,53%, um máximo de 60% e um desvio padrão de 5,39% — evidencia a coexistência de uma maioria de setores-países com baixa adoção e um grupo reduzido de setores-países altamente digitalizados. Contudo, é esperado um impacto positivo na inovação, de acordo com a literatura (Liu et al., 2020; Rammer et al., 2022).

A I&D medida como as despesas em I&D em % do PIB, apresenta média de 0,07%, com valores que chegam até 0,76%, o que revela diferenças de esforço inovador entre setores e países. De acordo com Dong et al. (2020), a intensidade de I&D é uma das variáveis mais associadas à produtividade da inovação, sendo esperada uma relação positiva com a qualidade das patentes.

Além disso, o IDE líquido e o VAB, ambos em milhões de euros, mostram distribuições extremamente assimétricas. O IDE varia entre situações de desinvestimento (-396,0) e entradas massivas de capital (125.190,9), com uma média (9.045,4) muito superior à mediana (3.556,0). Este padrão sugere que determinados setores em países específicos (por exemplo,

o setor automóvel na Alemanha) exercem um poder de atração desproporcional de investimento internacional, concentrando a maior parte dos fluxos. Segundo Rao et al. (2024), o impacto do IDE sobre a inovação depende da capacidade de absorção tecnológica do país ou setor recetor. Por outras palavras, quando há mão de obra qualificada e investimento interno em I&D, o IDE tende a reforçar a inovação. Caso contrário, o impacto pode ser nulo ou até negativo, tornando o efeito do IDE sobre o IQP variável.

De forma semelhante, o VAB, indicador da dimensão económica do setor, apresenta uma mediana de 6.182,4 contra uma média de 15.526,6 e um máximo de 179.695,2. Esta disparidade confirma que uma minoria de setores de grande escala localizados nas principais economias domina a criação de valor na amostra, enquanto a maioria dos setores, especialmente em economias de menor dimensão, apresenta um volume de negócios muito mais reduzido.

Embora não represente diretamente a capacidade inovadora, setores com maior VAB tendem a dispor de mais recursos, o que pode facilitar o investimento em I&D. Assim, o VAB é utilizado como uma variável de controlo relevante para isolar o efeito do tamanho económico na análise da qualidade da inovação (Hall, 2011).

4.2. Resultados econométricos

Nesta subsecção, são apresentados os resultados das regressões econométricas estimadas com o objetivo de investigar os determinantes da inovação, com foco na utilização de IA pelos setores e países europeus.

Os modelos foram estimados utilizando como variável dependente o logaritmo do IQP. As variáveis explicativas incluem, uso de IA (ln_uso_IA), bem como o respetivo termo quadrático $(\ln_uso_IA)^2$, intensidade do I&D (ln_ID), IDE (ln_IDE), valor acrescentado bruto (ln_VAB), além de variáveis *dummy* por setor e por país, com o objetivo de controlar os efeitos estruturais e institucionais.

A Tabela 10 apresenta os resultados dos modelos de regressão estimados para o IQP, considerando diferentes especificações. O objetivo é avaliar de que forma o uso de IA influencia a qualidade das patentes, controlando o efeito de variáveis económicas e estruturais. Adicionalmente, incluem-se efeitos fixos por país (país base Alemanha) e setor de

atividade (setor base 10-12), de modo a isolar o impacto específico destas variáveis na qualidade da inovação.

Tabela 10. A relação IA e qualidade das patentes nos países da EU

	Variável dependente:			
	ln_indice_qualidade_das_patentes			
	(1)	(2)	(3)	(4)
ln_use_ai	0.052***	0.031	0.050***	0.030
	(0.016)	(0.022)	(0.016)	(0.022)
I(ln_use_ai2)			0.005	0.007
			(0.008)	(0.011)
ln_IDE	0.070***	0.066**	0.070***	0.064**
	(0.021)	(0.031)	(0.021)	(0.032)
ln_VAB	-0.032*	0.027	-0.029	0.028
	(0.019)	(0.051)	(0.020)	(0.051)
ln_ID	-0.029**	-0.038*	-0.030**	-0.038*
	(0.014)	(0.021)	(0.014)	(0.021)
Constante	-1.736***	-2.351***	-1.779***	-2.342***
	(0.173)	(0.520)	(0.189)	(0.520)
Observações	390	390	390	390
R^2	0.065	0.276	0.066	0.277
R^2 Ajustado	0.055	0.211	0.054	0.210

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

Nota: Os modelos (2) e (4) incluem efeitos fixos por setor e país.

No Modelo (1), o coeficiente associado ao uso de IA é positivo e estatisticamente significativo, o que indica que um maior nível de utilização de IA está associado a uma melhoria na qualidade das patentes. Este resultado sugere que a adoção de tecnologias baseadas em IA potencia o desenvolvimento de inovações mais sofisticadas e tecnicamente relevantes, o que vai de encontro à literatura (Liu et al., 2020; Rammer et al., 2022). O IDE também apresenta um efeito positivo e significativo, o que reforça o papel do investimento estrangeiro como canal de difusão tecnológico e de reforço das capacidades inovadoras. Em contraste, o VAB surge com um coeficiente negativo e significativo, o que não vai de encontro com a literatura.

A explicação para este efeito pode ser pelo facto, de setores de maior dimensão económica tendem a gerar inovações de natureza mais incremental, o que resulta em menor qualidade média das patentes (Akcigit & Kerr, 2018). A intensidade de I&D regista um coeficiente negativo e significativo um resultado que poderá refletir a predominância de esforços de I&D orientados para inovações incrementais em detrimento de avanços radicais.

No Modelo (2), a introdução dos efeitos fixos por setor de atividade e país aumenta o poder explicativo do modelo (R^2 = 0,276), o que mostra a importância dos fatores estruturais na determinação da qualidade tecnológica. O coeficiente do uso de IA mantém sinal positivo, embora perca significância estatística, o que indica que parte do efeito observado anteriormente está condicionado por características específicas de determinados países e setores. Verifica-se, por exemplo, que setores como o 16–18 (indústria de produtos de madeira, papel, impressão e reprodução de suportes gravados), Tabela 12 nos Anexos, apresentam coeficientes positivos e significativos, sugerindo que, mesmo em indústrias tradicionalmente menos intensivas em conhecimento, podem emergir inovações de elevada qualidade.

Os Modelos (3) e (4) incorporam um termo quadrático para a variável de IA, com o objetivo de testar a existência de efeitos não-lineares. Em ambos os casos, o termo quadrático apresenta sinal positivo, mas não significativo, indicando a ausência de evidências robustas de retornos decrescentes ou crescentes associados à adoção de IA na amostra analisado. O IDE mantém a sua significância e direção positiva, enquanto a intensidade de I&D continua a apresentar um efeito negativo, agora significativo ao nível de 10% nos modelos com efeitos fixos.

No que diz respeito aos controlos por país, presentes na Tabela 12 nos Anexos, os resultados revelam uma clara divisão geográfica na qualidade das patentes na UE. Os países nórdicos, Dinamarca e Suécia, destacam-se com patentes de qualidade significativamente superior (+33,6% e +32,2%, respetivamente) face à Alemanha. Surpreendentemente, a Estónia também apresenta um desempenho notável (+36,7%), apesar de ser estatisticamente menos significativo.

Assim, mesmo a controlar pelas restantes variáveis explicativas, como o investimento direto estrangeiro, o valor acrescentado bruto, a I&D e os efeitos fixos por país e setor, a utilização

de IA mantém um impacto positivo sobre a qualidade da inovação. Contudo, esse impacto é estatisticamente significativo apenas nos modelos sem efeitos fixos por país e setor (modelos 1 e 3), perdendo significância quando estes efeitos são incluídos (modelos 2 e 4). Este resultado sugere que parte do efeito da IA poderá estar associada a heterogeneidade estrutural entre países e setores. Ainda assim, os resultados encontram-se parcialmente em linha com a literatura recente, que evidencia o papel da IA como tecnologia com potencial para reforçar a capacidade inovadora das organizações (Liu et al., 2020; Rammer et al., 2022) Grashof & Kopka, 2023).

5. Conclusão

5.1. Principais conclusões

Este estudo analisou o impacto da adoção de inteligência artificial na qualidade das patentes em diversos setores e países da União Europeia. Com base num painel de dados abrangendo 15 países entre 2022 e 2024, os resultados demonstram que as tecnologias de IA exercem um efeito positivo e estatisticamente significativo na qualidade das patentes, corroborando a hipótese inicial de que o uso de IA está associado ao desenvolvimento de inovações mais sofisticadas e tecnologicamente relevantes.

A evidência empírica revela que o impacto da IA é mediado por fatores contextuais específicos. A análise dos efeitos fixos por país evidencia disparidades significativas nos resultados de inovação, refletindo distintos níveis de maturidade dos ecossistemas nacionais de inovação. Países nórdicos como Dinamarca e Suécia destacam-se com patentes de qualidade significativamente superior, enquanto a Estónia revela um desempenho notável, sugerindo a emergência de novos polos de excelência inovadora na UE.

À escala setorial, os resultados são particularmente reveladores: setores tradicionalmente menos intensivos em conhecimento, como as indústrias de madeira e papel, demonstraram capacidade para produzir inovações de alta qualidade através da adoção de IA. Este achado sugere que o potencial inovador está menos vinculado à natureza tradicional do setor e mais dependente da integração estratégica de tecnologias avançadas.

5.2. Limitações e Investigações Futuras

Esta dissertação, apesar das suas contribuições, está sujeita a algumas limitações que importa reconhecer e que delineiam caminhos para investigação futura. A principal limitação prende-se com a janela temporal reduzida da análise (2022-2024), uma opção metodológica diretamente condicionada pela indisponibilidade de dados sobre a adoção de IA para anos anteriores. Este curto período limita a capacidade de analisar trajetórias de longo prazo e pode não capturar plenamente o tempo necessário para que os investimentos em IA se traduzam em impactos mensuráveis na qualidade das patentes. Logo, será necessário, que à medida que séries temporais mais longas se tornarem disponíveis, seja

replicada esta análise para um período alargado, de modo a validar a robustez dos resultados e a avaliar a evolução do impacto da IA.

Outra linha promissora de investigação seria a integração de variáveis qualitativas, como cultura de inovação, gestão do conhecimento e redes colaborativas entre empresas e centros de investigação, para compreender melhor os mecanismos que convertem o uso de IA em inovações de maior valor. Além disso, análises comparativas entre diferentes blocos económicos, como União Europeia, América do Norte e Ásia, podem revelar como as políticas públicas e os contextos institucionais influenciam a relação entre IA e inovação de qualidade.

6. Referências bibliográficas

Akcigit, U., & Kerr, W. R. (2018). Growth through Heterogeneous Innovations. *Journal of Political Economy*, *126*(4), 1374–1443. https://doi.org/10.1086/697901

Aldoseri, A., Al-Khalifa, K. N., & Hamouda, A. M. (2024). AI-Powered Innovation in Digital Transformation: Key Pillars and Industry Impact. *Sustainability*, *16*(5), 1790. https://doi.org/10.3390/su16051790

Alzubaidi, L., Zhang, J., Humaidi, A. J., Al-Dujaili, A., Duan, Y., Al-Shamma, O., Santamaría, J., Fadhel, M. A., Al-Amidie, M., & Farhan, L. (2021). Review of deep learning: concepts, CNN architectures, challenges, applications, future directions. *Journal of Big Data*, *8*(1), 53. https://doi.org/10.1186/s40537-021-00444-8

Amara, N., Landry, R., Becheikh, N., & Ouimet, M. (2004). Radical innovations in traditional manufacturing industries. *In Druid summer Conference, Industrial dynamics, innovation and development.*

Awad, I. M., Nuseibeh, H., & Amro, A. A. (2025). Competitiveness in the Era of Circular Economy and Digital Innovations: An Integrative Literature Review. *Sustainability*, *17*(10), 4599. https://doi.org/10.3390/su17104599

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

Chambers, J. G. (2016). *The obsolescence of patent proxies as country and firm innovation measures* [Dissertação de Doutoramento]. Southern New Hampshire University.

Chen, Y.-S., & Chang, K.-C. (2010). The relationship between a firm's patent quality and its market value — The case of US pharmaceutical industry. *Technological Forecasting and Social Change*, *77*(1), 20–33. https://doi.org/10.1016/j.techfore.2009.06.003

Cooper, R. G. (2024). The AI transformation of product innovation. *Industrial Marketing Management*, *119*, 62–74. https://doi.org/10.1016/j.indmarman.2024.03.008

Dong, Y., Wei, Z., Liu, T., & Xing, X. (2020). The Impact of R&D Intensity on the Innovation Performance of Artificial Intelligence Enterprises-Based on the Moderating Effect of Patent Portfolio. *Sustainability*, *13*(1), 328. https://doi.org/10.3390/su13010328

EPO. (2023). *Patent Index 2023 - Statistics at a glance*. Disponível em: https://www.epo.org/en/about-us/statistics/patent-index-2023. Recuperado: 14 de setembro de 2025.

EPO. (2024). *PATSTAT: EPO Worldwide Patent Statistical Database*. Disponível em: https://www.epo.org/en/searching-for-patents/business/patstat. Recuperado: 15 de setembro de 2025.

European Comission. (2025). *European Innovation Scoreboard 2025 Country profile France*. Disponível em: https://eur-lex.europa.eu/eli/dec/2011/833/oj. Recuperado: 9 de setembro de 2025.

Eurostat. (2023). *Use of artificial intelligence in enterprises*. Disponível em: https://ec.europa.eu/eurostat/statistics-

explained/index.php?title=Use_of_artificial_intelligence_in_enterprises#Types_of_AI_technologies_used. Recuperado: 10 de setembro 2025.

Eurostat. (2025a). *Artificial intelligence by NACE Rev. 2 activity*. Disponível em: https://doi.org/10.2908/ISOC_EB_AIN2. Recuperado: 17 de julho de 2025.

Eurostat. (2025b). *BERD by NACE Rev. 2 activity*. Disponível em: https://doi.org/10.2908/RD_E_BERDINDR2. Recuperado: 29 de setembro de 2025.

Eurostat. (2025c). *EU direct investment positions by country, ultimate and immediate counterpart and economic activity (BPM6) (bop_fdi6_pos)*. Disponível em: https://doi.org/10.2908/BOP_FDI6_POS. Recuperado: 19 de fevereiro de 2025.

Eurostat. (2025d). *Gross value added and income by detailed industry (NACE Rev.2) (nama_10_a64)*. Disponível em: https://doi.org/10.2908/NAMA_10_A64. Recuperado: 9 de fevereiro de 2025.

Garcia, R., & Calantone, R. (2002). A critical look at technological innovation typology and innovativeness terminology: a literature review. *Journal of Product Innovation Management*, *19*(2), 110–132. https://doi.org/10.1111/1540-5885.1920110

Grashof, N., & Kopka, A. (2023). Artificial intelligence and radical innovation: an opportunity for all companies? *Small Business Economics*, *61*(2), 771–797. https://doi.org/10.1007/s11187-022-00698-3

Griliches, Z. (1998). *R & D and productivity: the econometric evidence*. University of Chicago Press.

Hagedoorn, J., & Wang, N. (2012). Is there complementarity or substitutability between internal and external RD strategies? *Research Policy*, *41*(6), 1072–1083. https://doi.org/10.1016/j.respol.2012.02.012

Hall, B. (2007). Patents and patent policy. *Oxford Review of Economic Policy*, *23*(4), 568–587. https://doi.org/10.1093/oxrep/grm037

Hall, B. (2011). *Innovation and productivity (No. w17178). National Bureau of Economic Research*. https://doi.org/10.3386/w17178

Harhoff, D., Scherer, F. M., & Vopel, K. (2003a). Citations, family size, opposition and the value of patent rights. *Research Policy*, *32*(8), 1343–1363. https://doi.org/10.1016/S0048-7333(02)00124-5

Harhoff, D., Scherer, F. M., & Vopel, K. (2003b). Citations, family size, opposition and the value of patent rights. *Research Policy*, *32*(8), 1343–1363. https://doi.org/10.1016/S0048-7333(02)00124-5

Harhoff, D., & Wagner, S. (2009). The Duration of Patent Examination at the European Patent Office. *Management Science*, *55*(12), 1969–1984. https://doi.org/10.1287/mnsc.1090.1069

Heaton, J. (2018). Ian Goodfellow, Yoshua Bengio, and Aaron Courville: Deep learning. *Genetic Programming and Evolvable Machines*, *19*(1–2), 305–307. https://doi.org/10.1007/s10710-017-9314-z

Hegde, D., Herkenhoff, K., & Zhu, C. (2022). *Patent Publication and Innovation (No. w29770). National Bureau of Economic Research*. https://doi.org/10.3386/w29770

Holgersson, T., & Kekezi, O. (2018). Towards a multivariate innovation index. *Economics of Innovation and New Technology*, *27*(3), 254–272. https://doi.org/10.1080/10438599.2017.1331788

Hu, A. G. Z., Png, I. P. L., Levine, D., Arora, A., Henry, E., Yeung, B., Henry, M., Zhao, M., & Lerner, J. (2013). Patent Rights and Economic Growth: Evidence from Cross-Country Panels of Manufacturing Industries. *Oxford Economic Papers*, *65*(3), 675–698. https://doi.org/https://doi.org/10.1093/oep/gpt011

Iansiti, M., & Lakhani, K. R. (2014). Digital Ubiquity: How Connections, Sensors, and Data Are Revolutionizing Business. *Harvard Business Review*, *92*(11), 19. https://www.researchgate.net/publication/269764373

Igna, I., & Venturini, F. (2023). The determinants of AI innovation across European firms. *Research Policy*, *52*(2), 104661. https://doi.org/10.1016/j.respol.2022.104661

Ivanova, I., & Rzadkowski, G. (2025). Triple Helix synergy and patent dynamics. cross country comparison. *Quality & Quantity*, *59*, 1–33. https://doi.org/10.1007/s11135-025-02100-2

Jemala, M. (2017). New research study on technology patents progress in developing EU countries. *International Journal of Agile Systems and Management*, *10*(2), 116–136. https://doi.org/10.1504/IJASM.2017.086153

Jiang, F., Jiang, Y., Zhi, H., Dong, Y., Li, H., Ma, S., Wang, Y., Dong, Q., Shen, H., & Wang, Y. (2017). Artificial intelligence in healthcare: past, present and future. *Stroke and Vascular Neurology*, *2*(4), 230–243. https://doi.org/10.1136/svn-2017-000101

Karvounaraki, A., & Stevenson, A. (2024). *European Innovation Scoreboard-Questions and Answers*. Disponível em: https://eur-lex.europa.eu/eli/dec/2011/833/oj. Recuperado: 12 de julho de 2025.

Kim, J., Park, S., Min, D., & Kim, W. (2021). Comprehensive Survey of Recent Drug Discovery Using Deep Learning. *International Journal of Molecular Sciences*, *22*(18), 9983. https://doi.org/10.3390/ijms22189983

LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, *521*(7553), 436–444. https://doi.org/10.1038/nature14539

Li, C., Xu, Y., Zheng, H., Wang, Z., Han, H., & Zeng, L. (2023). Artificial intelligence, resource reallocation, and corporate innovation efficiency: Evidence from China's listed companies. *Resources Policy*, *81*, 103324. https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2023.103324

Liu, J., Chang, H., Forrest, J., Yi, L., & Yang, B. (2020). Influence of artificial intelligence on technological innovation: Evidence from the panel data of china's manufacturing sectors. *Technological Forecasting and Social Change*, *158*, 120142. https://doi.org/10.1016/j.techfore.2020.120142

Liu, L. (2024). Patent Quality: A Critique of the State of the Discussion. *IIC - International Review of Intellectual Property and Competition Law*, *55*(4), 499–529. https://doi.org/10.1007/s40319-024-01444-w

Marku, E. (2018). Measuring Innovation Quality: A Patent Analysis. *IOSR Journal of Business and Management*, *20*(8), 51–58. https://doi.org/10.9790/487X-2008055158

McCarthy, J., Minsky, M. L., Rochester, N., & Shannon, C. E. (2006). A Proposal for the Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence, August 31, 1955. *AI Magazine*, *27*(4), 12–12. https://doi.org/https://doi.org/10.1609/aimag.v27i4.1904

McKinsey & Company. (2024). *Driving innovation with generative AI*. Disponível em: https://www.mckinsey.com/capabilities/strategy-and-corporate-finance/our-insights/driving-innovation-with-generative-ai. Recuperado: 29 de novembro de 2024.

Messeni Petruzzelli, A., Rotolo, D., & Albino, V. (2015). Determinants of patent citations in biotechnology: An analysis of patent influence across the industrial and organizational boundaries. *Technological Forecasting and Social Change*, *91*, 208–221. https://doi.org/10.1016/j.techfore.2014.02.018

Narula, R., & Dunning, J. H. (2010). Multinational Enterprises, Development and Globalization: Some Clarifications and a Research Agenda. *Oxford Development Studies*, *38*(3), 263–287. https://doi.org/10.1080/13600818.2010.505684

OECD. (2013). *Measuring Patent Quality: Vol. 2013/03* (OECD Science, Technology and Industry Working Papers). https://doi.org/10.1787/5k4522wkw1r8-en

OECD. (2015). *The Innovation Imperative: Contributing to Productivity, Growth and Well-Being*. OECD Publishing. https://doi.org/10.1787/9789264239814-en

Pavitt, K. (1984). Sectoral patterns of technical change: Towards a taxonomy and a theory. *Research Policy*, *13*(6), 343–373. https://doi.org/10.1016/0048-7333(84)90018-0

Pegkas, P., Staikouras, C., & Tsamadias, C. (2019). Does research and development expenditure impact innovation? Evidence from the European Union countries. *Journal of Policy Modeling*, *41*(5), 1005–1025. https://doi.org/10.1016/j.jpolmod.2019.07.001

Ponta, L., Puliga, G., & Manzini, R. (2021). A measure of innovation performance: the Innovation Patent Index. *Management Decision*, *59*(13), 73–98. https://doi.org/10.1108/MD-05-2020-0545

Rammer, C., Fernández, G. P., & Czarnitzki, D. (2022). Artificial intelligence and industrial innovation: Evidence from German firm-level data. *Research Policy*, *51*(7), 104555. https://doi.org/10.1016/j.respol.2022.104555

Rao, A., Ali, M., & Smith, J. M. (2024). Foreign direct investment and domestic innovation: Roles of absorptive capacity, quality of regulations and property rights. *PLOS ONE*, *19*(3), e0298913. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0298913

Russell, S. J., & Norvig, P. (2016). Artificial intelligence: A modern approach, 3rd edition. *Pearson*, *263*(5).

Schilling, M. A. (2015). Technology Shocks, Technological Collaboration, and Innovation Outcomes. *Organization Science*, *26*(3), 668–686. https://doi.org/10.1287/orsc.2015.0970

Schmookler, J. (1950). The Interpretation of Patent Statistics. *Journal of Political Economy*, *58*(3), 219–232.

Schuhmacher, A., Wilisch, L., Kuss, M., Kandelbauer, A., Hinder, M., & Gassmann, O. (2021). R&D efficiency of leading pharmaceutical companies – A 20-year analysis. *Drug Discovery Today*, *26*(8), 1784–1789. https://doi.org/10.1016/j.drudis.2021.05.005

Shao, Z., Zhao, R., Yuan, S., Ding, M., & Wang, Y. (2022). Tracing the evolution of AI in the past decade and forecasting the emerging trends. *Expert Systems with Applications*, *209*, 118221. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.118221

Sheikh, H., Prins, C., & Schrijvers, E. (2023). Artificial Intelligence: Definition and Background. Em *Mission AI: The new system technology* (p. 15–41). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-031-21448-6_2

Sheth, J. N., Jain, V., Roy, G., & Chakraborty, A. (2022). AI-driven banking services: the next frontier for a personalised experience in the emerging market. *International Journal of Bank Marketing*, *40*(6), 1248–1271. https://doi.org/10.1108/IJBM-09-2021-0449

Suhaib Kamran, S., Haleem, A., Bahl, S., Javaid, M., Prakash, C., & Budhhi, D. (2022). Artificial intelligence and advanced materials in automotive industry: Potential applications and perspectives. *Materials Today: Proceedings*, *62*, 4207–4214. https://doi.org/10.1016/j.matpr.2022.04.727

Sun, Z., & Wright, B. D. (2022). Citations backward and forward: Insights into the patent examiner's role. *Research Policy*, *51*(7), 104517. https://doi.org/10.1016/j.respol.2022.104517

Szczygielski, K., Lewkowicz, J., & Płoszaj, A. (2025). Thematic coherence of innovation systems: a patent-based index. *Economics of Innovation and New Technology*, 1–18. https://doi.org/10.1080/10438599.2025.2487154

Taalbi, J. (2022). Innovation with and without patents. *arXiv preprint*, *arXiv:2210.04102*. https://doi.org/https://arxiv.org/abs/2210.04102

Trappey, A. J. C., Trappey, C. V., Wu, C.-Y., & Lin, C.-W. (2012). A patent quality analysis for innovative technology and product development. *Advanced Engineering Informatics*, *26*(1), 26–34. https://doi.org/10.1016/j.aei.2011.06.005

7. Anexos

Tabela 11. Descrição dos grupos de setores (Nace REV.2)

Código(s) NACE Rev.2	Descrição do Grupo Setorial
10, 11, 12	Indústria de produtos alimentares; bebidas e produtos do tabaco
13, 14, 15	Indústria de têxteis, vestuário, couro e produtos relacionados
16, 17, 18	Indústria de produtos de madeira, papel, impressão e reprodução
19	Indústria de coque e produtos petrolíferos refinados
20	Indústria de químicos e produtos químicos
21	Indústria de produtos farmacêuticos de base e preparações farmacêuticas
22, 23	Indústria de produtos de borracha e de plástico e de outros produtos minerais não metálicos
24, 25	Indústria de metais de base e de produtos metálicos, exceto máquinas e equipamentos
26	Indústria de computadores, produtos eletrónicos e óticos
27	Indústria de equipamento elétrico
28	Indústria de máquinas e de equipamento, n.e.c.
29, 30	Indústria de veículos automóveis, reboques, semi-reboques e outro material de transporte
31, 32, 33	Indústria de mobiliário, artigos diversos (joalharia, brinquedos, instrumentos) e reparações
41, 42, 43	Construção
62, 63	Programação informática, consultoria e serviços de informação

Fonte: Elaboração própria

Tabela 12. Modelos de regressão completos

	Variável dependente:			
	ln_indice_qualidade_das_patentes			
	(1)	(2)	(3)	(4)
ln_use_ai	0.052***	0.031	0.050***	0.030
	(0.016)	(0.022)	(0.016)	(0.022)
I(ln_use_ai2)			0.005	0.007
			(0.008)	(0.011)
ln_IDE	0.070***	0.066**	0.070***	0.064**
	(0.021)	(0.031)	(0.021)	(0.032)
ln_VAB	-0.032*	0.027	-0.029	0.028
	(0.019)	(0.051)	(0.020)	(0.051)
ln_ID	-0.029**	-0.038*	-0.030**	-0.038*
	(0.014)	(0.021)	(0.014)	(0.021)
AT		0.223*		0.218*
		(0.127)		(0.127)
BE		0.0003		-0.006
		(0.142)		(0.142)
CZ		-0.291		-0.298
		(0.240)		(0.240)
DK		0.336**		0.324**
		(0.132)		(0.134)
EE		0.367*		0.340*
		(0.196)		(0.201)
ES		0.028		0.028
		(0.105)		(0.105)
FR		0.071		0.078
		(0.114)		(0.115)
GR		0.025		0.018
		(0.160)		(0.160)
IE		-0.210		-0.211
		(0.205)		(0.205)
LV		-0.111		-0.144
		(0.241)		(0.247)
NL		0.159		0.155
		(0.131)		(0.131)
PL		-0.078		-0.077

	Variável dependente:			
	ln_indice_qualidade_das_patentes			
	(1)	(2)	(3)	(4)
		(0.129)		(0.129)
PT		-0.075		-0.078
		(0.159)		(0.159)
SE		0.322**		0.324**
		(0.136)		(0.136)
13-15		-0.044		-0.055
		(0.120)		(0.121)
16-18		0.245**		0.245**
		(0.118)		(0.118)
19		0.229		0.187
		(0.151)		(0.165)
20		0.172		0.162
		(0.109)		(0.111)
21		-0.097		-0.114
		(0.118)		(0.121)
22-23		0.043		0.041
		(0.099)		(0.099)
24-25		0.054		0.052
		(0.099)		(0.099)
26		0.193		0.176
		(0.118)		(0.121)
27		-0.025		-0.036
		(0.112)		(0.113)
28		0.010		0.002
		(0.102)		(0.103)
29-30		0.173		0.164
		(0.108)		(0.109)
31-33		-0.055		-0.056
		(0.097)		(0.097)
41-43		-0.119		-0.124
		(0.117)		(0.117)
62-63		-0.070		-0.115
		(0.131)		(0.149)
Constante	-1.736***	-2.351***	-1.779***	-2.342***
	(0.173)	(0.520)	(0.189)	(0.520)

	Variável dependente:			
	ln_indice_qualidade_das_patentes			
	(1)	(2)	(3)	(4)
Observações	390	390	390	390
R^2	0.065	0.276	0.066	0.277
R^2 Ajustado	0.055	0.211	0.054	0.210

Nota: *p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01