



Lisbon School
of Economics
& Management
Universidade de Lisboa

MESTRADO
ECONOMIA E GESTÃO DE CIÊNCIA, TECNOLOGIA E
INOVAÇÃO

TRABALHO FINAL DE MESTRADO
DISSERTAÇÃO

LARGE LANGUAGE MODELS: PERSPETIVAS DA POSIÇÃO DE
PORTUGAL, SEGUNDO ABORDAGEM BIBLIOMÉTRICA

DIOGO JORGE MARINHEIRO ANTUNES

NOVEMBRO - 2025



Lisbon School
of Economics
& Management
Universidade de Lisboa

MESTRADO
ECONOMIA E GESTÃO DE CIÊNCIA, TECNOLOGIA E
INOVAÇÃO

TRABALHO FINAL DE MESTRADO
DISSERTAÇÃO

LARGE LANGUAGE MODELS: PERSPETIVAS DA POSIÇÃO DE
PORTUGAL, SEGUNDO ABORDAGEM BIBLIOMÉTRICA

DIOGO JORGE MARINHEIRO ANTUNES

ORIENTAÇÃO:

PROFESSOR DOUTOR MANUEL FERNANDO CILIA DE MIRA GODINHO

NOVEMBRO - 2025

AGRADECIMENTOS

Um sincero apreço àqueles que comigo trilharam este gratificante caminho e que suportaram a inscrição de um marco, por vezes, não vislumbrado.

Ao Prezado Professor Manuel Mira Godinho, pela eficaz orientação.

Àqueles amigos com quem partilhei Ciência, Tecnologia e Inovação. Também àqueles com quem não.

À Catarina, pela compreensão.

Às minhas irmãs e irmão, Carla, Otília, Jorge e Dina. Fraternidade.

À minha querida mãe e a dádiva da sua presença.

A todos, muito, muito obrigado.

Ao meu amado pai.

Até já.

RESUMO

A presente Dissertação de Mestrado visa analisar as dinâmicas de investigação académica em modelos de linguagem de grande escala, *Large Language Models* (LLMs), e suas aplicações, em Portugal, comparando-as com as tendências europeias, através de abordagem bibliométrica, após aferição do posicionamento da União Europeia (UE), e Portugal, face àqueles considerados líderes no âmbito – Estados Unidos da América (EUA) e China. O estudo baseia-se em dados de publicações indexadas na Web of Science entre 2017 e 2024.

Os resultados evidenciam que a UE assume maior produtividade relativa, quando comparada com os EUA e China. Neste contexto, Portugal assume posição cimeira, em particular tendo em consideração a dimensão relativa da estrutura económica. As instituições Universidade de Lisboa e Universidade do Porto figuram-se enquanto principais polos de produção académica. No impacto resultante da publicação, avaliado em citações, os EUA surgem, expressivamente, na dianteira, seguidos da UE e China. No plano intracomunitário, Portugal, com resultados modestos, permanece em *catching up*.

O *Science Mapping* demonstra uma rede europeia altamente colaborativa, com *clusters* multinacionais centrados em países líderes como Alemanha e França. A análise de coocorrências denota que Portugal tende a enveredar por aplicações transdisciplinares (com foco em saúde e educação), enquanto na UE é mais proeminente o estudo em aplicações de base. As redes de coautoria 1) *entre autores*, denotam “estruturas de pequeno mundo” na UE, enquanto em Portugal se evidencia o impacto científico do núcleo de investigação específico do Instituto Superior Técnico (IST); 2) *entre instituições*, reforçam o posicionamento das instituições alemãs na investigação associada com LLMs, revelando o impacto dos EUA e China na pesquisa europeia. Em Portugal denota-se maior impacto nas áreas metropolitanas de Lisboa e Porto; 3) *entre países*, Portugal liga-se à UE particularmente através de Espanha, dispondo de relações privilegiadas com o Brasil. Denota-se potencial para reforço das ligações internacionais, nomeadamente com a China e os países da CPLP (Comunidade de Países de Língua Oficial Portuguesa).

PALAVRAS-CHAVE: Large Language Models, Inteligência Artificial, Análise bibliométrica

ABSTRACT

This Master's Thesis aims to analyze the dynamics of academic research on Large Language Models (LLMs) and their applications in Portugal, comparing them with European trends through a bibliometric approach, after assessing the positioning of the European Union (EU) and Portugal in relation to the leading players in the field – the United States of America (USA) and China. The study is based on publication data indexed in the Web of Science between 2017 and 2024.

The results show that the EU displays higher relative productivity when compared with the USA and China. In this context, Portugal occupies a leading position, particularly when considered the relative dimension of its economic structure. The University of Lisbon and the University of Porto emerge as the main academic production hubs. Regarding publication impact, measured through citations, the USA is clearly dominant, followed by the EU and China. At the intra-European level, Portugal, with modest results, remains in a process of catching up.

The science mapping reveals a highly collaborative European network, with multinational clusters centered around leading countries such as Germany and France. The co-occurrence analysis indicates that Portugal tends to focus on transdisciplinary applications (notably in health and education), while the EU shows a stronger presence in foundational applications. The co-authorship networks (1) among authors display “small-world structures” within the EU, whereas in Portugal the scientific impact is concentrated in a specific research core at Instituto Superior Técnico (IST); (2) among institutions reinforce the prominence of German institutions in LLM-related research, revealing the influence of the USA and China on European studies; and (3) among countries show that Portugal connects to Europe mainly through Spain, maintaining privileged ties with Brazil. There is clear potential to strengthen international collaboration, particularly with China and Portuguese-speaking countries (CPLP).

KEYWORDS: Large Language Models, Artificial Intelligence, Bibliometric Analysis

ÍNDICE

AGRADECIMENTOS	i
RESUMO.....	ii
ABSTRACT	iii
ÍNDICE	iv
ÍNDICE DE FIGURAS	v
ÍNDICE DE TABELAS	v
GLOSSÁRIO	vi
1. INTRODUÇÃO	1
2. REVISÃO DA LITERATURA	3
2.1. Conceito de Large Language Model	3
3. METODOLOGIA	5
3.1. Abordagem metodológica	7
4. ANÁLISE DOS RESULTADOS.....	9
4.1. Análise de desempenho.....	9
4.1.1. Análise descritiva	9
4.1.2. Revistas.....	12
4.1.3. Autores.....	13
4.1.4. Instituições.....	16
4.1.5. Citações.....	18
4.1.6. Keywords.....	20
4.2. Science Mapping.....	21
4.2.1. Estrutura Conceptual	22
4.2.2. Estrutura Intelectual.....	26
4.2.3. Estrutura Social.....	28
5. CONCLUSÕES	35
REFERÊNCIAS.....	38
ANEXOS	45

ÍNDICE DE FIGURAS

FIGURA 1 – Evolução do total de artigos publicados em função do PIB, 2017–2024 (elaborado pelo autor).....	10
FIGURA 2 – Evolução do total de artigos publicados em função do número de investigadores (ETI), 2017–2024 (elaborado pelo autor).....	10
FIGURA 3 – Autoria das publicações (SCP e MCP), por região, 2017–2020 e 2021–2024 (elaborado pelo autor).....	14
FIGURA 4 – Autoria das publicações intracomunitárias (SCP e MCP) por país, 2017–2020 e 2021–2024 (elaborado pelo autor).....	15
FIGURA 5 – Autores portugueses mais produtivos e correspondente número total de publicações, 2017–2024 (elaborado pelo autor).....	16
FIGURA 6 – Tópicos de investigação emergentes (trend topics), 2017–2024 (elaborado pelo autor).....	22
FIGURA 7 – Redes de coocorrência de palavras-chave de autores (Topo: UE; Base: Portugal) (elaborado pelo autor).....	23
FIGURA 8 – Mapas temáticos de redes de coocorrência (Topo: UE; Base: Portugal) (elaborado pelo autor).....	25
FIGURA 9 – Redes de cocitação (Topo: UE; Base: Portugal) (elaborado pelo autor).....	27
FIGURA 10 – Redes de coautoria por autor (Topo: UE; Base: Portugal) (elaborado pelo autor).....	29
FIGURA 11 – Redes de coautoria por instituição (Topo: UE; Base: Portugal) (elaborado pelo autor).....	30
FIGURA 12 – Redes de coautoria por país (Topo: UE; Base: Portugal) (elaborado pelo autor).....	33

ÍNDICE DE TABELAS

TABELA I TÉCNICAS DE SCIENCE MAPPING: UNIDADE DE ANÁLISE E REQUISITOS DE DADOS	6
TABELA II PRINCIPAIS REVISTAS, POR NÚMERO DE PUBLICAÇÕES E FREQUÊNCIA RELATIVA	12
TABELA III PUBLICAÇÕES POR INSTITUIÇÃO E RESPECTIVO RANKING ACADÉMICO.....	16
TABELA IV CITAÇÕES, POR REGIÃO OU PAÍS, VALORES TOTAIS E NORMALIZADOS.....	18
TABELA V EVOLUÇÃO DOS PRINCIPAIS TERMOS DE INVESTIGAÇÃO NOS PERÍODOS DE ANÁLISE.....	20

GLOSSÁRIO

API – Application Programming Interface

BERT – Bidirectional Encoder Representations from Transformers

CPLP – Comunidade de Países de Língua Oficial Portuguesa

GERD – Despesa Bruta em I&D

GPT – Generative pre-trained

IA – Inteligência Artificial

IST – Instituto Superior Técnico

I&D – Investigação e Desenvolvimento

LLaMA – Large Language Model Meta AI

LLM – Large Language Model

MCP – Multiple Countries Publication

NLP – Natural Language processing

OECD – Organisation for Economic Co-operation and Development

RNN – Redes Neurais Recorrentes

SCP – Single Country Publication

1. INTRODUÇÃO

O objetivo da presente Dissertação de Mestrado é analisar as dinâmicas de investigação académica em LLMs e suas aplicações, em Portugal, comparando-as com as tendências europeias, através de abordagem bibliométrica, após aferição do posicionamento da UE, e Portugal, face àqueles considerados líderes no âmbito (EUA e China).

Os LLMs têm revolucionado o quotidiano humano, com particular enfoque em atividades *knowledge based*, desde os domínios empresarial e industrial à investigação académica.

O conceito de tradução automática e de modelos de linguagem surge após o artigo seminal de Alan Turing de 1950, “Computing machinery and intelligence” o qual estabelece as bases de Inteligência Artificial (IA) e processamento de linguagem (Turing, 1950).

A IA assume-se potencial *general purpose technology*, capaz de gerar inúmeras novas aplicações, com impacto extensível a toda a economia e sociedade. (Crafts, 2021; Klinger et al., 2021). Caracteriza-se por um desenvolvimento altamente dinâmico, tendo o potencial de ser utilizada em todos os sectores económicos e de estimular a inovação e aumento da produtividade (Brynjolfsson et al., 2017). Em particular, a capacidade da IA genérica de criar texto, vídeo e código de programação com recurso a modelos de base (i.e., modelos de linguagem de grande escala ou multimodais) veicula elevado potencial de inovação (Raza et al., 2025).

Apesar dos riscos associados, as tecnologias impulsionadas pela IA provavelmente sustentarão a segurança, a prosperidade e o bem-estar das nações que as utilizam. Dado o seu potencial para moldar a competitividade global, a corrida pela liderança mundial na adoção da IA intensifica-se, com os países a desenvolverem estratégias nacionais de IA num esforço para orientar e promover a sua implementação, através de investimentos direcionados e colaborações estratégicas (Polyportis & Pahos, 2024).

O “New Generation AI Development Plan” manifesta o compromisso chinês em tornar a IA a força motriz da transformação industrial e económica até 2025, bem como posicionar a China num dos principais centros de inovação em IA do mundo até 2030. De

acordo com o último relatório da Comissão de Segurança Nacional dos EUA sobre IA, os EUA podem perder a sua predominância tecnológica para a China (Schmidt et al., 2021). A União Europeia, por outro lado, planeia investir milhares de milhões de euros no seu “Coordinated Plan on AI”.

É presumível assumir que aquele liderar o campo da IA tornar-se-á a próxima superpotência mundial (Polyportis & Pahos, 2024).

Constatando os potenciais benefícios na utilização generalizada de IA, e reconhecendo que parte substancial de inovações industriais relevantes depende de investigação académica contemporânea (de acordo com os trabalhos fundacionais de Richard Nelson (1986), Adam Jaffe (1989) e Mansfield (1991)), a presente dissertação procurará responder à seguinte questão de investigação:

“Quais as dinâmicas de investigação académica e foco aplicacional dos LLMs em Portugal?”

A dissertação encontra-se estruturada segundo os capítulos: 1) Revisão da literatura sobre LLM’s – conceito e caracterização bibliométrica; 2) Metodologia empregue; 3) Análise e discussão de resultados obtidos; 4) Conclusões e recomendações de estudos futuros.

2. REVISÃO DA LITERATURA

2.1. *Conceito de Large Language Model*

Os LLMs caracterizam-se por arquiteturas de *deep learning*, especialmente em modelos *transformer*, descritos pela primeira vez no artigo seminal “Attention Is All You Need” (Vaswani et al., 2017), os quais resultam da evolução de modelos “sequence-to-sequence”, baseados em redes neurais recorrentes (RNN) e utilizados para aplicações de tradução automática. A sua estrutura fundamental consiste em camadas de atenção múltipla, que permitem ao modelo captar relações de longo alcance entre palavras e frases, superando limitações das redes recorrentes tradicionais (Devlin et al., 2019).

O impacto desta arquitetura foi revolucionário, possibilitando o desenvolvimento de modelos de processamento de natural de linguagem (NPL, *natural language processing*) que, após pré-treino, podem ser ajustados para múltiplas tarefas específicas, como tradução, sumarização e diálogo interativo (Brown et al., 2020).

A revolução dos LLMs começou com os modelos *generative pre-trained* (GPT), como o GPT-2, que demonstrou que tamanhos maiores e maior volume de dados resultam em capacidades de geração de texto cada vez mais sofisticadas (Radford et al., 2018). O GPT-3 consolidou-se pela capacidade de realizar tarefas de *few-shot learning* (Radford et al., 2019; Brown et al., 2020).

Anterior à disponibilização comercial do ChatGPT, observava-se ceticismo entre os investigadores da OpenAI quanto ao potencial de adoção da ferramenta, sobretudo à luz dos resultados insatisfatórios do BlenderBot e Galactica, iniciativas anteriores da Meta Platforms, Inc., lançados poucos meses antes (Roose, 2023). Apesar das reservas, a difusão do ChatGPT ocorreu de forma exponencial, alcançando cerca de um milhão de utilizadores nos primeiros cinco dias após o lançamento e mais de cem milhões em apenas dois meses (Hu, 2023).

Múltiplos modelos, de predominância estadunidense, têm vindo ao mercado. A China firma-se como concorrente direto. A importância estratégica comprova-se, por exemplo, por iniciativas como “Stargate”, com dotação prevista de, até, 500 mil milhões (mM) de dólares americanos (USD) em infraestrutura ligada à IA, uma parceria formada pela OpenAI, Oracle e SoftBank (Agência Lusa, 2025).

Em Portugal, desenvolvimentos recentes com atenção mediática incluem a criação do AMALIA, um *chatbot* assente em LLM, por investigadores do IST, orientado para a Educação e Administração Pública (Pereira, 2024).

No entanto, a difusão de LLMs enfrenta desafios consideráveis, como elevado consumo energético durante treino (estimado em mais de 1.2 MWh para o GPT-3), a reprodução de vieses presentes nos dados de origem, questões éticas relacionadas à privacidade, ou a autoria e uso responsável (Bommasani et al., 2021; Bender et al., 2021). Destaca-se a propensão dos modelos de linguagem para produzirem respostas coerentes, embora factualmente incorretas, fenómeno conhecido como *hallucination effect*. (Shen et al., 2023).

Na senda dos primeiros estudos bibliométricos efetuados pós difusão do ChatGPT, o conjunto de trabalhos publicados reflete aumento significativo na sua adoção para efeitos de investigação académica, particularmente em artigos de Ciência da Computação (até 17,5%) (Liang, Z, et al 2024).

As principais contribuições para este campo advêm dos EUA e China (Fan et al., 2024; Polyportis & Pahos, 2024; Khan et al., 2024). Uma análise sistemática de 2006 publicações do Web of Science (2019-2025) identificou uma transição significativa de discussões éticas tradicionais para *frameworks* específicos de confiabilidade em LLMs, com 18 diferentes definições de confiabilidade propostas em várias publicações. Esta proliferação terminológica demonstra a complexidade conceptual do campo e os desafios para estabelecer padrões unificados (de Cerqueira et al., 2025).

A investigação atual documenta uma ampla gama de aplicações para LLMs em diversas disciplinas académicas – Ciências Sociais (Carreño, 2025); Investigação Médica (Liu et al., 2024; Gencer & Gencer, 2025); Internet das Coisas (Cherukuvada et al., 2025); Ciências do Ambiente (Ji et al., 2025); Educação (Awang Jambol et al., 2025) ou Ciências da Comunicação (Sandu et al., 2024).

A nível geográfico, embora grande parte dos estudos não possuam delimitação geográfica, denotam-se – América Latina (Denegri–Velarde et al., 2024); África (Sekwatlakwatla & Malele, 2023); Ásia (Raman et al., 2024).

3. METODOLOGIA

Este capítulo segue uma análise bibliométrica, objetivando retratar o estado atual da literatura examinada, determinar a sua tendência geral e direção futura, bem como preparar discussões e apontar lacunas existentes (Block & Fisch, 2020).

O conceito “bibliometria” foi introduzido por Pritchard em 1969 (embora Derek de Solla Price seja considerado pioneiro da cientometria, aquando estudo do crescimento exponencial da literatura científica em “Little Science, Big Science” – 1962) (Pritchard, 1969; Cole & Meyer, 1985).

Possibilita a deteção de tendências emergentes e áreas de crescimento através do mapeamento de tópicos e palavras-chave, com impacto potencial em políticas de Ciência e Tecnologia (Cobo et al., 2011a). Essas capacidades são complementadas pelo uso de indicadores de interdisciplinaridade, diversidade temática e análise temporal, que fornecem uma visão abrangente do desenvolvimento científico ao longo do tempo (Aria & Cuccurullo, 2017).

Define-se como “a aplicação de métodos matemáticos e estatísticos a livros e outros meios de comunicação”. Outras definições incluem “um instrumento para analisar a evolução das disciplinas científicas com base em estruturas intelectuais, sociais e conceptuais” (Zupic & Čater, 2014) e para identificar tendências e padrões na investigação (Merigó et al., 2018).

Com aplicação difundida, abrange técnicas de análise de desempenho e *science mapping* (Cobo et al., 2011b). O primeiro avalia tanto a produtividade como o impacto dos artigos científicos. Inclui indicadores tais como número de publicações, que avalia a produtividade, e número de citações, que mede a influência (impacto) das publicações, ou índice h (Ding et al., 2014; Hirsch, 2005).

O *science mapping* é a representação espacial da forma como disciplinas, campos do conhecimento, especialidades e documentos ou autores individuais se relacionam entre si (Small, 1999). Visa monitorizar um campo científico e delimitar áreas de investigação para determinar a sua estrutura cognitiva e evolução (Noyons et al., 1999). A tabela abaixo resume técnicas, utilização, unidades de análise, requisitos de dados e exemplos utilizados para *science mapping* (adaptado de Donthu et al., 2021).

TABELA I
TÉCNICAS DE SCIENCE MAPPING: UNIDADE DE ANÁLISE E REQUISITOS DE DADOS

Técnica	Utilização	Unidade de análise	Requisitos de dados	Exemplos
Análise de citações	Analisar relações entre publicações, identificando as publicações mais influentes em um campo de pesquisa.	Documentos	Nome do autor, Citações, Título, Revistas, DOI, Referências	Podsakoff, Mackenzie, Bachrach e Podsakoff (2005)
Análise de cocitações	Analisar relações entre publicações citadas, para entender o desenvolvimento dos temas fundamentais num campo de pesquisa.	Documentos	Referências	Fahimnia, Sarkis e Davarzani (2015)
Análise de copalavras	Explorar relações existentes ou futuras entre tópicos num campo de investigação, com foco no conteúdo escrito das publicações.	Palavras	Título, Resumo, Palavras-chave dos autores, Palavras-chave indexadas, Texto completo	Emich et al. (2020)
Análise de coautoria	Examinar interações sociais ou relações entre autores e suas afiliações, bem como seus impactos no desenvolvimento do campo.	Autores / Afiliações	Nome do autor, Afiliação (instituição e país)	Acedo et al. (2006)

Fonte: Elaborado pelo autor

3.1. Abordagem metodológica

A abordagem metodológica empregue segue aquela proposta por Oğuzhan Öztürk e outros, em “How to design bibliometric research: an overview and a framework proposal” (Öztürk et al., 2024) e divide-se em:

1) Recolha de dados – Seleção da base de dados, parâmetros da pesquisa, pré-processamento e exportação dos dados. A partir da WoS, reconhecido repositório de literatura científica, a 01/03/2025 procedeu-se ao levantamento de publicações considerando tópico (TS) – inclui título, resumo, *keywords* do autor e o *Keywords Plus*TM – e palavras-chave 1) “NLP” ou 2) “LLM” ou 3) “GPT” ou 4) “Generative AI” ou 5) “Transformer” e “Attention”, segundo a *query*:

TS=(*"NLP"* OR *"LLM"* OR *"GPT"* OR *"Generative AI"* OR (*"Transformer"* AND *"Attention"*))

AND *CU*=(*"Austria"* OR *"Belgium"* OR *"Bulgaria"* OR *"Croatia"* OR *"Republic of Cyprus"* OR *"Czech Republic"* OR *"Denmark"* OR *"Estonia"* OR *"Finland"* OR *"France"* OR *"Germany"* OR *"Greece"* OR *"Hungary"* OR *"Ireland"* OR *"Italy"* OR *"Latvia"* OR *"Lithuania"* OR *"Luxembourg"* OR *"Malta"* OR *"Netherlands"* OR *"Poland"* OR *"Portugal"* OR *"Romania"* OR *"Slovakia"* OR *"Slovenia"* OR *"Spain"* OR *"Sweden"* OR *"USA"* OR *"Peoples R China"*)

AND *PY*=(2017-2024)

A seleção dos termos TS deve-se à proximidade das palavras com os recentes desenvolvimentos em IA. A conjugação do termo “transformer” com “attention” associa-se com o objetivo da presente dissertação. O período (PY) selecionado foi janeiro de 2017 a dezembro de 2024, com quebra de série entre dezembro de 2020 e janeiro de 2021 e os países (CU) correspondentes à UE-27, China e Estados Unidos da América (que compõem o *benchmark* tecnológico e o grupo de interesse). A data de início selecionada prende-se com o artigo fundacional de Ashish Vaswani e outros. A quebra justifica-se com: 1) séries temporais idênticas (4 anos) e 2) o desenvolvimento do GPT-3, que, potencialmente, demarca o início da difusão da tecnologia para outros campos do conhecimento. Para ciências da computação, dada sua dinâmica de disseminação, a janela

temporal é representativa (Franceschet, 2010). Uma característica de publicações em ciências da computação é a importância de artigos de conferências, as quais podem, inclusive, aportar maior prestígio que publicações em revistas (Franceschet, 2010). Nesse sentido, levantaram-se publicações em revistas e artigos de conferência. Ainda, embora o arXiv seja um repositório não revisto por pares, a sua importância neste campo tecnológico – onde constam publicações muito relevantes na área – convoca necessidade de ser tido em questão. Um dos principais argumentos a favor da sua utilização decorre do tempo despendido no processo de revisão por pares, onde em áreas altamente dinâmicas (como ciências da computação) induz o risco de tornar as publicações anacrónicas (Larivière et al., 2014; (Lin et al., 2020). Para captar desenvolvimentos regionais (nacionais), mantiveram-se todos os idiomas publicados. Em paralelo, focou-se em publicações provenientes de Portugal. O objetivo reside na tentativa de observar disparidades (ou particularidades) do comportamento das publicações académicas nacionais face às da UE. Efetuou-se pré-processamento aos dados em R, incluindo remoção de duplicados;

2) Análise e Visualização dos dados – Efetuou-se avaliação crítica das publicações levantadas. Seguiu-se análise de desempenho e *science mapping* na *web application* “Biblioshiny”, do pacote R “Bibliometrix”. Para segmentação por períodos, 2017-2020 e 2021-2024, aplicou-se filtro temporal.

3) Interpretação de resultados – Interpretação e discussão dos dados e quão bem a pesquisa bibliométrica apoia o objetivo de investigação pretendido.

Salienta-se a utilização de ferramentas de IA generativa como suporte à 1) pesquisa, assistida por Perplexity, visando a levantamento exploratório de literatura relevante, assegurando, sempre, a consulta direta das fontes originais e bases indexadas, 2) à clareza expositiva e coerência textual, bem como, estruturação de contra-argumentos, objetivando a identificação de limitações metodológicas, com recurso a ChatGPT.

A redação científica, definição de indicadores bibliométricos, tratamento e interpretação dos resultados, e conclusões são exclusivamente desenvolvidas pelo autor.

4. ANÁLISE DOS RESULTADOS

Apresentam-se, de seguida, os resultados obtidos, acompanhados de discussão *pari passu*. Incidiu-se a análise nos 15 países mais prolíficos (excluindo Bulgária, Croácia, República de Chipre, República Checa, Estónia, Hungria, Letónia, Lituânia, Luxemburgo, Roménia, Eslováquia, Eslovénia), que representam 98,1 % do total de publicações da UE27 (39730 de 40508 publicações). O *dataset* foi de seguida sujeito a análise, sendo constatados falsos positivos (como por exemplo, o artigo *An oomycete NLP cytolysin forms transient small pores in lipid membranes*, onde NLP significa “Necrosis and ethylene-inducing peptide 1 (Nep1)–like proteins”). Estes artigos foram excluídos. O fluxo de processamento do *dataset* e *factsheet* dos dados encontram-se em anexo. Inicialmente, são expostas estatísticas descritivas referentes à análise de desempenho, seguidas da análise de “science mapping”, que inclui a execução e avaliação de redes segundo as dimensões conceptual, intelectual e social.

4.1. Análise de desempenho

4.1.1. Análise descritiva

No total, foram analisadas 32582 publicações, de 72253 autores distintos durante o período de 2017 a 2024. Visando análise comparada da evolução da produtividade relativa por país, procedeu-se à normalização segundo: 1) Produto Interno Bruto (PIB) nominal – orientação da estrutura económica para produção científica (USD, a preços correntes, 2023); 2) Despesa Bruta em I&D (GERD) – eficiência da despesa em I&D (USD, a preços correntes, 2023); 3) N° de investigadores (em Equivalente em Tempo Integral, ETI) – eficiência da produção científica, em relação aos recursos humanos afetos em I&D; 4) Intensidade de I&D – Quociente entre GERD e PIB – eficiência da produção científica considerando o esforço nacional ou regional em I&D. Os dados foram retirados de “National Accounts at a Glance” e “Main Science and Technology Indicators” da OCDE, considerando ano de referência 2023, por ser aquele que contém dados completos e fechados para todas as unidades de análise (OECD, 2025a; OECD, 2025b)

No Bibliometrix, a produção científica por país mede o número de “aparições de autores por país”. Assim, a cada artigo é atribuída contagem ao país por cada coautor.

Nesse sentido, a soma do indicador de produção excede necessariamente o número total de artigos. Segue abaixo figuras da evolução da produção científica para o conjunto de dados europeu, estadunidense, chinês e português, relativas a GERD e ETI (selecionados por menor amplitude de dados entre países). A tabela fonte encontra-se em anexo (Anexo C):

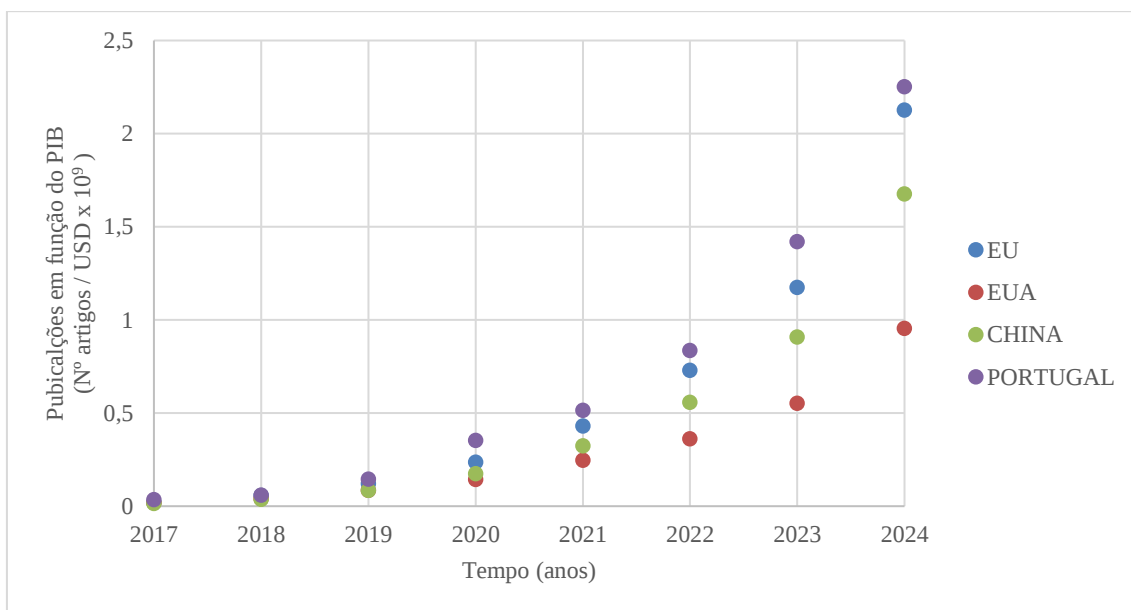


FIGURA 1 – Evolução do total de artigos publicados em função do PIB, 2017–2024 (elaborado pelo autor)

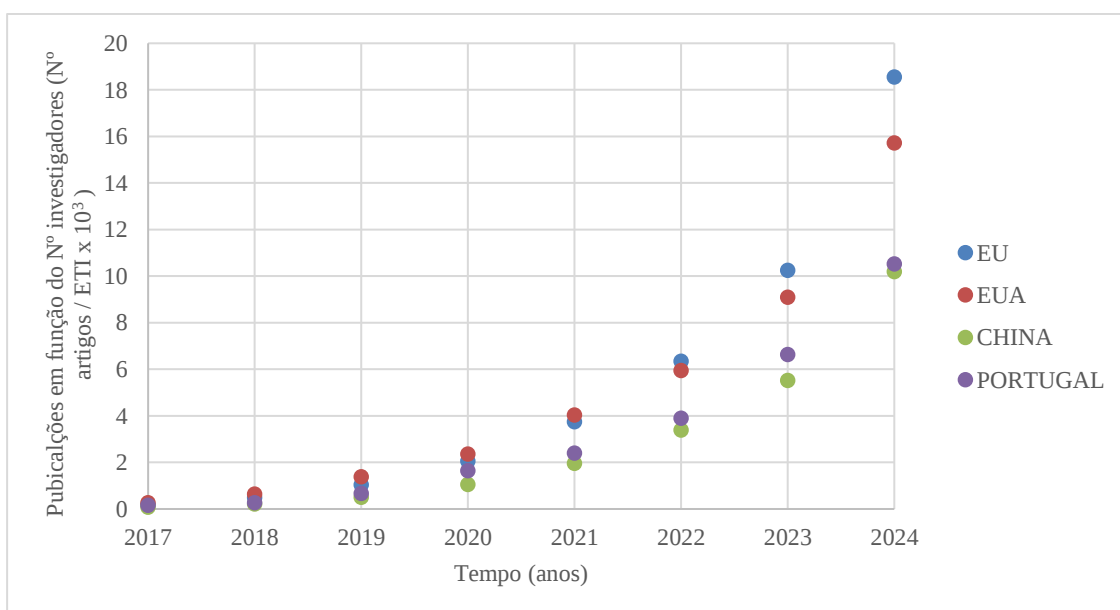


FIGURA 2 – Evolução do total de artigos publicados em função do número de investigadores (ETI), 2017–2024 (elaborado pelo autor)

Em análise global, visualiza-se incremento exponencial no total de publicações em todas as regiões, no período de referência, aumentando, em valor absoluto, de um total de 380, 460, 248 e 10 publicações (UE, EUA, China e Portugal, respetivamente), para 39615, 26433, 30626 e 658 publicações, em 2024 (UE, EUA, China e Portugal, respetivamente).

O total de publicações normalizado ao PIB (Figura 1) destaca Portugal. O país apresenta, em 2024, um rácio de 2,25 artigos por milhar de milhão (mM) de USD, acima da média da UE (2,13) e substancialmente superior ao dos Estados Unidos (0,95) e China (1,68). Denota-se, assim, que a ciência portuguesa se situa num patamar de produtividade científica relativamente elevado face à estrutura económica do país, no campo do NPL. Em contraste, os EUA assumem-se a região de menor eficiência. Uma justificação plausível assenta na elevada concentração de investimento privado (com fins lucrativos) em NPL, que contrasta, por natureza, com o processo de disseminação científica. Por sua vez, a normalização pelo número de ETI mostra que a UE preserva a liderança em produtividade de recursos humanos, seguida dos EUA, denotando a maturidade das instituições, nestes dois blocos, e sua capacidade de atração/retenção de investigadores de topo (nomeadamente pela disponibilização de equipamentos de vanguarda). Neste registo, é passível assinalar que investigadores portugueses e chineses assumem aproximadamente o mesmo desempenho científico, sugerindo associação proporcional entre salários e eficiência dos investigadores.

Observando o total de publicações normalizado ao GERD (em Anexo C), Portugal emerge, também, como o país com maior eficiência relativa, atingindo em 2024 o valor de 132,81 artigos por mM USD investido em I&D, o mais elevado entre todas as regiões comparadas (aproximadamente 4x superiores aos EUA, 27,66 artigos por mM USD em I&D). Corrobora-se, assim, que Portugal, face à maior escassez de recursos financeiros, tende a promover melhor alocação destes face às potências globais em análise. Neste indicador, a UE surge em segunda posição. Em consonância com a análise em função do PIB, os resultados da China e EUA poderão associar-se com maior propensão à exploração económica dos outputs da I&D (face à UE, Portugal incluído) a qual se traduz em práticas de apropriação do conhecimento.

A intensidade em I&D expõe o esforço dos maiores blocos económicos na liderança no domínio da IA. Embora liderados pelos EUA, em consonância com a

comunicação mediática de elevados investimentos públicos e privados na área, evidencia proximidade entre os grandes blocos, traduzindo que Portugal, à sua escala, contribui proporcionalmente no esforço global em I&D da UE, para convergência com competitividade global sino-americana.

4.1.2. Revistas

Na base de dados foram identificados 1917 revistas entre 2017-2020 e 6104 revistas no período 2021-2024, constando na tabela seguinte aqueles 10 com mais artigos publicados e suas frequências relativas.

TABELA II
PRINCIPAIS REVISTAS, POR NÚMERO DE PUBLICAÇÕES E FREQUÊNCIA RELATIVA

2017-2020	Publicações	f(r)	2021-2024	Publicações	f(r)
PROCEEDINGS OF THE 2020 CONFERENCE ON EMPIRICAL METHODS IN NATURAL LANGUAGE PROCESSING (EMNLP)	148	3,20%	IEEE ACCESS	489	1,75%
IEEE ACCESS	118	2,55%	APPLIED SCIENCES-BASEL	365	1,31%
2019 CONFERENCE ON EMPIRICAL METHODS IN NATURAL LANGUAGE PROCESSING AND THE 9TH INTERNATIONAL JOINT CONFERENCE ON NATURAL LANGUAGE PROCESSING (EMNLP-IJCNLP 2019): PROCEEDINGS OF THE CONFERENCE	90	1,95%	FINDINGS OF THE ASSOCIATION FOR COMPUTATIONAL LINGUISTICS: ACL 2024	277	0,99%
FINDINGS OF THE ASSOCIATION FOR COMPUTATIONAL LINGUISTICS, EMNLP 2020	87	1,88%	PROCEEDINGS OF THE 62ND ANNUAL MEETING OF THE ASSOCIATION FOR COMPUTATIONAL LINGUISTICS, VOL 1: LONG PAPERS	267	0,95%
PROCEEDINGS OF THE 12TH INTERNATIONAL CONFERENCE ON LANGUAGE RESOURCES AND EVALUATION (LREC 2020)	82	1,77%	ELECTRONICS	233	0,83%

Fonte: Elaborado pelo autor

A análise revela uma transformação no perfil de produção e disseminação científica. Entre 2017-2020, é central o recurso a conferências em ciências da computação, focadas em NPL, enquanto veículo de comunicação, evidenciando procura por difusão rápida de conhecimento, ao invés da validade científica adquirida por processos de revisão por pares, mais demorados em comparação.

No período 2021-2024, além do aumento expressivo de revistas (4187), fruto do aumento de produção, observa-se reconfiguração do padrão de publicações com o aparecimento da *Applied Sciences – Basel* (365 artigos, 1,31%) e *Electronics* (233 artigos, 0,83%), dando indicações acerca do início da difusão da AI para outros campos do conhecimento, enquanto permanece forte disseminação em artigos de conferência, ilustrando que o processo de maturidade tecnológica se mantém altamente dinâmico.

4.1.3. Autores

O rácio MCP (*Multiple Countries Publication*) avalia a intensidade da colaboração internacional de cada país, sendo calculado a partir do número de artigos em que pelo menos um dos coautores possui nacionalidade distinta. Em concomitância, o SCP (*Single Country Publication*) refere-se às publicações em que todos os autores são originários do mesmo país (Aria & Cuccurullo, 2017). Na figura abaixo é passível verificar quais blocos económicos mais publicam, fazendo referência a SCP e MPC.

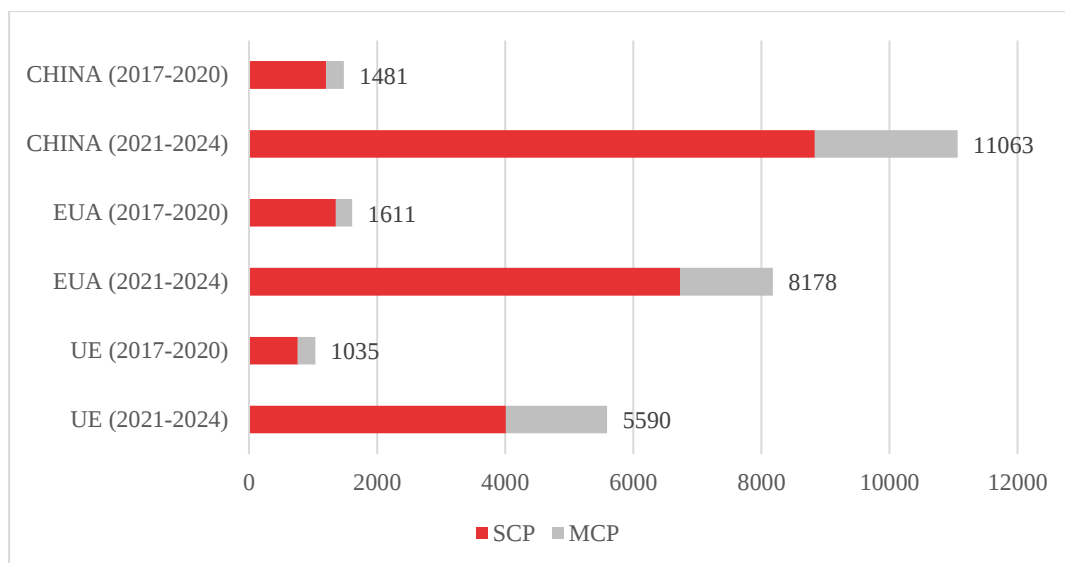


FIGURA 3 – Autoria das publicações (SCP e MCP), por região, 2017–2020 e 2021–2024
(elaborado pelo autor)

Considerando os períodos 2017–2020 e 2021–2024, observa-se crescimento substancial tanto no número de SCP (Single Country Publications) como de MCP (Multi-Country Publications) entre os principais atores globais. Denota-se, igualmente, consolidação da internacionalização e fortalecimento de colaborações, sendo a UE o bloco mais colaborativo, fruto da própria arquitetura comunitária. Também, evidencia-se um início de trajetória semelhante entre blocos, seguido de uma progressiva divergência (positiva) da China, corroborando o esforço económico daquele país no sentido de liderar a potencial alteração de paradigma assistida.

Na figura seguinte, desagregam-se os países da União, visando indagar acerca do perfil intracomunitário.

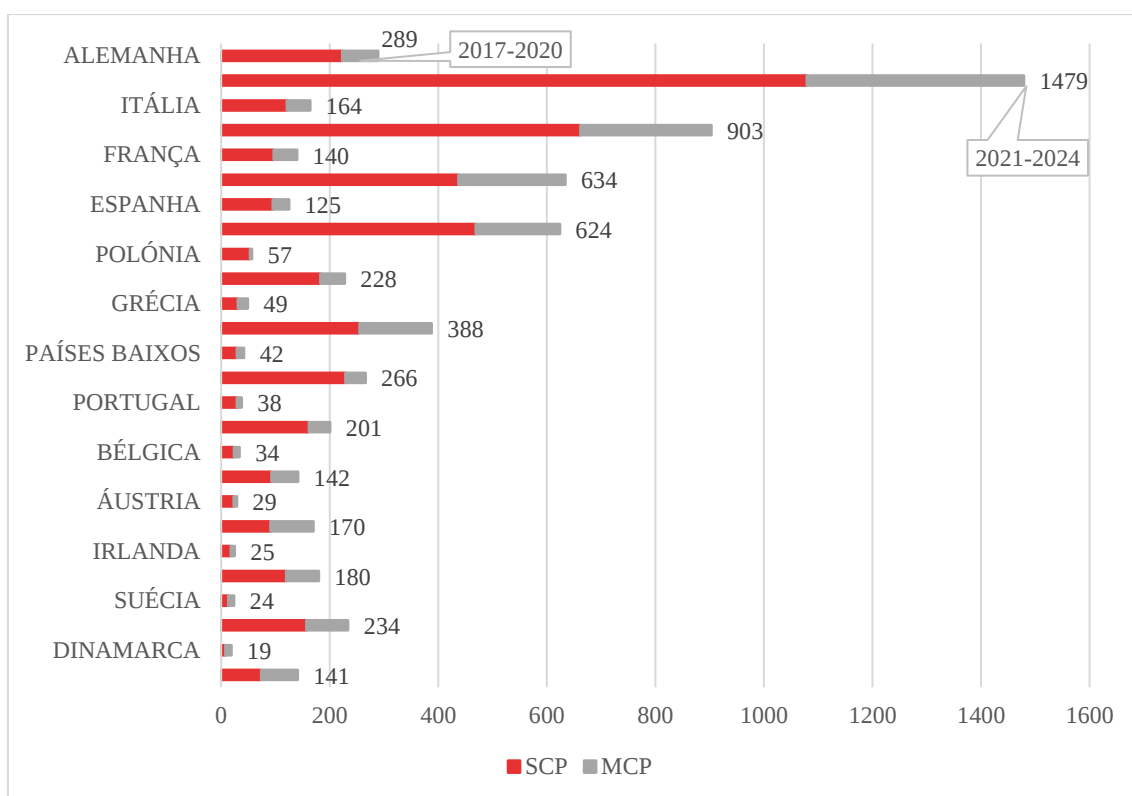


FIGURA 4 – Autoria das publicações intracomunitárias (SCP e MCP) por país, 2017–2020 e 2021–2024 (elaborado pelo autor)

No conjunto, o espaço europeu segue uma consonante evolução, com a mediana da variação percentual entre quadriénios de 451 %, sendo as maiores variações pertencentes à Grécia e Suécia (691,8 e 875,0 %, respetivamente) e as menores à Polónia e Bélgica (300 e 318 %, respetivamente).

Portugal fixa-se nos 429 %, tendendo para o valor central. As menores variações aparentam associar-se com valores de partida mais elevados, enquanto o aumento substancial sueco denota esforço para convergência com a média absoluta europeia. Particular destaque para o percurso positivo da Grécia, cujo aumento em MCP é particularmente expressivo face aos restantes (dos maiores valores absolutos de partida e maior variação percentual), sugerindo especialização temática. Portugal segue uma tendência bastante positiva na UE, acompanhando, em valor absoluto, jurisdições ora com maior geração de riqueza, ora investimento em I&D, ora capacidade humana afeta, ora esforço nacional em I&D.

No que a autores concerne, abaixo listam-se os 10 autores portugueses mais produtivos:

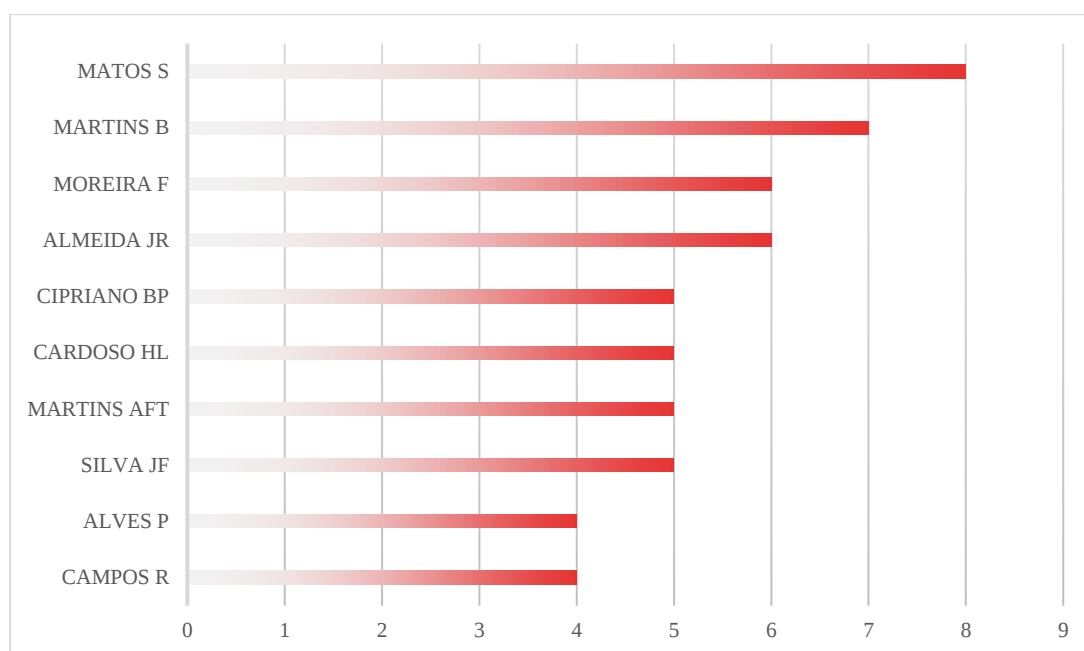


FIGURA 5 – Autores portugueses mais produtivos e correspondente número total de publicações, 2017–2024 (elaborado pelo autor)

No quadro português, os autores em destaque são Sérgio Matos, professor associado no Departamento de Eletrónica, Telecomunicações e Informática da Universidade de Aveiro e investigador do IEETA (Electronics and Telematics Engineering of Aveiro), Bruno Emanuel da Graça Martins, professor associado no Instituto Superior Técnico e membro do INESC-ID Lisboa, e Fernando Moreira, professor catedrático na Universidade Portucalense.

A diversidade institucional dos principais autores reforça a ideia que, dada a relativa novidade e expansão acelerada do campo, os processos de especialização e consolidação institucional em Portugal permanecem em curso.

4.1.4. Instituições

Na tabela seguinte encontram-se as instituições com mais publicações e o seu ranking internacional (Shangai Ranking 2024, ARWU – *Academic Ranking of World Universities*).

TABELA III
PUBLICAÇÕES POR INSTITUIÇÃO E RESPECTIVO RANKING ACADÉMICO

2017-2020			2021-2024		
Instituição	Publicações	ARWU	Instituição	Publicações	ARWU
CHINESE ACADEMY OF SCIENCES	382	N/A	CHINESE ACADEMY OF SCIENCES	2505	N/A
HARVARD UNIVERSITY	213	1	UNIVERSITY OF CALIFORNIA SYSTEM	1320	N/A
UNIVERSITY OF CALIFORNIA SYSTEM	168	N/A	TSINGHUA UNIVERSITY	824	22
TSINGHUA UNIVERSITY	141	22	HARVARD UNIVERSITY	788	1
HARVARD UNIVERSITY MEDICAL AFFILIATES	125	N/A	STANFORD UNIVERSITY	662	18
CENTRE NATIONAL DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE (CNRS)	108	N/A	ZHEJIANG UNIVERSITY	606	27
PEKING UNIVERSITY	101	24	PEKING UNIVERSITY	585	24
STANFORD UNIVERSITY	101	2	SHANGHAI JIAO TONG UNIVERSITY	549	30
CARNEGIE MELLON UNIVERSITY	96	101-150	MICROSOFT	511	N/A
MAYO CLINIC	91	N/A	ALPHABET INC.	507	N/A

Fonte: Elaborado pelo autor

Segundo os dados, é possível apurar uma mudança estrutural da produção científica entre os dois quadriénios. Em primeiro, a relevância das instituições chinesas: enquanto em 2017-2020 constavam 3 instituições no “TOP10”, em 2021-2024 perfazem metade das instituições mais produtivas, expressando o foco das políticas públicas de Ciência, Tecnologia e Inovação chinesas no campo da IA.

Em segundo, o aparecimento da MICROSOFT e ALPHABET na lista, a qual ilustra o papel relevante das instituições com fins lucrativos nos desenvolvimentos recentes, associadas com elevados recursos financeiros, infraestruturas computacionais (como centros de dados) de vanguarda e bancos de dados massivos. Por sua vez, demonstra as elevadas perspetivas de exploração económica associadas com a temática.

Em plano geral, confirma-se o afastamento da UE na corrida pela liderança. Se em 2017-2020 contava com CNRS, em 2021-2024 não dispõe de instituições no “TOP10”. Os EUA continuam presentes com as suas universidades de topo, sendo importante ressalva acerca da natureza agregada da University of California System. Relativamente a Portugal, os principais atores são Universidade de Lisboa e Universidade

do Porto, com franca distância face aos restantes (Anexo D).

4.1.5. Citações

Os documentos mais citados revelam trajetórias distintas entre o plano global e o português. Entre 2017-2020, no cenário global, destacam-se Devlin et al. (2019) com 1011 citações, seguido de Vaswani et al. (2017) com 734, ambos fundamentais na consolidação de modelos de linguagem assentes em arquitetura *transformer*. Radford (2018) e Pennington (2014) completam a lista de referências essenciais, refletindo os novos paradigmas que estruturam o campo. No período de 2021 a 2024, verifica-se consolidação de Vaswani, Devlin e Brown (com a introdução do GPT-3) refletindo um padrão cumulativo nas publicações estruturantes.

Em Portugal, a produção mais citada tende a incidir em aplicações temáticas e especializadas, para além do núcleo duro da ciência da computação (Por exemplo: “TimeLMs: Diachronic language models from Twitter”, de Daniel Loureiro e outros, ou “Machine Learning and Natural Language Processing for Prediction of Human Factors in Aviation Incident Reports” de Tomás Madeira). Uma explicação provável prende-se com a limitações financeiras impostas na investigação de modelos fundacionais, que condiciona a procura por nichos de aplicação e transferência tecnológica.

Na tabela seguinte encontram-se os dados referentes ao número total de citações, normalizadas ao PIB, GERD, investigadores, intensidade de I&D e total de publicações, por região e país.

TABELA IV
CITAÇÕES, POR REGIÃO OU PAÍS, VALORES TOTAIS E NORMALIZADOS

País	Citações totais	Citações em função do PIB (por USD x 10 ⁹)	Citações por despesa em I&D (por USD x 10 ⁹)	Citações por investigador (por ETI)	Citações em função da intensidade de I&D (por p.p.)	Citações por Publicações
EUA	237730	8,58	249	0,141	68964	3,6
CHINA	39109	2,14	83	0,013	15174	0,6
UE	39093	2,10	98	0,018	17972	1,0

País	Citações totais	Citações em função do PIB (por USD x 10 ⁹)	Citações por despesa em I&D (por USD x 10 ⁹)	Citações por investigador (por ETI)	Citações em função da intensidade de I&D (por p.p.)	Citações por Publicações
FRANÇA	13299	4,35	200	0,038	4251	2,2
ALEMANHA	11194	2,45	78	0,022	8158	1,1
ITÁLIA	3274	1,41	103	0,019	2105	0,5
POLÓNIA	2654	3,27	210	0,019	1777	1,6
ESPAÑA	2204	1,36	91	0,013	956	0,5
HOLANDA	1734	1,53	66	0,015	1160	0,7
GRÉCIA	931	3,82	256	0,017	286	0,6
ÁUSTRIA	874	1,71	52	0,014	285	0,8
DINAMARCA	854	2,11	69	0,016	261	0,9
BÉLGICA	630	0,98	30	0,008	173	0,6
SUÉCIA	558	0,96	26	0,006	362	0,4
IRLANDA	490	0,86	56	0,017	289	0,4
PORTUGAL	397	1,36	80	0,006	185	0,2

Fonte: Elaborado pelo autor

Os EUA assumem um impacto científico substancialmente superior aos restantes, quer absoluto, quer relativo. Tal facto assenta na autoria exclusiva dos artigos fundacionais da arquitetura *transformer*, que revolucionaram o campo de NPL.

A China e UE apresentam valores absolutos de citações muito próximos (39.109 vs. 39.093 citações). Ainda, apresentam níveis de eficiência semelhantes, ora em relação ao PIB, ora relativo à GERD ora em intensidade de I&D.

No entanto, para alcançar semelhante impacto, a China necessita de 40 % mais publicações que a UE.

E passível admitir que, enquanto a China sustenta o impacto científico através do aumento do volume de produção, apoiado em elevado investimento público, a UE mantém uma produtividade semelhante, suportada em infraestruturas científicas e sistemas colaborativos extensos, que, por sua vez, amplificam o impacto.

No espaço comum europeu, corrobora-se a heterogeneidade esperada. França surge em patamar de maturidade científica distinto, com valores associados muito superiores à média europeia. Tal distinção é confirmada, também, pela solução comercial

MISTRAL AI, a única de origem europeia com espaço no debate de modelos GPT.

Não obstante, a Polónia surge no mesmo patamar que as maiores economias europeias. Tal facto poderá dever-se ao aumento substancial da intensidade em I&D no país durante o período de observação (1,03 % em 2017, para 1,56 % em 2023), indicando uma elevada mobilização de esforços no sentido de tornar a economia polaca competitiva. Considerando que a IA ocupa a agenda global atual, é esperado que uma proporção considerável dessa variação (0,53 %) seja conduzida para IA.

Portugal, com baixo impacto absoluto, apresenta, também, baixo impacto relativo, com exceção da ponderação sobre o GERD, onde se encontra na mediana da União. Numa perspetiva de eficiência em função ao investimento em I&D, Portugal produz o mesmo impacto científico que a China no domínio do NPL. Não obstante, observa-se dificuldade de o país converter produção em impacto.

4.1.6. Keywords

As *keywords* dos autores são palavras escolhidas pelos autores com o intuito de representarem o conteúdo de uma publicação. Foram identificados 11350 *keywords* entre 2017-2020 (e frequência 23474) e 47117 entre 2021-2024 (145805 utilizações). Na tabela seguinte estão representados os mais comuns.

TABELA V

EVOLUÇÃO DOS PRINCIPAIS TERMOS DE INVESTIGAÇÃO NOS PERÍODOS DE ANÁLISE

Termos (2017-2020)	Frequência (2017-2020)	fr (%) (2017-2020)	Termos (2021-2024)	Frequência (2021-2024)	fr (%) (2021-2024)
natural language processing	1171	4,99	natural language processing	2584	1,77
deep learning	265	1,13	deep learning	2121	1,45
machine learning	258	1,10	transformer	1912	1,31

Termos (2017-2020)	Frequência (2017-2020)	fr (%) (2017-2020)	Termos (2021-2024)	Frequência (2021-2024)	fr (%) (2021-2024)
bert	195	0,83	large language models	1653	1,13
sentiment analysis	137	0,58	bert	1506	1,03
classification	124	0,53	artificial intelligence	1478	1,01
system	102	0,43	machine learning	1245	0,85
transformer	99	0,42	generative ai	1211	0,83
text classification	96	0,41	chatgpt	1095	0,75
information extraction	88	0,37	transformers	1085	0,74

Fonte: Elaborado pelo autor

Pela análise de palavras-chave denota-se, nos dois períodos, maior ocorrência dos termos “natural language processing” e “deep learning”, ilustrando o foco na incorporação de arquiteturas neuronais no processamento de linguagem.

No período 2017-2020, surgem aplicações associadas com registos clássicos, como “sentiment analysis” (137) ou “text classification” (96), sugerindo testagem dos novos modelos em problemas estabelecidos.

Por sua vez, no segundo período (2021-2024), além do elevado incremento de ocorrências, que atesta o interesse global assistido no campo, observa-se a consolidação dos termos “transformer” e “bert”, corroborando o impacto destas arquiteturas na investigação associada a processamento de linguagem. Ainda, o aparecimento dos termos “generative AI” e “ChatGPT” indica o estabelecimento do ChatGPT enquanto modelo de uso disseminado, sua massificação e, bem assim, na difusão tecnológica para aplicações transdisciplinares.

4.2. Science Mapping

Conduz-se, de seguida, a *Science Mapping* para análise das estruturas conceptual, intelectual e social dos dados bibliométricos. Optou-se pela análise no período 2021-2024, focada na UE, no sentido de captar dinâmicas e focos aplicacionais de LLMs neste

bloco económico. Abdicou-se dos dados associados com EUA e China que, pela sua contribuição, funcionam como polos gravitacionais que impedem análise mais granular, dentro do bloco europeu. A figura de *trend topics* (análise de coocorrência de palavras-chave e identificação de temas emergentes ao longo do tempo), abaixo, permite confirmar a passagem de temas de ciência da computação “pura” para temáticas aplicacionais no período 2021-2024.

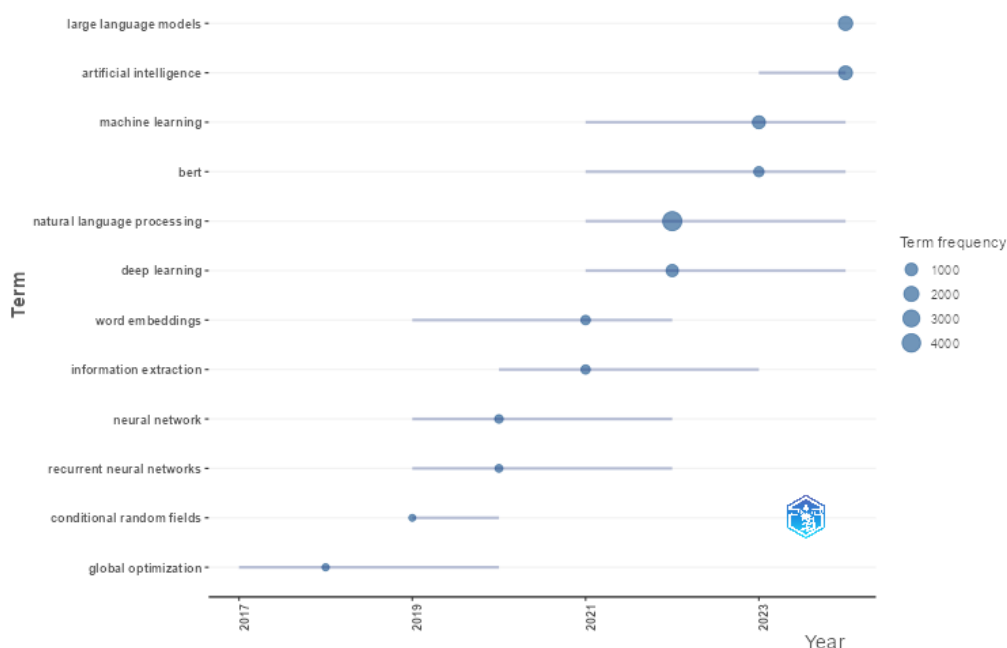


FIGURA 6 – Tópicos de investigação emergentes (*trend topics*), 2017–2024
(elaborado pelo autor)

4.2.1. Estrutura Conceptual

A rede de coocorrências foi construída a partir das palavras-chave atribuídas pelos autores, uma vez que tendem a refletir com maior precisão o conteúdo temático de cada publicação, em comparação com Keywords plus™ (Zhang et al., 2016). A rede resultante inclui 50 nodos, com exclusão de termos isolados.

O algoritmo de agregação selecionado foi “Walktrap”, eficaz para capturar estruturas de *clusters* em redes complexas, como redes de citação ou coautoria (Pons & Latapy, 2005).

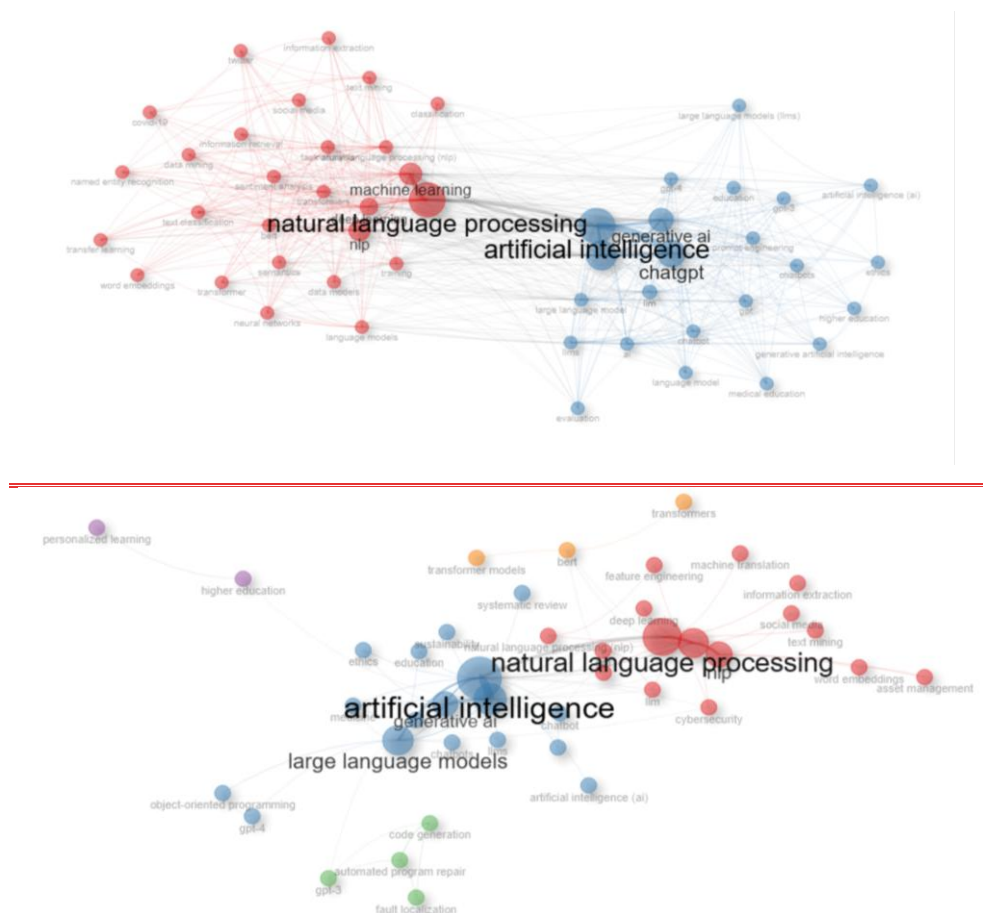


FIGURA 7 – Redes de coocorrência de palavras-chave de autores (Topo: UE; Base: Portugal)
(elaborado pelo autor)

Na Europa visualizam-se dois *clusters*, vermelho, que agrega os conceitos fundacionais e metodológicos de “Natural Language Processing” (NLP), e azul, que associa aplicações tais como “chatgpt”, “prompt engineering”, “chatbots”, “education”, “higher education”, “ethics” e “medical education”. O termo “artificial intelligence” é o centro deste *cluster* porque representa o conceito central sob o qual todas as inovações em modelos generativos e aplicações práticas de IA se desenvolvem, sendo também a principal ligação entre *clusters* devido à sua amplitude conceptual.

Em Portugal, verifica-se maior heterogeneidade. No *cluster* vermelho assumem-se termos com maior centralidade “natural language processing” (bem como o nodo “nlp”) e “machine learning”. Em contraparte, este *cluster* conecta com subáreas como “text mining”, “information extraction”, “cybersecurity”, “feature engineering” e

“machine translation”. A elevada centralidade destes termos evidencia que o *cluster* vermelho é a principal integração temática da rede, refletindo uma base, consolidada, de técnicas e aplicações clássicas de NLP, aprendizagem automática e suas extensões.

O *cluster* azul representa o domínio emergente e aplicado dos LLMs. Aqui, “artificial intelligence” destaca-se como termo central de toda a rede. As aplicações emergentes determinam-se pela presença de termos como “chatgpt” “generative ai”, “chatbot”, “ethics”, “healthcare” ou “sustainability”, indiciando a expansão das aplicações de IA para domínios sociais, educativos, éticos e de saúde.

O *cluster* verde concretiza aplicações informáticas com os termos “code generation” e “automated program repair”, refletindo a crescente integração de modelos de linguagem em tarefas de programação automática.

O *cluster* roxo inclui os tópicos “higher education” e “personalized learning”, ligados ao cluster azul através do nodo “generative ai”, denotando especialização em aplicações educacionais da IA através de IA generativa. Por fim, o *cluster* amarelo é composto por termos ligados à arquitetura de LLMs, como “bert”, “transformers” e “transformer models”. Face aos dados europeus, o maior número de *clusters* (ou segmentação) sugere presença nichos de investigação (especialização nas temáticas), com estudos que focam exclusivamente nas aplicações técnicas e metodológicas desses domínios.

A partir dos *clusters* anteriores, elaborou-se um mapa temático. Neste, os *clusters* da rede de coocorrência são apresentados como “bolhas” num gráfico, de acordo com a classificação de centralidade e densidade de Callon (Callon et al., 1991). As ocorrências de palavras no *cluster* determinam o tamanho do círculo. O eixo X representa a centralidade do *cluster* da rede (ou grau de interação com outros *clusters*), e mede a significância de um tema de estudo. O eixo Y representa a densidade, uma métrica da força interna de uma rede de *clusters* e do crescimento do tema (Cahlik, 2000; Cobo et al., 2011a).

Ao representar graficamente os temas, encontramos (1) temas motores (bem desenvolvidos e cruciais para estruturação de um tema de investigação), (2) temas de nicho (de relevância limitada), (3) temas emergentes ou em declínio (pouco desenvolvidos e/ou marginais), (4) temas básicos (fundamentais para questões de

investigação transdisciplinar).

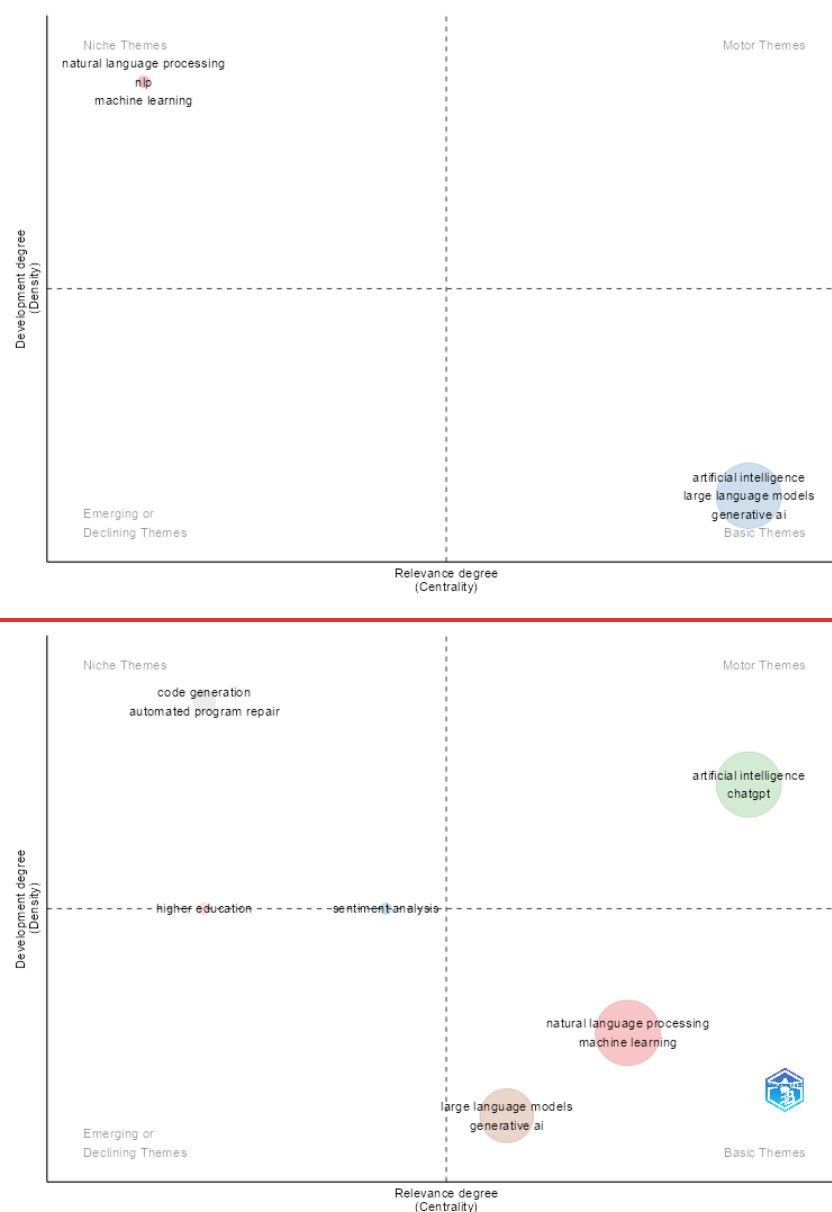


FIGURA 8 – Mapas temáticos de redes de coocorrência (Topo: UE; Base: Portugal)
(elaborado pelo autor)

A UE demonstra no primeiro quadrante do mapa temático o cluster vermelho (conceitos fundacionais) e no terceiro quadrante o *cluster* azul.

Estes resultados permitem duas inferências: 1) as tecnologias possuem grau de maturidade baixo (dado só existirem temas básicos e não motores) e 2) as tecnologias

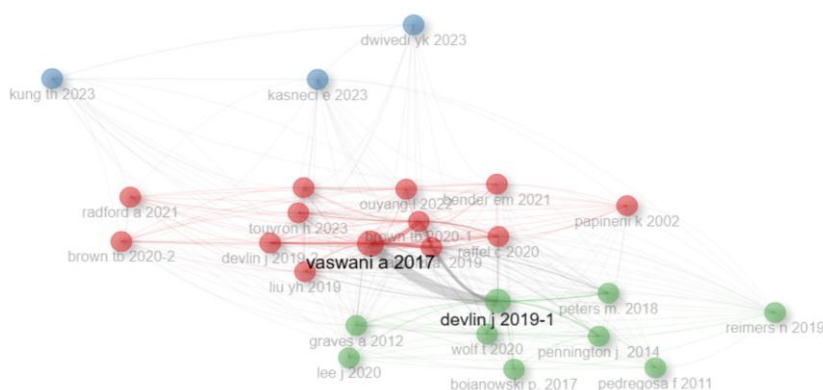
assumem elevado potencial de difusão para outros campos do conhecimento. Ambas as assunções convergem com a aceitação geral dos LLMs.

Em Portugal, denota-se complementaridade com a sua rede de coocorrências. As aplicações especializadas mencionadas ilustram-se como temas de nicho e/ou emergentes (excepto *cluster* “sentiment analysis” que se refere a estudos com LLMs para a referida análise). Contudo, este caso, mais atomizado, assume que as aplicações com chatgpt e de IA são as orientações futuras (temas motores). A diferença por comparação (com UE) poderá dever-se a Portugal aparentar maior aplicação da tecnologia a outros campos, em contraponto com a UE, que apresenta estudos relevantes no campo das ciências da computação (que tornam o domínio um tema básico).

4.2.2. Estrutura Intelectual

A análise de redes de cocitação visa identificar aquelas publicações mais debatidas e influentes dentro do campo de estudo, no período de referência.

Para construção gráfica, selecionaram-se 25 publicações com, pelo menos, seis cocitações, correspondente à média de citações por artigo.



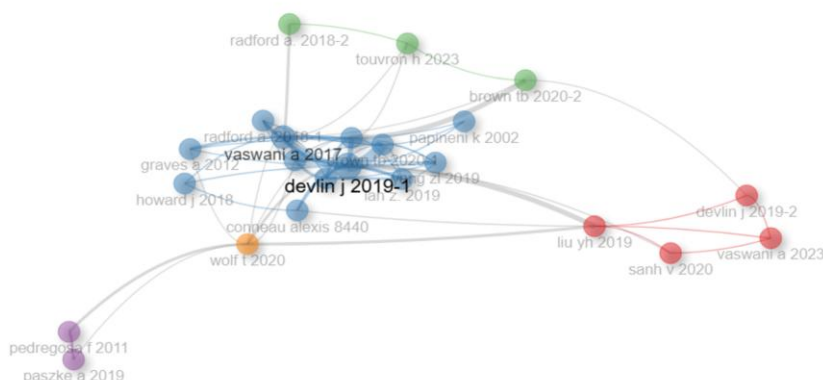


FIGURA 9 – Redes de cocitação (Topo: UE; Base: Portugal)
(elaborado pelo autor)

Na rede de cocitação comunitária, o *cluster* central (vermelho) compõe-se pelo conjunto de publicações que definem o estado da arte em NLP (e LLM). O nodo dominante é “vaswani a 2017” (“Attention is all you Need”), evidenciando o papel disruptivo e fundacional no campo dos LLMs. Constan igualmente “brown tb 2020-1” (GPT-3), “radford a. 2019” (GPT-2), “devlin j 2019-2” (“Bidirectional Encoder Representations from Transformers” – BERT), “touvron h 2023” (“Large Language Model Meta AI – LLaMA), outros artigos fundamentais em LLM baseados em atenção, destacando-se como o eixo central das transformações tecnológicas subsequentes (IA generativa). O *cluster* verde reúne conceitos técnicos e metodológicos que viabilizam materialização dos avanços, como “wolf t 2020” – biblioteca “Hugging Face Transformers”, que reúne ampla variedade de modelos, como BERT e GPT numa API (“Application Programming Interface”) para Python – ou “pedregosa f. 2011” – biblioteca Scikit-learn, biblioteca amplamente difundida para Python no campo de *machine learning*. Por sua vez, o *cluster* azul agrupa aplicações para além da ciência da computação (nos contextos de educação, saúde e ética).

Para Portugal, o quadro mantém-se aproximado, embora com variações. No *cluster* central permanecem artigos fundadores da temática, enquanto os *clusters* técnicos (para Python) encontram-se desagregados. A distância ao centro de “pedrosa f. 2011” é justificada pela diferença entre *machine learning* e LLM. Neste caso, o *cluster* vermelho salienta o algoritmo BERT (“devlin j 2019-2” – BERT; “liu yih 2019” – RoBERTa; “sanh

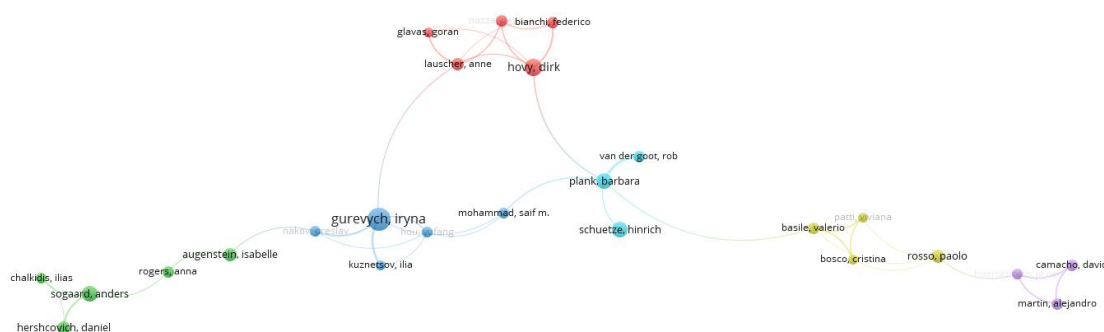
v 2020” – DistilBERT), enquanto o *cluster* verde denota o GPT, sendo para este caso difícil destacar aplicações transdisciplinares, sendo mais evidenciada a ferramenta que a finalidade.

4.2.3. Estrutura Social

Na análise da Estrutura Social objetiva-se verificar perfis de colaboração entre autores, instituições e países, através de redes de co-autoria.

4.2.3.1. Rede de coautoria por autor

O primeiro gráfico ilustra a rede de coautoria entre investigadores. A análise considerou os 25 autores com maior número de publicações e como critérios mínimos a existência de pelo menos 1) dois artigos e 2) seis citações, segundo a contagem fracionada, ao nível do autor (*author-level*). Nesta, é atribuído ponderador à publicação a cada coautor, com o peso indicando a parcela da publicação alocada a esse coautor (a soma dos pesos, de todos os coautores, de uma publicação é igual a um). A contagem fracionada fornece resultados adequadamente normalizados no campo, e estes resultados podem ser interpretados de uma forma muito mais direta do que os resultados obtidos utilizando a contagem completa (Waltman & van Eck, 2015).



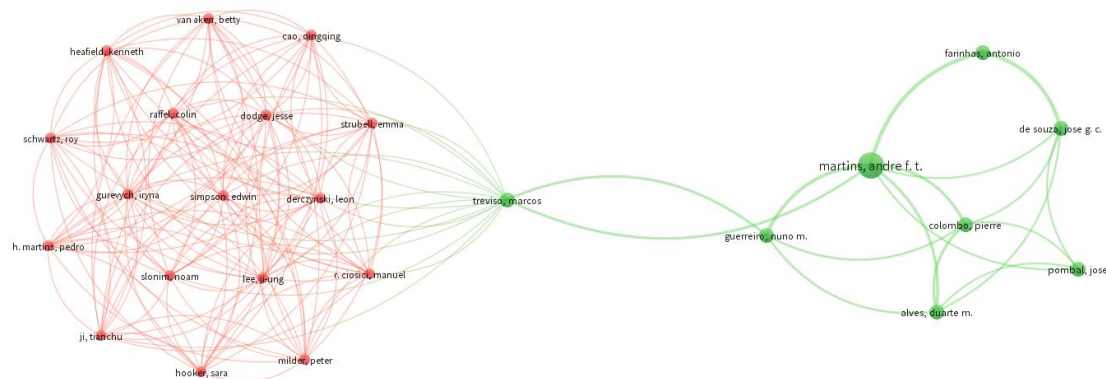


FIGURA 10 – Redes de coautoria por autor (Topo: UE; Base: Portugal)
(elaborado pelo autor)

No conjunto, a estrutura da rede europeia evidencia comunidades científicas organizadas por proximidade geográfica e/ou institucional, sendo o *cluster* principal (azul-escuro, centrado em Iryna Gurevych), transnacional, assumindo função agregadora entre nações. O *cluster* verde agrega investigadores da universidade de Copenhaga. O *cluster* vermelho destaca 3 (de 5) autores da Universidade de Bocconi, em Itália. Por sua vez o *cluster* azul-claro junta investigadores alemães. Este *cluster* liga-se com o vermelho através de Dirk Hovy, falante de alemão. O *cluster* amarelo denota autores de Itália, todavia sitiados em Torino. Ligam-se ao *cluster* roxo, de predominância espanhola, através de Paolo Rosso, também ele espanhol.

Em Portugal, a rede de coautoria demonstra uma separação clara entre duas comunidades científicas: uma internacional e diversificada e outra mais restrita e coesa, centrada (em Portugal) no IST, da Universidade de Lisboa.

A ligação entre *clusters* dá-se por Marcos Treviso. O autor, com atividade prolífica no período de análise, é pós-doutorado do nodo mais relevante da rede, André F. T. Martins, com H-index de 44 e 8576 citações desde 2020. Todos os outros membros pertencem ao IST. Daqui retira-se que a colaboração de maior impacto se deve potencialmente ao COMETKiwi, um modelo de avaliação automática de qualidade de tradução, altamente difundido, desenvolvido pelo IST (em conjunto com a UNBABEL, *spin-off* académica da mesma instituição).

4.2.3.2. Rede de coautoria por instituições

Na figura seguinte constam as redes de co-autoria entre instituições. Para a rede europeia (cima), foram selecionados 50 nodos no sentido de detetar instituições portuguesas. No caso da rede portuguesa, estabeleceram-se 25 nodos. De igual modo às redes anteriores, determinou-se média de citações como critério mínimo.

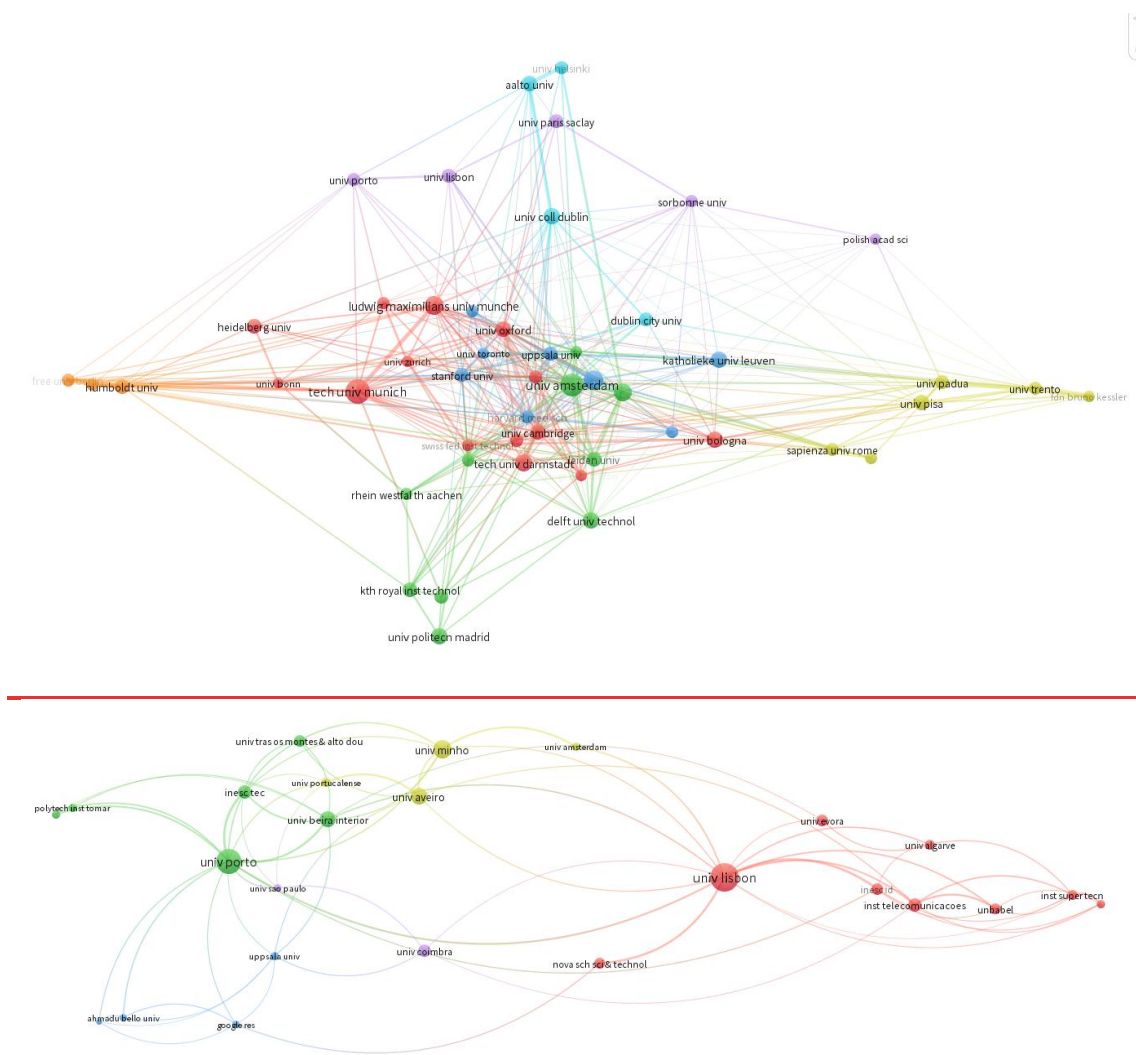


FIGURA 11 – Redes de coautoria por instituição (Topo: UE; Base: Portugal)
(elaborado pelo autor)

No plano europeu, os *clusters* mais densos (vermelho e verde) ocupam o centro da rede, denotando o papel de liderança das universidades alemãs, britânicas e neerlandesas, enquanto os *clusters* regionais (amarelo, laranja, azul-claro) ocupam

posições periféricas, mantendo ligações com o núcleo central.

No conjunto, a estrutura revela um ecossistema científico europeu altamente colaborativo, com polos nacionais e regionais integrados num espaço internacional, onde nodos como a University of Amsterdam, Technical University of Munich, Ludwig Maximilians Universität München, University of Cambridge e University of Oxford assumem-se determinantes.

O *cluster* azul-escuro aparenta agregar colaborações extracomunitárias com âmbitos aplicacionais ligados às ciências da saúde e biomédica – devido à presença de Harvard Medical School e publicações de impacto de Stanford na temática (como “Adapted large language models can outperform medical experts in clinical text summarization”, Dave Van Veen, 2024 e “Automated deidentification of radiology reports combining transformer and “hide in plain sight” rule-based methods” de Pierre J Chambon), que se destacam como um dos campos mais explorados das aplicações transdisciplinares dos LLM.

O *cluster* roxo, resume a relação de cooperação científica aproximada que a Universidade de Lisboa dispõe com a Paris Saclay. Salientam-se os projetos Horizonte Europa (como UniDive) e redes científicas (ELLIS Unit Lisbon).

No *cluster* amarelo, que agrupa centros de investigação e universidades italianas, como Fondazione Bruno Kessler, Sapienza Università di Roma, Università di Milano, Università di Padova, Università di Pisa e Università di Trento, destaca-se elevado peso de colaborações regionais e nacionais. O mesmo sucede nos *clusters* azul-claro, composto por Aalto University, Dublin City University, University College Dublin e University of Helsinki, e o *cluster* laranja, que inclui Charité Universitätsmedizin Berlin, Free University of Berlin e Humboldt University, representando a colaboração entre as principais universidades de Berlim.

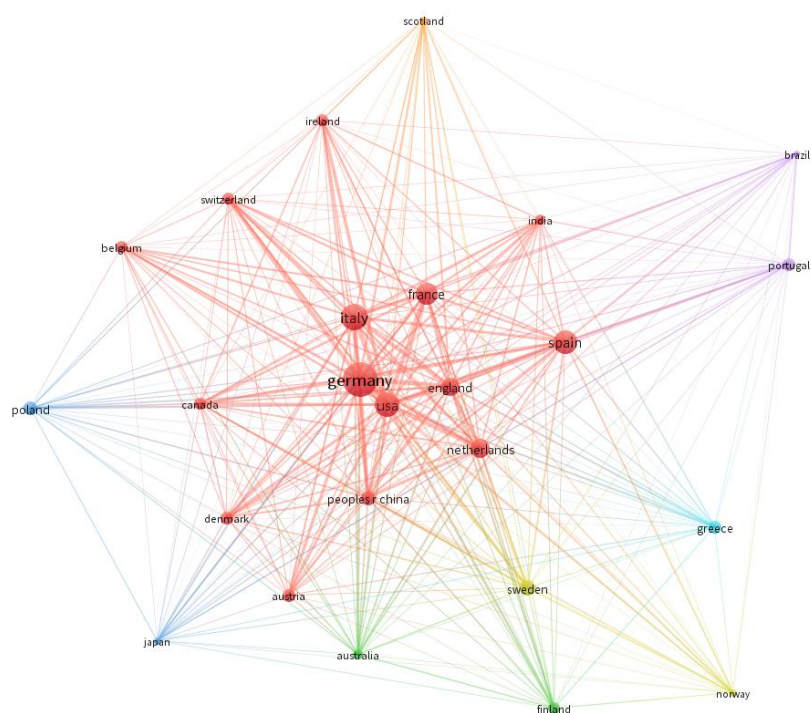
Corrobora-se, portanto, que redes de coautoria em ciências da computação exibem uma tendência para a “estrutura de mundo pequeno” (Newman, 2001).

No que a Portugal concerne, destacam-se dois *clusters* liderados por Lisboa e Porto (em paridade com a rede europeia), denotando uma comunidade colaborativa centralizada nos centros urbanos, com foco regional (Norte e Centro vs Área Metropolitana de Lisboa e Sul). Destaca-se na Região Norte maior propensão a colaborações internacionais, pela maior proximidade do nodo da Universidade do Porto para com as

instituições Google Inc, as Universidades de Uppsala e Ahmadu Bello, que formam um *cluster* próprio de instituições internacionais, enquanto a universidade do Minho e Aveiro exibem uma rede de maior produtividade com a Universidade de Amesterdão. Nota final para a Universidade de Coimbra, que se assume isolada na temática.

4.2.3.3. Rede de coautoria por países

Nas figuras abaixo, visualizam-se as redes de co-autoria entre países para Europa e Portugal, considerando 25 nodos.



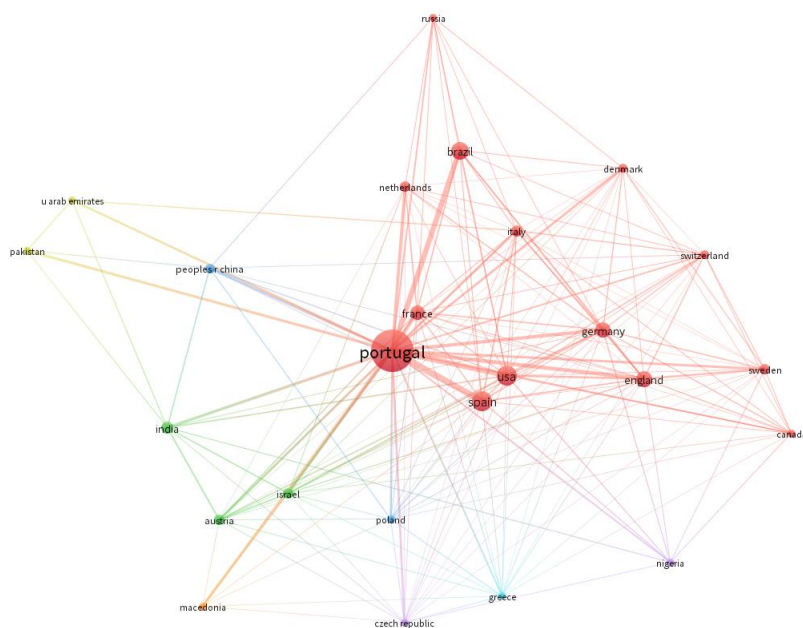


FIGURA 12 – Redes de coautoria por país (Topo: UE; Base: Portugal)
(elaborado pelo autor)

A Europa mostra um núcleo central compacto (*cluster* vermelho), que inclui as principais potências científicas e tecnológicas: Alemanha (nodo mais relevante), França, Itália, Espanha, Inglaterra, Países Baixos, Suíça, Áustria, Bélgica, Dinamarca, Irlanda, Índia, Canadá, EUA e China.

A presença de países extracomunitários (excluídos do dataset) neste *cluster* demonstra o seu impacto global na investigação de LLM. O *cluster* central surge rodeado por pequenos *clusters* regionais que representam colaborações bilaterais, devido a especializações próprias ou ligações linguísticas e culturais (como o caso Brasil-Portugal, Escandinávia). Nestas redes (periféricas), a agregação Austrália-Finlândia justifica-se através de especializações temáticas dentro do campo da ética, enquanto o Japão-Polónia possuem artigos de impacto nas áreas de cibersegurança e blockchain. Escócia e Grécia ocupam *clusters* únicos, subentendo colaborações esporádicas, pontuais ou restritas a poucos parceiros e ainda especialização temática. Segundo a figura, Portugal assume uma rede de colaboração privilegiada com a Brasil (lusofonia) sendo Espanha o seu principal nodo de acesso a colaborações com países de elevado impacto (efeito de proximidade geográfica).

Quanto à rede de co-autoria incidente em Portugal, tem-se no *cluster* vermelho 13

países, excluindo o primeiro, composto por França, Alemanha, Itália, Espanha, Inglaterra, Suíça, Suécia, Dinamarca, Países Baixos, Rússia, Brasil, Canadá e EUA. Face à figura europeia, reforça a proximidade portuguesa do Brasil fruto da língua comum. O *cluster* verde, Áustria, Índia, Israel surge o segundo, e último *cluster* relevante na rede de coautoria, refletindo colaborações temáticas ou regionais específicas. Os restantes *clusters*, ora distantes ao centro ora de nodo único, denotam colaboração mais restrita entre si e com o núcleo central, sugerindo especialização temática ou barreiras linguísticas/culturais que limitam a integração plena na rede dominante.

A principal relação a retirar da figura assume-se a necessidade premente de reforço colaboração sino-portuguesa, algo que poderia ser encadeado através das relações históricas com Macau. Ademais, Portugal poderia reforçar laços científicos com a Comunidade dos Países de Língua Oficial Portuguesa.

5. CONCLUSÕES

O presente trabalho procurou caracterizar a posição de Portugal no contexto global e europeu da investigação académica em LLMs, recorrendo a uma abordagem bibliométrica que articulou análise de desempenho e *science mapping*. O objetivo central consistiu em mapear as dinâmicas de investigação nacional e internacional, nomeadamente produtividade e impacto, identificar padrões de colaboração, especialização temática e posicionamento relativo de Portugal face aos principais atores europeus e globais, segundo a questão de investigação: “*Quais as dinâmicas de investigação académica e foco aplicacional dos LLMs em Portugal?*”

A nível global, confirma-se a liderança dos EUA e China na produção científica em LLMs. Em perspetiva relativa, no que à produtividade concerne, a UE assume-me a região comparada que garante maior economicidade face a todos os indicadores (excluindo intensidade de I&D, atrás dos EUA). Tal observação poderá sustentar que maior alocação absoluta de recursos em IA tornaria a UE a mais competitiva no domínio. No que a impacto concerne, esta alocação europeia possibilitaria uma aceleração face à China, e convergência perante os EUA. Este segundo país domina o impacto científico global no campo, com notável distinção, ilustrando como primeiros inovadores, ao fixarem padrões tecnológicos, capturam parte desproporcional do mercado e da atenção científica (Arthur, 1989).

Portugal destaca-se pela eficiência relativa do seu sistema científico e pela integração progressiva em redes internacionais, convertendo recursos limitados em resultados expressivos face à dimensão económica e científica nacional.

Entre 2017 e 2024, a produção científica portuguesa em LLMs apresentou elevada produtividade relativa ao GERD, atingindo 132,81 artigos por mM de USD investido, superando amplamente EUA e UE. O desempenho indica eficiência acrescida na conversão de recursos financeiros em resultados científicos. Quando ajustado ao PIB, Portugal mantém o comportamento.

Em perspetiva de impacto científico, Portugal regista desempenho mais modesto, revelando limitações na visibilidade internacional e na capacidade de difusão dos resultados oriundos da academia, em parte explicadas pela ausência de infraestruturas de investigação de fronteira (algo observado nos indicadores associados aos investigadores).

Ainda assim, Portugal supera economias mais robustas como Suécia e Bélgica, quando ponderada a despesa em I&D.

A análise de palavras-chave, associada com a evolução de revistas mais proeminentes nos períodos 2017-2020 e 2021-2024, confirma a transição de uma investigação centrada no desenvolvimento tecnológico dos LLMs para uma fase de difusão e aplicação transdisciplinar.

O *science mapping*, efetuado entre 2021-2024, permitiu identificar especializações temáticas claras. A análise das redes de coautoria, tanto entre autores, instituições, e países, revela padrões determinantes para compreender a dinâmica da investigação em LLMs em Portugal e na UE.

No que diz respeito à coautoria entre autores, observa-se que a rede europeia é marcada pela presença de grandes *clusters* transnacionais, que agregam, sobretudo, colaborações entre universidades alemãs, francesas, britânicas e de outros países de topo. Em *clusters* periféricos reflete-se a formação de estruturas de mundo pequeno. Na rede de coautoria portuguesa observa-se uma rede estável centrada no IST e liderado por investigadores como André F. T. Martins, cujo trabalho em modelos de avaliação automática de tradução (COMETKiwi) revela impacto internacional.

A análise das instituições confirma a concentração da produção científica nos grandes centros urbanos europeus, com destaque para universidades alemãs, britânicas e neerlandesas, que funcionam como hubs de inovação e colaboração. Em Portugal, Lisboa e Porto lideram a produção, mantendo colaborações estratégicas com instituições de referência como a Université Paris-Saclay e a University of Amsterdam. No âmbito nacional, das interações observadas, o isolamento evidenciado na Universidade de Coimbra suscita eventual necessidade de reforço de políticas de ciência e tecnologia que promovam a integração regional na investigação em LLMs.

A análise da coautoria entre países demonstra um núcleo compacto formado por Alemanha, França, Itália, Espanha, Países Baixos na investigação em LLMs.

Portugal posiciona-se com colaborações privilegiadas com o Brasil, Espanha e, em menor grau, com países do norte da Europa. Evidenciam-se parcerias sino-portuguesas e com países da CPLP limitadas.

O reforço da colaboração científica e tecnológica com a China assume particular relevância pelo fazer-utilizar-interagir com soluções tecnologicamente avançadas, economicamente mais viáveis que as norte-americanas, onde o domínio de técnicas de treino, ajuste e otimização de modelos depende em grande medida da experiência acumulada e da aprendizagem em contexto real, tipicamente de difícil transferência (*sticky*) (Jensen et al., 2007; von Hippel, 1994).

Para estudos futuros, sugere-se o enfoque nas seguintes lacunas identificadas:

1) O estudo focou o período de 2017 a 2024, o foco nesse período corresponde a uma delimitação temporal que pode não captar ciclos de maturação tecnológica e tendências de longo prazo;

2) A delimitação aos países mais prolíficos da UE e, principalmente, ao benchmark internacional (EUA e China) não capta dinâmicas de atores considerados relevantes no âmbito (tal como Índia, Reino Unido e Suíça);

3) A utilização de repositórios de artigos não validados por pares, embora imprescindível no campo da IA, levanta considerações quanto à validade de uma quantidade indeterminada de artigos quantificados;

4) Em comparação com o conjunto europeu, o número de publicações portuguesas é relativamente pequeno. Amostras reduzidas aumentam a variabilidade dos resultados e limitam a capacidade de inferência estatística, tornando difícil identificar padrões robustos ou tendências claras;

5) A definição de “NLP” e “GPT” pode ser ambígua (Neuro-Linguistic Programming e General Purpose Technologies, por exemplo). Embora realizado pré-processamento, esta ambiguidade pode incluir publicações descontextualizadas;

6) Embora exista sustentação científica na seleção do método de agregação “Walktrap”, estudos apontam para melhores resultados aquando recurso ao método “Louvain” (Šubelj et al., 2016);

7) A análise bibliométrica foca-se em artigos científicos e conferências, excluindo propriedade intelectual e outros “outputs” de inovação, limitando a avaliação do impacto real da investigação em LLMs na sociedade. Embora não ocorra apropriação industrial na Europa de software, o recurso a técnicas altimétricas pode trazer novas e relevantes perspetivas, sendo que será sempre possível avaliar patentes de IA europeias noutras jurisdições.

REFERÊNCIAS

- Agência Lusa. (2025, January 22). Trump anuncia acordo para investimento de 500 mil milhões de dólares em IA. *Expresso*.
<https://expresso.pt/internacional/eua/2025-01-22-trump-anuncia-acordo-para-investimento-de-500-mil-milhoes-de-dolares-em-ia-1b7e57c1>
- Aria, M., & Cuccurullo, C. (2017). bibliometrix: An R-tool for comprehensive science mapping analysis. *Journal of Informetrics*, 11(4), 959–975.
<https://doi.org/10.1016/j.joi.2017.08.007>
- Arthur, W. B. (1989). Competing Technologies, Increasing Returns, and Lock-In by Historical Events. *The Economic Journal*, 99(394), 116.
<https://doi.org/10.2307/2234208>
- Awang Jambol, Dg. J., Hassan, N., Mohamad Ridzuan, M. I., Zakaria, N. S., Zakaria, Z., & Awang Jambol, N. (2025). Unveiling AI in Education: A Global Bibliometric Review of Research Trends, Key Theories, and Innovations. *ASEAN Artificial Intelligence Journal*, 1(1), 46–61.
<https://doi.org/10.37934/aij.1.1.4661>
- Bender, E. M., Gebru, T., McMillan-Major, A., & Shmitchell, S. (2021). On the dangers of stochastic parrots: Can language models be too big? *FACCT 2021 - Proceedings of the 2021 ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency*, 610–623. <https://doi.org/10.1145/3442188.3445922>
- Block, J. H., & Fisch, C. (2020). Eight tips and questions for your bibliographic study in business and management research. *Management Review Quarterly*, 70(3), 307–312. <https://doi.org/10.1007/s11301-020-00188-4>
- Bommasani, R., Hudson, D. A., Adeli, E., Altman, R., Arora, S., von Arx, S., Bernstein, M. S., Bohg, J., Bosselut, A., Brunskill, E., Brynjolfsson, E., Buch, S., Card, D., Castellon, R., Chatterji, N., Chen, A., Creel, K., Davis, J. Q., Demszky, D., ... Liang, P. (2021). *On the Opportunities and Risks of Foundation Models*. <http://arxiv.org/abs/2108.07258>
- Brown, T. B., Mann, B., Ryder, N., Subbiah, M., Kaplan, J., Dhariwal, P., Neelakantan, A., Shyam, P., Sastry, G., Askell, A., Agarwal, S., Herbert-Voss, A., Krueger, G., Henighan, T., Child, R., Ramesh, A., Ziegler, D. M., Wu, J.,

- Winter, C., ... Amodei, D. (2020). *Language Models are Few-Shot Learners*. <http://arxiv.org/abs/2005.14165>
- Brynjolfsson, E., Rock, D., & Syverson, C. (2017). *Artificial Intelligence and the Modern Productivity Paradox: A Clash of Expectations and Statistics*. <https://doi.org/10.3386/w24001>
- Cahlik, T. (2000). Comparison of the Maps of Science. *Scientometrics*, 49(3), 373–387. <https://doi.org/10.1023/A:1010581421990>
- Callon, M., Courtial, J. P., & Laville, F. (1991). Co-word analysis as a tool for describing the network of interactions between basic and technological research: The case of polymer chemistry. *Scientometrics*, 22(1), 155–205. <https://doi.org/10.1007/BF02019280>
- Carreño, I. D. V. G. (2025). Reflections on ChatGPT in the Field of Social Sciences: A Bibliometric Study. *European Educational Researcher*, 8(1), 5–28.
- Cherukuvada, S., R, K., Bhagyalakshmi, A., Reddy, R., Vani, N., & Roseline, R. (2025). Generative AI Meets IoT: Transformative Applications and Emerging Paradigms. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.5080682>
- Cobo, M. J., López-Herrera, A. G., Herrera-Viedma, E., & Herrera, F. (2011a). An approach for detecting, quantifying, and visualizing the evolution of a research field: A practical application to the Fuzzy Sets Theory field. *Journal of Informetrics*, 5(1), 146–166. <https://doi.org/10.1016/j.joi.2010.10.002>
- Cobo, M. J., López-Herrera, A. G., Herrera-Viedma, E., & Herrera, F. (2011b). Science mapping software tools: Review, analysis, and cooperative study among tools. *Journal of the American Society for Information Science and Technology*, 62(7), 1382–1402. <https://doi.org/10.1002/asi.21525>
- Cole, S., & Meyer, G. (1985). Little science, big science revisited. *Scientometrics*, 7(3–6), 443–458.
- Crafts, N. (2021). Artificial intelligence as a general-purpose technology: an historical perspective. *Oxford Review of Economic Policy*, 37(3), 521–536. <https://doi.org/10.1093/oxrep/grab012>
- de Cerqueira, J. S., Kemell, K.-K., Rousi, R., Xi, N., Hamari, J., & Abrahamsson, P. (2025). Mapping trustworthiness in large language models: A bibliometric analysis bridging theory to practice. *ArXiv Preprint ArXiv:2503.04785*.

- Denegri–Velarde, M. I., Solis-Trujillo, B. P., Gabriel-Tirajaya, J. R., Calla-Vásquez, K. M., Flores-Cáceres, R., Grajeda-Montalvo, A. T., & Romero-Carazas, R. (2024). ChatGPT and Artificial Intelligence: A Bibliometric Analysis in Latin America. *Int. J. Religion*, 5(5), 931–939.
- Devlin, J., Chang, M.-W., Lee, K., & Toutanova, K. (2019). Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. *Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, Volume 1 (Long and Short Papers)*, 4171–4186.
- Ding, Y., Rousseau, R., & Wolfram, D. (Eds.). (2014). *Measuring Scholarly Impact*. Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-10377-8>
- Donthu, N., Kumar, S., Mukherjee, D., Pandey, N., & Lim, W. M. (2021). How to conduct a bibliometric analysis: An overview and guidelines. *Journal of Business Research*, 133, 285–296. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2021.04.070>
- Fan, L., Li, L., Ma, Z., Lee, S., Yu, H., & Hemphill, L. (2024). A bibliometric review of large language models research from 2017 to 2023. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, 15(5), 1–25.
- Franceschet, M. (2010). A comparison of bibliometric indicators for computer science scholars and journals on Web of Science and Google Scholar. *Scientometrics*, 83(1), 243–258. <https://doi.org/10.1007/s11192-009-0021-2>
- Gencer, G., & Gencer, K. (2025). Large Language Models in Healthcare: A Bibliometric Analysis and Examination of Research Trends. *Journal of Multidisciplinary Healthcare*, 18, 223–238. <https://doi.org/10.2147/JMDH.S502351>
- Hirsch, J. E. (2005). *An index to quantify an individual's scientific research output*. www.pnas.org/cgi/doi/10.1073/pnas.0507655102
- Hu, K. (2023, February 2). ChatGPT Sets Record for Fastest-Growing User Base - Analyst Note. *Reuters*. <https://www.reuters.com/technology/chatgpt-sets-record-fastest-growing-user-base-analyst-note-2023-02-01/>
- Jaffe, A. B. (1989). Real Effects of Academic Research. *The American Economic Review*, 79(5), 957–970. <http://www.jstor.org/stable/1831431>

- Jensen, M. B., Johnson, B., Lorenz, E., & Lundvall, B. Å. (2007). Forms of knowledge and modes of innovation. *Research Policy*, 36(5), 680–693. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2007.01.006>
- Ji, X., Wu, X., Deng, R., Yang, Y., Wang, A., & Zhu, Y. (2025). Utilizing large language models for identifying future research opportunities in environmental science. *Journal of Environmental Management*, 373, 123667. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2024.123667>
- Khan, N., Khan, Z., Koubaa, A., Khan, M. K., & Salleh, R. bin. (2024). Global insights and the impact of generative AI-ChatGPT on multidisciplinary: a systematic review and bibliometric analysis. *Connection Science*, 36(1). <https://doi.org/10.1080/09540091.2024.2353630>
- Klinger, J., Mateos-Garcia, J., & Stathoulopoulos, K. (2021). Deep learning, deep change? Mapping the evolution and geography of a general purpose technology. *Scientometrics*, 126(7), 5589–5621. <https://doi.org/10.1007/s11192-021-03936-9>
- Larivière, V., Sugimoto, C. R., Macaluso, B., Milojević, S., Cronin, B., & Thelwall, M. (2014). arXiv E-prints and the journal of record: An analysis of roles and relationships. *Journal of the Association for Information Science and Technology*, 65(6), 1157–1169. <https://doi.org/https://doi.org/10.1002/asi.23044>
- Liang, W., Zhang, Y., Wu, Z., Lepp, H., Ji, W., Zhao, X., Cao, H., Liu, S., He, S., & Huang, Z. (2024). Mapping the increasing use of LLMs in scientific papers. *ArXiv Preprint ArXiv:2404.01268*.
- Lin, J., Yu, Y., Zhou, Y., Zhou, Z., & Shi, X. (2020). How many preprints have actually been printed and why: a case study of computer science preprints on arXiv. *Scientometrics*, 124(1), 555–574. <https://doi.org/10.1007/s11192-020-03430-8>
- Liu, L., Qu, S., Zhao, H., Kong, L., Xie, Z., Jiang, Z., & Zou, P. (2024). Global trends and hotspots of ChatGPT in medical research: a bibliometric and visualized study. *Frontiers in Medicine*, 11, 1406842. <https://doi.org/10.3389/fmed.2024.1406842>
- Mansfield, E. (1991). Academic research and industrial innovation. *Research Policy*,

- 20(1), 1–12. [https://doi.org/10.1016/0048-7333\(91\)90080-A](https://doi.org/10.1016/0048-7333(91)90080-A)
- Merigó, J. M., Pedrycz, W., Weber, R., & de la Sotta, C. (2018). Fifty years of Information Sciences: A bibliometric overview. *Information Sciences*, 432, 245–268. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ins.2017.11.054>
- Nelson, R. R. (1986). Institutions Supporting Technical Advance in Industry. *The American Economic Review*, 76(2), 186–189. <http://www.jstor.org/stable/1818761>
- Newman, M. E. (2001). The structure of scientific collaboration networks. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 98(2), 404–409. <https://doi.org/10.1073/pnas.98.2.404>
- Noyons, E. C. M., Moed, H. F., & Van Raan, A. F. J. (1999). Integrating research performance analysis and science mapping. *Scientometrics*, 46(3), 591–604. <https://doi.org/10.1007/BF02459614>
- OECD. (2025a). *Main Science and Technology Indicators (MSTI)*. OECD Publishing. <https://data-explorer.oecd.org/>
- OECD. (2025b). *National Accounts at a Glance*. OECD Publishing. <https://data-explorer.oecd.org>
- Öztürk, O., Kocaman, R., & Kanbach, D. K. (2024). How to design bibliometric research: an overview and a framework proposal. *Review of Managerial Science*, 18(11), 3333–3361. <https://doi.org/10.1007/s11846-024-00738-0>
- Pereira, H. (2024, November 20). *Técnico researchers are part of the team that will create the Portuguese large language model AMALIA*. <https://Tecnico.Ulisboa.Pt/En/News/Tecnico-Researchers-Are-Part-of-the-Team-That-Will-Create-the-Portuguese-Large-Language-Model-Amalia/>.
- Polyportis, A., & Pahos, N. (2024). Navigating the perils of artificial intelligence: a focused review on ChatGPT and responsible research and innovation. *Humanities and Social Sciences Communications*, 11(1), 107. <https://doi.org/10.1057/s41599-023-02464-6>
- Pons, P., & Latapy, M. (2005). Computing Communities in Large Networks Using Random Walks. In pInar Yolum, T. Güngör, F. Gürgen, & C. Özturan (Eds.), *Computer and Information Sciences - ISCIS 2005* (pp. 284–293). Springer Berlin Heidelberg.

- Pritchard, A. (1969). Statistical bibliography or bibliometrics. *Journal of Documentation*, 25, 348.
- Radford, A., Narasimhan, K., Salimans, T., & Sutskever, I. (2018). *Improving language understanding by generative pre-training*.
- Radford, A., Wu, J., Child, R., Luan, D., Amodei, D., & Sutskever, I. (2019). Language models are unsupervised multitask learners. *OpenAI Blog*, 1(8), 9.
- Raman, R., Nair, V. K., & Prasad, N. H. (2024). Generative AI Research: ChatGPT Research in the Asia–Pacific Region—Demographic and Thematic Trends. In A. Hamdan & U. Braendle (Eds.), *Harnessing AI, Machine Learning, and IoT for Intelligent Business: Volume 2* (pp. 539–554). Springer Nature Switzerland. https://doi.org/10.1007/978-3-031-66218-8_42
- Raza, M., Jahangir, Z., Riaz, M. B., Saeed, M. J., & Sattar, M. A. (2025). Industrial applications of large language models. *Scientific Reports*, 15(1), 13755. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-98483-1>
- Roose, K. (2023, February 3). How ChatGPT Kicked Off an AI Arms Race. *The New York Times*. <https://www.nytimes.com/2023/02/03/technology/chatgpt-openai-artificial-intelligence.html>
- Sandu, A., Cotfas, L.-A., Stănescu, A., & Delcea, C. (2024). A Bibliometric Analysis of Text Mining: Exploring the Use of Natural Language Processing in Social Media Research. *Applied Sciences*, 14(8), 3144. <https://doi.org/10.3390/app14083144>
- Schmidt, E., Work, B., Catz, S., Chien, S., Darby, C., Ford, K., Griffiths, J., Horvitz, E., Jassy, A., Mark, W., Matheny, J., McFarland, K., & Moore, A. (2021). *Final Report: National Security Commission on Artificial Intelligence (AI)*.
- Sekwatlakwatla, S. P., & Malele, V. (2023). A Bibliometric Analysis of Generative Artificial Intelligence Chatbots in Higher Education: A Case Study of African Countries Collaborating with Developing Nations. *International Journal of Education and Development Using Information and Communication Technology*, 19(3), 39–49.
- Shen, Y., Heacock, L., Elias, J., Hentel, K. D., Reig, B., Shih, G., & Moy, L. (2023). ChatGPT and Other Large Language Models Are Double-edged Swords. In *Radiology* (Vol. 307, Issue 2). Radiological Society of North America Inc.

<https://doi.org/10.1148/RADIOL.230163>

- Small, H. (1999). Visualizing science by citation mapping. *Journal of the American Society for Information Science*, 50(9), 799–813.
[https://doi.org/https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1097-4571\(1999\)50:9<799::AID-ASI9>3.0.CO;2-G](https://doi.org/https://doi.org/10.1002/(SICI)1097-4571(1999)50:9<799::AID-ASI9>3.0.CO;2-G)
- Šubelj, L., van Eck, N. J., & Waltman, L. (2016). Clustering Scientific Publications Based on Citation Relations: A Systematic Comparison of Different Methods. *PloS One*, 11(4), e0154404. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0154404>
- Turing, A. M. (1950). Computing Machinery and Intelligence. *Mind*, LIX(236), 433–460. <https://doi.org/10.1093/mind/LIX.236.433>
- Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, L., & Polosukhin, I. (2017). *Attention Is All You Need*. <http://arxiv.org/abs/1706.03762>
- von Hippel, E. (1994). “Sticky Information” and the Locus of Problem Solving: Implications for Innovation. *Management Science*, 40(4), 429–439. <https://doi.org/10.1287/mnsc.40.4.429>
- Waltman, L., & van Eck, N. J. (2015). Field-normalized citation impact indicators and the choice of an appropriate counting method. *Journal of Informetrics*, 9(4), 872–894. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.joi.2015.08.001>
- Zhang, J., Yu, Q., Zheng, F., Long, C., Lu, Z., & Duan, Z. (2016). Comparing keywords plus of WOS and author keywords: A case study of patient adherence research. *Journal of the Association for Information Science and Technology*, 67(4), 967–972. <https://doi.org/https://doi.org/10.1002/asi.23437>
- Zupic, Ivan, & Čater, Tomaž. (2014). Bibliometric Methods in Management and Organization. *Organizational Research Methods*, 18(3), 429–472. <https://doi.org/10.1177/1094428114562629>

ANEXOS



ANEXO A – Fluxo de processamento do dataset

ANEXO B – Estatísticas sumárias do *dataset* (completo e focado em Portugal)

Descrição	Dataset _(completo)	Dataset _(Portugal)
INFORMAÇÃO PRINCIPAL SOBRE OS DADOS		
Período temporal	2017–2024	2017–2024
Fontes (Revistas, Livros, etc.)	7540	189
Documentos	32582	213
Referências	671692	8117
CONTEÚDO DOS DOCUMENTOS		
Keywords Plus (ID)	10483	215
Palavras-chave de autor (DE)	46278	722
AUTORES		
Autores	72253	846
Autores de documentos de autoria individual	1080	10
TIPOS DE DOCUMENTO		
Artigo	14502	85
Artigo; capítulo de livro	2	1
Artigo; “data paper”	23	3
Artigo; “early access”	289	4
Artigo; “early access”; publicação retratada	2	0
Artigo; comunicação em conferência	103	0
Artigo; publicação retratada	31	0
Comunicação em conferência	17117	120
Outros	513	0

ANEXO C – Evolução normalizada da produção científica entre 2017 e 2024

Ano	Região	Produtividade em função do PIB (por USD x 10 ⁹)	Produtividade por despesa em I&D (por USD x 10 ⁹)	Produtividade por investigador (por ETI)	Produtividade em função da intensidade de I&D (por p.p.)
2017	EU	0,02	0,95	0,18	8,11
	EUA	0,02	0,48	0,27	15,86
	China	0,01	0,53	0,08	6,40
	Portugal	0,03	2,02	0,16	0,17
2018	EU	0,06	2,62	0,49	22,29
	EUA	0,04	1,14	0,65	37,54
	China	0,04	1,41	0,22	17,09
	Portugal	0,06	3,43	0,27	0,29
2019	EU	0,12	5,60	1,05	47,72
	EUA	0,08	2,43	1,38	80,04
	China	0,08	3,25	0,51	39,53
	Portugal	0,14	8,48	0,67	0,71
2020	EU	0,24	11,02	2,06	93,87
	EUA	0,14	4,16	2,36	136,96
	China	0,17	6,72	1,05	81,67
	Portugal	0,35	20,79	1,65	1,74
2021	EU	0,43	20,04	3,75	170,67
	EUA	0,25	7,11	4,04	234,27
	China	0,32	12,51	1,96	152,08
	Portugal	0,51	30,27	2,40	2,53
2022	EU	0,73	33,99	6,35	289,44
	EUA	0,36	10,48	5,96	345,23
	China	0,56	21,63	3,39	263,01
	Portugal	0,83	49,25	3,91	4,12
2023	EU	1,17	54,80	10,25	466,72
	EUA	0,55	16,02	9,10	527,62
	China	0,91	35,21	5,52	428,11
	Portugal	1,42	83,76	6,64	7,01
2024	EU	2,13	99,23	18,55	845,14
	EUA	0,95	27,66	15,72	911,19
	China	1,68	65,04	10,20	790,79
	Portugal	2,25	132,81	10,53	11,11

ANEXO D – Publicações, por instituição portuguesa, e ranking académico

Instituição	Publicações	ARWU	Instituição	Publicações	ARWU
UNIVERSIDADE DE LISBOA	11	201–300	UNIVERSIDADE DE LISBOA	62	201–300
UNIVERSIDADE DE AVEIRO	9	401–500	UNIVERSIDADE DO PORTO	52	201–300
UNIVERSIDADE DO PORTO	9	301–400	INESC TEC	26	N/A
INESC TEC	5	N/A	UNIVERSIDADE DE AVEIRO	18	401–500
INESC-ID	5	N/A	INESC-ID	17	N/A
UNIVERSIDADE DO MINHO	5	501-600	UNIVERSIDADE NOVA DE LISBOA	17	701-800
INSTITUTO POLITECNICO DE BRAGANCA	3	N/A	UNIVERSIDADE DO MINHO	13	501-600
INSTITUTO UNIVERSITARIO DE LISBOA	3	N/A	UNIVERSIDADE OF EVORA	12	N/A
UNIVERSIDADE DA BEIRA INTERIOR	3	N/A	UNIVERSIDADE DE TRÁS-OS-MONTES E ALTO DOURO	12	N/A
UNIVERSIDADE DE COIMBRA	2	501-600	UNIVERSIDADE LUSÓFONA	11	N/A