



PROJETOS DE PESQUISA E DESENVOLVIMENTO RELACIONADOS À ADOÇÃO DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL NA CADEIA DE SUPRIMENTOS

RESEARCH AND DEVELOPMENT PROJECTS RELATED TO THE ADOPTION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN THE SUPPLY CHAIN



Priscila Rezende da Costa

Universidade Nove de Julho – Uninove.

São Paulo, SP – Brasil.

priscilarc@uni9.pro.br



Adriana de Castro Pires

Universidade Nove de Julho – Uninove.

São Paulo, SP – Brasil.

adriana.c.pires@uol.com.br

Resumo

Este artigo tem como objetivo investigar os determinantes do esforço de inovação das organizações responsáveis por projetos de Pesquisa e Desenvolvimento (P&D), relacionados à adoção de Inteligência Artificial (IA) na Cadeia de Suprimentos (CS) (P&D-IA-CS). Para isso, foram analisadas 4.698 patentes e famílias de patentes como *proxys* para projetos de P&D-IA-CS bem-sucedidos. As principais organizações responsáveis por projetos de P&D-IA-CS foram multinacionais, especialmente norte-americanas e europeias, com forte domínio tecnológico e cooperação. Descobriu-se que as organizações responsáveis por projetos de P&D-IA-CS mais relevantes são aquelas de natureza tecnológica, com fortes laços com universidades e institutos de pesquisa. Além disso, este estudo constatou que o esforço de inovação de tais organizações é impulsionado positivamente pela cooperação tecnológica, pelo impacto da tecnologia no domínio técnico e pela importância estratégica da tecnologia para as entidades. Por outro lado, os fluxos de conhecimento, tanto patentários quanto científicos, exerceram uma influência negativa sobre o esforço de inovação, indicando que as organizações responsáveis por projetos de P&D-IA-CS tendem a desenvolver tecnologias menos baseadas em conhecimento prévio, priorizando a criação de conhecimento novo para obterem vantagem competitiva e distinção tecnológica.

Palavras-chave: Projetos de P&D. Adoção de inteligência artificial. Cadeia de suprimentos. Cooperação tecnológica. Fluxos de conhecimento.

Abstract

This article aims to investigate the determinants of the innovation effort of organizations responsible for Research and Development (R&D) projects related to the adoption of Artificial Intelligence (AI) in the supply chain (SC) (R&D-AI-SC). To this end, 4,698 we analyzed patents and patent families as proxies for successful R&D-AI-SC projects. The main organizations responsible for R&D-AI-SC projects were multinationals, especially North American and European, with strong technological dominance and cooperation. The results indicate that the organizations responsible for the most relevant R&D-AI-SC projects are of technological nature, with strong ties to universities and research institutes. Furthermore, in this study we found that the innovation effort of such organizations is positively driven by technological cooperation, the impact of technology on the technical domain, and the strategic importance of technology to the entity. On the other hand, patent and scientific knowledge flows lead to a negative influence on the innovation effort, indicating that organizations responsible for R&D-AI-SC projects tend to develop technologies less based on prior knowledge, prioritizing the creation of new knowledge to obtain competitive advantage and technological distinction.

Keywords: R&D projects. Adoption of artificial intelligence. Supply chain. Technological cooperation. Knowledge flows.

Cite como

American Psychological Association (APA)

Costa, P. R., & Pires, A. C. (2024, maio/ago.). Projetos de pesquisa e desenvolvimento relacionados à adoção de inteligência artificial na cadeia de suprimentos. *Revista de Gestão e Projetos (GeP)*, 15(2), 354-379. <https://doi.org/10.5585/gep.v15i2.26210>

Introdução

Ao longo dos anos, o mundo dos negócios tem se transformado em um cenário digital, sendo que a Inteligência Artificial (IA) é considerada a rota mais promissora (Kumar et al., 2020; Pournader et al., 2021; Riahi et al., 2021; Richey et al., 2023; Kumar et al., 2023). Desde 2010, os projetos de Pesquisa e Desenvolvimento (P&D) relacionados à adoção de IA na cadeia de suprimentos (CS) (P&D-IA-CS) aumentaram significativamente, trazendo consequências promissoras e preocupações sobre o futuro do trabalho e do gerenciamento de projetos (Manyika & Bughin, 2018; Samuel et al., 2019; Toorajipour et al., 2021).

A IA é definida como a capacidade das máquinas de comunicar e imitar as habilidades humanas (Schutzer, 1990; Dirican, 2015; Pournader et al., 2021). Sua adoção resulta na resolução de problemas com maior precisão e velocidade. Embora não seja uma novidade, o interesse nas aplicações de IA em áreas como a CS tem crescido recentemente (Jarrahi, 2018; Riahi et al., 2021; Richey et al., 2023; Kumar et al., 2023).

As organizações estão buscando tecnologias para lidarem com a crescente complexidade das cadeias de suprimentos (Pournader et al., 2021). Embora diversas aplicações funcionais tenham surgido nos últimos anos, poucos estudos exploraram os projetos de P&D-IA-CS, especialmente considerando como *proxy* de sucesso a geração de tecnologias protegidas por patentes (Riahi et al., 2021; Toorajipour et al., 2021).

A literatura reconhece que a CS é uma área com grande potencial de lucro com a aplicação da IA, ao otimizar processos, prever demandas com maior precisão, e gerenciar riscos de forma mais eficaz (Canhoto & Claro, 2020; Dirican, 2015; Soni et al., 2020). No entanto, é necessário examinar o esforço de inovação das organizações responsáveis por projetos de P&D-IA-CS, considerando como *proxies* de sucesso as patentes geradas (Chui et al., 2019; Dubey et al., 2020; Pournader et al., 2021; Riahi et al., 2021; Toorajipour et al., 2021).

A realização de projetos de P&D relacionados à IA na CS ainda é um esforço de inovação com grande potencial, mas ainda pouco compreendido. A literatura existente é limitada em termos de aplicações de IA no campo da CS (Chui et al., 2019; Dubey et al., 2020; Pournader et al., 2021; Riahi et al., 2021; Toorajipour et al., 2021). Com este estudo, pretendemos oferecer uma visão abrangente das determinantes do esforço de inovação das organizações responsáveis por projetos de P&D-IA-CS, sistematizando a influência da cooperação tecnológica e dos fluxos de conhecimento.

Diante do exposto, neste artigo, o objetivo geral foi investigar as determinantes do esforço de inovação das organizações responsáveis por projetos de P&D-IA-CS. Sobre os construtos analisados, destacam-se: (i) o esforço de inovação, mensurado a partir do total de patentes sobre adoção de IA na CS; (ii) a cooperação tecnológica de titulares, mensurada a partir do total de titulares das patentes; (iii) a cooperação tecnológica de inventores, mensurada a partir do total de inventores das patentes; (iv) o fluxo de conhecimento patentário, mensurado a partir do total de citações de patentes; (v) o fluxo de conhecimento científico, mensurado a partir do total de citações de artigos; (vi) o nível de influência da tecnologia no domínio, mensurado a partir do somatório do indicador de influência da tecnológica no domínio técnico ao qual pertence; e (vii) o nível de importância estratégica da tecnologia, mensurado a partir do somatório do indicador de importância estratégica da tecnologia para a entidade que a possui.

Este estudo contribui para identificar as principais organizações responsáveis por projetos de P&D-IA-CS e os países priorizados para aplicação do domínio tecnológico. Também é valioso por mapear as conexões entre tais organizações e seus perfis, destacando as principais e secundárias. Por fim, este estudo oferece uma sistematização das determinantes do esforço de inovação das organizações responsáveis por projetos de P&D-IA-CS, auxiliando pesquisadores e tomadores de decisão na proposição de novos projetos de P&D voltados para a inovação aberta.

Referencial teórico

A CS desempenha um papel crucial na garantia da qualidade da experiência do cliente e na gestão eficaz dos custos, oportunidades e incertezas (Zhang et al., 2016; Riahi et al., 2021). Os responsáveis pela tomada de decisões dentro dessa cadeia estão constantemente monitorando e buscando evitar incidentes que possam prejudicar o abastecimento, desde contratempos comuns, como atrasos na entrega e defeitos de qualidade, até eventos de grande magnitude, como crises políticas e desastres naturais, que podem complicar ainda mais o abastecimento em ambientes já instáveis (Zhang et al., 2016; Riahi et al., 2021).

Uma CS pode ser definida como uma rede de organizações interligadas, tanto na direção *upstream* quanto *downstream* (Riahi et al., 2021), que abrange diversos processos e atividades, visando à entrega de valor na forma de produtos e serviços ao consumidor final (Mentzer et al., 2001). Para operar de forma eficiente em ambientes complexos, em que as cadeias de suprimentos frequentemente estão inseridas, é essencial que os elos dessa cadeia sejam

constantemente monitorados, previstos e otimizados (Zhang et al., 2016; Riahi et al., 2021). Nos últimos anos, houve um aumento significativo de projetos de P&D que priorizam a aplicação da IA em diversos campos, incluindo as cadeias de suprimentos, como forma de gerar tecnologias capazes de apoiar a gestão de processos complexos com mais agilidade e eficiência (Borges et al., 2020).

A IA capacita sistemas a tomarem decisões e realizarem tarefas automaticamente, sem intervenção humana (Borges et al., 2020), e as organizações estão, cada vez mais, utilizando-a, juntamente com o aprendizado de máquina, para obter *insights* em várias áreas, como armazenamento, logística e gestão da CS (Riahi et al., 2021). Em termos gerais, a IA abrange máquinas ou equipamentos que utilizam habilidades computacionais para imitarem a inteligência humana, podendo ser classificada em sistemas que pensam e agem como seres humanos e sistemas que pensam e agem racionalmente (Riahi et al., 2021). A IA está ligada à capacidade de um sistema reproduzir a inteligência humana, com o objetivo de racionalizar e tomar ações que maximizem a probabilidade de alcançar um objetivo específico (Cerka et al., 2015).

Consequentemente, o desenvolvimento de projetos de P&D sobre o uso de IA na CS possibilita a implementação de abordagens preditivas, que resultam em uma avaliação mais rápida e eficiente, além da minimização eficaz de riscos ou eventos disruptivos (Cerka et al., 2015). Além disso, permite, aos usuários, identificarem padrões na CS (Borges et al., 2020). A partir da implementação de algoritmos, a IA é capaz de identificar, de maneira clara e rápida, dados relevantes na CS, permitindo a elaboração de modelos que oferecem, aos tomadores de decisão, um entendimento mais profundo de como cada processo funciona e quais áreas precisam ser melhoradas (Ni et al., 2020). Nessa nova abordagem de uso de IA para aprimorar e otimizar a CS, as organizações estão constantemente aprendendo sobre as áreas que requerem melhorias e identificando os fatores que impactam o desempenho ao longo da cadeia (Riahi et al., 2021).

A cooperação tecnológica desempenha um papel crucial no esforço de inovação das organizações responsáveis por projetos de P&D-IA-CS, permitindo a criação e o compartilhamento de conhecimento entre os atores da cadeia (Paulo et al., 2018). Por isso, tal cooperação tem sido objeto de interesse tanto de pesquisadores quanto de gestores interessados em compreender seu impacto no esforço de inovação das organizações e dos países (Gao et al., 2011). Desenvolver projetos de P&D de forma colaborativa, reunindo diferentes atores, permite

que as empresas respondam rapidamente às oportunidades tecnológicas e de mercado, reduzindo tempo e custos (Petroni et al., 2012; Paulo et al., 2018).

Questões regulatórias, institucionais e econômicas têm um impacto significativo nas iniciativas de cooperação tecnológica e, conseqüentemente, no esforço de inovação das organizações responsáveis por projetos de P&D (Hall & Khan, 2003). Portanto, as nações com instituições e economias mais robustas estão mais bem posicionadas para promoverem o desenvolvimento de soluções tecnológicas a partir de projetos de P&D, como o uso de IA na CS. Na maioria das vezes, são as organizações de países desenvolvidos que lideram tecnicamente, tornando-se as principais protagonistas no domínio tecnológico, na facilitação da cooperação e na promoção da inovação abertas (Ji et al., 2019).

Seguindo a abordagem da inovação aberta (Chesbrough, 2012), as organizações estabelecem acordos de cooperação tecnológica com diversos atores, para buscar e compartilhar conhecimento (Zhang & Tang, 2018). Essa colaboração com diferentes atores amplia a rede de contatos e facilita o fluxo de conhecimento (Belderbos et al., 2006). Os atores envolvidos em acordos de cooperação tecnológica são normalmente classificados como empresas, universidades e institutos de pesquisa (De Fuentes & Dutre´nit, 2012; Zhang et al., 2016). As empresas, com fins lucrativos, desenvolvem produtos com foco no mercado, enquanto as universidades e institutos de pesquisa, geralmente organizações sem fins lucrativos, visam à geração de conhecimento científico e/ou inovações tecnológicas (Martin, 2012). Dadas essas diferenças, esses atores podem fornecer recursos estratégicos e complementares às organizações, incluindo conhecimento científico e inovações (Santoro & Chakrabarti, 2002; Drejer & Jorgensen, 2005; Du et al., 2014).

Quando empresas, universidades e institutos de pesquisa colaboram, ocorre uma cooperação tecnológica interorganizacional, que pode envolver a produção, transferência e aplicação de conhecimento (Zhang et al., 2016; Gao et al., 2014). Nessas parcerias, as empresas podem ter acesso a produtos básicos e pré-competitivos, além de conhecimento científico e técnico das universidades e institutos de pesquisa, aumentando suas capacidades de inovação (Bishop et al., 2011). Por sua vez, as universidades e institutos de pesquisa podem aprimorar seu entendimento sobre como o conhecimento científico e técnico pode contribuir para o desenvolvimento de produtos inovadores, com o apoio das empresas (George et al., 2002). Além disso, há a cooperação tecnológica intraorganizacional, estabelecida entre empresas, incluindo matriz, subsidiárias e/ou fornecedores tecnológicos, como uma estratégia para

fortalecer as capacidades de inovação, promover a transferência de tecnologia e desenvolver inovações globais ou reversas (Zhang & Tang, 2018).

Ambas as formas de cooperação (inter e intraorganizacional) desempenham um papel importante, já que as universidades e institutos de pesquisa são fundamentais na pesquisa científica básica, enquanto as empresas são responsáveis pela pesquisa aplicada e desenvolvimento (Okuyama & Osada, 2013). Além disso, a cooperação tecnológica com diferentes atores é medida pela quantidade de titulares (organizações detentoras da invenção) e inventores (indivíduos que atuaram no desenvolvimento da invenção) de patentes em determinado campo tecnológico. Dessa maneira, esse tipo de cooperação tecnológica atua como um "radar", disseminando informações e conhecimentos associados aos avanços científicos e à produção industrial, ampliando e diversificando o escopo estratégico dos projetos de P&D nas organizações (Ahuja, 2000). Assim, promovendo-se a criação de novos conhecimentos e tecnologias.

Em muitos setores, o desenvolvimento de tecnologias é fechado e a patente conta com um único titular como forma de garantir exclusividade. Portanto, é relevante verificar se, no campo da CS, o esforço de inovação das organizações é fechado ou influenciado pela cooperação de titulares e inventores. Dessa forma, hipotetizamos que:

H1. A cooperação tecnológica de titulares de patentes influencia positivamente o esforço de inovação das organizações responsáveis por projetos de P&D-IA-CS.

H2. A cooperação tecnológica de inventores de patentes influencia positivamente o esforço de inovação das organizações responsáveis por projetos de P&D-IA-CS.

A colaboração tecnológica estabelecida para impulsionar a inovação requer um intercâmbio de conhecimento entre os participantes dos projetos de P&D (Chesbrough, 2012). Baseando-se na teoria da evolução (Dosi, 1982) e na teoria da aprendizagem organizacional (Cohen & Levinthal, 1990), é evidente que o conhecimento é a peça-chave para a inovação, portanto, ao colaborarem, as organizações devem considerar as trocas de conhecimento patentário e científico. Dessa forma, os fluxos de conhecimento destacados por citações de patentes e artigos científicos representam fontes relevantes de informação para a inovação (Santoro & Chakrabarti, 2002; Drejer & Jorgensen, 2005). Como resultado, as organizações que monitoram esses fluxos de conhecimento podem avançar, melhorando suas capacidades de absorção e inovação, ampliando as oportunidades tecnológicas e a competitividade (Cohen & Levinthal, 1990; Ahuja, 2000; Duysters & Lokshin, 2011).

A análise das citações de patentes e das citações de artigos científicos em patentes de um dado campo tecnológico pode fornecer, respectivamente, um mapa dos fluxos de conhecimento patentário e científico, revelando as origens de uma determinada tecnologia (Ji et al., 2019). Barberá-Tomás et al. (2011) validaram o uso de citações de patentes como evidência de inovação. Chen (2017) confirmou a hipótese de que as citações de patentes refletem fluxos de conhecimento tecnológico, que são incorporados em novas tecnologias. Portanto, Ji et al. (2019) confirmaram a relevância dos fluxos de conhecimento, usando citações de patentes como *proxies*. Além disso, Breschi e Lissoni (2009) e Mitze e Strotebeck (2019) demonstraram que os fluxos de conhecimento evidenciados por citações de patentes são influenciados pela redução da distância geográfica, ou seja, a proximidade física dos parceiros tecnológicos tem um impacto positivo na inovação (Fornahl et al., 2011). Maggioni et al. (2007) e Scherngell e Barber (2009) também mostraram o efeito positivo da proximidade geográfica nos fluxos de conhecimento, medidos por citações de patentes na União Europeia.

Em resumo, muitos pesquisadores têm utilizado a análise de citações de patentes e artigos científicos para investigar o fluxo, difusão e transferência de conhecimento (Chen & Hicks, 2004; Nelson, 2009; Park & Suh, 2013), organizar rotas e fronteiras tecnológicas (Érdi et al., 2013), entender o domínio tecnológico em determinados campos, sua estrutura e relações interorganizacionais (Wang, Zhang, & Xu, 2011; Weng & Daim, 2012; Yeh et al., 2013), explorar tecnologias emergentes (Shih & Liu, 2010), e investigar as capacidades de absorção e inovação em níveis empresariais e regionais (Yeh et al., 2013). Com base no exposto, propomos a seguinte hipótese:

H3. O fluxo de conhecimento patentário influencia positivamente o esforço de inovação das organizações responsáveis por projetos de P&D-IA-CS.

H4. O fluxo de conhecimento científico influencia positivamente o esforço de inovação das organizações responsáveis por projetos de P&D-IA-CS.

Conforme evidenciado, a colaboração interorganizacional tem se mostrado um motor para a inovação. Nieto e Santamaria (2007) apontam que a diversidade e a quantidade de atores envolvidos em colaborações interorganizacionais promovem a troca de conhecimento e habilidades, o que potencializa a inovação. De maneira similar, Duysters e Lokshin (2011) observaram que parcerias estratégicas entre organizações ampliam os recursos disponíveis para P&D, facilitando a criação de soluções inovadoras. Lin (2012) reforça essa perspectiva, ao destacar que a colaboração com diferentes tipos de organizações aumenta a diversidade de

ideias e abordagens, levando a resultados mais inovadores. Beers e Zand (2014) complementam, afirmando que a diversidade geográfica dos atores envolvidos em colaborações interorganizacionais contribui significativamente para a inovação, pois incorpora diferentes perspectivas culturais e práticas empresariais variadas.

Além disso, Zhang e Tang (2018), em sua análise de patentes de 554 organizações, corroboraram a importância da diversidade organizacional e geográfica para o avanço da inovação, mostrando que quanto maior a diversidade dos parceiros de colaboração, maiores são os ganhos em termos de inovação.

No entanto, o presente estudo se destaca por sua oportunidade e distinção em relação às pesquisas existentes, ao se concentrar na cooperação tecnológica em um campo ainda pouco explorado: a adoção de IA na CS. A literatura existente sobre a adoção de IA aponta que essa tecnologia tem o potencial de transformar significativamente as operações e a eficiência das CS, mas ainda são necessários mais estudos para entender plenamente como a IA influencia o domínio técnico no qual está inserida (Ivanov & Dolgui, 2020).

Adicionalmente, a integração da IA em projetos de P&D-IA-CS apresenta um cenário propício para a inovação, devido à capacidade da IA de processar grandes volumes de dados, identificar padrões complexos e otimizar processos operacionais (Baryannis et al., 2019), afetando, portanto, o domínio técnico no campo. Estudos sugerem que a aplicação de IA nas CS pode levar a avanços significativos, não apenas em termos de eficiência operacional, mas também na geração de novas tecnologias e soluções inovadoras (Wamba et al., 2020). Diante dessas considerações, formulamos a seguinte hipótese:

H5. O nível de influência da tecnologia no domínio afeta positivamente o esforço de inovação das organizações responsáveis por projetos de P&D-IA-CS.

Essa hipótese se baseia na premissa de que a adoção de tecnologias avançadas, como a IA, pode potencializar os esforços de inovação, ao proporcionar novas capacidades técnicas e operacionais. O impacto positivo esperado se deve ao fato de que a IA pode ajudar as organizações a superarem desafios complexos, identificarem oportunidades de melhoria e implementarem soluções inovadoras de forma mais eficaz.

O uso de citações de patentes tem sido uma ferramenta comum para mapear os fluxos de conhecimento. Zhang e Tang (2018) observaram que as citações de patentes entre organizações refletem a transferência de conhecimento e contribuem significativamente para a inovação tecnológica. Ji et al. (2019) reforçam essa visão, demonstrando que as citações de

patentes são indicativas de como o conhecimento se dissemina entre diferentes entidades, influenciando diretamente a capacidade de inovação. Mitze e Strotebeck (2019) também destacam que a análise das citações de patentes pode revelar as dinâmicas de transferência de conhecimento entre setores industriais e organizações, enfatizando a importância dessas interações para o desenvolvimento tecnológico.

Além disso, teorias estabelecidas sustentam que as capacidades das organizações de evoluírem e aprenderem são cruciais para o desenvolvimento de suas capacidades de absorção e inovação. Dosi (1982) argumenta que a evolução tecnológica das organizações está ligada à sua capacidade de aprender e internalizar novos conhecimentos. Cohen e Levinthal (1990) introduziram o conceito de capacidade de absorção, definindo-o como a habilidade de reconhecer, assimilar e aplicar novos conhecimentos, o que é essencial para a inovação contínua. Santoro e Chakrabarti (2002) e Drejer e Jorgensen (2005) expandem essa teoria, sugerindo que a capacidade de absorção é aprimorada por meio da colaboração interorganizacional e do aprendizado contínuo.

Cohen e Levinthal (1990) destacam que a capacidade de absorção aumenta a capacidade de inovação, permitindo que as organizações utilizem conhecimento externo de maneira eficaz. Ahuja (2000) observa que as redes de colaboração tecnológica facilitam a troca de conhecimento, promovendo inovações significativas. Duysters e Lokshin (2011) complementam essa perspectiva, mostrando que parcerias estratégicas entre organizações ampliam os recursos disponíveis para P&D, resultando em resultados inovadores.

No entanto, esta é a primeira vez que se investiga simultaneamente a colaboração tecnológica e os fluxos de conhecimento, para compreender o esforço de inovação de organizações que detêm patentes, levando em consideração a importância estratégica da tecnologia para essas entidades. A integração de tecnologias avançadas, como a IA, na CS, adiciona uma camada de complexidade e oportunidade para a inovação, que ainda não foi suficientemente explorada. Diante dessas considerações, formulamos a seguinte hipótese:

H6. O nível de importância estratégica da tecnologia influencia positivamente o esforço de inovação das organizações responsáveis por projetos de P&D-IA-CS.

Em síntese, propõe-se que a cooperação tecnológica e os fluxos de conhecimento influenciam positivamente esse esforço, resultando em maior sucesso na execução dos projetos, ou seja, em patentes (Zhang & Tang, 2018; Ji et al., 2019; Petroni et al., 2012; Abulrub & Lee, 2012). Além disso, a importância estratégica da tecnologia e seu domínio técnico também são

determinantes potenciais desse esforço (Pournader et al., 2021; Riahi et al., 2021; Toorajipour et al., 2021).

Materiais e métodos

Nesta pesquisa, adotou-se uma abordagem cientométrica, baseada na estratégia de levantamento e análise de patentes. Foram utilizados dados de INPADOCS (patentes e famílias de patentes) da base Derwent Clarivate, coletados em junho de 2023. O período prioritário considerado para análise foi de 2003 a 2023, com foco em patentes relacionadas à adoção de IA na CS. Para isso, foi implementada a seguinte estratégia de busca pelos termos: "ARTIFICIAL INTELLIGENCE" OR "AI" OR "ARTIFICIAL NEURAL NETWORK" OR "ANN" OR "MACHINE LEARNING") AND ("SUPPLY CHAIN" OR "SC" OR "SUPPLY CHAIN MANAGEMENT" OR "SCM" OR "SUPPLY CHAIN PLATFORM" OR "SUPPLY CHAIN PLATFORM".

Os INPADOCS selecionados foram organizados em planilhas do Microsoft Excel, nas quais os campos relevantes foram sistematizados, incluindo Ano de Aplicação, Resumo (em inglês), Número de Aplicação, País/Região de Aplicação, Titular, Contagem de Titulares, Contagem de Referências Citadas - Patente, Contagem de Referências Citadas - Não-patente, Impacto Combinado de Patentes, Influência no Domínio, Inventor, Contagem de Inventores e Importância Estratégica. Após a verificação e padronização desses campos, a amostra final do estudo incluiu 4.698 INPADOCS.

Examinar as tecnologias patenteadas sob a perspectiva das organizações titulares permite uma compreensão abrangente dos determinantes de seu esforço de inovação, bem como de seu impacto, estratégias patentárias e de inovação em um domínio específico, como a adoção de IA na CS. É importante destacar que os países dos titulares das patentes foram classificados como "desenvolvidos" ou "em desenvolvimento", seguindo a classificação da ONU (2020).

Vale esclarecer que as 4.698 patentes e famílias de patentes foram analisadas como *proxies* de projetos de P&D-IA-CS bem-sucedidos. Pesquisas recentes oferecem *insights* valiosos sobre projetos de P&D e patentes, destacando a importância dessas evidências para a inovação nas empresas e o desenvolvimento tecnológico nos países desenvolvidos e em desenvolvimento.

Para a análise das organizações responsáveis por projetos de P&D-IA-CS, adotou-se o *software* Iramuteq. Para tal, foi usada a análise de similitude, para compreender as ramificações dos titulares (de patentes) centrais para outros titulares (de patentes) secundários que se

conectam, ampliando a interpretação sobre as conexões entre os titulares (centrais e secundários). Assim, foi possível mapear o caminho pelo qual os titulares principais e secundários foram enunciados no *corpus* textual analisado (lista de *assignee* das patentes), bem como as suas conexões.

Para testar as hipóteses, adotou-se o método da regressão linear múltipla (Hair et al, 2009; Creswell, 2017) e foi usado o *software* SPSS, versão 26. Nos modelos regressivos calculados, foram analisadas as seguintes variáveis e suas respectivas *proxies*: (i) para o esforço de inovação, variável dependente, o total de patentes sobre adoção de IA na CS; (ii) para a cooperação tecnológica de titulares, primeira variável independente, o total de titulares das patentes; (iii) para a cooperação tecnológica de inventores, segunda variável independente, o total de inventores das patentes; (iv) para o fluxo de conhecimento patentário, terceira variável independente, o total de citações de patentes; (v) para o fluxo de conhecimento científico, quarta variável independente, o total de citações de artigos; (vi) para o nível de influência da tecnologia no domínio, quinta variável independente, o somatório do indicador de influência da tecnológica no domínio técnico ao qual pertence; e (vii) para o nível de importância estratégica da tecnologia, sexta variável independente, o somatório do indicador de importância estratégica da tecnologia para a entidade que a possui. Os dados de todas as variáveis foram coletados na base Derwent Clarivate, em junho de 2023.

É importante ressaltar que o total de patentes de uma organização titular não foi adotado como *proxy* de inovação. Isso ocorreu porque nem toda tecnologia protegida por patente resulta em inovação ou em valor para o mercado. Assim, é mais apropriado usar o termo "esforço" de inovação, pois ele reflete a criação de tecnologias patenteadas que têm o potencial de gerar inovações para o mercado, embora isso não seja garantido. É relevante observar que, nesta pesquisa, não foram incluídas algumas variáveis que impulsionam o esforço de inovação das organizações responsáveis por projetos de P&D, como investimentos em P&D e pessoal dedicado à pesquisa e desenvolvimento.

Resultados

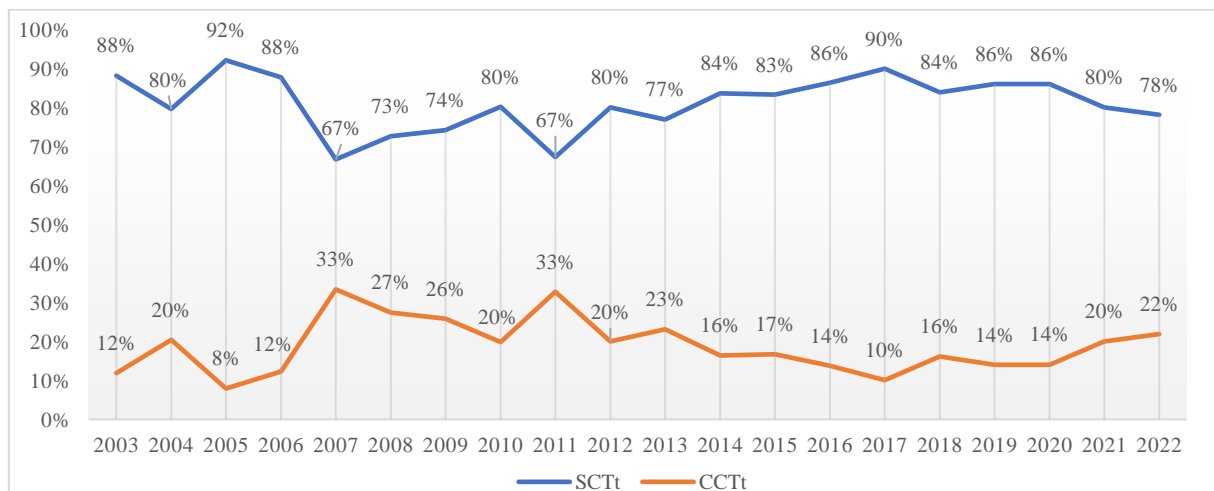
Foram analisados um total de 4.698 INPADOCS (patentes e suas famílias) de organizações responsáveis por projetos de P&D-IA-CS. Desses, 3.826 não envolviam cooperação tecnológica, ou seja, apresentavam apenas um titular, indicando o desenvolvimento de tecnologia proprietária. Os restantes 872 INPADOCS envolviam cooperação, com dois ou mais titulares, evidenciando a

colaboração tecnológica intra e interorganizacional, incluindo matrizes de multinacionais e suas subsidiárias, empresas de menor porte, universidades, institutos de pesquisa ou outras organizações parceiras. Além disso, constatou-se que, dos 4.698 INPADOCs analisados, 902 contavam com apenas um inventor, enquanto 3.796 tinham dois ou mais inventores.

A evolução das patentes das organizações responsáveis por projetos de P&D-IA-CS no período de 2003 a 2022 é representada nas Figuras 1 e 2. A Figura 1 mostra que a proporção de patentes sem cooperação entre as organizações foi consistentemente maior do que o percentual de patentes com cooperação ao longo desse período. A média da proporção de patentes sem cooperação entre as organizações foi de 81%, enquanto as patentes com cooperação representaram apenas 19% em média. Isso indica um campo promissor a ser explorado pelas organizações, em termos de desenvolvimento cooperativo de projetos de P&D sobre o uso de IA para aprimorar a gestão da CS.

Figura 1

Evolução Histórica das Patentes Com e Sem Cooperação Tecnológica de Titulares



Legenda: SCTt: Patentes sem cooperação tecnológica de titulares; CCTt: Patentes com cooperação tecnológica de titulares.

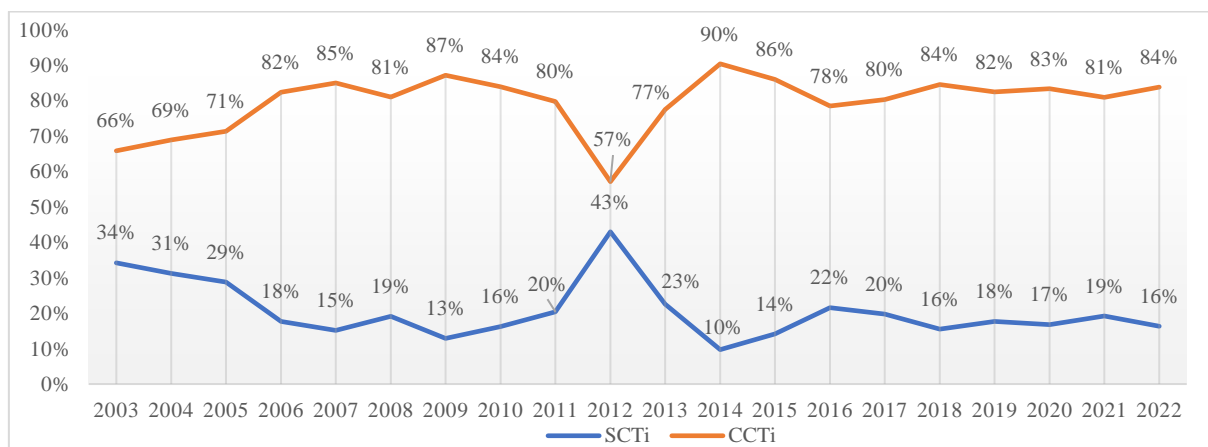
Fonte: Elaborada pelas autoras.

A Figura 2 ilustra que a proporção de patentes envolvendo cooperação entre inventores foi consistentemente maior do que o percentual de patentes sem cooperação no período de 2003 a 2022. Ao longo de toda a análise, a média da proporção de patentes com cooperação entre inventores foi de 79%, enquanto as patentes sem cooperação entre inventores representaram,

em média, 21%. Isso evidencia que a cooperação é uma prática prevalente e amplamente difundida entre os inventores de organizações responsáveis por projetos de P&D-IA-CS.

Figura 2

Evolução Histórica das Patentes Com e Sem Cooperação Tecnológica de Inventores



Legenda: SCTi: Patentes sem cooperação tecnológica de inventores; CCTi: Patentes com cooperação tecnológica de inventores.

Fonte: Elaborada pelas autoras.

Em relação à distribuição temporal das patentes e suas características (conforme apresentado na Tabela 1), foram observados valores médios ao longo dos anos analisados (2003-2022). Esses valores médios incluíram 222 patentes, 326 titulares, 961 inventores, 945 citações de patentes e 480 citações de artigos científicos. Quanto às taxas de patentes por titular (TP/TT) e por inventor (TP/TI), foi constatada uma tendência de crescimento, com médias de 0,69 e 0,24, respectivamente. Isso indica uma incidência de esforço de inovação com cooperação entre titulares e inventores de organizações responsáveis por projetos de P&D-IA-CS durante o período examinado.

As taxas de patentes por citações de patentes (TP/FCp) e por citações de artigos científicos (TP/FCc) também mostraram uma tendência de crescimento ao longo do período analisado, com médias de 0,29 e 0,64, respectivamente. Isso sugere a presença de um esforço de inovação com fluxos de conhecimento tanto de natureza patentária quanto científica (Tabela 1) nas organizações responsáveis por projetos de P&D-IA-CS.

Adicionalmente, foram registrados crescimentos percentuais médios na quantidade absoluta durante o período analisado, incluindo um aumento de 13,71% no número de patentes (CTP), 16,20% no número de titulares de patentes (CTT), 14,60% no número de inventores de

patentes (CTI), 25,54% no fluxo acumulado de conhecimentos patentários (CFCp) e 24,51% no fluxo acumulado de conhecimentos científicos (CFCc) (Tabela 1).

Tabela 1

Distribuições Das Patentes e Suas Especificidades

ANOS	TP	TT	TI	FCp	FCc	TP/TT	TP/TI	TP/FCp	TP/FCc	CTP	CTT	CTI	CFCp	CFCc
2003	76	101	269	148	54	0,75	0,28	0,51	1,41					
2004	93	139	306	215	83	0,67	0,30	0,43	1,12	22,37	37,62	13,75	45,27	53,70
2005	101	132	367	324	120	0,77	0,28	0,31	0,84	8,60	-5,04	19,93	50,70	44,58
2006	130	150	574	325	164	0,87	0,23	0,40	0,79	28,71	13,64	56,40	0,31	36,67
2007	126	275	631	505	128	0,46	0,20	0,25	0,98	-3,08	83,33	9,93	55,38	-21,95
2008	157	304	652	382	136	0,52	0,24	0,41	1,15	24,60	10,55	3,33	-24,36	6,25
2009	124	249	585	278	194	0,50	0,21	0,45	0,64	-21,02	-18,09	-10,28	-27,23	42,65
2010	136	211	621	356	171	0,64	0,22	0,38	0,80	9,68	-15,26	6,15	28,06	-11,86
2011	113	238	439	1106	563	0,47	0,26	0,10	0,20	-16,91	12,80	-29,31	210,67	229,24
2012	205	342	658	472	475	0,60	0,31	0,43	0,43	81,42	43,70	49,89	-57,32	-15,63
2013	173	282	756	911	543	0,61	0,23	0,19	0,32	-15,61	-17,54	14,89	93,01	14,32
2014	165	200	756	761	447	0,83	0,22	0,22	0,37	-4,62	-29,08	0,00	-16,47	-17,68
2015	191	257	869	868	574	0,74	0,22	0,22	0,33	15,76	28,50	14,95	14,06	28,41
2016	204	262	904	911	462	0,78	0,23	0,22	0,44	6,81	1,95	4,03	4,95	-19,51
2017	248	280	1115	1347	891	0,89	0,22	0,18	0,28	21,57	6,87	23,34	47,86	92,86
2018	303	369	1320	1503	693	0,82	0,23	0,20	0,44	22,18	31,79	18,39	11,58	-22,22
2019	385	464	1646	2394	1145	0,83	0,23	0,16	0,34	27,06	25,75	24,70	59,28	65,22
2020	406	489	1809	1989	947	0,83	0,22	0,20	0,43	5,45	5,39	9,90	-16,92	-17,29
2021	480	737	2177	1994	1201	0,65	0,22	0,24	0,40	18,23	50,72	20,34	0,25	26,82
2022	621	1033	2765	2118	615	0,60	0,22	0,29	1,01	29,38	40,16	27,01	6,22	-48,79
Média	222	326	961	945	480	0,69	0,24	0,29	0,64	13,71	16,20	14,60	25,54	24,51

Legenda: TP: total de patentes; TT: total de titulares; TI: total de inventores; FCp: fluxo acumulado de conhecimento patentário (total de patentes citadas); FCc: fluxo acumulado de conhecimento científico (total de artigos citados); TP/TT: taxa de patentes por titular; TP/TI: taxa de patentes por inventores; TP/FCp: taxa de patentes por fluxo acumulado de conhecimento patentário; TP/FCc: taxa de patentes por fluxo acumulado de conhecimento científico; CTP: crescimento percentual de patentes em relação ao ano anterior; CTT: crescimento percentual de titulares de patentes em relação ao ano anterior; CTI: crescimento percentual de inventores de patentes em relação ao ano anterior; CFCp: crescimento percentual do fluxo acumulado de conhecimento patentário; CFCc: crescimento percentual do fluxo acumulado de conhecimento científico.

Fonte: Elaborada pelas autoras.

Considerando o campo tecnológico de atuação das organizações responsáveis por projetos de P&D-IA-CS (conforme apresentado na Tabela 2), identificamos um total de 4.698 patentes, 6.950 titulares, 20.310 inventores, 19.805 citações de patentes e 9.850 citações de artigos científicos no período de 2003 a 2022. Na mesma tabela, é apresentada a distribuição percentual de patentes das organizações responsáveis por projetos de P&D-IA-CS entre países desenvolvidos e em desenvolvimento.

Os dez principais países concentraram 70,33% das patentes, 69,28% dos titulares, 72,53% dos inventores, 70,71% das citações de patentes e 69,41% das citações de artigos científicos. Dentre esses dez países, cinco são economias em desenvolvimento (EE) e acumularam 40,29% das patentes, 38,19% dos titulares, 41,92% dos inventores, 18,77% das citações de patentes e 16,38% das citações de artigos científicos, destacando-se China, México, Índia, Brasil e Singapura. Isso indica que esses países são priorizados pelas organizações responsáveis por projetos de P&D-IA-CS e, conseqüentemente, exercem um domínio tecnológico e cooperativo significativo no campo da adoção de IA na CS, concentrando um grande número de patentes, titulares e inventores (Tabela 2).

Os demais países da lista são economias desenvolvidas, que acumularam 30,03% das patentes, 31,09% dos titulares, 30,62% dos inventores, 51,95% das citações de patentes e 53,04% das citações de artigos científicos, com destaque para Estados Unidos, Austrália, Canadá, França e Nova Zelândia. Isso sugere que esses países são priorizados pelas organizações responsáveis por projetos de P&D-IA-CS como fontes de conhecimento no campo da adoção de IA na CS, já que concentram um grande número de citações de patentes e artigos científicos (Tabela 2).

Tabela 2

Distribuição Percentual de Patentes Entre os Países (2003-2022)

	PAÍS	% do TP	% do TT	% do TI	% do TCp	% do TCa
EE	CHINA	24,56%	19,94%	24,90%	18,48%	16,11%
ED	ESTADOS UNIDOS	12,47%	16,24%	11,11%	44,94%	45,15%
ED	AUSTRÁLIA	9,00%	7,78%	11,13%	3,90%	4,48%
EE	MÉXICO	5,83%	4,19%	5,80%	0,06%	0,01%
EE	ÍNDIA	5,41%	10,81%	6,32%	0,11%	0,09%
ED	CANADÁ	3,79%	2,88%	4,46%	0,13%	0,05%
ED	FRANÇA	2,66%	2,32%	1,54%	2,97%	3,32%
EE	BRASIL	2,38%	1,74%	2,57%	0,00%	0,00%
EE	SINGAPURA	2,11%	1,51%	2,33%	0,12%	0,16%
ED	NOVA ZELÂNDIA	2,11%	1,87%	2,37%	0,01%	0,04%
	% dos 10 principais países	70,33%	69,28%	72,53%	70,71%	69,41%
	% dos 05 principais países de EE	40,29%	38,19%	41,92%	18,77%	16,38%
	% dos 05 principais países de ED	30,03%	31,09%	30,62%	51,95%	53,04%
	Total geral do campo tecnológico analisado	4698	6950	20310	19805	9850

Legenda: EE: Economia em desenvolvimento, ED: Economia desenvolvida, % do TP: percentual do total de patentes, % do TT: percentual do total de titulares, % do TI: percentual do total de inventores, % do TCp: percentual do fluxo acumulado de conhecimento patentário (total de patentes citadas), % do TCa: percentual do fluxo acumulado de conhecimento científico (total de artigos citados).

Fonte: elaborada pelas autoras.

Na Tabela 3, apresentamos a distribuição percentual de patentes entre as dez principais organizações responsáveis por projetos de P&D-IA-CS (as com o maior número de patentes no período de 2003 a 2022). Todas essas organizações listadas são multinacionais (MNA), sendo cinco da América do Norte, quatro da Europa e uma da Ásia, acumulando 7,28% das patentes, 8,46% dos titulares, 8,46% dos inventores, 13,15% das citações de patentes e 12,07% das citações de artigos científicos. Isso evidencia uma concentração significativa de domínio tecnológico, cooperativo e de fluxo de conhecimento por parte das multinacionais norte-americanas e europeias no campo da adoção de IA na CS.

Tabela 3

Distribuição Percentual de Patentes Entre as 10 Principais Organizações Titulares (2003-2022)

	10 PRINCIPAIS TITULARES	% DO TP	% DO TT	% DO TI	% DO TCP	% DO TCA
MNA NORTE-AMERICANA	QUALCOMM INCORPORATED	1,19%	1,24%	1,26%	0,73%	0,28%
MNA ALEMÃ	BASF	1,11%	2,24%	1,30%	2,10%	2,24%
MNA ALEMÃ	MERCK PATENT GMBH	1,06%	1,65%	1,03%	1,59%	2,17%
MNA NORTE-AMERICANA	GENERAL ELECTRIC COMPANY	0,64%	0,43%	0,53%	0,50%	0,44%
MNA NORTE-AMERICANA	IBM	0,57%	0,47%	0,44%	2,25%	1,55%
MNA NORTE-AMERICANA	PFIZER	0,55%	0,37%	0,72%	0,09%	0,02%
MNA ALEMÃ	BAYER	0,55%	0,46%	1,11%	1,05%	0,22%
MNA NORTE-AMERICANA	MODERNATX	0,53%	0,45%	0,78%	3,52%	3,58%
MNA SUIÇA	NOVARTIS	0,53%	0,63%	0,82%	1,04%	1,04%
MNA SUL-COREANA	LG ELECTRONICS	0,53%	0,50%	0,47%	0,29%	0,52%
	% dos 10 principais titulares	7,28%	8,46%	8,46%	13,15%	12,07%
	% dos 05 principais titulares da América do Norte	3,49%	2,96%	3,74%	7,09%	5,88%
	% dos 04 principais titulares da Europa	3,26%	4,99%	4,26%	5,77%	5,68%
	Total geral do campo tecnológico analisado	4698	6950	20310	19805	9850

Legenda: % do TP: percentual do total de patentes, % do TT: percentual do total de titulares, % do TI: percentual do total de inventores, % do TCp: percentual do fluxo acumulado de conhecimento patentário (total de patentes citadas), % do TCa: percentual do fluxo acumulado de conhecimento científico (total de artigos citados).

Fonte: Elaborada pelas autoras.

A partir da análise de similitude (conforme mostrado na Figura 3), pudemos aprofundar nossa compreensão das interconexões entre as organizações responsáveis por projetos de P&D-IA-CS bem-sucedidos, destacando as principais organizações centrais e suas conexões com outras organizações secundárias. As conexões mais fortes e frequentes são representadas por linhas mais espessas.

As Tabelas 4 e 5 apresentam os resultados dos testes das hipóteses, utilizando seis modelos de regressão, nos quais uma nova variável independente foi adicionada a cada novo modelo, indo do modelo 1, o mais simples, ao modelo 6, o mais completo, que incorpora todas as variáveis independentes. O modelo 6, que inclui todas as variáveis independentes, alcançou o melhor poder de explicação ($R^2 = 82,84\%$), sendo, portanto, utilizado para os testes de hipótese.

É importante ressaltar que, nos modelos apresentados nas Tabelas 4 e 5, a variável dependente é o esforço de inovação das organizações responsáveis por projetos de P&D-IA-CS. As variáveis independentes consideradas são: cooperação tecnológica de titulares, cooperação tecnológica de inventores, fluxo de conhecimento patentário, fluxo de conhecimento científico, nível de influência da tecnologia no domínio e nível de importância estratégica da tecnologia.

Assim, no modelo 6, foram testadas as hipóteses 1 e 2, que previam uma relação positiva entre cooperação tecnológica (de titulares e de inventores) e esforço de inovação. Os testes confirmaram as hipóteses 1 e 2, evidenciando que a cooperação tecnológica (de titulares e de inventores) exerce uma influência positiva no esforço de inovação das organizações responsáveis por projetos de P&D-IA-CS.

Adicionalmente, foram testadas as hipóteses 3 e 4, no modelo 6, que previam uma relação positiva entre fluxo de conhecimento (patentário e científico) e esforço de inovação. Surpreendentemente, os testes revelaram o contrário, indicando que quanto maior o fluxo de conhecimento (patentário e científico), menor o esforço de inovação das organizações responsáveis por projetos de P&D-IA-CS.

Por fim, foram testadas as hipóteses 5 e 6, no modelo 6, que previam uma relação positiva entre influência da tecnologia no domínio, importância estratégica da tecnologia e esforço de inovação. Os testes confirmaram as hipóteses 5 e 6, demonstrando que quanto maior a influência da tecnologia no domínio e a importância estratégica da tecnologia, maior é o esforço de inovação das organizações responsáveis por projetos de P&D-IA-CS.

Tabela 4

Testes Para o Esforço de Inovação

Variável dependente = Esforço de Inovação

Variáveis Independentes	Modelo 1			Modelo 2			Modelo 3		
	Beta	T	P-valor	Beta	T	P-valor	Beta	T	P-valor
Interseção	0,48	15,39	0,00%*	0,37	13,82	0,00%*	0,37	13,87	0,00%*
CTt	0,47	88,11	0,00%*	0,30	43,36	0,00%*	0,29	40,90	0,00%*
CTi				0,07	32,77	0,00%*	0,07	32,06	0,00%*
FCp							0,00	4,92	0,00%*
N	2879			2879			2879		
F (ou teste F)	7764,26			5867,53			3951,37		
R²	72,95%			80,30%			80,46%		

Legenda: *p<0,01, CTt: Cooperação Tecnológica de Titulares, CTi: Cooperação Tecnológica de Inventores, FCp: Fluxo de Conhecimento Patentário.

Fonte: Elaborada pelas autoras com auxílio do *software* SPSS.

Tabela 5

Testes Para o Esforço de Inovação

Variável dependente = Esforço de Inovação

Variáveis Independentes	Modelo 4			Modelo 5			Modelo 6		
	Beta	T	P-valor	Beta	T	P-valor	Beta	T	P-valor
Interseção	0,37	13,84	0,00%*	0,33	12,68	0,00%*	0,37	14,86	0,00%*
CTt	0,29	41,06	0,00%*	0,26	36,16	0,00%*	0,22	28,93	0,00%*
CTi	0,07	32,07	0,00%*	0,07	31,37	0,00%*	0,06	26,94	0,00%*
FCp	0,00	5,72	0,00%*	0,00	2,05	0,03%**	-0,00	-2,86	0,00%*
FCa	-0,00	-3,05	0,00%*	-0,00	-3,09	0,00%*	-0,00	-5,04	0,00%*
ID				0,02	12,83	0,00%*	0,02	9,81	0,00%*
IE							0,07	14,67	0,00%*
N	2879			2879			2879		
F (ou teste F)	2974,44			2548,09			2317,83		
R²	80,51%			81,56%			82,84 %		

Legenda: *p<0,01, **p<0,05, CTt: Cooperação Tecnológica de Titulares, CTi: Cooperação Tecnológica de Inventores, FCp: Fluxo de Conhecimento Patentário; FCa: Fluxo de Conhecimento Científico, ID: Influência da Tecnologia no Domínio, IE: Importância Estratégica da Tecnologia.

Fonte: elaborada pelas autoras com auxílio do *software* SPSS.

Discussões e conclusões

Ao analisar as organizações responsáveis por projetos de P&D-IA-CS, no período de 2003 a 2022, observamos que a proporção de patentes sem cooperação de organizações titulares foi maior do que o percentual de patentes com cooperação, indicando uma predominância da estratégia de desenvolvimento de tecnologias proprietárias. Isso sugere um terreno fértil para explorar a cooperação no desenvolvimento de soluções de IA, visando ao aprimoramento da

gestão da CS, conforme sugerem Chui et al. (2019) e Dubey et al. (2020), dado o enfoque na tecnologia proprietária entre as organizações responsáveis por projetos de P&D-IA-CS.

No entanto, a proporção de patentes com cooperação de inventores superou o percentual de patentes sem cooperação, ao longo do período de 2003 a 2022, indicando que a cooperação é uma prática já difundida entre os inventores de organizações responsáveis por projetos de P&D-IA-CS. Além disso, observamos crescimentos percentuais médios na quantidade absoluta de patentes, titulares de patentes, inventores de patentes, fluxo acumulado de conhecimento patentário e fluxo acumulado de conhecimento científico durante esse período.

Especificamente, entre os 10 principais países priorizados pelas organizações responsáveis por projetos de P&D-IA-CS, em termos de número de patentes, no período de 2003 a 2022, cinco são economias em desenvolvimento, destacando-se China, México, Índia, Brasil e Singapura. Esses países exercem domínio tecnológico e cooperativo, concentrando um grande número de patentes, titulares e inventores. Os demais países da lista são economias desenvolvidas, como Estados Unidos, Austrália, Canadá, França e Nova Zelândia, exercendo forte influência nos fluxos de conhecimento das organizações responsáveis por projetos de P&D-IA-CS, já que concentram um grande número de citações de patentes e artigos científicos.

Em relação às 10 principais organizações responsáveis por projetos de P&D-IA-CS, em termos de número de patentes, no período de 2003 a 2022, todas são multinacionais (MNA), sendo que há uma concentração significativa de domínio tecnológico, cooperativo e de fluxo de conhecimento por parte das MNA norte-americanas e europeias. Isso corrobora estudos anteriores de Chui et al. (2019) e Toorajipour et al. (2021).

Os resultados também mostraram que o esforço de inovação das organizações responsáveis por projetos de P&D-IA-CS é afetado positivamente pela cooperação tecnológica (de titulares e inventores de patentes), pelo nível de influência da tecnologia no domínio técnico e pelo nível de importância estratégica da tecnologia. No entanto, em relação aos fluxos de conhecimento (patentário e científico) como determinantes do esforço de inovação, os resultados foram contrários às expectativas, sugerindo que um maior fluxo de conhecimento está associado a um menor esforço de inovação das organizações responsáveis por projetos de P&D-IA-CS.

Quanto às limitações desta pesquisa, destacam-se a coleta de dados apenas da base Derwent Clarivate e a não consideração de algumas variáveis impulsionadoras do esforço de inovação, das organizações responsáveis por projetos de P&D-IA-CS, como investimento em

P&D e pessoal alocado em P&D. Propostas para estudos futuros incluem mapear as principais redes de cooperação, prospectar rotas tecnológicas e tecnologias emergentes e desenvolver estudos de caso para validar os resultados encontrados.

Referências

- Abulrub, A. H. G., & Lee, J. (2012). Open innovation management: challenges and prospects. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, *41*, 130-138.
- Ahuja, G. (2000). Collaboration networks, structural holes, and innovation: A longitudinal study. *Administrative science quarterly*, *45*(3), 425-455.
- Barberá-Tomás, D., Jiménez-Sáez, F., & Castelló-Molina, I. (2011). Mapping the importance of the real world: The validity of connectivity analysis of patent citations networks. *Research policy*, *40*(3), 473-486.
- Baryannis, G., Validi, S., Dani, S., & Antoniou, G. (2019). Supply chain risk management and artificial intelligence: state of the art and future research directions. *International Journal of Production Research*, *57*(7), 2179-2202.
- Beers, C., & Zand, F. (2014). R&D cooperation, partner diversity, and innovation performance: an empirical analysis. *Journal of Product Innovation Management*, *31*(2), 292-312.
- Belderbos, R., Carree, M., & Lokshin, B. (2006). Complementarity in R&D cooperation strategies. *Review of Industrial Organization*, *28*(4), 401-426.
- Bishop, K., D'Este, P., & Neely, A. (2011). Gaining from interactions with universities: Multiple methods for nurturing absorptive capacity. *Research Policy*, *40*(1), 30-40.
- Borges, A. F. S., Laurindo, F. J. B., Spínola, M. M., Gonçalves, R. F., & Mattos, C. A. (2020). The strategic use of artificial intelligence in the digital era: Systematic literature review and future research directions. *International Journal of Information Management*, 102-225.
- Breschi, S., & Lissoni, F. (2009). Mobility of skilled workers and co-invention networks: an anatomy of localized knowledge flows. *Journal of economic geography*, *9*(4), 439-468.
- Canhoto, A. I., & Clear, F. (2020). Artificial intelligence and machine learning as business tools: A framework for diagnosing value destruction potential. *Bus. Horiz. Artificial Intelligence and Machine Learning*, *63*, 183-193.
- Cerka, P., Grigiene, J., & Sirbikyte, G. (2015). Liability for damages caused by artificial intelligence. *Computer Law & Security Review*, *31*, 376-389.
- Chen, C., & Hicks, D. (2004). Tracing knowledge diffusion. *Scientometrics*, *59*(2), 199-211.

- Chen, L. (2017). Do patent citations indicate knowledge linkage? The evidence from text similarities between patents and their citations. *Journal of Informetrics*, 11(1), 63-79.
- Chesbrough, H. (2012). Open innovation: Where we've been and where we're going. *Research-Technology Management*, 55(4), 20-27.
- Chui, M., Henke, N., Miremadi, M., 2019. Most of AI's Business Uses Will Be in Two
- Cohen, W. M., & Levinthal, D. A. (1990). Absorptive capacity: A new perspective on learning and innovation. *Administrative science quarterly*, 128-152.
- Creswell, J. W., & Creswell, J. D. (2017). *Research design: Qualitative, quantitative, and mixed methods approaches*. Sage publications.
- De Fuentes, C., & Dutre´nit, G. (2012). Best channels of academia–industry interaction for long-term benefit. *Research Policy*, 41(9), 1666–1682.
- Dirican, C. (2015). The impacts of robotics, artificial intelligence on business and economics. *Procedia Social and Behavioral Sciences*, 195, 564–573.
- Dosi, G. (1982). Technological paradigms and technological trajectories: a suggested interpretation of the determinants and directions of technical change. *Research policy*, 11(3), 147-162.
- Drejer, I., & Jørgensen, B. H. (2005). The dynamic creation of knowledge: Analysing public–private collaborations. *Technovation*, 25(2), 83-94.
- Du, J., Leten, B., & Vanhaverbeke, W. (2014). Managing open innovation projects with science-based and market-based partners. *Research Policy*, 43(5), 828–840.
- Dubey, R., Gunasekaran, A., Childe, S. J., Bryde, D. J., Giannakis, M., Foropon, C., ... Hazen, B. T. (2020). Big data analytics and artificial intelligence pathway to operational performance under the effects of entrepreneurial orientation and environmental dynamism: A study of manufacturing organisations. *International Journal of Production Economics*, 226, Article 107599.
- Duysters, G., & Lokshin, B. (2011). Determinants of alliance portfolio complexity and its effect on innovative performance of companies. *Journal of Product Innovation Management*, 28(4), 570-585.
- Érdi, P., Makovi, K., Somogyvári, Z., Strandburg, K., Tobochnik, J., Volf, P., & Zalányi, L. (2013). Prediction of emerging technologies based on analysis of the US patent citation network. *Scientometrics*, 95(1), 225-242.
- Fornahl, D., Broekel, T., & Boschma, R. (2011). What drives patent performance of German biotech firms? The impact of R&D subsidies, knowledge networks and their location. *Papers in regional science*, 90(2), 395-418.

- Gao, X., Guan, J., & Rousseau, R. (2011). Mapping collaborative knowledge production in China using patent co-inventorships. *Scientometrics*, 88(2), 343–362.
- George, G., Zahra, S. A., & Wood, D. R. (2002). The effects of business–university alliances on innovative output and financial performance: A study of publicly traded biotechnology companies. *Journal of Business Venturing*, 17(6), 577–609.
- Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., Anderson, R. E., & Tatham, R. L. (2009). *Análise multivariada de dados*. Bookman editora.
- Hall, B. H., & Khan, B. (2003). *Adoption of new technology* (No. w9730). National bureau of economic research.
- Huin, S. F., Luong, L. H. S., & Abhary, K. (2003). Knowledge-based tool for planning of enterprise resources in ASEAN SMEs. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 19, 409–414.
- Jarrahi, M. H. (2018). Artificial intelligence and the future of work: Human-AI symbiosis in organizational decision making. *Business Horizons*, 61, 577–586.
- Ivanov, D., & Dolgui, A. (2020). Viability of intertwined supply networks: extending the supply chain resilience angles towards survivability. A position paper motivated by COVID-19 outbreak. *International journal of production research*, 58(10), 2904-2915.
- Ji, J., Barnett, G. A., & Chu, J. (2019). Global networks of genetically modified crops technology: a patent citation network analysis. *Scientometrics*, 118(3), 737-762.
- Kaplan, A., Haenlein, M., 2019. Siri, Siri, in my hand: who’s the fairest in the land? On the interpretations, illustrations, and implications of artificial intelligence. *Bus. Horiz.* 62, 15–25
- Kumar, A., Mani, V., Jain, V., Gupta, H., & Venkatesh, V. G. (2023). Managing healthcare supply chain through artificial intelligence (AI): A study of critical success factors. *Computers & Industrial Engineering*, 175, 108815.
- Kumar, V., Ramachandran, D., & Kumar, B. (2020). Influence of new-age technologies on marketing: A research agenda. *Journal of Business Research*.
- Li, R., Chambers, T., Ding, Y., Zhang, G., & Meng, L. (2014). Patent citation analysis: Calculating science linkage based on citing motivation. *Journal of the Association for Information Science and Technology*, 65(5), 1007-1017.
- Lin, J. Y. (2012). *New structural economics: A framework for rethinking development and policy*. The World Bank.
- Liu, H., Yao, M., & Cao, J. (2020). Linking R&D Project Characteristics to Innovation Outcomes: The Moderating Role of Corporate Governance Mechanisms. *Journal of Business Research*.

- Maggioni, M. A., Nosvelli, M., & Uberti, T. E. (2007). Space versus networks in the geography of innovation: A European analysis. *Papers in Regional Science*, 86(3), 471-493.
- Manyika, J., Bughin, J., 2018. The Promise and Challenge of the Age of Artificial Intelligence. McKinsey Global Institute.
- Martin, B. R. (2012). Are universities and university research under threat? Towards an evolutionary model of university speciation. *Cambridge Journal of Economics*, 36(3), 543–565.
- Mentzer, J.T., DeWitt, W., Keebler, J.S., Min, S., Nix, N.W., Smith, C.D., Zacharia, Z.G., 2001. Defining supply chain management. *J. Bus. Logist.* 22, 1–25.
- Mitze, T., & Strotebeck, F. (2019). Determining factors of interregional research collaboration in Germany's biotech network: Capacity, proximity, policy? *Technovation*, 80, 40-53.
- Mocan, N. H., & Yu, H. (2021). Does Public Funding of Private R&D Generate Economic Value? Evidence from the Small Business Innovation Research Program. *Journal of Applied Econometrics*.
- Nelson, R. R. (2009). *An evolutionary theory of economic change*. harvard university press.
- Ni, D., Xiao, Z., & Lim, M. K. (2020). A systematic review of the research trends of machine learning in supply chain management. *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*, 11, 1463–1482.
- Nieto, M. J., & Santamaría, L. (2007). The importance of diverse collaborative networks for the novelty of product innovation. *Technovation*, 27(6-7), 367-377.
- Nishant, R., Kennedy, M., & Corbett, J. (2020). Artificial intelligence for sustainability: Challenges, opportunities, and a research agenda. *International Journal of Information Management*, 53, Article 102104
- Okuyama, R., & Osada, H. (2013, July). University-industry collaboration in drug discovery in Japan: An empirical analysis over thirty years. In *2013 Proceedings of PICMET'13: Technology Management in the IT-Driven Services (PICMET)* (pp. 2704-2710). IEEE.
- Organização das Nações Unidas – ONU (2020). World Economic Situation and Prospects 2020 (un.org). Disponível em: https://www.un.org/development/desa/dpad/wp-content/uploads/sites/45/WESP2020_Annex.pdf . Acesso em fevereiro de 2021.
- Park, H. W., & Suh, S. H. (2013). Scientific and technological knowledge flow and technological innovation: Quantitative approach using patent citation. *Asian Journal of Technology Innovation*, 21(1), 153–169.

- Paulo, A. F., Ribeiro, E. M. S., & Porto, G. S. (2018). Mapping countries cooperation networks in photovoltaic technology development based on patent analysis. *Scientometrics*, *117*(2), 667-686.
- Petroni, G., Venturini, K., & Verbano, C. (2012). Open innovation and new issues in R&D organization and personnel management. *The International Journal of Human Resource Management*, *23*(1), 147-173.
- Pournader, M., Ghaderi, H., Hassanzadegan, A., & Fahimnia, B. (2021). Artificial intelligence applications in supply chain management. *International Journal of Production Economics*, *241*, 108250.
- Riahi, Y., Saikouk, T., Gunasekaran, A., & Badraoui, I. (2021). Artificial intelligence applications in supply chain: A descriptive bibliometric analysis and future research directions. *Expert Systems with Applications*, *173*, 114702.
- Richey Jr, R. G., Chowdhury, S., Davis-Sramek, B., Giannakis, M., & Dwivedi, Y. K. (2023). Artificial intelligence in logistics and supply chain management: A primer and roadmap for research. *Journal of Business Logistics*, *44*(4), 532-549.
- Samuel, S., Heilweil, R., Piper, K., 2019. The Rapid Development of AI Has Benefits — and Poses Serious Risks.
- Santoro, M. D., & Chakrabarti, A. K. (2002). Firm size and technology centrality in industry–university interactions. *Research policy*, *31*(7), 1163-1180.
- Scherngell, T., & Barber, M. J. (2009). Spatial interaction modelling of cross-region R&D collaborations: empirical evidence from the 5th EU framework programme. *Papers in Regional Science*, *88*(3), 531-546.
- Schutzer, D. (1990). Business expert systems: The competitive edge. *Expert Systems with Applications*, *1*, 17–21.
- Shih, M. J., & Liu, D. R. (2010). Patent Classification Using Ontology-Based Patent Network Analysis. In *PACIS* (p. 95).
- Shu, X., Xiang, P., & Zhang, L. (2020). Patents, R&D, and Innovation Strategies: Evidence from Chinese High-Tech Firms. *Industrial Marketing Management*.
- Soni, N., Sharma, E. K., Singh, N., & Kapoor, A. (2020). Artificial Intelligence in Business: From Research and Innovation to Market Deployment. *Procedia Comput. Sci. International Conference on Computational Intelligence and Data Science*, *167*, 2200–2210.
- Toorajipour, R., Sohrabpour, V., Nazarpour, A., Oghazi, P., & Fischl, M. (2021). Artificial intelligence in supply chain management: A systematic literature review. *Journal of Business Research*, *122*, 502-517.

- Wamba, S. F., Gunasekaran, A., Akter, S., Ren, S. J. F., Dubey, R., & Childe, S. J. (2017). Big data analytics and firm performance: Effects of dynamic capabilities. *Journal of business research*, 70, 356-365.
- Wang, X., Zhang, X., & Xu, S. (2011). Patent co-citation networks of Fortune 500 companies. *Scientometrics*, 88(3), 761-770.
- Weng, C., & Daim, T. U. (2012). Structural differentiation and its implications—core/periphery structure of the technological network. *Journal of the Knowledge Economy*, 3(4), 327-342.
- Yeh, H.Y., Sung, Y.S., Yang, H.W., Tsai W.C., Chen D.Z., (2013). The bibliographic coupling approach to filter the cited and uncited patent citations: A case of electric vehicle technology. *Scientometrics*, 94(1), 75–93.
- Zhang, G., & Tang, C. (2018). How R&D partner diversity influences innovation performance: An empirical study in the nano-biopharmaceutical field. *Scientometrics*, 116(3), 1487-1512.
- Zhang, L., Shu, X., & Wu, H. (2021). The Effect of R&D Project Diversity on Patenting Activities: Evidence from Chinese Firms. *Technovation*.
- Zhang, Y., Chen, K., Zhu, G., Yam, R. C. M., & Guan, J. (2016). Inter-organizational scientific collaborations and policy effects: An ego-network evolutionary perspective of the Chinese academy of sciences. *Scientometrics*, 108(3), 1–33.