

ADOÇÃO DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL NA CADEIA DE SUPRIMENTOS: UM ESTUDO BASEADO EM PATENTES

Adriana De Castro Pires - UNINOVE – Universidade Nove de Julho

Priscila Rezende Da Costa - UNINOVE – Universidade Nove de Julho

Resumo

The adoption of artificial intelligence in the supply chain can enhance the efficiency of processes and the exchange of knowledge, making it appropriate to investigate patent and innovation strategies. Therefore, the general objective was to investigate the determinants of the innovation effort of organizations holding patents for the adoption of artificial intelligence in the supply chain. To this end, 4,698 INPADOCS (patents and patent families) were collected in the Derwent Clarivate database, covering the period from 2003 to 2023. Regarding the findings, we showed that the prevalent strategy of patent-holding organizations was the development of proprietary technologies (only a holder). Of the top 10 countries with the highest number of patents, 05 are developing economies, with emphasis on China, Mexico, India, Brazil and Singapore, and exercise technological and cooperative dominance. The other countries on the list are developed economies, notably the United States, Australia, Canada, France and New Zealand, and exert a strong influence on knowledge flows. Regarding the 10 main organizations holding the largest number of patents, we found that they are all multinationals (MNA), and that there is a close concentration of technological, cooperative and knowledge flow on the part of North American and European MNAs. We also

Palavras-chave: Inteligência Artificial, Cadeia de Suprimentos, Esforço de Inovação, Cooperação Tecnológica, Fluxo de Conhecimento

Abstract

The adoption of artificial intelligence in the supply chain can enhance the efficiency of processes and the exchange of knowledge, making it appropriate to investigate patent and innovation strategies. Therefore, the general objective was to investigate the determinants of the innovation effort of organizations holding patents for the adoption of artificial intelligence in the supply chain. To this end, 4,698 INPADOCS (patents and patent families) were collected in the Derwent Clarivate database, covering the period from 2003 to 2023. Regarding the findings, we showed that the prevalent strategy of patent-holding organizations was the development of proprietary technologies (only a holder). Of the top 10 countries with the highest number of patents, 05 are developing economies, with emphasis on China, Mexico, India, Brazil and Singapore, and exercise technological and cooperative dominance. The other countries on the list are developed economies, notably the United States, Australia, Canada, France and New Zealand, and exert a strong influence on knowledge flows. Regarding the 10 main organizations holding the largest number of patents, we found that they are all multinationals (MNA), and that there is a close concentration of technological, cooperative and knowledge flow on the part of North American and European MNAs. We also

Keywords: Artificial Intelligence, Supply Chain, Innovation Effort, Technological Cooperation, Knowledge Flow

ADOÇÃO DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL NA CADEIA DE SUPRIMENTOS: UM ESTUDO BASEADO EM PATENTES

1 Introdução

O mundo dos negócios tem evoluído para um futuro digital ao longo dos anos, e a inteligência artificial é considerada o caminho mais profícuo (Kumar et al., 2020; Pournader et al. 2021; Riahi et al., 2021). Desde de 2010, as aplicações de inteligência artificial aumentaram significativamente, gerando consequências promissoras e também inquietações sobre o futuro do trabalho e do gerenciamento empresarial (Manyika & Bughin, 2018; Samuel et al., 2019; Toorajipour et al., 2021).

Inteligência artificial é definida como a capacidade das máquinas de comunicar e imitar as capacidades dos humanos (Schutzer, 1990; Dirican, 2015; Pournader et al., 2021). A adoção de inteligência artificial resulta na resolução de problemas com maior precisão e maior velocidade. A inteligência artificial não é uma temática nova, tampouco um novo campo de estudo acadêmico (Huin et al., 2003), entretanto, são recentes as pesquisas que evidenciaram as suas aplicações em áreas promissoras (Jarrahi, 2018; Riahi et al., 2021), incluindo a cadeia de suprimentos (Toorajipour et al., 2021; Pournader et al., 2021).

Os gestores de cadeias de suprimentos estão demandando tecnologias para lidar com a crescente complexidade (Pournader et al., 2021). Nos últimos anos, surgiram várias aplicações funcionais, mas poucos estudos abordaram as aplicações da inteligência artificial na cadeia de suprimentos considerando as tecnologias protegidas por patentes (Riahi et al., 2021; Toorajipour et al., 2021). A literatura reconhece, portanto, que a cadeia de suprimentos é uma das áreas com maior possibilidade de apurar lucro com a aplicação da inteligência artificial (Canhoto e Claro, 2020; Dirican, 2015; Soni et al., 2020). Embora o interesse de praticantes e pesquisadores seja, portanto, crescente, conforme evidenciado nos estudos de Jarrahi (2018), Kaplan e Haenlein, (2020) e Nishant et al. (2020), é necessário examinar o esforço de inovação das organizações que desenvolveram soluções de inteligência artificial para aprimorar a gestão da cadeia de suprimento e as protegeram por patentes, dado que as tecnologias patentárias são fontes de vantagem competitividade. Algumas pesquisa indicaram essa necessidade, por exemplo, Chui et al. (2019), Dubey et al. (2020), Pournader et al. (2021), Riahi et al. (2021) e Toorajipour et al. (2021).

Neste estudo, o objetivo geral foi investigar os determinantes do esforço de inovação das organizações titulares de patentes de adoção de inteligência artificial na cadeia de suprimentos. A proposição defendida, é que há efeitos positivos, tanto da cooperação tecnológica (Zhang & Tang, 2018; Ji, Barnett, & Chu, 2019), quanto dos fluxos de conhecimento, no esforço de inovação das organizações (Petroni et al., 2012; Abulrub & Lee, 2012). Além disso, a influência da tecnológica no domínio técnico ao qual pertence, bem como a importância estratégica da tecnologia para a entidade que a possui, também são determinantes potenciais do esforço de inovação das organizações titulares de patentes sobre adoção de inteligência artificial na cadeia de suprimentos (Pournader et al., 2021; Riahi et al. 2021; Toorajipour et al., 2021). Dessa forma, os seguintes objetivos específicos foram delineados: (a) avaliar a evolução do esforço de inovação, da cooperação tecnológica (de titulares e de inventores) e dos fluxos de conhecimento (patentário e científico) no período de 2003 a 2022; (b) identificar os principais *players* (países e titulares) que exerceram impacto tecnológico (incipiente e significativo); e, por fim, (c) representar as conexões entre os titulares principais e secundários.

Sobre as contribuições, o estudo foi precursor ao identificar os principais *players* (países e titulares) que exercem domínio tecnológico, instigando o estabelecimento de futuros acordos cooperação tecnológica. O estudo também foi valioso por representar as conexões

entre os titulares principais e secundários. Por fim, o estudo contribuiu por sistematizar os determinantes do esforço de inovação das organizações titulares de patentes de adoção de inteligência artificial na cadeia de suprimentos, ajudando estudiosos e tomadores de decisão na proposição de projetos de pesquisa e desenvolvimento (P&D) pró-inovação aberta.

2 Referencial Teórico

A cadeia de suprimentos exerce um papel fundamental na experiência de qualidade do cliente e na gestão dos custos, das oportunidades e das incertezas (Zhang et al., 2016; Riahi et al., 2021). Os tomadores de decisão que atuam em uma cadeia de suprimentos monitoram e procuram evitar incidentes que possam prejudicar o abastecimento, desde incidentes comuns (atrasos na entrega, defeitos de qualidade, etc.) a grandes eventos (crise política, desastres naturais, instabilidade financeira dos fornecedores, etc.). Tais fatores podem tornar o abastecimento complexo em ambientes já incertos (Zhang et al., 2016; Riahi et al., 2021).

Uma cadeia de suprimentos pode ser definida como uma rede de organizações com vínculos *upstream* e *downstream* (Riahi et al., 2021), incluindo diferentes processos e atividades que geram valor na forma de produtos e serviços entregues ao consumidor final (Mentzer et al., 2001). Para atuar em ambientes complexos em que as cadeias de suprimentos operam e geram resultados mais ágeis e resilientes, os elos das cadeias demandam monitoramento, previsão e otimização (Zhang et al., 2016; Riahi et al., 2021). Em anos recentes, o uso de inteligência artificial cresceu substancialmente em diferentes campos, incluindo nas cadeias de suprimentos como forma de gerenciar processos complexos com mais agilidade e eficiência (Borges et al., 2020).

A inteligência artificial possibilita que os sistemas tomem decisões e executem tarefas automaticamente sem intervenção humana (Borges et al., 2020). As organizações usam cada vez mais a inteligência artificial e o aprendizado de máquina para obter *insights* sobre várias áreas, incluindo armazenamento, logística e gestão da cadeia de suprimentos (Riahi et al., 2021). De forma geral, a inteligência artificial engloba toda máquina ou equipamento que usa habilidades computacionais para imitar a inteligência humana, portanto, pode ser classificada nas seguintes categorias: (i) sistemas que pensam e agem como um ser humano e (ii) sistemas que pensam e agem racionalmente (Riahi et al., 2021). A inteligência artificial está relacionada a capacidade de um sistema de reproduzir a inteligência humana, com a característica ideal de racionalizar e tomar ações que têm a maior tendência de alcançar um objetivo específico (Cerka et al., 2015).

Por conseguinte, na cadeia de suprimentos o uso da inteligência artificial viabiliza a implementação de abordagens preditivas que culminam em uma avaliação mais rápida e também na minimização eficaz dos riscos ou eventos disruptivos (Cerka et al., 2015). Além disso, o uso de inteligência artificial possibilita aos usuários a distinção de padrões na cadeia de suprimentos (Borges et al., 2020).

Implementando algoritmos, a inteligência artificial identifica de forma clara e rápida dados relevantes na cadeia de suprimentos para elaborar modelos que oportunizam aos tomadores de decisão uma melhor compreensão sobre como funciona cada processo e quais áreas requerem melhorias (Ni et al., 2020). Nesta nova abordagem de uso da inteligência artificial para melhorar e otimizar a cadeia de suprimentos, as organizações aprendem constantemente sobre as áreas que requerem melhorias e identificam os fatores que afetam o desempenho ao longo da cadeia (Riahi et al., 2021).

O uso da inteligência artificial na cadeia de suprimentos continua sendo um esforço de inovação de grande potencial pouco compreendido. A literatura existente é limitada em termos de aplicações de inteligência artificial no campo da cadeia de suprimentos (Chui et al. 2019; Dubey et al., 2020; Pournader et al., 2021; Riahi et al., 2021; Toorajipour et al., 2021). Com o

presente estudo, pretendemos fornecer uma visão abrangente dos determinantes do esforço de inovação das organizações titulares de patentes de adoção de inteligência artificial na cadeia de suprimentos, sistematizando a influência da cooperação tecnológica e dos fluxos de conhecimento.

A cooperação tecnológica tem uma função diferenciada no esforço de inovação das organizações titulares de patentes de adoção de inteligência artificial na cadeia de suprimentos, pois permite que o conhecimento seja criado e compartilhado pelos atores da cadeia (Paulo, Ribeiro, & Porto, 2018). Por conseguinte, a cooperação tecnológica é foco de atenção de pesquisadores e gestores interessados em compreender o seu impacto no esforço de inovação das organizações e dos países (Gao et al., 2011). O desenvolvimento de inovações de forma cooperativa, ou seja, reunindo diferentes atores, possibilita que as empresas atendam de forma rápida e eficaz as oportunidades tecnológicas e mercadológicas, reduzindo tempo e dinheiro (Petroni et al., 2012; Paulo, Ribeiro, & Porto, 2018).

Questões regulatórias, institucionais e econômicas afetam significativamente as iniciativas de cooperação tecnológica e, consequentemente, o esforço de inovação dos países e das organizações titulares de patentes (Hall & Khan, 2003). Consequentemente, as nações mais sólidas, em termos institucionais e econômicos, estão mais bem preparadas para potencializar o desenvolvimento de soluções tecnológicas protegidas por patentes, como o uso de inteligência artificial na cadeia de suprimentos. Na maioria das vezes, são os países desenvolvidos os precursores tecnológicos, o que os tornam mais atuantes no domínio tecnológico e na orquestração da cooperação e da inovação aberta (Ji, Barnett, & Chu, 2019).

A partir da abordagem da inovação aberta (Chesbrough, 2012), as empresas estabelecem acordos de cooperação tecnológica com variados atores para buscar e compartilhar conhecimento (Zhang & Tang, 2018). Cooperar com diferentes atores amplia a rede de contatos e potencializa a fluxo de conhecimento (Belderbos et al., 2006). Atores que atuam em acordos de cooperação tecnológica normalmente são classificados da seguinte forma: empresas, universidades e institutos de pesquisa (De Fuentes & Dutreñit, 2012; Zhang et al., 2016). As empresas são atores com fins lucrativos que desenvolvem produtos com foco no mercado, já as universidades e institutos de pesquisa são, normalmente, organizações sem fins lucrativos que objetivam a geração de conhecimentos científicos e/ou inovações tecnológicas (Martin, 2012). Dadas as diferenciações, tais atores podem prover às organizações recursos estratégicos e complementares, incluindo conhecimentos científicos e inovações (Santoro & Chakrabarti, 2002; Drejer & Jorgensen, 2005; Du et al., 2014).

Quando empresas, universidades e institutos de pesquisa atuam em parceria tem-se uma cooperação tecnológica interorganizacional e pode ocorrer a produção, transferência e aplicação de conhecimento (Zhang et al., 2016; Gao et al., 2014). Além disso, em tais parcerias as empresas podem acessar produtos básicos e pré-competitivos, além de conhecimentos científicos e técnicos das universidades e dos institutos de pesquisa, ampliando suas capacidades de inovação (Bishop et al., 2011). Por sua vez, universidades e institutos de pesquisa podem refinar o entendimento sobre como os conhecimentos científicos e técnicos podem potencializar o desenvolvimento de produtos inovadores com o apoio das empresas (George et al., 2002). Por fim, tem-se a cooperação tecnológica intraorganizacional, firmada entre empresas, contemplando matriz, subsidiárias e/ou fornecedores tecnológicos, como estratégia para lapidar as capacidades de inovação, ampliar a transferência de tecnologia e desenvolver inovações globais ou reversas (Zhang & Tang, 2018).

Ambos as formas de cooperação (inter e intraorganizacional) exercem uma importante função, pois as universidades e institutos de pesquisa são relevantes na pesquisa científica básica e, as empresas, por sua vez, na pesquisa aplicada e no desenvolvimento (Okuyama & Osada, 2013). Além disso, a cooperação tecnológica com diferentes atores, evidenciada pela quantidade de titulares e inventores de patentes em um dado campo tecnológico, exerce o

papel de "radar", disseminando informações e conhecimentos associados aos avanços científicos e à produção industrial, o que potencializar e diversifica o escopo estratégico da pesquisa e do desenvolvimento nas organizações (Ahuja, 2000) e, consequentemente, promove a criação de novos conhecimentos e novas tecnologias. Diante do exposto, hipostenizamos que:

H01: A cooperação tecnológica de titulares influencia positivamente o esforço de inovação.

H02: A cooperação tecnológica de inventores influencia positivamente o esforço de inovação.

A cooperação tecnológica estabelecida para impulsionar a inovação demanda um fluxo de conhecimento entre os atores de P&D (Chesbrough, 2012). Considerando a teoria da evolução (Dosi, 1982) e a teoria da aprendizagem organizacional (Cohen & Levinthal, 1990), o conhecimento é a base para a inovação, portanto, ao cooperar as organizações devem refletir sobre as trocas de conhecimento patentário e científico. Sendo assim, os fluxos de conhecimentos evidenciados por citações de patentes e artigos científicos são fontes relevantes de informação para a inovação (Santoro & Chakrabarti, 2002; Drejer & Jorgensen, 2005). Por conseguinte, os atores que monitoram tais fluxos de conhecimento podem galgar uma evolução, alcançando uma melhoria nas capacidades absorptiva e inovativa, ampliando as oportunidades tecnológicas e a competitividade (Cohen & Levinthal, 1990; Ahuja, 2000; Duysters & Lokshin, 2011).

O exame das citações de patentes e artigos científicos em um dado campo tecnológico ou científico pode oferecer uma sistematização dos fluxos de conhecimento, indicando as origens de uma dada tecnologia (Ji, Barnett, & Chu, 2019). Barberá-Tomás et al. (2011) validaram as aplicações de citação de patentes como evidência de inovação. Já Chen (2017) confirmou a hipótese de que as citações de patentes evidenciam fluxos de conhecimento tecnológico que são incorporados em novas tecnologias. Ji, Barnett e Chu (2019), por conseguinte, comprovaram a relevância dos fluxos de conhecimento usando como proxy as citações de patentes. Adicionalmente, Breschi e Lissoni (2009) e Mitze e Strotebeck (2019) comprovaram que os fluxos de conhecimento evidenciados a partir de citações de patentes são afetados pela diminuição da distância, ou seja, a proximidade geográfica dos atores afeta positivamente a inovação (Fornahl et al., 2011). Maggioni et al. (2007) e Scherngell e Barber (2009) também demonstraram na União Europeia o impacto positivo entre proximidade geográfica e os fluxos de conhecimento, mensurado a partir de citações de patentes.

Em síntese, muitos pesquisadores adotaram o método de análise de citações de patentes e artigos científicos para revelar fluxo, difusão e transferência de conhecimento (Chen & Hicks, 2004; Nelson, 2009; Park & Suh, 2013), sistematizar rotas e fronteiras tecnológicas (Érdi et al, 2013), revelar o domínio tecnológico em determinados campos, sua estruturação e relações interorganizacionais (Wang, Zhang, & Xu, 2011; Weng & Daim, 2012; Yeh et al., 2013), examinar tecnologias emergentes (Shih & Liu, 2010), e investigaram capacidades absorptiva e de inovação nos níveis empresariais e regionais (Yeh et al., 2013). Diante do exposto, hipotetizamos que:

H03: O fluxo de conhecimento patentário influencia positivamente o esforço de inovação.

H04: O fluxo de conhecimento científico influencia positivamente o esforço de inovação.

Conforme demonstrado, são inúmeras as evidências já comprovadas, ao nível da firma, que a diversidade e a quantidade de atores em cooperação interorganizacional (Nieto &

Santamaria, 2007; Duysters & Lokshin, 2011; Lin, 2012; Beers & Zand, 2014) geram resultados positivos ao esforço de inovação. Zhang e Tang (2018), analisando patentes de 554 organizações, constataram que a diversidade de organizações, bem como a diversidade geográfica de tais atores, afetam positivamente a inovação. Entretanto, a presente pesquisa é oportuna e distinta das existentes, dado que investiga a cooperação tecnológica em um campo ainda pouco compreendido, ou seja, o da adoção de inteligência artificial na cadeia de suprimentos, examinando a influência da tecnológica no domínio técnico ao qual pertence. Diante do exposto, hipotetizamos que:

H05: O nível de influência da tecnologia no domínio afeta positivamente o esforço de inovação.

Como já comprovado, são diversos os estudos que adotaram como proxy as citações de patentes para sistematizar os fluxos de conhecimento (Zhang & Tang, 2018; Ji, Barnett, & Chu, 2019; Mitze & Strotebeck, 2019). São também consolidadas as teorias que fundamentam as capacidades dos atores de evoluir e aprender (Dosi, 1982; Cohen & Levinthal, 1990), melhorando as capacidades absorptiva e inovação (Santoro & Chakrabarti, 2002; Drejer & Jorgensen, 2005) e potencializando o esforço de inovação (Cohen & Levinthal, 1990; Ahuja, 2000; Duysters & Lokshin, 2011). Entretanto, esta é a primeira vez que se investiga conjuntamente a cooperação tecnológica e os fluxos de conhecimento para elucidar o esforço de inovação de organizações titulares de patentes, considerando a importância estratégica da tecnologia para a entidade que a possui. Diante do exposto, hipotetizamos que:

H06: O nível de importância estratégica da tecnologia influencia positivamente o esforço de inovação.

3 Método

A pesquisa foi cientométrica, mediante a coleta de INPADOCS (patentes e famílias de patentes) na base *Derwent Clarivate* em junho de 2023. Foi priorizado o período de 2003 a 2023 e consideradas as patentes sobre adoção de inteligência artificial na cadeia de suprimentos, para tal, adotou-se a seguinte estratégia de busca: "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 priorizados foram organizados em planilhas do Microsoft Excel e os seguintes campos foram sistematizados: *Application Year*, *Abstract (English)*, *Application Number*, *Application Country/Region*, *Assignee*, *Assignee Count*, *Count of Cited Refs - Patent*, *Count of Cited Refs - Non-patent*, *Combined Patent Impact*, *Domain Influence*, *Inventor*, *Inventor Count* e *Strategic Importance*. Depois da conferência dos referidos campos e da padronização do nome e do país dos titulares, a amostra final do estudo contemplou 4.698 INPADOCS.

Examinar as tecnologias protegidas por patentes sob a ótica das organizações titulares (detentoras das tecnologias) permite compreender holisticamente os determinantes do seu esforço de inovação e o seu impacto, bem como as estratégias patentárias e de inovação adotadas em um domínio técnico, como exemplo a adoção de inteligência artificial na cadeia de suprimentos. Vale destacar que os países das organizações titulares de patentes foram classificados como “desenvolvidos” e “em desenvolvimento”, seguindo a classificação da ONU (2020).

Para a análise das organizações titulares das patentes sobre adoção de inteligência artificial na cadeia de suprimentos, adotou-se o *software* Iramuteq. Para tal, foi usada a análise de

similitude para compreender as ramificações dos titulares centrais para outros titulares secundários que se conectam, ampliando a interpretação sobre as conexões entre os titulares. Assim, foi possível mapear o caminho pelo qual as 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 composta (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*: (a) para o esforço de inovação, variável dependente, o total de patentes sobre adoção de inteligência artificial na cadeia de suprimentos; (b) para a cooperação tecnológica de titulares, primeira variável independente, o total de titulares das patentes; (c) para a cooperação tecnológica de inventores, segunda variável independente, o total de inventores das patentes; (d) para o fluxo de conhecimento patentário, terceira variável independente, o total de citações de patentes; (e) para o fluxo de conhecimento científico, quarta variável independente, o total de citações de artigos; (f) para o nível de influência da tecnologia no domínio, quinta variável independente, o somatório do indicador de influência da tecnologia no domínio técnico ao qual pertence; e (g) 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.

Destaca-se que o total de patentes de uma organização titular não foi considerado como *proxy* de inovação, pois nem toda tecnologia protegida por patente gera inovação, ou seja, vai para o mercado e gera valor. Portanto, é mais prudente a utilização do termo "esforço" de inovação, pois ele evidencia a geração de tecnologias protegidas por patentes que podem gerar (ou não) inovações para o mercado. Vale pontuar que na presente pesquisa não foram consideradas algumas variáveis impulsionadoras do esforço de inovação, tais como investimento em P&D e pessoal alocado em P&D.

4 Resultados

Foram examinados 4.698 INPADOCS (patentes e famílias de patentes) sobre adoção de inteligência artificial na cadeia de suprimentos, sendo 3.826 sem cooperação tecnológica (apenas um titular, evidenciando tecnologia proprietária) e 872 com cooperação (dois ou mais titulares, evidenciando cooperação tecnológica intra e interorganizacional, ou seja, matriz de multinacionais, subsidiárias de multinacionais, empresas de menor porte, universidades, institutos de pesquisa ou outras organizações parceiras). Também foi apurado que dos 4.698 INPADOCS sistematizados, 902 contam com apenas um inventor e 3.796 contemplam dois ou mais inventores.

A evolução das patentes de adoção de inteligência artificial na cadeia de suprimentos no período de 2003 a 2022 é representada nas figuras 1 e 2. A figura 1 evidencia que a proporção de patentes sem cooperação de organizações titulares foi superior ao percentual de patentes com cooperação de 2003 a 2022. Ao longo de todo o período analisado, a proporção média de patentes sem cooperação de titulares foi de 81% e as patentes com cooperação de titulares a proporção média foi de apenas 19%, evidenciando que há um campo fértil a ser explorado pelas organizações no que tange o desenvolveram cooperativo de soluções de inteligência artificial para aprimorar a gestão da cadeia de suprimentos.

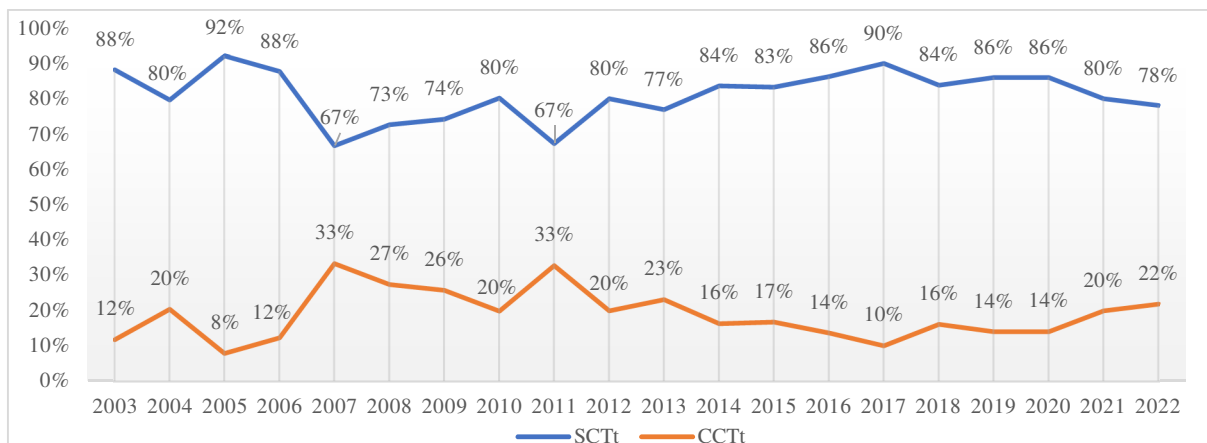


Figura 1. Evolução histórica das patentes com e sem cooperação tecnológica de titulares.

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

Fonte: Elaborado pelas autoras.

A figura 2 demonstra que a proporção de patentes com cooperação de inventores foi superior ao percentual de patentes sem cooperação de 2003 a 2022. Ao longo de todo o período analisado, a proporção média de patentes com cooperação de inventores foi de 79% e as patentes sem cooperação de inventores a proporção média foi de 21%, indicando que a cooperação é prática prevalente e já difundida pelos inventores de soluções de inteligência artificial aplicadas à cadeia de suprimentos.

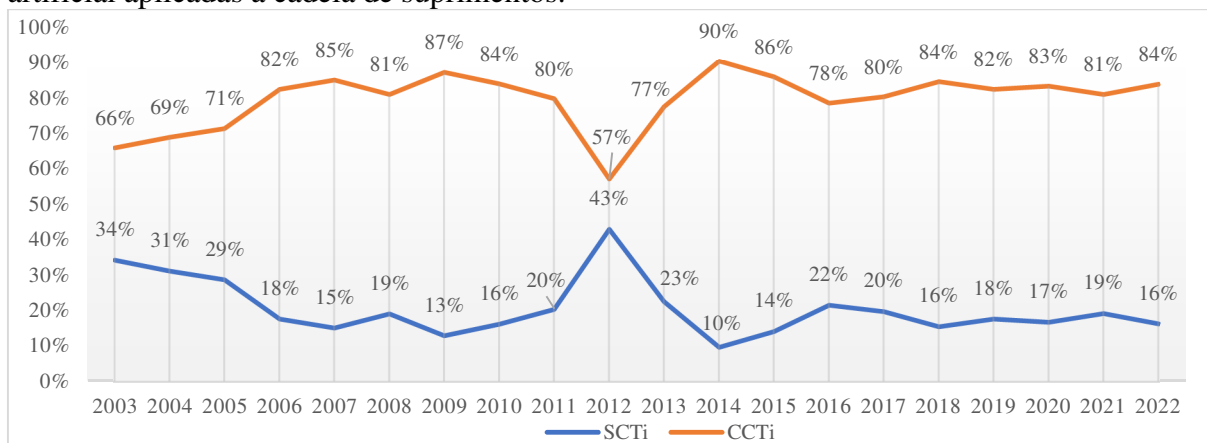


Figura 2. Evolução histórica das patentes com e sem cooperação tecnológica de inventores.

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

Fonte: Elaborado pelas autoras.

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

Tabela 1: Distribuições das patentes e suas especificidades.

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: Elaborado pelas autoras.

Sobre a distribuições temporal das patentes e suas especificidades (tabela 1), apuráramos valores médios, nos anos analisados (2003-2022), de 222 patentes, 326 titulares, 961 inventores, 945 citações patentárias e 480 citações científicas (de artigos). Em relação às taxas de patentes por titular (TP/TT) e por inventores (TP/TI), verificamos uma tendência de crescimento, com média de 0,69 e 0,24, respectivamente, evidenciando a ocorrência de esforço de inovação com cooperação de titulares e inventores no período examinado. As taxas de patentes por citações patentárias (patentes) (TP/FCp) e por citações científicas (de artigos) (TP/FCc), também assumiram uma tendência de crescimento no período analisado, com média de 0,29 e 0,64, respectivamente, demonstrando a ocorrência de esforço de inovação com fluxos de conhecimentos patentários e científicos. Além disso, foram verificados crescimentos percentuais médios na quantidade absoluta no período analisado: de patentes (CTP 13,71%), de titulares de patentes (CTT 16,20%), de inventores de patentes (CTI 14,60%), do fluxo acumulado de conhecimentos patentários (CFCp 25,54) e do fluxo acumulado de conhecimentos científicos (CFCc 24,51).

	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
--	------	------	-------	-------	------

Tabela 2. Distribuição percentual de patentes entre os países (2003-2022).

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: Elaborado pelas autoras.

Considerando todo o campo tecnológico de adoção de inteligência artificial na cadeia de suprimentos (tabela 2), apuramos um total de 4698 patentes, 6950 titulares, 20310 inventores, 19805 citações patentárias (patentes) e 9850 citações científicas (artigos). Ainda na tabela 2, consta a distribuição percentual de patentes considerando os países desenvolvidos e em desenvolvimento com a maior número de patentes no período de 2003 a 2022. Os 10 principais países acumularam 70,33% das patentes, 69,28% dos titulares, 72,53% dos inventores, 70,71% das citações patentárias e 69,41% das citações científicas.

Especificamente, entre os 10 principais países, 05 são economias em desenvolvimento (EE) e acumularam 40,29% das patentes, 38,19% dos titulares, 41,92% dos inventores, 18,77% das citações patentárias e 16,38% das citações científicas, com destaque para China, México, Índia, Brasil e Singapura. Por conseguinte, concluímos que tais países em desenvolvimento (EE) exercem domínio tecnológico e cooperativo no campo de adoção de inteligência artificial na cadeia de suprimentos, pois concentram o maior número de patentes, titulares e inventores (tabela 2).

Os demais países da lista são economias desenvolvidas e acumularam 30,03% das patentes, 31,09% dos titulares, 30,62% dos inventores, 51,95% das citações patentárias e 53,04% das citações científicas, com destaque para Estados Unidos, Austrália, Canadá, França e Nova Zelândia. Portanto, inferimos que tais países desenvolvimento exercem forte influência nos fluxos de conhecimento no campo da adoção de inteligência artificial na cadeia de suprimentos, pois concentram o maior número de citações patentárias e científicas (tabela 2).

Na tabela 3 sistematizamos a distribuição percentual de patentes considerando as 10 principais organizações titulares com a maior quantidade de patentes no período de 2003 a 2022. Todas as organizações listadas são multinacionais (MNA), sendo 05 da América do Norte, 04 da Europa e 01 da Ásia, acumulando 7,28% das patentes, 8,46% dos titulares, 8,46% dos inventores, 13,15% das citações patentárias e 12,07% das citações científicas. Por conseguinte, evidenciamos que há uma cerca concentração de domínio tecnológico, cooperativo e de fluxo de conhecimento por parte das MNA Norte-americanas e Europeias, considerando o campo da adoção de inteligência artificial na cadeia de suprimentos.

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%

Nas tabelas 4 e 5 são apresentados os testes das hipóteses a partir de seis modelos de regressão, sendo que a cada novo modelo uma variável independente foi adicionada, portanto, o modelo 1 é o mais simples e o modelo 6 o mais completo, contendo todas as variáveis dependentes. Dentre os modelos regressivos gerados, o que alcançou o melhor poder de explicação (R^2 82,84%) foi o modelo 6 que contém todas as variáveis independentes, portanto, utilizamos tal modelo para realizar os testes de hipótese.

Cabe destacar que nos modelos das tabelas 4 e 5 a variável dependente é o esforço de inovação das organizações titulares de patentes. As variáveis independentes consideradas são: a cooperação tecnológica de titulares, a cooperação tecnológica de inventores, o fluxo de conhecimento patentário, o fluxo de conhecimento científico, o nível de influência da tecnologia no domínio e o nível de importância estratégica da tecnologia.

Dessa forma, testamos no modelo 6 as hipóteses 1 e 2, que previa uma relação positiva entre cooperação tecnológica (de titulares e de inventores) e esforço de inovação. Os testes confirmaram as hipóteses 1 e 2 no modelo 6, evidenciando que a cooperação tecnológica (de titulares e de inventores) exerce influência positiva no esforço de inovação, considerando o campo de adoção de inteligência artificial na cadeia de suprimentos.

Testamos também no modelo 6 as hipóteses 3 e 4, que previa uma relação positiva entre fluxo de conhecimento (patentário e científico) e esforço de inovação. Os testes surpreendentemente, mostraram o contrário, que quanto maior o fluxo de conhecimento (patentário e científico) menor o esforço de inovação, considerando o campo de adoção de inteligência artificial na cadeia de suprimentos.

Por fim, testamos no modelo 6 as hipóteses 5 e 6, que previa 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 no modelo 6, evidenciando que quanto maior a influência da tecnologia no domínio e importância estratégica da tecnologia maior o esforço de inovação, considerando o campo de adoção de inteligência artificial na cadeia de suprimentos.

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		
R ²	72,95%			80,30%			80,46%		

Tabela 4. Testes para o esforço de inovação.

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

Fonte: Elaborado pelas autoras com auxílio do software SPSS.

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		
R ²	80,51%			81,56%			82,84 %		

Tabela 5. Testes para o esforço de inovação.

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: Elaborado pelas autoras com auxílio do software SPSS.

5 Discussões e Conclusões

Examinando historicamente (de 2003 a 2022) o campo de adoção de inteligência artificial na cadeia de suprimentos, constatamos que a proporção de patentes sem cooperação de organizações titulares foi superior ao percentual de patentes com cooperação, evidenciando que a estratégia prevalente foi o desenvolvimento de tecnologias proprietárias. Sendo assim, há um campo fértil a ser explorado pelas organizações no que tange o desenvolver cooperativo de soluções de inteligência artificial para aprimorar a gestão da cadeia de suprimentos, conforme postulam Chui et al. (2019) e Dubey et al. (2020), dado que a estratégia prevalente entre os titulares foi o desenvolvimento de tecnologias proprietárias.

No entanto, a proporção de patentes com cooperação de inventores foi superior ao percentual de patentes sem cooperação de 2003 a 2022, indicando que cooperação é prática prevalente e já difundida pelos inventores de soluções de inteligência artificial aplicadas à cadeia de suprimentos. Além disso, foram verificados crescimentos percentuais médios na quantidade absoluta no período analisado (de 2003 a 2022) de patentes, de titulares de patentes, de inventores de patentes, do fluxo acumulado de conhecimento patentário e do fluxo acumulado de conhecimento científico.

Especificamente, entre os 10 principais países com a maior número de patentes no período no campo de adoção de inteligência artificial na cadeia de suprimentos, de 2003 a 2022, 05 são economias em desenvolvimento, com destaque para China, México, Índia, Brasil e Singapura, e exercem domínio tecnológico e cooperativo, pois concentram o maior número de patentes, titulares e inventores. Os demais países da lista são economias desenvolvidas, com destaque para Estados Unidos, Austrália, Canadá, França e Nova Zelândia, e exercem forte influência nos fluxos de conhecimento no campo de adoção de inteligência artificial na cadeia de suprimentos, pois concentram o maior número de citações patentárias e científicas (tabela 2).

Sobre as 10 principais organizações titulares com a maior quantidade de patentes no período de 2003 a 2022, constatamos que todas são multinacionais (MNA), e que há uma cerca concentração de domínio tecnológico, cooperativo e de fluxo de conhecimento por parte das MNA Norte-americanas e Europeias, considerando o campo da adoção de inteligência artificial na cadeia de suprimentos, corroborando com os estudos de Chui et al. (2019) e Toorajipour et al. (2021). Apuramos também que no campo de adoção de inteligência artificial na cadeia de suprimentos as organizações titulares de patentes centrais são as de cunho tecnológico, que por sua vez, possuem conexão forte e recorrente com universidades e institutos de pesquisa e interligações menos expressivas e recorrentes com corporações e empresas limitadas.

Os achados demonstraram que no campo de adoção de inteligência artificial na cadeia de suprimentos o esforço de inovação das organizações titulares de patentes é afetado positivamente pela cooperação tecnológica (de titulares e inventores), pelo nível de influência da tecnologia no domínio técnico ao qual pertence e pelo nível de importância estratégica da tecnologia para a entidade que a possui, corroborando com os achados de Pournader et al. (2021) e Riahi et al. (2021).

Em relação aos fluxos de conhecimento (patentário e científico) como determinante do esforço de inovação (Toorajipour et al., 2021; Pournader et al., 2021), os efeitos apurados foram completamente contrários aos impactos positivos previstos, ou seja, hipotetizamos que fluxos de conhecimento mais intensos alavancariam a geração e tecnologias (Chui et al. (2019; Riahi et al. (2021), no entanto, os resultados evidenciaram o contrário do previsto, que quando maior o fluxo de conhecimento menor o esforço de inovação. Tais achados podem

evidenciar que no campo de adoção de inteligência artificial na cadeia de suprimentos as organizações titulares de patentes desenvolvem tecnologias com menor uso de conhecimentos patentários e científicos já existentes, priorizando vantagem competitiva e distinção tecnológica a partir da criação de conhecimentos novos.

Sobre as limitações da pesquisa, destacam-se os seguintes pontos: (1) a coleta de dados somente da base Derwent Clarivate; e (2) não foram consideradas algumas variáveis impulsionadoras do esforço de inovação, tais como investimento em P&D e pessoal alocado em P&D. Em relação às propostas de estudos futuros, destacam-se: (1) mapear as principais redes de cooperação no campo de adoção de inteligência artificial na cadeia de suprimentos; (2) prospectar as rotas tecnológicas e as principais tecnologias emergentes, e, por fim, (3) desenvolver estudos de caso para corroborar os achados aqui apurados.

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.
- 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., Grigienė, J., & Širbikyte, 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 Areas. McKinsey Analytic.
- 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., & Dutrénit, 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.
- 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, V., Ramachandran, D., & Kumar, B. (2020). Influence of new-age technologies on marketing: A research agenda. *Journal of Business Research*.
- Lin, J. Y. (2012). *New structural economics: A framework for rethinking development and policy*. The World Bank.
- 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.
- 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.
- 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).
- 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.
- 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, 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.