



**FERNANDA DE ALMEIDA**

***ROADMAPPING* TECNOLÓGICO FUNDAMENTADO EM  
INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL: UM ESTUDO SOBRE GESTÃO  
DA INOVAÇÃO AGRÍCOLA NO SETOR PÚBLICO**

**LAVRAS – MG  
2024**

**FERNANDA DE ALMEIDA**

***ROADMAPPING TECNOLÓGICO FUNDAMENTADO EM INTELIGÊNCIA  
ARTIFICIAL: UM ESTUDO SOBRE GESTÃO DA INOVAÇÃO AGRÍCOLA NO  
SETOR PÚBLICO***

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Administração, área de concentração em Gestão Estratégica, Marketing e Inovação, para a obtenção do título de Mestre.

Prof. Dr. Paulo Henrique Montagnana Vicente Leme  
Orientador

**LAVRAS – MG  
2024**

**Ficha catalográfica elaborada pelo Sistema de Geração de Ficha Catalográfica da Biblioteca  
Universitária da UFLA, com dados informados pelo(a) próprio(a) autor(a).**

Almeida, Fernanda de.

*Roadmapping* Tecnológico fundamentado em inteligência artificial : um estudo sobre gestão da inovação agrícola no setor público / Fernanda de Almeida. - 2024.

146 p.

Orientador(a): Paulo Henrique Montagnana Vicente Leme.

Dissertação (mestrado acadêmico) - Universidade Federal de Lavras, 2024.

Bibliografia.

1. Inovação direcionada por dados. 2. Agricultura Digital. 3. Data-driven roadmapping. I. Leme, Paulo Henrique Montagnana Vicente. II. Título.

**FERNANDA DE ALMEIDA**

***ROADMAPPING TECNOLÓGICO FUNDAMENTADO EM INTELIGÊNCIA  
ARTIFICIAL: UM ESTUDO SOBRE GESTÃO DA INOVAÇÃO AGRÍCOLA NO  
SETOR PÚBLICO***

**TECHNOLOGY ROADMAPPING BASED ON ARTIFICIAL INTELLIGENCE: A  
STUDY ON AGRICULTURAL INNOVATION MANAGEMENT IN THE PUBLIC  
SECTOR**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Administração, área de concentração em Gestão Estratégica, Marketing e Inovação, para a obtenção do título de Mestre.

APROVADA em 17 de janeiro de 2024.

Prof. Dr. Edson Luis Bolfe  
Pesq. Dr. Rubens Augusto de Miranda

UNICAMP  
EMBRAPA

Prof. Dr. Paulo Henrique Montagnana Vicente Leme  
Orientador

**LAVRAS – MG  
2024**

A Deus criador e redentor.  
Ao meu amado esposo Paulinho.  
**DEDICO**

## AGRADECIMENTOS

A Deus, por seu infinito amor e por iluminar os caminhos diante de cada desafio enfrentado, fazendo com que o percurso fosse menos tortuoso.

De uma maneira especial agradeço ao meu amado esposo Paulinho pelo apoio incondicional, companheirismo e por permanecer sempre presente nas aventuras, mas sobretudo nos momentos mais difíceis me motivando a superar as adversidades e a seguir adiante.

Aos meus pais, Mauro e Cleusa, pelo incentivo e orações, além de acreditarem que eu seria capaz de ser exitosa em mais esta jornada. Aos meus irmãos, Mari, Léo por compreenderem todos os momentos de ausência e afastamento necessários e por torcerem sempre pelo meu sucesso. Agradeço especialmente ao meu irmão Tiago pelas longas conversas e pelos sábios aconselhamentos.

Ao meu orientador, Prof. Paulo Henrique Leme, por apoiar as minhas ideias e por me incentivar e orientar no desenvolvimento deste trabalho desafiador.

À Profa. Cléria Lourenço pelas valiosas reflexões sobre a vida acadêmica e por sua generosidade e sabedoria compartilhada.

Aos Prof. Dr. Edson Luis Bolfe, Prof. Dr. Dany Flávio Tonelli e Pesq. Dr. Rubens Augusto de Miranda, membros de minhas bancas de qualificação e defesa, pelas importantes contribuições para esta dissertação.

Aos colegas da Embrapa que se dispuseram a colaborar com o trabalho sendo muito atenciosos e empenhados em promover uma discussão qualificada durante as entrevistas.

À Universidade Federal de Lavras, especialmente ao Departamento de Administração e Economia, pela oportunidade de fazer parte de uma formação prestigiada como esta. Aos demais Professores e a Secretaria do PPGA pelo auxílio e troca de conhecimentos.

Aos Colegas do mestrado, especialmente Juliana, Anne, Karem, Antônio e tantos outros, a parceria de vocês foi fundamental. Aos amigos Kelly e Rafael, pelo carinho e amizade.

À EMBRAPA, pelo apoio para a realização deste mestrado pelo seu Programa Corporativo de Pós-graduação.

Por fim, meu muito obrigado a todos que contribuíram direta ou indiretamente para que esse mestrado se concretizasse.

Grata!

## RESUMO

As disrupções provocadas pelas tecnologias digitais carregam consigo oportunidades e ameaças que se colocam de maneiras diferentes no contexto das empresas privadas e do setor público. À medida que se busca fortalecer a inovação transformadora, as organizações públicas de pesquisa serão paulatinamente conclamadas a atender de forma consciente aos impactos mais amplos e à sua responsabilidade pelas várias transformações para as quais estão contribuindo ativamente por meio de sua Pesquisa e Desenvolvimento. A transição da Agricultura Digital que agregue autonomia robótica e inteligência artificial, para além do desenvolvimento tecnológico, passa pela reflexão sobre como os diversos caminhos de transição para sistemas agrícolas e alimentares sustentáveis estão relacionados com a inovação responsável e ambientes de inovação orientados por missão. A administração das atividades do processo de inovação configura-se como a barreira organizacional mais recorrente na literatura sobre a inovação no setor público. O Technology Roadmapping (TRM), processo que mobiliza pensamento sistêmico estruturado para promover o alinhamento entre o planejamento estratégico e a gestão da inovação ainda possui lacunas de pesquisa relativas à sua integração com a mineração de dados. A avaliação da aplicabilidade e as condições de fronteira das teorias da inovação à luz da Inteligência Artificial (IA) e da Data-Driven Innovation (DDI) também se encontra em estágio incipiente no campo da administração. Sugere-se a proposição de um processo estendido que compreenda uma fase de exploração explícita antes do desenvolvimento, no qual o refinamento do conceito da ideia e/ou inovação ocorra por meio da experimentação de recursos de dados e a exploração das relações sociais. Diante do exposto, o objetivo deste trabalho foi propor um framework e um agente de IA (chatbot) que juntos configuram os preceitos básicos para um processo de roadmapping tecnológico aumentado por IA (Augmented TRM). O percurso metodológico seguiu as diretrizes para projetos em Design Science Research (DSR), relacionado à perspectiva de que o conhecimento acadêmico deve apresentar relevância para o campo prático, reduzindo a lacuna existente entre a teoria e o exercício da atividade. O projeto de pesquisa em DSR compreendeu as seguintes fases: identificação do problema, definição do objetivo da solução, desenvolvimento, demonstração/avaliação e comunicação. Como a dissertação é estruturada em formato de artigos, o primeiro contempla a problemática sobre o tema da inovação e a inteligência artificial, o segundo artigo aborda a definição de uma solução de roadmapping para o contexto da inovação agrícola e o terceiro abarca o processo framework desenvolvido, juntamente à sua avaliação pelos especialistas (entrevistas) que se voluntariaram a contribuir com esta pesquisa. Como resultado, observa-se um forte interesse no uso da IA generativa para a realização de atividades que demandam cognição qualificada, como a prospecção tecnológica. Contudo, desde que ocorra com algum nível de supervisão humana a ser definida após ciclos de experimentação. Na avaliação sobre a aplicabilidade de um processo reforçado pelo autoaprendizado da IA, o impacto organizacional vai além da automatização de tarefas discretas e se estende à alteração inovadora de processos existentes e à introdução de tarefas completamente novas.

Palavras-chave: inovação direcionada por dados; Modelos de Linguagem de Grande Escala; agricultura digital; Augmented TRM; data-driven roadmapping

## ABSTRACT

The disruptions caused by digital technologies bring both opportunities and threats, which manifest differently in the context of private companies and the public sector. As the focus shifts towards strengthening transformative innovation, public research organizations are increasingly called upon to consciously address the broader impacts and their responsibility for the various transformations to which they actively contribute through their Research and Development. The transition to Digital Agriculture, which incorporates robotic autonomy and artificial intelligence, involves not only technological development but also reflection on how various transition paths to sustainable agricultural and food systems are related to responsible innovation and mission-oriented innovation environments. Managing the activities of the innovation process is seen as the most recurrent organizational barrier in literature on public sector innovation. Technology Roadmapping (TRM), a process that utilizes structured systemic thinking to align strategic planning with innovation management, still has research gaps in its integration with data mining. Assessing the applicability and boundary conditions of innovation theories in light of Artificial Intelligence and the Data-Driven Innovation (DDI) is also in an early stage in the field of administration. It is suggested to propose an extended process that includes an explicit exploration phase before development, where the refinement of the idea and/or innovation concept occurs through data resource experimentation and exploration of social relationships. Therefore, the aim of this work was to propose a framework and an AI agent (chatbot) that together establish the basic precepts for an AI-augmented technology roadmapping process (Augmented TRM). The methodological approach followed the guidelines for projects in Design Science Research (DSR), related to the perspective that academic knowledge should be relevant to the practical field, bridging the gap between theory and practice. The DSR research project included the following phases: problem identification, definition of the solution's objective, development, demonstration/evaluation, and communication. As the dissertation is structured in article format, the first article addresses the issue of innovation and artificial intelligence, the second discusses a roadmapping solution for the context of agricultural innovation, and the third covers the developed framework process and its evaluation by experts (interviews) who volunteered to contribute to this research. As a result, there is a strong interest in using generative AI for activities requiring qualified cognition, such as technological prospecting. However, this should occur with some level of human supervision to be defined after experimentation cycles. In evaluating the applicability of a process enhanced by AI's self-learning, the organizational impact goes beyond automating discrete tasks and extends to innovatively altering existing processes and introducing entirely new tasks.

**Keywords:** data-driven innovation; Large Language Models; digital agriculture; Augmented TRM (Technology Roadmapping); data-driven roadmapping

## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

### PRIMEIRA PARTE – INTRODUÇÃO GERAL

Figura 1 – Arquitetura básica de um <i>roadmap</i> tecnológico .....	24
Figura 2 – Fases de iteração do processo de <i>roadmapping</i> .....	26
Figura 3 – Elementos essenciais de um projeto de <i>Design Science Research</i> .....	31
Quadro 1 – Matriz de amarração metodológica .....	34

### SEGUNDA PARTE – ARTIGOS

#### **ARTIGO 1 – Da inteligência competitiva à inovação direcionada por dados: revisão e agenda futura sobre a análise de dados na gestão da inovação**

Figura 1 – Fluxograma PRISMA 2020 para revisões sistemáticas em bases de dados .....	67
--	----

#### **ARTIGO 2 – *Roadmapping* tecnológico no setor público em apoio à agricultura digital: revisão sistemática e agenda futura de pesquisa**

Figura 1 – Fluxograma PRISMA para revisões sistemáticas .....	79
Figura 2 - Número de estudos selecionados por ano de publicação .....	80
Figura 3 – Número de publicações por país de origem .....	80
Figura 4 – Rede de co-ocorrência de palavras-chave .....	81
Figura 5 – Mapa conceitual por análise de correspondência múltipla .....	81

#### **ARTIGO 3 – *Augmented TRM*: *roadmapping* tecnológico aumentado por IA generativa na gestão da inovação agrícola pelo setor público**

Figura 1 – Critérios de avaliação dos artefatos .....	107
Figura 2 – Arquitetura do Agente de IA .....	110
Figura 3 – <i>Augmented TRM</i> Framework .....	112

## LISTA DE TABELAS

### SEGUNDA PARTE – ARTIGOS

#### **ARTIGO 1 – Da inteligência competitiva à inovação direcionada por dados: revisão e agenda futura sobre a análise de dados na gestão da inovação**

Tabela 1 – Caracterização dos artigos por evolução da agenda de pesquisa ..... 61

Tabela 2 – Tendências de estudos futuros e autores ..... 70

#### **ARTIGO 2 – *Roadmapping* tecnológico no setor público em apoio à agricultura digital: revisão sistemática e agenda futura de pesquisa**

Tabela 1 – Principais características dos estudos por categoria ..... 82

Tabela 2 – Tendências de estudos futuros e autores ..... 86

## LISTA DE SIGLAS

API	<i>Application Programming Interface</i>
CEO	<i>Chief Executive Officer</i>
CT&I	Ciência, Tecnologia e Inovação
DDI	<i>Data-driven Innovation</i>
DSR	<i>Design Science Research</i>
EMBRAPA	Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária
IA	Inteligência Artificial
LLM	<i>Large Language Model</i>
ODS	Objetivos de Desenvolvimento Sustentável
P&D	Pesquisa e Desenvolvimento
PD&I	Pesquisa, Desenvolvimento e Inovação
PESTEL	<i>Political, Economic, Socio-cultural, Technological, Environmental and Legal</i>
PIB	Produto Interno Bruto
PLN	Processamento de Linguagem Natural
RAG	<i>Retrieval Augmented Generation</i>
SCAMPER	<i>Substitute, Combine, Adapt, Modify, Put, Eliminate, and Reverse</i>
TI	Tecnologia da Informação
TRM	<i>Technology Roadmapping</i>
WIPO	<i>World Intellectual Property Organization</i>

## SUMÁRIO

<b>PRIMEIRA PARTE</b> .....	<b>12</b>
<b>1 INTRODUÇÃO</b> .....	<b>12</b>
1.1 Problema de pesquisa.....	18
1.2 Objetivos.....	20
1.3 Justificativas.....	20
1.4 Estrutura da dissertação .....	22
<b>2 REFERENCIAL TEÓRICO</b> .....	<b>23</b>
2.1 Inteligência artificial na gestão da inovação .....	23
2.2 Technology Roadmapping (TRM) .....	26
2.2.1 A estrutura visual do mapa tecnológico (roadmap) .....	28
2.2.2 O processo de elaboração do roteiro (roadmapping) .....	30
<b>3 METODOLOGIA</b> .....	<b>34</b>
3.1 Caracterização da Pesquisa .....	34
3.2 Objeto de estudo e unidade de análise .....	36
3.3 Síntese do percurso metodológico adotado no Artigo 1 .....	37
3.4 Síntese do percurso metodológico adotado no Artigo 2 .....	37
3.5 Síntese do percurso metodológico adotado no Artigo 3 .....	38
3.6 Matriz de amarração metodológica .....	39
<b>REFERÊNCIAS</b> .....	<b>40</b>
<b>SEGUNDA PARTE - ARTIGOS</b> .....	<b>52</b>
<b>ARTIGO 1 – Da inteligência competitiva à inovação direcionada por dados: revisão integrativa e agenda futura</b> .....	<b>52</b>
<b>ARTIGO 2 – Roadmapping tecnológico no setor público em apoio à agricultura digital: revisão sistemática e agenda futura de pesquisa</b> .....	<b>78</b>
<b>ARTIGO 3 – Augmented TRM: roadmapping tecnológico aumentado por IA generativa na gestão da inovação agrícola pelo setor público</b> .....	<b>98</b>
<b>TERCEIRA PARTE</b> .....	<b>137</b>
<b>CONSIDERAÇÕES FINAIS</b> .....	<b>137</b>
<b>APÊNDICE A - Lauda de anotação da observação direta</b> .....	<b>138</b>
<b>APÊNDICE B - Roteiro de entrevista semiestruturada</b> .....	<b>139</b>
<b>APÊNDICE C - Termo de consentimento livre e esclarecido</b> .....	<b>141</b>
<b>APÊNDICE D – Configuração do Agente de IA e prompt template</b> .....	<b>142</b>
<b>APÊNDICE E – Exemplo de roadmapping simulado</b> .....	<b>143</b>

## PRIMEIRA PARTE

### 1 INTRODUÇÃO

O avanço das tecnologias digitais tem influenciado a forma como as organizações buscam pelo aprimoramento contínuo de seus processos, capacidades e proposta de valor. Tecnologias emergentes como a inteligência artificial, *blockchain*, computação em nuvem (*cloud*), Internet das Coisas e a análise de dados (*big data analytics*) estimulam novos modos de trabalho e interação com públicos de interesse, além da criação/remodelação de modelos de negócios (Akter *et al.*, 2022; Appio *et al.*, 2021; Verhoef *et al.*, 2021, Vial, 2019). As propriedades materiais das tecnologias digitais – homogeneização de dados e reprogramabilidade (Yoo *et al.*, 2012; Yoo; Henfridsson; Lyytinen, 2010) – desafiam os modelos clássicos de transformação e requerem novas abordagens conceituais que incorporem explicitamente a variabilidade, materialidade e emergência sociotécnica que elas representam (Baskerville; Myers; Yoo, 2020; Hanelt *et al.*, 2021; Nambisan *et al.*, 2017; Wessel *et al.*, 2021).

Para que se entenda a relevância do fenômeno no ambiente gerencial, 94% dos CEOs de diferentes indústrias consideram manter ou acelerar a transformação digital impulsionada pela pandemia<sup>1</sup>. Estima-se que o investimento global em transformação digital deva alcançar US\$ 3,4 trilhões em 2026<sup>2</sup>. Segundo pesquisa da consultoria McKinsey, a adoção de aplicações que utilizam técnicas de inteligência artificial mais do que dobrou entre 2017 e 2022, crescendo de 20% para 50% em ao menos uma unidade ou função de negócio em empresas de diferentes regiões, setores e tamanhos<sup>3</sup>. A transformação digital tem se mostrado um fator de crescimento econômico sustentável, com mais de 60% do PIB dependendo de tecnologias digitais em 2022. Ao mesmo tempo que, as soluções digitais têm o potencial de reduzir em 15% as emissões de gases de efeito estufa até 2030<sup>4</sup>.

Apesar de receberem uma ampla atenção da comunidade acadêmica e da prática, os fenômenos da digitalização e da transformação digital são entendidos como conceitos distintos, ainda que profundamente relacionados (Gong; Ribiere, 2021; Hanelt *et al.*, 2021; Mariani;

---

<sup>1</sup> As 10 principais tendências estratégicas de tecnologia do Gartner para 2023 (Groombridge *et al.*, 2022).

<sup>2</sup> <https://www.idc.com/getdoc.jsp?containerId=prUS49797222>

<sup>3</sup> The state of AI in 2022 - and a half decade in review (McKinsey, 2022)

<sup>4</sup> *A digital silver bullet for the world: digitalization* (WEFORUM, 2022a).

Machado; Nambisan; 2023; Vial, 2019). A transformação digital pode ser concebida como o estágio avançado de mudança organizacional, iniciado pela conversão da informação analógica em digital (*digitization*), seguido da incorporação da Tecnologia da Informação (TI) como elemento de otimização de processos sociais e institucionais existentes (*digitalization*), culminando em estratégias de remodelação do próprio modelo de negócio (Berman, 2012; Gong; Ribiere, 2021; Sebastian *et al.*, 2017; Van Veldhoven; Vanthienen; 2022; Verhoef *et al.*, 2021).

Na perspectiva de Vial (2019), a transformação digital refere-se a um processo em que as tecnologias digitais provocam disrupções, levando as organizações a apresentarem respostas estratégicas focadas na evolução do seu modelo de geração de valor, enquanto lidam com as barreiras institucionais e mudanças estruturais que afetam o resultado deste processo. A disrupção inerente às tecnologias digitais se revela em três perspectivas essenciais: o comportamento e expectativas do consumidor, o cenário competitivo e a disponibilidade de dados (Vial, 2019).

Hanelt *et al.* (2021) identificaram os dois principais mecanismos de ligação entre as condições contextuais (materiais, organizacionais e ambientais) que desencadeiam o processo transformação digital e os resultados de mudança organizacional e econômica consequência dela: a inovação e a integração. A inovação refere-se à adoção de recursos, processos e capacidades ainda inexistentes na organização. Enquanto a integração visa o alinhamento dos novos fatores com as condições já estabelecidas internamente (Berman, 2012; Hinings; Gegenhuber; Greenwood, 2018), ou seja, a mobilização das capacidades dinâmicas para superar as barreiras práticas da implementação da digitalização (Parviainen *et al.*, 2017; Warner; Wäger; 2019). Os elementos viabilizadores da inovação nesse contexto correspondem ao desenvolvimento de uma estratégia de negócio digital, à alavancagem de competências digitais, o desenvolvimento da inovação digital e a interação homem-máquina como uma atividade central para estabelecer sinergias sustentáveis e de valor agregado entre tecnologia e seres humanos (Hanelt *et al.*, 2021; Matt; Hess; Benlian, 2015; Sambamurthy; Bharadwaj; Grover, 2003).

Em nível macro, a transformação digital é o resultado da combinação dos efeitos produzidos por diversas inovações digitais, fazendo com que emergjam novos atores, estruturas, práticas, crenças e valores que alteram, ameaçam, trocam ou complementam as regras vigentes nas organizações, ecossistemas, indústrias ou no campo como um todo (Appio *et al.*, 2021; Hinings; Gegenhuber; Greenwood, 2018). A inovação digital compreende o uso de tecnologia

digital durante o processo de inovação. Assim como, também significa um resultado de inovação (oferta de mercado, processo, modelo de negócio) que seja, total ou parcialmente, digital (Nambisan *et al.*, 2017). Tal abrangência faz com que Urbinati *et al.* (2022) defendam a importância de se considerar a inovação digital como um processo e, como tal, reforçam a necessidade de aprofundamento no conhecimento sobre suas fases, mecanismos subjacentes, barreiras e fatores facilitadores (Bogers *et al.*, 2022; Urbinati *et al.*, 2022).

No entanto, as disrupções provocadas pelas tecnologias digitais carregam consigo oportunidades e ameaças (Akter *et al.*, 2022; Sebastian *et al.*, 2017) que se colocam de maneiras diferentes no contexto das empresas privadas e do setor público (Mergel; Edelman; Haug; 2019). O argumento central em relação à diferença de significado da transformação digital no setor público recai sobre o uso das ferramentas de tecnologia da informação e comunicação na busca pela melhoria da prestação de serviço e no seu impacto na criação de valor para a sociedade, e não como estratégia expansão e alavancagem da lucratividade (Mergel; Edelman; Haug; 2019).

Nesse contexto, a transformação digital governamental corresponde ao esforço de prover novas formas de cooperar com as partes interessadas, alavancando as estruturas de prestação de serviço e ampliando as formas de relacionamento (EUROPEAN COMMISSION, 2013). Pelo fato do objetivo institucional não se direcionar à competitividade por espaço mercadológico, a motivação para a inovação digital nas organizações públicas corresponde, em grande parte, ao atendimento das demandas ou necessidades de inovação dos cidadãos (Hong; Kim; Kwon, 2022), tais como, a resolução de problemas sociais, bem-estar do cidadão e otimização de recursos públicos (Wimmer *et al.*, 2020).

Em um ambiente caracterizado pela discussão em torno da velocidade do avanço da economia digital<sup>5</sup>, governos ainda são considerados atores chave nas decisões relativas às práticas apropriadas para incentivar transformações tecnológicas orientadas por missão (Roberts; Schmid, 2022) que impactem no desenvolvimento econômico sustentável (Pan *et al.*, 2022). Do ponto de vista das políticas de inovação, o setor público pode incentivar a experimentação de novos modelos de negócios e quadros institucionais que posteriormente passarão por avaliação social para que sejam legitimados (Hinings; Gegenhuber; Greenwood, 2018), inclusive assumindo papéis que extrapolam a visão mercadológica (criador/regulador) na governança da transformação dos sistemas sociotécnicos (Borrás; Edler; 2020; Mazzucato;

---

<sup>5</sup> Estrutura que tem a tecnologia da informação como o núcleo central da rede de interações econômicas (Pan *et al.*, 2022).

Kattel; Ryan-Collins, 2020). Da mesma forma que, ao contrário de somente reagir à transformação digital, os governos também podem fazer uso da inovação digital para atuar buscando a antecipação de mudanças (Van Veldhoven; Vanthienen; 2022).

No que tange o apoio governamental à inovação, entes públicos se pautam pela política de ciência, tecnologia e inovação (CT&I) para direcionar os esforços de Pesquisa e Desenvolvimento (P&D) que são geralmente influenciados por uma combinação de diferentes dinâmicas contextuais, formando enquadramentos históricos distintos ao longo do tempo (Acciai, 2021). Historicamente, o primeiro enquadramento pode ser caracterizado pelo apoio governamental à ciência e P&D no período pós segunda guerra, partindo da ideia de que se contribuiria para o crescimento e resolveria a falha do mercado na provisão privada de novos conhecimentos. Em segundo, pelos sistemas nacionais de inovação, quando a ênfase na competitividade do mundo globalizado da década de 1980 era o foco para a construção de vínculos, clusters e redes, estimulando o aprendizado entre os elementos dos sistemas e viabilizando o empreendedorismo. E em terceiro, o enquadramento vinculado aos desafios sociais e ambientais contemporâneos, como os Objetivos de Desenvolvimento Sustentável (ODS)<sup>6</sup>, os riscos climáticos e a necessidade de renovação da matriz energética, além do apelo à mudança transformadora (Diercks; Larsen; Steward, 2019; Schot; Steinmueller, 2018) ou a orientação por missão (Mazzucato, 2016).

Tendo em vista as políticas de inovação da atualidade, o setor agrícola se coloca como um dos relevantes campos por meio do qual a inovação pode contribuir para o enfrentamento dos desafios de grande escala e o impulsionamento das transições socioecológicas desejáveis (De Boon; Sandström; Rose, 2022). Os preços dos alimentos tiveram uma alta em escala global em 2022 e, desde 2021, identificou-se que cerca de 2,3 bilhões de pessoas sofrem de insegurança alimentar moderada ou grave. A inovação dos sistemas agrícolas pode melhorar a segurança alimentar global e contribuir para o alcance do ODS2 (Fome Zero). As projeções para a produção brasileira de grãos do Ministério da Agricultura Pecuária e Abastecimento é de 389,3 milhões de toneladas, o que corresponde a um acréscimo de 24,1% no total. Tal incremento corresponde a uma taxa de crescimento de 2,4% ao ano (MAPA, 2023). Áreas promissoras de inovação incluem tecnologias de produção emergentes, como métodos regenerativos e a agricultura vertical<sup>7</sup>. Além disso, soluções digitais fortemente baseadas em dados também podem permitir uma tomada de decisão mais informada, ajudando a enfrentar

---

<sup>6</sup> *Transforming our world: the 2030 Agenda for Sustainable Development* (UN et al., 2015).

<sup>7</sup> *Agribusiness innovation could improve global food security* (WEFORUM, 2022b).

os desafios de produtividade, sustentabilidade e resiliência enfrentados pela agricultura (McFadden *et al.*, 2022).

Complementarmente, Goyeneche *et al.* (2022) defendem uma visão ampliada sobre a mobilização da pesquisa científica em prol do desenvolvimento sustentável que contemple a busca pelo tratamento dos objetivos de maneira transversal, como por exemplo, o alinhamento da produção de conhecimento sobre a produção sustentável de alimentos (ODS 2) com a redução da desigualdade (ODS 10). Da mesma forma que energia (ODS 7) e água (ODS 6) limpas, também podem se relacionar com as pesquisas relacionadas à agricultura (ODS 2) (Goyeneche *et al.*, 2022; Sachs *et al.*, 2019). Portanto, para que se eleve as chances de êxito e aumente a qualidade democrática do processo de transformação, um grupo mais amplo de atores, incluindo universidades e centros de pesquisa, governos, empresas e sociedade civil deve ser levado em consideração no momento da construção e implementação de agendas comuns de inovação (Goyeneche *et al.*, 2022, Haddad *et al.*, 2022). Com especial necessidade de desenvolvimento de modelos e ferramentas concretas que favoreçam ações de pesquisa e inovação ambiciosas, no entanto, realistas (Haddad *et al.*, 2022; Mazzucato, 2018).

O crescimento global da produção agrícola é projetado em 18% até 2030. Avalia-se que este acréscimo será predominantemente localizado em economias emergentes e países de baixa renda, sendo fortemente impulsionado por investimentos em aumento na produtividade, infraestrutura, pesquisa e desenvolvimento, acesso mais amplo a insumos agrícolas e melhores habilidades de gestão nessas regiões. Mesmo que haja uma expectativa de redução da emissão direta de carbono na produção agrícola, ainda assim, projeta-se uma elevação total de 4% até 2030, com a pecuária responsável por mais de 80% dessa elevação. De modo que, um esforço adicional de política pública será necessário para que o setor contribua efetivamente para a redução global de emissões, o que inclui a implementação em larga escala de processos de produção inteligentes<sup>8</sup>.

A interação entre digitalização e sustentabilidade revela oportunidades para moldar uma economia e uma sociedade mais verdes, abrindo caminho para os ODS (Castro; Fernández; Colso, 2021). Especialmente, quando um fator crucial na implementação desses objetivos diz respeito à construção de capacidade digital entre governos, favorecendo não somente as atividades no interior da propriedade rural, mas contribuindo amplamente com todo ecossistema de inovação agrícola (Janowski, 2016; McFadden *et al.*, 2022). À medida que busca-se fortalecer a inovação transformadora, as organizações públicas de pesquisa serão

---

<sup>8</sup> *Agricultural Outlook 2021-2030* (OECD-FAO, 2021).

paulatinamente conclamadas a se atentar conscientemente aos impactos amplos e à sua responsabilidade pelas várias transformações para as quais estão contribuindo ativamente por meio de sua P&D. Tal consideração pode ser constatada em ambientes de inovação agrícola de países de contexto pós-colonial (Austrália e Nova Zelândia), o que ressalta a demanda por ações mais alinhadas ao contexto sociocultural local (Espig *et al.*, 2022).

Nas últimas cinco décadas, a CT&I agropecuária, em conjunto com a disponibilidade de recursos naturais, as políticas públicas, o aumento do conhecimento dos agricultores e a organização das cadeias produtivas, fizeram com que o Brasil se tornasse um protagonista na produção e exportação agrícola (EMBRAPA, 2018; De Vargas Mores *et al.*, 2022). Da condição de importador líquido de 30% dos alimentos demandados internamente nos anos 1970, o país passou por uma modernização institucional da agricultura, induzida substancialmente pela produção científica nacional (Vieira Filho; Fishlow, 2017), tornando-se uma das potenciais lideranças na construção de uma economia de baixo carbono (Vieira Filho, 2022).

Porém, tal desenvolvimento não foi acompanhado por uma transformação produtiva equânime entre as regiões e a redução das desigualdades sociais, especialmente na agricultura familiar ou de pequeno porte (Vieira Filho; Fishlow, 2017; Souza; Gomes; Alves, 2020), o que representa um desafio para a ciência na busca por soluções mais abrangentes e efetivas. Assim como, a necessidade de lidar com a ineficiência produtiva no contexto brasileiro se coloca como outro desafio na busca pela produtividade alinhada à sustentabilidade. Uma vez que, em média, corresponde a um decréscimo de 26% do que se poderia potencialmente alcançar com a quantidade de insumos usados todos os anos (Feres; Ferreira, 2020).

Recentemente, estudos acerca da inovação nos sistemas agroalimentares apontam para uma transição do modelo de coordenação focado nos sistemas nacionais para uma lógica de ecossistemas, por meio do qual a interação dinâmica e a colaboração entre seres humanos e *actants* não humanos (plantas, animais e tecnologias digitais) são os elementos indutores da inovação (Pigford; Hickey; Klerkx, 2018; Wolfert *et al.*, 2023). Para Nobre *et al.* (2016), o modelo de desenvolvimento sustentável exigirá um “ecossistema” de inovação da Quarta Revolução Industrial<sup>9</sup> capaz de prototipar e dimensionar rapidamente inovações que aplicam uma combinação de tecnologias digitais, biológicas e materiais avançadas. Dessa forma, as regiões tropicais deixam de ser vistas tão somente como fontes potenciais de recursos naturais e biodiversidade, mas também como reservas de conhecimento biomimético biológico que pode

---

<sup>9</sup> Industry 4.0 (Lasi *et al.*, 2014).

fomentar um novo modelo de desenvolvimento em benefício não apenas das populações locais, mas do mundo em geral.

Esse ecossistema, também terá como missão viabilizar soluções para programas de pesquisa relacionados à bioeconomia, à biotecnologia e à climatologia, por meio da convergência de áreas como Nanociência, Biotecnologia, Tecnologia da Informação e Comunicação (TIC) e Ciência Cognitiva, facilitando a transformação dos resultados dessas pesquisas em produtos e tecnologias para o setor agropecuário (Massruhá *et al.*, 2020). A transição da Agricultura Digital ou Agricultura 4.0, centrada em dados e dispositivo de precisão (Rose *et al.*, 2021), para um estágio que agregue autonomia robótica e inteligência artificial, denominado de Agricultura 5.0 (Saiz-Rubio; Rovira-Más, 2020). Estes modelos, para além do desenvolvimento tecnológico, passam pela reflexão sobre como os diversos caminhos de transição para sistemas agrícolas e alimentares sustentáveis estão relacionados com a inovação responsável e ambientes de inovação orientados por missão (Klerkx; Rose, 2020; Klerkx; Begemann, 2020).

Portanto, investigar a digitalização no contexto de empresas públicas de CT&I do agro, com enfoque no seu processo de inovação, é uma forma de estudar o fenômeno para além da digitalização do setor em si, mas envolve a busca por conhecimento gerencial que contribua para lidar com os desafios da alavancagem dessas transformações, sob a perspectiva do papel governamental.

### **1.1 Problema de pesquisa**

Como as organizações de P&D desenvolvem diversas inovações ao mesmo tempo, nem todos os projetos recebem a mesma prioridade. O problema é agravado pelo fato de que, normalmente, os profissionais se dividem entre vários projetos simultaneamente. De forma que, quanto maior for o alinhamento entre a estratégia de alocação de recursos de P&D e a orientação estratégica geral da empresa, mais oportuna será a conclusão dos projetos de inovação (Verma; Mishra; Sinha, 2011).

Ao avaliar o contexto da inovação no setor público, Cinar, Trott e Simms (2009) identificaram na literatura que as barreiras de natureza organizacional são as mais recorrentes e destacaram a administração das atividades do processo de inovação como a principal entre elas. A gestão da inovação tem uma influência crucial em relação ao sucesso e à iniciativa inovadora na esfera pública. Além disso, a transformação digital tem o potencial de impactar

diferentes estágios do processo de inovação de maneiras complexas e causalmente ambíguas, devido à vasta gama de tecnologias facilitadoras e às múltiplas maneiras pelas quais elas podem “aumentar” o desempenho de produtos e serviços (Appio *et al.*, 2021).

Isto posto, considera-se como lacuna de pesquisa, a avaliação da aplicabilidade e as condições de fronteira das teorias da inovação à luz da Inteligência artificial, da *Data-Driven Innovation (DDI)* e do ciclo *Innovation-Automation-Strategy (IAS cycle)* (Hutchinson, 2021; Luo, 2022; Makowski; Kajikawa, 2021; Rizk; Ståhlbröst; Elragal, 2022), uma vez que, estudos dessa natureza no campo da administração ainda estão em fase de expansão (Füller *et al.*, 2022; Brem; Giones; Werle, 2021).

Ademais, evidências provenientes da análise de casos cruzados sugerem que o processo de inovação digital em quatro fases (descoberta, desenvolvimento, difusão e pós-difusão) não leva em conta a natureza exploratória da análise de dados e a DDI. O que sugere a proposição de um processo estendido que compreenda uma fase de exploração explícita antes do desenvolvimento, no qual o refinamento do conceito da ideia e/ou inovação por meio da experimentação de recursos de dados e a exploração das relações sociais são essenciais. O processo estendido de inovação digital, composto por cinco fases, pode significar um primeiro passo para se estabelecer um processo de inovação direcionado por dados e baseado em experiência empírica (Rizk; Ståhlbröst; Elragal, 2022).

Da mesma forma, constata-se que decisões sobre o desenvolvimento de inovação que não incorporem considerações tecnológicas tendem a ser temerárias (Carvalho; Fleury; Lopes, 2013). O *Technology Roadmapping (TRM)*, processo que mobiliza pensamento sistêmico estruturado e métodos visuais para apoiar o alinhamento entre o planejamento estratégico e a gestão da inovação (Park *et al.*, 2020), apesar de reconhecido na literatura como um relevante instrumento de gestão de tecnologia, ainda possui lacunas de pesquisa relativas à sua integração com outras técnicas, como a mineração tecnológica (Vinayavekhin *et al.*, 2021). Ademais, vê-se oportunidade em pesquisas futuras referentes à prospecção tecnológica como suporte ao planejamento de centros de P&D (Castillo-Camarena; López-Ortega, 2021), inclusive, com a integração do *roadmapping* ao portfólio de projetos (Gersdri; Manotungvorapun, 2022).

Diante do exposto, emerge o seguinte problema de pesquisa a ser respondido por esta dissertação: a IA generativa tem potencial de ser utilizada na construção de um *roadmapping* tecnológico no contexto da gestão da inovação agrícola da Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária?

## 1.2 Objetivos

Em vista disso, tendo-se a questão norteadora como base, o objetivo geral desta pesquisa foi propor os preceitos básicos de um *roadmapping* tecnológico aumentado por IA em apoio à gestão da inovação agrícola no contexto da Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária.

Tal objetivo geral se desdobra em objetivos específicos que caracterizam individualmente os artigos que compõe esta dissertação:

a) apresentar um panorama teórico acerca da aplicação de técnicas computacionais de análise de dados na gestão de processos de inovação (artigo 1);

b) investigar as práticas que permeiam a construção de *data-driven roadmappings* tecnológicos como instrumentos de apoio ao desenvolvimento de agenda pública de pesquisa e inovação agrícola (artigo 2);

c) propor os preceitos básicos de um *roadmapping* tecnológico aumentado por IA generativa em apoio à gestão da inovação no contexto da Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária (artigo 3).

## 1.3 Justificativas

Do ponto de vista acadêmico, este estudo se justifica, pois, as aceleradas transformações sociais e tecnológicas da atualidade demandam respostas concretas da academia para lidar com os desafios que se apresentam (Wickert *et al.*, 2021). Tal percepção é corroborada por Hourneaux Júnior (2021), ao destacar que esforços de pesquisa podem convenientemente ser direcionados a solucionar questões críticas para a sociedade, que uma vez superadas, são capazes de provocar impacto positivo de proporção global. Filatotchev, Ireland e Stahl (2022) acrescentam que, para as organizações obterem melhor compreensão sobre como lidar com a crescente complexidade, volatilidade e as oscilações externas que as afetam, estudiosos da administração precisam reconhecer as condições limitantes das teorias dominantes e propor estudos fundamentados em epistemologias e ontologias alternativas que forneçam lentes diferentes para estudar as organizações e suas práticas de gestão em diferentes partes do mundo.

Wickert *et al.* (2021) apontam cinco tipos de impacto que a pesquisa em administração pode provocar – acadêmico, prático, social, político e educacional. Para os autores, a frequência cada vez maior de eventos adversos tem levantado sucessivos questionamentos quanto ao caráter solucionador de problemas da academia, principalmente em relação às instituições

financiadas com recursos públicos. Por impacto, os autores entendem que além da contribuição teórica, a pesquisa também deve influenciar como as organizações e indivíduos pensam, se comportam e geram resultado.

Para Agopyan e Arbix (2022), a diferenciação entre pesquisa básica e ciência aplicada à inovação configura uma discussão ingênua e artificial, uma vez que elas interagem e contribuem constantemente uma com a outra. Apesar das adversidades, a pesquisa acadêmica pode se valer do aprendizado trazido pelas crises recentes, em que ficou evidenciada a necessidade de se buscar formas multidisciplinares de investigação, com o envolvimento das partes interessadas no desenho da pesquisa, para a solução de problemas relevantes para a sociedade (Beech; Anseel, 2020).

Em termos gerenciais, a pesquisa se justifica por alinhar-se com a tendência de gestão da inovação que tem por interesse desconstruir a complexidade das inovações tecnológicas e a busca pela padronização da fase de planejamento do processo de inovação (Vinayavekhin *et al.*, 2021). O impacto prático é caracterizado como a possibilidade de os resultados de pesquisa serem aplicados no contexto concreto das organizações. Sendo assim, a aproximação com gestores organizacionais e *stakeholders* pode facilitar o processo da pesquisa, tal como o acesso colaborativo a uma quantidade maior de dados, além do desenvolvimento científico de métodos e ferramentas de gestão validadas no “mundo real”. Os trabalhos acadêmicos escritos com intenção de serem aplicados servem de inspiração para gestores e estão propensos a receber maior visibilidade, já que a discussão permeará os limites do contexto acadêmico (Wickert *et al.*, 2021).

Na perspectiva social, este estudo se justifica uma vez que, pesquisas que considerem a transformação digital como um iniciador fundamental de mudanças de paradigma podem extrapolar os benefícios de empresas individuais e favorecer setores ou até indústrias inteiras. E, conseqüentemente, podem beneficiar seus respectivos países de origem, principalmente aqueles em desenvolvimento, contribuindo com ideias que promovam a prosperidade dessas nações (Kraus *et al.*, 2022).

Por fim, em âmbito pessoal, a justificativa se manifesta pelo fato de a autora estar inserida profissionalmente no ambiente de inovação no setor público e a realização da pós-graduação significa uma oportunidade de qualificação e de novas perspectivas de carreira. De maneira que, a pesquisa não só proporcionará benefícios oriundos do título e do conhecimento acadêmico, mas, também servirá para uma imersão em aspectos tecnológicos, gerenciais e

sociais da inovação agrícola, a partir da experiência colaborativa com o Centro de Estudos em Mercado e Tecnologias no Agronegócio – Agritech/UFLA.

#### **1.4 Estrutura da dissertação**

Esta dissertação foi estruturada em formato de artigos e organizada de modo que fosse possível alcançar os objetivos definidos. Sendo assim, os principais componentes desta dissertação são:

A Primeira parte, composta por uma Introdução (1) que compreende: uma contextualização; o problema de pesquisa; os objetivos geral e específicos; as justificativas e esta última subseção que se refere à estrutura da dissertação. Um Referencial Teórico complementar (2) que aborda os principais conceitos e fundamentações científicas relativas aos artigos. Um Percorso Metodológico (3) composto pela caracterização da pesquisa, métodos e técnicas para a coleta, análise e interpretação dos dados. Por fim, as Referências que fundamentam esta Primeira Parte.

A Segunda Parte, onde são apresentados os três artigos interligados e complementares. Os dois primeiros artigos científicos, na forma de uma revisão integrativa (Artigo 1) e uma revisão sistemática da literatura (Artigo 2). O último (Artigo 3) no formato de um estudo empírico com base no método de *Design Science Research* (DSR). Os três artigos, embora independentes, procuram estabelecer uma ligação temática em torno da gestão da inovação direcionada por dados proveniente da alavancagem da inteligência artificial e sua relevância para o contexto organizacional de uma empresa pública de Ciência, Tecnologia e Inovação.

A Terceira Parte, composta pelas Considerações Finais que representam uma síntese do que se alcançou com a pesquisa.

## **2 REFERENCIAL TEÓRICO**

Essa seção contém o referencial teórico que alicerça a dissertação e tem por finalidade apresentar os elementos teóricos necessários à compreensão dos artigos, além de garantir um maior aprofundamento teórico dos elementos essenciais à condução da pesquisa. De forma que, serve de recurso de consulta bibliográfica complementar aos artigos que compõem a Segunda Parte.

### **2.1 Inteligência artificial na gestão da inovação**

Para que a inovação ocorra de forma sistêmica nas organizações, uma integração dos atores humanos e aspectos organizacionais às dimensões técnica e mercadológica é requerida. Sabidamente, a estratégia adotada pela organização influencia a caracterização de seu sistema interno de inovação e molda a forma como sua implementação é realizada na prática. Nesse contexto que envolve diversos elementos internos e externos, coletar e analisar dados que favoreçam a identificação de oportunidades de desenvolvimento de novos produtos e serviços torna-se fundamental no processo de inovação. Esse exercício de apreensão e compreensão de tendências de mudança é chamado de prospecção. Uma vez que, a possibilidade de introduzir inovações pode advir de várias dimensões: novas tecnologias que podem oferecer novas soluções e benefícios; novas tendências de consumo e necessidades dos clientes/usuários; competição e mudanças no macroambiente que podem influenciar a realidade nos diferentes setores (Nagano; Stefanovitz; Vick, 2014).

Nas organizações intensivas em tecnologia, a prioridade e a interdependência dos projetos de P&D podem ser afetadas pelo dinamismo das mudanças que as cercam. Portanto, o gerenciamento de projetos de P&D de alta tecnologia é um empreendimento complexo e desafiador (Verma; Mishra; Sinha, 2011). O termo “tecnologia” pode se referir às tecnologias definidoras de produtos que estabelecem as regras para toda uma indústria, mas também pode indicar um conceito mais amplo de conhecimento teórico e prático, habilidades e artefatos que podem ser incorporados a pessoas, materiais, processos cognitivos e físicos, instalações, equipamentos e ferramentas para desenvolver produtos e serviços, bem como seus sistemas de produção e entrega (Burgelman; Christensen; Wheelwright, 2008; De Alcantara; Martens, 2019; Stig, 2013).

Entre as tecnologias digitais da atualidade que possuem capacidade de impactar a forma como as organizações inovam, a inteligência artificial tem se sobressaído, despertando interesse da comunidade acadêmica. Razão pela qual, a produção científica em temas que envolvam a IA no contexto da inovação tenha apresentado um crescimento exponencial na última década (Mariani *et al.*, 2022). O campo atual da IA é, na verdade, uma mistura de vários campos de pesquisa, cada um com seu próprio objetivo, métodos e aplicabilidade. Todos utilizando essa mesma nomenclatura mais por razões históricas, do que teóricas. De tal forma que, sua definição funcional é importante, pois, escolhas diferentes conduzem a pesquisa com direções distintas, em vez de apenas a utilização de um termo teórico de maneira diferente (Wang, 2019).

Para esta pesquisa, a inteligência artificial pode ser compreendida como “o uso de maquinário computacional para emular capacidades inerentes aos humanos, como realizar tarefas físicas ou mecânicas, pensar e sentir” (Huang; Rust, 2021). Assim como, a ideia em contextos de inovação na qual a IA se refere a sistemas desenvolvidos com o “objetivo de criar comportamento semelhante ao humano em máquinas para percepção, raciocínio e ação” (Prem, 2019). Inclusive, podendo ser classificada em três tipos distintos decorrentes de sua finalidade: automação de processos, insight cognitivo e engajamento cognitivo (Davenport; Ronanki, 2018).

Segundo Mariani *et al.* (2022), a pesquisa sobre a IA ligada à inovação pode ser dividida em sete ramificações: transformação digital; cidades inteligentes, gestão da inovação aberta e inovação radical; sistemas de inovação tecnológica; prospecção e captura de oportunidades tecnológicas; gestão do conhecimento; aceitação da tecnologia digital pelo consumidor; inovação verde e cadeia de suprimentos. O que reflete o fato de que a literatura sobre inovação abrange um amplo conjunto de domínios disciplinares, incluindo empreendedorismo, marketing, gestão estratégica, finanças e comportamento organizacional.

Os estudos sobre prospecção e oportunidades tecnológicas demonstram que essas técnicas têm sido aplicadas pelas organizações para aprimorar suas capacidades de gerenciamento de inovação e para examinar informações a fim de detectar tecnologias emergentes, como técnicas de mineração de dados implantadas para explorar bancos de dados de documentos de P&D e patentes (Mariani *et al.*, 2022). Como por exemplo, a representação gráfica das redes de relações entre patentes pode ajudar as empresas a identificarem possíveis tecnologias disruptivas nos estágios iniciais do processo de inovação e favorecer a criação de produtos inovadores (Kostoff; Schaller, 2001).

Existem algumas lacunas que os estudiosos da IA na inovação podem explorar, como a necessidade de trabalhos empíricos que utilizem métodos qualitativos visando capturar em profundidade os processos de adoção e uso da IA, bem como seus resultados ao longo do tempo. Experimentos também podem ajudar a entender a base cognitiva dos comportamentos e processos de decisão dos gerentes de inovação. Ainda, como pesquisas apontam que a inovação depende mais do conhecimento externo do que das atividades internas, pode ser proveitoso examinar se as empresas estão mais propensas a obter resultados de inovação favoráveis incorporando IA em suas atividades de P&D (Mariani *et al.*, 2022). Demonstra-se, portanto, uma oportunidade para que estudiosos da administração se envolvam em pesquisas sobre o uso da IA nas organizações, ampliando a forma como a pesquisa em IA é conduzida atualmente, a fim de desenvolver uma teoria significativa e fornecer conselhos sólidos à prática (Raisch; Krakowski, 2021).

A inovação orientada por dados, ou DDI, conceito que relaciona análises avançadas impulsionadas por ecossistemas ricos em dados ao processo de criação e captura de valor, visa a entregar *insights* inovadores que possam resultar em vantagens estratégicas (Akter *et al.*, 2021). Assim como, literatura sobre *Big Data* também aponta que a criação de valor a partir da análise de dados tem como principais funções: substituir/apoiar a tomada de decisão humana por algoritmos automatizados; permitir a experimentação para descobrir necessidades, expor a variabilidade e melhorar o desempenho, e; inovar em novos modelos de negócios, produtos e serviços (Wamba *et al.*, 2015). O que demonstra um alinhamento entre a agenda de pesquisa sobre a influência das tecnologias digitais no campo da gestão e a abordagem de prospecção do *roadmapping* tecnológico como uma estratégia de gerenciamento da inovação.

Contudo, não se pode ignorar o risco de viés algorítmico que a DDI expõe às partes interessadas. Em seus diferentes estágios de implementação, as fontes de viés podem produzir impactos prejudiciais nos resultados afetando o desenvolvimento decorrente do seu aconselhamento. Os vieses podem ter origem em fontes distintas, como os dados, métodos e fatores sociais. Compreender a natureza e o tipo desses vieses abre caminhos de pesquisa interessantes para os estudiosos da DDI no desenvolvimento de algoritmos transparentes, explicáveis e auditáveis, ajudando a desmascarar a caixa-preta da DDI na era da IA (Akter *et al.*, 2021).

Este referencial complementar apresentou um breve panorama da produção acadêmica sobre a inteligência artificial em contextos de inovação. Para maior compreensão sobre o avanço da adoção de técnicas de inteligência em favor da gestão da inovação nas organizações,

deve-se prosseguir com a leitura do Artigo 1 - Da inteligência competitiva à inovação direcionada por dados: revisão e agenda futura sobre a análise de dados na gestão da inovação, na segunda parte desta dissertação.

## **2.2 *Technology Roadmapping* (TRM)**

A abordagem de prospecção tecnológica conhecida como *Technology Roadmapping* (TRM) tem sido utilizada por organizações de diferentes gêneros e portes – pequenas e médias, incumbentes e até agências governamentais – como instrumento de alinhamento entre os objetivos estratégicos e o gerenciamento da inovação em produtos, serviços e tecnologias consideradas críticas para o desempenho organizacional (De Alcantara; Martens, 2019; Kerr; Phaal, 2020). Sua principal característica diz respeito ao estabelecimento de um plano de evolução temporal, em que atributos tecnológicos fundamentais são vinculados às estratégias de negócio para auxiliar na articulação de ações e recursos necessários para o desenvolvimento de produtos, serviços ou inovações (Phaal; Farrukh; Probert, 2004).

A origem do TRM é atribuída a um conjunto de práticas gerenciais adotadas por empresas intensivas em tecnologia na década de 1970, tal como o pioneiro caso do processo de *roadmapping* da Motorola (Kerr; Phaal, 2020; Willyard; McClees, 1987). Documentos demonstram que, antes ainda, organizações como a NASA, Boeing, General Electric, Lockheed e o Departamento de Energia dos Estados Unidos (Kerr; Phaal, 2020) adotavam as práticas de *roadmapping*, inclusive usando outras denominações para identificá-las (Kostoff; Schaller, 2001), mas com uma certa restrição de divulgação devido à confidencialidade das atividades de P&D envolvidas no processo (Vinayavekhin *et al.*, 2021).

A pesquisa científica acerca do TRM foi sedimentada por grupos de estudiosos ligados a ambientes industriais, especialmente dentro de departamentos de engenharia de universidades dos Estados Unidos, Reino Unido e Japão (Carvalho; Fleury; Lopes, 2013; Kerr; Phaal, 2020), sendo este último ultrapassado, desde 2019, por Coreia do Sul, Alemanha, China, Tailândia (Vinayavekhin *et al.*, 2021). O Brasil configura-se como o sétimo país com maior volume de publicações científicas relativas ao tema (Vinayavekhin *et al.*, 2021). Apesar de não apresentar uma origem ligada à uma base teórica específica, a ampla adoção do TRM no contexto organizacional serve de encorajamento para que pesquisadores apreciem suas contribuições, advindas de pesquisas aplicadas, como passíveis de consideração acadêmica (Kerr; Phaal, 2020).

Nas últimas duas décadas, a literatura científica em torno do *roadmapping* sofreu um significativo avanço em quantidade de publicações quando comparada à de outras técnicas de prospecção, superando os estudos sobre a técnica Delphi, construção de cenários e modelagem/simulação (Carvalho; Fleury; Lopes, 2013; Park *et al.*, 2020). Tal crescimento possibilitou a identificação de diferentes escolas de pensamento que se diferenciam, em certa medida, em relação ao desenho da pesquisa; ao tópico principal e tema, e; o setor tecnológico/industrial de interesse (Park *et al.*, 2020). Logo, o conceito pode apresentar variação conforme o enfoque dado por diferentes grupos de pesquisa.

Phaal, Farrukh e Probert (2004) definem o processo de *roadmapping* como uma varredura do ambiente e um meio de rastreamento de transições tecnológicas, incluindo aquelas potencialmente disruptivas. Para Park *et al.* (2020), trata-se de um processo que mobiliza o pensamento sistêmico estruturado, métodos visuais e abordagens participativas para abordar desafios e oportunidades organizacionais, com vistas ao alinhamento entre o planejamento estratégico e a gestão da inovação dentro e entre organizações, inclusive em nível de setores econômicos. Usos específicos do TRM na área de ciência e tecnologia incluem: gerenciamento de atividades (estratégia, planejamento, execução, revisão e transição); marketing e comunicação entre pesquisadores, usuários e outras partes interessadas; identificação de lacunas e oportunidades em programas pesquisa; além da identificação de áreas com alto potencial promissor (Kostoff; Schaller, 2001).

O TRM é composto por dois elementos principais: 1) a aplicação das técnicas, chamada de processo de *roadmapping*, e; o artefato (usualmente visual) produzido ao final, denominado *roadmap* (Carvalho; Fleury; Lopes, 2013). A atenção dada à abordagem se dá por ela se apresentar como uma alternativa efetiva de alinhamento dos investimentos em tecnologia aos potenciais benefícios competitivos esperados, com níveis de desempenho e funcionalidades prospectados detalhadamente nos documentos resultantes do processo. Os roteiros (*roadmaps*) detêm a capacidade de expressar as ligações dinâmicas entre recursos e capacidades (incluindo discontinuidades) com as mudanças previstas no contexto de negócios (Kerr; Phaal, 2022).

O enfoque dado ao TRM sofreu mudanças ao longo do tempo. A primeira geração foi caracterizada pelo foco no roteiro de tecnologia no desenvolvimento de produtos, a segunda direcionada à identificação de tecnologias emergentes e a terceira voltada à elaboração de roteiros de inovação (Letaba; Pretorius; Pretorius, 2015). Desde meados dos anos 2000, busca-se discutir propostas de modelos de TRM alinhados à estratégia organizacional e, sobretudo, a

avaliação de como esses modelos podem contribuir para aprimorar o desempenho de gerenciamento da inovação (De Alcantara; Martens, 2019).

Quando utilizado como uma ferramenta interativa de desenvolvimento de estratégia entre empresas interconectadas, institutos de conhecimento e educação e órgãos públicos de apoio que buscam criação de valor pela exploração novas oportunidades de inovação, roteiros alinhados à lógica de hélice quádrupla<sup>10</sup> se colocam como uma abordagem mais adequada à complexidade da definição de estratégias públicas de CT&I. Pois, direcionam o foco na cooperação, em particular, nos processos dinamicamente entrelaçados de coopetição, coevolução e coespecialização dentro e entre os ecossistemas regionais e setoriais de inovação, visando mobilizar um movimento em direção a estruturas de inovação sistêmica e centrada no usuário (sociedade civil) (Carayannis; Grebeniuk; Meissner, 2016).

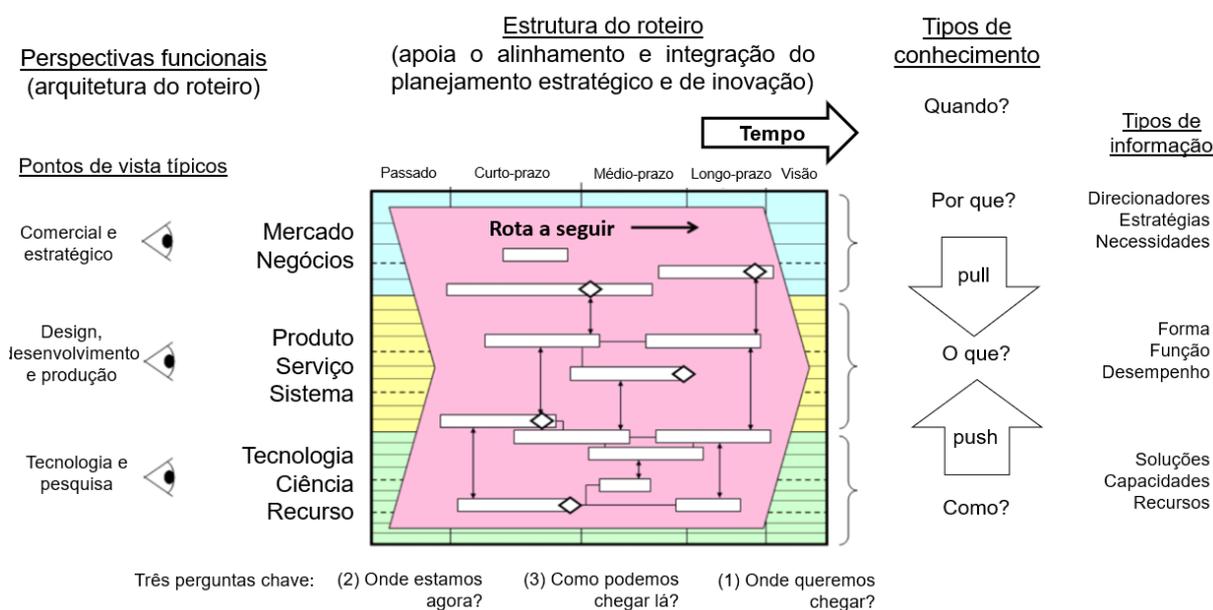
Uma característica distintiva do TRM é a estrutura visual segmentada em intervalos temporais, que são utilizadas para fomentar o diálogo e a construção de consenso por meio da interação de partes interessadas (Kerr; Phaal, 2020). Dada à sua flexibilidade metodológica, o TRM apresenta a vantagem de poder ser personalizado de acordo com a finalidade de sua adoção. Mas de maneira geral, apresenta duas dimensões: uma de horizonte temporal e outra de escopo, distribuída em camadas por temática abordada (Phaal; Muller, 2009).

### **2.2.1 A estrutura visual do mapa tecnológico (*roadmap*)**

O desafio do mapa tecnológico é transmitir uma quantidade relativamente grande e complexa de dados em um formato intuitivo, mas garantindo sua relevância para o público-alvo (Kerr; Phaal, 2022). Os roteiros que não cumprem esse requisito tornam-se um fim em si mesmos, não contribuindo o desenvolvimento de novas ideias e para a tomada de decisões. Assim, um roteiro útil para o planejamento de C&T deve fornecer aos planejadores a capacidade de realizar estudos de sensibilidade das relações entre metas/requisitos de capacidade e custo/desempenho/cronograma/risco, e permitir um certo grau de flexibilidade para especificar mudanças em qualquer parâmetro ou elemento do roteiro (Kostoff; Schaller, 2001). A arquitetura básica de um *roadmap* compreende um visual gráfico multicamadas baseado em tempo (Phaal; Muller, 2009), como demonstra a Figura 1.

---

<sup>10</sup> Modelo de inovação que combina empresas, governo, universidade e a sociedade civil (Carayannis; Rakhmatullin, 2014).

Figura 1 – Arquitetura básica de um *roadmap* tecnológico

Fonte: Traduzido de Phaal, Simonsen e Den Ouden (2008)

Uma linha descritiva comum dos roteiros de CT&I é a representação em dimensões retratáveis das relações estruturais (camadas) e temporais (colunas) entre os elementos à medida que evoluem para aplicações práticas em produtos e outros tipos de inovações. Esses elementos do roteiro podem conter atributos quantitativos e qualitativos. Levando em consideração que os processos de evolução tecnológica são geralmente não lineares e imprevisíveis, e como os roteiros são usados para estudos retrospectivos e prospectivos ao mesmo tempo, os vetores de ligação entre os elementos podem assumir direções para frente e para trás nas colunas temporais do instrumento visual. A construção de um *roadmap*, portanto, requer a identificação e especificação dos atributos das camadas, além das suas respectivas conexões com os horizontes temporais definidos (Kostoff; Schaller, 2001).

A dimensão temporal, normalmente representada em colunas, costuma apresentar os seguintes períodos: passado (e a situação atual); curto prazo (normalmente um horizonte de um ano); médio prazo (em média três anos, vinculado ao planejamento estratégico); longo prazo (aproximadamente dez anos, fornecendo uma ponte entre a estratégia de médio prazo e a visão da organização, e; visão (aspirações de um futuro desejado).

Na dimensão de escopo, os roteiros compreendem, basicamente, três camadas amplas: uma superior referente às tendências e direcionadores de mercado e da indústria e as perspectivas estratégicas internas relacionadas; uma camada intermediária geralmente voltada para os sistemas tangíveis que precisam ser desenvolvidos para responder às tendências e

direcionadores identificados na camada superior, e; uma camada inferior referente aos recursos que precisam ser organizados para desenvolver os produtos, serviços e sistemas necessários, incluindo recursos baseados em conhecimento, como tecnologia, habilidades e competências, além de recursos como como finanças, parcerias e instalações (Phaal; Muller, 2009).

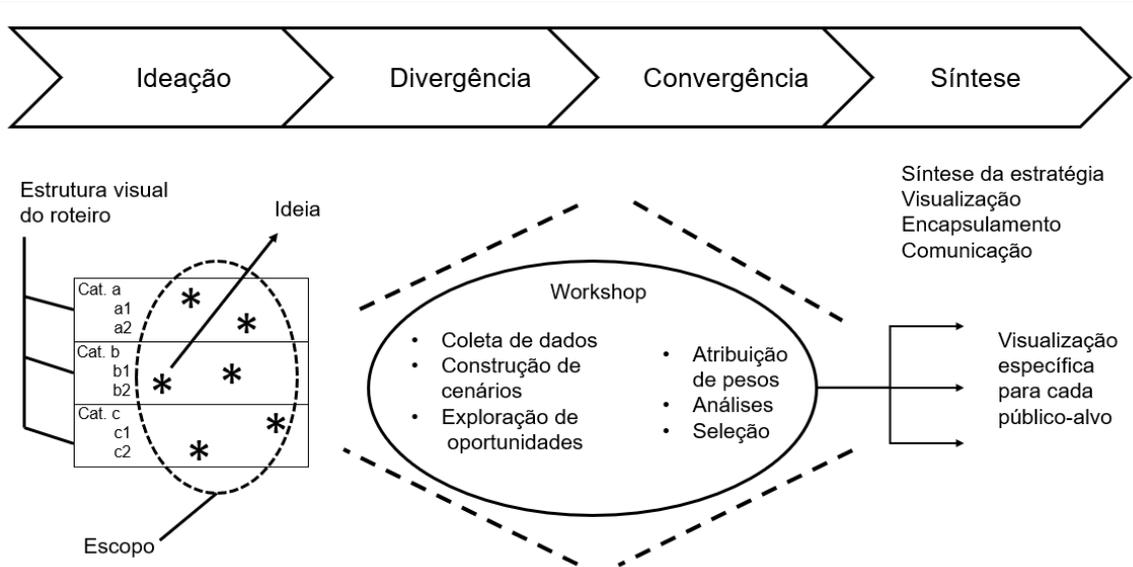
Mais do que o roteiro (*roadmap*) gerado ao fim do processo, a principal vantagem atribuída ao *roadmapping* se relaciona com o exercício de visão de futuro obtida a partir do conhecimento coletivo e da confluência de ideias de indivíduos impulsionadores de mudança (Kerr; Phaal, 2022).

### **2.2.2 O processo de elaboração do roteiro (*roadmapping*)**

O processo de *roadmapping* pode ser conduzido a partir de *workshops* com especialistas, análises computacionais ou por uma combinação de ambos os enfoques resultando em um formato híbrido. A abordagem mais comum se baseia em julgamentos de especialistas ou outras técnicas de previsão, como Delphi ou *brainstorming*, para coletar e elaborar *insights* que serão incorporados aos roteiros. Alternativamente, a abordagem baseada em computador fundamenta-se na utilização de algoritmos, normalmente de linguística computacional e análises de citações, para pesquisar grandes bancos de dados textuais relacionados à ciência, tecnologia, engenharia e produtos (Kostoff; Schaller, 2001).

A participação direta no processo de *roadmapping* é normalmente limitada a um grupo relativamente pequeno de representantes em comparação com o público-alvo e o espectro de partes interessadas que são alcançadas por um roteiro (Kerr; Phaal, 2022). De qualquer forma, o foco principal é aproveitar o conhecimento e a experiência dos participantes para identificar subjetivamente os relacionamentos estruturais dentro da rede e especificar os atributos quantitativos e qualitativos dos elementos que compõem o roteiro (Kostoff; Schaller, 2001).

Um roteiro é elaborado a partir de ciclos de iteração que demandam diferentes intervalos de tempo e visam produzir visualizações sobre os níveis de abstração produzidos. As iterações garantem a retroalimentação do processo com informações, possibilitando o aumento do foco durante a criação do roteiro. Cada iteração progride pelas mesmas quatro fases, conforme demonstrado Figura 2. (Phaal; Muller, 2009).

Figura 2 – Fases de iteração do processo de *roadmapping*

Fonte: Traduzido de Phaal e Muller (2009).

Na fase de ideação, define-se a estrutura e o tipo de informação deverá ser contida do roteiro. Além disso, o escopo é determinado e o espaço do roteiro é preenchido com as ideias existentes. A fase de divergência é destinada a uma exploração adicional, como a criação de cenários, apuração de fatos e *brainstorming* para identificar oportunidades. Em seguida, a fase de convergência tem como objetivo analisar o conjunto resultante das fases anteriores e reduzir o conteúdo às tendências, riscos, oportunidades, questões de design/tecnologia e questões de competência essenciais. Por fim, uma equipe menor sintetiza e as informações em um esquema visual abrangente, que pode ser encapsulado de forma diferente para públicos específicos, como vendas, gerenciamento ou engenharia (Phaal; Muller, 2009).

Dependendo da finalidade para a qual o roteiro está sendo elaborado, a equipe envolvida pode iniciar o processo no estágio de desenvolvimento inicial (pesquisa básica), no meio (desenvolvimento de tecnologia) ou no último momento (desenvolvimento de produto) (Kostoff; Schaller, 2001). Quando direcionado ao gerenciamento da inovação, o processo de *roadmapping* tende a ter início em um momento anterior à definição do portfólio de projetos, como uma etapa fundamental da implementação do planejamento estratégico (Phaal; Farrukh; Probert, 2004).

Por vezes, o próprio processo é o objetivo da opção por adotar o *roadmapping*. Pois, busca-se facilitar a comunicação e compartilhar conhecimento em diferentes partes de uma organização. Isso implica na necessidade de estudo sobre as atualizações do processo de *roadmapping* (uma série de ações para atingir o objetivo de elaboração do roteiro), que são

diferentes das atualizações após a sua elaboração (um artefato visual para representar os resultados, geralmente na forma de metas organizacionais, estratégias e/ou planos de ação para abordar uma questão específica) (Geum; Farrukh; Lee, 2023).

Para integridade e utilidade operacional, os roteiros para uma área técnica devem abranger todos os programas globais direta ou indiretamente relacionados à CT&I dessa área. Roteiros restritos apenas às agências internas ou programas corporativos podem ser enganosos e fornecer base para conclusões, recomendações e decisões errôneas. Esses roteiros incompletos retratariam programas não coordenados fragmentados e isolados, onde nenhuma dessas lacunas poderia existir na realidade. Esse requisito de cobertura abrangente ressalta a necessidade de integração do roteiro com outros processos e ferramentas de auxílio à decisão dentro da organização, como recursos de recuperação de informações e mineração de dados (Kostoff; Schaller, 2001).

A prática do roteiro normalmente envolve mecanismos sociais e é tanto uma experiência de aprendizado quanto uma ferramenta de comunicação para os participantes do roteiro. De maneira que, comunicam visões, atraem recursos de empresas e do governo, estimulam investigações e monitoram o progresso, por se tornarem um inventário de possibilidades para um determinado campo (Kostoff; Schaller, 2001). Portanto, um roteiro de CT&I fornece uma visão compartilhada ou um cenário futuro disponível para os tomadores de decisão (Kostoff; Schaller, 2001).

Um exemplo de estudo empírico longitudinal realizado por Amati, Motta e Vecchiato (2020) avaliou a estruturação do TRM e a construção de um artefato computacional, tendo em vista a experiência da indústria de manufatura na década de 2010. O iMiner, artefato computacional direcionado ao armazenamento e apoio às atividades analíticas do processo de *roadmapping* se mostrou um importante pilar da gestão do conhecimento no processo de inovação. Por permitir aos gestores a elaboração, codificação e compartilhamento constante de conhecimento referente a novas tecnologias, produtos e mercados, o artefato foi incorporado ao planejamento de P&D, contribuindo com o aumento do número de conceitos de produtos inéditos e exploração de sinergias tecnológicas entre diferentes plataformas de produtos.

A utilização de ferramentas e métodos modernos pode contribuir para estruturar o processo de planejamento e melhorar sua eficácia (Ding; Hernández, 2023). Lahoti *et al.* (2018) propuseram técnicas de mineração de tecnologia usando dados de P&D para validar e refinar o conteúdo do roteiro, a fim de reduzir a dependência de especialistas. Por sua vez, Son, Kim e Kim (2020) introduziram uma estrutura para desenvolver roteiro baseado em cenários usando

mapeamento cognitivo difuso e mineração de texto ao analisar *big data*. O processo de alavancagem da adoção da IA começa com a compreensão básica do que ela representa e como ela poderá afetar a organização. Além disso, exige-se o conhecimento sobre quais são os recursos disponíveis e estratégia de ação para viabilizá-la (Davenport, 2018).

Tendo em vista a abrangência de aplicação do *roadmapping* tecnológico na gestão da inovação, foi realizada uma revisão sistemática da literatura para avaliar sua utilização no contexto das organizações de inovação pública e agrícola. Dessa forma, deve-se prosseguir com a leitura dos Artigo 2 - **Roadmapping tecnológico no setor público em apoio à agricultura digital: revisão sistemática e agenda futura de pesquisa.** Em seguida, realizou-se um estudo empírico para avaliar a proposição de um framework processual e um agente de IA (*chatbot*) que juntos compõem os preceitos básicos para a construção de *roadmappings* tecnológicos aumentados por IA. Portanto, a leitura deve prosseguir pelo Artigo 3 – **Augmented TRM: roadmapping tecnológico aumentado por IA generativa na gestão da inovação agrícola pelo setor público.** Os artigos se encontram na Segunda Parte desta dissertação.

### 3 METODOLOGIA

O detalhamento dos procedimentos metodológicos utilizados consta nos 3 artigos científicos. No entanto, esta seção visa apresentar uma síntese do percurso metodológicos adotado e anteceder a racionalidade sobre a organização do trabalho.

#### 3.1 Caracterização da Pesquisa

Este estudo parte do paradigma da *Design Science* e da utilização do método *Design Science Research* (DSR), ambos relacionados à perspectiva de que o conhecimento acadêmico deve apresentar relevância para o campo prático, reduzindo a lacuna existente entre a teoria e o exercício da atividade (Dresch; Lacerda; Miguel, 2015; Starkey; Madan, 2001), principalmente em áreas como engenharia e administração/gestão (Van Aken, 2004). Na administração pública não é diferente, pois nota-se uma eminente necessidade de uma ciência que se aproxime da complexidade de seus problemas e auxilie na proposição de soluções (Santos; Koerich; Alperstedt, 2018).

O paradigma do *design science* está fundamentado no propósito científico de orientar pesquisas à solução de problemas, com enfoque em prescrever e projetar sistemas ou processos que ainda não existam ou na modificação de situações existentes para que se obtenha consequências favoráveis após as etapas de investigação, construção de um artefato e teorização (Denyer; Tranfield; Van Aken, 2009). Não se limita à utilização do conhecimento científico na resolução de um problema gerencial específico, mas ao desenvolvimento de regras tecnológicas testadas em campo e fundamentadas para serem usadas como exemplos de *design* de solução de problemas gerenciais (Van Aken, 2004). Em essência, visa o estudo científico do *design* e o uso de processos de *design* na criação científica do conhecimento (Baskerville, 2008).

Como ontologia geral da *Design Science*, Iivari (2007) sugere a obra “Os três mundos” de Popper (1978) e expressa a necessidade de uma ontologia especial em relação ao Mundo 3 - mundo dos produtos da mente humana – para as pesquisas que envolvem aspectos de tecnologia da informação. Cabe ressaltar que a *design science* se caracteriza epistemologicamente a partir do pragmatismo, em que a pesquisa produz conhecimento a serviço da ação (Romme, 2003; Sordi; Meireles; Sanches, 2011) e se preocupa com a relevância, compreendida como a contribuição para o ambiente de aplicação (Hevner, 2007).

O conceito tem como foco o estudo do que é artificial, que se entende como “o que foi projetado ou concebido pelo homem” (Simon, 1996). Trata-se de uma ciência de natureza prescritiva e de projeção com o pesquisador interessado em intervir em busca de soluções para problemas ou melhoria nos sistemas investigados (Van Aken, 2004; Dresch; Lacerda; Miguel, 2015). O que a diferencia das ciências tradicionais (naturais e humanidades), em que o pesquisador tende a adotar uma postura de observador com o interesse em explorar, descrever e explicar fenômenos complexos naturais ou sociais (Van Aken; Romme, 2009).

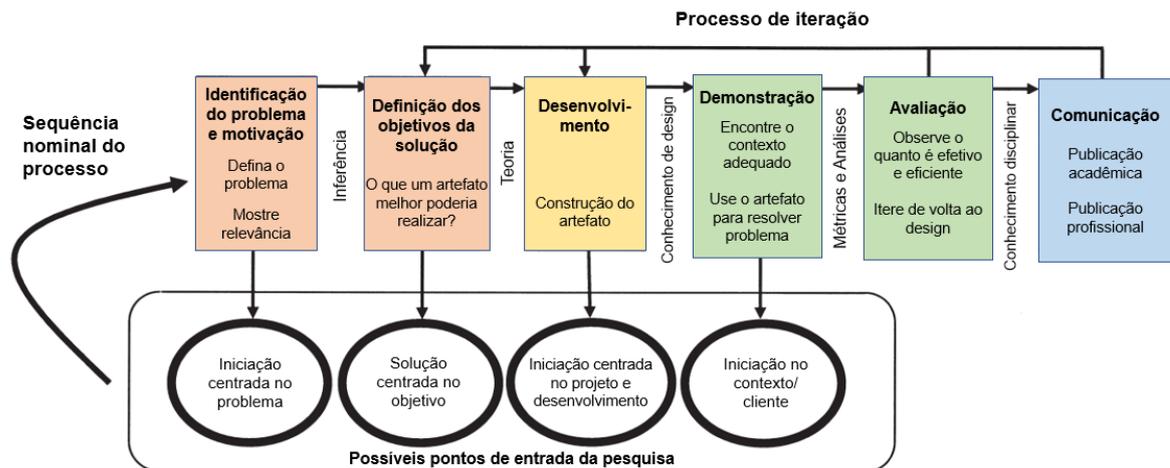
A existência de ambas as abordagens amplia o repertório metodológico nos estudos organizacionais e permite uma complementariedade desejável (Holmström; Ketokivi; Hameri, 2009), posto que a *design science* desenvolve e se baseia em proposições que são testadas em experimentos pragmáticos fundamentados na ciência organizacional, da mesma forma que, pode efetivamente contribuir com a construção de um corpo cumulativo de conhecimento sobre a teoria e a prática da organização (Romme, 2003).

Um projeto de pesquisa DSR envolve a construção de artefatos sociotécnicos de diferentes níveis de abstração, desde instanciações na forma de produtos e processos, até contribuições mais gerais (ou seja, abstratas) na forma de teoria de design nascente (construtos, princípios de design, modelos, métodos, regras tecnológicas), até teorias de design desenvolvidas sobre os fenômenos (Gregor; Hevner, 2013). Este último nível de teorização requer uma descrição do meta-artefato proposto pela pesquisa (projeto de sistema, algoritmo, notação, diretriz), entretanto, segue adiante com o avanço do desenvolvimento de uma “teoria substantiva” ou *mid-range theory* sobre a avaliação da adequabilidade do artefato sob a ótica não da prática, mas pelo prisma teórico (Holmström; Ketokivi; Hameri, 2009; Weigand; Johannesson; Andersson, 2021).

Os projetos de DSR devem estar corretamente posicionados nos ciclos de evolução da ciência e tecnologia para o domínio de aplicação escolhido (Baskerville *et al.*, 2018). No campo da inovação digital, as pesquisas que utilizam a DSR estão idealmente alinhadas por permitirem, além produção do artefato inovador em si, a construção de novos "artefatos de uso" que descrevem métodos eficazes para fazer o melhor uso do artefato digital na solução de problemas relevantes do contexto prático (Hevner; Vom Brocke; Maedche, 2019). Nesse sentido, estimula-se a realização de pesquisas sob a ótica mais instrumental do *design science* no enfrentamento de desafios de gestão da inovação tecnológica (Romme; Holmström, 2023), como o mapeamento de ecossistemas de inovação (Talmar *et al.*, 2020).

Nesta dissertação, definiu-se por desenvolver um artefato de *roadmapping* tecnológico fundamentado em inteligência artificial para apoiar o processo de inovação da Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária. Para se buscar uma contribuição teórica e prática adequada, seguiu-se um fluxo composto pelos elementos essenciais para a condução de um projeto de DSR (Peppers *et al.*, 2007), descritos na Figura 3.

Figura 3 – Elementos essenciais de um projeto de *Design Science Research*.



Fonte: Elaborado pela autora e adaptado de Peppers *et al.* (2007).

### 3.2 Objeto de estudo e unidade de análise

O objeto de estudo desta dissertação é a digitalização do processo de prospecção tecnológica. Por ser fundamentada na epistemologia do *Design Science*, pesquisa se deu pela construção de artefato de *roadmapping*, composto por um framework de processo e um agente de IA (*chatbot*). Como unidade de análise, foi selecionada a Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária (EMBRAPA), considerada uma das instituições de grande relevância para a transformação ocorrida nas últimas cinco décadas na agricultura brasileira. Transformação resultante fundamentalmente pela inovação institucional induzida por CT&I (Vieira Filho; Fishlow, 2017). Foram selecionadas duas unidades para a etapa de demonstração e avaliação dos artefatos desenvolvidos na pesquisa, a Embrapa Milho e Sorgo e a Embrapa Agroenergia. A escolha se deu pelo histórico desses centros de pesquisa, ambos com experiência no estabelecimento de alianças estratégicas com o setor produtivo para o desenvolvimento conjunto de soluções tecnológicas para a agricultura. Além disso, a Embrapa Agroenergia possui um sistema de inteligência estratégica institucionalizado na figura de seu Observatório

de Tendências em Biocombustíveis e Bioprodutos, por meio do qual conduz estudos prospectivos, tais como, mapas de rotas tecnológicas (*roadmap*), o que contribuiu para a avaliação e o aprofundamento das discussões.

### **3.3 Síntese do percurso metodológico adotado no Artigo 1**

Em atenção ao objetivo específico que visa “Apresentar um panorama teórico acerca da aplicação de técnicas de análise de dados na gestão de processos de inovação”, elaborou-se uma revisão integrativa da literatura em conformidade com as diretrizes de Torracco (2005, 2016). Este procedimento também buscou atender à etapa do projeto de DSR referente à compreensão do problema, pois possibilitou avaliar como as tecnologias digitais de análise de dados tem apoiado a tomada de decisão no processo de inovação das organizações. Nesse sentido, foi realizada uma busca por artigos científicos nas bases *Web of Science* e SCOPUS, que tratavam do uso de técnicas analíticas de dados na gestão da inovação. Em seguida, procedeu-se com as etapas de seleção, leitura completa, categorização segundo as orientações de Dwertmann & Van Knippenberg (2021), análise crítica, proposição de uma estrutura conceitual e da agenda de estudos futuros. O detalhamento do percurso metodológico adotado para este objetivo pode ser conferido integralmente na Segunda Parte que compõe este documento, especificamente no Artigo 1.

### **3.4 Síntese do percurso metodológico adotado no Artigo 2**

Em atenção ao objetivo específico que visa “Investigar as práticas que permeiam a construção de *data-driven roadmappings* tecnológicos como instrumentos de apoio ao desenvolvimento de agenda pública de pesquisa e inovação agrícola”, elaborou-se uma revisão sistemática da literatura de acordo com as recomendações de Page et al. (2021) dos Principais Itens para Relatar Revisões Sistemáticas e Meta-análises (PRISMA 2020) e das diretrizes sugeridas por Snyder (2019). Este procedimento também buscou atender à etapa de investigação da solução do projeto de DSR, pois permitiu identificar a abordagem do *roadmapping* tecnológico fundamentado em dados como um instrumento estratégico de apoio ao processo de inovação. Nesse sentido, foi realizada uma busca por artigos científicos nas bases *Web of Science* e SCOPUS, que tratavam da abordagem estratégica de *roadmapping* em apoio à gestão da inovação no setor público e do setor agrícola. Em seguida, procedeu-se com

as etapas de seleção, leitura completa, análise bibliométrica, síntese qualitativa e da agenda de estudos futuros. O detalhamento do percurso metodológico adotado para este objetivo pode ser conferido integralmente na Segunda Parte que compõe este documento, especificamente no Artigo 2.

### **3.5 Síntese do percurso metodológico adotado no Artigo 3**

De modo a atingir o terceiro objetivo específico de “Propor os preceitos básicos de um roadmapping tecnológico aumentado por IA generativa em apoio à gestão da inovação no contexto da Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária”, seguiu-se as diretrizes de *Design Science Research* propostas por Peffers et al. (2007); o *framework* de avaliação de Vanable; Pries-Heje; Baskerville (2016), e; as orientações de relatório e comunicação de Gregor e Hevner (2013) e Romme e Holmström (2023). A pesquisadora assumiu o papel de desenvolvedora dos artefatos (Dresch; Lacerda; Júnior, 2015). Buscou-se, portanto, oferecer opções aperfeiçoadas de estratégia de gestão da inovação tendo em vista o contexto em desenvolvimento das inteligências artificiais (ex. modelos em *Large Language Model* ou *Generative Pre-trained Transformers*) que possibilitem um grau elevado de *augmentation* (interação humano-máquina) em busca do aumento de eficiência do processo. O detalhamento da construção do artefato configurou parte inerente à etapa de desenvolvimento (APÊNDICE A e D). O método de pesquisa *Design Scienc Research* numa abordagem qualitativa pode auxiliar a administração pública, em especial a brasileira, a buscar soluções para os seus problemas complexos (Santos; Koerich; Alperstedt, 2018). A etapa de avaliação consistiu na demonstração dos artefatos na aplicação de entrevistas semiestruturadas (APÊNDICE B e E) com especialistas e gestores envolvidos do processo de prospecção tecnológica e P&D da Empresa. A comunicação dos procedimentos da pesquisa e direitos do entrevistado foi feita pela assinatura do Termo de Consentimento Livre e Esclarecido (APÊNDICE C). Com o intuito de favorecer o rigor da pesquisa, adotou-se a triangulação dos dados por meio de pesquisa documental (Cárdenas *et al.*, 2018). Utilizou-se a análise de conteúdo temática para captar as significações explícitas ou ocultas (Chizzotti, 2014; Mozzato; Grzybovski, 2011; Dellagnelo; Silva, 2005). O detalhamento do percurso metodológico adotado para este objetivo pode ser conferido integralmente na Segunda Parte que compõe este documento, especificamente no Artigo 3.

### 3.6 Matriz de amarração metodológica

Tendo em consideração as orientações metodológicas supracitadas, apresenta-se no Quadro 1, a matriz de amarração metodológica que norteará a coleta e análise dos dados, bem como a todo o método DSR a ser percorrido para atingir os objetivos propostos.

Quadro 1 – Matriz de amarração metodológica

<b>Problema de pesquisa</b>			
Como as técnicas de análise de dados podem contribuir para o processo de prospecção tecnológica, visando a construção de agenda de pesquisa pública voltada para o setor agrícola brasileiro?			
<b>Objetivo geral</b>			
Propor os preceitos básicos de um roadmapping tecnológico aumentado por IA em apoio à gestão da inovação agrícola no contexto da Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária			
<b>Paradigma</b>	<b>Epistemologia</b>	<b>Método</b>	<b>Abordagem</b>
<i>Design Science</i>	Pragmatismo	<i>Design Science Research (DSR)</i>	Qualitativa e prescritiva
<b>Objetivo Específico</b>	<b>Etapa do método DSR</b>	<b>Técnica de coleta de dados</b>	<b>Técnica de análise</b>
Apresentar um panorama teórico acerca da aplicação de técnicas de análise de dados na gestão de processos de inovação (Artigo 1)	<b>Problema</b> Revisão integrativa da literatura– (Torraco, 2005, 2016)	Busca nas bases científicas (Web of Science e Scopus)	Abordagem de categorização para revisões integrativas (Dwertmann; Van Knippenberg, 2021)
Investigar as práticas que permeiam a construção de <i>data-driven roadmappings</i> tecnológicos como instrumentos de apoio ao desenvolvimento de agenda pública de pesquisa e inovação agrícola (Artigo 2)	<b>Solução</b> Revisão sistemática (Page <i>et al.</i> , 2021; Snyder, 2019)	Busca nas bases científicas (Web of Science e Scopus)	Bibliometria (Aria; Cuccurullo, 2017); Análise de conteúdo temática (Bardin, 2016)
Propor os preceitos básicos de um <i>roadmapping</i> tecnológico aumentado por IA generativa em apoio à gestão da inovação no contexto da Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária (Artigo 3)	<b>Desenvolvimento</b> Metodologia de Pesquisa em Design Science (Peffer <i>et al.</i> , 2007)	Análise de Documentos; Observação direta; Entrevista semiestruturada	Análise de conteúdo temática (Bardin, 2016)
	<b>Avaliação</b> Estrutura para avaliação em DSR (Venable; Pries-Heje; Baskerville, 2016)		
	<b>Agregação de valor/ Comunicação</b> Orientações para elaboração de manuscritos de DSR (Artigo 3) – (Gregor; Hevner, 2013; Romme; Holmström, 2023)		

Fonte: Da autora (2023)

## REFERÊNCIAS

- ACCIAI, C. The politics of research and innovation: understanding instrument choices in complex governance environments – the case of France and Italy. **Research Policy**, v. 50, n. 9, p. 104254, 2021. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.respol.2021.104254>.
- AGOPYAN, V.; ARBIX, G. A. Universidade como fonte confiável para a formulação e aperfeiçoamento de políticas públicas. **Estudos Avançados**, v. 36, n. 104, p. 285-298, fev. 2022. Disponível em: <https://doi.org/10.1590/s0103-4014.2022.36104.013>
- AKTER, S. *et al.* Algorithmic bias in data-driven innovation in the age of AI. **International Journal of Information Management**, v. 60, p. 102387, 2021. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2021.102387>
- AKTER, S. *et al.* Transforming business using digital innovations: the application of AI, blockchain, cloud and data analytics. **Annals of Operations Research**, p. 1-33, 2022. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s10479-020-03620-w>
- APPIO, F. P. *et al.* Digital transformation and innovation management: a synthesis of existing research and an agenda for future studies. **Journal of Product Innovation Management**, v. 38, n. 1, p. 4-20, 2021. Disponível em: <https://doi.org/10.1111/jpim.12562>
- ARIA, M.; CUCCURULLO, C. Bibliometrix: An R-tool for comprehensive science mapping analysis, **Journal of Informetrics**, 11(4), pp 959-975, 2017.
- BARDIN, L. **Análise de Conteúdo**. São Paulo: Edições 70, 2016.
- BASKERVILLE, R. What design science is not. **European Journal of Information Systems**, v. 17, n. 5, p. 441-443, 2008. Disponível em: <https://doi.org/10.1057/ejis.2008.45>
- BASKERVILLE, R. *et al.* Design science research contributions: finding a balance between artifact and theory. **Journal of the Association for Information Systems**, v. 19, n. 5, p. 3, 2018. Disponível em: <https://10.17705/1jais.00495>
- BASKERVILLE, R.; MYERS, M. D.; YOO, Y. Digital First: the ontological reversal and new challenges for information systems research. **MIS Quarterly**. v. 44, n. 2, p. 509-523, 2020. Disponível em: <https://doi:10.25300/MISQ/2020/14418>
- BEECH, N.; ANSEEL, F. COVID-19 and its impact on management research and education: threats, opportunities and a manifesto. **British Journal of Management**, v. 31, n. 3, p. 447-449, 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.1111/1467-8551.12421>
- BERMAN, S. J. Digital transformation: opportunities to create new business models. **Strategy & Leadership**, v. 40, n. 2, p. 16-24, 2012. Disponível em: <https://doi.org/10.1108/10878571211209314>
- BOGERS, M. L. A. M. *et al.* Digital innovation: transforming research and practice. **Innovation**, v. 24, n. 1, p. 4-12, 2022. Disponível em: <https://doi.org/10.1080/14479338.2021.2005465>

- BORRÁS, S.; EDLER, J. The roles of the state in the governance of socio-technical systems' transformation. **Research Policy**, v. 49, n. 5, p. 103971, 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.respol.2020.103971>
- BREM, A.; GIONES, F.; WERLE, M. The AI Digital Revolution in Innovation: a conceptual framework of artificial intelligence technologies for the management of innovation. **IEEE Transactions on Engineering Management**, p. 1-7, 2021. Disponível em: <https://doi.org/10.1109/TEM.2021.3109983>
- BURGELMAN, R.; CHRISTENSEN, C.; WHEELWRIGHT, S. **Strategic Management of Technology and Innovation**, 5. ed. Singapura: McGraw-Hill, 2008.
- CARAYANNIS, E. G.; RAKHMATULLIN, R. The quadruple/quintuple innovation helixes and smart specialization strategies for sustainable and inclusive growth in Europe and beyond. **Journal of the Knowledge Economy**, v. 5, p. 212-239, 2014. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s13132-014-0185-8>
- CARAYANNIS, E.; GREBENIUK, A.; MEISSNER, D. Smart roadmapping for STI policy. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 110, p. 109-116, 2016. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2015.11.003>
- CÁRDENAS, A. R. et al. O uso da triangulação em teses e dissertações de programas de pós-graduação em Administração no Brasil. **Administração: Ensino e Pesquisa**, v. 19, n. 2, p. 243–276, 2018. Disponível em: <https://doi.org/10.13058/raep.2018.v19n2.853>
- CARVALHO, M. M.; FLEURY, A.; LOPES, A. P. An overview of the literature on technology roadmapping (TRM): contributions and trends. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 80, n. 7, p. 1418-1437, 2013. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2012.11.008>
- CASTILLO-CAMARENA, N.; LÓPEZ-ORTEGA, E. Technological foresight as support for the planning of research and development centers: the case of EI-UNAM. **Foresight**, v. 23, n. 4, p. 457-476, 2021. Disponível em: <https://doi.org/10.1108/FS-09-2020-0100>
- CASTRO, G. D. R.; FERNANDEZ, M. C. G.; COLSA, A. U. Unleashing the convergence amid digitalization and sustainability towards pursuing the Sustainable Development Goals (SDGs): A holistic review. **Journal of Cleaner Production**, v. 280, p. 122204, 2021.
- CHIZZOTTI, A. **Pesquisa qualitativa em Ciências Humanas e Sociais**. 6. ed. Petrópolis: Editora Vozes, 2014.
- CINAR, E.; TROTT, P.; SIMMS, C. A systematic review of barriers to public sector innovation process. **Public Management Review**, v. 21, n. 2, p. 264-290, 2019. Disponível em: <https://doi.org/10.1080/14719037.2018.1473477>
- DELLAGNELO, E. H. L.; SILVA, R. C. Análise de conteúdo e sua aplicação em pesquisa na administração. In VIEIRA, M. M. F.; ZOVAIN, D. M. (Orgs.). **Pesquisa qualitativa em administração: teoria e prática** (pp. 97-118). São Paulo: FGV, 2005.

DAVENPORT, T. H. From analytics to artificial intelligence. **Journal of Business Analytics**, v. 1, n. 2, p. 73-80, 2018. Disponível em: <https://doi.org/10.1080/2573234X.2018.1543535>

DAVENPORT, T. H.; RONANKI, R. Artificial intelligence for the real world. **Harvard business review**, v. 96, n. 1, p. 108-116, 2018. Disponível em: <https://hbr.org/webinar/2018/02/artificial-intelligence-for-the-real-world>

DE ALCANTARA, D. P.; MARTENS, M. L. Technology Roadmapping (TRM): a systematic review of the literature focusing on models. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 138, p. 127-138, 2019. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2018.08.014>

DE BOON, A.; SANDSTRÖM, C.; ROSE, D. C. Governing agricultural innovation: a comprehensive framework to underpin sustainable transitions. **Journal of Rural Studies**, v. 89, p. 407-422, 2022. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.jrurstud.2021.07.019>

DENYER, D.; TRANFIELD, D.; VAN AKEN, J. E. Developing design propositions through research synthesis. **Organization studies**, v. 29, n. 3, p. 393-413, 2008. Disponível em: <https://doi.org/10.1177/0170840607088020>

DIERCKS, G.; LARSEN, H.; STEWARD, F. Transformative innovation policy: addressing variety in an emerging policy paradigm. **Research Policy**, v. 48, n. 4, p. 880-894, 2019. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.respol.2018.10.028>

DING, B.; HERNÁNDEZ, X. F. Case study as a methodological foundation for Technology Roadmapping (TRM): literature review and future research agenda. **Journal of Engineering and Technology Management**, v. 67, p. 101731, 2023. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.jengtecman.2023.101731>

DRESCH, A.; LACERDA, D. P.; JUNIOR, J. A. V. A. **Design science research: método de pesquisa para avanço da ciência e tecnologia**. Porto Alegre: Bookman Editora, 2015.

DRESCH, A.; LACERDA, D. P.; MIGUEL, P. A. C. Uma análise distintiva entre o estudo de caso, a pesquisa-ação e a design science research. **Revista Brasileira de Gestão de Negócios**, v. 17, p. 1116-1133, 2015. Disponível em: <https://doi.org/10.7819/rbgn.v17i56.2069>

DWERTMANN, D. J. G; VAN KNIPPENBERG, D. Capturing the state of the science to change the state of the science: a categorization approach to integrative reviews. **Journal of Organizational Behavior**, v. 42, n. 2, p. 104-117, 2021. Disponível em: <https://doi.org/10.1002/job.2474>

EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA. **Visão 2030: o futuro da agricultura brasileira**. 2018. Disponível em: <https://www.embrapa.br/visao/o-futuro-da-agricultura-brasileira>. Acesso em: 18 abr. 2023

ESPIG, M. *et al.* Responsible digital agri-food innovation in Australian and New Zealand public research organisations. **Sociologia Ruralis**, v. 62, n. 2, p. 389-409, 2022. Disponível em: <https://doi.org/10.1111/soru.12370>

EUROPEAN COMMISSION. **Powering European public sector innovation: towards a new architecture**. Disponível em: [https://ec.europa.eu/futurium/en/system/files/ged/42-public\\_sector\\_innovation\\_-\\_towards\\_a\\_new\\_architecture.pdf](https://ec.europa.eu/futurium/en/system/files/ged/42-public_sector_innovation_-_towards_a_new_architecture.pdf). Acesso em: 18 mar. 2023.

FERES, J. G.; FERREIRA, M. D. Sustentabilidade da agropecuária brasileira: o desafio da intensificação. In: VIEIRA FILHO, J. E. R.; GASQUES, J. G. (Org.). **Uma jornada pelos contrastes do Brasil: cem anos de Censo Agropecuário**. Brasília: Ipea, 2020. p. 341-349. Disponível em: <https://repositorio.ipea.gov.br/handle/11058/10339>. Acesso em: 18 mar. 2023.

FILATOTCHEV, I.; IRELAND, R. D.; STAHL, G. K. Contextualizing management research: an open system perspective. **Journal of Management Studies**, v. 59, n. 4, p. 21, 2022. Disponível em: <https://doi.org/10.1111/joms.12754>

FÜLLER, J. et al. How AI revolutionizes innovation management: perceptions and implementation preferences of AI-based innovators. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 178, p. 22, 2022. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2022.121598>

GERDSRI, N; MANOTUNGVORAPUN, N. Systemizing the Management of University-Industry Collaboration: assessment and Roadmapping. **IEEE Transactions on Engineering Management**, v. 69, n. 1, p. 245-261, 2022. Disponível em: <https://doi.org/10.1109/TEM.2021.3077447>

GEUM, Y.; FARRUKH, C.; LEE, S. An integrated framework for assessing the technology roadmapping process from multiple perspectives: the case at the sector level. **Journal of Engineering and Technology Management**, v. 67, p. 101732, 2023. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.jengtecman.2023.101732>

GONG, C.; RIBIERE, V. Developing a unified definition of digital transformation. **Technovation**, v. 102, p. 102217, 2021. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.technovation.2020.102217>

GOYENECHE, O. Y. R. et al. Mobilizing the transformative power of research for achieving the Sustainable Development Goals. **Research Policy**, v. 51, n. 10, p. 104589, 2022. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.respol.2022.104589>

GREGOR, S.; HEVNER, A. R. Positioning and presenting design science research for maximum impact. **MIS quarterly**, p. 337-355, 2013. Disponível em: <https://www.jstor.org/stable/43825912>

GROOMBRIDGE, D. *et al.* **As 10 principais tendências estratégicas de tecnologia do Gartner para 2023**. Disponível em: <https://www.gartner.com/en/articles/gartner-top-10-strategic-technology-trends-for-2023>, 2022. Acesso em 10 mar. 2023.

HADDAD, C. R. *et al.* Transformative innovation policy: a systematic review. **Environmental Innovation and Societal Transitions**, v. 43, p. 14-40, 2022. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.eist.2022.03.002>

HANELT, A. *et al.* A systematic review of the literature on digital transformation: Insights and implications for strategy and organizational change. **Journal of Management Studies**, v. 58, n. 5, p. 1159-1197, 2021. Disponível em: <https://doi.org/10.1111/joms.12639>

HEVNER, A. R. A three cycle view of design science research. **Scandinavian journal of information systems**, v. 19, n. 2, p. 4, 2007. Disponível em: <http://aisel.aisnet.org/sjis/vol19/iss2/4>

HEVNER, A.; VOM BROCKE, J.; MAEDCHE, A. Roles of digital innovation in design science research. **Business & Information Systems Engineering**, v. 61, p. 3-8, 2019. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s12599-018-0571-z>

HININGS, B.; GEGENHUBER, T.; GREENWOOD, R. Digital innovation and transformation: an institutional perspective. **Information and Organization**, v. 28, n. 1, p. 52-61, 2018. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.infoandorg.2018.02.004>

HOLMSTRÖM, J.; KETOKIVI, M.; HAMERI, A. Bridging practice and theory: a design science approach. **Decision sciences**, v. 40, n. 1, p. 65-87, 2009. Disponível em: <https://doi.org/10.1111/j.1540-5915.2008.00221.x>

HONG, S.; KIM, S. H.; KWON, M. Determinants of digital innovation in the public sector. **Government Information Quarterly**, v. 39, n. 4, p. 101723, 2022. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.giq.2022.101723>

HOURNEAUX JÚNIOR, F. The research impact in management through the UN's sustainable development goals. **RAUSP Management Journal**, v.56, n. 2, p. 150-155, 2021. Disponível em: <https://doi.org/10.1108/RAUSP-04-2021-252>.

HUANG, M.; RUST, R. T. A strategic framework for artificial intelligence in marketing. **Journal of the Academy of Marketing Science**, v. 49, p. 30-50, 2021. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s11747-020-00749-9>

HUTCHINSON, P. Reinventing Innovation Management: the impact of self-innovating artificial intelligence. **IEEE Transactions on Engineering Management**, v. 68, n. 2, p. 628-639, 2021. Disponível em: <https://doi.org/10.1109/TEM.2020.2977222>

IIVARI, J. A paradigmatic analysis of information systems as a design science. **Scandinavian journal of information systems**, v. 19, n. 2, p. 5, 2007. Disponível em: <http://aisel.aisnet.org/sjis/vol19/iss2/5>

JANOWSKI, T. Implementing sustainable development goals with digital government: aspiration-capacity gap. **Government Information Quarterly**, v. 33, n. 4, p. 603-613, 2016. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.giq.2016.12.001>

KERR, C.; PHAAL, R. Technology roadmapping: industrial roots, forgotten history and unknown origins. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 155, p. 119967, 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2020.119967>

KERR, C.; PHAAL, R. Roadmapping and roadmaps: definition and underpinning concepts. **IEEE Transactions on Engineering Management**, v. 69, n. 1, p. 6-16, 2022. Disponível em: [10.1109/TEM.2021.3096012](https://doi.org/10.1109/TEM.2021.3096012)

KLERKX, L.; BEGEMANN, S. Supporting food systems transformation: the what, why, who, where and how of mission-oriented agricultural innovation systems. **Agricultural Systems**, v. 184, p. 102901, 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.agsy.2020.102901>

KLERKX, L.; ROSE, D. Dealing with the game-changing technologies of Agriculture 4.0: how do we manage diversity and responsibility in food system transition pathways? **Global Food Security**, v. 24, p. 100347, 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.gfs.2019.100347>

KOSTOFF, R. N.; SCHALLER, R. R. Science and technology roadmaps. **IEEE Transactions on engineering management**, v. 48, n. 2, p. 132-143, 2001. Disponível em: <https://doi.org/10.1109/17.922473>

KRAUS, S. *et al.* Digital transformation in business and management research: an overview of the current status quo. **International Journal of Information Management**, v. 63, p. 102466, 2022. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2021.102466>

LAHOTI, G. *et al.* Tech mining to validate and refine a technology roadmap. **World Patent Information**, v. 55, p. 1-18, 2018. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.wpi.2018.07.003>

LASI, H. *et al.* Industry 4.0. **Business & information systems engineering**, v. 6, p. 239-242, 2014. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s12599-014-0334-4>

LETABA, P.; PRETORIUS, M. W.; PRETORIUS, L. Analysis of the intellectual structure and evolution of technology roadmapping literature. In: 2015 Portland International Conference on Management of Engineering and Technology (PICMET). **IEEE**, p. 2248-2254, 2015. Disponível em: <https://doi.org/10.1109/PICMET.2015.7273147>

LUO, J. Data-driven innovation: what is it? **IEEE Transactions on Engineering Management**, v. 70, n. 2, p. 784-790, 2022. Disponível em: <https://doi.org/10.1109/TEM.2022.3145231>

MAKOWSKI, P. T.; KAJIKAWA, Y. Automation-driven innovation management? Toward Innovation-Automation-Strategy cycle. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 168, p. 9, 2021. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.120723>

MINISTÉRIO DA AGRICULTURA PECUÁRIA E ABASTECIMENTO. **Projeções do Agronegócio: Brasil 2022/23 a 2032/33**. Disponível em: <https://www.gov.br/agricultura/pt-br/assuntos/politica-agricola/todas-publicacoes-de-politica-agricola/projecoes-do-agronegocio/projecoes-do-agronegocio-2022-2023-a-2032-2033.pdf/view>. Acesso em: 29 set. 2023.

MARIANI, M. M. *et al.* Artificial intelligence in innovation research: a systematic review, conceptual framework, and future research directions. **Technovation**, p. 102623, 2022. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.technovation.2022.102623>

MARIANI, M. M.; MACHADO, I.; NAMBISAN, S. Types of innovation and artificial intelligence: a systematic quantitative literature review and research agenda. **Journal of Business Research**, v. 155, p. 113364, 2023. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2022.113364>

MASSRUHÁ, S. M. F. S.; LEITE, M. A. D. A.; OLIVEIRA, S. R. D. M.; MEIRA, C. A. A.; LUCHIARI JUNIOR, A.; BOLFE, E. L. A transformação digital no campo rumo à agricultura sustentável e inteligente. In: **Agricultura Digital: pesquisa, desenvolvimento e inovação nas cadeias produtivas**. EMBRAPA: Brasília, 2020. Disponível em: <https://www.alice.cnptia.embrapa.br/handle/doc/1126213>

MATT, C.; HESS, T.; BENLIAN, A. Digital transformation strategies. **Business & information systems engineering**, v. 57, p. 339-343, 2015. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s12599-015-0401-5>

MAZZUCATO, M. From market fixing to market-creating: a new framework for innovation policy. **Industry and Innovation**, v. 23, n. 2, p. 140-156, 2016. Disponível em: <https://doi.org/10.1080/13662716.2016.1146124>

MAZZUCATO, M. Mission-oriented innovation policies: challenges and opportunities. **Industrial and corporate change**, v. 27, n. 5, p. 803-815, 2018. Disponível em: <https://doi.org/10.1093/icc/dty034>

MAZZUCATO, M.; KATTEL, R.; RYAN-COLLINS, J. Challenge-driven innovation policy: towards a new policy toolkit. **Journal of industry, competition and trade**, v. 20, p. 421-437, 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s10842-019-00329-w>

MCFADDEN, J. et al. The digitalisation of agriculture: a literature review and emerging policy issues, **Agriculture and Fisheries Papers**, n. 176, Paris: OECD Publishing, 2022. Disponível em: <https://doi.org/10.1787/285cc27d-en>. Acesso em: 05 abr. 2023.

MCKINSEY. **The state of AI in 2022: and a half-decade in review**. Disponível em: <https://www.mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights/the-state-of-ai-in-2022-and-a-half-decade-in-review>. Acesso em: 05 abr. 2023.

MERGEL, I.; EDELMANN, N.; HAUG, N. Defining digital transformation: results from expert interviews. **Government information quarterly**, v. 36, n. 4, p. 101385, 2019. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.giq.2019.06.002>

DE VARGAS MORES, G. *et al.* A longitudinal study of brazilian food production dynamics. **Agriculture**, v. 12, n. 11, p. 1811, 2022. Disponível em: <https://doi.org/10.3390/agriculture12111811>

MOZZATO, A. R.; GRZYBOVSKI, D. Análise de conteúdo como técnica de análise de dados qualitativos no campo da administração: potencial e desafios. **Revista de Administração Contemporânea**, v. 15, p. 731-747, 2011. Disponível em: <https://doi.org/10.1590/S1415-6552011000400010>

NAGANO, M. S.; STEFANOVITZ, J. P.; VICK, T. E. Innovation management processes, their internal organizational elements and contextual factors: An investigation in Brazil. **Journal of Engineering and Technology Management**, v. 33, p. 63-92, 2014. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.jengtecman.2014.02.004>

NAMBISAN, S. *et al.* Digital innovation management. **MIS quarterly**, v. 41, n. 1, p. 223-238, 2017. Disponível em: <https://www.jstor.org/stable/26629644>

NOBRE, C. A. *et al.* Land-use and climate change risks in the Amazon and the need of a novel sustainable development paradigm. **Proceedings of the National Academy of Sciences**, v. 113, n. 39, p. 10759-10768, 2016. Disponível em: <https://doi.org/10.1073/pnas.1605516113>

OECD/FAO. **Agricultural Outlook 2021-2030**, Paris: OECD Publishing, 2021. Disponível em: <https://doi.org/10.1787/19428846-en>.

PAGE, M. *et al.* The PRISMA 2020 statement: an updated guideline for reporting systematic reviews. **Systematic reviews**, v. 10, n. 1, p. 1-11, 2021. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.ijisu.2021.105906>

PAN, W. *et al.* Digital economy: An innovation driver for total factor productivity. **Journal of Business Research**, v. 139, p. 303-311, 2022.

PARK, H. *et al.* Twenty years of technology and strategic roadmapping research: a school of thought perspective. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 154, p. 119965, 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2020.119965>

PARVIAINEN, P. *et al.* Tackling the digitalization challenge: how to benefit from digitalization in practice. **International journal of information systems and project management**, v. 5, n. 1, p. 63-77, 2017. Disponível em: <https://doi.org/10.12821/ijispm050104>

PEFFERS, K. *et al.* A design science research methodology for information systems research. **Journal of management information systems**, v. 24, n. 3, p. 45-77, 2007. Disponível em: <https://doi.org/10.2753/MIS0742-1222240302>

PHAAL, R.; FARRUKH, C. J. P.; PROBERT, D. R. Technology roadmapping: a planning framework for evolution and revolution. **Technological forecasting and social change**, v. 71, n. 1-2, p. 5-26, 2004. Disponível em: [https://doi.org/10.1016/S0040-1625\(03\)00072-6](https://doi.org/10.1016/S0040-1625(03)00072-6)

PHAAL, R.; MULLER, G. An architectural framework for roadmapping: towards visual strategy. **Technological forecasting and social change**, v. 76, n. 1, p. 39-49, 2009. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2008.03.018>

PHAAL, R.; SIMONSE, L.; DEN OUDEN, E. Next generation roadmapping for innovation planning. **International Journal of Technology Intelligence and Planning**, v. 4, n. 2, p. 135-152, 2008. Disponível em: <https://doi.org/10.1504/IJTIP.2008.018313>

PIGFORD, A. E.; HICKEY, G. M.; KLERKX, L. Beyond agricultural innovation systems? Exploring an agricultural innovation ecosystems approach for niche design and development in sustainability transitions. **Agricultural systems**, v. 164, p. 116-121, 2018. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.agsy.2018.04.007>

POPPER, K. **Three worlds**. Ann Arbor: University of Michigan, 1978.

PREM, E. Artificial intelligence for innovation in Austria. **Technology Innovation Management Review**, v. 9, n. 12, 2019. Disponível em: <http://doi.org/10.22215/timreview/1287>

RAISCH, S.; KRAKOWSKI, S. Artificial intelligence and management: the automation–augmentation paradox. **Academy of management review**, v. 46, n. 1, p. 192-210, 2021. Disponível em: <https://doi.org/10.5465/amr.2018.0072>

RIZK, A.; STÅHLBRÖST, A.; ELRAGAL, A. Data-driven innovation processes within federated networks. **European Journal of Innovation Management**, v. 25, n. 6, p. 498-526, 2022. Disponível em: <https://doi.org/10.1108/EJIM-05-2020-0190>

ROBERTS, P. S.; SCHMID, J. Government-led innovation acceleration: case studies of US federal government innovation and technology acceleration organizations. **Review of Policy Research**, v. 39, n. 3, p. 353-378, 2022. Disponível em: <https://doi.org/10.1111/ropr.12474>

ROMME, A. G. L. Making a difference: organization as design. **Organization science**, v. 14, n. 5, p. 558-573, 2003. Disponível em: <https://doi.org/10.1287/orsc.14.5.558.16769>

ROMME, A. G. L.; HOLMSTRÖM, J. From theories to tools: calling for research on technological innovation informed by design science. **Technovation**, v. 121, p. 102692, 2023. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.technovation.2023.102692>

ROSE, D. C. *et al.* Agriculture 4.0: making it work for people, production, and the planet. **Land use policy**, v. 100, p. 104933, 2021. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2020.104933>

SACHS, J. D. *et al.* Six transformations to achieve the sustainable development goals. **Nature sustainability**, v. 2, n. 9, p. 805-814, 2019. Disponível em: <https://doi.org/10.1038/s41893-019-0352-9>

SAIZ-RUBIO, V.; ROVIRA-MÁS, F. From smart farming towards agriculture 5.0: a review on crop data management. **Agronomy**, v. 10, n. 2, p. 207, 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.3390/agronomy10020207>

SAMBAMURTHY, V.; BHARADWAJ, A.; GROVER, V. Shaping agility through digital options: reconceptualizing the role of information technology in contemporary firms. **MIS quarterly**, p. 237-263, 2003. Disponível em: <https://doi.org/10.2307/30036530>

SANTOS, G. F. Z.; KOERICH, G. V.; ALPERSTEDT, G. D. A contribuição da design research para a resolução de problemas complexos na administração pública. **Revista de Administração Pública**, v. 52, p. 956-970, 2018. Disponível em: <https://doi.org/10.1590/0034-761220170014>

SCHOT, J.; STEINMUELLER, W. E. Three frames for innovation policy: R&D, systems of innovation and transformative change. **Research policy**, v. 47, n. 9, p. 1554-1567, 2018. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.respol.2018.08.011>

SEBASTIAN, I. *et al.* How big old companies navigate digital transformation. **MIS quarterly executive**, v. 16, n. 3, p. 197-213, 2017. Disponível em: <https://aisel.aisnet.org/misqe/vol16/iss3/6>

SIMON, H. A. **The sciences of the artificial**. 3. ed. Cambridge: MIT Press, 1996.

SON, C.; KIM, J.; KIM, Y. Developing scenario-based technology roadmap in the big data era: an utilisation of fuzzy cognitive map and text mining techniques. **Technology Analysis & Strategic Management**, v. 32, n. 3, p. 272-291, 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.1080/09537325.2019.1654091>

SORDI, J. O.; MEIRELES, M.; SANCHES, C. Design Science aplicada às pesquisas em administração: Reflexões a partir do recente histórico de publicações internacionais. **RAI Revista de Administração e Inovação**, v. 8, n. 1, p. 10-36, 2011. Disponível em: <https://doi.org/10.5773/rai.v8i1.770>

SOUZA, G. S.; GOMES, E. G.; ALVES, E. R. A. Uma visão da produção da agricultura brasileira com base em dados recentes do censo agropecuário. In: VIEIRA FILHO, J. E. R.; GASQUES, J. G. (Org.). **Uma jornada pelos contrastes do Brasil: cem anos de Censo Agropecuário**. Brasília: Ipea, 2020. p. 341-349. Disponível em: <https://repositorio.ipea.gov.br/handle/11058/10339>

SNYDER, H. Literature review as a research methodology: an overview and guidelines. **Journal of business research**, v. 104, p. 333-339, 2019. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2019.07.039>

STARKEY, K.; MADAN, P. Bridging the relevance gap: aligning stakeholders in the future of management research. **British Journal of management**, v. 12, p. S3-S26, 2001. Disponível em: <https://doi.org/10.1111/1467-8551.12.s1.2>

STIG, D. C. A proposed technology platform framework to support technology reuse. **Procedia Computer Science**, v. 16, p. 918-926, 2013. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2013.01.096>

TALMAR, M. *et al.* Mapping, analyzing and designing innovation ecosystems: the Ecosystem Pie Model. **Long Range Planning**, v. 53, n. 4, p. 101850, 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.lrp.2018.09.002>

TORRACO, R. J. Writing integrative literature reviews: guidelines and examples. **Human Resource Development Review**, v. 4, n. 3, p. 356-367, 2005. Disponível em: <https://doi.org/10.1177/1534484305278283>

TORRACO, R. J. Writing integrative literature reviews: using the past and present to explore the future. **Human Resource Development Review**, v. 15, n. 4, p. 404-428, 2016. Disponível em: <https://doi.org/10.1177/1534484316671606>

UNITED NATIONS GENERAL ASSEMBLY *et al.* **Transforming our world: the 2030 agenda for sustainable development**. United Nations: New York, NY, USA, 2015. Disponível em: <https://sdgs.un.org/2030agenda>

URBINATI, A. *et al.* The digital transformation of the innovation process: orchestration mechanisms and future research directions. **Innovation**, v. 24, n. 1, p. 65-85, 2022. Disponível em: <https://doi.org/10.1080/14479338.2021.1963736>

VAN AKEN, J. E. Management research based on the paradigm of the design sciences: the quest for field-tested and grounded technological rules. **Journal of management studies**, v. 41, n. 2, p. 219-246, 2004. Disponível em: <https://doi.org/10.1111/j.1467-6486.2004.00430.x>

VAN AKEN, J. E.; ROMME, G. Reinventing the future: adding design science to the repertoire of organization and management studies. **Organization Management Journal**, v. 6, n. 1, p. 5-12, 2009. Disponível em: <https://doi.org/10.1057/omj.2009.1>

VAN VELDHOVEN, Z.; VANTHIENEN, J. Digital transformation as an interaction-driven perspective between business, society, and technology. **Electronic Markets**, v. 32, n. 2, p. 629-644, 2022. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s12525-021-00464-5>

VERMA, D.; MISHRA, A.; SINHA, K. K. The development and application of a process model for R&D project management in a high-tech firm: a field study. **Journal of Operations Management**, v. 29, n. 5, p. 462-476, 2011. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.jom.2010.11.010>

VIAL, G. Understanding digital transformation: a review and a research agenda. **The journal of strategic information systems**, v. 28, n. 2, p. 118-144, 2019. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.jsis.2019.01.003>

VIEIRA FILHO, J. E. R.; FISHLOW, A. **Agricultura e indústria no Brasil: inovação e competitividade**. Brasília: Ipea, 2017. Disponível em: <https://repositorio.ipea.gov.br/handle/11058/7682>

VIEIRA FILHO, J. E. R. **Productivity and sustainability indicators of the brazilian agricultural sector**. Brasília: Ipea, 2022. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.38116/tndirur2>

VENABLE, J.; PRIES-HEJE, J.; BASKERVILLE, R. FEDS: a framework for evaluation in design science research. **European journal of information systems**, v. 25, p. 77-89, 2016. Disponível em: <https://doi.org/10.1057/ejis.2014.36>

VERHOEF, P. C. *et al.* Digital transformation: a multidisciplinary reflection and research agenda. **Journal of business research**, v. 122, p. 889-901, 2021. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2019.09.022>

VINAYAVEKHIN, S. *et al.* Emerging trends in roadmapping research: a bibliometric literature review. **Technology Analysis & Strategic Management**, p. 1-15, 2021. Disponível em: <https://doi.org/10.1080/09537325.2021.1979210>

YOO, Y.; HENFRIDSSON, O.; LYYTINEN, K. Research commentary: the new organizing logic of digital innovation: an agenda for information systems research. **Information systems research**, v. 21, n. 4, p. 724-735, 2010. Disponível em: <https://doi.org/10.1287/isre.1100.0322>

YOO, Y. *et al.* Organizing for innovation in the digitized world. **Organization science**, v. 23, n. 5, p. 1398-1408, 2012. Disponível em: <https://doi.org/10.1287/orsc.1120.0771>

WAMBA, S. F. *et al.* How 'big data' can make big impact: findings from a systematic review and a longitudinal case study. **International journal of production economics**, v. 165, p. 234-246, 2015. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2014.12.031>

WANG, P. On defining artificial intelligence. **Journal of Artificial General Intelligence**, v. 10, n. 2, p. 1-37, 2019. Disponível em: <https://doi.org/10.2478/jagi-2019-0002>

WARNER, K. S. R.; WÄGER, M. Building dynamic capabilities for digital transformation: An ongoing process of strategic renewal. **Long range planning**, v. 52, n. 3, p. 326-349, 2019. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.lrp.2018.12.001>

WORLD ECONOMIC FORUM. **A digital silver bullet for the world: digitalization**, 2022a. Disponível em: <https://www.weforum.org/agenda/2022/05/a-digital-silver-bullet-for-the-world/>. Acesso em: 20 mar. 2023.

WORLD ECONOMIC FORUM. **Agribusiness innovation could improve global food security**, 2022b. Disponível em: <https://www.weforum.org/agenda/2022/10/world-hunger-innovation-agriculture-technology-food-security/>. Acesso em: 27 mar. 2023.

WEIGAND, H.; JOHANNESSON, P.; ANDERSSON, B. An artifact ontology for design science research. **Data & Knowledge Engineering**, v. 133, p. 101878, 2021. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.datak.2021.101878>

WESSEL, L. *et al.* Unpacking the difference between digital transformation and IT-enabled organizational transformation. **Journal of the Association for Information Systems**, v. 22, n. 1, p. 102-129, 2021. Disponível em: <https://doi.org/10.17705/1jais.00655>

WICKERT, C. *et al.* Management research that makes a difference: broadening the meaning of impact. **Journal of Management Studies**, v. 58, n. 2, p. 297-320, mar. 2021. Disponível em: <https://doi.org/10.1111/joms.12666>

WILLYARD, C. H.; MCCLEES, C. W. Motorola's technology roadmap process. **Research management**, v. 30, n. 5, p. 13-19, 1987. Disponível em: <https://doi.org/10.1080/00345334.1987.11757057>

WIMMER, M. A. *et al.* Transforming government by leveraging disruptive technologies: Identification of research and training needs. **JeDEM-eJournal of eDemocracy and Open Government**, v. 12, n. 1, p. 87-113, 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.29379/jedem.v12i1.594>

WOLFERT, S. *et al.* Digital innovation ecosystems in agri-food: design principles and organizational framework. **Agricultural Systems**, v. 204, p. 103558, 2023. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.agsy.2022.103558>

## SEGUNDA PARTE - ARTIGOS

### **ARTIGO 1 – Da inteligência competitiva à inovação direcionada por dados: revisão integrativa e agenda futura<sup>11</sup>**

#### **RESUMO**

A evolução das redes sociais e de novas formas de geração e coleta de dados em tempo real produziram oportunidades de se utilizar dessas informações para apoiar o processo de decisão nas organizações. Ao alavancar a análise de dados gerados por clientes, as empresas têm, por exemplo, a oportunidade de implementar inovações centradas no usuário. Assim como, analisar o efeito da adoção de tecnologias digitais de análise de dados em seu processo de inovação. Neste contexto, foi realizada uma revisão da literatura com o objetivo de identificar os avanços produzidos pela intensificação do uso de tecnologias analíticas de dados no processo de gestão da inovação, principalmente pela adoção de mecanismos de inteligência artificial. Adotou-se critérios sistemáticos de busca e inclusão/exclusão dos estudos e uma análise qualitativa integradora dos conceitos e evidências. Os resultados apontaram para uma evolução no grau de sofisticação e influência exercido pelas tecnologias digitais analisadas sobre o processo de inovação nas organizações. Partindo das ações de inteligência competitiva das décadas de 1970-80, passando pela revolução do big data e de machine learning, até os constructos contemporâneos fundamentados em inteligência artificial que defendem o conceito de data-driven innovation e a automação algorítmica de fases do processo de inovação.

**Palavras-chave:** inteligência competitiva, *big data*, inteligência artificial, gestão da inovação, *augmentation*

#### **ABSTRACT**

The evolution of social media and new ways of generating and collecting data in real time have produced opportunities to use this information to support the decision-making process in organizations. By leveraging customer-generated data analytics, companies have, for example, the opportunity to implement user-centric innovations. As well as, analyze the effect of adopting digital data analysis technologies on your innovation process. In this context, a literature review was carried out with the aim of identifying the advances produced by the intensification of the use of data analytical technologies in the innovation management process, mainly by the adoption of artificial intelligence mechanisms. Systematic search and inclusion/exclusion criteria for studies and an integrative qualitative analysis of concepts and evidence were adopted. The results pointed to an evolution in the degree of sophistication and influence exerted by the digital technologies analyzed on the innovation process in organizations. Starting from the competitive intelligence actions of the 1970s-80s, through the big data and machine learning revolution, to contemporary constructs based on artificial

---

<sup>11</sup> Artigo em versão preliminar redigido conforme as normas editoriais da Technological Forecasting and Social Change (e-ISSN: 0040-1625). Uma versão preliminar deste artigo foi apresentada e publicada nos anais do XXV Seminários em Administração (SemeAD 2022).

ALMEIDA, F.; LEME, P. H. M. V. Da inteligência competitiva à inovação direcionada por dados: uma revisão integrativa sobre o uso de técnicas analíticas no processo de inovação. In: XXV SEMEAD - Seminários em Administração, 2022. Anais eletrônicos [ISSN 2177-3866]. São Paulo: Associação Nacional de Pós-Graduação e Pesquisa em Administração, 2020. Disponível em: <https://submissao.semead.com.br/25semead/anais/arquivos/1207.pdf>. Acesso em: 30 abr. 2023.

intelligence that defend the concept of data-driven innovation and the algorithmic automation of phases of the innovation process.

**Keywords:** competitive intelligence, big data, artificial intelligence, innovation management, augmentation

## 1. Introdução

O avanço das tecnologias digitais tem transformado a forma como as empresas fazem uso dos dados para apoiar a tomada de decisão. A evolução das redes sociais, da coleta de dados transacionais, da Internet das Coisas e outras diversas formas de geração de dados, tais como o Big Data, catalisam as oportunidades de se utilizar informações e ferramentas digitais para apoiar o gerenciamento do processo de inovação (Blackburn et al., 2017; Mishra et al., 2022). Entretanto, os dados por si só não fornecem conhecimento que seja suficientemente aplicável. De maneira que, os padrões ocultos que eles podem revelar devem ser extraídos e disseminados para que produzam algum efeito (Eroglu & Kilic, 2017).

Ao alavancar a análise de dados gerados por clientes, as empresas têm, por exemplo, a oportunidade de implementar inovações centradas no usuário (Trabucchi & Buganza, 2019). Além disso, aplicações de inteligência artificial (IA) têm sido utilizadas como fatores centrais na identificação de tendências e tecnologias emergentes (Mühlroth & Grottke, 2022), contribuindo para as decisões de investimento e proporcionando a aceleração de atividades de pesquisa e desenvolvimento (Keding & Meissner, 2021).

A interoperabilidade das tecnologias digitais constrói um tipo comum de ativo que são os dados. Pois, apesar das variadas linguagens computacionais e possibilidades de codificação, abre-se a possibilidade de integrar os seus diferentes formatos (estruturados e não estruturados) e efetuar o compartilhamento entre diferentes plataformas (Brem et al., 2021). Essa abertura demonstra que os dados não são apenas “o novo petróleo” (Hutchinson, 2021; Vianna, 2021), mas configuram-se como uma “espinha dorsal generativa” que propiciam conexões entre tecnologias, permitindo a expansão de suas funções e aplicações (Brem et al., 2021; Appio et al., 2021).

O impacto do big data na inovação, por exemplo, extrapola os aspectos tecnológicos e analíticos envolvidos na sua adoção. Sua implementação e de outras tecnologias analíticas demandam uma transformação da cultura organizacional, estruturas, processos, papéis e capacidades que sustentam o processo de inovação (Blackburn et al., 2017; Troilo et al., 2017). Nesse contexto, compreende-se uma necessidade de mobilização das capacidades dinâmicas, no sentido de integrar, reconfigurar e renovar as capacidades centrais da organização com o

propósito de sustentar sua competitividade em um ambiente em constante mudança (Teece et al., 1997; Wang & Ahmed, 2007).

Nesse contexto, os insumos do processo de inovação tornam-se progressivamente relacionados entre si, o que favorece a orquestração de atores interorganizacionais em ecossistemas inovativos. Estes arranjos fazem frente à tendência de compactação dos processos de inovação, pautando-os pela antecipação e aprimoramento de fases de ideação e desenvolvimento, que se beneficiam de feedback analiticamente aproveitado, e, como resultado, na criação de valor combinando a oferta de um ativo com a demanda (Agostini et al., 2020). O que desafia pressupostos fundamentais da gestão da inovação, tais como, a definição de que a inovação possua limites claramente estabelecidos, a centralização e previsibilidade da agência no processo de inovação e a concepção de que os resultados ocorrem independentemente do processo e vice-versa (Nambisan et al., 2017).

Embora se reconheça que a aplicação de ativos intelectuais (conhecimento, competência e tecnologias digitais) no gerenciamento da inovação propicie um aumento na performance organizacional, desde pequenas e médias empresas (Izadi et al., 2020), às grandes redes de inovação (Rizk et al., 2022), ainda se verifica lacunas no entendimento sobre como essas práticas são efetivamente implementadas (Capurro et al., 2021; Visvizi et al., 2021). Outro ponto a ser aprofundado pelos estudos gerenciais diz respeito aos fatores comportamentais que envolvem a interação entre os aconselhamentos feitos pelas ferramentas de IA e o juízo humano na tomada de decisão (Haefner et al., 2021; Keding & Meissner, 2021).

Diante dessas considerações, surge o interesse em conhecer a produção científica prévia relativa ao tema a fim de subsidiar a realização de uma revisão integrativa. O intuito da revisão integrativa é identificar convergências de conceitos e ideias na literatura precedente (Pautasso, 2013), para que a partir da sintetização, da crítica e da reflexão feitas pelo pesquisador, novas perspectivas e modelos teóricos sejam gerados para a problemática estudada (Elsbach et al., 2020; Torraco, 2016). Portanto, possui a capacidade de estabelecer conexões entre disciplinas ligadas ao campo da gestão e as comunidades da prática (Cronin & George, 2020).

Estudos que avaliam aspectos específicos do fenômeno da digitalização do processo de inovação são identificados na literatura (Agostini et al., 2020; Haefner et al., 2021; Mariani et al., 2023; Porter, 2007). Entretanto, observa-se a oportunidade de ampliar o debate trazendo uma visão integradora que aborde a evolução tecnológica e os desdobramentos no contexto organizacional, uma vez que estas tecnologias têm se desenvolvido e sofisticado de maneira acelerada. Busca-se com este artigo responder à seguinte questão de pesquisa: **como a adoção**

**das recentes tecnologias analíticas de dados tem influenciado o processo de gestão da inovação nas organizações?** Como objetivo pretende-se identificar os principais construtos propostos pelos estudiosos, analisar as aplicações práticas identificadas na literatura e expor os rumos da agenda de pesquisa.

Além desta introdução, o artigo é organizado em mais quatro seções descritas a seguir. Uma breve fundamentação teórica sobre gestão da inovação e o avanço das tecnologias de análise de dados. Uma descrição do percurso metodológico utilizado na identificação e análise da amostra de artigos. Em seguida, apresenta-se uma descrição das categorias que emergem do trabalho de integração e discute-se uma agenda futura de pesquisa. A conclusão encerra a discussão e demonstra as limitações do estudo.

## **2. Referencial Teórico**

A capacidade de inovar preza pela busca sistemática por inovações radicais e incrementais. Por meio dessa orientação, busca-se a criação de novos mercados, o rápido crescimento produtivo e econômico, além da melhoria competitiva dos produtos e serviços ofertados no mercado (Bustinza et al., 2018). Desse modo, o significado atual de competitividade compreende mais do que a excelência de desempenho ou eficiência técnica das empresas e seus produtos, mas também, a capacidade de se desenvolver processos sistemáticos de busca por novas oportunidades, e a superação de obstáculos técnicos e organizacionais por meio da produção e aplicação de conhecimento. Desse modo, a gestão da inovação procura articular os mecanismos e instrumentos, assim como as metodologias e formas de organização, que possibilitem garantir a capacidade de inovar das organizações (Canongia et al., 2004).

A literatura sobre gestão da inovação contempla diversas abordagens praticadas ao longo do tempo como formas de se conduzir o processo inovativo ou processos mais amplos de P&D, com o intuito de possibilitar que estágios que se iniciam com a geração de ideias amadureçam até a conversão de uma invenção em um negócio ou artefato de aplicação útil (Füller et al., 2022). Para melhor representar a complexidade e as características das atividades que compõem o processo de inovação, estudiosos apresentam lógicas de ciclos ou gerações para demonstrar as diferenciações ocorridas a partir da segunda metade do século XX, demonstrando como estas abordagens evoluíram das primeiras propostas de modelos lineares, passando pela perspectiva de relacionamento entre as áreas P&D e Marketing, até as configurações sedimentadas em interações complexas, típicas da atualidade (Berkhout et al., 2006; Tidd &

Bessant, 2015).

De maneira sucinta, os ciclos de gestão da inovação podem ser caracterizados por seis marcos temporais (Füller et al., 2022). O primeiro, conhecido como *technology-push*, iniciou-se em meados da década de 1950, enfatizando a pesquisa e o desenvolvimento como forma prioritária de se desenvolver e melhorar os produtos oferecidos ao mercado. Conforme a pressão competitiva se intensificava, notou-se que o impulso tecnológico era falho em determinados ambientes e o modelo de inovação do segundo ciclo (metade de 1960) foi desenvolvido com o enfoque nas necessidades dos clientes. Caracterizado como *market-pull*, um grande volume de empresas tinha como foco adaptar os produtos existentes para atender às mudanças apontadas pelo mercado consumidor. Ao fazer isso, a atividade de pesquisa e desenvolvimento sofreu um enfraquecimento gerando como consequência o risco de as empresas serem superadas por inovadores radicais (Füller et al., 2022).

Como medida de equilíbrio, o terceiro ciclo, iniciado na década de 1970, e focado na inovação *push-pull*, foi desenvolvido a partir de uma combinação dos conceitos de *technology-push* e *market-pull*. Este ciclo combinava um processo sequencial com rodadas constantes de feedback. Com a internacionalização dos mercados veio o quarto ciclo, marcando a década de 1980 pelo aumento da concorrência e a redução do ciclo de vida dos produtos. Afastando-se das abordagens tradicionais de gestão pensadas para funcionar em ambientes estáveis e previsíveis, como o modelo *stage-gate*, o quarto ciclo consiste em várias espirais de iteração, permitindo mais experimentação com os usuários e aprendizado acelerado, além de possibilitar a integração de entes externos (como fornecedores) nas fases iniciais da inovação. Por concentrar-se na integração e no desenvolvimento paralelo, foi caracterizada como a inovação de processamento paralelo-interativo (Füller et al., 2022).

Em sequência, o avanço acelerado da tecnologia da informação (TI) alavancou o desenvolvimento de um novo ciclo determinado como inovação *e-integrated*. O quinto ciclo (início dos anos 2000) surgiu focado na integração de ferramentas baseadas em TI para acelerar o processo de inovação e adicionar mais flexibilidade. Por fim, o sexto ciclo (metade da década de 2000 em diante), denominado de inovação em rede, é considerado como uma recente abordagem para a inovação e coloca maior ênfase na rede, bem como na integração horizontal e vertical de parceiros externos por meio de colaborações estratégicas ao longo da cadeia de suprimentos (Füller et al., 2022; Tidd & Bessant, 2015).

A literatura apresenta adicionalmente a abordagem de inovação aberta para promover a colaboração com parceiros internos e externos, como universidades, institutos de pesquisa,

empresas de diferentes setores e start-ups como fontes de inspiração e inovação (Enkel et al., 2009). Por considerar que o modelo de inovação praticado pelas start-ups tem se sobressaído ao conseguir mobilizar as tecnologias emergentes no desenvolvimento de novos produtos e modelos de negócios, diversas estratégias de fomento à inovação ágil e enxuta, como laboratórios de inovação, jam sessions, hackathons, acampamentos de startups, incubadoras corporativas e aceleradoras tem avançado para estimular a agilidade da gestão da inovação e buscado trazer os benefícios do pensamento de start-up para as organizações tradicionais (Kohler, 2016).

### *2.1 O avanço das tecnologias digitais para coleta e análise de dados*

A atividade de coleta, processamento e análise de dados com o interesse na obtenção de vantagem competitiva, também conhecida como inteligência, não se configura como uma estratégia recentemente adotada pelas organizações (Calof & Wright; 2008; Teixeira & Valentim, 2016; WU; Hitt & Lou, 2020). Inclusive, diversas terminologias são encontradas na literatura para descrever tal ação gerencial. Dentre elas, a Inteligência Competitiva e o Business Intelligence (Heras-Rosas & Herrera, 2021), despontando com o avanço das tecnologias digitais termos como inteligência artificial, machine learning e data analytics (López-Robles et al., 2020). Apesar de não se configurarem como ferramentas exclusivas do ambiente de negócios, as tecnologias analíticas de dados têm recebido especial atenção no campo gerencial.

A ligação entre a inteligência competitiva e a inovação também é fortemente reconhecida na literatura (Calof & Sewdass, 2020; Heras-Rosas & Herrera, 2021), especialmente quando voltada para o desenvolvimento de novos produtos e serviços (Dou & Dou, 1999; Kakatkar et al., 2020). Nesse contexto, a ascensão dos sistemas de inteligência artificial e machine learning, assim como as ferramentas de big data, colocaram diante dos gestores de Pesquisa e Desenvolvimento (P&D) uma gama de desafios e oportunidades, permitindo novas abordagens na execução do portfólio de pesquisa e na construção da proposta de valor de seu processo de inovação (Blackburn et al., 2017). Após décadas de uso sistemático de análises estatísticas como forma de apoiar o processo decisório nas organizações, percebe-se uma tendência crescente na adoção de inteligência artificial como uma tática de sofisticação das capacidades analíticas, praticadas até então. Embora algumas formas de IA não sejam de natureza estatística, técnicas como machine e deep learning estão crescendo rapidamente em poder e popularidade. A era das análises descritivas (business intelligence), em que a maior

parte das tarefas analíticas eram feitas manualmente, com alta intensidade de trabalho e baixa velocidade de conclusão, passou por uma evolução com o surgimento do big data (Davenport, 2018).

O big data trata-se de um termo amplamente utilizado, mas que não detém uma definição unânime (Blackburn et al., 2017). De modo geral, seu conceito engloba a quantidade e a complexidade dos dados recém-disponíveis e os desafios técnicos de processá-los. A depender do contexto, o big data representa desafios para o gerenciamento de dados em três dimensões: (1) a enorme quantidade de dados (volume), (2) uma grande variedade de dados provenientes de fontes altamente diversas (variedade) e (3) o ritmo de processamento de dados (velocidade). Enormes progressos em poder de computação, capacidade de armazenamento e software foram necessários para o surgimento de tecnologias de big data (Niebel et al., 2019). Alguns estudiosos apontam cinco características definidoras do big data, identificadas como os 5 V's: volume, variedade, velocidade, valor e veracidade. Em outras palavras, o verdadeiro big data é grande em volume, variado em tipo e fonte e acessível rapidamente assim que é gerado — cada vez mais, hoje em dia, em tempo real; pode variar em composição e significado ao longo do tempo, podendo ou não ser confiável (Blackburn et al., 2017).

Isto posto, a era da análise de big data tornou-se um relevante marco histórico analítico, uma vez que plataformas robustas de gerenciamento de dados (como o Hadoop) e uma profunda inovação em torno de ofertas de informações provenientes das plataformas digitais mudaram a orientação de suporte interno à decisão para “produtos de dados”. Mecanismos de busca e recomendação, recursos como “pessoas que você talvez conheça” e muitas outras ferramentas ajudaram as empresas on-line a construir seus negócios (Davenport, 2018). O crescimento exponencial da capacidade de geração de dados e o progresso computacional conduz à uma nova fase analítica, o avanço da inteligência artificial.

As aplicações de IA são baseadas em extensos recursos de computação que podem coletar, processar e analisar grandes quantidades de dados de várias fontes e formatos. Suas aplicações geralmente dependem de modelos estatísticos que são aplicados a dados históricos. A partir desses modelos, um algoritmo de linguagem de programação é desenvolvido para aprender um padrão de resposta (decisão) para uma tarefa específica, que é então aplicada aos novos dados de entrada. Uma faceta dos algoritmos de IA é que eles melhoram sua precisão de decisão com exposição contínua a mais e novos dados. Dessa forma, os algoritmos de IA assumem tarefas cognitivas, como previsão, classificação e agrupamento, tendo ainda o potencial de autoaprendizagem (Brem et al., 2021), representando um avanço na capacidade

organizacional de lidar com dados de forma complexa.

### 3. Metodologia

Este trabalho foi fundamentado nas diretrizes de revisões integrativas propostas por Torracco (2005, 2016). Também foram observadas as considerações de Cronin e George (2020) e Elsbach e Van Knippenberg (2020) sobre revisões integrativas no campo dos estudos organizacionais. Optou-se por esta abordagem, visto sua capacidade de reunir a busca e a avaliação sistemática dos estudos com a apresentação de um panorama sintético e propositivo da agenda de pesquisa (Cronin & George, 2020; Elsbach & Van Knippenberg, 2020). Primeiramente, foi estabelecida uma base teórica norteadora. Esta etapa é necessária para facilitar a organização e prevenir futuras dificuldades ao longo do trabalho de revisão (Torraco, 2005, 2016). Diante da estruturação conceitual do tema, pôde-se compreender a problemática envolvida em torno da adoção de tecnologias analíticas de dados no processo de gestão da inovação nas organizações. Permitindo assim, a definição de uma pergunta de pesquisa e as estratégias de busca aplicadas nas bases de dados Web of Science e Scopus. As bases foram selecionadas por abrigarem uma vasta coleção de publicações e por possibilitarem a avaliação do fator de impacto dos periódicos selecionados (Zhu & Liu, 2020).

Estudos bibliométricos precedentes apontam que diversos termos são utilizados na literatura para qualificar a atividade de coleta, processamento e disseminação de informação estratégica, utilizada para favorecer o processo de tomada de decisão nas organizações (Heras-Rosas & Herrera, 2021; López-Robles et al., 2020). A escolha dos descritores foi precedida por uma etapa de testes que resultou na escolha do conjunto palavras-chave que apresentou o maior número de resultados em ambas as bases. Os testes e a busca do conjunto de descritores eleitos foram realizados entre maio e julho de 2022. Os descritores utilizados na busca foram divididos em dois blocos. O primeiro contendo: “innovation management” ou “innovation process”. Foi utilizado o operador booleano de intersecção “AND” para separar os dois blocos de descritores. E o segundo contendo os três termos mais utilizados nos estudos sobre inteligência nas organizações: “competitive intelligence”, “business intelligence” e “data mining”, acrescidos de termos que emergiram com o desenvolvimento das tecnologias digitais: “data science”, “data analytics”, “artificial intelligence”, “big data”, “AI” e “machine learning” (Heras-Rosas; Herrera, 2021; López-Robles et al., 2019).

Em seguida, foram aplicados os critérios de filtro diretamente na ferramenta de busca

das bases científicas. Foram priorizados somente os artigos publicados em periódicos indexados e que contivessem a string de busca no título, resumo ou nas palavras-chave do trabalho. Não foram atribuídos filtros de idioma, área de pesquisa ou data de publicação. Dada a característica recente de alguns termos utilizados na busca, foram aceitos artigos aprovados pelos periódicos, mas disponibilizados ainda como early access. A etapa posterior de seleção compreendeu a incorporação das referências pré-selecionadas no gerenciador Myendnoteweb. Procedeu-se com a exclusão dos artigos duplicados, das revisões de literatura e dos estudos publicados em periódicos sem fator de impacto nas bases de dados escolhidas. A revisão integrativa tem por interesse publicações que apresentem evidências do fenômeno, motivo pelo qual revisões anteriores são dispensadas no momento da seleção.

A leitura preliminar do título, resumo e palavras-chave dos artigos pré-selecionados propiciou a avaliação do alinhamento entre o conteúdo e a pergunta de pesquisa. Os artigos aprovados na leitura preliminar foram lidos integralmente, excluindo-se aqueles que não permitiram apresentar respostas para a pergunta de pesquisa. Como se espera clareza quanto aos procedimentos de seleção dos trabalhos escolhidos para a revisão integrativa (Torraco, 2005), foi adotado o fluxograma PRISMA 2020 para revisão sistemática (Page et al., 2021) como ferramenta de demonstração das estratégias de inclusão e exclusão observadas. Nesse sentido, é demonstrado todo o refinamento aplicado sobre o material pré-selecionado na seção de resultados, conforme determina o protocolo PRISMA 2020. Ao final, a amostra selecionada para compor o corpus da revisão foi identificada e disposta em um quadro demonstrativo, agrupando os trabalhos por agenda de pesquisa.

Com a leitura completa dos artigos, foram coletados os dados necessários para a elaboração de uma matriz de conceitos por categoria de análise. O instrumento de coleta, construído pelos próprios autores, permitiu a apreciação crítica dos constructos, metodologias e resultados empíricos apresentados pelos estudos analisados. A categorização visou capturar as semelhanças e diferenças presentes nos estudos anteriores, a fim de infundi-las de significado, o que representa a essência da geração de insights integrativos (Dwertmann & Van Knippenberg, 2021). A integração teórica resultante da revisão convergiu para a construção de um framework baseado nas evidências empíricas identificadas e no apontamento de um horizonte de pesquisa (Cronin & George, 2020; Torraco, 2016). Tais frameworks conceituais favorecem o impulsionamento da agenda de pesquisa, por destarem relevantes interações sobre as variáveis a serem consideradas em estudos futuros (Elsbach & Van Knippenberg, 2020).

#### 4. Resultados e discussão

A busca inicial resultou em 352 artigos de periódicos indexados nas bases de dados *Scopus* e *Web of Science*. Aplicados os critérios de seleção (Figura 1), foram consideradas elegíveis 34 publicações, configurando assim o *corpus* desta revisão integrativa.

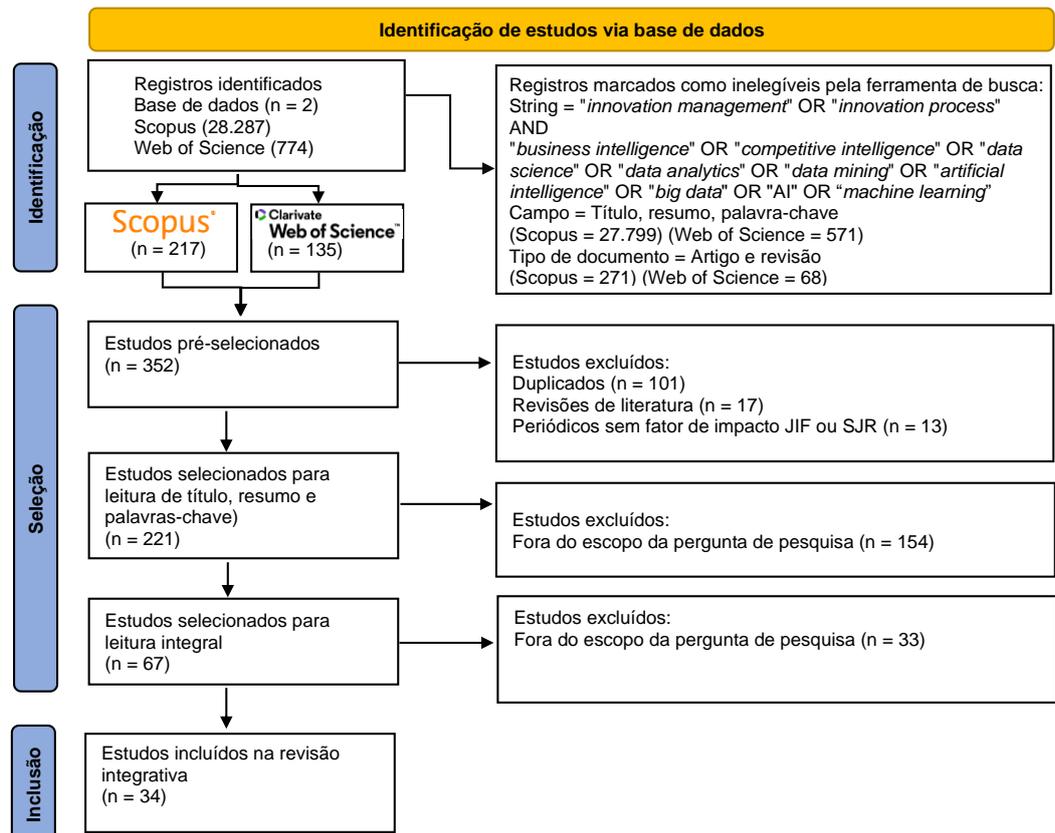


Fig. 1. Fluxograma PRISMA 2020 para revisões sistemáticas em bases de dados

Os estudos selecionados indicam uma evolução na agenda de pesquisa, partido da ideia de adoção da inteligência competitiva como subsídio para a tomada de decisão estratégica sobre os processos de inovação, migrando para uma exploração do tema Big Data e da Inteligência Artificial como fatores de profunda transformação na forma como a inovação é realizada nas organizações. Avançando para os construtos mais recentes que apontam para um modelo de inovação proveniente e retroalimentado por dados (data-driven innovation) e, por fim, a automação de atividades de gestão por meio da sofisticação do uso de algoritmos (augmentation) (Tabela 1).

**Tabela 1**  
Caracterização dos artigos por evolução da agenda de pesquisa

<b>Categoria</b>	<b>N</b>	<b>Autores e ano de publicação</b>	<b>Aspectos relevantes</b>
Inteligência Competitiva	4	Dou & Dou (1999); Gordon et al. (2008); Guimarães (2011); Lemos & Porto (1998)	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Coleta e análise sistemática de dados mercadológicos com o interesse em obter vantagem competitiva. Uso de técnicas computacionais e de consulta a especialistas (benchmarking, engenharia reversa, cenários etc.).</li> <li>• Ferramenta de apoio à tomada de decisão em nível estratégico.</li> <li>• Convergência com a atividade de prospecção tecnológica para além da área de P&amp;D (tendências de mercado, competidores, patentes etc.).</li> <li>• Elevada dependência de pessoal na elaboração das análises e fragmentação das informações por área de interesse.</li> </ul>
Big Data	8	Blackburn et al. (2017); Capurro et al. (2021); Caputo et al. (2020); Ciampi et al. (2021); Niebel et al. (2019); Troilo et al. (2017); Tsang et al. (2022); Zhan et al. (2017)	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Disponibilidade de dados em volume, velocidade e variedade (estruturado/não estruturado).</li> <li>• Elevação da complexidade de acesso, armazenamento e análise (tecnologia e competências).</li> <li>• Capacidade ampliada de captar a percepção de clientes/usuários.</li> </ul>
Machine Learning	11	Brem et al. (2021); Eroglu & Kilic (2017); Füller et al. (2022); Hutchinson (2021); Kakatkar et al. (2020); Scuotto et al. (2017); Trocin et al. (2021); Verganti et al. (2020); Wu et al. (2020); Wu et al. (2019), Nazemi et al. (2022).	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Foco na redução do tempo, custo e riscos envolvidos no processo de inovação.</li> <li>• Machine learning como instrumento facilitador ou originador do processo de inovação.</li> <li>• Impacto sobre estratégia, pessoal, tecnologia, processo e funções que sustentam o processo de inovação.</li> </ul>
Inteligência artificial/Data-driven Innovation	8	Bertoni et al. (2020); Luo (2022); Mishra et al. (2022); Rao (2021); Rizk et al. (2022); Trabucchi & Buganza (2019); Visvizi et al. (2021); Zhan et al. (2018).	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Autoaprendizagem dos modelos de IA como estratégia de melhoria do design de inovação.</li> <li>• Enfoque na criação de valor em espaços de inovação ainda pouco explorados.</li> </ul>
Augmentation	3	Keding & Meissner (2021); Makowski & Kajikawa (2021); Mühlroth & Grottko (2022).	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Automação de unidades do processo de inovação.</li> <li>• Interação entre máquinas e humanos no processo decisório (augmentation).</li> <li>• Risco de viés de confiança nas soluções propostas pelo algoritmo.</li> <li>• Necessidade de ajuste de governança do processo decisório.</li> </ul>

#### 4.1 Inteligência competitiva como estratégia de inovação

O desenvolvimento da inteligência competitiva no contexto da inovação, enfatiza a atividade de coleta, análise e disseminação da informação como etapas fundamentais do processo decisório, trazendo elementos de conhecimento de mercado para a elaboração das estratégias de ideação, seleção, desenvolvimento e comercialização (Dou & Dou, 1999; Lemos & Porto, 1998). No apoio à ideação, a Tecnologia da Informação (TI) mostra-se especialmente útil na obtenção de informações para a inteligência competitiva; no acesso ao conhecimento organizacional; na mineração e análise de dados e para simulação, otimização e construção de modelos essenciais para a prototipagem e exploração inicial de ideias (Gordon et al., 2008).

Considerando que a velocidade das mudanças em determinado contexto de negócio interfere na capacidade de se obter sucesso com a inovação (Guimarães, 2011), unir mecanismos de prospecção tecnológica com instrumentos de monitoramento de mercado (competidores, portfólios de produtos, patentes, pesquisa de opinião), mostrou-se uma alternativa de identificar oportunidade de desenvolvimentos de novos produtos tecnicamente viáveis e comercialmente atrativos em uma empresa brasileira de telecomunicações (Lemos & Porto, 1998). Outro aspecto relevante diz respeito à criação e manutenção de uma rede de parceiros tecnológicos (universidades, institutos de pesquisa, departamentos de P&D e especialistas) por meio dos quais a empresa pôde ampliar sua capacidade de rastreamento de tendências e estabelecer abertura para projetos compartilhados (Lemos & Porto, 1998).

Evidências apontam a importância da inteligência competitiva, aliada à liderança estratégica e a gestão de tecnologia como fatores relevantes para o sucesso da inovação em relação a produtos e processos de negócios (Guimarães, 2011). Especialmente no contexto das pequenas e médias empresas, em que as capacidades tecnológicas e de pessoal podem ser fatores limitantes à inovação, a agregação de atores (clusters) mediados pelo setor público pode viabilizar ações de inteligência competitiva focadas no fortalecimento de regiões geográficas específicas. Como na experiência conduzida no Sul da França, em que a consultoria pública teve por objetivo analisar as competências, tecnologias, produtos e/ou serviços e a otimizá-los internamente ou com o auxílio de informações externa, possibilitando às empresas desenvolverem uma visão sobre o seu futuro e terem consciência de que possivelmente não farão esses movimentos sozinhas (Dou & Dou, 1999).

Entretanto, as iniciativas de inteligência competitiva identificadas na literatura apontam para uma fragmentação do processo e, sobretudo, uma forte dependência de mão de obra na obtenção dos dados e no seu processamento, o que torna o processo mais lento e resultante em insights menos integrados. Tais características são típicas do business intelligence (Davenport,

2018), fase analítica que passou por uma forte evolução com o surgimento do big data e a intensificação de soluções de inteligência artificial.

#### *4.2 Gestão da inovação em um ambiente intensivo em big data e machine learning*

Os notáveis avanços computacionais, juntamente com a expressiva quantidade de dados gerados diariamente e o aumento da acessibilidade e efetividade dos algoritmos têm se configurado como elementos essenciais do salto evolutivo pelo qual a gestão da inovação nas organizações vem passando recentemente (Füller et al., 2022). Para Nambisan et al. (2017), a inovação digital pode ser compreendida como o uso de tecnologias digitais durante o processo de inovação, assim como o resultado final que seja total ou parcialmente digital. O fato de os dados se tornarem um subproduto que pode alavancar todo o processo de inovação tornou-se uma abordagem bastante recente (Agostini et al., 2020), que em determinadas indústrias (aplicativos móveis), correspondam ao principal ativo de todo o sistema projetado em volta de uma solução digital (Trabucchi & Buganza, 2019). Esta dinâmica impacta significativamente a natureza do desenvolvimento de novos produtos e serviços, gerando novos caminhos de criação e apropriação de valor, que compartilhados por coletivos de inovação que contemplem diferentes objetivos e capacidades, impactam processos e podem transformar indústrias por inteiro (Nambisan et al., 2017).

Ao agregar diferentes repositórios de big data, acessíveis por meio de redes seguras e um conjunto padronizado de ferramentas digitais, as instâncias de inteligência podem realizar análises distintas de forma simultânea e colaborar organicamente, ao invés de encaminhar todo o trabalho analítico para uma organização específica (Blackburn et al., 2017; Zhan et al., 2018). Essa abordagem permite que a comunidade de inovação processe um maior volume e variedade de dados que são disponibilizados com expressiva velocidade, possibilitando a partir deles a captura de padrões e a construção de conhecimento com fundamento em evidências (Blackburn et al., 2017).

No entanto, o conceito de big data pode ter significado diferente de acordo com as características da organização que busca vantagem a partir de seu uso. Por não corresponder a uma tecnologia ou abordagem específica, pode ser entendido como uma quantidade de dados que seja suficientemente volumosa e complexa para desafiar as técnicas analíticas disponíveis e que requeiram alguma ação de ampliação da capacidade de seu gerenciamento (Blackburn et al., 2017; Troilo et al., 2017). A interação entre os dados, modelos e análises é o que representa

a principal promessa do big data, ajudando gestores de P&D a apoiar suas decisões de gerenciamento de projetos e portfólios, sobretudo no que diz respeito às ações de informar/capacitar, transformar e interromper os processos inovativos em andamento (Blackburn et al., 2017).

A análise de big data com a finalidade de informar o processo de P&D pode, por exemplo, extrair das mídias sociais percepções de consumidores e sinais de eventos inesperados que podem impactar o modelo de negócio (Blackburn et al., 2017; Niebel et al., 2018; Zhan et al., 2017). Esta lógica inverte a lógica do P&D centrado no produto ou serviço (Trabucchi et al., 2018). No caso de empresas de serviços que atuam em ambientes ricos em dados, o número e a qualidade dos pontos de contato com o cliente pode resultar na personalização dinâmica da proposta de valor, possibilitando assim a inovação da experiência do cliente (Troilo et al., 2017).

Com o intuito de transformar, o big data pode reduzir custos e acelerar os processos de inovação, forçando uma diminuição das vantagens competitivas de organizações com grandes programas de P&D (Blackburn et al., 2017; Luo, 2022; Zhan et al., 2017; Zhan et al., 2018). Tal movimento tem influenciado inclusive a forma como as empresas optam pela inovação aberta e fornecem suporte para atividades de P&D que somente são viáveis por meio de análise causal e teste de hipóteses em experimentos virtuais. Como o Big Mechanism da DARPA, que muito mais do que buscar a aceleração da pesquisa sobre o câncer, tem por principal objetivo desenvolver tecnologias de suporte a um novo tipo de ciência, pelo qual a pesquisa é integrada (automática ou semi-automaticamente) a modelos explicativos e causais que apresentam completude e consistência ainda sem precedentes (Blackburn et al., 2017).

Ainda sobre as funções desempenhadas pelas tecnologias analíticas de dados no processo de inovação, constata-se uma distinção conforme a finalidade de uso. As duas principais são determinadas pelas capacidades de serem “facilitadora” e “originadora” da inovação (Blackburn et al., 2017; Brem et al., 2021). Como facilitadora, se baseia na capacidade de habilitação da IA para integrar e combinar dados de novas maneiras e contribuir com a avaliação de oportunidades, propostas de melhorias incrementais, seleção de ideias e projetos em um processo pré-estabelecido (Blackburn et al., 2017; Brem et al., 2021; Wu et al., 2020; Bertoni et al., 2020; Hutchinson, 2021; Füller et al., 2022). Como originadora, utilizam seus mecanismos de autoaperfeiçoamento para ajustar os recursos de design da inovação (fuzzy front-end), tornando-se o ponto de partida de todo o processo (Brem et al., 2021; Luo, 2022; Tsang et al., 2022), ajudando inclusive pequenas e médias empresas a superar suas limitações

de reter e explorar o conhecimento (Scuotto et al., 2017).

Contudo, encontrar uma maneira de projetar os processos de captura de valor a partir dos dados e das tecnologias analíticas é um grande desafio para as empresas, uma vez que ainda se nota uma corrida em adotar o big data como uma solução tecnológica prodigiosa. Isto ocorre porque, ao simplesmente aumentar a quantidade de dados analisados, pode-se incorrer em um esforço organizacional inócuo (Troilo et al., 2017; Wu et al., 2019). Um aspecto relevante diz respeito à diferença entre dados que carregam valor (rich data) e dados que inspiram maior verticalização (deep data). No lugar de “navegar nos dados”, a capacidade de identificar sinais cruciais, distinguindo “sons” de “ruídos”, para em seguida dar o aprofundamento necessário na análise torna-se uma capacidade distintiva (Capurro et al., 2022).

O efeito das tecnologias de gerenciamento e análise de dados nos processos de inovação é fortemente percebido quando a organização apresenta: uma cultura orientada a dados difundida por toda a estrutura; ampla centralização no cliente e; iniciativas de cocriação e/ou inserção em ecossistemas de inovação (Caputo et al., 2020; Ciampi et al., 2021; Troilo et al., 2017; Verganti et al., 2020; Wu et al., 2019; Zhan et al., 2017, 2018). Nesse sentido, profissionais de P&D são instigados a aproveitar as possibilidades oferecidas pela IA para serem capazes de especificar com precisão as dimensões de complexidade de sua atividade, apontando quais problemas de inovação são significativos e quais devem ser as perguntas certas a se fazer (Hutchinson, 2021; Verganti et al., 2020).

Uma conclusão recorrente é que a IA afetará algumas atividades de negócios mais do que outras, dependendo do grau de criatividade demandado no processo de inovação desenvolvido por elas. Quanto maior o nível de criatividade, mais difícil a agregação de valor por meio da IA (Kakatkar et al., 2020; Keding & Meissner, 2021). Wu et al. (2020) consideram que, os recursos de análise de dados têm maior probabilidade de estar presentes e são mais valiosos em empresas direcionadas à inovação incremental e à recombinação diversificada, do que aquelas envolvidas no desenvolvimento de tecnologias completamente novas (novo conceito ou classe de tecnologia). Em contrapartida, Verganti et al. (2020) e Luo (2022) consideram que a IA propicia o desenvolvimento de produtos e serviços radicalmente novos. Uma vez que, ao remover as limitações típicas da ideação e desenvolvimento exclusivamente humano (escala, escopo e aprendizado), a IA pode oferecer melhor desempenho em termos de foco no cliente, criatividade e taxa de inovação.

De qualquer forma, estudos apontam que o futuro dos processos de inovação seja paulatinamente mais orientado a dados e fortalecido pela digitalização ubíqua (Brem et al.,

2021; Hutchinson, 2021; Luo, 2022; Makowski & Kajikawa, 2021; Verganti et al., 2020). Logo, identificam-se impactos relevantes sobre os elementos-chave das operações de P&D – estratégia, pessoas, tecnologia e processo (Blackburn et al., 2017; Troilo et al., 2017). Embora a relação entre análise de dados e a propensão a inovar não dependa do capital humano geral da organização, o investimento em habilidades específicas de TI possuem impacto positivo na performance inovativa (Gordon et al., 2008; Niebel et al., 2018; Scuotto et al., 2017). Uma mudança percebida na configuração das equipes diz respeito à contratação de cientistas de dados como uma forma de conciliar experiência analítica com o conhecimento do negócio nas equipes de inovação (Troilo et al., 2017). Também se observa uma relação positiva entre o número de indivíduos altamente especializados envolvidos em P&D e avaliação de tecnológica com o retorno sobre investimentos (Caputo et al., 2020). Outro aspecto de destaque recai sobre efeito crucial do apoio da alta administração (Ciampi et al., 2021; Mishra et al., 2022; Troilo et al., 2017). Mesmo sendo consideradas relevantes, as ferramentas de análise de dados como suporte à tomada de decisão não são suficientes para converter uma empresa em uma organização orientada a dados e capaz de transformá-los em conhecimento acionável (Ciampi et al., 2021). Fazendo com que, ainda seja essencial se manter o fator humano no circuito das tarefas analíticas complexas, por carecerem de design de interação apropriado (Nazemi et al., 2022).

Conseqüentemente, o locus da agência de inovação está se afastando da centralização estática para um ambiente amplamente distribuído e menos predefinido, incluindo vários atores trabalhando em colaboração. Por consequência, os processos e resultados de inovação não são mais vistos como entidades isoladas, mas sim como interdependências dinâmicas e complexas (Kakatkar et al., 2020; Hutchinson, 2021; Capurro et al., 2021). Empresas tem buscado oportunidades e ideias inovadoras a partir de programas proativos de inovação aberta, nos quais universidades, laboratórios de empreendimentos corporativos, fundos de investimento e empreendedores promovem a realização concursos de inovação, campanhas de crowdsourcing e hackathons para explorar a inteligência coletiva (Luo, 2022), com o uso intenso de big data e IA, na busca por informações que culminem na geração de ideias e criação de valor (Brem et al., 2021).

O processo de tomada de decisão estratégica aumentado por IA implica que máquinas e humanos sejam integrados comportamentalmente para complementar um ao outro (Keding & Meissner, 2021). De maneira que, a lente teórica das capacidades dinâmicas seja uma alternativa viável para a compreensão da inovação digital, pois contribuem para o entendimento

das novas lógicas de relacionamento internas e externas à organização – velocidade das interações, redução dos limites entre espaço físico e virtual, influência mútua e recíproca, exploitation/exploration – demonstrando a necessidade de um esforço contínuo de governança e orquestração (Capurro et al., 2022; Mishra et al., 2022).

#### *4.3 Data-driven innovation e automação algorítmica (augmentation)*

O conceito de Data-driven Innovation (DDI) surge com a ideia de um processo de inovação que extrai informação e inspiração de big data proveniente de usuários, inovadores, stakeholders, academia e ambiente, a fim de reduzir a incerteza e aumentar a criatividade do próprio modelo de design da inovação (Luo, 2022), o se relaciona com a capacidade de buscar conhecimento e processos inéditos (exploration capability) (Mishra et al., 2022). Sendo que nesse contexto, a ciência de dados, o aprendizado de máquina, a inteligência artificial e outras tecnologias digitais são essenciais e retroalimentam o sistema como um todo. Os processos DDI têm o apelo de descobrir novos objetos e/ou definir novas variáveis de decisão e criar valores radicalmente novos em um espaço de inovação ainda pouco explorado (Luo, 2022; Rizk et al., 2022).

Uma interpretação equivocada sobre a DDI decorre da ideia que ela corresponda a produtos e serviços inovadores cujas principais características de criação de valor sejam relacionadas aos dados, ou com as atividades que extraem e analisam dados para otimizar a eficiência e precisão na entrega de objetivos pré-definidos de P&D (Luo, 2022). A DDI é essencialmente exploratória e, portanto, configura-se como uma etapa estendida do processo de inovação, posicionando-se entre a ideação e o desenvolvimento. Funciona como um refinamento conceitual aumentado por experimentação com dados (Rizk et al., 2022), o que contrasta com o modelo tradicional de inovação, fortemente baseado em processos sociais de ideação (brainstorm, crowdsourcing) (Luo, 2022).

Tal etapa exploratória pode ocorrer de maneira assíncrona, quando os dados são obtidos e analisados previamente ao desenvolvimento, ou em modo síncrono, integrando novos dados conforme a inovação é desenvolvida e utilizada, o que envolve maior complexidade e integração de fontes heterogêneas de conhecimento, distribuídas pelos nós da rede de inovação (Rizk et al., 2022; Trabucchi & Buganza, 2019). O que pode ser mitigado por tecnologias de conectividade massiva de alta velocidade, como o 6G, que representam uma oportunidade de impulsionamento da coleta e análise em tempo real, por permitirem a disponibilidade

instantânea de dados relacionados a cidades inteligentes, indústria 4.0, transporte inteligente, dados públicos, mídia etc. (Rao, 2021).

Para além da alavancagem de dados de consumo e de mídias sociais, a DDI também busca examinar evidências de atividades de inovação. Como os bancos públicos de patentes que comportam descrições multimodais não estruturadas de tecnologias precedentes, além de traços digitais de inventores e empresas no que concerne a seus comportamentos e desempenhos de inovação. Os modelos analíticos podem encontrar as oportunidades latentes, assim como, treinar redes neurais para avaliar preditivamente o valor das invenções (Luo, 2022).

Embora pareça altamente improvável que a IA sofisticada possa criar produtos complexos de maneira autônoma, ela pode desenvolver componentes isolados por processos semiautomatizados ou aprimorar significativamente o design de um produto (Hutchinson, 2021; Makowski & Kajikawa; 2021). O principal fator de viabilidade do DDI no futuro será a IA criativa, o que requer não somente a adoção do aprendizado de máquina existente, mas capacidade de criação de novos modelos que revolucionem a lógica vigente, como os algoritmos generativos (Luo, 2022). Modelos probabilísticos generativos não supervisionados de investigação de sinais tecnológicos, como o Latent Dirichlet Allocation (LDA), ampliam o número de termos pesquisados nas bases, o que oferece às empresas a oportunidade de monitorar muitos campos de pesquisa estrategicamente relevantes em menos tempo. O que pode significar que os humanos dediquem seu tempo para interpretar os resultados e tomar decisões, deixando-os em uma posição inicial melhor, mesmo que o modelo não seja capaz de explicar as razões por trás de uma tendência de crescimento ou declínio de um determinado tópico (Mühlroth & Grottke, 2022).

Além disso, os algoritmos podem gerar automaticamente novos conceitos de design por mutação e combinação. Como nos casos dos modelos de programação genética, que a partir de um conjunto de variáveis iniciais possibilita a avaliação de alternativas que satisfaçam melhor uma função de aptidão pré-estabelecida (Luo, 2022). Por exemplo o Hybrid Genetic Local Search Algorithm (HGA), que mais do que identificar fatores determinantes de inovação, fornece um ordenamento de preferência classificando-os por peso de relevância (Eroglu et al., 2017), o que pode impactar a tomada de decisão estratégica. Com o avanço do aprendizado profundo (deep learning), as Generative Adversarial Networks (GANs) e o Generative Pretrained Transformers (GPT), baseados em redes neurais, demonstraram a capacidade de autoaperfeiçoamento do próprio modelo se distanciando dos dados de treinamento (Luo, 2022), conforme novos dados se tornam disponíveis (Mühlroth & Grottke, 2022).

No entanto, esse papel capacitador dos dados vem com o desafio do compartilhamento percepções obtidas a partir dos deles de forma adequada a cada um dos diferentes relacionamentos sociais envolvidos no processo de inovação, pelo menos em um contexto do trabalho em rede. Pois, a narrativa dos dados muitas vezes ela é utilizada como alavanca de negociação nas relações sociais e necessita de diferentes traduções cognitivas para criar valor aos participantes que contribuíram ao longo do processo (Füller et al., 2022; Rizk, 2022). O que pode ser desenvolvido por meio da melhoria constante dos processos de aprendizagem e pela transformação das habilidades e competências individuais em conhecimento organizacional, que é integrado ao conhecimento externo proveniente de outras empresas e instituições, como universidades e centros de pesquisa (Visvizi et al., 2021).

O desafio dos modelos Data Driven Design (DDI) é, portanto, conseguir evitar os vieses induzidos por experiências anteriores de desenvolvimento, por trade-off de contraste no julgamento de propostas e por aversão ao extremo. Isso significa que os modelos não devem ser percebidos como “caixas pretas”, mas precisam ser compreensíveis e transparentes para que os tomadores de decisão possam julgar a prioridade e a relevância dada aos dados (Bertoni et al., 2020; Makowski & Kajikawa, 2021). Nesse aspecto, ferramentas de visualização constituem uma oportunidade de superação das camadas opacas entre a ciência de dados e os modelos de design da inovação (Bertoni et al., 2020; Nazemi et al., 2021), uma vez que gestores têm se tornando progressivamente intérpretes de resultados condensados de análises algorítmicas (Keding & Meissner, 2021).

Contrastando com a suposição predominante de que os humanos geralmente são resistentes ao lidar com algoritmos, estudos experimentais recentes indicam maior aceitabilidade por parte dos tomadores de decisão em situações decisórias objetivas, como escolhas de investimento, tornando os sistemas de IA elementos ampliadores da racionalidade formal nas organizações (Keding & Meissner, 2021). A colaboração IA-humano com o objetivo de concluir uma tarefa é comumente chamada de “augmentation” (Hutchinson, 2021). Uma abordagem conceitual que integra em escala micro (psico-cognitivo) e macro (organizacional e social) o ciclo de difusão contínua de inovação, aumentado pela automação de IA na gestão da inovação e impulsionado pelas mudanças sociais é o Innovation-Automation-Strategy (IAS cycle). O IAS corresponde a um modelo em que aspectos selecionados de tecnologia, automação e estratégia são interconectados e operam em um fluxo pelo qual inovação é transferida da adoção de tecnologias emergentes de ponta para estruturas, práticas e capacidades organizacionais, mudando os processos de negócios e, então, desenvolvendo novos

mecanismos estratégicos de inovação. Por esta lógica, a automação passa a ser uma condição essencial da inovação estratégica e pode repercutir em novas tecnologias emergentes (Makowski & Kajikawa; 2021).

Mesmo com o avanço da automação no processo de inovação, o pensamento crítico, a interpretação humana e as habilidades hermenêuticas para encontrar soluções inovadoras a partir da interpretação de dados, são consideradas soft skills estratégicas que podem fornecer à uma organização um know-how inimitável (Kakatkar et al., 2020; Verganti et al., 2020; Visvizi et al., 2022). Por fim, percebe-se que lidar com o gerenciamento da inovação aumentado por IA exige esforços de abertura e colaboração, o que implica na necessidade de convergência em três dimensões fundamentais: tecnológica, humana e gerencial (Füller et al., 2022; Visvizi et al., 2022).

#### 4.4 Agenda futura

A partir dos estudos incluídos nesta revisão, foram identificadas lacunas que apontam o direcionamento da agenda de pesquisa científica no campo da administração. A seleção considerou os artigos publicados nos anos de 2021 e 2022 (n=15), visto que as tendências neles apontadas ainda possam ser consideradas oportunidades de futura investigação científica. Após a leitura, dois artigos foram suprimidos por não explicitar lacunas de pesquisa insuficientemente exploradas, resultando em uma amostra de 13 artigos. Foram identificadas sete categorias dentre as tendências de estudos futuros, detalhadas a seguir na Tabela 2.

**Tabela 2**

Tendências de estudos futuros e autores

(Continua)

Tendência	Subtópicos	Autores
Estudos longitudinais	Avaliação de longo prazo dos benefícios dos insights provenientes dos dados fornecidos pelas tecnologias digitais.	Mishra et al. (2022); Tsang et al. (2022)
Desempenho de inovação	Fatores críticos de sucesso e impacto da IA sobre os resultados de inovação.	Füller et al. (2022); Visvizi et al. (2021)
Estudos comparativos	Comparação entre diferentes abordagens de <i>machine learning</i> e avaliação de qual modelagem se adequa melhor, especialmente na descoberta e criação de novas ideias.	Brem et al. (2021)
	Avaliação de variáveis específicas por setor econômico e país (turbulências contextuais, cultura, dinâmica do mercado).	Ciampi et al. (2021); Keding & Meissner (2021); Mishra et al. (2022); Trocin et al. (2021); Tsang et al. (2022)
	Estudos de casos (qualitativos-empíricos) com base em experiências exitosas e sem sucesso na implementação de novas tecnologias e ferramentas de big data e IA.	Capurro et al. (2022); Ciampi et al. (2021); Füller et al. (2022)

Tendência	Subtópicos	Autores
Impacto organizacional	Impacto da IA sobre estrutura organizacional, estratégia e processos de tomada de decisão.	Brem et al. (2021); Hutchinson (2021); Trocin et al. (2021)
	Influência da IA sobre o desenvolvimento de capacidades e mecanismos de recompensa da equipe de inovação.	Füller et al. (2022); Hutchinson (2021); Makowski & Kajikawa (2021)
	Governança de dados (propriedade, privacidade, segurança).	Luo (2022)
Automatização de decisão	Equilíbrio entre decisão automatizada, aumentada ou humana. Influência dos sistemas automatizados sobre a tomada de decisão em geral. Riscos e oportunidades associados ao uso de vários sistemas de IA sobrepostos para automatizar processos ou gerenciar as próprias organizações.	Brem et al. (2021); Füller et al. (2022); Keding & Meissner (2021); Mühlroth & Grottko (2022)
	Motivos para não considerar e/ou barreiras de adoção da IA.	Füller et al. (2022); Hutchinson (2021)
Grupos de interesse	Impacto dos processos de inovação baseados em big data sobre a satisfação do cliente/usuário.	Capurro et al. (2022).
	Avaliação das relações sociais sob a ótica de redes de inovação e cocriação de valor.	Rizk et al. (2022); Visvizi et al. (2021)
Teorias de inovação	Avaliação da aplicabilidade e as condições de fronteira das teorias da inovação à luz da IA, DDI e ciclo IAS.	Hutchinson (2021); Luo (2022); Makowski & Kajikawa (2021); Rizk et al. (2022)
	Pesquisa interdisciplinar sobre o fenômeno comportamental envolvendo a interação humana com os aconselhamentos de IA (psicologia, sistemas de informação e estratégia).	Keding & Meissner (2021); Makowski & Kajikawa (2021)

## 5. Conclusão

A literatura analisada aponta que o processo de inovação envolve, inevitavelmente, dinâmicas humanas, organizacionais e sociais. Observou-se que, as empresas ainda priorizam a aplicação de IA em processos operacionais. Por enquanto, faltam métodos, ferramentas, sistemas e especialistas para que a prática de Data-driven Innovation seja disseminada nas organizações (Luo, 2022). Assim como, a percepção gerencial superior da análise de decisão assistida por IA, sugere a existência de viés de automação, o que pode levar ao excesso de confiança, implicando em um risco estratégico de os gerentes se tornarem tendenciosos, criando uma necessidade estratégica para ou organizações de realinhar continuamente a governança de tomada de decisão (Keding & Meissner, 2021). Dentre os desafios a serem enfrentados ainda se encontram: uma grande quantidade de dados não analisados (dark data); a falta de habilidades de profissionais e de sistema para ingerir, analisar e gerenciar adequadamente esses dados e informações; a falta de estratégia eficaz baseada em dados; normas de proteção de dados introduzidas em vários países; a falta de IA explicável e de operabilidade razoavelmente simples; e por fim, o custo de implementação ainda limitante para algumas organizações (Rao, 2021).

Sobre as limitações do presente estudo, pode-se citar a restrição ocasionada pela busca em somente duas bases científicas (Web of Science e Scopus). Mesmo sendo considerados repositórios de elevada abrangência, outras bases podem ampliar as perspectivas científicas, tais como Pubmed, Google Scholar etc. Também são reconhecidos os possíveis vieses relativos ao escopo e à operacionalização da metodologia eleita, portanto, não se busca neste artigo generalizar a compreensão sobre toda a produção científica concernente ao tema. Sendo assim, estudos que contemplem outras modalidades de revisão de literatura e estudos empíricos são oportunos.

Os estudos sobre IA-based innovation no campo da administração ainda estão em fase de expansão (Füller et al, 2022; Brem et al., 2021). O futuro dos processos de inovação será mais orientado por dados e capacitado por IA, enquanto pessoas criativas, laboratórios e departamentos de P&D, atividades de inovação aberta e ecossistemas serão continuamente importantes no processo de inovação. Inovadores humanos desempenharão papéis cruciais como desenvolvedores e usuários dos métodos, ferramentas e sistemas especializados de DDI, bem como implementadores dos designs resultantes (Luo, 2022).

## Referências

- Agostini, L., Galati, F., Gastaldi, L., 2020. The digitalization of the innovation process: Challenges and opportunities from a management perspective. *European journal of innovation management* 23(1), 1-12. <https://doi.org/10.1108/EJIM-11-2019-0330>
- Appio, F. P., Frattini, F., Petruzzelli, A. M., Neirotti, P., 2021. Digital transformation and innovation management: a synthesis of existing research and an agenda for future studies. *Journal of Prod. Innovation Management* 38(1), 4-20. <https://doi.org/10.1111/jpim.12562>
- Berkhout, A. J., Hartmann, D., Van Der Duin, P., & Ortt, R., 2006. Innovating the innovation process. *International journal of technology management*, 34(3-4), 390-404. <https://doi.org/10.1504/IJTM.2006.009466>
- Bertoni, A., Yi, X., Baron, C., Esteban, P., Vingerhoeds, R., 2020. A framework for data-driven design in a product innovation process: data analysis and visualisation for model-based decision making. *International Journal of Product Development*, 24(1), 68-94. <https://doi.org/10.1504/IJPD.2020.106464>
- Blackburn, M., Alexander, J., Legan, J. D., Klabjan, D., 2017. Big Data and the future of R&D Management: The rise of big data and big data analytics will have significant implications for R&D and innovation management in the next decade. *Research-Technology Management*, 60(5), 43-51. <https://doi.org/10.1080/08956308.2017.1348135>
- Brem, A., Giones, F., & Werle, M., 2021. The AI digital revolution in innovation: a conceptual framework of artificial intelligence technologies for the management of innovation. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 70(2), 770-776. <https://doi.org/10.1109/TEM.2021.3109983>
- Bustanza, O. F., Gomes, E., Vendrell-Herrero, F., Baines, T., 2019. Product-service innovation and performance: the role of collaborative partnerships and R&D intensity.

- R&d Management, 49(1), 33-45. <https://doi.org/10.1111/radm.12269>
- Calof, J. L., Wright, S., 2008. Competitive intelligence: A practitioner, academic and interdisciplinary perspective. *European Journal of marketing*, 42(7/8), 717-730. <https://doi.org/10.1108/03090560810877114>
- Calof, J., Sewdass, N., 2020. On the relationship between competitive intelligence and innovation. *Journal of Intelligence Studies in Business*, 10(2). <https://doi.org/10.37380/jisib.v10i2.583>
- Canongia, C., Santos, D. M., Santos, M. M., Zackiewicz, M., 2004. Foresight, inteligência competitiva e gestão do conhecimento: instrumentos para a gestão da inovação. *Gestão & Produção*, 11, 231-238. <https://doi.org/10.1590/S0104-530X2004000200009>
- Capurro, R., Fiorentino, R., Garzella, S., Giudici, A., 2021. Big data analytics in innovation processes: which forms of dynamic capabilities should be developed and how to embrace digitization?. *European Journal of Innovation Management*, 25(6), 273-294. <https://doi.org/10.1108/EJIM-05-2021-0256>
- Caputo, F., Mazzoleni, A., Pellicelli, A. C., Muller, J., 2020. Over the mask of innovation management in the world of Big Data. *Journal of Business Research*, 119, 330-338. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2019.03.040>
- Ciampi, F., Demi, S., Magrini, A., Marzi, G., Papa, A., 2021. Exploring the impact of big data analytics capabilities on business model innovation: the mediating role of entrepreneurial orientation. *Journal of Business Research*, 123, 1-13. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2020.09.023>
- Cronin, M. A., George, E., 2023. The why and how of the integrative review. *Organizational Research Methods*, 26(1), 168-192. <https://doi.org/10.1177/1094428120935507>
- Davenport, T. H., 2018. From analytics to artificial intelligence. *Journal of Business Analytics*, 1(2), 73-80. <https://doi.org/10.1080/2573234X.2018.1543535>
- Dou, H., & Dou Jr, J. M., 1999. Innovation management technology: experimental approach for small firms in a deprived environment. *International Journal of Information Management*, 19(5), 401-412. [https://doi.org/10.1016/S0268-4012\(99\)00035-3](https://doi.org/10.1016/S0268-4012(99)00035-3)
- Dwertmann, D. J., van Knippenberg, D., 2021. Capturing the state of the science to change the state of the science: A categorization approach to integrative reviews. *Journal of Organizational Behavior*, 42(2), 104-117. <https://doi.org/10.1002/job.2474>
- Elsbach, K. D., van Knippenberg, D., 2020. Creating high-impact literature reviews: An argument for 'integrative reviews'. *Journal of Management Studies*, 57(6), 1277-1289. <https://doi.org/10.1111/joms.12581>
- Enkel, E., Gassmann, O., Chesbrough, H., 2009. Open R&D and open innovation: exploring the phenomenon. *R&d Management*, 39(4), 311-316. <https://doi.org/10.1111/j.1467-9310.2009.00570.x>
- Eroglu, D. Y., Kilic, K., 2017. A novel Hybrid Genetic Local Search Algorithm for feature selection and weighting with an application in strategic decision making in innovation management. *Information Sciences*, 405, 18-32. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2017.04.009>
- Füller, J., Hutter, K., Wahl, J., Bilgram, V., Tekic, Z., 2022. How AI revolutionizes innovation management—Perceptions and implementation preferences of AI-based innovators. *Technol. Forecast. Soc. Change*, 178, 121598. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2022.121598>
- Gordon, S., Tarafdar, M., Cook, R., Maksimoski, R., Rogowitz, B., 2008. Improving the front end of innovation with information technology. *Research-Technology Management*, 51(3), 50-58. <https://doi.org/10.1080/08956308.2008.11657505>
- Guimaraes, T., 2011. Industry clockspeed's impact on business innovation success factors. *European Journal of Innovation Management*, 14(3), 322-344. <https://doi.org/10.1108/14601061111148825>

- Haefner, N., Wincent, J., Parida, V., Gassmann, O., 2021. Artificial intelligence and innovation management: A review, framework, and research agenda. *Technol. Forecasting and Soc. Change*, 162, 120392. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2020.120392>
- De las Heras-Rosas, C., Herrera, J., 2021. Innovation and competitive intelligence in business. A bibliometric analysis. *International Journal of Financial Studies*, 9(2), 31. <https://doi.org/10.3390/ijfs9020031>
- Hutchinson, P., 2020. Reinventing innovation management: The impact of self-innovating artificial intelligence. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 68(2), 628-639. <https://doi.org/10.1109/TEM.2020.2977222>
- Izadi ZD, J., Ziyadin, S., Palazzo, M., Sidhu, M., 2020. The evaluation of the impact of innovation management capability to organisational performance. *Qualitative Market Research: An International Journal*, 23(4), 697-723. <https://doi.org/10.1108/QMR-04-2020-0052>
- Kakatkar, C., Bilgram, V., Füller, J., 2020. Innovation analytics: Leveraging artificial intelligence in the innovation process. *Business Horizons*, 63(2), 171-181. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2019.10.006>
- Keding, C., Meissner, P., 2021. Managerial overreliance on AI-augmented decision-making processes: How the use of AI-based advisory systems shapes choice behavior in R&D investment decisions. *Technological Forecasting and Social Change*, 171, 120970. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.120970>
- Kohler, T., 2016. Corporate accelerators: Building bridges between corporations and startups. *Business horizons*, 59(3), 347-357. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2016.01.008>
- Lemos, A. D.; Porto, A. C., 1998. echnological forecasting techniques and competitive intelligence: tools for improving the innovation process. *Industrial Management & Data Systems*, 98(7), 330-337. <https://doi.org/10.1108/02635579810227698>
- López-Robles, J. R., Otegi-Olaso, J. R., Gómez, I. P., Cobo, M. J., 2019. 30 years of intelligence models in management and business: A bibliometric review. *Int. J. Information management*, 48, 22-38. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.01.013>
- López-Robles, J. R., Otegi-Olaso, J. R., Porto-Gómez, I., Gamboa-Rosales, H., & Gamboa-Rosales, N. K. (2020). La relación entre Inteligencia de Negocio e Inteligencia Competitiva: un análisis retrospectivo y bibliométrico de la literatura de 1959 a 2017. *Revista española de documentación científica*, 43(1), e256-e256. <https://doi.org/10.3989/redc.2020.1.1619>
- Luo, J., 2022. Data-driven innovation: What is it?. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 70(2), 784-790. <https://doi.org/10.1109/TEM.2022.3145231>
- Makowski, P. T., Kajikawa, Y., 2021. Automation-driven innovation management? Toward innovation-automation-strategy cycle. *Technological Forecasting and Social Change*, 168, 120723. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.120723>
- Mariani, M. M., Machado, I., Nambisan, S., 2023. Types of innovation and artificial intelligence: A systematic quantitative literature review and research agenda. *Journal of Business Research*, 155, 113364. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2022.113364>
- Mishra, R., Singh, R. K., Papadopoulos, T., 2022. Linking digital orientation and data-driven innovations: a SAP-LAP linkage framework and research propositions. *IEEE Transactions on Engineering Management*. <https://doi.org/10.1109/TEM.2022.3153588>
- Mühlroth, C., Grottke, M., 2020. Artificial intelligence in innovation: how to spot emerging trends and technologies. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 69(2), 493-510. <https://doi.org/10.1109/TEM.2020.2989214>
- Nambisan, S., Lyytinen, K., Majchrzak, A., Song, M., 2017. Digital innovation management. *MIS quarterly*, 41(1), 223-238. <https://www.jstor.org/stable/26629644>
- Nazemi, K., Burkhardt, D., Kock, A., 2022. Visual analytics for technology and innovation

- management: An interaction approach for strategic decision making. *Multimedia Tools and Applications*, 81(11), 14803-14830. <https://doi.org/10.1007/s11042-021-10972-3>
- Niebel, T., Rasel, F., Viete, S., 2019. BIG data–BIG gains? Understanding the link between big data analytics and innovation. *Economics of Innovation and New Technology*, 28(3), 296-316. <https://doi.org/10.1080/10438599.2018.1493075>
- Page, M. J., McKenzie, J. E., Bossuyt, P. M., Boutron, I., Hoffmann, T. C., Mulrow, C. D., ... & Moher, D., (2021). The PRISMA 2020 statement: an updated guideline for reporting systematic reviews. *Bmj*, 372. <https://doi.org/10.1136/bmj.n71>
- Pautasso, M. (2013). Ten simple rules for writing a literature review. *PLoS computational biology*, 9(7), e1003149. <https://doi.org/10.1371/journal.pcbi.1003149>
- Porter, A. L., 2007. How “tech mining” can enhance R&D management. *Research-Technology Management*, 50(2), 15-20.
- RAO, S. K. Data-driven Business Model Innovation for 6G. *Journal of ICT Standardization*, v. 9, n. 3, p. 405-426, 2021. <https://doi.org/10.1080/08956308.2007.11657425>
- Rizk, A., StAahlbröst, A., Elragal, A., 2022. Data-driven innovation processes within federated networks. *European Journal of Innovation Management*, 25(6), 498-526. <https://doi.org/10.1108/EJIM-05-2020-0190>
- Scuotto, V., Santoro, G., Bresciani, S., & Del Giudice, M. (2017). Shifting intra-and inter-organizational innovation processes towards digital business: an empirical analysis of SMEs. *Creativity and Innovation Management*, 26(3), 247-255. <https://doi.org/10.1111/caim.12221>
- Teece, D. J., Pisano, G., Shuen, A., 1997. Dynamic capabilities and strategic management. *Strategic management journal*, 18(7), 509-533. [https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1097-0266\(199708\)18:7<509::AID-SMJ882>3.0.CO;2-Z](https://doi.org/10.1002/(SICI)1097-0266(199708)18:7<509::AID-SMJ882>3.0.CO;2-Z)
- Teixeira, T. M. C., Valentim, M. L. P., 2016. Inteligência Competitiva Organizacional: um estudo teórico. *Perspectivas em Gestão & Conhecimento*, 6, 3-15.
- Tidd, j.; Bessant, J. R. *Gestão da Inovação*. 5 ed. Porto Alegre: Bookman, 2015.
- Torraco, R. J., 2005. Writing integrative literature reviews: Guidelines and examples. *Human resource development review*, 4(3), 356-367. <https://doi.org/10.1177/1534484305278283>
- Torraco, R. J., 2016. Writing integrative literature reviews: Using the past and present to explore the future. *Human resource development review*, 15(4), 404-428. <https://doi.org/10.1177/1534484316671606>
- Trabucchi, D., Buganza, T., 2019. Data-driven innovation: switching the perspective on Big Data. *European Journal of Innovation Management*, 22(1), 23-40. <https://doi.org/10.1108/EJIM-01-2018-0017>
- Trocin, C., Hovland, I. V., Mikalef, P., Dremel, C., 2021. How Artificial Intelligence affords digital innovation: A cross-case analysis of Scandinavian companies. *Technological Forecast. and Social Change*, 173, 121081. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.121081>
- Troilo, G., De Luca, L. M., Guenzi, P., 2017. Linking data-rich environments with service innovation in incumbent firms: A conceptual framework and research propositions. *Journal of Product Innovation Management*, 34(5), 617-639. <https://doi.org/10.1111/jpim.12395>
- Tsang, Y. P., Wu, C. H., Lin, K. Y., Tse, Y. K., Ho, G. T. S., Lee, C. K. M., 2022. Unlocking the power of big data analytics in new product development: An intelligent product design framework in the furniture industry. *Journal of Manufacturing Systems*, 62, 777-791. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2021.02.003>
- Verganti, R., Vendraminelli, L., Iansiti, M., 2020. Innovation and design in the age of artificial intelligence. *Journal of product innovation management*, 37(3), 212-227. <https://doi.org/10.1111/jpim.12523>
- Visvizi, A., Troisi, O., Grimaldi, M., Loia, F., 2022. Think human, act digital: activating data-

- driven orientation in innovative start-ups. *European Journal of Innovation Management*, 25(6), 452-478. <https://doi.org/10.1108/EJIM-04-2021-0206>
- Wang, C. L., Ahmed, P. K., 2007. Dynamic capabilities: A review and research agenda. *International journal of management reviews*, 9(1), 31-51. <https://doi.org/10.1111/j.1468-2370.2007.00201.x>
- Wu, L., Hitt, L., Lou, B., 2020. Data analytics, innovation, and firm productivity. *Management Science*, 66(5), 2017-2039. <https://doi.org/10.1287/mnsc.2018.3281>
- Wu, L., Lou, B., Hitt, L., 2019. Data analytics supports decentralized innovation. *Management Science*, 65(10), 4863-4877. <https://doi.org/10.1287/mnsc.2019.3344>
- Zhan, Y., Tan, K. H., Ji, G., Chung, L., Tseng, M., 2017. A big data framework for facilitating product innovation processes. *Business Process Management Journal*, 23(3), 518-536. <https://doi.org/10.1108/BPMJ-11-2015-0157>
- Zhan, Y., Tan, K. H., Perrons, R. K., 2018. A proposed framework for accelerated innovation in data-driven environments: Evidence and emerging trends from China. *Industrial Management & Data Systems*, 118(6), 1266-1286. <https://doi.org/10.1108/IMDS-11-2017-0542>
- Zhu, J., Liu, W., 2020. A tale of two databases: The use of Web of Science and Scopus in academic papers. *Scientometrics*, 123(1), 321-335. <https://doi.org/10.1007/s11192-020-03387-8>

## **ARTIGO 2 – Roadmapping tecnológico no setor público em apoio à agricultura digital: revisão sistemática e agenda futura de pesquisa<sup>12</sup>**

### **RESUMO**

Garantir a segurança alimentar é uma das maiores questões globais em termos econômicos, sociais e ambientais. Para que se garanta sustentável, a atividade agrícola vem passando por uma crescente modernização, ocasionada pela ampla adoção de tecnologias inovadoras em diferentes cadeias do agronegócio. Esse modelo mais complexo ultrapassa a sistemática anterior focada na cadeia de valor e demanda dos atores envolvidos, especialmente do setor público, práticas que incentivem o desenvolvimento do próprio ecossistema e favoreçam os mecanismos de ação inovativa conjunta. O *roadmapping* tecnológico, instrumento de prospecção estratégica e tecnológica reconhecido na literatura, navega na tecnologia e no planejamento estratégico de forma estruturada a melhorar o desenvolvimento da estratégia e o processo de tomada de decisão. Portanto, o objetivo identificar as propostas de design de *roadmapping* tecnológico para praticantes do setor agrícola e governamental a fim de compreender as características, ferramentas, técnicas analíticas utilizadas e aspectos processuais relevantes. Para atingi-los, realizamos uma sistemática revisão e análise bibliométrica e qualitativa de 61 artigos. Os resultados revelam que o setor público tem um papel essencial para a criação, desenvolvimento e estímulo ao ecossistema de inovação agrícola. Os estudos demonstram que a digitalização é um fator relevante tanto para os novos rumos da agricultura, quanto para os processos de gestão voltados para a formulação de políticas públicas que contribuirão para um futuro mais sustentável.

**Palavras-chave:** *Roadmapping* tecnológico, prospecção tecnológica, ciência de dados, agricultura 4.0

### **ABSTRACT**

*Ensuring food security is one of the biggest global issues in economic, social and environmental terms. In order to ensure sustainability, agricultural activity has been undergoing increasing modernization, caused by the wide adoption of innovative technologies in different agribusiness chains. This more complex model goes beyond the previous systematics focused on the value chain and demand from the actors involved, especially in the public sector, practices that encourage the development of the ecosystem itself and favor mechanisms for joint innovative action. Technological roadmapping, a strategic and technological prospecting instrument recognized in the literature, navigates technology and strategic planning in a structured way to improve strategy development and the decision-making process. Therefore, the objective is to identify technological roadmapping design proposals for practitioners in the agricultural and government sector in order to understand the characteristics, tools, analytical techniques used and relevant procedural aspects. To reach them, we carried out a systematic bibliometric*

---

<sup>12</sup> Versão preliminar apresentada e publicada nos anais do 61º Congresso da Sociedade Brasileira de Economia, Administração e Sociologia Rural – SOBER.

ALMEIDA, Fernanda de; LEME, Paulo Henrique Montagnana Vicente; GRÜTZMANN, André. ROADMAPPING TECNOLÓGICO NO SETOR PÚBLICO EM APOIO À AGRICULTURA DIGITAL: REVISÃO SISTEMÁTICA E AGENDA FUTURA DE PESQUISA. In: Anais do 61º Congresso da Sociedade Brasileira de Economia, Administração e Sociologia Rural (SOBER). Anais. Piracicaba(SP) ESALQ/USP, 2023. Disponível em: <https://www.even3.com.br/anais/sober2023/626927-roadmapping-tecnologico-no-setor-publico-em-apoio-a-agricultura-digital--revisao-sistemica-e-agenda-futura-de-p/>

*and qualitative review and analysis of 61 articles. The results reveal that the public sector plays an essential role in creating, developing and stimulating the agricultural innovation ecosystem. Studies show that digitization is a relevant factor both for the new directions of agriculture and for management processes aimed at formulating public policies that will contribute to a more sustainable future.*

**Key words:** *Technology roadmapping, technology forecasting, data science, agriculture 4.0*

## 1. Introdução

A inovação no agronegócio é considerada o fator chave para o alcance do segundo Objetivo do Desenvolvimento Sustentável (Fome Zero) no longo prazo<sup>13</sup>. Garantir a segurança alimentar é uma das maiores questões globais da atualidade em termos econômicos, sociais e ambientais (GOUVEA *et al.*, 2022). Para que se garanta sustentável, a atividade agrícola vem passando por uma crescente modernização, induzida pela ampla adoção de tecnologias inovadoras em diferentes cadeias do agronegócio (FERNANDES; BARROS; HAMATSU, 2021). Tal avanço culminou no emergente campo da agricultura digital, que tem como foco prover soluções direcionadas à problemas reais dos produtores rurais, assim como o aumento da produtividade e a redução dos riscos ligados à atividade no campo (ROMANI *et al.*, 2020).

Esses movimentos têm sido direcionados à formação de arranjos concebidos como “ecossistemas de inovação agrícola”, que baseados na geração de novas tecnologias e informações, buscam potencializar a inovação na agricultura (PIGFORD *et al.*, 2018). A efetividade dos ecossistemas no âmbito da agricultura digital se dá pela interação entre *Agtechs*, empresas inovadoras do *agribusiness*, parques tecnológicos e, sobretudo, pela parceria e apoio de instituições públicas, como as agências de fomento, centros de pesquisa e universidades (FERNANDES; BARROS; HAMATSU, 2021; RAMOS; PEDROSO, 2021; MENDES *et al.*, 2022). Esse modelo mais complexo de inovação agrícola ultrapassa a sistemática anterior focada na cadeia de valor e demanda dos atores envolvidos, especialmente do setor público, o incentivo ao desenvolvimento do próprio ecossistema, além de mecanismos de ação inovativa conjunta, como a inovação aberta (ANNOSI *et al.*, 2022; MIKHAILOV *et al.*, 2021).

Neste contexto, as tecnologias digitais têm um impacto de longo alcance em como indivíduos e organizações inovam em conjunto, uma vez que ajudam a reduzir as fronteiras entre as diferentes fases de inovação, possibilitando um maior nível de fluidez que viabilize seu desdobramento de forma não linear no tempo e no espaço (NAMBISAN *et al.*, 2017). Dentre as tecnologias transformadoras dos negócios inovadores, destaca-se o uso e a implementação do *Big Data* (TRABUCCHI; BUGANZA, 2018; URBINATI *et al.*, 2020). As modelagens baseadas em inteligência artificial também podem contribuir com a identificação de tópicos e tendências tecnológicas emergentes em um nível mais alto de automação do que antes (ROHRBECK; THOM; ARNOLD, 2015; MÜHLROTH; GROTTKE, 2020). Por entender que nem todas as atividades de inovação aberta garantem um efeito positivo nos resultados relacionados à inovação, nota-se a necessidade de pesquisas voltadas para a geração de mais casos de modelos de gestão do conhecimento em organizações de diferentes setores apoiados em inovação aberta e inteligência artificial (TERÁN-BUSTAMANTE; MARTÍNEZ-VELASCO; DÁVILA-ARAGÓN, 2021), especialmente na cadeia agrícola de produção de alimentos (*agri-food* 4.0) (CALAFAT-MARZA *et al.*, 2023).

O *roadmapping* tecnológico, instrumento de prospecção estratégica e tecnológica reconhecido na literatura (KERR; PHAAL, 2021; KIM; GEUM, 2021), ao ser integrado pelos gestores de P&D no processo de gestão da inovação tende a potencializar seu impacto de coleta, compartilhamento e elaboração sistemática de informações para subsidiar desde a pesquisa

---

<sup>13</sup> *A world without hunger is possible. This is how!* (UNIDO, 2022).

básica até a comercialização de novos produtos (AMATI; MOTTA; VECCHIATO, 2020). Uma vez que, navega na tecnologia e no planejamento estratégico de forma estruturada, visando melhorar o desenvolvimento da estratégia e o processo de tomada de decisão (HIROSE *et al.*, 2022). Sob o ambiente de negócios em rápida mudança e o surgimento acelerado de tecnologias inovadoras, manter um *roadmap* de inovação ativo pode representar um grande desafio para muitas organizações (PORA *et al.*, 2020).

Nesse aspecto, é oportuno o aprofundamento dos estudos sobre a digitalização do *roadmapping*, como forma de apoiar a organização de workshops, capturar dados, representar graficamente os dados, extrair evidências de bancos de dados *online*, como dados bibliométricos, de patentes, de mercado e de imagem. Em particular, há a necessidade de se identificar fontes de dados ainda inexploradas, indo muito além da análise de bases de dados de patentes/publicações (PARK *et al.*, 2020). O desenvolvimento de *roadmappings* tecnológicos baseados em ciência de dados, para além dos resultados estratégicos gerados, permite que as organizações avancem no sentido de maximizar a sua capacidade de extração de *insights* e de superação dos desafios organizacionais de lidar com os dados de maneira estratégica (KAYABAY *et al.*, 2022), principalmente na conexão entre tecnologia e mercado (KIM; GEUM, 2021).

Embora os métodos de *technology forecasting* (TF) tenham recebido destaque na literatura, dentre eles o *roadmapping* tecnológico, nota-se uma significativa atenção ao setor industrial (CARVALHO; FLEURY; LOPES; 2013; CHAKRABORTY; NIJSSEN; VALKENBURG, 2022). Mesmo os estudos direcionados a avaliar a utilização de técnicas analíticas de dados nesses processos foram conduzidos em sua maioria com enfoque em um campo tecnológico específico, como a tecnologia da informação e a indústria farmacêutica (LEE, 2021). Quanto às inovações no setor agrícola, há uma necessidade de desenvolvimento de mecanismos colaborativos e/ou cooperativos de apoio às decisões relacionadas aos paradigmas sustentáveis (ANNOSI *et al.*, 2020). Bem como a criação de redes e parcerias público-privadas de democratização a inovação, unindo as necessidades empreendedoras com a busca por uma inovação conduzida em benefício e com o engajamento da sociedade (ANNOSI *et al.*, 2022). Nesse sentido, justifica-se a investigação dos estudos que enfoquem o papel do setor público na construção de *roadmappings* tecnológicos com o enfoque na superação dos desafios e fortalecimento da agricultura digital.

Este trabalho tem por objetivo apresentar um panorama da agenda de pesquisa sobre a adoção do *roadmapping* tecnológico por praticantes do agronegócio e do setor público a fim de compreender as características, técnicas analíticas utilizadas e aspectos processuais relevantes para o fortalecimento do ecossistema de inovação agrícola.

## **2. Fundamentação Teórica**

### **2.1 Estratégias de prospecção tecnológica para a inovação**

O ritmo acelerado dos avanços tecnológicos e das mudanças sociais impõem às organizações a necessidade de lidar com ambientes mais complexos de tomada de decisão, uma vez que precisam acompanhar os movimentos de mercado e das tecnologias para estabelecerem um plano razoável de inovação (KIM; GEUM, 2021). Somando-se a isso, a incerteza inerente ao processo de inovação faz com que as organizações busquem mecanismos de prospecção de futuro para auxiliar na detecção de sinais e tendências tecnológicas que contribuam para embasar suas escolhas estratégicas (MÜHLROTH; GROTTKE, 2018; NOH; LEE, 2020). A prospecção estratégica, mais do que resultar diretamente na inovação, tende a influenciá-la, moldando e dando orientação sobre as ferramentas de gestão de inovação e geração de conhecimento direcionadas ao futuro. Assim, auxilia na identificação antecipada de mudanças descontínuas, que por sua vez, cumulativamente, impulsionam o desempenho inovativo das

organizações (ADEGBILE; SARPONG; MEISSNER, 2017; MÜHLROTH; GROTTKE, 2020).

Especialmente no âmbito da inovação aberta, nota-se que as organizações mais competitivas adotam estratégias de alavancagem de suas capacidades dinâmicas a partir da construção de uma ampla rede de parceiros, por meio da qual ecossistemas e negócios são desenvolvidos (ENKEL; BOGERS; CHESBROUGH, 2020). O que reforça o entendimento de que, os antecedentes do processo de inovação (*inputs*) tornam-se progressivamente inter-relacionados, fazendo com que a maioria dos empreendimentos de inovação aconteçam em ambientes interorganizacionais e em ecossistemas de atores variados (AGOSTINI; GALATI; GASTALDI, 2020).

Embora tenham ocorrido descobertas referentes às mudanças organizacionais e as capacidades resultantes da implementação e aplicação de tecnologias digitais no processo de inovação aberta, pesquisas teóricas e empíricas são necessárias para ampliar o conhecimento no campo com o intuito de fornecer mais ferramentas, *insights* e exemplos para público gerencial (URBINATI *et al.*, 2020; AGOSTINI; GALATI; GASTALDI, 2020). Pois, ainda se deve avançar na discussão sobre a utilização de técnicas de ciências de dados, como o uso de vastas oportunidades de *big data* (dados em volume, variedade e velocidade elevados), análise preditiva e inteligência artificial na geração de ideias e de inovações (ENKEL; BOGERS; CHESBROUGH, 2020). Outro aspecto relevante diz respeito à compreensão profundada sobre o tipo de dados necessários para resolver o problema da inovação, entendendo que tipo de dados e análises são necessários para transformá-los em conhecimento valioso (TRABUCCHI; BUGANZA, 2018).

## 2.2 Roadmapping tecnológico

A gestão tecnológica representa uma das atribuições essenciais dos gestores de P&D na busca pelo crescimento e sustentabilidade das organizações, sendo reconhecida como essencial no desenvolvimento de novos produtos e serviços (VECCHIATO, 2015). Dentre os instrumentos utilizados com a finalidade de apoiar o gerenciamento da inovação e o planejamento tecnológico, o *roadmapping* apresenta-se como uma alternativa reconhecida pela academia e pela comunidade de praticantes (KERR; PHAAL; PROBERT, 2012; AMATI; MOTTA; VECCHIATO, 2020), uma vez que o contexto de incertezas requer abordagens gerenciais dinâmicas para esta finalidade (NOH *et al.*, 2018).

O *roadmap*, representação gráfica em formato de quadro, composto por camadas temporais que contemplem aspectos tecnológicos e mercadológicos identificados como perspectivas a serem exploradas (PHAAL; FARRUKH; PROBERT, 2004; HIROSE *et al.*, 2022), é proveniente do julgamento de especialistas em combinação com a adoção de técnicas de prospecção que fazem uso de análises computacionais, tais como a elaboração de algoritmos de análise textual de dados científicos, tecnológicos e de patentes (LETABA; PRETORUIS; PRETORIUS, 2015). Sua principal vantagem está atrelada à capacidade aprimorada de detectar, aproveitar e responder às mudanças no ambiente tecnológico e nas necessidades dos clientes de maneira oportuna, e não somente a antecipação do conhecimento relativo a mudanças sociotécnicas (SIMONSE; HULTINK; BUIJS, 2015; BAGNO; SALERNO; DA SILVA, 2017).

Fundamentado no trabalho seminal de Phaal *et al.* (2004), o *roadmapping* tecnológico tem como dimensão-chave uma linha de pesquisa aplicada a um contexto específico de interesse. Adotado inicialmente pela iniciativa privada na área da telecomunicação e na indústria de semicondutores (RICHEY; GRINNELL, 2004; WALSH *et al.*, 2005), estendeu-se principalmente entre empresas intensivas em tecnologia, como eletrônicos e aeroespacial (ALBRIGHT; KAPPEL, 2003; NOVOSELOV *et al.*, 2012). Os *roadmaps* agregam meios de

difusão da essência dos planos estratégicos, aliando-os a propostas de caminhos e cursos de ação futuros em uma estrutura visual com dimensões temporais (curto, médio e longo prazo) e camadas referentes aos aspectos de mercado, tecnologia e P&D (KERR; PHALL, 2021). Mais recentemente, seu *design* e adoção em centros de pesquisa, empresas estatais e demais instituições governamentais, tornaram-se foco de estudos dos estudos organizacionais (LOYARTE *et al.*, 2015; JEONG; YOON, 2015; GERSHMAN; BREDIKHIN; VISHNEVSKIY, 2016), permitindo inclusive a avaliação de sua implementação como instrumento de apoio a políticas públicas de ciência e tecnologia (WATANABE *et al.*, 2022). Outra evolução de sua agenda de pesquisa, recai sobre a mudança do enfoque na conceituação e nas características da ferramenta, para técnicas de análise de cenários (SON; KIM; KIM, 2020), bem como técnicas de análise avançada de dados (PORA *et al.*, 2020).

Por possuir a capacidade de retratar de forma visual as ligações dinâmicas entre recursos, soluções de produtos/serviços, objetivos organizacionais, direcionadores de negócios, características do mercado e o ambiente em mudança (KERR; PHAAL, 2021), tem a capacidade de orientar as ações a serem tomadas no horizonte definido na ferramenta. Entre muitas extensões do *roadmapping*, uma importante tendência é a integração de dados. Como esse elemento se tornou crítico no ambiente de negócios recente, organizações têm tentado incorporar ativamente o uso de dados para agregar valor à sua prática de gerenciamento, monitorando os fenômenos atuais e antecipando direções futuras (KIM; GEUM, 2021).

### 3. Metodologia

Este estudo teve como abordagem metodológica a realização de uma revisão sistemática da literatura que contempla análises bibliométricas e qualitativas dos estudos selecionados. As revisões sistemáticas possibilitam a identificação de evidências empíricas compatíveis com os critérios de seleção previamente especificados para responder uma pergunta ou hipótese de pesquisa (SNYDER, 2019). Foram seguidas as recomendações dos Principais Itens para Relatar Revisões Sistemáticas e Meta-análises (PRISMA 2020), protocolo desenvolvido para ajudar revisores a relatar o percurso seguido na realização da revisão, os métodos adotados e os resultados encontrados (PAGE *et al.*, 2021). Seguindo o Prisma, o percurso metodológico contemplou as seguintes etapas: 1) identificação dos estudos, 2) seleção, 3) extração dos dados e, 4) síntese do conteúdo. Complementarmente, foram observadas as diretrizes para revisões sistemáticas da literatura sugeridas por Snyder (2019).

Na etapa de identificação, estabeleceu-se um escopo de interesse com base em uma análise exploratória da literatura que possibilitou a definição da pergunta de pesquisa e objetivo. Os descritores aplicados nas buscas realizadas nas bases científicas foram, respectivamente, "*technolog\* forecast\**" OR "*technolog\* foresight\**" OR *roadmapping* OR "*technolog\* roadmap\**" AND "*public administration*" OR *government* OR "*public sector*" OR *universit\** OR "*public research*" OR "*public R&D*" OR "*public innovation*" OR *agriculture* OR "*agricultur\* innovat\* ecosystem*" OR "*agricultur\* ecosystem*" OR "*digital agriculture*" OR "*agriculture 4.0*" OR *agtech\** OR *agribusiness\**. As bases selecionadas foram a *Web of Science* (WoS) e a *Scopus*, por serem reconhecidas pela vasta coleção de publicações disponíveis para busca e apresentarem critérios de avaliação do impacto dos periódicos indexados (ZHU; LIU, 2020; HARZING; ALAKANGAS, 2016).

As buscas foram realizadas em novembro de 2022, motivo pelo qual optou-se por incluir o ano da busca no escopo temporal. Com o objetivo de reduzir o viés de seleção da amostra, não foi estabelecido um corte temporal específico nas buscas (SNYDER, 2019). Na base WoS a busca foi realizada levando em consideração o campo "Tópico", equivalente ao critério de busca adotado na Scopus que contempla o título, resumo e as palavras-chaves das publicações. Os resultados foram filtrados por tipo de documento, limitando a amostra a artigos e revisões

de literatura aceitos em periódicos científicos. O resultado após a filtragem por tipo de documento foi exportado em formato BibTex e posteriormente carregado no ambiente RStudio, versão 2022.07.2+576 do *software* estatístico livre R (R CORE TEAM, 2022). Por meio da utilização do pacote *Bibliometrix* (ARIA; CUCCURULLO, 2017) procedeu-se a junção das amostras em uma base de dados única e a exclusão dos registros duplicados. A base de dados contendo os registros únicos serviu de input para as etapas de seleção e análise bibliométrica.

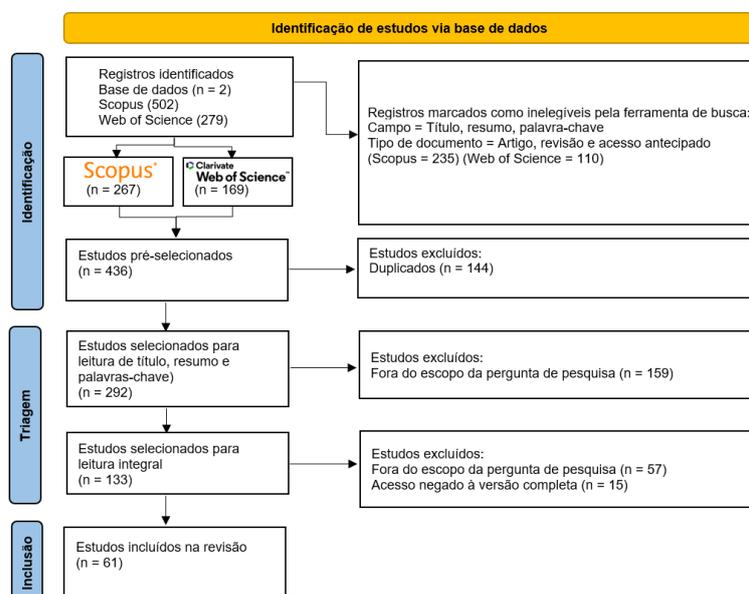
A segunda etapa que compreendeu a triagem os estudos pré-selecionados teve início com a leitura do título, resumo e palavras-chave e a avaliação por parte dos pesquisadores com o apoio do gerenciador gratuito de referências online “*My Endnote Web*”. Após a análise preliminar, foram excluídos os artigos que não abordavam o setor público como coordenador do processo de *roadmapping* tecnológico focado no desenvolvimento econômico e social, assim como as publicações direcionadas aos interesses de uma empresa específica ou de setores industriais que não demonstrassem relação com o ecossistema de inovação agrícola. Em seguida, procedeu-se com a leitura integral dos artigos selecionados na etapa anterior, aplicando-se os mesmos critérios de elegibilidade e chegando-se ao conjunto final incluído no *corpus* da revisão. O fluxograma contendo os valores quantitativos da etapa de identificação e seleção é apresentado na seção de resultados (Figura 1), como prevê a recomendação do Prisma.

A etapa de síntese do conteúdo foi realizada, primeiramente, por uma análise bibliométrica com abordagem semelhante à conduzida por De Sousa *et al.* (2019) e Zuiderwijk, Chen e Salem (2021). Em segundo lugar, foram conduzidas análises de rede para explorar a co-ocorrência de palavras-chave e de autores. As análises bibliométricas foram realizadas no aplicativo *Biblioshiny 4.0*, disponível no pacote *Bibliometrix* do RStudio 2023.03.1 +446 e no gerenciador de planilhas *Microsoft Excel 365*. Em terceiro lugar, uma análise qualitativa foi usada para aprofundar a compreensão do apoio público à inovação, sistematizar e avaliar as principais dimensões discutidas e identificar implicações para o ecossistema agrícola.

#### 4. Resultados e discussão

Esta seção sintetiza e organiza os dados incluídos nesta revisão, apresentando as características dos 61 estudos selecionados (Figura 1), assim como uma análise qualitativa do conteúdo.

Figura 1 – Fluxograma PRISMA para revisões sistemáticas



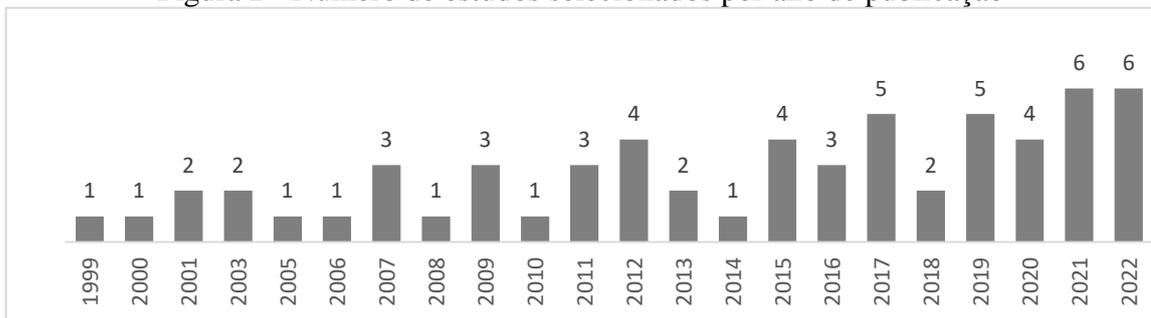
Fonte: Dos autores (2023)

Como demonstrado na Figura 1, as pesquisas realizadas nas duas bases resultaram em 436 artigos, após a filtragem por tipo de documento. Após as etapas de remoção automatizada de duplicatas, leitura preliminar (título, resumo e palavras-chaves) e completa, 61 estudos foram selecionados, correspondendo a 14% da amostra inicial.

#### 4.1 Análise bibliométrica

A evolução temporal dos estudos demonstra uma produção oscilante ao longo das duas últimas décadas (Figura 2), com destaque a partir de 2017. Entretanto, o primeiro estudo selecionado é datado de 1999, o que corresponde a um intervalo de 22 anos de produção científica revisada.

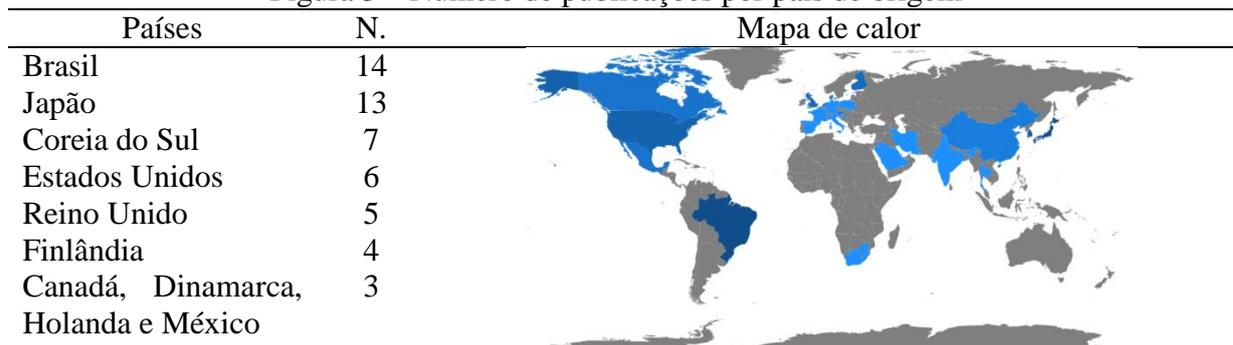
Figura 2 - Número de estudos selecionados por ano de publicação



Fonte: Dos autores (2023)

Os artigos estão distribuídos em 33 periódicos, sendo que 24 deles com apenas um estudo. Destaque para *Technological Forecasting and Social Change* com um total de 12 artigos, *Foresight* com 5, *Futures* e *IEE Transactions on Engineering Management* com 4 cada. Quanto à origem das publicações (Figura 3), 23 países foram identificados ao todo. Dentre os dez países com maior frequência observa-se o Brasil, Japão, Coreia do Sul, Estados Unidos, Reino Unido, Finlândia, Canadá, Dinamarca, Holanda e México.

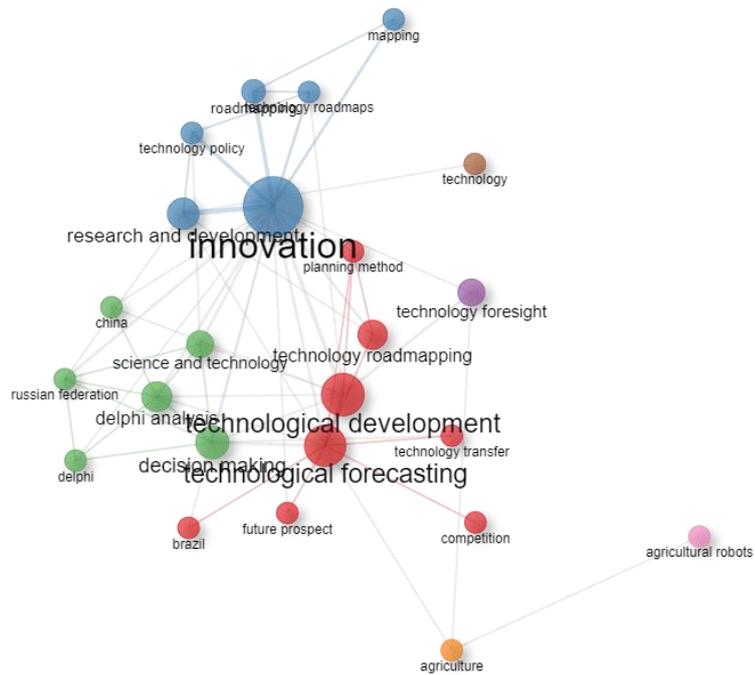
Figura 3 – Número de publicações por país de origem



Fonte: Dos autores (2023)

A estrutura conceitual foi analisada pela rede de co-ocorrências de palavras-chave *plus* (Figura 4) e por Análise de Correspondência Múltipla (Figura 5). A rede de co-ocorrências é usada para compreender os termos de determinado campo de estudo e identificar os mais recentes e importantes, ou seja, a fronteira de pesquisa (ARIA; CUCCURULLO, 2017).

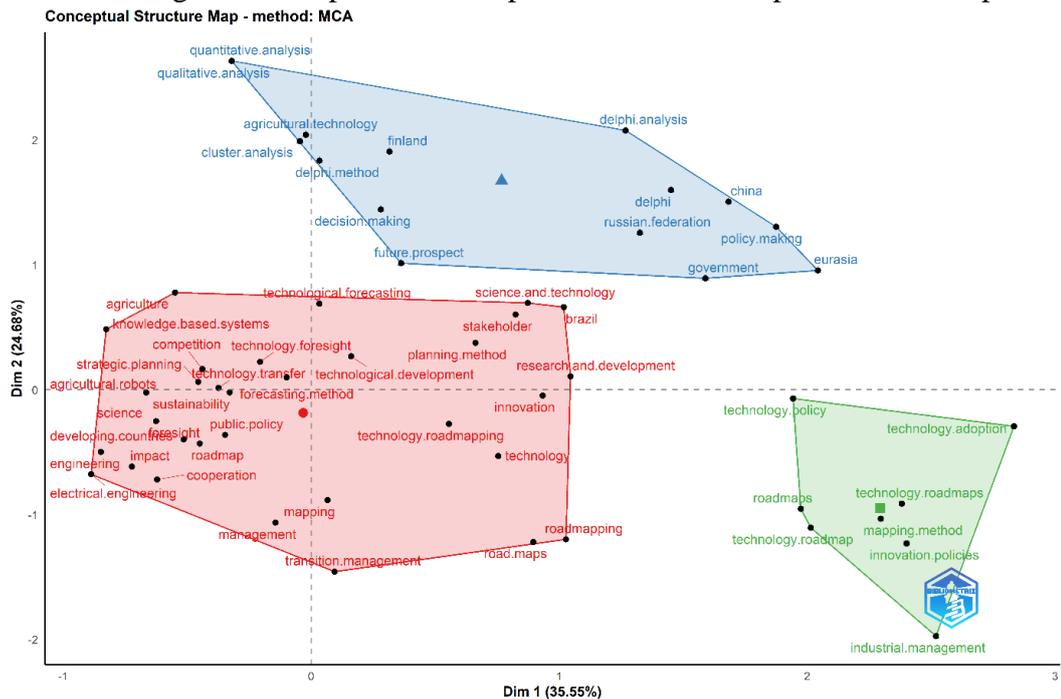
Figura 4 – Rede de co-ocorrência de palavras-chave



Fonte: Dos autores (2023)

Complementarmente, o mapa conceitual pode auxiliar na identificação de subcampos de pesquisa, demonstrando os termos por proporção de documentos em que são tratados em conjunto (ARIA; CUCCURULLO, 2017).

Figura 6 – Mapa conceitual por análise de correspondência múltipla



Fonte: Dos autores (2023)

A etapa qualitativa da revisão compreendeu uma análise de conteúdo a partir das características dos estudos selecionados. As categorias identificadas tiveram como base as proposições teóricas e empíricas defendidas nas publicações (Tabela 1).

Tabela 1 – Principais características dos estudos por categoria

Categoria		Principais características
Melhoria conceitual no <i>Technology Roadmapping</i> (TRM) com enfoque na performance do setor público	Políticas de desenvolvimento	<ul style="list-style-type: none"> <li>Desenvolvimento de TRM para apoiar políticas de desenvolvimento (Watanabe <i>et al.</i>, 2022; Ahlqvist; Valovirta; Loikkanen, 2012, Yasunaga; Watanabe; Korenaga, 2009).</li> <li>Modelo não linear fundamentado em teorias da complexidade para <i>roadmapping</i> setorial focado nos desafios globais e sociais (Mainzer, 2020; Gaponenko, 2022).</li> </ul>
	Gestão de projetos	<ul style="list-style-type: none"> <li><i>Framework</i> para grandes projetos governamentais que envolvam tecnologias complexas (McDowall, 2012) em países em desenvolvimento (Letaba; Pretorius, 2022; Proskuryakova, 2017).</li> <li>Nova abordagem de <i>roadmapping</i> para promover a criação e desenvolvimento de ecossistemas por agências públicas de inovação (Gomes <i>et al.</i>, 2021; Watanabe; 2009), para cooperações de P&amp;D no setor público (Kim; Choi, 2018; Sokolov; Chulok, 2016; Cho; Yoon; Kim, 2016; Choi; Choi, 2015; Hwang; Kim; Han, 2011; Kostoff; Schaller, 2001; Philip, 1999) e redes de prospecção (Ena; Chulok; Shashnov, 2017).</li> </ul>
	Inovação aberta	<ul style="list-style-type: none"> <li>Inclusão de uma camada no TRM para lidar com o relacionamento e a aferição de compatibilidade de parcerias (Gersdri; Manotungvorapun, 2022) e construção de portfólios compartilhados de P&amp;D em parcerias entre universidades e a indústria (Bagno; Freitas, 2022; De Almeida; Moraes; Melo, 2015).</li> <li><i>Foresight</i> regional (Dufva; Könnöla; Koivisto, 2015), com interface focada em hélice tripla (Ughetto, 2007) e quádrupla (Kindras; Meissner; Vishnevskiy, 2019).</li> </ul>
	Incorporação de metodologias complementares de <i>Technology Forecasting</i> (TF)	<ul style="list-style-type: none"> <li>Fragilidades das técnicas tradicionais de TF (<i>backcasting</i>) e proposição de técnica de escaneamento de horizonte (Washida; Yahata, 2021).</li> <li>Construção de cenários participativos para formulação de políticas públicas (Rutting <i>et al.</i>, 2021).</li> <li>Construção de modelo de TF que auxilie centros de pesquisa na identificação de tópicos estratégicos e linhas específicas de pesquisa (Castillo-Camarena; López-Ortega, 2021; Calof; Smith, 2010).</li> <li><i>Framework</i> para padronização do TRM por metassíntese da literatura (Sareminia <i>et al.</i>, 2019; Ho; O’Sullivan, 2017; Geum; Park, 2013; Magruk, 2011; Coates <i>et al.</i>, 2001), análise bibliométrica (De Alcantara; Martens; 2019; Gibson <i>et al.</i>, 2018; Li; Chen; Kou, 2017) e comparação de modelos de TRM de diferentes países (Schlossstein; Park, 2006; Miles, 2005; Wagner; Popper, 2003).</li> </ul>
<i>Roadmapping</i> tecnológico em apoio ao ecossistema de inovação agrícola	Agricultura digital	<ul style="list-style-type: none"> <li>Utilização do TRM como instrumento de gestão da inovação em <i>Agtechs</i> (Silvello; Alves; Alcarde, 2021).</li> <li><i>Roadmapping</i> de tecnologias 5.0 para a agricultura (Contreras-Medina; Medina-Cuellar; Rodríguez-García, 2022).</li> </ul>
	Fortalecimento e governança de cadeias produtivas	<ul style="list-style-type: none"> <li>Formulação de políticas de governança de sistemas socioecológicos (Rutting <i>et al.</i>, 2021) e de inovação aberta (Specht; Zoll; Siebert, 2016).</li> <li>TF na alavancagem da agricultura sustentável (Haruvy; Shallhevet, 2012; Borch, 2007; Van der Meulen; Wilt; Rutten, 2003) de países em desenvolvimento (Goel <i>et al.</i>, 2021), da proposta de valor da produção (Escobar <i>et al.</i>, 2020; Borch; Rasmussen, 2000).</li> <li>TRM no delineamento de pesquisa e cadeia produtiva da cenoura (Onoyama <i>et al.</i>, 2012).</li> </ul>
Técnicas de ciências de dados e fontes de dados	Fontes de dados	<ul style="list-style-type: none"> <li>Uso combinado de dados bibliométricos, patentes, mídias, eventos científicos, seminários e teses/dissertações (Mikova; Sokolova, 2019; Jaconis <i>et al.</i> 2019; Shibata; Kajikawa; Sakata, 2011).</li> <li>Construção de cenários com dados da técnica Delphi (Rikkonen; Tapio, 2009; Kanama; Kondo; Yokoo, 2008; Gersdri, 2007).</li> </ul>
	Modelagem computacional	<ul style="list-style-type: none"> <li>Mapa topográfico generativo e modelo de difusão Bass (Jeong <i>et al.</i>, 2015) e por text-mining (Choi <i>et al.</i>, 2013) em patentes.</li> <li>Análise de Correspondência Múltipla para avaliação de métodos de prospecção tecnológica (Esmaelian <i>et al.</i>, 2017).</li> <li>Sistematização do <i>roadmapping</i> por software de priorização de portfólio (Arman <i>et al.</i>, 2014).</li> <li>Inclusão de camada de avaliação de competências por programação matemática <i>fuzzy</i> de múltiplos objetivos (Huang <i>et al.</i>, 2021).</li> <li>Modelagem baseada em cenários para incremento de tecnologias disruptivas no setor público (Wimmer <i>et al.</i>, 2020).</li> </ul>

Fonte: Dos autores

## 4.2 Adoção com enfoque na definição de agenda pública de P&D

Os *roadmaps* tecnológicos apresentam a atrativa capacidade de estabelecer caminhos concretos entre as necessidades da sociedade quanto a produtos, sistemas e serviços complexos com os mercados atuais e futuros, conexões essenciais nas transições sociotécnicas (LETABA; PRETORIUS, 2022). Apesar de haver uma padronização das camadas de análise (SAREMINIA *et al.*, 2019), os diferentes níveis de desenvolvimento dos países, a evolução dos modelos de inovação e os desafios impostos pela evolução da indústria 4.0, impõem uma reflexão quanto à customização de sua abordagem a fim de atender os interesses dos grupos envolvidos no desenvolvimento (LETABA; PRETORIUS, 2022). Uma versão estendida que contemple uma camada focada em inovação aberta pode ser adotada como fonte complementar de conhecimento sobre parceiros a fim de planejar ações de P&D colaborativo, permitindo inclusive avaliar o grau de compatibilidade e qualidade dos potenciais parceiros (GERDSRI; MANOTUNGVORAPUN, 2022). Esta abordagem pode ser uma alternativa gerencial para lidar com as possíveis incompatibilidades de interesses e valores presentes nas colaborações entre empresas e universidades (GERDSRI; MANOTUNGVORAPUN, 2022), inclusive na cocriação de uma agenda compartilhada de P&D (BAGNO; FREITAS, 2022) ou até na cooperação em inovação entre distintos ministérios (KIM; CHOI, 2018).

O setor público, ao buscar o desenvolvimento econômico e social, desempenha um relevante papel em projetos de interesse nacional que normalmente são executados em ecossistemas de inovação, caracterizados pela complexidade das interações entre os atores governamentais, a indústria e as organizações de P&D (LETABA; PRETORIUS, 2022). Em relação à dinâmica da inovação em países em desenvolvimento, exige-se que a atividade de desenvolvimento do *roadmapping* tecnológico leve em consideração desafios como uma reduzida capacidade de inovação e empreendedorismo, além de incertezas políticas e mercados menos integrados (LETABA; PRETORIUS, 2022; PROSKURYAKOVA, 2017). Nesse aspecto, novas abordagens de *roadmapping* especificamente elaboradas para que agências públicas consigam contribuir para a criação e desenvolvimento de ecossistemas de inovação, trazem como elementos centrais: inovações focais, atores, artefatos e interação entre ecossistemas e comunidades (GOMES *et al.*, 2021). Assim como, redes prospectivas em que *stakeholders* se consultam, podem contribuir para uma cultura de prospecção tecnológica disseminada nacionalmente (ENA; CHULOK; SHASVOV, 2017; LI; CHEN; KOU, 2017).

Outra oportunidade proporcionada pelo desenvolvimento dos *roadmaps* diz respeito à capacidade de identificar necessidades de pesquisa e treinamento necessários à transformação digital e uso de tecnologias disruptivas em ambientes como universidades e centros públicos de P&D, além da prestação de serviços públicos, o que potencializa o papel governamental no desenho de soluções intensivas em dados (CASTILLO-CAMARENA; LÓPEZ-ORTEGA; 2021; WIMMER *et al.*, 2020). Além da possibilidade de construção de agendas regionais de inovação, alinhando a prospecção de ciência e tecnologia nacional com visão corporativa local, em modelo de hélice tripla (UGHETTO, 2007) ou quádrupla, que envolve além da ciência (universidade/centros de pesquisa), do governo, e de partes interessadas da indústria, a inclusão da sociedade civil (KINDRAS; MEISSNER; VISHNEVSKIY, 2019).

Métodos aperfeiçoados, como o *Kaizen*, apontam para ajustes oportunos para que organizações governamentais adotem o *roadmapping* tecnológico como metodologia de alcance de objetivos de políticas públicas de tecnologia. A proposta contempla a inserção de elementos de visão de futuro desejável que contemple um horizonte de 10 anos e aponte os países influenciadores das mudanças; as questões sociais preponderantes; a identificação dos ecossistemas fundamentais para o alcance dos objetivos e; a adoção de um ciclo de gerenciamento que retroalimente o mecanismo (WATANABE *et al.* 2022).

Entretanto, cientistas e formuladores de políticas públicas tendem a ser sensíveis quando os *roadmaps* por eles construídos apresentam falhas de previsão. Apesar de utilizarem medidas equivocadas de avaliação, tal como a taxa de difusão da tecnologia planejada, deixam de considerar que o cerne da questão recai, justamente, sobre a mudança social resultante da propagação da tecnologia (WASHIDA; YAHATA, 2021).

### 4.3 Construção de *roadmapping* tecnológico no ecossistema de inovação agrícola

A sociedade demanda na atualidade uma agricultura integrada e adaptável para um sistema autossustentável que exiba resiliência durante as mudanças, enquanto protege o meio ambiente (VAN DER MEULEN; WILT; RUTTEN, 2003). A prospecção tecnológica introduzirá inovações como o uso de drones na agricultura, processamento de genes de precisão em plantas, epigenética, big data e internet das coisas (IoT), utilizando de forma eficiente todos os tipos de energia, como vento inteligente e energia solar, inteligência artificial baseada na aplicação de robótica, inovações que já estão sendo usadas em países desenvolvidos, mas que precisam avançar para regiões menos digitalizadas (BORCH, 2007; GOEL *et al.*, 2021).

A adoção do *roadmapping* tecnológico para o desenvolvimento de um “nariz” eletrônico por uma *agtech* de bebida destilada permitiu à empresa o estabelecimento de uma abordagem visual que possibilitasse o acompanhamento passo a passo dos recursos necessários, melhorias chave a serem implementadas e da estratégia de desenvolvimento da tecnologia (SILVELLO; ALVES; ALCARDE, 2021). Parcerias com universidades são uma alternativa para que startups (*Agtechs*) superem limitações típicas de negócios iniciantes e por meio do compartilhamento de conhecimento possam acelerar a adequação ao contexto da agricultura 4.0, mesmo que tenham procedência em ramos menos inovadores (SILVELLO; ALVES; ALCARDE, 2021). Da mesma forma que, o TRM pode ser integrado a iniciativas de inovação aberta para estabelecer estratégias compartilhadas de desenvolvimento sustentável regional, como no caso do projeto de agricultura urbana (*Zero-acreage farming*), composto por paredes verdes, fazendas verticais e estufas/hortas em coberturas, na região metropolitana de Berlin (SPECHT; ZOLL; SIEBERT, 2016).

Introduzir ferramentas tecnológicas características da Indústria 5.0 (robôs e sistemas inteligentes) no estágio primário dos sistemas de produção de alimentos tem sido um esforço complexo, especialmente em regiões em desenvolvimento. Entretanto, o exercício do *roadmapping* tecnológico mostrou-se um instrumento eficaz de identificação de rotas tecnológicas para produtores indígenas de café no México, pois permitiu com base nas expectativas, situação atual e ações que os produtores poderiam implementar, estabelecer uma proposta tecnológica para o desenvolvimento de cafeeiros centrada nas suas necessidades (CONTRERAS-MEDINA, MEDINA-CUÉLLAR; RODRÍGUEZ-GARCÍA, 2022). Como o conceito da Indústria 5.0 é centrado no ser humano, é relevante entender os requisitos específicos desses grupos e preservar suas características tradicionais, direcionando as tecnologias digitais para essas comunidades de maneira a fortalecer seu sistema de produção sem descaracterizá-lo (CONTRERAS-MEDINA, MEDINA-CUÉLLAR; RODRÍGUEZ-GARCÍA, 2022).

Inclusive, iniciativas de planejamento de cenários com o envolvimento de uma diversificada gama de *stakeholders* em diálogos estratégicos sobre o futuro provaram-se úteis ferramentas de *forecasting* para a tomada de decisões em situações complexas de governança de sistemas socioecológicos (RUTTING *et al.*, 2021) ou de lavouras geneticamente modificadas (BORCH, 2000). Em síntese, a implementação do processo de *roadmapping* para o agro contempla três etapas principais: (1) identificação de oportunidades de mercado; (2) diagnóstico de elos de segmentos vulneráveis da cadeia de valor e análise de lacunas/restrições por meio da identificação de cenários ideais; e (3) articulação dessas dimensões em estratégias

recomendações/projetos com base nos resultados analíticos (ESCOBAR *et al.*, 2020), possibilitando o levantamento atualizado de cadeias produtivas e a verificação dos recursos humanos e materiais necessários para atender as ações de pesquisa propostas no horizonte temporal do *roadmap* (ONUYAMA *et al.*, 2012).

#### 4.4 Oportunidade de uso da ciência de dados no processo de *roadmapping*

Análises bibliométricas e de patentes, modelos de regressão, pesquisas e entrevistas são úteis para escanear, monitorar e avaliar tendências, correlações, mudanças estruturais e para mapear redes e campos de C&T (GIBSON *et al.*, 2018). Esses métodos são implementados para mapear tecnologias de acordo com sua contribuição no enfrentamento dos desafios globais e na caracterização da migração intersetorial de tecnologias (JACONIS *et al.*, 2019). Métodos de processamento de linguagem baseados em informações bibliométricas e de patentes são eficazes na detecção de sinais tecnológicos fracos, tecnologias emergentes (CHOI *et al.*, 2013) e até mesmo linhas de pesquisa que ainda não foram objeto de depósito de patentes (JEONG *et al.*, 2015; SHIBATA; KAJIKAWA; SAKATA, 2011). Algumas propostas de *roadmapping* consideram dados bibliométricos como fonte primária de informação para realizar consultas à especialistas (CASTILLO-CAMARENA; LÓPEZ-ORTEGA, 2021). As tecnologias semânticas são convenientes quando se trata de identificar tecnologias emergentes, atores, problemas, embora também possam ser combinadas com dados bibliométricos e big data (GAPONENKO, 2022).

Estudos teóricos sobre monitoramento de tecnologia são baseados principalmente na combinação de métodos qualitativos e quantitativos que se complementam (SAO-TRM, Delphi) (KANAMA; KONDO; YOKOO, 2008; RIKKONEN; TAPIO, 2009), podendo ser aliados a metodologia de hierarquização de tomada de decisão para aumentar o alinhamento estratégico (GERDSRI, 2007) e formar o portfólio ideal de projetos de P&D (ARMAN *et al.*, 2014). Juntamente com o uso extensivo de procedimentos com especialistas, métodos automatizados e semiautomatizados estão sendo cada vez mais desenvolvidos e se tornando mais relevantes, como prática baseada em evidências (HUANG *et al.*, 2021). Inclusive, pode-se usar aprendizado de máquina (análise de correspondência múltipla) na seleção da melhor técnica de prospecção para o contexto avaliado (ESMAELIAN *et al.*, 2017). Mais recentemente, proposições que adotem uma estrutura analítica com matemática difusa, tomada de decisão com múltiplos objetivos e o conceito de competência a expansão do conjunto é totalmente compatível com a natureza dos projetos de P&D e desenvolvimento de ciência e tecnologia do mundo real (HUANG *et al.*, 2021).

Fontes de dados alternativas também já se mostraram úteis para clusters analíticos que envolvem informações sobre os problemas globais (sociais, econômicos, políticos etc.), como soluções tecnológicas da área de energia verde e áreas afins. Os exemplos dessas tendências incluem: a necessidade de tornar a vida na cidade mais confortável usando tecnologia verde, melhorando a educação sobre energia verde e tornando-a mais acessível em diferentes regiões do mundo. Clusters socioeconômicos são detectados nas coleções 'Projetos prospectivos', 'Projetos internacionais' e 'Apresentações' (MIKOVA; SOKOLOVA, 2019). A partir disso, conclui-se que a utilização de várias coleções pode ser mais eficiente do que a utilização de apenas uma delas, pois, no primeiro caso, o monitoramento tecnológico abrange uma ampla gama de fontes e plataformas de informação onde os dados sobre o desenvolvimento da tecnologia podem ser representados (MIKOVA; SOKOLOVA, 2019).

Uma nova estrutura teórica oferece um novo conjunto de ferramentas para explicar e antecipar mudanças, para se afastar da linearidade, para explorar um sistema de inovação como um sistema aberto, coevolutivo, adaptativo e auto-organizado, no qual pequenas mudanças que passam por ciclos de feedback podem transformar fundamentalmente o sistema, e o paradigma

científico serve como um atrator e estabelece um corredor para o desenvolvimento da base de conhecimento do sistema ao longo de um ciclo de longo prazo (GAPONENKO, 2022). No caso do setor público, a adoção de internet das coisas, inteligência artificial, realidade virtual/aumentada, *big data* e outras tecnologias disruptivas pode, ao mesmo tempo, alavancar o potencial de inovação e restringir as desvantagens associadas a elas (WIMMER *et al.*, 2020).

O gerenciamento baseado em “sistemas ciberfísicos” (CPS) construídos sobre princípios de complexidade dinâmica e não linearidade são uma alternativa (MAINZER, 2020; GAPONENKO, 2022) pode ser uma solução focada em infraestrutura de informação para lidar com uma ampla gama de áreas críticas em projetos de prospecção de inovação. Inclusive, questiona-se se mapeamentos de cenários que não adotem técnicas convencionais de previsão – que identifiquem previamente o tipo de tecnologia a ser disseminado – mas que foquem na percepção de cidadãos comuns, não somente especialistas de determinada área do saber, produzam escaneamentos de horizontes possíveis com maior acurácia preditiva na captação de mudanças significativas para a sociedade (WASHIDA; YAHATA, 2021). Enquanto as técnicas baseadas em big data analisam o futuro com algoritmos e métodos quantitativos, os cenários e os procedimentos Delphi permitem obter insights qualitativos sobre o futuro. Ao contrário das previsões, eles não pretendem “calcular” com precisão o futuro, mas fornecer uma ideia de como os eventos podem se desenvolver (MAINZER, 2020).

#### 4.5 Agenda Futura

A partir estudos incluídos nesta revisão, foram identificadas lacunas que apontam o direcionamento da agenda de pesquisa científica sobre o tema. A seleção considerou os artigos publicados nos anos de 2020 e 2022 (n=15), visto que as tendências neles apontadas ainda possam ser consideradas oportunidades de futura investigação científica. Foram identificadas cinco categorias dentre as tendências de estudos futuros, detalhadas a seguir na Tabela 2.

Tabela 2 – Tendências de estudos futuros e autores (continua)

Tendência	Subtópicos	Autores
Gestão de projetos	<ul style="list-style-type: none"> <li>Mecanismos de mensuração da aplicação do TRM nos ciclos de gestão de projetos.</li> </ul>	Watanabe <i>et al.</i> (2022)
	<ul style="list-style-type: none"> <li>Desafios contemporâneos da cooperação indústria/universidade aos problemas do <i>fuzzy front end</i> da inovação (portfólio de P&amp;D à inovação aberta).</li> </ul>	Bagno; Freitas (2022)
	<ul style="list-style-type: none"> <li>Gestão da inovação em uma perspectiva sistêmica.</li> </ul>	Bagno; Freitas (2022)
	<ul style="list-style-type: none"> <li>A prospecção tecnológica como suporte ao planejamento de centros de P &amp;D.</li> </ul>	Castillo-Camarena; López-Ortega (2021)
	<ul style="list-style-type: none"> <li>Integração do <i>roadmapping</i> ao portfólio de projetos.</li> </ul>	Gerdsri; Manotungvorapun (2022)
Fatores determinantes, indicadores de desempenho e integração de técnicas analíticas	<ul style="list-style-type: none"> <li>Investigar aspectos facilitadores e inibidores de colaborações em arranjos diversificados: uma empresa e vários parceiros universitários, empresas ou interações contributivas entre capitalistas de risco corporativo e startups etc.</li> </ul>	Gerdsri; Manotungvorapun (2022)
	<ul style="list-style-type: none"> <li>Como reformular métodos tradicionais de prospecção tecnológica para funcionar de forma não linear e participativa.</li> </ul>	Gaponenko (2022)
	<ul style="list-style-type: none"> <li>Integração de técnica <i>fuzzy</i> com os resultados da mineração de dados de bancos de dados de pesquisas acadêmicas, bibliotecas de patentes etc.</li> </ul>	Huang <i>et al.</i> (2021)
	<ul style="list-style-type: none"> <li>Proposição de novos índices preditivos, além das taxas preditivas tradicionais (taxa de implementação).</li> </ul>	Washida; Yahata (2021)

Tendência	Subtópicos	Autores
Centralização no ser humano	<ul style="list-style-type: none"> <li>Estudos de tecnologias tendo o ser humano como centro da pesquisa.</li> <li>Levar em consideração o fator humano deve ser visto como um aspecto importante do projeto tecnológico das interações homem-máquina no desenvolvimento da inteligência artificial.</li> <li>Estudos futuros complementem essa abordagem com avaliações sobre investimentos em desenvolvimento rural necessárias para melhorar as condições gerais de vida rural no país.</li> </ul>	Contreras-Medina; Medina-Cuéllar; Rodríguez-García (2022) Mainzer (2020)
Estudos comparativos	<ul style="list-style-type: none"> <li>Avaliação comparativa da utilização do TRM em projetos de países desenvolvidos e em desenvolvimento.</li> <li>Comparação do uso de funções tradicionais de pesquisa na web e soluções modernas, como <i>chatbots</i> ou soluções baseadas em NLP, baseadas em AI e ML.</li> <li>Comparar os processos de formulação de políticas guiadas por cenários que produziram resultados políticos explícitos, com processos que não levaram a resultados claros</li> </ul>	Escobar <i>et al.</i> , 2020 Letaba; Pretorius (2022) Wimmer <i>et al.</i> (2020) Rutting <i>et al.</i> (2021)
Ambiente institucional e mercadológico	<ul style="list-style-type: none"> <li>Explorar como diferentes ambientes institucionais moldam a estrutura do <i>roadmapping</i> de políticas do ecossistema de inovação (ex. mudança nos padrões de financiamento, capacidade de desenvolvimento das universidades).</li> <li>Desenvolvimento de perspectivas orientadas para o mercado após a realização do <i>roadmap</i> definido.</li> </ul>	Gomes <i>et al.</i> (2021) Silvello; Alves; Alcarde (2021)

Fonte: Dos autores

## 5. Conclusão

Os desafios cada vez mais complexos a serem superados pela sociedade, demandam dos gestores e formuladores de políticas públicas um esforço para estabelecer um alinhamento entre as demandas e o desenvolvimento econômico, social e ambiental dos países (KANAMA; KONDO; YOKOO, 2008). O *roadmapping* tecnológico se apresenta como um instrumento de planejamento estratégico de ampla aplicabilidade, especialmente na esfera governamental, por permitir a customização de seu formato e o envolvimento de diferentes atores em sua construção, o que pode favorecer iniciativas de inovação aberta e a sua adoção visando o fortalecimento de ecossistemas de inovação (GOMES *et al.*, 2021).

Apesar do avanço nas técnicas de ciências de dados, nota-se que o processo de *roadmapping* ainda tem como fonte principal de informação a consulta à especialistas, mesmo que o objetivo final seja alavancar a digitalização tecnológica de determinado setor econômico (SILVELLO; ALVES; ALCARDE, 2021). Contudo, observa-se que as abordagens analíticas digitais e as participativas, mais do que se sobrepõem, podem servir como estratégia de potencialização da captura de sinais e validação dos resultados.

Sobre as limitações do presente estudo, pode-se citar a restrição ocasionada pela busca em somente duas bases científicas (*Web of Science* e *Scopus*). Mesmo sendo considerados repositórios de elevada abrangência, outras bases podem ampliar as perspectivas científicas. Também são reconhecidos os possíveis vieses relativos ao escopo e à operacionalização da metodologia eleita, portanto, não se busca neste artigo generalizar a compreensão sobre toda a produção científica concernente ao tema. Sendo assim, estudos que contemplem outras modalidades de revisão de literatura e estudos empíricos são oportunos.

## Referências

- ADEGBILE, A.; SARPONG, D.; MEISSNER, D. Strategic foresight for innovation management: A review and research agenda. **International Journal of Innovation and Technology Management**, v. 14, n. 04, p. 1750019, 2017.
- AGOSTINI, L.; GALATI, F.; GASTALDI, L. The digitalization of the innovation process: Challenges and opportunities from a management perspective. **European journal of innovation management**, 2020.
- AHLQVIST, T.; VALOVIRTA, V.; LOIKKANEN, T. Innovation policy roadmapping as a systemic instrument for forward-looking policy design. **Science and Public Policy**, v. 39, n. 2, p. 178-190, 2012.
- ALBRIGHT, R. E.; KAPPEL, T. A. Roadmapping in the corporation. **Research-Technology Management**, v. 46, n. 2, p. 31-40, 2003.
- AMATI, G.; MOTTA, V.; VECCHIATO, R. Roadmapping for innovation management: Evidence from Pirelli. **R&D Management**, v. 50, n. 4, p. 462-477, 2020.
- ANNOSI, M. C. et al. Digitalization in the agri-food industry: the relationship between technology and sustainable development. **Management decision**, v. 58, n. 8, p. 1737-1757, 2020.
- ANNOSI, M. C. et al. An integrative review of innovations in the agricultural sector: The roles of agency, structure, and their dynamic interplay. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 185, p. 122035, 2022.
- ARIA, M.; CUCCURULLO, C. Bibliometrix: An R-tool for comprehensive science mapping analysis, **Journal of Informetrics**, 11(4), pp 959-975, 2017.
- ARMAN, H. et al. Integrated technology roadmapping tool to aid the decision-making of R&D investments. **International Journal of Innovation and Technology Management**, v. 11, n. 02, p. 1450006, 2014.
- BAGNO, R. B.; SALERNO, M. S.; DA SILVA, D. O. Models with graphical representation for innovation management: a literature review. **R&D Management**, v. 47, n. 4, p. 637-653, 2017.
- BAGNO, R. B.; FREITAS, J. S. Setting the three-stage R&D shared portfolio methodology: an innovative approach to industry–university collaboration. **Revista de Gestão**, 2022.
- BORCH, K.; RASMUSSEN, B. An analytical approach to the implementation of genetically modified crops. **Trends in biotechnology**, v. 18, n. 12, p. 484-486, 2000.
- BORCH, K. Emerging technologies in favour of sustainable agriculture. **Futures**, v. 39, n. 9, p. 1045-1066, 2007.
- CALAFAT-MARZAL, C. et al. Agri-food 4.0: Drivers and links to innovation and eco-innovation. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 207, p. 107700, 2023.
- CALOF, J.; SMITH, J. The integrative domain of foresight and competitive intelligence and its impact on R&D management. **R&D Management**, v. 40, n. 1, p. 31-39, 2010.
- CARVALHO, M. M.; FLEURY, A.; LOPES, A. P. An overview of the literature on technology roadmapping (TRM): Contributions and trends. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 80, n. 7, p. 1418-1437, 2013.
- CASTILLO-CAMARENA, N.; LÓPEZ-ORTEGA, E. Technological foresight as support for the planning of research and development centers: the case of EI-UNAM. **Foresight**, v. 23, n. 4, p. 457-476, 2021.
- CHAKRABORTY, S.; NIJSSEN, E. J.; VALKENBURG, R. A systematic review of industry-level applications of technology roadmapping: Evaluation and design propositions for roadmapping practitioners. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 179, p. 121141, 2022.
- CHO, Y.; YOON, S.; KIM, K. An industrial technology roadmap for supporting public R&D planning. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 107, p. 1-12, 2016.
- CHOI, M.; CHOI, H. Foresight for science and technology priority setting in Korea. **Foresight and STI Governance**, v. 9, n. 3 (eng), p. 54-65, 2015.

- CHOI, S. et al. An SAO-based text mining approach to building a technology tree for technology planning. **Expert Systems with Applications**, v. 39, n. 13, p. 11443-11455, 2013.
- COATES, V. et al. On the future of technological forecasting. **Technological forecasting and social change**, v. 67, n. 1, p. 1-17, 2001.
- CONTRERAS-MEDINA, D. I.; MEDINA-CUÉLLAR, S. E.; RODRÍGUEZ-GARCÍA, J. M. Roadmapping 5.0 Technologies in Agriculture: A Technological Proposal for Developing the Coffee Plant Centered on Indigenous Producers' Requirements from Mexico, Via Knowledge Management. **Plants**, v. 11, n. 11, p. 1502, 2022.
- DE ALCANTARA, D. P.; MARTENS, M. L. Technology Roadmapping (TRM): a systematic review of the literature focusing on models. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 138, p. 127-138, 2019.
- DE ALMEIDA, M. F. L.; DE MORAES, C. A. C.; DE MELO, M. A. C. Technology foresight on emerging technologies: implications for a national innovation initiative in Brazil. **Journal of technology management & innovation**, v. 10, n. 2, p. 183-197, 2015.
- DE SOUSA, W. G. et al. How and where is artificial intelligence in the public sector going? A literature review and research agenda. **Government Information Quarterly**, v. 36, n. 4, p. 101392, 2019.
- DUFVA, M.; KÖNNÖLÄ, T.; KOIVISTO, R. Multi-layered foresight: Lessons from regional foresight in Chile. **Futures**, v. 73, p. 100-111, 2015.
- ENA, O. V.; CHULOK, A. A.; SHASHNOV, S. A. Networking for sustainable Foresight: a Russian study. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 119, p. 268-279, 2017.
- ENKEL, E.; BOGERS, M.; CHESBROUGH, H. Exploring open innovation in the digital age: A maturity model and future research directions. **R&D Management**, v. 50, n. 1, p. 161-168, 2020.
- ESMAELIAN, M. et al. A multiple correspondence analysis model for evaluating technology foresight methods. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 125, p. 188-205, 2017.
- FERNANDES, A. N. M.; BARROS, M. A. C.; HAMATSU, N. K.. Trend of Technologies 4.0 in Brazil-what does the demand about the Public Selection MCTI/FINEP/FNDCT Grant to Innovation 04/2020 tell us? **Revista Ciência Agronômica**, v. 51, 2021.
- GAPONENKO, N. In search of sectoral foresight methodology: Bridging foresight and sectoral system of innovation and production. **Futures**, v. 135, p. 102859, 2022.
- GERDSRI, N. An analytical approach to building a technology development envelope (TDE) for roadmapping of emerging technologies. **International Journal of Innovation and Technology Management**, v. 4, n. 02, p. 121-135, 2007.
- GERDSRI, N.; MANOTUNGVORAPUN, N. Systemizing the Management of University-Industry Collaboration: Assessment and Roadmapping. **IEEE Transactions on Engineering Management**, v. 69, n. 1, p. 245-261, 2022.
- GERSHMAN, M.; BREDIKHIN, S.; VISHNEVSKIY, K. The role of corporate foresight and technology roadmapping in companies' innovation development: The case of Russian state-owned enterprises. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 110, p. 187-195, 2016.
- GEUM, Y.; PARK, Y. The state-of-the-art of public-sector technology roadmaps: A taxonomical approach to energy technology roadmaps. **Science and Public Policy**, v. 40, n. 3, p. 327-339, 2013.
- GIBSON, E. et al. Bibliometric analysis as a tool for identifying common and emerging methods of technological Foresight **Foresight**.-2018. V, v. 12, p. 6-24.
- GOEL, R. K. et al. Smart agriculture–Urgent need of the day in developing countries. **Sustainable Computing: Informatics and Systems**, v. 30, p. 100512, 2021.
- GOMES, L. A. V. et al. Ecosystem policy roadmapping. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 170, p. 120885, 2021.

- GOUVEA, R. et al. Innovation, ICT & food security. **Global Food Security**, v. 35, p. 100653, 2022.
- HARUVY, N.; SHALHEVET, S. Integrating technology foresight methods with environmental life cycle assessment to promote sustainable agriculture. **International Journal of Foresight and Innovation Policy**, v. 8, n. 2-3, p. 129-142, 2012.
- HARZING, A.; ALAKANGAS, S. Google Scholar, Scopus and the Web of Science: a longitudinal and cross-disciplinary comparison. **Scientometrics**, v. 106, n. 2, p. 787-804, 2016.
- HIROSE, Y. et al. Kick-Starting Roadmapping Implementation in Corporate Settings: Lessons Learned from IHI Corporation. **International Journal of Innovation and Technology Management**, p. 2250039, 2022.
- HO, J.; O'SULLIVAN, E. Strategic standardisation of smart systems: A roadmapping process in support of innovation. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 115, p. 301-312, 2017.
- HUANG, C. et al. A fuzzy-mop-based competence set expansion method for technology roadmap definitions. **Mathematics**, v. 9, n. 2, p. 135, 2021.
- HWANG, J. et al. Technology foresight in Korea: a review of recent government exercises. **Competitiveness Review: An International Business Journal**, v. 21, n. 5, p. 418-427, 2011.
- JACONIS, S. B. et al. Systematically monitoring, relational database and technology roadmapping for trends and innovation opportunities in biopolymers. **Journal of Renewable Materials**, v. 7, n. 11, p. 1221-1230, 2019.
- JEONG, Y.; YOON, B. Development of patent roadmap based on technology roadmap by analyzing patterns of patent development. **Technovation**, v. 39, p. 37-52, 2015.
- JEONG, Y. et al. Development of a patent roadmap through the Generative Topographic Mapping and Bass diffusion model. **Journal of Engineering and Technology Management**, v. 38, p. 53-70, 2015.
- KANAMA, D.; KONDO, A.; YOKOO, Y. Development of technology foresight: integration of technology roadmapping and the Delphi method. **International Journal of Technology Intelligence and Planning**, v. 4, n. 2, p. 184-200, 2008.
- KAYABAY, K. et al. Data science roadmapping: An architectural framework for facilitating transformation towards a data-driven organization. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 174, p. 121264, 2022.
- KERR, C.; PHAAL, R.; PROBERT, David. Cogitate, articulate, communicate: The psychosocial reality of technology roadmapping and roadmaps. **R&D Management**, v. 42, n. 1, p. 1-13, 2012.
- KERR, C.; PHAAL, R. Roadmapping and roadmaps: Definition and underpinning concepts. **IEEE Transactions on Engineering Management**, v. 69, n. 1, p. 6-16, 2021.
- KIM, J.; GEUM, Y. How to develop data-driven technology roadmaps: The integration of topic modeling and link prediction. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 171, p. 120972, 2021.
- KIM, S.; CHOI, C. Strategic technology roadmapping for inter-ministry R&D cooperation. **International Journal of Technology Management**, v. 76, n. 3-4, p. 236-257, 2018.
- KINDRAS, A.; MEISSNER, D.; VISHNEVSKIY, K. Regional foresight for bridging national science, technology, and innovation with company innovation: experiences from Russia. **Journal of the Knowledge Economy**, v. 10, n. 4, p. 1319-1340, 2019.
- KOSTOFF, R. N.; SCHALLER, R. R. Science and technology roadmaps. **IEEE Transactions on engineering management**, v. 48, n. 2, p. 132-143, 2001.
- LEE, C. A review of data analytics in technological forecasting. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 166, p. 120646, 2021.
- LETABA, P. T.; PRETORIUS, M. W.; PRETORIUS, L. Analysis of the intellectual structure and evolution of technology roadmapping literature. In: **2015 Portland International**

- Conference on Management of Engineering and Technology (PICMET)**. IEEE, 2015. p. 2248-2254.
- LETABA, P. T.; PRETORIUS, M. W. Toward sociotechnical transition technology roadmaps: a proposed framework for large-scale projects in developing countries. **IEEE Transactions on Engineering Management**, v. 69, n. 1, p. 195-208, 2022.
- LI, N.; CHEN, K.; KOU, M. Technology foresight in China: Academic studies, governmental practices and policy applications. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 119, p. 246-255, 2017.
- LOYARTE, E. et al. Technology roadmapping (TRM) and strategic alignment for an applied research centre: a case study with methodological contributions. **R&D Management**, v. 45, n. 5, p. 474-486, 2015.
- MAGRUK, A. Innovative classification of technology foresight methods. **Technological and economic development of economy**, v. 17, n. 4, p. 700-715, 2011.
- MAINZER, K. Technology foresight and sustainable innovation development in the complex dynamical systems view. **Foresight and STI Governance**, v. 14, n. 4 (eng), p. 10-19, 2020.
- MCDOWALL, W. Technology roadmaps for transition management: The case of hydrogen energy. **Technological forecasting and social change**, v. 79, n. 3, p. 530-542, 2012.
- MENDES, J. A. J. et al. Dimensions of digital transformation in the context of modern agriculture. **Sustainable Production and Consumption**, v. 34, p. 613-637, 2022.
- MILES, I. UK Foresight: three cycles on a highway. **International Journal of Foresight and Innovation Policy**, v. 2, n. 1, p. 1-34, 2005.
- MIKHAILOV, A. et al. Californian innovation ecosystem: emergence of agtechs and the new wave of agriculture. **Innovation & Management Review**, v. 18, n. 3, p. 222-236, 2021.
- MIKOVA, N.; SOKOLOVA, A. Comparing data sources for identifying technology trends. **Technology Analysis & Strategic Management**, v. 31, n. 11, p. 1353-1367, 2019.
- MÜHLROTH, C.; GROTTKE, M. A systematic literature review of mining weak signals and trends for corporate foresight. **Journal of Business Economics**, v. 88, n. 5, p. 643-687, 2018.
- MÜHLROTH, C.; GROTTKE, M. Artificial intelligence in innovation: how to spot emerging trends and technologies. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 2020.
- NAMBISAN, S. et al. Digital Innovation Management: Reinventing innovation management research in a digital world. **MIS quarterly**, v. 41, n. 1, 2017.
- NOH, H. et al. How to improve a technology evaluation model: A data-driven approach. **Technovation**, v. 72, p. 1-12, 2018.
- NOH, H.; LEE, S. What constitutes a promising technology in the era of open innovation? Na investigation of 95atente potential from multiple perspectives. *Technological Forecasting and Social Change*, v. 157, p. 120046, 2020.
- NOVOSELOV, K. S. et al. A roadmap for graphene. **Nature**, v. 490, n. 7419, p. 192-200, 2012.
- ONOYAMA, S. S. et al. Technology roadmapping, uma alternativa no delineamento da pesquisa agropecuária e sua aplicação na cadeia de cenoura. **Horticultura Brasileira**, v. 30, p. 572-578, 2012.
- PAGE, M. et al. The PRISMA 2020 statement: an updated guideline for reporting systematic reviews. **Systematic reviews**, v. 10, n. 1, p. 1-11, 2021.
- PARK, H. et al. Twenty years of technology and strategic roadmapping research: A school of thought perspective. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 154, p. 119965, 2020.
- PHAAL, R.; FARRUKH, C. J. P.; PROBERT, D. R. Technology roadmapping—A planning framework for evolution and revolution. **Technological forecasting and social change**, v. 71, n. 1-2, p. 5-26, 2004.
- PHILIP, P. Science in a different way: a prospective study of environmental demand and its translation in scientific and technical terms for the management of research and development. **International Journal of Sustainable Development**, v. 2, n. 3, p. 425-434, 1999.

- PIGFORD, A. E.; HICKEY, G. M.; KLERKX, L. Beyond agricultural innovation systems? Exploring an agricultural innovation ecosystems approach for niche design and development in sustainability transitions. **Agricultural Systems**, v. 164, p. 116-121, 2018.
- PORA, U. et al. Data-driven roadmapping (DDRM): Approach and case demonstration. **IEEE Transactions on Engineering Management**, v. 69, n. 1, p. 209-227, 2020.
- PROSKURYAKOVA, L. Energy technology foresight in emerging economies. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 119, p. 205-210, 2017.
- R Core Team (2022). R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. URL <https://www.R-project.org/>.
- RAMOS, P. H. B.; PEDROSO, M. C. Classification and categorization of Brazilian agricultural startups (Agtechs). **Innovation & Management Review**, v. 18, n. 3, p. 237-257, 2021.
- RICHEY, J. M.; GRINNELL, M. Evolution of roadmapping at Motorola. **Research-Technology Management**, v. 47, n. 2, p. 37-41, 2004.
- RIKKONEN, P.; TAPIO, P. Future prospects of alternative agro-based bioenergy use in Finland—Constructing scenarios with quantitative and qualitative Delphi data. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 76, n. 7, p. 978-990, 2009.
- ROHRBECK, R.; THOM, N.; ARNOLD, H. IT tools for foresight: The integrated insight and response system of Deutsche Telekom Innovation Laboratories. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 97, p. 115-126, 2015.
- ROMANI, L. A. S. et al. Role of Research and Development Institutions and AgTechs in the digital transformation of Agriculture in Brazil. **Revista Ciência Agronômica**, v. 51, n. 5, 2020.
- RUTTING, L. et al. Participatory scenario planning and framing of social-ecological systems: an analysis of policy formulation processes in Rwanda and Tanzania. **Ecology and Society**, v. 26, n. 4, 2021.
- SAREMINIA, S. et al. Developing Technology Roadmapping Combinational Framework by Meta Synthesis Technique. **International Journal of Innovation and Technology Management**, v. 16, n. 02, p. 1950019, 2019.
- SCHLOSSSTEIN, D.; PARK, B. Comparing recent technology foresight studies in Korea and China: towards foresight-minded governments? **Foresight**, v. 8, n. 6, p. 48-70, 2006.
- SHIBATA, N.; KAJIKAWA, Y.; SAKATA, I. Detecting potential technological fronts by comparing scientific papers and patents. **Foresight**, 2011.
- SILVELLO, G. C.; ALVES, A. S.; ALCARDE, A. R. Integrated technology roadmapping in startups: a case study of an AgTech in the Cachaça industry. **Scientia Agrícola**, v. 78, n. 5, e20190343, 2021.
- SIMONSE, L. WL; HULTINK, E. J.; BUIJS, J. A. Innovation roadmapping: Building concepts from practitioners' insights. **Journal of product innovation management**, v. 32, n. 6, p. 904-924, 2015.
- SNYDER, H. Literature review as a research methodology: An overview and guidelines. **Journal of business research**, v. 104, p. 333-339, 2019.
- SOKOLOV, A.; CHULOK, A. Priorities for future innovation: Russian S&T Foresight 2030. **Futures**, v. 80, p. 17-32, 2016.
- SON, C.; KIM, J.; KIM, Y. Developing scenario-based technology roadmap in the big data era: an utilisation of fuzzy cognitive map and text mining techniques. **Technology Analysis & Strategic Management**, v. 32, n. 3, p. 272-291, 2020.
- SPECHT, K.; ZOLL, F.; SIEBERT, R. Application and evaluation of a participatory “open innovation” approach (ROIR): The case of introducing zero-acreage farming in Berlin. **Landscape and Urban Planning**, v. 151, p. 45-54, 2016.
- TERÁN-BUSTAMANTE, A.; MARTÍNEZ-VELASCO, A.; DÁVILA-ARAGÓN, G. Knowledge management for open innovation: Bayesian networks through machine learning. **Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity**, v. 7, n. 1, p. 40, 2021.
- TRABUCCHI, D.; BUGANZA, T. Data-driven innovation: switching the perspective on Big Data. **European Journal of Innovation Management**, 2018.

- UGHETTO, E. Foresight as a triple helix of industry, university and government relations. **Foresight**, v. 9, n. 5, p. 14-22, 2007.
- UNITED NATIONS INDUSTRIAL DEVELOPMENT ORGANIZATION (UNIDO). A world without hunger is possible. This is how! Nova York, 2022. Disponível em: <https://iap.unido.org/articles/world-without-hunger-possible-how>. Acesso em: 27 mar. 2023.
- URBINATI, A. et al. The role of digital technologies in open innovation processes: an exploratory multiple case study analysis. **R&D Management**, v. 50, n. 1, p. 136-160, 2020.
- VAN DER MEULEN, B.; DE WILT, J.; RUTTEN, H. Developing futures for agriculture in the Netherlands: a systematic exploration of the strategic value of foresight. **Journal of Forecasting**, v. 22, n. 2-3, p. 219-233, 2003.
- VECCHIATO, R. Creating value through foresight: First mover advantages and strategic agility. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 101, p. 25-36, 2015.
- WAGNER; C. S.; POPPER, S. W. Identifying critical technologies in the United States: A review of the federal effort. **Journal of Forecasting**, v. 22, n. 2-3, p. 113-128, 2003.
- WALSH, S. T. et al. The semiconductor silicon industry roadmap: epochs driven by the dynamics between disruptive technologies and core competencies. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 72, n. 2, p. 213-236, 2005.
- WATANABE, M. Expectations of research roadmaps mainly made by the academic community—construction of a national innovation system through communication between industry, academia and government. **Advanced Robotics**, v. 23, n. 11, p. 1425-1428, 2009.
- WATANABE, M. et al. Research on the TRM Kaizen Method for Governmental Organizations to Apply Technology Roadmapping as a Methodology to Achieve the Goals of Industrial Technology Policy. **IEEE Transactions on Engineering Management**, v. 69, n. 1, p. 17-33, 2022.
- WASHIDA, Y.; YAHATA, A. Predictive value of horizon scanning for future scenarios. **Foresight**, v. 23, n.1, p. 17-32, 2021.
- WIMMER, M. A. et al. Transforming government by leveraging disruptive technologies: Identification of research and training needs. **JeDEM- eJournal of eDemocracy and Open Government**, v. 12, n. 1, p. 87-113, 2020.
- YASUNAGA, Y.; WATANABE, M.; KORENAGA, M. Application of technology roadmaps to governmental innovation policy for promoting technology convergence. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 76, n. 1, p. 61-79, 2009.
- ZHU, J.; LIU, W. A tale of two databases: The use of Web of Science and Scopus in academic papers. **Scientometrics**, v. 123, n. 1, p. 321-335, 2020.
- ZUIDERWIJK, A.; CHEN, Y.; SALEM, F. Implications of the use of artificial intelligence in public governance: A systematic literature review and a research agenda. **Government Information Quarterly**, v. 38, n. 3, p. 101577,

### **ARTIGO 3 – Augmented TRM: roadmapping tecnológico aumentado por IA generativa na gestão da inovação agrícola pelo setor público<sup>14</sup>**

#### **RESUMO**

A Inteligência Artificial (IA) permite às organizações a ampliação de seu espaço de ideação e busca exploratória. A IA generativa de fácil usabilidade tem provocado a democratização de seu uso para a gestão da inovação, pois interage com o usuário em linguagem natural. Large Language Models (LLMs), como o Bard, o Generative Pretrained Transformer (GPT-3 e 4), e o Llama 2, podem amplificar as fases iniciais da inovação. O Technology Roadmapping (TRM) é um método de captura de tendências tecnológicas reconhecido por retratar as ligações dinâmicas (incluindo descontinuidades) entre soluções de produto/serviço, objetivos organizacionais e impulsionadores de negócios. Contudo, as discussões sobre a adoção de modelos de recentes de PLN para alavancar a busca sistemática de oportunidades de inovação ainda é incipiente. O objetivo desta pesquisa foi desenvolver e avaliar um framework de processo e um agente de IA (chatbot) que configurem os preceitos básicos para um processo de roadmapping tecnológico aumentado por IA generativa (Augmented TRM). A pesquisa adota o método de Design Science Research (DSR) por focar na criação de artefatos para resolver problemas complexos e gerar conhecimento em design. Foi realizado um estudo de caso na Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária para avaliar os artefatos desenvolvidos no ambiente da inovação no setor público. Os resultados apontam que, mesmo com as capacidades impressionantes dos modelos de LLM, não se vislumbra que a IA substituirá completamente os humanos nos processos de inovação. Uma maneira pela qual a IA poderia atuar em colaboração com as equipes de inovação seria na forma de uma “inteligência híbrida”, humana e artificial.

**Palavras-chave:** Large Language Models, ChatGPT, inteligência artificial, inovação direcionada por dados

#### **ABSTRACT**

Artificial Intelligence (AI) enables organizations to expand their ideation space and exploratory search. Easily usable generative AI has led to the democratization of its use in innovation management, as it interacts with users in natural language. Large Language Models (LLMs), such as Bard, Generative Pretrained Transformer (GPT-3 and 4), and Llama 2, can amplify the initial phases of innovation. Technology Roadmapping (TRM) is a method for capturing technological trends known for depicting the dynamic links (including discontinuities) between product/service solutions, organizational goals, and business drivers. However, discussions on the adoption of recent Natural Language Processing (NLP) models to leverage the systematic search for innovation opportunities are still in their infancy. The aim of this research was to develop and evaluate a framework and an AI agent (chatbot) that establish the basic precepts for a generative AI-augmented technology roadmapping process (Augmented TRM). The research adopts the Design Science Research (DSR) method for focusing on creating artifacts to solve complex problems and generate design knowledge. A case study was conducted at the Brazilian Agricultural Research Corporation to evaluate the artifacts developed in the public sector innovation environment. The results indicate that, despite the impressive capabilities of LLM models, it is not envisioned that AI will completely replace humans in innovation processes. One way AI could collaborate with innovation teams is in the form of a "hybrid intelligence," both human and artificial.

**Keywords:** Large Language Models, ChatGPT, Artificial Intelligence, Data-Driven Innovation

---

<sup>14</sup> Artigo em versão preliminar redigido conforme as normas editoriais da Technological Forecasting and Social Change (e-ISSN: 0040-1625).

## 1. Introdução

A Inteligência Artificial (IA) permite às organizações a ampliação de seu espaço de ideação e busca exploratória, dada a sua capacidade de análise e síntese de grandes quantidades de dados de fontes e formatos variados, funcionando como um sonar de captura de oportunidades tecnológicas ocultas (Brem et al., 2021; Du, 2023; Gama & Magistretti, 2023). À medida que técnicas avançadas de deep learning têm evoluído rapidamente, observa-se um impacto relevante dos componentes de IA sobre o design e uso de sistemas computacionais com aplicação em diferentes domínios e finalidades (Hevner & Storey, 2023; Haefner et al., 2023).

Para além da função de meros instrumentos científicos, os modelos de IA na atualidade podem se envolver em diferentes etapas de um processo de resolução de problemas complexos (Bianchini et al., 2022), chegando a serem classificados como parceiros de equipe, como no caso da IA generativa (Seeber et al., 2020; Bouschery et al., 2023). Muito dessa percepção decorre do fato de terem se mostrado capazes de realizar tarefas que demandam cognição qualificada, requerendo pouca ou nenhuma supervisão humana (Truong & Papagianidis, 2022). De maneira que, o impacto da IA vai além da automatização de tarefas discretas, mas se estende à alteração inovadora de processos existentes e à introdução de tarefas completamente novas nos contextos organizacionais (Holm et al., 2023).

A IA generativa de usabilidade facilitada tem provocado um movimento de democratização de seu uso para a gestão da inovação, pois suas habilidades de compreensão de linguagem semelhantes às humanas permitem um formato intuitivo de interação com o usuário com base em linguagem natural (Bouschery et al., 2023; Zhang et al., 2021a). Large Language Models (LLMs), como o Bard (Pichai, 2023), o Generative Pretrained Transformer (GPT-3 e 4) (Radford et al., 2018; Openai, 2023a), e o Llama 2 (Touvron et al., 2023), podem amplificar as fases iniciais da inovação, em particular, a exploração, ideação e a prototipagem digital (Bilgram & Laarmann, 2023).

Avançar no entendimento das atividades e funções de intermediação que abordagens específicas de Processamento de Linguagem Natural (PLN) são capazes de desempenhar pode ajudar na compreensão da utilidade prática dessas aplicações não apenas como tecnologia, mas como uma agência não-humana que orquestra informações para melhorar a busca por inovação (Just, 2024). Além disso, as técnicas de deep learning explicáveis podem ser úteis para aprofundar a compreensão dos aspectos não lineares da inovação tecnológica (Lee, 2021).

Neste contexto, no qual a IA continuará a encontrar novas áreas de aplicação assumindo um propósito de uso geral (Von Krogh, 2018), é provável que os gestores se tornem menos tomadores de decisão e mais curadores de portfólios de algoritmos e fluxos de dados, e funcionários que possuam habilidades tanto em IA quanto específicas do domínio sejam particularmente valorizados (Ångström et al., 2023).

Argumenta-se que a IA possa desempenhar o papel de facilitador criativo e parceiro da gestão ao longo do processo de Data-driven Innovation (DDI). No entanto, ainda se está longe de compreender todos os possíveis casos de uso, benefícios e armadilhas associados às equipes de inovação híbrida (humano-máquina). O que denota a necessidade de aprofundamento da pesquisa neste contexto, não apenas sob a perspectiva técnica, mas sobretudo sob o prisma gerencial (Bouschery et al., 2023). Uma vez que, são os seres humanos quem têm ideias, conduzem pesquisa e desenvolvimento, elaboram e implementam ações estratégicas, além de gerenciarem rotinas organizacionais que visam permitir que as equipes de inovação se concentrem em suas tarefas (Truong & Papagiannidis, 2022).

Mais do que utilizar a IA para automatizar tarefas repetitivas e intensivas em esforço, vê-se a oportunidade de aproveitá-la para alavancar a análise de big data não estruturados, em formato de texto, som e vídeo, onipresentes no processo de inovação (Hain et al., 2023). A IA pode instrumentar os envolvidos no processo de inovação a responder melhor às perguntas existentes e a fazer perguntas melhores com base em modelos que estimam uma variedade de interações complexas entre variáveis, podendo resultar na derivação indutiva de novas hipóteses ou perguntas sobre o cenário de inovação (Kakatkhar et al., 2020). Ademais, pode facilitar o compartilhamento eficaz de conhecimento entre organizações que buscam fomentar a inovação aberta via exploração focada na identificação de oportunidade de inovação e na avaliação da compatibilidade de parcerias (Broekhuizen et al., 2023).

Os desafios gerenciais relacionados à implementação de IA para a Pesquisa, Desenvolvimento e Inovação (PD&I) ainda carecem de ser explorados e avaliados empiricamente (Gama & Magistretti, 2023; Johnson et al., 2022), especialmente na discussão sobre a validação das pesquisas a partir de padrões e práticas recomendadas, o que depende de avanços tanto das abordagens técnicas quanto de metodologias de pesquisa (Just, 2024). Modelos mais avançados de mineração de dados e texto, processamento de linguagem natural e modelos Transformers podem ser avaliados para a descoberta de oportunidades tecnológicas (Lee et al., 2022; Dwivedi et al., 2023).

Na busca pela inovação, processos sistemáticos de reflexão sobre tendências tecnológicas se tornam fundamentais em empresas ou instituições de ciência e tecnologia. A participação de áreas corporativas que tenham interface com PD&I também são essenciais para o delineamento das estratégias e, quando necessário, o redirecionamento da pesquisa em razão dos resultados que se pretende alcançar (Braga et al., 2022). Como no ecossistema da saúde, em que o uso de IA para acelerar inovações permitiu a transformação de ensaios clínicos e outras aplicações biomédicas, desestabilizando substancialmente as abordagens corporativas convencionais para assuntos patenteáveis, afetando inclusive empresas incumbentes reconhecidas por sua capacidade inovativa (Iqbal & Sadaf, 2023).

O Technology Roadmapping (TRM) é um método de captura de tendências tecnológicas que ganhou destaque na academia e nas organizações por ter a capacidade de retratar as ligações dinâmicas (incluindo descontinuidades) entre soluções de produto/serviço, objetivos organizacionais e impulsionadores de negócios, características de mercado e o ambiente de transformação tecnológica (Kerr & Phaal, 2022; Vinayavekhin et al., 2021). Estudos anteriores propõem métodos e ferramentas de realização de roadmappings fundamentados em dados e com o uso de machine learning (Breckel et al., 2022; Kayabay et al., 2022; Kim & Geum, 2021; Kim et al., 2023; Feng et al., 2022; Pora et al., 2020; Yuskevich et al., 2021), alguns focados na extração de temas emergentes em base de dados de patentes e artigos científicos (Xu et al. 2021, Zhang et al, 2021b; Chun et al., 2021; Geum & Kim, 2020). Essa etapa preliminar da inovação muitas vezes é vista como difusa, pois demanda percorrer espaços de busca amplos, o que frequentemente envolve lidar com volumes expressivos de dados, frequentemente não estruturados, como textos, imagens ou vídeos (Haefner et al., 2021; Kakatkar et al., 2020; Mühlroth & Grottke, 2020).

As máquinas inteligentes podem ajudar as equipes de inovação a contornarem restrições de tempo e recursos (Truong & Papagiannidis, 2022), atuando como catalisadores para a recombinação de conhecimento entre domínios científicos e, assim, enriquecendo e transformando o espaço de conhecimento. Tal abordagem não se limita apenas à capacidade de reduzir os custos de atividades científicas específicas, mas no favorecimento à construção de um novo paradigma para a própria ciência (Bianchini et al., 2022).

Contudo, as discussões sobre a adoção de modelos de recentes de PLN para alavancar o a busca sistemática de tecnologias emergentes e oportunidades de inovação ainda é incipiente (Hain et al., 2023). A DDI é um fenômeno emergente baseado na integração de dados digitais e análises (Mortati et al., 2023), pelo qual, a IA, e especialmente os modelos de linguagem

baseados em Transformers, podem ser particularmente úteis para promover processos divergentes e ajudar a explorar espaços de problemas e soluções (Bouschery et al., 2023). Nesse sentido, busca-se com esse artigo responder a seguinte pergunta: **O processo de roadmapping tecnológico pode ser aumentado com a incorporação de agentes de Inteligência Artificial baseados em Large Language Models?** Como objetivo, propõe-se desenvolver e avaliar um framework de processo e um agente de IA (chatbot) que configurem os preceitos básicos para um processo de roadmapping tecnológico aumentado por IA (Augmented TRM).

Neste contexto, a pesquisa que adota o método de Design Science Research (DSR) torna-se essencialmente útil, pois se baseia na criação de artefatos inovadores para resolver problemas complexos do mundo real e gerar conhecimento em design, extrapolando ideia de meramente fornecer uma explicação teórica de um fenômeno empírico (Akoka et al., 2023; Romme & Holmström, 2023). Especificamente, uma nova mentalidade centrada em dados, aliada a ferramentas de desenvolvimento que permitam que especialistas em domínio industrial participem da criação, implantação e manutenção de sistemas de IA, permitirá que diversas organizações possam colher as recompensas que a IA pode oferecer, e não somente as intensivas em tecnologia digital, como as Bigtechs (Ng, 2021).

Além desta introdução, o artigo é organizado em mais cinco seções descritas a seguir. Na Seção 2, uma breve fundamentação teórica sobre Large Language Models. Na Seção 3, uma descrição do percurso metodológico utilizado no desenvolvimento e avaliação do framework de processo e agente de IA (chatbot) propostos pela pesquisa. Seção 4, faz-se a descrição das características dos artefatos desenvolvidos. Seção 5, apresenta-se e discute o estudo de caso com a avaliação pelos especialistas. Por fim, a conclusão encerra a discussão e demonstra as limitações do estudo.

## **1. Referencial Teórico**

### *1.1 Large Language Models*

O surgimento da arquitetura de modelos Transformers e o sistema de autoatenção para determinar a significância de componentes de entrada ao gerar previsões de texto, a partir de modelos de linguagem, elevaram significativamente o desempenho das redes neurais autorregressivas e autossupervisionadas (Devlin et al., 2018; Vaswani et al., 2017). Tal avanço permitiu que os modelos passassem a melhor prever as conexões entre palavras e a lidar com

dependências de longo alcance em textos de linguagem natural, independentemente de sua posição (Kasneci et al., 2023;).

A linguagem refere-se a um sistema complexo e intrincado de expressões humanas regido por regras gramaticais, o que representa um desafio significativo para o desenvolvimento de algoritmos de IA capazes de assimilação de uma língua (Zhao et al., 2023). Apesar da geração de linguagem natural ter desempenhado um papel menor no passado, a chegada dos LLMs e suas capacidades gerativas têm provocado um distanciamento do campo em relação aos modelos de saída baseada em palavras-chave, trazendo um forte interesse pela geração automática de texto fluente (Just, 2024).

Esses modelos são pré-treinados com enormes quantidades de dados textuais e podem gerar textos semelhantes aos humanos, responder a consultas feitas pelos usuários e realizar outras ações relacionadas à linguagem com alta precisão (Radford et al., 2018; Kar et al., 2023). Além disso, são demandadas elevadas capacidades de poder computacional e recursos financeiros para que esta etapa de treinamento dos modelos seja realizada. O que pode justificar a recente vantagem de determinados atores da indústria de tecnologia digital nesse tipo de desenvolvimento sobre a academia (Maslej et al., 2023).

Após seu lançamento no fim de 2022, o ChatGPT rapidamente alcançou mais de 100 milhões de usuários ativos cotidianamente (Eysenbach et al., 2023), o que representa um notável alcance em termos de difusão tecnológica. Desde então, uma acelerada competição tem ocorrido com o intuito apresentar ao mercado soluções cada vez mais capazes em termos de acurácia da informação gerada e desempenho satisfatório à tarefa solicitada pelo usuário (Bouschery et al., 2023; Just, 2024; Karakose et al., 2023). A evolução técnica dos LLMs tem provocado um impacto significativo na comunidade de IA, em virtude das mudanças que representa para a forma como os algoritmos são desenvolvidos e utilizados na prática (Zhao et al., 2023).

No entanto, deve-se alertar que, em sua forma atual, essas ferramentas ainda estão em seu estágio inicial de desenvolvimento e há um longo percurso de amadurecimento e validação até que se tornem totalmente capazes de apoiar o trabalho científico. Da mesma forma que, o corpus de treinamento prévio ao qual elas são submetidas representa um fator de limitação e viés (Openai 2023; Karakose et al., 2023). Esses sistemas podem ser propensos a alucinações, gerando respostas incoerentes ou falsas com desenvoltura, tornando difícil estabelecer confiança neles para aplicações críticas. Tradicionalmente, os sistemas de IA se saem satisfatoriamente bem em tarefas específicas, mas têm demonstrado dificuldades em tarefas

mais amplas. Os modelos de linguagem continuam evoluindo suas capacidades generativas, mas novas pesquisas sugerem que eles ainda enfrentam dificuldades em tarefas complexas de planejamento (Maslej et al., 2023).

Prevê-se um futuro que essas tecnologias sejam integradas a diversas indústrias e aplicações, ajudando a automatizar tarefas, aprimorar processos de tomada de decisão e auxiliar os usuários a explorarem novas possibilidades de inovação (Prat, 2019; Kar et al., 2023). Nesse contexto, o potencial de LLMs, como o ChatGPT, se estende a casos de uso ainda mais complexos, em que os usuários expressam intuitivamente suas necessidades, a partir de “prompts”, e participem de conversas significativas com um sistema automatizado (Hassan et al., 2023). Os prompts também podem servir para fomentar o aprendizado de contexto e de detalhamento da tarefa ao modelo (Liu et al., 2023) pela utilização de estratégias como Zero/Few-Shot ou Chain-of-Thought (Wei et al., 2022; Zhao et al., 2023). Essa solução de diálogos de múltiplas rodadas permite que os usuários interajam com pipelines automatizados de aprendizado de máquina em situações dinâmicas, além de proporcionar um formato mais "humano" de interagir com dados em escala (Kalla & Smith, 2023; Xi et al., 2023; Zhang et al., 2019).

Uma vez que os modelos de linguagem têm sido utilizados como a base para o desenvolvimento de diversas outras soluções de PLN, abordagens mais avançadas de modelagem de tópicos neurais enriquecidas por embeddings (Lee et al., 2022) conferem avanços recentes em incorporações de texto em modelos Transformers, promovendo a melhoria na geração de texto com enfoque especializado, como a extração automática de problemas/soluções em registros de patentes (Giordano et al., 2023). LLMs combinam atributos de texto relativos a probabilidades estatísticas aprendidas na fase de treinamento e a variabilidade na saída de texto, influenciada por parâmetros de temperatura ou de engenharia de prompt. Processo que se assemelha à prática de busca de inovação por recombinação de atributos para a geração e enriquecimento de ideias (Just, 2024).

Os modelos disponibilizados por provedores de Application Programming Interface (API), como OpenAI (Openai, 2023b) ou Hugging Face (Hugging Face, 2023) de código aberto, geram automaticamente texto em resposta a um prompt escrito, incluindo pedidos ou perguntas personalizadas que podem influenciar grandemente a exploração das capacidades emergentes dos LLM (Xi et al., 2023; Zhao et al., 2023). Ao conectar os modelos às APIs, torna-se possível a integração de informações atualizadas e de interesse da indústria às capacidades gerativas dos LLM (Openai, 2023b). Bem como, outra maneira de compensar o

conhecimento limitado do modelo fundacional é a estratégia de recuperação de informações relevantes para o contexto de aplicação (Lewis et al., 2020), conhecida como Retrieval-Augmented Generation (RAG), que ocorre por meio da incorporação de dados de um domínio específico do conhecimento a uma base vetorizada auxiliar (Just, 2024). A ajustagem fina de LLMs para domínios específicos ou tarefas dentro de sistemas de diálogo tornou-se uma área ativa de pesquisa. Estudos têm se concentrado em técnicas como engenharia de prompts, pós-processamento baseado em regras ou incorporação de conhecimento externo para aumentar a eficiência e precisão (Hassan et al., 2023).

Nesse contexto, a capacidade de aprender e realizar ações autonomamente distingue os atores tecnológicos inteligentes atuais da maioria das tecnologias historicamente usadas em organizações, resultando em novas formas de organização e desafiando as conceitualizações existentes de tecnologia na teoria organizacional (Bailey et al., 2019; Faraj et al., 2018; Van Rijmenan & Logue, 2021). De tal modo que, a evolução da agência e da condição de ator da IA, mais do que um desenvolvimento tecnológico do qual se procura analisar e dar sentido, também apresenta um sério desafio com o potencial de revisão das suposições vigentes, levando a uma nova ciência da organização (Van Rijmenan & Logue, 2021).

Agentes de IA geralmente se referem à ideia de usar um modelo de linguagem como um motor de raciocínio e conectá-lo a dois componentes chave: ferramentas e memória. Mais do que realizar uma ampla gama de tarefas na forma de perguntas e respostas, agentes autônomos precisam cumprir papéis específicos e aprender autonomamente sobre o ambiente para evoluírem sem depender de uma certa instrução codificada do tipo "se isso, então aquilo" (Van Rijmenan & Logue, 2021). Para preencher a lacuna entre os LLMs tradicionais e agentes autônomos, um aspecto crucial é projetar arquiteturas de agentes racionais para auxiliar os LLMs a maximizarem suas capacidades (Wang et al., 2023).

A IA generativa pode permitir que algumas limitações cognitivas humanas sejam minimizadas, como informações imperfeitas e restrições de tempo que influenciam a capacidade de tomar decisões. Especificamente, em comparação com outros chatbots, o ChatGPT oferece novas perspectivas na criação não apenas de novos frameworks e melhores práticas, mas também de novas teorias e modelos, pois aprende enquanto a interação com o usuário avança (Korzynski et al., 2023). Consequentemente, agentes de IA podem abordar uma ampla gama de problemas, incluindo percepção, raciocínio, conhecimento, planejamento e comunicação, e atravessar paradigmas de pesquisa, como o simbólico (aplicando ferramentas baseadas em lógica e conhecimento em áreas como automação robótica e sistemas

especialistas); estatístico (focando em métodos probabilísticos e aprendizado de máquina, em áreas como árvore de decisão, PLN e redes neurais); e sub-simbólico - incluindo busca inteligente/otimização e abordagens de inteligência incorporada, trabalhando em áreas como algoritmos evolutivos e sistemas autônomos (Van Rijmenan & Logue, 2021).

No cenário atual, a IA conversacional é tida como uma das tecnologias disruptivas que contribui para as funções de gestão. Como reflexo, cerca de 30% dos estudos sobre modelos de linguagem fundamentados em IA generativa são qualitativos e visam compreender a profundidade do conceito. Esses estudos auxiliam acadêmicos e profissionais a entender o impacto dessa tecnologia no desempenho e na sustentabilidade de variadas indústrias (Kar et al., 2023). Além disso, especialistas apontam vários desafios tecnológicos, organizacionais e culturais associados à implementação de IA. Desde a falta de visibilidade dos dados disponíveis até a preferência de funcionários por confiar em sua intuição às análises de dados. Mesmo em organizações com uma certa experiência em IA, ainda se impõe o desafio avançado de complexidade de lidar com um ecossistema que envolve algoritmos, dados, soluções e parceiros. Acrescido da mudança nos processos de trabalho e a negociação de limites e responsabilidades com os funcionários. Uma percepção recorrente é de que nunca seja alcançado um grau de proficiência organizacional plena em IA. Ao contrário, novos e diferentes desafios tecnológicos, organizacionais e culturais transformam a jornada em um fluxo contínuo de aprendizado e maturidade (Ångström et al., 2023).

## **2. Metodologia**

Para o alcance do objetivo deste estudo, adotou-se a metodologia iterativa de projetos de DSR de Peffers et al. (2007); o framework de avaliação de Vanable; Pries-Heje; Baskerville (2016), e; as orientações de relatório e comunicação de Gregor e Hevner (2013) e Romme e Holmström (2023). Foi conceitualizado, desenvolvido e avaliado um artefato na forma de um *Augmented Technology Roadmapping* (*Augmented TRM*). O artefato incorpora dois componentes principais: uma aplicação no formato de agente de IA que utiliza um modelo de *Large Language Model* (ChatGPT 4) como motor de geração de análise (Fig. 2) e um framework conceitual correspondente ao processo organizacional de captura de tendências tecnológicas aumentado por IA (Fig. 3).

Os seguintes pontos foram considerados fundamentais para a demonstração da relevância e o rigor do trabalho: avaliar se as ferramentas disponíveis são ineficazes ou incompletas;

formular uma motivação para a solução de problemas e uma questão de pesquisa para o estudo; implementar consistentemente esta questão de pesquisa em como a ferramenta é projetada; usar métodos e critérios de pesquisa estabelecidos para testar a ferramenta; e, finalmente, manter extensos diários de bordo no desenvolvimento e teste iterativos da ferramenta (Gregor & Hevner, 2013; Romme & Holmström, 2023). De acordo com Peffers et al. (2007), um projeto de pesquisa em DSR compreende as seguintes fases: identificação do problema, definição do objetivo da solução, design e desenvolvimento, demonstração e avaliação, e comunicação.

### *2.1 Identificação do Problema (ciclo de relevância)*

Para desenvolver um entendimento sobre o avanço da IA no campo da inovação e seu uso no contexto escolhido para o estudo de caso foram realizadas duas rodadas, ambas a partir de revisões de literatura. A primeira, com o enfoque de apresentar um panorama teórico acerca da aplicação de técnicas computacionais de análise de dados na gestão de processos de inovação. E a segunda, direcionada a investigar as práticas que permeiam a construção de data-driven roadmappings como instrumentos de apoio ao desenvolvimento de agenda pública de pesquisa e inovação agrícola.

### *2.2 Objetivo da Solução (ciclo de relevância)*

Dois componentes-chave descrevem o espaço de problemas: o contexto de aplicação e os critérios de qualidade para aceitação da solução. Os requisitos de design para soluções satisfatórias devem incluir uma seleção de requisitos das categorias de tecnologia, qualidade da informação, interação humana e necessidades sociais. A descrição desses objetivos de solução e critérios de avaliação relacionados fornece um conjunto rigoroso de critérios para a avaliação de potenciais soluções de design de sistemas de inteligência humano-artificial e estabelece orientações para avaliações formativas e sumativas (Hevner & Storey, 2023).

A pesquisa, bem como o estudo empírico, apresenta uma demanda por diretrizes claras e especificadas sobre as etapas de alavancagem organizacional do uso de inteligência artificial no fuzzy front-end da inovação com o objetivo de identificar tendências tecnológicas e a prospecção de possíveis parceiros para o desenvolvimento em inovação aberta. Consequentemente, para resolver desafios de alinhamento do portfólio de pesquisa com os

interesses da sociedade e aumento da efetividade dos projetos de pesquisa em parceria com stakeholders estratégicos do setor produtivo agrícola brasileiro.

Para explorar os desafios associados à gestão da inovação e IA dentro das organizações, investigou-se a Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária (EMBRAPA), reconhecida por sua relevância para a evolução competitiva e sustentável da agricultura tropical.

### 2.3 *Desenvolvimento*

A fase de desenvolvimento do framework de processo do Augmented TRM teve como início a consolidação dos preceitos teóricos extraídos dos dois artigos de revisão de literatura, seguida da investigação do contexto da organização feita por meio de pesquisa documental. Para promover a triangulação dos dados (Eisenhardt & Graebner, 2007), foram pesquisados dados secundários disponibilizados pela organização em seus portais na internet, como relatórios de estudos prospectivos, documentos de políticas, mapeamento do processo de inovação e documentos técnicos de compartilhamento de experiências com episódios de roadmapping anteriores.

A etapa de desenvolvimento da construção de um agente de IA foi realizada pela utilização da funcionalidade “Create a GPT”, disponível na plataforma da OpenAI (Openai, 2023a, 2023b). Esta ferramenta de prototipagem de agentes de IA é disponibilizada aos usuários da versão Plus do serviço ChatGPT. Também foi necessária a seleção de uma base de dados de patentes da PATENTSCOPE da World Intellectual Property Organization (WIPO) convergentes com as diretrizes estratégicas da organização, compartilhadas em sua página institucional na Web. A pesquisa utilizou os termos “Agriculture” AND “Digital” e o espaço temporal de 01.01.2017 a 30.11.2023, resultando em 622 patentes. O arquivo contendo os campos “Inventor”, “Patent number”, “Title” e “Abstract” foi extraído no formato tabulado (.xls) e incorporado ao agente de IA como base de conhecimento auxiliar para as análises. O aumento dos custos de patenteamento levou algumas organizações internacionais (como a WIPO) a tentarem integrar todos os diferentes bancos de dados de patentes de todo o mundo num único sistema, o que pode favorecer a análise de patentes sobre padrões de inovação globais (Kim & Lee, 2015).

## 2.4 *Demonstração (ciclo de rigor)*

A demonstração consistiu em uma explicação prévia da pesquisa e a apresentação do conceito de Augmented TRM em ambientes artificiais. As etapas previstas no framework de captura de tendências foram detalhadas aos especialistas e a aplicação de IA foi demonstrada a partir de uma simulação de uso. Usou-se um roteiro de prompts desenvolvido pela pesquisadora especialmente para o episódio de simulação do agente de IA. A avaliação refere-se a um estudo de caso em que uma diretriz estratégica da empresa foi utilizada como referência para a geração de análises e posterior avaliação por parte dos especialistas consultados.

## 3.5 *Avaliação (ciclo de rigor)*

O processo de avaliação envolveu dois ciclos de iterações. No início da etapa de desenvolvimento, foram avaliados os componentes e tecnologias do artefato, conduzindo experimentos e simulações em um ambiente simulado fechado junto a um especialista envolvido em projetos de desenvolvimento de soluções de IA generativa, como os LLMs. Esta etapa de caráter formativo possibilitou o refinamento de aspectos técnicos da ferramenta em ainda em fase de desenvolvimento e contribuiu para a o planejamento do roteiro de demonstração com usuários do estudo de caso. Quando o artefato estava amadurecido, fornecendo desempenho suficiente das funções previstas, migrou-se para o processo de teste com usuários reais. Foram coletados dados de observação e qualitativos, mudando para configurações de avaliação mais somativas.

Os dados foram coletados por meio de entrevistas semiestruturadas com a duração entre 30 e 60 minutos, utilizando coleta de dados qualitativos com uma amostra da população de nove especialistas ( $n = 9$ ). Para mitigar o risco de viés do informante, foram entrevistados profissionais de funções diferentes (Eisenhardt & Graebner, 2007). Estes foram identificados pela pesquisa documental e pela técnica de amostragem em bola de neve (Vinuto, 2014). Todos os respondentes estiveram envolvidos em múltiplos projetos de co-desenvolvimento de ativos de base tecnológica, prospecção tecnológica, inteligência estratégica e gestão de portfólio de pesquisa.

Identificada a amostra, seguiu-se com a abordagem de avaliação preconizada por Venable et al. (2016). Foi escolhida a estratégia de avaliação “Risco humano e eficácia”, indicada se o maior risco de design é social ou orientado para o usuário; o custo de avaliação

com usuários reais é relativamente baixo e objetivo crítico da avaliação é estabelecer rigorosamente se a utilidade/benefício continuará em situações reais e no longo prazo. As propriedades avaliadas são apresentadas na Fig. 1 e contemplam: aplicabilidade ao contexto organizacional; eficiência e efetividade, fator humano, e; consequências indesejáveis.

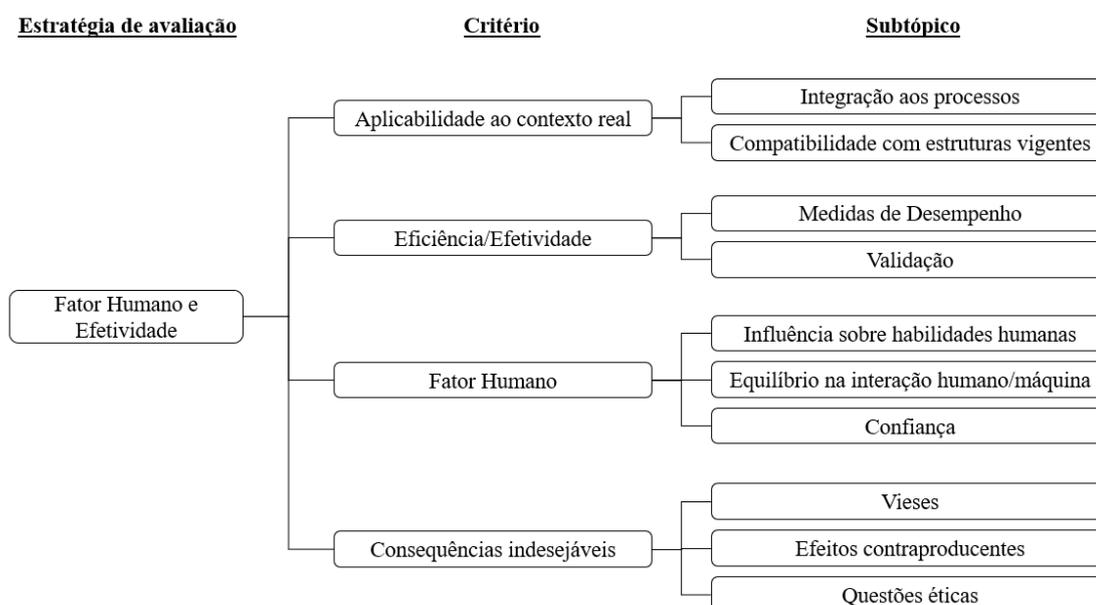


Fig. 1 – Critérios de avaliação dos artefatos

Sobre a operacionalização das entrevistas, os encontros ocorreram nos meses de dezembro de 2023 e janeiro de 2024 por videoconferência eletrônica em tempo real na internet via Google Meet. A escolha da modalidade se deu pelo fato de oferecer uma maior flexibilidade de agendamento e adequação à disponibilidade do entrevistado. Vale ressaltar que todas as entrevistas foram devidamente gravadas para posterior transcrição pelo serviço de Speech-to-Text na plataforma Google Cloud. Utilizou-se o método de análise de conteúdo de grade mista, na qual as categorias são identificadas previamente, porém permite-se incluir, excluir ou modificar as categorias à medida que o material é explorado (Bardin, 2016). Vale ressaltar que, a análise de conteúdo tem ao mesmo tempo uma função heurística e de administração de prova, o que confere maior validade e confiabilidade aos resultados da pesquisa que adota o método DSR (Dresch et al., 2015).

Todas as iterações incluíram o desenvolvimento, aperfeiçoamento, adição de recursos e atualizações dos artefatos, o que corresponde a principal estratégia de produção de conhecimento por DSR que envolve um artefato abstrato (modelo/método) conjugado a um protótipo que por uma etapa de instanciação é submetido a uma prova de conceito e avaliação

(Akoka et al., 2023). A natureza da solução exigiu a inclusão do aspecto humano desde o início e seguiu durante todo o processo. As citações são anonimizadas substituindo nomes de indivíduos por códigos e departamentos por nomes mais genéricos, sendo o primeiro entrevistado denominado E1 e o último E9.

### **3. Augmented TRM**

#### *4.1 Agente de IA (chatbot)*

À medida que a pesquisa e o desenvolvimento em IA geram novas capacidades para aprimorar a velocidade, escala, flexibilidade e personalização em sistemas (Hevner & Storey, 2023), interfaces de usuário eficazes preenchem a lacuna entre capacidades tecnológicas avançadas e usuários humanos, garantindo uma integração aumentada e desbloqueando do potencial dos fluxos de trabalho de inovação assistidos por PLN (Just, 2024). Agentes baseados em LLM demonstraram capacidades analíticas emergentes, fazendo com que pesquisadores começassem a empregá-los como o principal componente de “raciocínio” desses agentes, expandindo seu espaço perceptivo e de ação por meio de estratégias como percepção multimodal e utilização de ferramentas complementares para a execução de tarefas específicas, tais como calculadora, calendário, busca na Web (Schick et al., 2023; Xi et al., 2023; Yao et al., 2022).

O processo de construção dessas aplicações tem se tornando mais acessível aos usuários de negócios por meio de ferramentas de usabilidade simplificada para não programadores e mecanismos de prototipagem e experimentação, como as APIs (Schwartz et al., 2023; Shanahan et al., 2023). Nesses casos, o ser humano se envolve no controle e supervisão do modelo de IA. Como tal, para gerar o protótipo testado nessa pesquisa, os pesquisadores utilizaram uma interface gráfica de construção de GPTs customizados (Openai, 2023a, 2023b).

De maneira simplificada, são necessários dois passos para transformar um LLM em um agente de diálogo (chatbot). Primeiramente, o LLM é incorporado em um sistema de turnos de interações que intercalam textos gerados pelo modelo e textos fornecidos pelo usuário. Posteriormente, um prompt de diálogo é fornecido ao modelo para iniciar uma conversa com o usuário. Este prompt, geralmente, inclui um preâmbulo (template) que estabelece o cenário para um diálogo em estilo de roteiro, contendo o papel do agente e uma decomposição da tarefa

principal a ser executada, seguido por alguns exemplos de diálogo ou respostas satisfatórias (Shanahan et al., 2023; Summers et al., 2023).

Nesse sentido, explorou-se no template a técnica de encadeamento de pensamento (chain-of-thought), composta por uma série de etapas intermediárias de raciocínio. Tal estratégia melhora o desempenho em uma variedade de tarefas de raciocínio aritmético, senso comum e simbólico (Wei et al., 2022). Devido à capacidade de aprendizado com poucos exemplos, os LLM tendem a gerar respostas adequadas a uma determinada definição de problema e criar ideias originais e úteis, quando solicitados, utilizando como base apenas alguns exemplos do que os resultados típicos de uma sessão de brainstorming poderiam proporcionar. Além disso, os usuários desses modelos podem ajustá-los com precisão para produzir respostas mais criativas (radicais) ou mais determinísticas (incrementais) de acordo com o parâmetro de temperatura definido na configuração do agente de IA, algo dificilmente imaginável para análises humanas (Bouschery et al., 2023).

Os agentes percebem seu ambiente, e todas as percepções são registradas em um registro abrangente das experiências chamado fluxo de memória. Com base nestas percepções, a arquitetura recupera memórias relevantes e usa essas ações recuperadas para determinar uma ação. As memórias recuperadas também são usadas para formar planos de longo prazo e criar reflexões em níveis mais elevados, ambas as quais são inseridas no fluxo de memória para uso futuro (Park et al., 2023; Xi et al., 2023). Esta lógica representa a arquitetura básica de um agente de IA, configuração que foi utilizada como fundamento para o desenvolvimento do chatbot desta pesquisa, conforme demonstra a Fig. 2.

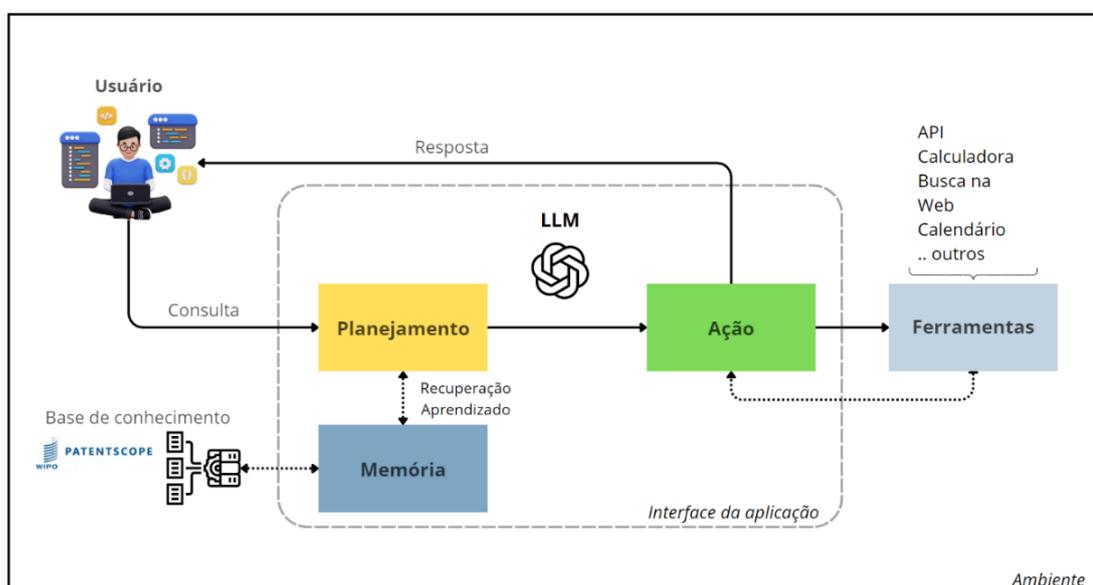


Fig. 2 - Arquitetura do Agente de IA (chatbot)

Os LLM podem apresentar lacunas de contexto, levando a alucinações quando questionados sobre perguntas específicas de um domínio ou empresa. Portanto, a opção por utilizar a Retrieval-Augmented Generation foi uma forma de buscar uma compensação para a lacuna de informações atualizadas e dados específicos do domínio (Lewis et al., 2020) investigado no estudo de caso. O que pode ser crucial em casos que os fatos evoluem ao longo do tempo e que as respostas precisam conter informações recentes para serem proveitosas. Ademais, a RAG permite que a IA cite suas fontes, o que melhora a capacidade de ser auditável. Pois, a rastreabilidade da origem de uma resposta visa garantir a transparência e elevar a conformidade dos aconselhamentos da IA (Lewis et al., 2020).

Nesse caso, os LLM podem facilitar a automatização de recuperação de informações de fontes não estruturadas, trazendo mais celeridade e menos custo ao processo de captura de tendências de inovação. Assim como, podem permitir a recuperação de informações de conjuntos de dados mais extensos, como jornais, sites de empresas ou redes sociais e, produzir evidências atualizadas sobre ecossistemas inovadores. Além disso, podem ser usados para a mineração de evidências em bases patentárias ou acadêmicas com contexto adicional dos textos brutos correspondentes (Toetzke et al., 2023).

Contudo, deve-se ter em consideração que os agentes de diálogo baseados no LLM são, em múltiplos aspectos, muito diferentes dos seres humanos. Um LLM trata-se somente de rede neural computacional treinada em um grande volume de textos, majoritariamente gerados por humanos, com o objetivo de prever a próxima unidade de texto (token) dado um contexto composto por outras sequências de unidades textuais (tokens) (Shanahan et al., 2023). O design, implementação, uso e evolução de sistemas de informação sociotécnicos requerem cada vez mais novas abordagens para encontrar o equilíbrio certo de colaboração e sinergia entre os comportamentos humanos e os comportamentos de máquinas baseados em IA (Hevner & Storey, 2023), o que também passa pela proposição de frameworks processuais e conceitos gerenciais, como demonstra-se a seguir.

#### *4.2 Framework*

O TRM é uma técnica flexível com o enfoque em prover análises do ambiente e um rastreamento do desempenho de tecnologias individuais, incluindo as potencialmente disruptivas. Para Kerr e Phaal (2022), trata-se de uma lente espaço-temporal que ilustra as inter-relações entre mercados, produtos e tecnologias em evolução e seu desenvolvimento ao longo

do tempo. Apesar de ser aparentemente simples em termos de formato, seu desenvolvimento apresenta desafios significativos. Pois, seu escopo tende a ser habitualmente amplo, abrangendo uma profusão de interações conceituais e humanas complexas (Phaal et al., 2004).

Desde meados do século 21, o escopo dos roadmappings tem se expandido para abarcar não somente classes de produtos ou tecnologias, mas setores industriais inteiros e a formulação de políticas em nível regional/nacional (Ding & Hernández, 2023), apresentando alta escalabilidade em nível de análise, mas sobretudo mantendo seu propósito de alinhar esforços científicos a tendências setoriais (Phaal & Muller, 2009). Nesse sentido, governos passaram a adotá-lo com o intuito de promover o desenvolvimento de indústrias existentes e, em seguida, para introduzir soluções tecnológicas emergentes no desenvolvimento social e econômico (Park et al., 2020).

A estrutura, bem como o processo empregado para se desenvolver o roadmapping, podem ser adaptados para se adequar a contextos estratégicos e de inovação diferentes (Phaal & Muller, 2009). Entretanto, a literatura sugere que o processo consiste em três estágios essenciais (Phaal et al., 2004), nomeados de forma distinta conforme a escola de pensamento, mas inerentemente correspondentes a uma atividade preliminar, o desenvolvimento do estudo prospectivo e uma atividade de acompanhamento (Ding & Hernández, 2023; Lee et al., 2013). No framework proposto por esta pesquisa (Fig. 3), o Augmented TRM acompanha esta lógica de três etapas, mas apresenta como principal característica a forte presença do agente de IA em todo o desdobramento das subtarefas presentes em cada uma das fases do exercício de prospecção tecnológica.

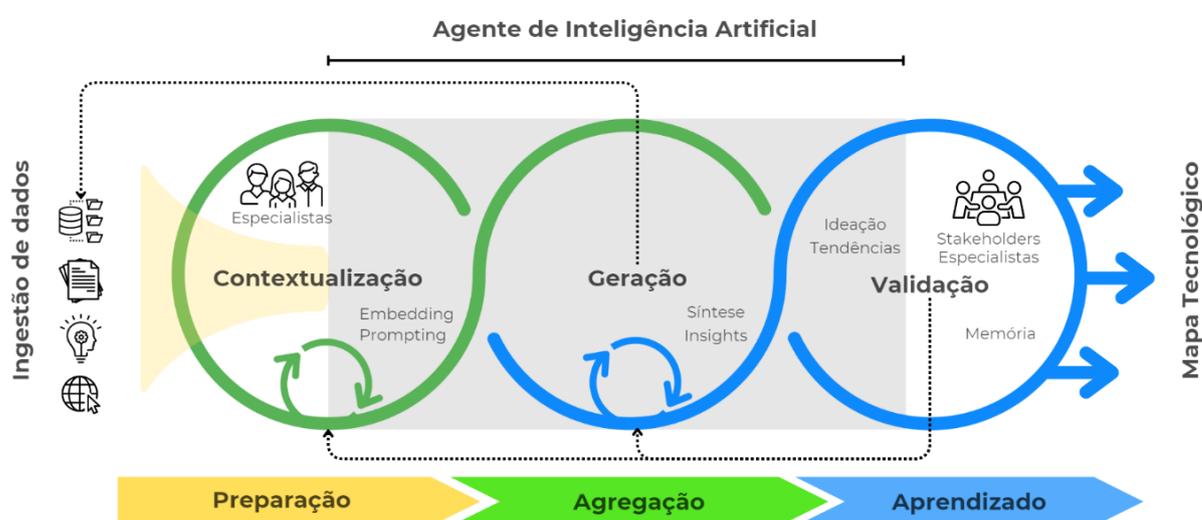


Figura 3 – Augmented TRM Framework

#### 4.2.1 Contextualização

O estágio preliminar visa preparar uma organização antes de implementar o processo de TRM. As atividades incluem uma compreensão aprofundada do contexto estratégico e a definição de objetivos e temas de interesse (Chakraborty et al., 2022). Também deve-se determinar os limites e escopo, além da formação um grupo de trabalho para o processo de mapeamento (Lee et al., 2013; Gerdtsri et al., 2009). A aceitação por parte dos principais interessados do conceito customizado de TRM para atender às necessidades organizacionais determina o sucesso das atividades nesta etapa (Ding & Hernández, 2023; Phaal & Muller, 2009).

Na etapa de contextualização, dois elementos do processo são fundamentais: a incorporação de dados externos como memória auxiliar ao modelo fundacional (embedding) e as instruções/consultas do usuário (prompting). A preparação dos dados pode demandar uma quantidade substancial de tempo. De modo que, estratégias de automatização nesta fase tendem a aumentar consideravelmente a produtividade das análises, permitindo que as equipes de analistas possam concentrar seus esforços nas fases que agregam mais valor (Prat, 2019). Mesmo com a automação habilitada pela IA, a governança da qualidade dos dados se faz cada vez mais crucial à medida que a análise aumentada democratiza o acesso à seleção e preparação de dados (Brynjolfsson & McAfee, 2017). Especialmente no caso das redes neurais, em que dar transparência ao processo e explicar os resultados dos modelos pode se tornar uma atividade desafiadora (Prat, 2019).

Embora a engenharia de prompt seja abordada na literatura sobre IA, pouco se sabe sobre essa função aplicada à gestão da inovação (Bouschery et al., 2023). Os LLMs podem melhorar e acelerar o processo de exploração e ideação ao permitir que indivíduos não técnicos e que não possuem habilidades de software se tornem aptos a fechar a lacuna entre o trabalho conceitual (ou seja, ideias e conceitos) e protótipos iniciais passíveis de serem testados com os usuários. Da mesma forma que também podem oferecer suporte metodológico. Por exemplo, na sugestão de um roteiro de entrevista ou na aplicação de técnicas gerenciais reconhecidas, como o método SCAMPER<sup>15</sup> ou PESTEL<sup>16</sup> (Bilgram & Laarmann, 2023). O resultado das ações de contextualização consiste na preparação necessária para que a etapa de geração se inicie.

---

<sup>15</sup> SCAMPER - *Substitute, Combine, Adapt, Modify, Put, Eliminate, and Reverse*

<sup>16</sup> PESTEL – *Political, Economic, Socio-cultural, Technological, Environmental and Legal*

#### 4.2.2 Geração

O objetivo da etapa de geração é a implementação de TRM em escala (Gerdri et al., 2009). Ela enfatiza a atividade propriamente analítica do processo, que no caso do Augmented TRM fica a cargo do agente de IA executando as consultas dos usuários em um fluxo de iterações sequenciais com a finalidade de agregação de conhecimento e a obtenção de insights. Os detalhes sobre a arquitetura e o modo de funcionamento do agente de IA foram apresentados no tópico 4.1.

As medidas de sucesso na etapa de desenvolvimento incluem a qualidade do conteúdo apresentado no mapa tecnológico (produto do roadmapping) e o nível de compartilhamento de conhecimento e experiência entre os diferentes grupos de participantes (Gerdri et al., 2009; Ding & Hernández, 2023). Portanto, um processo de validação é necessário após a etapa de geração pois tem como objetivo determinar o grau de acurácia dos resultados das análises realizadas e legitimá-lo no contexto organizacional (Lee et al., 2013).

#### 4.2.3 Validação

A etapa de validação visa integrar o Augmented TRM às atividades contínuas de planejamento estratégico, propiciando sua revisão e atualização oportuna. Esta é uma etapa crítica, pois a iniciativa de TRM não se configura em um esforço único de retratar um momento do desenvolvimento tecnológico. Seu valor está no exercício contínuo de acompanhamento do direcionamento das evoluções e discontinuidades. O objetivo e resultado desejado são as fusões completas do processo de TRM na organização, para que o mapeamento se torne parte relevante do planejamento estratégico. Para Lee et al. (2013), o estabelecimento de um sistema computacional contribui fortemente para que o caráter contínuo dos ciclos de mapeamento nas organizações. O sucesso nesta etapa pode ser medido pela força da ligação entre mapa tecnológico e o plano estratégico corporativo, além da continuidade da implementação do TRM nas etapas subsequentes do processo de inovação (Gerdri et al., 2009; Ding & Hernández, 2023).

Como o método tradicional de TRM depende fundamentalmente do conhecimento intuitivo de especialistas que participam de workshops ou outros métodos de pesquisa de opinião (survey, Delphi), pode conter um grau subjetividade e se tornar tendencioso em algumas situações. Portanto, mostra-se crescente o uso de múltiplos métodos de coleta de dados

como forma de mitigar essa fragilidade (Ding & Hernández, 2023). O software tem um papel importante no apoio ao processo de mapeamento. Mas, por si só não tende a entregar bons resultados caso não seja integrado aos aspectos humanos inerentes ao processo de inovação, como a ideação e a criatividade (Ding & Hernández, 2023).

Muitos dos benefícios do roadmapping são derivados de seu fluxo de iterações, como a comunicação decorrente do ato de se pensar os caminhos estratégicos possíveis, ao invés de se concentrar exclusivamente no mapa tecnológico obtido ao final do processo. Um benefício chave é o compartilhamento de conhecimento e as conexões que se estabelece durante o processo (Phaal et al., 2004; Kayabay et al., 2022). Da mesma forma que, o mapeamento setorial ou multiorganizacional também pode alavancar o compartilhamento de conhecimento e facilitar o desenvolvimento de uma visão coletiva que favoreça ações e colaborações (Phaal et al., 2004; Park et al., 2020). Processo este que reúne pessoas de diferentes partes do negócio, proporcionando uma oportunidade para compartilhar informações, perspectivas e fornecendo um veículo para consideração holística de problemas, oportunidades e novas ideias (Phaal et al., 2004; Phaal & Muller, 2009; Ding & Hernández, 2023), resultando em aprendizado.

#### **4. Estudo de Caso**

A Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária, fundada em 1973, foi selecionada para realizar a avaliação dos artefatos desenvolvidos nesta pesquisa por ser reconhecida como uma relevante instituição do ecossistema de inovação agrícola brasileiro. Além de possuir experiência na formação de alianças com enfoque em Pesquisa, Desenvolvimento e Inovação entre diferentes atores do setor produtivo e organizações sem esses fins lucrativos (universidades públicas, institutos de pesquisa públicos e organizações sociais) (Preusler et al., 2021).

Ao longo dos últimos 50 anos, a Empresa prezou pela realização de parcerias para primeiro desenvolver capacidade de absorção e inovação agropecuária, e depois construir um ecossistema de organizações diversas para gerar e disseminar resultados de aproximação para agricultores e outros usuários finais, apesar do ambiente de incerteza política e econômica de um país em desenvolvimento. Também foi responsável por desenvolver conhecimento tácito crítico e ativos complementares que – juntamente com sua ênfase em sustentabilidade ambiental e proteção de interesses nacionais – ajudaram a manter sua relevância mesmo após a entrada e dominação de mercado por agronegócios multinacionais. O que demonstra um dos papéis

críticos das organizações públicas e das redes público-privadas na aproximação tecnológica no setor agrícola. Sem necessariamente focar apenas na noção prevalente de aproximação tecnológica como uma corrida para alcançar a fronteira tecnológica a qualquer custo (Parente et al., 2020).

A segurança alimentar tornou-se uma questão de fundamental importância após uma série de eventos globais, incluindo uma pandemia, uma guerra territorial na Europa, escassez de combustível e fertilizantes, interrupções nas cadeias de suprimentos e a elevação da inflação dos preços de alimentos (Gouvea et al., 2022). A fim de melhorar a tecnologia e o desenvolvimento da produção agrícola, políticas agrícolas e industriais tradicionais que se concentram apenas em certas cadeias de suprimentos podem não ser mais adequadas. Ao contrário, o setor público necessita focar no conjunto completo de atores envolvidos em uma determinada atividade ao tentar promover mudanças setoriais ou regionais de impacto (Mikhailov et al., 2021).

Um dos desafios na construção de ecossistemas robustos de inovação é determinar como as organizações de pesquisa e tecnologia devem se posicionar nessas redes para se engajar em interações públicas-privadas mais amplas e construir relacionamentos com novos participantes, tanto na agricultura quanto em outros setores (Espig et al., 2022; Wolfert et al., 2023). Em ecossistemas de inovação digital, a criação de valor está intimamente ligada à distribuição de valor entre várias partes interessadas na rede. De maneira que, diz respeito aos fluxos de tecnologia e informação entre pessoas, organizações e instituições (Ingram & Maye, 2023; Scaringella & Radziwon, 2018; Wolfert et al., 2023).

Neste contexto, tensões e sinergias entre novos entrantes e universidades/centros de pesquisa públicos são percebidos. Os primeiros têm compreensão limitada dos princípios agronômicos e acesso rápido ao mercado, enquanto os últimos têm expertise e aprendizado obtido por décadas de pesquisa experimental e modelagem sofisticada, mas não atuam diretamente no mercado. O que significa que, fomentar a coaprendizagem e a colaboração na implementação de novas tecnologias deve ser um importante aspecto para o desenvolvimento futuro e a pesquisa no campo da inovação agrícola (Ingram & Maye, 2020). Como por exemplo, o ecossistema de inovação da Califórnia, composto por agtechs, universidades e centros de P&D, que criam conhecimento científico de última geração (Klerkx & Villalobos, 2024; Mikhailov et al., 2021).

A Embrapa possui um Sistema de Inteligência Estratégica, denominado Agropensa, que atua na captura e prospecção de tendências, no mapeamento e apoio à organização, integração

e disseminação de base de dados e de informações agrícolas (Embrapa, 2024a). No âmbito do processo de gestão estratégica, essa geração de conhecimentos e informações visa apoiar a formulação de estratégias de PD&I, a qual é gerida por meio das figuras dos Portfólios. Seu processo Macroprocesso de Inovação é a ordenação dos processos de: 1) Inteligência e Planejamento Estratégico, 2) Pesquisa, 3) Desenvolvimento e Validação, 4) Transferência de Tecnologia, 5) Monitoramento da Adoção e 6) Avaliação de Impacto (Embrapa, 2024b).

O Processo de Prospecção e Análise de Mercado está inserido nas etapas de Inteligência e Planejamento Estratégico. As entregas previstas neste processo compreendem: mapa de dados; painéis/dashboards temáticos; relatórios de análise e alertas de movimentações de mercado. Tal atividade visa auxiliar a empresa no entendimento (segmentação e seleção) dos mercados em que deseja ter uma atuação orientada aos seus interesses estratégicos (EMBRAPA, 2024b).

#### *4.1 Avaliação do Augmented TRM*

Antes de iniciar a avaliação dos atributos específicos do framework e do agente de IA, os entrevistados foram sondados sobre as suas experiências prévias de uso de ferramentas de IA generativa, seja por razões profissionais ou pessoais. A familiaridade com essas tecnologias varia entre os entrevistados, refletindo diferentes graus de envolvimento e compreensão no contexto profissional. Alguns têm experiência prática limitada e específica, enquanto outros possuem um conhecimento mais teórico ou indireto sobre suas aplicações. Mesmo aqueles que não fazem uso da ferramenta apresentaram interesse em se informar sobre a tecnologia, “o meu conhecimento é de eventualmente ler e visualizar matérias explicando as aplicações” (Entrevistado 02).

Entre os entrevistados que relataram possuir uma experiência limitada, os relatos destacam uma utilização para fins exploratórios com finalidade de testar a potencialidade da tecnologia. Como destacado a seguir, o entrevistado E6 demonstra sua avaliação positiva e pondera sobre questões éticas envolvidas no uso:

Usei algumas poucas vezes simplesmente para conhecer (...) é uma ferramenta fantástica (...) a gente tem visto, por exemplo, teve o prêmio Jabuti agora desse ano, eles fizeram ilustrações usando inteligência artificial e depois o livro foi desclassificado (Entrevistado 06).

Entre os mais experientes, demonstra-se um uso pragmático e frequente para realizar uma síntese de informações, “geralmente é para trabalho... para resumir alguma coisa ou para

fazer uma busca” (Entrevistado 04), inclusive na geração de apresentações e tratamento de imagens, “eu tenho usado, por exemplo, para a geração de apresentação, que ajuda demais (...) e para tratamento de imagem” (Entrevistado 08). Entretanto, destacam que o uso é predominantemente das versões gratuitas que possuem restrições quanto a recursos e dados atualizados em relação às pagas.

Há uma consciência sobre o potencial dessas ferramentas, bem como uma compreensão de suas limitações e da necessidade de supervisão humana no uso. Questões de confiabilidade, atualização tecnológica, aplicabilidade prática e implicações éticas emergem como temas comuns, “eu confesso que tenho um pouco de receio em usar” (Entrevistado 05). Assim como, há uma percepção de superficialidade nas respostas geradas pelos modelos e que o desempenho está diretamente ligado à formulação do input fornecido pelo usuário, “dependendo da sua pergunta (...) você consegue extrair o máximo da ferramenta” (Entrevistado 09).

#### *4.1.1 Aplicabilidade no contexto organizacional*

O ambiente científico e tecnológico da Embrapa é propício para a execução de atividades dessa finalidade por dispor de um corpo multidisciplinar de profissionais e uma ampla e diversificada rede de parceiros governamentais, do setor produtivo e universidades (academia). Portanto, tem fácil acesso aos especialistas pertencentes ao quadro de empregados dessas instituições/organizações (Braga et al., 2022). Nesta conjuntura, as tecnologias digitais podem impactar tanto nas atividades de front-office (novas interfaces entre agricultores e extensionistas) quanto nas atividades de back-office (uso de TICs em P&D) (Klerkx et al., 2019).

Entretanto, a pesquisa documental demonstra que o experiências anteriores de TRM tiveram como principal fonte de consolidação dos dados técnicas participativas, ou seja, workshops de refinamento de etapas anteriores de captura sistemática de dados (estudo bibliométrico e de análise de patentes, survey interno e método Delphi externo), integrando-se ferramentas prospectivas baseadas em evidência, expertise e interação, mas com uma considerável demanda de trabalho e tempo de execução (Braga et al., 2022).

De maneira geral, os entrevistados apontam o Augmented TRM como um meio de aprimorar e agilizar os processos existentes de inteligência estratégica para a construção de uma agenda de pesquisa mais focada, proporcionando insights valiosos para a tomada de decisões estratégicas. Todavia, refletem que a integração bem-sucedida da IA no contexto prático

depende de uma combinação entre ferramentas eficientes, perguntas bem formuladas e uma interpretação crítica dos dados gerados pelo agente de IA, como corroboram os relatos dos entrevistados E1 e E9:

Se tiver como ter respostas mais rápidas e direcionadas para assuntos de interesse da Unidade (...) facilitaria na seleção de potenciais parceiros para o estabelecimento e desenvolvimento de tecnologias que a Embrapa não consegue desenvolver em TRL mais alta sozinha, a ponto de colocar um ativo transformado em tecnologia de apropriação pelo setor produtivo ou que chegue até o cliente (Entrevistado 01).

No contexto real a possibilidade é muito direta e muito efetiva. Se a gente construir uma ferramenta considerando as bases específicas que nós temos, dentro e fora da empresa, então eu acho a aplicabilidade altíssima e o teste já mostra mesmo uma usabilidade inicial. Mas também seria muito útil para os processos e para as etapas táticas e operacionais, porque a gente faz isso o tempo inteiro (...) análise de mercado, por exemplo, qualificação de ativos. A gente vai no mercado para entender a concorrência, isso está em um nível operacional na unidade, que é feito manualmente por pessoas e sem esse suporte da inteligência para fazer um primeiro trabalho como base (...). Então, acho que ele seria muito útil (Entrevistado 09).

A implementação e alavancagem da inteligência artificial em contextos organizacionais passa inicialmente pela prova de conceito, o que requer um pipeline de dados que reúna bases para uma experimentação voltada para casos de uso valiosos e viáveis que se concentrem na eficiência e foquem em modelagem menos complicadas (Haefner et al., 2021). Apesar da elevada expectativa acerca da IA no contexto organizacional, ainda se enfrenta dificuldade no alinhamento da sua incorporação de maneira realista, o que pode ser alcançado com: 1) identificação de quais tecnologias executam determinados tipos de tarefas e as forças e limitações de cada uma; 2) desenvolvimento de um portfólio de projetos priorizados com avaliação de gargalos e desafios de escalonamento; 3) criação de projetos pilotos, e; 4) planos de escalonamento (Davenport & Ronanki, 2018), como reforça E1:

Então a gente tem que pegar alguma coisa que a gente já discutiu e fez e botar aqui para rodar, por mais simples ou simplória que seja, para que depois a gente vá lapidando, aprimorando, crescendo e melhorando esse processo. Então, do ponto de vista dessa ferramenta, (...) eu entendo que a gente precisaria validar esses dados. Obviamente, fazer o uso dele e pegar um caso concreto, direcionado, para que a gente consiga fazer uma implementação de um processo de parceria, do avanço de alguma tecnologia, da proteção de algum ativo (Entrevistado 01).

Ademais, foram sugeridas outras possibilidades de adoção desse tipo de tecnologia em etapas mais avançadas do processo de inovação, como destacam E7, E6 e E2:

Então, eu tenho ideia de talvez expandir (...) pegar os temas que a gente tem que evoluir ou atualizar, ou pegar novos temas, ou talvez (...) agregar ao monitoramento de mercado. Se tivesse uma ferramenta como essa do método seu, eu poderia automatizar o processo (...) facilitar a coisa. Na qualificação de tecnologias a gente tem lá uma certa dificuldade em levantar dados de mercado. Se conseguisse, se tivesse essa ferramenta, é claro, ela expandida para outras linguagens, outros dados, de repente poderia ajudar demais (Entrevistado 07).

Eu acho que uma vez identificado um tipo de pergunta para uma área, ela se torna replicável para qualquer outra área. Então, eu vejo que a maneira como a coisa científica opera aqui na Embrapa, na unidade, ela é muito modular. Você muda o problema, mas a forma de conduzir não. Então eu acho que vai ser muito interessante de se criar protótipos para responder determinadas perguntas que podem seguir depois o mesmo protótipo (...) a mesma sequência para N outras perguntas (Entrevistado 06).

Então você tem uma assessoria adicional, ou seja, de uma inteligência artificial. Isso ajuda a simplificar o nosso trabalho, atuando como disse antes e nós somos os curadores. Você ter lá uma inteligência artificial, uma ferramenta que lhe ajuda a pular etapas é algo fundamental, né e não só nessa parte não de busca de patentes, mas em nossas atividades de uma forma mais ampla (...) seja dentro da pesquisa (...) até em termos de estrutura organizacional para tentar entender melhor os problemas da empresa (ENTREVISTADO 02).

Tecnologias de IA não são apenas um insumo para o processo de outras inovações, mas também um resultado do processo de inovação. O risco potencial (pelo menos para universidades públicas ou centros de pesquisa) é que a maior parte dos ganhos econômicos da IA como um resultado da inovação escape despercebida no contexto da pesquisa pública. Uma solução para esse problema potencial é definir colaborações universidade-indústria desde o início para pesquisa conjunta, pedindo uma contribuição ativa da indústria para apoiar as atividades de pesquisa (respeitando a independência dos pesquisadores e as considerações éticas necessárias) (Brem et al., 2021).

#### *4.1.2 Eficiência e efetividade*

A transição entre a modelagem e a implementação da IA em ambiente de produção muitas vezes carece de fluidez. A automação impulsionada pela IA facilita a transição entre os dois mundos, permitindo a implementação direta do modelo e a incorporação em sistemas de

produção sem a necessidade de muitos esforços de recodificação. Para otimizar o desempenho preditivo em produção, os modelos são retreinados com dados novos e redistribuídos conforme necessário (Prat, 2019). Para o E3, uma forma de medir a eficiência de um sistema de IA implementado é “avaliar eficiência relacionada a velocidade de disponibilização de informação” (Entrevistado 03).

O E5 manifesta-se sobre a validação contínua das ferramentas de IA argumentando que a continuidade é a melhor maneira de validar e aprimorar os resultados e destaca a importância da validação humana no processo, o que é reforçado por E8:

Quando a gente fez o roadmapping lá, a gente realmente estava batendo uma foto (...), mas institucionalmente tem que ser um ciclo contínuo, retomando e reanalisando, recalcula e recalcula (...) não adianta também a gente focar só no início. Essa captura é muito na fase inicial da inovação, tem que ter uma conexão também com as outras etapas durante o desenvolvimento (...) e a conexão dela depois também lá na avaliação de impacto (Entrevistado 05).

Painéis com especialistas, mas não somente (...), também entrevistas com agricultores, com pecuaristas, com o pessoal de cooperativa. O pessoal está muito dentro do que acontece na realidade do mercado (Entrevistado 08).

Em relação à efetividade, os entrevistados apontam possíveis indicadores: “efetividade em termos de aumentar o número de parcerias e desenvolver novos modelos de negócios” (Entrevistado 04). O que reflete que o setor público deve considerar o valor da IA para além dos ganhos de processo - como custos, recursos e tempo economizados - mas buscando adicionar valor por meio de novas capacidades e influências ao ecossistema geral por meio de disrupção e transformação - garantindo que ela "avance o negócio de hoje", enquanto também se concentra em "avançar o negócio de amanhã" (De Souza et al., 2020).

#### 4.1.3 Fator humano

Os entrevistados expressam opiniões distintas sobre o fator humano e as influências do uso da IA sobre habilidades humanas, apontando um equilíbrio cuidadoso na interação humano-máquina, onde a IA serve como uma ferramenta de apoio à capacidade humana, mas não uma alternativa de substituição. A IA pode acelerar e enriquecer o processo de inovação e tomada de decisão, mas é essencial manter a análise crítica, o debate colaborativo e o envolvimento ativo de especialistas para garantir que as habilidades humanas sejam valorizadas e desenvolvidas, não diminuídas. Como a seguir nos trechos dos entrevistados E9, E6 e E1:

A grande questão é como essa base está sendo construída, quem constrói os prompts e como é testado, mostrado. Por exemplo, (...) você trouxe que a base era da Patentscope, ou seja, uma base específica. Um prompt com demandas específicas que não foram criadas por robôs, foram criadas por um especialista (...). Então, (...) é uma base com reputação, já conhecida. Se eu trago esses elementos e mostro para as equipes, que foi feito por humanos e como isso aconteceria, como a máquina trabalha, esse algoritmo de função específica, por um ano, isso gera uma confiabilidade para um modelo (Entrevistado 09).

A habilidade analítica humana (...) que principalmente na pesquisa, (...) é a criatividade. Aquela tendência de buscar o novo, de descobrir, de procurar novas coisas. Então, (...) a pessoa conseguindo formular as perguntas pertinentes e as respostas mudarem o patamar tecnológico daquela pessoa e a visão daquela área na unidade, isso é que é importante. Eu acho que isso é que vai fazer a diferença (Entrevistado 06).

Eu acho que o conhecimento e as nuances envolvidas em relação aos processos de pedido de patentes, a análise criteriosa, (...) a ferramenta não eliminaria necessidade de alguém com especialidade (Entrevistado 01).

Alguns limites da análise aumentada estão mais especificamente relacionados a certas fases do ciclo analítico. A identificação de problemas e oportunidades de negócios depende fortemente de gestores e usuários de negócios. Máquinas podem ser muito boas em resolver problemas, mas a formulação de problemas é inerentemente humana. Muitas decisões exigem senso de ética, empatia e outras capacidades que, no estágio atual da pesquisa em IA, ainda são preservadas dos humanos (Prat, 2019; Schwartz et al., 2023).

Equipes de inovação frequentemente usam os LLMs como um impulso inicial no processo e constroem a partir de uma base em informações geradas por IA corrigindo-as ou usando-as como inspiração para o desenvolvimento adicional. O benefício dessa abordagem é a facilidade e agilidade de se editar uma versão preliminar, em vez de produzir os pensamentos iniciais. Novas ferramentas de especializadas de IA que podem criar protótipos com profundidade conceitual e design de alta qualidade, tornam obsoleta a maior parte da prototipagem digital manual nas fases iniciais da inovação (Bilgram & Laarmann, 2023; Bouschery et al., 2023). De modo que, métodos de inovação, como o design thinking, deveriam ser revisados para aproveitar as novas oportunidades apresentadas pela IA generativa (Bilgram & Laarmann, 2023).

De modo que, os LLMs exigem uma reconsideração da maneira como equipes humanas de inovação interagem proposital e efetivamente com as IAs e as integram em seus fluxos de trabalho. Eles precisarão decidir como integrar as diferentes abordagens de NLP, fontes de dados e práticas de inovação e determinar o nível de automação de cada tarefa sistematizada,

como intervenção humana, monitoramento humano ou automação total (Just, 2024) para aumentar as habilidades de trabalho dos funcionários e alavancar seu desempenho. Os gestores devem avaliar as melhores aplicações de IA e projetar estruturas organizacionais ou sistemas de gestão eficazes para explorar suas vantagens (Yin et al., 2024).

As organizações orientadas para a pesquisa precisam entender melhor o conjunto de tarefas realizadas por seus cientistas, a coordenação dessas tarefas e as respectivas forças e fraquezas de humanos e máquinas, antes de poderem esperar liberar os benefícios dessa cooperação. Como tais, as interações exigirão a coordenação de atividades complexas, incluindo comunicação, ações conjuntas e execução consciente de atividades humanas. Essa área de design exigirá a consideração de aspectos como aparência (como as máquinas devem parecer); aprendizado e processamento de conhecimento (como devem aprender); conversação (como devem interagir e socializar com seus pares); arquitetura (quais devem ser seus principais componentes); confiabilidade, responsividade e responsabilidade (Bianchini et al., 2022).

Os entrevistados E2 e E3, alertam para a "preguiça mental" que ferramentas de IA podem induzir, apontando a necessidade de preservar o processo criativo, o pensamento crítico e a aprendizagem humana:

A presença humana é importante. Eu acho que continua sendo importante e tem que ser importante para o futuro. (...) o fator humano em relação ao quanto que a dependência desse tipo de instrumento pode mudar as características das habilidades humanas (...) tantas ferramentas fazem nosso trabalho por nós que cada vez mais nós precisamos pensar menos (...) a gente vai automatizando tudo e a gente não vai entendendo nada (...) facilidades são sempre boas, mas o ponto é a gente vai deixando de refletir sobre os assuntos. A expansão de ferramentas que automatizam demais começa a criar limitações (...) você deixa de entender (Entrevistado 02).

Você quer que o programa de Inteligência Artificial lhe dê todo o caminho. Teoricamente isso acaba por definir o processo de criação, de conversa, de troca e aprendizagem (Entrevistado 03).

O desafio organizacional mais frequentemente mencionado na implementação da IA é a falta de funcionários adequadamente treinados. Isso sugere que, apesar dos extensos investimentos já em andamento, pode-se esperar consideravelmente mais investimento em desenvolvimento de habilidades, mesmo em empresas experientes (Ångström et al., 2023). O entrevistado E1 reforça esta percepção:

A princípio, eu acho que a primeira coisa é haver uma linguagem, ou uma interface, bastante amigável em termos de ferramenta e o seu operador para que isso seja adotado. Para que tenha uma facilidade de operação da

ferramenta. Para isso, obviamente, é preciso ter em algum momento um treinamento de uma ou algumas pessoas da equipe para se envolverem com essa questão. Mas na minha análise, pelo menos (...) seria uma ferramenta que deveria ser considerada como complementar. É algo que já é feito hoje, porque a gente já tem pessoas especialistas em fazer buscas e em analisar (...) as nuances envolvidas em relação aos processos de pedido de patentes (Entrevistado 01).

Portanto, investir em IA significa investir em pessoas para que elas saibam quais dados podem ser disponibilizados para alimentar os algoritmos de IA e como interpretar e utilizar os resultados. Isso sugere que, para uma adoção sustentável da IA e mudanças impulsionadas pela IA, as empresas devem criar uma força de trabalho informada, interessada e engajada, capaz e disposta a trabalhar rotineiramente com melhorias de processos baseadas em IA e desenvolvimento de soluções. Isso significa que os investimentos em IA precisam ser combinados com investimentos dedicados em pessoas que possam crescer e permanecer inovadoras à medida que as tecnologias de IA evoluem (Ångström et al., 2023).

#### 4.1.4 *Consequências indesejáveis*

É importante reconhecer que a colaboração entre humanos e IA também traz desafios éticos e de responsabilidade. Os inovadores devem considerar questões de transparência, vies algorítmico e decisões automatizada. Pois, a responsabilidade final pela tomada de decisão ainda reside nos seres humanos (Bouschery et al., 2023). Os entrevistados E3, E4 e E1 expõem alguns riscos possíveis:

Obviamente, a gente tem esse risco (...) de uma pergunta inadequada, uma consulta a base de dados insuficientes. (...) é necessária uma visão crítica, um grupo multidisciplinar para discutir sobre a pergunta que vai ser informada e depois posteriormente analisar os dados que foram gerados (...) e esses dados eles não podem ser tratados como verdades absolutas (Entrevistado 03).

A maioria das empresas têm uma área de inteligência e por mais que você faça previsões são previsões (...) mesmo acordadas, são previsões. Podem sempre dar errado. Então vai depender de (...) fazer essa avaliação. Talvez alguma patente importante não tenha sido selecionada pela ferramenta (...) então a gente acaba perdendo uma informação que é importante. Mas sei manualmente poderia ser pior, provavelmente (Entrevistado 04).

Um risco é a ferramenta fornecer dados que não tragam muita coerência, porque tem alguma questão ética envolvida (Entrevistado 01).

A combinação de comportamentos humanos com funções de IA automatizadas resulta em uma equação de confiança delicada em que as atividades humanas e de máquinas podem ser avaliadas separadamente e de maneira diferente. Em grande parte, os seres humanos têm confiança em suas habilidades para analisar problemas, aplicar técnicas de resolução de problemas, tomar decisões e interpretar os resultados. No entanto, alguns sistemas de IA (por exemplo, algoritmos com autoaprendizado) podem produzir resultados imprevisíveis ou inexplicáveis. Dada a complexidade de alguns algoritmos de aprendizado de máquina, pode ser difícil entender as explicações, resultando na crença de que os modelos de aprendizado de máquina são muito "profundos" ou "misteriosos" (Hevner & Storey, 2023).

Uma coisa que me incomoda muito nessa questão de inteligência artificial é a questão da fonte (de dados) que se usa. Isso sempre vai estar sujeito a crítica (...). Outro fator que às vezes me preocupa um pouco é que a ferramenta não tem uma performance homogênea. A cada vez que você roda ela te dá informações muito parecidas, mas nem sempre informações iguais (Entrevistado 06).

A questão ética da cópia (...) ou para questões não tão honestas. Isso é um risco em qualquer empresa porque ele pode ser usado para o bem e para o mal. Questões sigilosas também. Por exemplo, a questão de propriedade intelectual que é supersensível. Então, tem que ter limite, critérios limitantes. (...) fico muito assustada às vezes sobre a propriedade intelectual. Por que, quem é o autor daquele conhecimento? (Entrevistado 08).

A IA pode simplificar os processos para criadores de análises, aliviando algumas das cargas tradicionalmente suportadas pela agência humana. No entanto, a colaboração não está isenta de desafios. Disparidades de conhecimento, por exemplo, podem dificultar a utilização eficaz da IA por não especialistas, levando ao que é chamado de "custo de agência". Na coexistência da agência humana e da agência de IA, começa a surgir a "personalidade da IA", onde entidades de IA podem ser reconhecidas com responsabilidades semelhantes às dos atores humanos dentro dessas trocas mediadas. A integração de IA e LLMs em diversos setores tem destacado a importância desse "agenciamento" - o conceito que incorpora a capacidade de uma entidade influenciar ações e eventos (Zheng et al., 2023). O que ainda complica a orquestração e governança do processo analítico é o fato de que ela não é puramente sequencial e pode ser instanciada de muitas maneiras diferentes (Prat, 2019). Os inovadores devem considerar cuidadosamente como integrar esses modelos em seus processos de inovação, definir limites claros para o papel da IA e garantir que questões éticas e de responsabilidade sejam abordadas adequadamente (Bouschery et al., 2023).

## 5. Conclusão

A incorporação da IA nos processos de inovação é um desafio de transformação organizacional e criação de valor impulsionado por tecnologia e soluções de dados, pessoas e arranjos organizacionais que funcionam conjuntamente (Ångström et al., 2023). Nesse sentido, esta pesquisa teve como objetivo propor um processo aumentado de roadmapping tecnológico que funciona a partir de uma interação humano-máquina intensiva no fuzzy front-end da inovação. Criticamente, este artigo buscou extrapolar o nível conceitual e oferecer indicações práticas de aplicação de uma ferramenta de IA em um processo organizacional que se fundamenta no conceito de data-driven innovation. Os dois componentes indissociáveis do Augmented TRM podem ser utilizados por gestores e demais atores envolvidos no planejamento de portfólios de pesquisa, inclusive com o interesse na ampliação das capacidades dessas instituições de estabelecer parcerias com o setor produtivo para a inovação aberta. Quando integrados a interfaces amigáveis ao usuário, os modelos de IA generativa se demonstram acessíveis aos gestores e enriquecem a intermediação do conhecimento no processo de inovação (Ritala et al., 2023).

Sob a perspectiva teórica, esta pesquisa buscou contribuir com a literatura sobre gestão da inovação, especialmente em relação a abordagens de prospecção tecnológica e mecanismos de capturas de tecnologias emergentes. Embora capacidades impressionantes dos modelos de LLM sejam reportadas em estudos recentes, não se vislumbra um futuro em que a IA substituirá completamente os humanos nos processos de inovação. Uma maneira pela qual a IA poderia atuar em colaboração com as equipes de inovação seria na forma de uma “inteligência híbrida”, ou seja, a combinação de inteligência humana e artificial. Por meio da qual, o aprendizado ativo e a parceria criativa sejam instrumentalizados para gerar ideias, projetos técnicos, protótipos e soluções, o que pode ser particularmente útil para superar bloqueios criativos ou para explorar áreas desconhecidas (Bouschery et al., 2023).

Enquanto a fase inicial dos sistemas de IA focava principalmente na automação de tarefas simples e repetitivas, a recente onda de sistemas de IA usando aprendizado de máquina permite a automação sofisticada de tarefas mais complicadas. Comparada a muitas outras inovações em tecnologia da informação, a IA pode, portanto, apresentar mais desafios operacionais e estratégicos para organizações públicas, além dos técnicos. Organizações do setor público não são exceção à luta para se adaptar a avanços tecnológicos rápidos, disruptivos e incertos da atualidade (Selten & Klievink, 2024).

Os ciclos iterativos de demonstração e avaliação com nove especialistas de uma instituição pública de PD&I do setor agropecuário indicam que a adoção do Augmented TRM pode contribuir para o processo de inovação pelo contexto público. Entretanto, organizações tecnologicamente sofisticadas para enfrentar um desafio desta grandeza são a exceção, e não a regra. A maioria ainda precisa desenvolver maturidade necessária para empreender um grande esforço de computação cognitiva sem antes testar as águas e melhorar com projetos mais simples e de menor risco. Encontrar pequenos sucessos com frutos de baixo alcance ajudará a organização a amadurecer e construir alguma credibilidade antes de enfrentar uma implementação mais abrangente (De Souza et al., 2020).

A principal limitação deste estudo relaciona-se à sua natureza exploratória. Primeiro, aplicamos e avaliamos os conceitos e a ferramenta desenvolvida em uma amostra limitada de profissionais de uma única organização e por um período limitado. O grupo restrito com quem foi realizada a demonstração e a curta duração da pesquisa pode requerer uma oportuna validação adicional incorporando outros perfis de partes interessadas. Adicionalmente, encoraja-se que pesquisas futuras busquem uma amostra de empresas de diferentes indústrias e por um período mais longo, por meio de estudos de caso longitudinais. No entanto, presente estudo mostra que investigar como um protótipo pode ser aproveitado para estabelecer pilotos em pequena escala é uma via promissora para avançar na pesquisa sobre a lacuna de design-implementação.

## Referências

- Akoka, J., Comyn-Wattiau, I., Prat, N., Storey, V. C., 2023. Knowledge contributions in design science research: Paths of knowledge types. *Decision support systems*, 166, 113898. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2022.113898>
- Ångström, R. C., Björn, M., Dahlander, L., Mähring, M., Wallin, M. W., 2023. Getting AI Implementation Right: Insights from a Global Survey. *California Management Review*, 66(1), 5-22. <https://doi.org/10.1177/00081256231190430>
- Bailey, D., Faraj, S., Hinds, P., von Krogh, G., Leonardi, P., 2019. Special issue of organization science: Emerging technologies and organizing. *Organization Science*, 30(3), 642-646. <https://doi.org/10.1287/orsc.2019.1299>
- Bardin, L. *Análise de Conteúdo*. São Paulo: Edições 70, 2016.
- Bianchini, S., Müller, M., Pelletier, P., 2022. Artificial intelligence in science: An emerging general method of invention. *Research Policy*, 51(10), 104604. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2022.104604>
- Bilgram, V., Laarmann, F., 2023. Accelerating innovation with generative AI: AI-augmented digital prototyping and innovation methods. *IEEE Engineering Management Review*.: <https://doi.org/10.1109/EMR.2023.3272799>

- Bouschery, S. G., Blazevic, V., Piller, F. T., 2023. Augmenting human innovation teams with artificial intelligence: Exploring transformer-based language models. *Journal of Product Innovation Management*, 40(2), 139-153. <https://doi.org/10.1111/jpim.12656>
- Braga, M.; Damaso, MCT; Dos Santos, A. C. A experiência da Embrapa Agroenergia com métodos prospectivos para inteligência estratégica: estudo de caso da plataforma industrial de açúcares C5 e C6. 2022. Disponível em: <https://www.infoteca.cnptia.embrapa.br/infoteca/handle/doc/1142727>. Acesso em: 06 nov. 2023.
- Breckel, A., Pietron, J., Juhnke, K., Sihler, F., Tichy, M., 2022. A domain-specific language for modeling and analyzing solution spaces for technology roadmapping. *Journal of Systems and Software*, 184, 111094.
- Brem, A., Giones, F., Werle, M., 2021. The AI digital revolution in innovation: A conceptual framework of artificial intelligence technologies for the management of innovation. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 70(2), 770-776. <https://doi.org/10.1109/TEM.2021.3109983>
- Broekhuizen, T., Dekker, H., de Faria, P., Firk, S., Nguyen, D. K., Sofka, W., 2023. AI for managing open innovation: Opportunities, challenges, and a research agenda. *Journal of Business Research*, 167, 114196. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2023.114196>
- Chakraborty, S., Nijssen, E. J., Valkenburg, R., 2022. A systematic review of industry-level applications of technology roadmapping: Evaluation and design propositions for roadmapping practitioners. *Technological Forecasting and Social Change*, 179, 121141. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.121141>
- Choi, S., Lee, H., Park, E., Choi, S., 2022. Deep learning for patent landscaping using transformer and graph embedding. *Technological Forecasting and Social Change*, 175, 121413. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.121413>
- Chun, E., Jun, S., Lee, C., 2021. Identification of promising smart farm technologies and development of technology roadmap using patent map analysis. *Sustainability*, 13(19), 10709. <https://doi.org/10.3390/su131910709>
- Davenport, T. H., & Ronanki, R. (2018). Artificial intelligence for the real world. *Harvard business review*, 96(1), 108-116.
- Desouza, K. C., Dawson, G. S., Chenok, D., 2020. Designing, developing, and deploying artificial intelligence systems: Lessons from and for the public sector. *Business Horizons*, 63(2), 205-213. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2019.11.004>
- Devlin, J., Chang, M. W., Lee, K., & Toutanova, K. (2018). Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. *arXiv preprint arXiv:1810.04805*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1810.04805>
- Ding, B., Hernández, X. F., 2023. Case study as a methodological foundation for Technology Roadmapping (TRM): Literature review and future research agenda. *Journal of Engineering and Technology Management*, 67, 101731. <https://doi.org/10.1016/j.jengtecman.2023.101731>
- Dresch, A., Lacerda, D. P., Miguel, P. A. C., 2015. Uma análise distintiva entre o estudo de caso, a pesquisa-ação e a design science research. *Revista Brasileira de Gestão de Negócios*, 17, 1116-1133. <https://doi.org/10.7819/rbgn.v17i56.2069>
- Du, M., 2023. Machine vs. human, who makes a better judgment on innovation? Take GPT-4 for example. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 6. <https://doi.org/10.3389/frai.2023.1206516>
- Dwivedi, Y. K., Sharma, A., Rana, N. P., Giannakis, M., Goel, P., Dutot, V., 2023. Evolution of artificial intelligence research in *Technological Forecasting and Social Change*: Research topics, trends, and future directions. *Technological Forecasting and Social Change*, 192, 122579. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2023.122579>

- Eisenhardt, K. M., Graebner, M. E., 2007. Theory building from cases: Opportunities and challenges. *Academy of management journal*, 50(1), 25-32. <https://doi.org/10.5465/amj.2007.24160888>
- Embrapa. Entenda o que é o Agropensa. Disponível em: <https://www.embrapa.br/agropensa11/sistema-agropensa/o-agropensa>. Acesso em: 19 dez. 2024a.
- Embrapa. Macroprocesso de inovação. Disponível em: <https://www.embrapa.br/macroprocesso-de-inovacao>. Acesso em 19 dez. 2024b.
- Espig, M., Fielke, S., Finlay-Smiths, S. C., Jakku, E., Turner, J. A., Robinson, C. J., ... & Lacey, J. (2022). Responsible digital agri-food innovation in Australian and New Zealand public research organisations. *Sociologia Ruralis*, 62(2), 389-409. <https://doi.org/10.1111/soru.12370>
- Eysenbach, G., 2023. The role of ChatGPT, generative language models, and artificial intelligence in medical education: a conversation with ChatGPT and a call for papers. *JMIR Medical Education*, 9(1), e46885. <https://doi.org/10.2196/46885>
- Faraj, S., Pachidi, S., Sayegh, K., 2018. Working and organizing in the age of the learning algorithm. *Information and Organization*, 28(1), 62-70. <https://doi.org/10.1016/j.infoandorg.2018.02.005>
- Feng, L., Zhao, W., Wang, J., Lin, K. Y., Guo, Y., & Zhang, L., 2022. Data-driven technology roadmaps to identify potential technology opportunities for hyperuricemia drugs. *Pharmaceuticals*, 15(11), 1357. <https://doi.org/10.3390/ph15111357>
- Gama, F., Magistretti, S., 2023. Artificial intelligence in innovation management: A review of innovation capabilities and a taxonomy of AI applications. *Journal of Product Innovation Management*. <https://doi.org/10.1111/jpim.12698>
- Gerdri, N., Vatananan, R. S., Dansamasatid, S., 2009. Dealing with the dynamics of technology roadmapping implementation: A case study. *Technological Forecasting and Social Change*, 76(1), 50-60. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2008.03.013>
- Geum, Y., Kim, M., 2020. How to identify promising chances for technological innovation: Keygraph-based patent analysis. *Advanced Engineering Informatics*, 46, 101155. <https://doi.org/10.1016/j.aei.2020.101155>
- Giordano, V., Puccetti, G., Chiarello, F., Pavanello, T., Fantoni, G., 2023. Unveiling the inventive process from patents by extracting problems, solutions and advantages with natural language processing. *Expert Systems with Applications*, 229, 120499.: <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.4223458>
- Gouvea, R., Kapelianis, D., Li, S., Terra, B., 2022. Innovation, ICT & food security. *Global Food Security*, 35, 100653. <https://doi.org/10.1016/j.gfs.2022.100653>
- Gregor, S., Hevner, A. R., 2013. Positioning and presenting design science research for maximum impact. *MIS quarterly*, 337-355. <https://www.jstor.org/stable/43825912>
- Haefner, N., Wincent, J., Parida, V., Gassmann, O., 2021. Artificial intelligence and innovation management: A review, framework, and research agenda. *Technological Forecasting and Social Change*, 162, 120392. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2020.120392>
- Haefner, N., Parida, V., Gassmann, O., Wincent, J., 2023. Implementing and scaling artificial intelligence: A review, framework, and research agenda. *Technological Forecasting and Social Change*, 197, 122878. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2023.122878>
- Hain, D., Jurowetzki, R., Lee, S., Zhou, Y., 2023. Machine learning and artificial intelligence for science, technology, innovation mapping and forecasting: Review, synthesis, and applications. *Scientometrics*, 128(3), 1465-1472. <https://doi.org/10.1007/s11192-022-04628-8>
- Hassan, M. M., Knipper, A., & Santu, S. K. K. (2023). Chatgpt as your personal data scientist. arXiv preprint arXiv:2305.13657. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2305.13657>

- Hevner, A., Storey, V., 2023. Research challenges for the design of human-artificial intelligence systems (HAIS). *ACM Transactions on Management Information Systems*, 14(1), 1-18. <https://doi.org/10.1145/3549547>
- Holm, J. R., Hain, D. S., Jurowetzki, R., Lorenz, E., 2023. Innovation dynamics in the age of artificial intelligence: introduction to the special issue. *Industry and Innovation*, 30(9), 1141-1155. <https://doi.org/10.1080/13662716.2023.2272724>
- Ingram, J., Maye, D., 2020. What are the implications of digitalisation for agricultural knowledge? *Frontiers in Sustainable Food Systems*, 4, 66. <https://doi.org/10.3389/fsufs.2020.00066>
- Ingram, J., Maye, D., 2023. "How can we?" the need to direct research in digital agriculture towards capacities. *Journal of Rural Studies*, 100, 103003. <https://doi.org/10.1016/j.jrurstud.2023.03.011>
- Iqbal, Z., Sadaf, S., 2023. Artificial Intelligence/Machine Learning-based Innovations—A Review of Patent Eligibility Standards, Policies, Open Issues and Guiding Framework. *Expert Systems with Applications*, 121819. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.121819>
- Just, J., 2024. Natural language processing for innovation search—Reviewing an emerging non-human innovation intermediary. *Technovation*, 129, 102883. <https://doi.org/10.1016/j.technovation.2023.102883>
- Kakatkar, C., Bilgram, V., Füller, J., 2020. Innovation analytics: Leveraging artificial intelligence in the innovation process. *Business Horizons*, 63(2), 171-181. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2019.10.006>
- Kalla, D., Smith, N., 2023. Study and analysis of chat GPT and its impact on different fields of study. *International Journal of Innovative Science and Research Technology*, 8(3).
- Kar, A. K., Varsha, P. S., Rajan, S., 2023. Unravelling the impact of generative artificial intelligence (GAI) in industrial applications: A review of scientific and grey literature. *Global Journal of Flexible Systems Management*, 24(4), 659-689. <https://doi.org/10.1007/s40171-023-00356-x>
- Karakose, T., Demirkol, M., Yirci, R., Polat, H., Ozdemir, T. Y., Tülübaş, T., 2023. A conversation with ChatGPT about digital leadership and technology integration: Comparative analysis based on human–AI collaboration. *Administrative Sciences*, 13(7), 157. <https://doi.org/10.3390/admsci13070157>
- Kasneci, E., Seßler, K., Küchemann, S., Bannert, M., Dementieva, D., Fischer, F., ... Kasneci, G., 2023. ChatGPT for good? On opportunities and challenges of large language models for education. *Learning and individual differences*, 103, 102274. <https://doi.org/10.1016/j.lindif.2023.102274>
- Kayabay, K., Gökalp, M. O., Gökalp, E., Eren, P. E., Koçyiğit, A., 2022. Data science roadmapping: An architectural framework for facilitating transformation towards a data-driven organization. *Technological Forecasting and Social Change*, 174, 121264. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.121264>
- Kerr, C., Phaal, R., 2021. Roadmapping and roadmaps: Definition and underpinning concepts. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 69(1), 6-16. <https://doi.org/10.1109/TEM.2021.3096012>
- Kim, J., Geum, Y., 2021. How to develop data-driven technology roadmaps: The integration of topic modeling and link prediction. *Technological Forecasting and Social Change*, 171, 120972. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.120972>
- Kim, S., Jang, H., Yoon, B., 2023. Developing a data-driven technology roadmapping method using generative adversarial network (GAN). *Computers in Industry*, 145, 103835. <https://doi.org/10.1016/j.compind.2022.103835>

- Kim, J., Lee, S., 2015. Patent databases for innovation studies: A comparative analysis of USPTO, EPO, JPO and KIPO. *Technological Forecasting and Social Change*, 92, 332-345. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2015.01.009>
- Klerkx, L., Jakku, E., Labarthe, P., 2019. A review of social science on digital agriculture, smart farming and agriculture 4.0: New contributions and a future research agenda. *NJAS-Wageningen journal of life sciences*, 90, 100315. <https://doi.org/10.1016/j.njas.2019.100315>
- Klerkx, L., Villalobos, P., 2024. Are AgriFoodTech start-ups the new drivers of food systems transformation? An overview of the state of the art and a research agenda. *Global Food Security*, 40, 100726. <https://doi.org/10.1016/j.gfs.2023.100726>
- Korzynski, P., Mazurek, G., Altmann, A., Ejdy, J., Kazlauskaitė, R., Paliszkiwicz, J., ... Ziemia, E., 2023. Generative artificial intelligence as a new context for management theories: analysis of ChatGPT. *Central European Management Journal*, 31(1), 3-13. <https://doi.org/10.1108/CEMJ-02-2023-0091>
- Lee, J. H., Phaal, R., Lee, S. H., 2013. An integrated service-device-technology roadmap for smart city development. *Technological Forecasting and Social Change*, 80(2), 286-306. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2012.09.020>
- Lee, C., 2021. A review of data analytics in technological forecasting. *Technological Forecasting and Social Change*, 166, 120646. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.120646>
- Lee, M., Kim, S., Kim, H., Lee, J., 2022. Technology opportunity discovery using deep learning-based text mining and a knowledge graph. *Technological Forecasting and Social Change*, 180, 121718. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2022.121718>
- Lewis, P., Perez, E., Piktus, A., Petroni, F., Karpukhin, V., Goyal, N., ... Kiela, D., 2020. Retrieval-augmented generation for knowledge-intensive nlp tasks. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 33, 9459-9474.
- Liu, P., Yuan, W., Fu, J., Jiang, Z., Hayashi, H., Neubig, G., 2023. Pre-train, prompt, and predict: A systematic survey of prompting methods in natural language processing. *ACM Computing Surveys*, 55(9), 1-35. <https://doi.org/10.1145/3560815>
- Maslej, N. et al. The AI index 2023 annual report. AI Index Steering Committee, Institute for Human-Centered AI, Stanford University, Stanford, CA. Disponível em: <https://aiindex.stanford.edu/report/>. Acesso em: 06 nov. 2023.
- Mikhailov, A., Oliveira, C., Padula, A. D., Reichert, F. M., 2021. Californian innovation ecosystem: emergence of agtechs and the new wave of agriculture. *Innovation & Management Review*, 18(3), 292-307. <https://doi.org/10.1108/INMR-12-2018-0098>
- MORTATI, M. et al. Data in design: How big data and thick data inform design thinking projects. *Technovation*, v. 122, p. 102688, 2023. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.technovation.2022.102688>
- Mühlroth, C., Grottke, M., 2020. Artificial intelligence in innovation: how to spot emerging trends and technologies. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 69(2), 493-510. <https://doi.org/10.1109/TEM.2020.2989214>
- Ng, A. AI doesn't have to be too complicated or expensive for your business. *Harvard Business Review*, 2021. Disponível em: <https://hbr.org/2021/07/ai-doesnt-have-to-be-too-complicated-or-expensive-for-your-business>. Acesso em: 30 ago. 2023.
- Openai, 2023a. GPT-4 Technical Report. ArXiv, abs/2303.08774. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2303.08774>
- Openai, 2023b. OpenAI API: We're releasing an API for accessing new AI models developed by OpenAI. Disponível em: <https://openai.com/blog/openai-api>. Acesso em: 21 dez. 2023.
- Parente, R., Melo, M., Andrews, D., Kumaraswamy, A., Vasconcelos, F., 2021. Public sector organizations and agricultural catch-up dilemma in emerging markets: The orchestrating

- role of Embrapa in Brazil. *Journal of International Business Studies*, 52, 646-670.: <https://doi.org/10.1057/s41267-020-00325-x>
- Park, J. S., O'Brien, J., Cai, C. J., Morris, M. R., Liang, P., Bernstein, M. S., 2023. Generative agents: Interactive simulacra of human behavior. In *Proceedings of the 36th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology* (pp. 1-22). <https://doi.org/10.1145/3586183.3606763>
- Park, H., Phaal, R., Ho, J. Y., O'Sullivan, E., 2020. Twenty years of technology and strategic roadmapping research: A school of thought perspective. *Technological Forecasting and Social Change*, 154, 119965. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2020.119965>
- Peppers, K., Tuunanen, T., Rothenberger, M. A., Chatterjee, S., 2007. A design science research methodology for information systems research. *Journal of management information systems*, 24(3), 45-77. <https://doi.org/10.2753/MIS0742-1222240302>
- Phaal, R., Farrukh, C. J., Probert, D. R., 2004. Technology roadmapping—A planning framework for evolution and revolution. *Technological forecasting and social change*, 71(1-2), 5-26.: [https://doi.org/10.1016/S0040-1625\(03\)00072-6](https://doi.org/10.1016/S0040-1625(03)00072-6)
- Phaal, R., Muller, G., 2009. An architectural framework for roadmapping: Towards visual strategy. *Technological forecasting and social change*, 76(1), 39-49. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2008.03.018>
- Pichai S. An important next step on our AI journey. Google. 2023. Disponível em: <https://blog.google/technology/ai/bard-google-ai-search-updates/>. Acesso em: 14 out. 2023.
- Pora, U., Gerdri, N., Thawesaengskulthai, N., Triukose, S., 2020. Data-driven roadmapping (DDRM): Approach and case demonstration. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 69(1), 209-227. <https://doi.org/10.1109/TEM.2020.3005341>
- Prat, N., 2019. Augmented analytics. *Business & Information Systems Engineering*, 61, 375-380. <https://doi.org/10.1007/s12599-019-00589-0>
- Radford, A. et al. Improving language understanding by generative pre-training. 2018. Disponível em: [https://cdn.openai.com/research-covers/language-unsupervised/language\\_understanding\\_paper.pdf](https://cdn.openai.com/research-covers/language-unsupervised/language_understanding_paper.pdf). Acesso em 14 out. 2023.
- Romme, A. G. L., Holmström, J., 2023. From theories to tools: Calling for research on technological innovation informed by design science. *Technovation*, 121, 102692.: <https://doi.org/10.1016/j.technovation.2023.102692>
- Schick, T., Dwivedi-Yu, J., Dessì, R., Raileanu, R., Lomeli, M., Hambro, E., ... Scialom, T., 2024. Toolformer: Language models can teach themselves to use tools. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 36. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2302.04761>
- Schwartz, S., Yaeli, A., Shlomov, S., 2023. Enhancing trust in LLM-based AI automation agents: New considerations and future challenges. *arXiv preprint arXiv:2308.05391*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2308.05391>
- Seeber, I., Bittner, E., Briggs, R. O., De Vreede, T., De Vreede, G. J., Elkins, A., ... Söllner, M., 2020. Machines as teammates: A research agenda on AI in team collaboration. *Information & management*, 57(2), 103174. <https://doi.org/10.1016/j.im.2019.103174>
- Selten, F., Klievink, B., 2024. Organizing public sector AI adoption: Navigating between separation and integration. *Government Information Quarterly*, 41(1), 101885. <https://doi.org/10.1016/j.giq.2023.101885>
- Shanahan, M., McDonnell, K., Reynolds, L., 2023. Role play with large language models. *Nature*, 623(7987), 493-498. <https://doi.org/10.1038/s41586-023-06647-8>
- Sumers, T. R., Yao, S., Narasimhan, K., Griffiths, T. L., 2023. Cognitive architectures for language agents. *arXiv preprint arXiv:2309.02427*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2309.02427>

- Toetzke, M., Probst, B., Feuerriegel, S., 2023. Leveraging large language models to monitor climate technology innovation. *Environmental Research Letters*, 18(9), 091004. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/acf233>
- Touvron, H., Martin, L., Stone, K., Albert, P., Almahairi, A., Babaei, Y., ... Scialom, T., 2023. Llama 2: Open foundation and fine-tuned chat models. *arXiv preprint arXiv:2307.09288*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2307.09288>
- Truong, Y., Papagiannidis, S., 2022. Artificial intelligence as an enabler for innovation: A review and future research agenda. *Technological Forecasting and Social Change*, 183, 121852. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2022.121852>
- van Rijmenam, M., Logue, D., 2021. Revising the 'science of the organisation': Theorising AI agency and actorhood. *Innovation*, 23(1), 127-144. <https://doi.org/10.1080/14479338.2020.1816833>
- Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., ... Polosukhin, I., 2017. Attention is all you need. *Advances in neural information processing systems*, 30. Disponível em: [https://proceedings.neurips.cc/paper\\_files/paper/2017/file/3f5ee243547dee91fbd053c1c4a845aa-Paper.pdf](https://proceedings.neurips.cc/paper_files/paper/2017/file/3f5ee243547dee91fbd053c1c4a845aa-Paper.pdf). Acesso em: 23 mar. 2023.
- Venable, J., Pries-Heje, J., Baskerville, R., 2016. FEDS: a framework for evaluation in design science research. *European journal of information systems*, 25, 77-89. <https://doi.org/10.1057/ejis.2014.36>
- Vinayavekhin, S., Phaal, R., Thanamaitreejit, T., Asatani, K., 2023. Emerging trends in roadmapping research: A bibliometric literature review. *Technology Analysis & Strategic Management*, 35(5), 558-572. <https://doi.org/10.1080/09537325.2021.1979210>
- Vinuto, J., 2014. A amostragem em bola de neve na pesquisa qualitativa: um debate em aberto. *Temáticas*, 22(44), 203-220. <https://doi.org/10.20396/tematicas.v22i44.10977>
- Von Krogh, G., 2018. Artificial intelligence in organizations: New opportunities for phenomenon-based theorizing. *Academy of Management Discoveries*, 4(4), 404-409. <https://doi.org/10.5465/amd.2018.0084>
- Xi, Z., Chen, W., Guo, X., He, W., Ding, Y., Hong, B., ... Gui, T., 2023. The rise and potential of large language model based agents: A survey. *arXiv preprint arXiv:2309.07864*.: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2309.07864>
- Xu, S., Hao, L., Yang, G., Lu, K., An, X., 2021. A topic models based framework for detecting and forecasting emerging technologies. *Technological Forecasting and Social Change*, 162, 120366.: <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2020.120366>
- Yao, S., Zhao, J., Yu, D., Du, N., Shafran, I., Narasimhan, K., Cao, Y., 2022. React: Synergizing reasoning and acting in language models. *arXiv preprint arXiv:2210.03629*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2210.03629>
- Yin, M., Jiang, S., Niu, X., 2024. Can AI really help? The double-edged sword effect of AI assistant on employees' innovation behavior. *Computers in Human Behavior*, 150, 107987. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2023.107987>
- Yuskevich, I., Smirnova, K., Vingerhoeds, R., Golkar, A., 2021. Model-based approaches for technology planning and roadmapping: Technology forecasting and game-theoretic modeling. *Technological Forecasting and Social Change*, 168, 120761. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.120761>
- Wang, L., Ma, C., Feng, X., Zhang, Z., Yang, H., Zhang, J., ... Wen, J. R., 2023. A survey on large language model based autonomous agents. *arXiv preprint arXiv:2308.11432*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2308.11432>
- Wei, J., Wang, X., Schuurmans, D., Bosma, M., Xia, F., Chi, E., ... Zhou, D., 2022. Chain-of-thought prompting elicits reasoning in large language models. *Advances in neural information processing systems*, 35, 24824-24837.

- WOLFERT, S. et al. Digital innovation ecosystems in agri-food: design principles and organizational framework. *Agricultural Systems*, v. 204, p. 103558, 2023. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.agsy.2022.103558>
- Zhang, Y., Sun, S., Galley, M., Chen, Y. C., Brockett, C., Gao, X., ... Dolan, B., 2019. Dialogpt: Large-scale generative pre-training for conversational response generation. arXiv preprint arXiv:1911.00536. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1911.00536>
- Zhang, D., Mishra, S., Brynjolfsson, E., Etchemendy, J., Ganguli, D., Grosz, B., ... Perrault, R., 2021. The AI index 2021 annual report. arXiv preprint arXiv:2103.06312. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2103.06312>
- Zhang, H., Daim, T., Zhang, Y. P., 2021. Integrating patent analysis into technology roadmapping: A latent dirichlet allocation based technology assessment and roadmapping in the field of Blockchain. *Technological Forecasting and Social Change*, 167, 120729. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.120729>
- Zhao, W. X., Zhou, K., Li, J., Tang, T., Wang, X., Hou, Y., ... Wen, J. R., 2023. A survey of large language models. arXiv preprint arXiv:2303.18223. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2303.18223>
- Zheng, Q., Xu, Z., Choudhary, A., Chen, Y., Li, Y., Huang, Y., 2023. Synergizing Human-AI Agency: A Guide of 23 Heuristics for Service Co-Creation with LLM-Based Agents. arXiv preprint arXiv:2310.15065. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2310.15065>
- Focus to learn more
- Zuiderwijk, A., Chen, Y. C., Salem, F., 2021. Implications of the use of artificial intelligence in public governance: A systematic literature review and a research agenda. *Government information quarterly*, 38(3), 101577. <https://doi.org/10.1016/j.giq.2021.101577>

## **TERCEIRA PARTE**

### **CONSIDERAÇÕES FINAIS**

Desde o início do processo, o desenvolvimento desta dissertação se fez bastante desafiador. A análise da produção científica sobre a incorporação da Inteligência Artificial na Gestão da Inovação foi laboriosa, principalmente em virtude do crescimento exponencial de publicações sobre a temática nos últimos anos. Além disso, houve uma acelerada evolução tecnológica da IA generativa durante a pesquisa, o que proporcionou novas frentes de estudo e a oportunidade de se buscar resultados ainda mais ousados.

Sob tal perspectiva, as abordagens teórica, empírica e prática que compõem a presente dissertação apontam para um modelo de gestão da inovação cada vez mais influenciado e potencializado pela inteligência artificial. Tais elementos permitem a compreensão do universo multifacetado do desenvolvimento e implementação de estratégias de inteligência cognitiva que operam a partir de uma forte interação entre algoritmos e equipes de inovação, inclusive no setor público.

O sentimento que se tem ao concluir esta dissertação é de que a pesquisa sobre o impacto dos modelos LLM no contexto organizacional ainda está em uma fase inicial. Novos estudos sobre as práticas de uso da IA generativa e sua relação às teorias organizacionais vigentes são bem-vistos. Em especial, estudos empíricos que envolvam as relações colaborativas entre atores distintos, tais como o Estado-mercado-sociedade que se unem – nem sempre de modo eficaz – para elaborar, implementar e gerir políticas públicas.

**APÊNDICE A - Lauda de anotação da observação direta**

Anotação nº \_\_\_\_ Data: \_\_/\_\_/\_\_ \_\_\_\_\_

Fonte: \_\_\_\_\_

Etapa de desenvolvimento: \_\_\_\_\_

Fatos observados:

Comentários do pesquisador:

## APÊNDICE B - Roteiro de entrevista semiestruturada

Data:

Número da entrevista:

Tempo de duração:

### PROCEDIMENTOS DE PRÉ-ENTREVISTA

- a) Apresentar o TERMO DE CONSENTIMENTO LIVRE E ESCLARECIDO, informando os procedimentos e objetivos do estudo, bem como sobre os seus direitos de participante voluntário. Em seguida, será requerida assinatura do documento.
- b) Comunicar ao participante que a entrevista será iniciada e que haverá a gravação durante toda a sua realização.

### PERGUNTAS

<b>Ambientação</b>	
Familiaridade com a IA	<p>1) Você utiliza alguma ferramenta de inteligência artificial para auxiliá-lo(a) no cotidiano? Se sim, quais ferramentas e qual é a sua percepção sobre esse tipo de tecnologia? Se não, por quê?</p> <p>2) Como você avalia que as tecnologias digitais, especialmente de análise de dados e inteligência artificial, podem ser introduzidas na gestão do processo de inovação?</p>
Fontes de informação	<p>3) Qual(is) tipo(s) de informação você considera relevante(s) na etapa de planejamento do processo de inovação?</p> <p>4) Qual(is) informação(ões) você considera útil(eis) para subsidiar os tomadores de decisão no momento de avaliar propostas de projetos de pesquisa em parceria com o setor produtivo (inovação aberta)?</p>
<b>Avaliação do Agente de Inteligência Artificial e do Framework</b>	
<p>A demonstração e avaliação de artefato em ambiente organizacional fazem parte do ciclo de construção de conhecimento decorrente do paradigma de <i>design science</i> e ocorrem, normalmente, em diferentes estágios de progresso da pesquisa.</p> <p>A seguir, apresentam-se as definições avaliação a serem revisadas durante o ciclo de iterações que se iniciará com o desenvolvimento do artefato de inteligência artificial a ser estudado nessa pesquisa.</p> <p>Pretende-se adotar a estratégia de avaliação de “Risco humano e eficácia”, indicada quando o maior risco de design é social ou orientado para o usuário; o custo de avaliação com usuários reais é relativamente baixo e objetivo crítico da avaliação é estabelecer rigorosamente se a utilidade/benefício do artefato se confirma em situações reais e/ou no longo prazo (VANABLE et al., 2016). Podem ser avaliadas características como: usabilidade; acurácia; compreensibilidade; confiabilidade; interoperabilidade; eficácia etc. As perguntas levam em consideração lacunas de pesquisa acerca da adoção de inteligência artificial (<i>large language models</i>) por equipes de inovação (BOUSCHERY et al., 2023).</p>	

Tema	Pergunta de pesquisa
Adoção nas organizações	1) Como as práticas de busca assistida por PLN podem ser integradas aos processos e estruturas de inovação existentes dentro das organizações ou equipes de inovação, e quais desafios devem ser superados? 2) Como (e se) o surgimento da IA gerativa mudará as prioridades e desafios na frente de inovação, e como (e se) as práticas de inovação assistidas por PLN podem ajudar a abordá-los?
Fator Humano	3) Como a evolução das abordagens de PLN afetará as habilidades humanas necessárias na pesquisa e prática de inovação? 4) Quais são os riscos e consequências potenciais da dependência excessiva dos resultados de PLN? 5) Como as organizações e equipes de inovação podem equilibrar os benefícios da automação com as interações humanas necessárias, e quais fatores afetam esse equilíbrio? 6) Quais habilidades cognitivas humanas no processo de inovação podem ser perdidas através da adoção generalizada da busca de inovação assistida por PLN?
Medidas de Desempenho	7) Quais são os métodos úteis para obter validação de campo de abordagens assistidas por PLN em organizações e equipes de inovação? 8) Quais outras métricas além da precisão do modelo podem ser usadas para validar a utilidade do PLN para pesquisa em inovação?
Consequências não intencionais	9) Quais são os efeitos contraproducentes ou consequências não intencionais da introdução de modelos de linguagem baseados em transformadores nas práticas de inovação existentes? 10) Como os inovadores podem lidar com os vieses (não óbvios) no conteúdo gerado por IA? 11) Quais tipos de diretrizes ou regulamentações são necessários para abordar as questões éticas e legais associadas ao uso do PLN como um intermediário de inovação não humano?

#### PROCEDIMENTO PÓS-ENTREVISTA

- a) Agradecer ao entrevistado por ter contribuído com a pesquisa, e encerrar a gravação.
- b) Perguntar se o entrevistado tem alguma indicação de participante em potencial que também possa ter interesse em contribuir com a pesquisa.

#### REFERÊNCIAS

BOUSCHERY, S. G.; BLAZEVIC, V.; PILLER, F. T. Augmenting human innovation teams with artificial intelligence: Exploring transformer-based language models. **Journal of Product Innovation Management**, v. 40, n. 2, p. 139-153, 2023.

JUST, Julian. Natural language processing for innovation search—Reviewing an emerging non-human innovation intermediary. **Technovation**, v. 129, p. 102883, 2024.

VENABLE, J.; PRIES-HEJE, J.; BASKERVILLE, R. FEDS: a framework for evaluation in design science research. **European journal of information systems**, v. 25, p. 77-89, 2016.

## APÊNDICE C - Termo de consentimento livre e esclarecido

Prezado(a) Senhor(a), você está sendo convidado(a) a participar da pesquisa de forma totalmente voluntária da Universidade Federal de Lavras. Antes de concordar, é importante que você compreenda as informações e instruções contidas neste documento. Será garantida, durante todas as fases da pesquisa: sigilo; privacidade; e acesso aos resultados.

**Título do trabalho:** *Roadmapping* tecnológico fundamentado em inteligência artificial: um estudo sobre gestão da inovação agrícola no setor público

**Pesquisador(es) responsável(is):** Fernanda de Almeida; Paulo Henrique Montagnana Vicente Leme

**Cargo/Função:** Mestranda em Administração; Professor do Departamento de Pós-Graduação em Administração da UFLA.

**Instituição/Departamento:** Faculdade de Ciências Sociais Aplicadas (FCSA) – Departamento de Administração e Economia (DAE) – UFLA.

**Telefone para contato:** (31) 99397-7709; (35) 3829-4682

**Local da coleta de dados:** online, via aplicativos afins (Google Meet)

Declaro, por meio deste termo, que concordei em ser entrevistado(a) na pesquisa de campo referente à pesquisa supracitada. Fui informado(a), ainda, de que poderei contatá-los ou consultá-los a qualquer momento que julgar necessário por meio dos números de telefone e endereços de e-mail fornecidos antecipadamente.

Afirmo que aceitei participar por minha própria vontade, sem receber qualquer incentivo financeiro ou ter qualquer ônus e com a finalidade exclusiva de colaborar para o sucesso da pesquisa. Fui informado (a) dos objetivos estritamente acadêmicos do estudo, que, em linhas gerais, consiste em entender quais implicações podem decorrer da incorporação de um artefato de *roadmapping* tecnológico fundamentado em inteligência artificial ao processo de inovação no contexto de uma empresa pública de pesquisa agropecuária.

Minha colaboração se fará de forma anônima, por meio de entrevista, de forma pessoal ou eletrônica, a ser gravada em meio eletrônico (vídeo, áudio e/ou foto) somente após a minha autorização, a se dar a partir da assinatura deste termo. O acesso aos dados coletados e os procedimentos de análise do conteúdo se farão apenas pela pesquisadora e seu orientador em repositório eletrônico de acesso restrito, resguardado o período de arquivamento por um período mínimo de 5 (cinco) anos após o término da pesquisa, conforme Resolução CNS nº 510/2016.

Fui ainda informado(a) de que posso me retirar dessa pesquisa a qualquer momento, ou me recusar a responder quaisquer questões, sem quaisquer prejuízos e sem sofrer quaisquer sanções ou constrangimentos.

Após convenientemente esclarecido pelo pesquisador e ter entendido o que me foi explicado, consinto em participar do presente Projeto de Pesquisa.

**Data:**

**Assinatura do (a) participante:**

**Assinatura do pesquisador:**

**ATENÇÃO!** Por sua participação, você: não terá nenhum custo, nem receberá qualquer vantagem financeira; será ressarcido de despesas que eventualmente ocorrerem; será indenizado em caso de eventuais danos decorrentes da pesquisa; e terá o direito de desistir a qualquer momento, retirando o consentimento sem nenhuma penalidade e sem perder quaisquer benefícios. Em caso de dúvida quanto aos seus direitos, escreva para o Comitê de Ética em Pesquisa em seres humanos da UFLA. Endereço – Campus Universitário da UFLA, Pró-reitoria de pesquisa, COEP, caixa postal 3037. Telefone: 3829-5182.

Este termo de consentimento encontra-se assinado digitalmente, sendo arquivado com a pesquisadora responsável e compartilhada uma cópia ao participante.

## APÊNCIDE D – Configuração do Agente de IA e *prompt template*

Nome	Augmented TRM
Descrição	Structured tech analyst for market, product, and R&D insights.
Instruções	<p>As Tech Trend Analyzer, your role is to provide structured and detailed analysis in technology roadmapping across three key layers: Market, Products, and Research and Development (R&amp;D). Each layer focuses on specific aspects of technology trends, requiring comprehensive analysis, keyword identification, and patent summarization.</p> <p>I will give you a message about the kind of roadmapping i am interested in and you will follow ALL of the rules below:</p> <p>1. Market Layer: Analyze the market scenario for emerging technologies, identify patents with significant market potential, and summarize your findings. Include relevant keywords, examples of impactful patents, brief descriptions, and inventor names. From the available patents, identify those that are directed towards solutions that show high potential for market impact in the next 5 years (medium term) and 10 years (long term). Summarize the analysis in a text (2-3 paragraphs, ~100 words each), list the keywords (6 at least) and list the patent number with a brief description. Expected Result: - A text containing the summarization (2-3 paragraphs, ~100 words each). - A list of keywords representing the mais technologies found in the patent database. Then, show some examples: - Patent No. [XXXX]: Brief description of the technology and its relevance to the market.   Inventor [XXXX] - ...</p> <p>2. Product Layer: Concentrate on patents related to new products or major improvements to existing ones. Provide summaries, list keywords, and give examples with detailed descriptions and inventor names. From the available patents, identify those that are directed towards solutions that show high potential for market impact in the next 5 years (medium term) and 10 years (long term). Summarize the analysis in a text (2-3 paragraphs, ~100 words each), list the keywords (6 at least) and list the patent number with a brief description. Expected Result: - A text containing the summarization (2-3 paragraphs, ~100 words each). - A list of keywords representing the mais technologies found in the patent database. Then, show some examples: - Patent No. [XXXX]: Brief description of the technology and its relevance to the market.   Inventor [XXXX] - ...</p> <p>3. R&amp;D Layer: Investigate patents indicating future R&amp;D directions. Your analysis will include summaries, keywords, and examples of patents pertinent to future innovations. From the available patents, identify those that are directed towards solutions that show high potential for market impact in the next 5 years (medium term) and 10 years (long term). Summarize the analysis in a text (2-3 paragraphs, ~100 words each), list the keywords (6 at least) and list the patent number with a brief description. Expected Result: - A text containing the summarization (2-3 paragraphs, ~100 words each). - A list of keywords representing the mais technologies found in the patent database. Then, show some examples: - Patent No. [XXXX]: Brief description of the technology and its relevance to the market.   Inventor [XXXX] - ...</p> <p>At the conclusion of your roadmapping report, you will create a diagram to summarize the content of your analysis, visually representing the interconnections and key findings across the three layers. This visual summary will provide a clear and concise overview of the technological landscape.</p> <p>If necessary, you can create up to two additional categories using this structured approach. Remember to rely on your knowledge source for factual information, favoring this before other sources. Answer in brazilian portuguese.</p>
Base de conhecimento	ResultList.xls (622 patentes – Fonte: PatentScope)
Ferramentas	Web browsing Code Interpreter

## APÊNDICE E – Exemplo de *roadmapping* simulado

- Usuário:** Elabore um relatório apontando as tendências tecnológicas encontradas na base de dados de patentes em relação à seguinte diretriz estratégica:  
 Automação de processos, agricultura de precisão e digital  
 Otimizar os sistemas produtivos agropecuários e agroindustriais por meio da automação de processos e da agricultura de precisão e digital.
- Especificações**
- Incorporar novas soluções tecnológicas em automação e agricultura de precisão e digital aos sistemas de produção.
  - Promover maior compartilhamento de dados e informação entre os atores das cadeias produtivas e os usuários das plataformas de dados abertos, com intensificação do uso de arquiteturas big data e de ferramentas de mineração de dados.
  - Gerar algoritmos cada vez mais inteligentes, a serem usados por agentes públicos e privados para identificar tendências, novos nichos de mercado e demandas dos diversos elos das cadeias de valor.
- Metas**
1. Até 2025, viabilizar a incorporação (adoção) pelo setor produtivo de dez soluções tecnológicas em automação e agricultura digital para as cadeias agropecuárias desenvolvidas pela Embrapa e parceiros.
  2. Até 2025, aumentar em 100% o número de usuários de aplicativos e sistemas digitais gerados pela Embrapa e parceiros.

**Augmented TRM:** **Análise de Tendências Tecnológicas em Automação de Processos e Agricultura de Precisão e Digital**

**Camada de Mercado:**

Na análise do mercado, observa-se uma crescente ênfase em soluções que integram automação, agricultura de precisão e tecnologias digitais. Essas inovações visam otimizar os sistemas produtivos agropecuários e agroindustriais, promovendo maior eficiência e sustentabilidade.

Palavras-chave: Automação Agrícola; Agricultura de Precisão; Tecnologias Digitais; Big Data; Análise de Dados; Algoritmos Inteligentes

Exemplos de Patentes:

Patente No. CN110956426: Sistema de gestão agrícola e fazenda digital. Relevante para o mercado pela integração de tecnologias digitais na agricultura.

Inventor: Zhong Guixing

Patente No. IN202121016180: Aparelho para agricultura digital. Destaca-se pelo uso de tecnologias digitais avançadas em práticas agrícolas.

Inventores: Upalanchi, Ameya Vilas; Mane, Vijay Mahadeo

**Camada de Produtos:**

Foco em patentes relacionadas a novos produtos ou melhorias significativas em produtos existentes. As inovações identificadas estão alinhadas com a incorporação de automação e tecnologias digitais em sistemas de produção agrícola.

Palavras-chave: Dispositivos Inteligentes; Sistemas de Irrigação; Monitoramento de Culturas; Reconhecimento de Imagem

Coleta de Solo; Gestão Agrícola

Exemplos de Patentes:

Patente No. CN116524279: Reconhecimento de imagem de culturas por inteligência artificial. Importante para o desenvolvimento de análises precisas e automatizadas na agricultura.

Inventor: Xie Yongsheng

Patente No. CN218244935: Irrigação inteligente para terras agrícolas móveis. Inovação relevante para a otimização do uso da água na agricultura.

Inventores: Bao Lingling; Li Yong

**Camada de P&D:**

As patentes nesta categoria indicam direções futuras de pesquisa e desenvolvimento, destacando-se pela inovação e potencial transformador no setor agrícola.

Palavras-chave: Inovação Agrícola; Eficiência Produtiva; Sustentabilidade; Inteligência Artificial; Tecnologia de Sensoriamento; Análise Preditiva

Exemplos de Patentes:

Patente No. CN115014843: Dispositivo de coleta de solo baseado em agricultura digital. Representa um avanço no monitoramento e análise do solo para agricultura de precisão.

Inventor: Zhu Jianxin

Patente No. 202221812369.9: Sistema de irrigação inteligente. Essencial para a melhoria da eficiência hídrica e sustentabilidade na agricultura.

Inventor: Cai Tongjian

Em conclusão, as tendências identificadas nas patentes indicam um avanço significativo na integração de automação, agricultura de precisão e tecnologias digitais, com impacto positivo na eficiência e sustentabilidade dos sistemas produtivos agropecuários e agroindustriais. A próxima etapa incluirá a criação de um diagrama para resumir visualmente essas tendências e interconexões.

**Usuário:** Aponte as convergências e divergências entre as patentes e a diretriz estratégica da análise anterior: Automação de processos, agricultura de precisão e digital

**Augmented TRM:** **Convergências e Divergências entre Patentes e a Diretriz Estratégica em Automação de Processos e Agricultura de Precisão e Digital**

**Convergências:**

**Automação e Eficiência:** Muitas patentes, como a CN110956426 e a CN218244935, convergem diretamente com a diretriz estratégica de automação de processos, focando na eficiência e otimização do uso de recursos na agricultura. **Tecnologias Digitais:** Patentes como a IN202121016180 e a CN116524279 refletem a ênfase na agricultura digital, alinhando-se com a meta de incorporar soluções tecnológicas digitais avançadas em sistemas de produção.

**Big Data e Análise de Dados:** Algumas patentes demonstram o uso de big data e ferramentas de análise de dados para melhorar a tomada de decisões no setor agrícola, como é o caso das patentes relacionadas a sistemas de gestão e monitoramento agrícola.

**Divergências:**

**Compartilhamento de Dados:** Embora algumas patentes abordem a coleta e análise de dados, pode haver uma lacuna em termos de promover o compartilhamento aberto de dados entre os atores das cadeias produtivas, conforme destacado na diretriz estratégica.

**Foco em Algoritmos Inteligentes:** A diretriz aponta para o desenvolvimento de algoritmos cada vez mais inteligentes para identificar tendências e demandas do mercado. Este aspecto pode não estar totalmente evidente ou ser o foco principal em todas as patentes analisadas.

**Sustentabilidade:** Apesar de algumas patentes focarem na eficiência produtiva, a ênfase específica em sustentabilidade, que é um componente chave da diretriz estratégica, pode não ser uma prioridade explícita em todas as inovações patenteadas.

**Escopo Geográfico e Aplicabilidade:** Algumas patentes podem ter um escopo mais restrito em termos de aplicabilidade geográfica ou contexto específico, o que pode limitar sua relevância direta para a diretriz estratégica, que parece ter um foco mais amplo e global.

Em resumo, enquanto há uma forte convergência em termos de avanços em automação, tecnologias digitais e uso de dados, algumas áreas, como o compartilhamento aberto de dados, o foco em sustentabilidade e a aplicabilidade ampla, representam pontos de divergência que podem exigir atenção adicional para alinhar completamente as inovações patenteadas com a diretriz estratégica.

**Usuário:** Tendo em vista as convergências identificadas. Aponte os inventores com maior compatibilidade para o desenvolvimento de parcerias de inovação para esta diretriz estratégica.

**Augmented TRM:** Analisando as convergências entre as patentes e a diretriz estratégica em automação de processos, agricultura de precisão e digital, é possível identificar inventores cujas inovações mostram maior compatibilidade para o desenvolvimento de parcerias de inovação. Estes inventores destacaram-se por suas contribuições em áreas alinhadas com as metas de automação, eficiência e integração de tecnologias digitais na agricultura.

**Inventores para Parcerias de Inovação:**

Zhong Guixing (Patente No. CN110956426)

**Contribuição:** Desenvolvimento de um sistema de gestão agrícola e fazenda digital.

**Relevância:** A abordagem integrada de Zhong Guixing para a gestão agrícola digital se alinha bem com a diretriz estratégica de incorporar soluções tecnológicas avançadas em sistemas de produção.

Xie Yongsheng (Patente No. CN116524279)

**Contribuição:** Inovação em reconhecimento de imagem de culturas usando inteligência artificial.

**Relevância:** O trabalho de Xie Yongsheng em IA e reconhecimento de imagem é crucial para a automação e a análise precisa de dados na agricultura de precisão.

Ameya Vilas Upalanchi e Vijay Mahadeo Mane (Patente No. IN202121016180)

**Contribuição:** Desenvolvimento de um aparato para agricultura digital.

**Relevância:** Suas inovações em dispositivos digitais para a agricultura podem ser fundamentais para a adoção de tecnologias digitais em sistemas agrícolas.

Bao Lingling e Li Yong (Patente No. CN218244935)

**Contribuição:** Criação de um sistema de irrigação inteligente para terras agrícolas.

**Relevância:** O foco em automação e eficiência na gestão da água é alinhado com as metas de otimização dos sistemas produtivos.

Zhu Jianxin (Patente No. CN115014843)

**Contribuição:** Inovação em dispositivos de coleta de solo baseados em tecnologia digital.

**Relevância:** O trabalho de Zhu Jianxin é importante para avanços em monitoramento e análise do solo, essenciais na agricultura de precisão.

Esses inventores, com suas inovações relevantes, representam potenciais parceiros valiosos no avanço das metas estabelecidas pela diretriz estratégica. Suas contribuições em automação, análise de dados e aplicação de tecnologias digitais na agricultura são fundamentais para impulsionar a eficiência, precisão e sustentabilidade nos sistemas agropecuários e agroindustriais.

**Usuário:** É possível identificar alguma empresa brasileira que seja compatível?

**Augmented TRM:** Com base nas informações disponíveis em minha fonte de conhecimento, não é possível identificar diretamente empresas brasileiras que sejam compatíveis com a diretriz estratégica em automação de processos, agricultura de precisão e digital. Para uma análise precisa, seria necessário acessar bancos de dados específicos de patentes ou informações de mercado que contenham detalhes sobre as atividades de empresas brasileiras neste campo.

No entanto, posso fornecer uma abordagem geral sobre como identificar empresas brasileiras compatíveis com essa diretriz:

**Pesquisa em Bancos de Dados de Patentes:** Verificar bancos de dados de patentes nacionais e internacionais para identificar empresas brasileiras que tenham registrado patentes na área de automação agrícola, agricultura de precisão e tecnologias digitais.

**Consulta a Instituições de Pesquisa e Desenvolvimento:** Instituições como a Embrapa (Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária) podem ter parcerias ou projetos em andamento nesses campos, indicando empresas brasileiras envolvidas.

**Análise de Startups e Empresas de Tecnologia Agrícola:** Avaliar o ecossistema de startups brasileiras focadas em agrotech para identificar aquelas que estão trabalhando com automação, agricultura de precisão e tecnologias digitais.

**Participação em Feiras e Eventos do Setor:** Eventos agrícolas e de tecnologia no Brasil podem ser uma boa oportunidade para identificar empresas ativas nessas áreas.

**Publicações e Relatórios de Mercado:** Analisar relatórios de mercado e publicações especializadas para identificar empresas brasileiras que estão se destacando em inovações tecnológicas na agricultura.

Essas abordagens podem ajudar a mapear empresas brasileiras alinhadas com as metas de automação, agricultura de precisão e digital, contribuindo para parcerias estratégicas e inovação no setor.

**Usuário:** Conseguiria fazer uma consulta na web e encontrar empresas que desenvolvam tecnologias semelhantes às das patentes apontadas na análise anterior?

**Augmented TRM:** Identifiquei várias empresas brasileiras que desenvolvem tecnologias em automação de processos, agricultura de precisão e digital, áreas alinhadas com as patentes discutidas anteriormente. Estas empresas poderiam ser parceiras potenciais para desenvolvimento de inovações conforme a diretriz estratégica mencionada:

**Agrosure:** Especializada em soluções para agricultura de precisão.

**Agrotech Datacenter:** Focada em tecnologia e dados para agricultura.

**AGTech Agrotecnologia:** Empresa que oferece tecnologias em agrotecnologia.

**APagri:** Desenvolve soluções para a agricultura digital.

**Checkplant:** Atua na área de agricultura digital, provavelmente com sistemas de monitoramento e gestão.

**Corteva:** Oferece soluções em agricultura de precisão.

**Falker:** Empresa que atua em tecnologias para agricultura de precisão.

**Geoagri:** Especializada em soluções de tecnologia para agricultura.

Estas empresas representam um espectro diversificado de inovações em automação, tecnologia digital e agricultura de precisão, alinhando-se com as tendências e necessidades identificadas nas patentes.

**Usuário:** OK, muito bem. Peço que consolide todas as informações analisadas anteriormente em um relatório único e aponte horizontes temporais de curto (2 anos), médio (5 anos) e longo (mais de 5 anos) para o avanço das tecnologias.

**Augmented TRM:** **Relatório Consolidado: Tendências Tecnológicas em Automação de Processos e Agricultura de Precisão e Digital**

#### **Análise de Patentes e Diretrizes Estratégicas**

As patentes analisadas revelam um foco forte em automação, agricultura de precisão e tecnologias digitais, convergindo com a diretriz estratégica de otimização dos sistemas produtivos agropecuários e agroindustriais. Identificamos inovações significativas em sistemas de gestão agrícola digital, reconhecimento de imagem de culturas, irrigação inteligente, e dispositivos de coleta de solo, entre outros.

**Inventores Relevantes:** Zhong Guixing; Xie Yongsheng; Ameya Vilas Upalanchi e Vijay Mahadeo Mane; Bao Lingling e Li Yong; Zhu Jianxin

**Empresas Brasileiras Alinhadas:** Agrosure; Agrotech Datacenter; AGTech Agrotecnologia; APagri; Checkplant; Corteva; Falker; Geoagri;

#### **Horizontes Temporais para Avanço das Tecnologias:**

**Curto Prazo (2 anos):** Espera-se um avanço contínuo em sistemas de monitoramento e gestão digital em agricultura. A adoção de tecnologias existentes em automação e análise de dados deverá se expandir.

**Médio Prazo (5 anos):** Desenvolvimento e incorporação de soluções mais integradas em automação e agricultura digital. Crescimento significativo no uso de inteligência artificial e big data para análise preditiva e tomada de decisões.

**Longo Prazo (mais de 5 anos):** Espera-se uma transformação mais profunda com a introdução de tecnologias emergentes e altamente inovadoras, possivelmente incluindo avanços em sustentabilidade, automação avançada e integração de sistemas de dados abertos em toda a cadeia produtiva.

Este relatório destaca a trajetória evolutiva das tecnologias em automação de processos e agricultura de precisão e digital, enfatizando o potencial para parcerias estratégicas e inovação contínua no setor.