



08, 09, 10 e 11 de novembro de 2022
ISSN 2177-3866

Da inteligência competitiva à inovação direcionada por dados: uma revisão integrativa sobre o uso de técnicas analíticas no processo de inovação

FERNANDA DE ALMEIDA

UNIVERSIDADE FEDERAL DE LAVRAS (UFLA)

PAULO HENRIQUE MONTAGNANA VICENTE LEME

UNIVERSIDADE FEDERAL DE LAVRAS (UFLA)

DA INTELIGÊNCIA COMPETITIVA À INOVAÇÃO DIRECIONADA POR DADOS: UMA REVISÃO INTEGRATIVA SOBRE O USO DE TÉCNICAS ANALÍTICAS NO PROCESSO DE INOVAÇÃO

1 INTRODUÇÃO

O avanço das tecnologias digitais tem transformado a forma como as empresas fazem uso dos dados para apoiar a tomada de decisão em seu processo de inovação. 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*, vem produzindo oportunidades de se utilizar essas informações para apoiar o processo de decisão nas organizações (MISHRA; SINGH; PAPADOPOULOS, 2022; BLACKBURN et al., 2017). Entretanto, os dados por si só não fornecem conhecimento que seja suficientemente aplicável, em vez disso, os padrões ocultos que eles podem revelar devem ser extraídos e disseminados para que produzam algum efeito (EROGLU; KILIC, 2017).

A atividade de coleta, processamento e análise dos 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, as mais frequentemente adotadas são a Inteligência Competitiva e o *Business Intelligence* (HERAS-ROSAS; HERRERA, 2021), despontando com o avanço das tecnologias digitais termos como inteligência artificial (IA), *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; BILGRAM; FÜLLER, 2020). Nesse contexto, a ascensão dos sistemas de inteligência artificial e aprendizado de máquina, 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).

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 IA têm sido utilizadas como fatores centrais na identificação de tendências e tecnologias emergentes (MUHLROTH; GROTTKE, 2022), contribuindo para as decisões de investimento e proporcionando a aceleração de atividades de P&D (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; GIONES; WERLE, 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; GIONES; WERLE, 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 (TROILO; LUCA; GUENZI, 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; PISANO; SHUEN, 1997; WANG; AHMED, 2007).

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; STAHLBROST; ELRAGAL, 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 (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 (TORRACO, 2016; ELSBACH; VAN KNIPPENBERG, 2020). 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 a produção científica entorno do uso de técnicas analíticas de dados no processo de inovação são identificados na literatura (PORTER, 2007; AGOSTINI; GALATI; GASTALDI, 2020; HAEFNER et al., 2021), porém observa-se a oportunidade de ampliar o debate trazendo uma visão integradora sobre a temática, uma vez que estas técnicas 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 e analisar as aplicações práticas identificadas na literatura.

Cabe ressaltar que todo o processo de realização da revisão interativa será detalhadamente descrito, a fim de possibilitar a sua replicação e oferecer transparência sobre o percurso de pesquisa empregado. Este trabalho é dividido em cinco seções que tratam da introdução, fundamentação teórica, metodologia, resultados e discussão, além de uma conclusão que aponta algumas limitações e a proposição de pesquisas futuras.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 Gestão da inovação

A capacidade de inovar, por ser considerada uma das mais significativas características das organizações competitivas, 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 ou 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. 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 as 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 das empresas serem superadas por inovadores radicais. 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-iterativo. 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; GASSMANN; CHESBROUGH, 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 (KOHLENER, 2016).

2.2 O avanço das tecnologias digitais de coleta e análise de dados

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; RASEL; VIETE, 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).

Uma dificuldade do termo “*big data*” diz respeito ao fato de ele não descrever uma tecnologia ou abordagem específica. Nesse contexto, o *big data* é o problema na medida em que desafia a capacidade das organizações de absorver e colher valor de seus fluxos de dados. Uma provável solução para esse problema é a análise avançada, a partir da utilização de técnicas como aprendizado de máquina, análise textual não estruturada e outras ferramentas que podem coletar insights de conjuntos de dados grandes e complexos. A análise avançada identifica relações latentes entre variáveis, revelando padrões que não são discerníveis apenas por avaliação humana. Essa interação entre dados, modelos e análises é o núcleo da promessa de *big data* para aplicativos em P&D. A análise pode assumir várias formas, mas todas têm o mesmo objetivo – obter insights de dados brutos (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 a 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; GIONES; WERLE, 2021).

3 METODOLOGIA

Esta revisão de literatura foi fundamentada nas diretrizes de elaboração de revisões integrativas propostas por Torracco (2005) e nas considerações atualizadas de Torracco (2016). 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.

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 descritores utilizados na busca foram divididos em dois blocos. O primeiro contendo: “*innovation management*” ou “*innovation process*”. Foi utilizado o operador booleano de interseção “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*” (LÓPEZ-ROBLES et al., 2020).

Em seguida, foram aplicados os critérios de refinamento 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 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 o acesso ao texto completo e os que não conseguiram 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. 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.

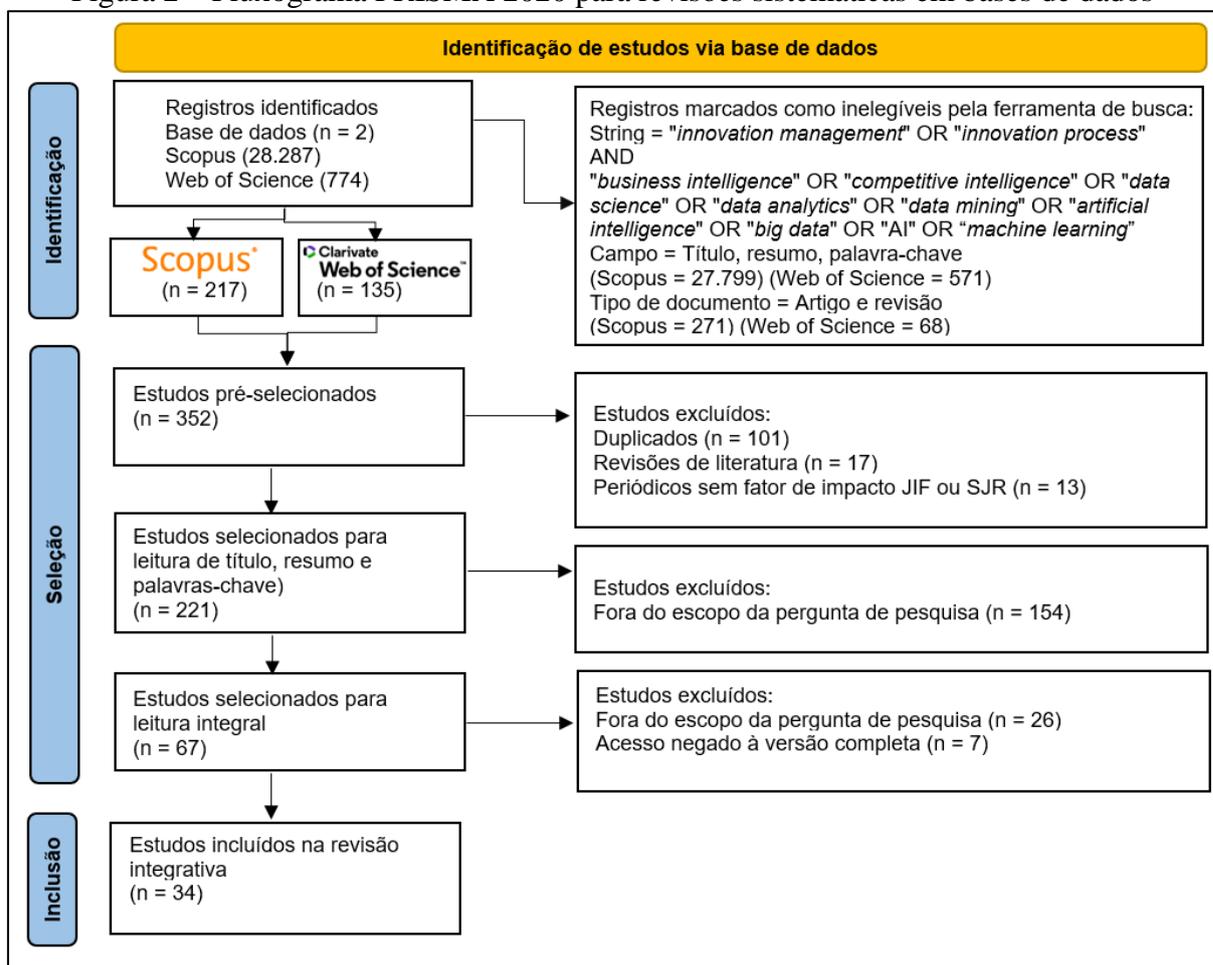
Com a leitura completa dos artigos, foram coletados os dados necessários para a

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 visa 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).

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 2), foram consideradas elegíveis 34 publicações, configurando assim o *corpus* desta revisão integrativa.

Figura 2 – Fluxograma PRISMA 2020 para revisões sistemáticas em bases de dados



Fonte: Resultados da pesquisa (2022)

Os estudos indicam uma evolução na agenda de pesquisa, partido da ideia de adoção da inteligência competitiva como subsídio para a tomada de decisão interna nos 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. Os construtos mais recentes apontam para um modelo de inovação proveniente dos dados (*data-driven innovation*) e a automação de atividades de gestão por meio da sofisticação do uso de algoritmos (*augmentation*).

Tabela 1 – Caracterização dos artigos por agenda de pesquisa

Categoria	N	Autores e ano de publicação
Inteligência Competitiva	3	Dou e Dou (1999); Guimarães (2011); Lemos e Porto (1998). Blackburn et al. (2017); Capurro et al. (2021); Caputo et al. (2020); Ciampi et al. (2021); Niebel, Rasel e Viète (2019);
<i>Big Data</i>	8	Troilo, Luca e Guenzi (2017); Tsang et al. (2022); Zhan et al. (2017). Brem, Giones e Werle (2021); Eroglu e Kilic (2017); FÜLLER et al. (2022); Gordon et al. (2008); Hutchinson (2021); Kakatkar, Bilgram e FÜLLER (2020); Keding e Meissner (2021); Scuotto et al. (2017); Trocin et al. (2021); Verganti, Vendraminell e Iansiti (2020); Wu, Hitt e Lou (2020); Wu, Lou e Hitt (2019).
Inteligência Artificial	12	Bertoni et al. (2020); Luo (2022); Mishra, Singh e Papadopoulos (2022); Rao (2021); Rizk, Stahlbrost e Elragal (2022); Trabucchi e Buganza (2019); Visvizi et al. (2021); Zhan, Tan e Perrons (2018).
<i>Data-driven Innovation</i>	8	Makowski e Kajikawa (2021); Muhlroth e Grottke (2022); Nazemi, Burkhardt e Kock (2022).
Automação algorítmica	3	

Fonte: Resultados da pesquisa (2022)

4.1 Gestão da inovação em um ambiente intensivo em dados e inteligência artificial

Os notáveis avanços computacionais, juntamente com a expressiva quantidade de dados geradas 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). A inteligência artificial (IA) é colocada como uma das principais tecnologias capacitadoras da atualidade, atraindo a atenção de acadêmicos e profissionais de diversas especialidades (HUTCHINSON, 2021; BREM; GIONES; WERLE, 2021).

A inovação no ambiente empresarial tem como principal apelo a criação de produtos, serviços, sistemas, demandas e até mesmo novos mercados. No entanto, a inovação dificilmente se coloca como algo simples de ser executado ou garantido, principalmente por sua natureza incerta e arriscada (LUO, 2022). 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; BILGRAM; FÜLLER, 2020; KEDING; MEISSNER, 2021). De qualquer forma, estudos apontam que o futuro dos processos de inovação seja mais orientado a dados e fortalecido pela digitalização ubíqua (LUO, 2022).

Ao analisar os estágios que caracterizaram o processo de gestão da inovação, constata-se uma evolução desde a primeira configuração, fortemente apoiada em um modelo linear de Pesquisa e Desenvolvimento (P&D), passando pela integração com o mercado, para um desenvolvimento mais alinhado com os interesses do usuário/cliente, até os atuais modelos de inovação aberta e de co-criação (FÜLLER et al., 2022). Nesse contexto, 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;

GIONES; WERLE, 2021). Identificam-se então, impactos relevantes sobre os elementos-chave das operações de P&D – estratégia, pessoas, tecnologia e processo (BLACKBURN et al., 2017).

De maneira geral, o processo de inovação se desenvolve em quatro fases: (1) identificação de oportunidades e geração de ideias; (2) avaliação e seleção de ideias; (3) desenvolvimento de conceito e solução; e (4) lançamento (NAZEMI; BURKHARDT; KOCK, 2022; FÜLLER et al., 2022). O desenvolvimento da inteligência competitiva no contexto da inovação, enfatiza que a coleta, análise e compreensão da informação são das etapas fundamentais do processo decisório (DOU; DOU, 1999; LEMOS; PORTO, 1998). Evidências apontam a importância da liderança estratégica, inteligência competitiva, gestão de tecnologia e características específicas do processo de inovação da empresa para o sucesso da inovação empresarial em relação a produtos, processos de negócios, estrutura organizacional e cultura organizacional (GUIMARAES, 2011).

Esse 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). Embora consideradas relevantes, as ferramentas de análise de dados e visualização de resultados como suporte à tomada de decisão, não são suficientes para converter uma empresa em uma organização orientada a dados capaz de transformar dados em conhecimento acionável (CIAMPI et al., 2021). O surgimento do conceito de *Data-driven Innovation* (DDI) surge como a ideia de um processo de inovação que extrai informação e inspiração de *big data* (de usuários, inovadores, stakeholders, ciência e tecnologias, processos e ambientes) a fim de reduzir a incerteza e aumentar a criatividade no processo de inovação. Sendo que nesse contexto, a ciência de dados, o aprendizado de máquina, a inteligência artificial (IA) e outras tecnologias de computação são essenciais e retroalimentam o sistema como um todo (LUO, 2022).

A principal vantagem competitiva com esta proposta surge do uso dos dados para atrair e conectar uma ampla gama de redes em cada etapa de desenvolvimento de um novo produto. Isso permite que as empresas se afastem da inovação focada apenas no produto e voltem sua atenção para a inovação em torno da experiência do cliente. Esta mudança de paradigma permite que as empresas encontrem novas maneiras de inovar, tornando seu processo de desenvolvimento dramaticamente mais rápido e menos dispendioso (ZHAN et al., 2017; ZHAN; TAN; PERRONS, 2018). Ao agregar grandes repositórios de dados centrais, acessíveis por meio de uma rede segura e usando um conjunto padronizado de ferramentas, as instâncias de inteligência podem realizar várias análises simultaneamente e colaborar organicamente, em vez de encaminhar todo o trabalho analítico para uma organização específica. Essa abordagem permite que a comunidade de inovação processe mais dados e explore seus insights com mais eficiência (BLACKBURN et al., 2017).

As tecnologias de IA podem promover a inovação centrada no usuário por meio da mineração de necessidades, realizadas com o processamento de linguagem natural, pelo qual redes neurais são treinadas para identificar, recuperar e classificar postagens inovadoras em um tópico específico nos ambientes online. Essa estratégia possibilita a identificação dos principais usuários por meio de suas atividades na internet, possibilitando a captação das suas percepções sobre produtos e serviços. Esse processo já se provou empiricamente valioso para o processo de inovação em empresas da indústria de manufatura ao identificar automaticamente indivíduos e necessidades, o que poderia ter sido impossível apenas com a pesquisa manual (BREM; GIONES; WERLE, 2021).

Os papéis desempenhados pelas tecnologias analíticas de dados no processo de inovação podem variar conforme a finalidade de seu uso. Os dois principais são determinados pelas capacidades de “facilitadora” e “originadora” da inovação (BLACKBURN et al., 2017; BREM; GIONES; WERLE, 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 e seleção de ideias e projetos (BLACKBURN et al., 2017; WU; HITT; LOU, 2020; BERTONI et al., 2020; HUTCHINSON, 2021; FÜLLER et al., 2022). Como originadora, as tecnologias analíticas utilizam seus mecanismos de autoaperfeiçoamento para capturar as necessidades do mercado em constante mudança e ajustar os recursos de design da inovação (TSANG et al., 2022), ajudando inclusive pequenas e médias empresas a superar as suas limitações de tamanho, melhorando sua capacidade interna de reter e explorar o conhecimento (SCUOTTO et al., 2017).

A proposição central é que a IA tem o potencial de transformar a prática de gestão da inovação, permitindo que este seja mais eficaz e eficiente. Entretanto, o conhecimento sobre como aplicar a IA para a gestão da inovação ainda é escasso e os gerentes estão lutando para encontrar a abordagem mais adequada (FÜLLER et al., 2022). Sendo assim, a inovação orientada por dados implica em uma revolução cultural que supera a inovação tecnológica e dá origem a práticas educacionais inovadoras, uma vez que é desenvolvida 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).

Nesse sentido, o *locus* da agência de inovação está se afastando da centralização estática para um estado amplamente distribuído e menos predefinido, incluindo vários atores que trabalham em colaboração. Por consequência, os processos e resultados de inovação não são mais vistos como entidades isoladas, mas sim como interdependências dinâmicas e complexas. Esses desenvolvimentos exigem novas teorizações sobre como tecnologias digitais específicas e suas características individuais influenciam a inovação, de modo a permitir explicações mais precisas em um contexto de inovação aberta (KAKATKAR; BILGRAM; FÜLLER, 2020; HUTCHINSON, 2021; CAPURRO et al., 2021). Sugere-se assim a necessidade de construção de uma estratégia digital como um forte requisito de alavancagem para as organizações que operam em ambientes competitivos (NIEBEL; RASEL; VIETE, 2019; TROCIN et al., 2021).

Uma integração pronunciada entre pessoas, tecnologia e ações gerenciais para incentivar a colaboração interna em projetos inovadores, que envolvem altos riscos e responsabilidades, são fatores essenciais de sucesso na gestão da inovação orientada por IA (CIAMPI et al., 2021; FÜLLER et al., 2022). A orientação é que gestores busquem criar um clima que reduza o distanciamento entre o pessoal de Tecnologia da Informação (TI) e o de P&D (GORDON et al., 2008), pois há uma relação positiva entre o número de indivíduos altamente especializados nessas áreas e o retorno sobre o investimento (CAPUTO et al., 2020). Uma estrutura de inovação descentralizada, como uma característica estrutural das organizações inovadoras, tende a afetar a natureza e o resultado dos processos inovadores internos à medida que a tecnologia analítica se torna mais amplamente implantada (WU; LOU; HITT, 2019).

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). Nesse sentido, futuros trabalhadores de P&D precisam se adaptar a essas mudanças impostas pelos sistemas de IA para serem capazes de especificar com precisão as dimensões de complexidade de sua atividade, articulando as perguntas certas e o resultado desejado (HUTCHINSON, 2021).

Portanto, 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 a uma organização um *know-how* inimitável. Além disso, a capacidade de comunicação para compartilhar os resultados dos dados interpretados com os diferentes níveis organizacionais torna-se fundamental (VERGANTI; VENDRAMINELLI;

IANSTITI, 2020; VISVIZI et al., 2021). Uma outra mudança muito enfatizada com a adoção do *big data* diz respeito a contratação de cientistas de dados. Isto representa uma necessidade de se combinar a experiência em análise com o profundo conhecimento do negócio (TROILO; LUCA; GUENZI, 2017). Por fim, percebe-se que lidar com o gerenciamento da inovação baseado em IA exige tornar-se ainda mais aberto e colaborativo do que antes (FÜLLER et al., 2022).

5 CONCLUSÃO

Em suma, o processo de inovação envolve, inevitavelmente, dinâmicas tipicamente humanas, organizacionais e sociais. As transformações da prática gerencial e organizacional impulsionadas pela automação estão enredadas em nível micro (psico-cognitivo) e macro (organizacional), afetando essas dinâmicas profundamente (MAKOWSKI; KAJIKAWA, 2021). Em sua maioria, as empresas ainda priorizam a aplicação de IA em processos operacionais. Ainda faltam métodos, ferramentas, sistemas e especialistas para que a prática de *Data-driven Innovation* seja disseminada nas organizações (LUO, 2022). Dentre os desafios a serem enfrentados ainda se encontram: 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 empresas (RAO, 2021).

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- 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.
- BERKHOUT, A. J. et al. Innovating the innovation process. **International journal of technology management**, v. 34, n. 3-4, p. 390-404, 2006.
- BERTONI, A. et al. 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, n. 1, p. 68-94, 2020.
- BLACKBURN, M. et al. Big Data and the Future of R&D Management. **Research-Technology Management**, v. 60, n. 5, p. 43-51, 2017.
- 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.
- BUSTINZA, O. F. et al. Product-service innovation and performance. **International journal of business environment**, v. 10, n. 2, p. 95-111, 2018.
- CALOF, J. L.; WRIGHT, S. Competitive intelligence: A practitioner, academic and interdisciplinary perspective. **European Journal of marketing**, v. 42, n. 7/8, p. 717-730, 2008.

- CALOF, J.; SEWDASS, N. On the relationship between competitive intelligence and innovation. **Journal of Intelligence Studies in Business**, v. 10, n. 2, p. 32-43, 2020.
- CANONGIA, C. et al. Foresight, inteligência competitiva e gestão do conhecimento: instrumentos para a gestão da inovação. **Gestão & Produção**, v. 11, p. 231-238, 2004.
- CAPURRO, R. et al. 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, n. 6, p. 273-294, 2021.
- CAPUTO, F. et al. Over the mask of innovation management in the world of Big Data. **Journal of Business Research**, v. 119, p. 330-338, 2020.
- CIAMPI, F. et al. Exploring the impact of big data analytics capabilities on business model innovation: The mediating role of entrepreneurial orientation. **Journal of Business Research**, v. 123, p. 1-13, 2021.
- CRONIN, M. A.; GEORGE, E. The why and how of the integrative review. **Organizational Research Methods**, p. 1-25, 2020.
- DAVENPORT, T. H. From analytics to artificial intelligence. **Journal of Business Analytics**, v. 1, n. 2, p.73-80, 2018.
- DOU, H.; DOU, J. M. Innovation management technology: experimental approach for small firms in a deprived environment. **International Journal of Information Management**, v. 19, n. 5, p. 401-412, 1999.
- 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.
- ELSBACH, K. D.; VAN KNIPPENBERG, D. Creating high-impact literature reviews: An argument for ‘integrative reviews’. **Journal of Management Studies**, v. 57, n. 6, p. 1277-1289, 2020.
- ENKEL, E.; GASSMANN, O.; CHESBROUGH, H. Open R&D and open innovation: exploring the phenomenon. **R&d Management**, v. 39, n. 4, p. 311-316, 2009.
- EROGLU, D. Y.; KILIC, K. A novel Hybrid Genetic Local Search Algorithm for feature selection and weighting with an application in strategic decision making in innovation management. **Information Sciences**, v. 405, p. 18-32, 2017.
- 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.
- GORDON, S. et al. Improving the front end of innovation with information technology. **Research Technology Management**, v. 51, n. 3, p. 50-58, 2008.
- GUIMARAES, T. Industry clockspeed’s impact on business innovation success factors.

- European Journal of Innovation Management**, v. 14, n. 3, p. 322-344, 2011.
- HAEFNER, N. et al. Artificial intelligence and innovation management: A review, framework, and research agenda. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 162, p. 120392, 2021.
- HERAS-ROSAS, C. de las; HERRERA, J. Innovation and competitive intelligence in business. A bibliometric analysis. **International Journal of Financial Studies**, v. 9, n. 2, p. 1-18, 2021.
- 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.
- IZADI, Z. D. et al. The evaluation of the impact of innovation management capability to organisational performance. **Qualitative Market Research**, v. 23, n. 4, p. 697-723, 2020.
- KAKATKAR, C.; BILGRAM, V.; FÜLLER, J. Innovation analytics: Leveraging artificial intelligence in the innovation process. **Business Horizons**, v. 63, n. 2, p. 171-181, 2020.
- KEDING, C.; MEISSNER, P. 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**, v. 171, p. 12, 2021.
- KOHLER, T. Corporate accelerators: Building bridges between corporations and startups. **Business horizons**, v. 59, n. 3, p. 347-357, 2016.
- LEMOS, A. D.; PORTO, A. C. Technological forecasting techniques and competitive intelligence: tools for improving the innovation process. **Industrial Management & Data Systems**, v. 98, n. 7-8, p. 330, 1998.
- LÓPEZ-ROBLES, J. R. et al. 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**, v. 43, n. 1, e256, 2020.
- LUO, J. Data-Driven Innovation: What is it? **IEEE Transactions on Engineering Management**, p. 1-14, 2022.
- MAKOWSKI, P. T.; KAJIKAWA, Y. Automation-driven innovation management? Toward Innovation-Automation-Strategy cycle. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 168, p. 9, 2021.
- MISHRA, R.; SINGH, R. K.; PAPADOPOULOS, T. Linking Digital Orientation and Data-Driven Innovations: SAP-LAP Linkage Framework and Research Propositions. **IEEE Transactions on Engineering Management**, p. 1-13, 2022.
- MUHLROTH, C.; GROTTKE, M. Artificial Intelligence in Innovation: How to Spot Emerging Trends and Technologies. **IEEE Transactions on Engineering Management**, v. 69, n. 2, p. 493-510, 2022.

- NAZEMI, K.; BURKHARDT, D.; KOCK, A. Visual analytics for technology and innovation management An interaction approach for strategic decision making. **Multimedia Tools and Applications**, v. 81, n. 11, p. 14803-14830, 2022.
- NIEBEL, T.; RASEL, F.; VIETE, S. BIG data - BIG gains? Understanding the link between big data analytics and innovation. **Economics of Innovation and New Technology**, v. 28, n. 3, p. 296-316, 2019.
- PAGE, M. J. et al. The PRISMA 2020 statement: an updated guideline for reporting systematic reviews. **International Journal of Surgery**, v. 372, n. 71, p. 1-9, 2021.
- PAUTASSO, M. Ten simple rules for writing a literature review. **PLoS computational biology**, v. 9, n. 7, p. e1003149, 2013.
- PORTER, A. L. How “tech mining” can enhance R&D management. **Research-Technology Management**, v. 50, n. 2, p. 15-20, 2007.
- RAO, S. K. Data-driven Business Model Innovation for 6G. **Journal of ICT Standardization**, v. 9, n. 3, p. 405-426, 2021.
- RIZK, A.; STAHLBROST, A.; ELRAGAL, A. Data-driven innovation processes within federated networks. **European Journal of Innovation Management**, v. 25, n. 6, p. 498-526, 2022.
- SCUOTTO, V. et al. Shifting intra- and inter-organizational innovation processes towards digital business: An empirical analysis of SMEs. **Creativity and Innovation Management**, v. 26, n. 3, p. 247-255, 2017.
- TEIXEIRA, T. M. C.; VALENTIM, M. L. P. Inteligência competitiva Organizacional: um estudo teórico. **Perspectivas em Gestão & Conhecimento**, v. 6, p. 3-15, 2016.
- TIDD, J.; BESSANT, J. R. **Gestão da Inovação**. 5 ed. Porto Alegre: Bookman, 2015.
- TORRACO, R. J. Writing integrative literature reviews: Guidelines and examples. **Human Resource Development Review**, v. 4, n. 3, p. 356-367, 2005.
- 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.
- TRABUCCHI, D.; BUGANZA, T. Data-driven innovation: switching the perspective on Big Data. **European Journal of Innovation Management**, 22, n. 1, p. 23-40, 2019.
- TROCIN, C. et al. How Artificial Intelligence affords digital innovation: A cross-case analysis of Scandinavian companies. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 173, 2021.
- TROILO, G.; LUCA, L. M. de; GUENZI, P. Linking Data-Rich Environments with Service Innovation in Incumbent Firms: A Conceptual Framework and Research Propositions. **Journal of Product Innovation Management**, v. 34, n. 5, p. 617-639, 2017.

- TSANG, Y. P. et al. Unlocking the power of big data analytics in new product development: An intelligent product design framework in the furniture industry. **Journal of Manufacturing Systems**, v. 62, p. 777-791, 2022.
- VERGANTI, R.; VENDRAMINELLI, L.; IANSITI, M. Innovation and Design in the Age of Artificial Intelligence. **Journal of Product Innovation Management**, v. 37, n. 3, p. 212-227, 2020.
- VISVIZI, A. et al. Think human, act digital: activating data-driven orientation in innovative start-ups. **European Journal of Innovation Management**, v. 25, n. 6, p. 452-478, 2021.
- WANG, C. L.; AHMED, P. K. Dynamic capabilities: A review and research agenda. **International Journal of Management Reviews**, v. 9, n. 1, p. 31-51, 2007.
- WU, L.; HITT, L.; LOU, B. W. Data Analytics, Innovation, and Firm Productivity. **Management Science**, v. 66, n. 5, p. 2017-2039, 2020.
- WU, L.; LOU, B.; HITT, L. Data Analytics Supports Decentralized Innovation. **Management Science**, v. 65, n. 10, p. 4451-4949, 2019.
- ZHAN, Y. Z. et al. A big data framework for facilitating product innovation processes. **Business Process Management Journal**, v. 23, n. 3, p. 518-536, 2017.
- ZHAN, Y.; TAN, K. H.; PERRONS, R. K. A proposed framework for accelerated innovation in data-driven environments: Evidence and emerging trends from China. **Industrial Management and Data Systems**, v. 118, n. 6, p. 1266-1286, 2018.