

ARTIGO ORIGINAL

**INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL NA METODOLOGIA CIENTÍFICA: APLICAÇÕES
EPISTÊMICAS, ÉTICAS E PRÁTICAS PARA REVISÃO BIBLIOGRÁFICA, REVISÃO
SISTEMÁTICA E ANÁLISE DE CONTEÚDO**

ORIGINAL ARTICLE

**ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN SCIENTIFIC METHODOLOGY: EPISTEMIC,
ETHICAL, AND PRACTICAL APPLICATIONS FOR LITERATURE REVIEW,
SYSTEMATIC REVIEW, AND CONTENT ANALYSIS**

Rhadson Rezende Monteiro¹

Universidade Federal do Recôncavo da Bahia – UFRB/
Universidade Federal de Santa Catarina - UFSC

Cristina Ferreira de Assis²

Universidade Estadual de Feira de Santana – UEFS, Brasil

RESUMO

O uso da Inteligência Artificial (IA) generativa tem transformado a metodologia científica nas Ciências Humanas e Sociais Aplicadas. Este estudo qualitativo e exploratório investiga os impactos do uso de IA na revisão bibliográfica, revisão sistemática e análise de conteúdo. A partir da revisão de literatura e testes com ferramentas algorítmicas, propõe-se um modelo metodológico com salvaguardas éticas, visando garantir a autonomia do pesquisador e a validade científica. Os resultados indicam que a IA pode ampliar a eficiência investigativa sem comprometer a autoria acadêmica, desde que seu uso observe transparência, competência e verificação crítica.

Palavras-chave: Inteligência Artificial; Metodologia Científica; Revisão Bibliográfica; Revisão Sistemática; Análise de Conteúdo.

ABSTRACT

The use of generative artificial intelligence has transformed scientific methodology in the Social Sciences. This qualitative and exploratory study examines the impact of AI on literature review, systematic review, and content analysis. Based on literature review and algorithmic tool testing, it proposes a methodological model with ethical safeguards to ensure researcher autonomy and scientific validity. Results show that AI can enhance research efficiency without compromising academic authorship, as long as transparency, competence, and critical verification are ensured.

Keywords: Artificial Intelligence; Scientific Methodology; Literature Review; Systematic Review.

¹ Doutor em Desenvolvimento e Meio Ambiente pela associação Plena em Rede PRODEMA (UESC, UFRN, UFPE, UFPB, UFC, UFS, e UFRPI); Doutorando em Direito pela Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC); Mestre em Ciências Sociais pela Universidade Federal do Espírito Santo (UFES); Professor Adjunto da Universidade Federal do Recôncavo da Bahia (UFRB/CCAAB) e Professor no Programa Profissional de Pós-Graduação em Gestão de Políticas Públicas e Segurança Social (PPGGPPSS/UFRB); ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7992-6110>. E-mail: rhadson@gmail.com.

² Doutora em Educação e Contemporaneidade pela Universidade do Estado da Bahia (UNEB); Mestra em Educação pela Universidade Federal de Ouro Preto (UFOP); Mestra em História pela Universidade Federal de Santa Cruz (UESC); Professor Assistente da Universidade Estadual de Feira de Santana (UEFS) e Professora no Programa de Pós-graduação em História da UEFS (PPGH/UEFS); ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-7365-6823>. E-mail: cfassis@uefs.br.

INTRODUÇÃO

O desenvolvimento de modelos de linguagem baseados em Inteligência Artificial (IA), como os sistemas generativos do tipo GPT, tem provocado transformações significativas nas práticas de produção científica. No campo das Ciências Sociais Aplicadas, tais sistemas passaram a ser utilizados para tarefas metodológicas diversas: revisão bibliográfica, sistematização de fontes, redação preliminar, tradução assistida e organização de dados textuais, dentre outras diversas funcionalidades (Wagner, Lukyanenko e Paré, 2022). Esta revolução técnico-cognitiva amplia o repertório de ferramentas disponíveis ao pesquisador, otimizando processos e oferecendo novas formas de interação com grandes volumes de informação. A incorporação da IA à metodologia científica, nesse contexto, não deve ser compreendida como substituição do raciocínio analítico, mas como potencial ferramenta para ampliação dos recursos operacionais do pesquisador na condução da investigação científica.

Estudos recentes alertam para riscos do uso indiscriminado de IA generativa em educação e trabalho. Nos Estados Unidos, uma pesquisa da Microsoft Research com 319 profissionais do conhecimento mostrou que a consulta frequente a assistentes de escrita reduz o engajamento em pensamento crítico: quanto maior a confiança nas respostas da IA, menor a revisão analítica dos textos (Lee, 2025). Na Suécia, um levantamento com 5 894 universitários de diversas áreas revelou correlação negativa entre uso intensivo de chatbots, como o ChatGPT, e a autopercepção de autoria intelectual, indicando perda de responsabilidade e originalidade (Stöhr et al., 2024). Complementarmente, um experimento franco-holandês monitorou, por eletroencefalografia, a atividade cerebral de estudantes durante tarefas de escrita com e sem auxílio da IA; observou-se queda na conectividade neural, comprometimento da memória de trabalho e menor ativação de regiões ligadas ao esforço cognitivo, efeito denominado “dívida cognitiva”, que pode persistir após o término do uso (Kosmyrna et al., 2025). Conjuntamente, esses resultados sublinham a urgência de diretrizes éticas, metodológicas e operacionais que preservem competências analíticas de estudantes e pesquisadores.

Diante desse cenário, este artigo justifica-se pela urgência em estabelecer diretrizes teóricas e operacionais para o uso responsável da Inteligência Artificial

como ferramenta de apoio à metodologia científica nas Ciências humanas e sociais aplicadas. A escassez de normativas específicas, aliada à rápida popularização das ferramentas de IA, evidencia uma lacuna metodológica que precisa ser suprida por orientações que integrem tais princípios.

A pergunta de pesquisa que orienta este estudo é: como estruturar uma metodologia científica que integre o uso de ferramentas de Inteligência Artificial sem comprometer a integridade ética e a autonomia cognitiva do pesquisador? Parte-se da hipótese de que é possível empregar a IA como tecnologia de suporte à pesquisa desde que seu uso esteja subordinado a um protocolo ético e metodológico que preserve a centralidade da análise crítica e da autoria humana, usando-a como ferramenta.

O objeto de investigação deste artigo são os modos de uso de ferramentas de Inteligência Artificial em atividades metodológicas no campo das Ciências humanas e Sociais Aplicadas. O recorte compreende abordar três métodos: revisão bibliográfica, revisão sistemática, e análise de conteúdo, privilegiando abordagens qualitativas com ênfase em pesquisa básica.

O objetivo geral é propor um modelo metodológico fundamentado que incorpore o uso de IA como ferramenta auxiliar na pesquisa científica, respeitando os princípios éticos e epistêmicos da produção do conhecimento. Para isso, os objetivos específicos são: (1) debater os fundamentos epistemológicos e éticos do uso de IA na ciência; (2) identificar riscos e limites da substituição de competências humanas por sistemas algorítmicos; (3) articular os conceitos operacionais de IA aplicados à metodologia científica; (4) descrever as potencialidades e limitações do uso de IA nos três métodos escolhidos; e (5) apresentar, de forma prática, um conjunto de ferramentas recomendadas para cada um dos métodos, por etapas.

Para isso, alguns conceitos exigem esclarecimento inicial. Metodologia científica refere-se ao conjunto estruturado de procedimentos adotados na investigação de fenômenos sociais, incluindo técnicas, métodos e princípios de validação do conhecimento (Lakatos; Marconi, 2003). A Inteligência Artificial, neste trabalho, é entendida como um sistema computacional orientado por modelos de

aprendizagem automática (machine learning) ou redes neurais, capaz de processar linguagem natural, extrair padrões, e fornecer respostas ou sumarizações com base em dados (Russell; Norvig, 2021). Ressalta-se que, aqui, a IA é tratada unicamente como instrumento técnico, e não como sujeito ou agente autoral.

A discussão ética adotada distingue duas perspectivas: a *robot ethics*, voltada à interação entre humanos e sistemas inteligentes, e a *machine ethics*, centrada na capacidade dos algoritmos tomarem decisões conforme princípios normativos (Moor, 2006). No caso da metodologia científica, defende-se nesse estudo que a IA não deve ser reconhecida como autora de conteúdos, mas como ferramenta mediadora, cujo uso requer transparência e supervisão humana.

Esse artigo está estruturado em cinco seções. Após esta introdução, a seção de Metodologia apresenta os procedimentos adotados para a construção do trabalho. Em seguida, o Referencial Teórico aborda as bases epistemológicas e éticas que sustentam o uso da IA na pesquisa científica. A seção Discussão e Resultados apresenta orientações práticas para aplicação da IA nos três métodos selecionados, incluindo quadros com ferramentas recomendadas. Por fim, as Considerações Finais retomam os achados desse estudo, destacam os limites e sugerem direções para futuras pesquisas.

METODOLOGIA

Esta pesquisa caracteriza-se como qualitativa, pois investiga e interpreta o uso de ferramentas de Inteligência Artificial na metodologia científica sem recorrer à quantificação estatística, privilegiando a análise de conteúdo, funcionalidade e aplicabilidade em contextos interpretativos. Trata-se de uma pesquisa voltada à proposição de usos práticos da IA na pesquisa científica no campo das Ciências Sociais Aplicadas. Quanto aos seus objetivos, o texto assume natureza exploratória e descritiva, pois busca, de um lado, ampliar o conhecimento sobre um fenômeno metodológico emergente, e de outro, caracterizar técnicas e ferramentas envolvidas em sua aplicação prática. O procedimento metodológico adotado para a elaboração do presente estudo foi a pesquisa bibliográfica, conforme definida por Lakatos e

Marconi (2003), utilizando-se de materiais publicados, como: artigos científicos, livros e documentos técnicos disponíveis em plataformas digitais.

A coleta do material bibliográfico concentrou-se no Google Acadêmico, utilizando-se também as ferramentas Consensus e Connected Papers para refinar os resultados e identificar redes conceituais relevantes a partir das seguintes palavras-chave: “inteligência artificial”; “metodologia” e “ciências sociais aplicadas” em língua portuguesa e inglesa e artigos correlatos mais citados e apontados com conexão nas referidas ferramentas de IA.

A seleção das fontes se deu com base na relevância temática e na aderência aos objetivos da pesquisa, sem delimitação temporal rígida. A escolha do percurso bibliográfico foi fundamentada em autores que discutem diretamente os fundamentos e procedimentos metodológicos, como Gil (2010), Cavalcante e Oliveira (2020), Botelho, Macedo e Ciarlin (2011) e Assis e Monteiro (2023), que oferecem referenciais consolidados sobre revisão de literatura, revisão integrativa e abordagens qualitativas em pesquisas científicas.

A partir do corpus selecionado, procedeu-se à sistematização das ferramentas algorítmicas atualmente disponíveis para apoio metodológico, tendo como foco três métodos principais: revisão bibliográfica, revisão sistemática e análise de conteúdo. Para isso, foram organizados quadros comparativos com base nos dados extraídos das descrições técnicas das ferramentas e de sua testagem prática pelo autor, sempre com uso controlado. Isto é, para a elaboração dos quadros, foram verificadas as informações dos sites oficiais de cada uma das ferramentas de IA. O modelo de linguagem GPT-4o e GPT-o3 foi utilizado para fins de organização textual, tradução dos artigos de língua estrangeiras, busca de conceitos, construção preliminar dos quadros e sugestões de redação, sempre com limitação dos dados ao corpus de artigos previamente delimitado por upload e com supervisão humana integral em todas as etapas.

A lógica argumentativa desse estudo se alicerça no método hipotético-dedutivo, articulando pressupostos iniciais sobre o potencial da IA para apoiar a pesquisa científica e testando essas hipóteses de forma sistemática a partir da

revisão de literatura e da experimentação prática das ferramentas. Alicerçada na epistemologia da falseabilidade de Karl Popper (2002), a pesquisa reconhece o caráter provisório e passível de revisão de suas proposições, sobretudo diante do dinamismo técnico que caracteriza o campo da Inteligência Artificial. Em razão da rápida evolução dos modelos e funcionalidades, todas as ferramentas descritas foram testadas entre os meses de maio e junho de 2025, garantindo a atualização e a precisão da análise, na data da proposição deste estudo.

REFERENCIAL TEÓRICO

A incorporação da Inteligência Artificial à prática científica exige uma reflexão crítica sobre os fundamentos epistemológicos que sustentam o método de produção do conhecimento, bem como sobre os limites éticos envolvidos no uso de sistemas algorítmicos. Para fundamentar essas reflexões, o referencial teórico desse estudo estrutura-se em dois eixos principais. O primeiro resgata os princípios da epistemologia científica e discute como a Inteligência Artificial pode ser integrada às etapas do método sem comprometer sua validade. O segundo examina as implicações éticas associadas à automação cognitiva, com ênfase nos riscos de opacidade, delegação excessiva e responsabilização.

EPISTEMOLOGIA, MÉTODO CIENTÍFICO E INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

Começemos por pensar o que é epistemologia? Para Mario Bunge (2010), a epistemologia é a teoria do conhecimento científico, interessada em distinguir o saber justificado da mera opinião, por meio da análise crítica dos métodos e critérios que conferem legitimidade às proposições. No campo das ciências, a epistemologia desempenha um papel fundamental ao estabelecer critérios de aceitação provisória de proposições empíricas, articulando evidência, inferência e revisão. Ambas as definições convergem na compreensão de que todo conhecimento é regulado por normas de produção e validação.

Essas normas estruturam o método científico, descrito como uma sequência lógica que envolve observação, formulação de hipóteses, experimentação, análise e conclusão (Popper, 2002). Esse método, no entanto, não opera de forma neutra ou desvinculada de contextos históricos e conceituais. É nesse ponto que se insere a

noção de paradigma científico, definida por Thomas Kuhn (2012) como o conjunto de pressupostos teóricos, técnicas e valores compartilhados por uma comunidade científica em determinado período. Os paradigmas orientam não apenas o modo como os dados são interpretados, mas também quais perguntas são consideradas legítimas e quais métodos são aceitos. Embora os paradigmas variem ao longo do tempo, certos princípios permanecem centrais à ciência moderna, como a falseabilidade das hipóteses — isto é, a possibilidade de refutação empírica — e a replicabilidade dos procedimentos. A replicação, conforme destacam Rowley e Slack (2004), é o que assegura a confiabilidade cumulativa do conhecimento, permitindo sua verificação por diferentes pesquisadores e em diferentes contextos. Essa confiabilidade é a base tanto da pesquisa básica quanto da aplicada, como observam Lakatos e Marconi (2003).

Partindo das definições dos autores acima, a questão que se impõe é: como a Inteligência Artificial se insere nesse processo metodológico sem romper com seus fundamentos epistêmicos? Russell e Norvig (2021) definem IA como sistemas computacionais capazes de executar tarefas normalmente atribuídas à inteligência humana, incluindo o processamento de linguagem natural. Os autores Arrieta et al. (2020) explicam que os modelos generativos operam com base em padrões probabilísticos extraídos de grandes bases de dados, gerando textos reorganizados coerentes.

De modo ilustrativo, a introdução dos modelos de linguagem na prática científica pode ser comparada à transição da máquina de escrever para o computador. O primeiro exemplo de avanço reduziu o tempo de digitação e facilitou a correção textual, o segundo ampliou ainda mais a produtividade, ao permitir buscas automatizadas e a reorganização de conteúdos. Nenhum desses dispositivos, no entanto, jamais foi considerado autor dos textos neles produzidos. Ambos são consideradas ferramentas subordinadas ao pensamento humano. A Inteligência Artificial, embora amplifique essas capacidades ao condensar tarefas como triagem e síntese bibliográfica em poucos minutos (Wagner; Lukyanenko; Paré, 2022), também deve ser compreendida como instrumento técnico. Mesmo com sua evolução em escala geométrica — incorporando bilhões de parâmetros a

cada novo treinamento e aumentando significativamente a capacidade de interpretar linguagem natural (Russell; Norvig, 2021) —, a IA não formula hipóteses, não interpreta dados de forma consciente e não assume responsabilidade científica. Seu funcionamento é baseado em correlações estatísticas e exige constante verificação humana (Balat; Bahşi, 2023). Assim, embora potencialize o trabalho intelectual, a IA não substitui a análise crítica nem detém autoria sobre os produtos que auxilia a construir.

Neste cenário, os autores Kosmyrna et al. (2024) introduzem o conceito de “dívida cognitiva” para descrever o acúmulo de déficit neural entre estudantes universitários e a redução da profundidade de processamento quando a produção textual depende excessivamente de sistemas automatizados. Cada etapa delegada à IA representa um esforço cognitivo não realizado, que precisa ser compensado por revisão e aprendizado adicionais. Na mesma perspectiva, os estudos com profissionais do conhecimento corroboram com esse fenômeno ao demonstrarem que a confiança excessiva nas respostas de chatbots está associada à diminuição do pensamento reflexivo e da revisão crítica do conteúdo gerado (Lee et al., 2025). Assim como o computador não eliminou a necessidade de redigir conscientemente, a IA tampouco isenta o pesquisador da responsabilidade pelo raciocínio científico. Seus ganhos de produtividade, se não forem acompanhados de salvaguardas metodológicas, podem cristalizar erros, reforçar vieses e aprofundar a dívida cognitiva.

Diante dos dados encontrados por Kosmyrna et al. (2024) e Lee et al. (2025), quais são as condições necessárias para integrar a Inteligência Artificial à investigação científica sem comprometer os fundamentos epistemológicos do método? A primeira condição é a transparência processual. Cada interação com a IA deve ser registrada, com indicação da data, da versão utilizada e dos parâmetros aplicados, permitindo a rastreabilidade e a reprodutibilidade do percurso analítico, conforme orientam Sampaio, Sabbatini e Limongi (2024). A segunda condição é a competência metodológica do pesquisador, haja vista que dominar o desenho da pesquisa exige a formulação clara da pergunta investigativa, das hipóteses (quando pertinentes), dos objetivos e do recorte do objeto de estudo, além da apropriação dos conceitos fundamentais envolvidos. Sem esse domínio, não é possível elaborar

comandos eficazes nem interpretar criticamente os resultados (Trindade; Oliveira, 2024). A terceira condição é a verificação rigorosa das saídas algorítmicas, já que os Modelos generativos podem produzir “alucinações”, ou seja, respostas factualmente incorretas com alta verossimilhança, decorrentes de extrapolações estatísticas imprecisas (Arrieta et al., 2020).

Partindo das condições apresentadas, cada resultado precisa ser confrontado com fontes primárias para garantir consistência lógica e validade empírica. Quando se combinam transparência, competência e verificação, a IA pode acelerar tarefas instrumentais sem comprometer os critérios de falseabilidade e replicabilidade. Por outro lado, a negligência desses cuidados gera riscos metodológicos relevantes e contribui para a consolidação da dívida cognitiva (Kosmyna et al., 2024). Essa tensão entre aceleração técnica e responsabilidade científica constitui o ponto de partida para as questões éticas abordadas na seção seguinte.

ÉTICA, RESPONSABILIDADE, CAIXA-PRETA E GESTÃO DO RISCO ALGORÍTMICO

Por que a ética se torna uma exigência central quando a Inteligência Artificial é incorporada ao processo de pesquisa? A integridade científica depende da observância de princípios como autoria, rastreabilidade e verificabilidade. Toda tecnologia que interfira na coleta ou na análise de dados deve, portanto, preservar essas bases (Resnik, 2020). A literatura especializada distingue dois campos correlatos: a robot ethics, voltada à regulamentação da conduta humana diante de sistemas inteligentes, com ênfase na transparência e na revisão crítica; e a machine ethics, que investiga se algoritmos poderiam, em tese, incorporar normas morais. Este último campo permanece inconcluso, uma vez que os modelos atualmente disponíveis operam sem consciência ou intenção (Hermansyah et al., 2023). No contexto científico, a responsabilidade recai exclusivamente sobre os pesquisadores, e as revistas exigem declaração explícita sobre qualquer contribuição algorítmica na elaboração do trabalho (Sampaio; Sabbatini; Limongi, 2024).

Diante disso, é pertinente indagar: quais partes do processo estão sob controle do pesquisador e quais permanecem opacas? A Inteligência Artificial pode ser

entendida como o esforço para replicar comportamentos considerados inteligentes. Já o aprendizado de máquina refere-se aos métodos capazes de extrair padrões de grandes volumes de dados, a fim de gerar previsões (Ludermir, 2021). Cabe ao pesquisador formular a pergunta de investigação, selecionar o corpus de análise e elaborar os comandos em linguagem natural, conhecidos como prompts, que orientam as tarefas. Contudo, a inferência propriamente dita ocorre em estruturas profundas de redes neurais, cuja complexidade matemática torna o processo parcialmente inacessível, caracterizando a chamada “caixa-preta” (Arrieta et al., 2020). Ainda que ferramentas mais recentes, como as visualizações de cadeia de raciocínio disponíveis em sistemas como GPT-4o ou DeepSeek, possibilitem alguma inspeção das associações estatísticas envolvidas, elas não eliminam o risco de alucinações nem impedem a reprodução de vieses já documentados por estudos independentes (Rozado, 2023). Assim, a supervisão crítica por parte do pesquisador permanece indispensável.

Como, então, o pesquisador deve proceder diante de respostas equivocadas geradas a partir da Inteligência Artificial? O primeiro passo consiste em registrar cada interação com o sistema, incluindo data, versão utilizada e parâmetros definidos, de modo a permitir auditorias e ajustes subsequentes. Em segundo lugar, recomenda-se validar os resultados com base em fontes primárias ou por meio de ferramentas alternativas, a fim de reduzir vieses e assegurar a consistência das informações (ALI et al., 2023). O terceiro procedimento envolve o refinamento dos comandos, incorporando elementos do desenho metodológico, como objetivos da pesquisa, delimitações e conceitos operacionais. Essa estratégia tende a aumentar a relevância e a precisão das respostas obtidas (Trindade; Oliveira, 2024). Caso o conteúdo gerado continue inadequado, a literatura sugere técnicas de intervenção direta na redação, com inserção de referências verificáveis e reestruturação argumentativa — processo descrito como “humanização” da produção textual (Goulart; Araújo, 2025).

Em síntese, a rastreabilidade das interações e a proficiência metodológica do usuário constituem pilares da governança ética neste contexto. Com esses critérios definidos, a próxima seção apresenta, de forma aplicada, ferramentas algorítmicas

compatíveis com as etapas de revisão bibliográfica, revisão sistemática e análise de conteúdo, resguardando os fundamentos epistêmicos da pesquisa.

DISCUSSÃO E RESULTADOS - PANORAMA CRÍTICO DA INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL NO MÉTODO CIENTÍFICO

A compreensão do papel da Inteligência Artificial na pesquisa atual começa com a arquitetura Transformer³, proposta por Vaswani et al. (2017). A partir desse modelo, o mecanismo de autoatenção eliminou a dependência de recorrências, permitindo o processamento paralelo e a escalabilidade sem precedentes. Desse ponto derivaram modelos como BERT, GPT e T5⁴, que alicerçam ferramentas de tradução, busca e escrita automática em diversas áreas do conhecimento.

A popularização desses modelos motivou investigações sobre produtividade e qualidade textual. Um experimento realizado com 453 profissionais demonstrou que o uso do GPT aumentou a velocidade de redação em 40% e elevou a clareza percebida nos relatórios. No entanto, não superou o desempenho de autores experientes com domínio consolidado de estrutura e estilo acadêmico (Noy; Zhang, 2023). A análise adicional sobre a criatividade textual indicou que os textos gerados continuam repetitivos e pouco inventivos em comparação com a complexidade produzida por humanos com repertório elaborado (Chakrabarty et al., 2024). Assim, esses achados sugerem que a IA amplia a eficiência operacional, mas não substitui o domínio conceitual nem a capacidade crítica do autor.

Outros estudos voltados à síntese revelam limitações complementares. Segundo a análise de Peters e Chin-Yee (2025), 4.898 resumos gerados por quatro

³ **Arquitetura Transformer** é um modelo de inteligência artificial que “lê” um texto dando atenção especial às palavras mais importantes, quase como alguém que destaca trechos com marca-texto antes de resumir um artigo. Essa forma de “atenção” permite que o sistema entenda relações entre palavras mesmo quando estão distantes na frase, gerando traduções, resumos ou respostas com mais precisão e velocidade do que métodos anteriores. Desde 2017, essa ideia serve de base para quase toda a IA que trabalha com linguagem natural.

⁴ **BERT, GPT e T5** são famílias de redes criadas sobre o Transformer, cada uma ajustada a um uso principal: BERT “lê” textos para responder perguntas ou classificar sentimentos; GPT “escreve”, continuando uma frase ou produzindo um texto completo; T5 faz um meio-termo, pois transforma qualquer tarefa de linguagem — resumir, traduzir, responder — em um formato de entrada-e-saída de texto. Juntas, mostram como a mesma ideia básica do Transformer pode ser adaptada para diferentes etapas da pesquisa acadêmica, da leitura à redação.

modelos indicaram ampliação indevida das conclusões originais em 73% dos casos, mesmo sob comandos que exigiam fidelidade ao texto-base. Esse desvio evidencia que os modelos inferem padrões estatísticos sem considerar o peso metodológico dos achados, o que gera risco concreto de desinformação acadêmica. Testes com problemas de raciocínio com multietapas confirmam essa limitação: ao enfrentarem desafios crescentes, modelos como Claude-3 e DeepSeek encurtaram a cadeia lógica e abandonaram a solução, mesmo quando orientados por algoritmos completos (Shojaee et al., 2024). Tais resultados distinguem a memorização probabilística da inferência analítica propriamente dita.

Apesar dessas restrições, as projeções sobre os impactos sociais a partir da IA continuam amplas. Altman (2023) sustenta que a chamada singularidade já se manifesta por meio de ganhos expressivos de produtividade, expansão do poder computacional e avanço na automação robótica, apontando como principais desafios o alinhamento de metas e a distribuição equitativa dos benefícios. Entretanto, esse tipo de extrapolação tende a priorizar ganhos de eficiência e automação, relegando ao segundo plano os impactos pedagógicos, políticos e ambientais.

Em síntese, embora a IA proporcione ganhos objetivos em termos de tempo e organização, ainda carece de discernimento metodológico e solidez inferencial. Por isso, a pesquisa assistida requer três salvaguardas fundamentais: registro transparente de cada interação, verificação rigorosa das fontes originais da pesquisa realizada e solicitada, além da formulação precisa de perguntas e problemas indagados. As subseções a seguir aplicam essas premissas aos três métodos selecionados: revisão bibliográfica; revisão sistemática; e análise de conteúdo, detalhando fluxos operacionais e ferramentas compatíveis com a integridade científica.

REVISÃO BIBLIOGRÁFICA E DE LITERATURA

A revisão bibliográfica ou revisão de literatura, e definida como o levantamento que reúne e interpreta a produção acadêmica sobre um problema, fornece ao pesquisador conceitos fundamentais e ideias em circulação no campo estudado, articulando autores de referência, correntes analíticas, pontos de consenso e controvérsia, compondo o estado da arte, isto é, o panorama do que se sabe e das lacunas ainda existentes (Cavalcante; Oliveira, 2020). Estudos que negligenciam

esse procedimento incorrem em risco de repetir hipóteses já testadas, adotar definições obsoletas ou empregar métodos inadequados ao objeto (Botelho et al., 2011).

A aplicação do método começa com a delimitação do tema, do objeto e da pergunta de pesquisa. O tema é o fenômeno amplo que motiva o estudo; objeto é o recorte concreto desse fenômeno; a pergunta explicita o ponto a esclarecer e orienta o objetivo geral, além de eventuais hipóteses refutáveis (Lakatos; Marconi, 2001). Em ciências jurídico-administrativas, a título de exemplo, o tema pode ser Objetivos de Desenvolvimento Sustentável, enquanto o objeto seria a implementação do ODS 11 nas capitais brasileiras, e a pergunta se debruçaria em compreender como a adoção do Estatuto da Metrópole influencia o cumprimento do ODS 11 nas capitais do Nordeste, segundo indicadores do IBGE?

Definida a pergunta em uma pesquisa, derivam-se as palavras-chave que podem ser definidas somente em língua portuguesa ou em outras, como inglês e espanhol, a depender da abrangência que se deseja dar ao objeto de estudo.

Já a fase da coleta de dados deve concentrar-se em bases indexadas. O Google Acadêmico oferece cobertura ampla, métricas de citação e exporta referências padronizadas, Web of Science e Scopus, que permitem filtros de área e idioma, úteis para literatura internacional, e a SciELO reúne periódicos latino-americanos avaliados por pares. Conteúdos de buscadores genéricos com o Google e outros buscadores devem ser evitados, pois carecem de controle editorial científico, exigindo verificação de autoria e avaliação (Trindade e Oliveira, 2024).

Os textos encontrados são explorados primeiro pelos títulos e resumos, para confirmar ou não sua pertinência, com o objeto de estudo escolhido. Após, a leitura integral registra conceitos, métodos e resultados de interesse. Quanto à apresentação da revisão em geral, essa assume três formatos usuais: (1) cronológico, quando se pretende mostrar a evolução histórica do debate; (2) temático, quando se desejam comparar achados por categoria; (3) metodológico, quando é preciso avaliar limites e alcances de diferentes desenhos de pesquisa (Assis; Monteiro, 2023). Independentemente do arranjo, o encerramento sintetiza

convergências, divergências e lacunas que justificam o estudo, bem como deve apresentar os conceitos e ideias encontrados e seus autores referenciados.

Modelos de linguagem de IA agilizam as tarefas mecânicas, sugerem descritores, organizam listas de referências e produzem resumos preliminares. Mas, avaliações recentes mostram que esses resumos podem distorcer conclusões ou inventar fontes, impondo a necessidade de conferência linha a linha no texto original (Peters; Chin-Yee, 2025). Por essa razão é necessária a validação humana dos resultados de busca, de modo que a Inteligência Artificial funciona como um apoio eficiente. Do contrário sem esse cuidado, o uso da IA converte-se em fonte de erro replicável. O quadro a seguir apresenta recomendações de ferramentas algorítmicas para cada etapa da revisão de literatura.

Quadro 1 – Ferramentas de IA para revisão bibliográfica de literatura

Ferramenta	Etapa da revisão	Função principal	Pontos fortes	Limitações
Elicit	Busca de artigos	Responde a perguntas com lista de estudos, resumo sintético e DOI	Interface em linguagem natural, exporta planilha de achados	Cobertura restrita em algumas subáreas
Consensus	Busca de artigos	Indica porcentagem de concordância entre artigos revisados por pares	Filtra só literatura indexada, mostra nível de evidência	Tópicos ainda limitados ao inglês
AI ² Paper Finder	Busca de artigos	Classifica relevância em escala de cores e permite download direto do PDF	Exporta referências, acesso gratuito	Indexa apenas coleções do Allen Institute

Perplexity (modo Academic)	Busca de artigos	Combina busca web com base científica e devolve respostas citadas	Aponta fonte exata, aceita comandos detalhados	Mistura artigos e conteúdo web se filtros não forem ajustados
ChatPDF	Revisão e leitura	Permite fazer perguntas ao PDF e localiza páginas relevantes	Agiliza verificação de métodos e resultados	Respostas superficiais em artigos muito extensos
DocAnalysis	Revisão e leitura	Indexar PDF e responder a consultas, indicando o parágrafo exato	Acelera leitura exploratória e localização de trechos relevantes	Respostas dependem da precisão das perguntas e do conhecimento prévio do autor sobre o material;
Connected Papers	Organização de conceitos	Gera grafo de citação a partir de artigo-semente	Visualiza linhagens teóricas, detecta lacunas	Depende do Semantic Scholar e requer DOI
ResearchRabbit	Organização de conceitos	Mapeia autores, colaborações e tendências em visual dinâmico	Alerta sobre novas publicações, permite filtros finos	Demanda curva de aprendizado para usar filtros avançados
LitMaps	Organização de conceitos	Cria mapa temporal de referências conectadas	Linha do tempo destaca “buracos” cronológicos	Versão gratuita limita número de projetos
Notebook LM	Organização de conceitos	Constrói mapas conceituais a partir de até 50 fontes (PDF, web, vídeo)	Integra formatos diversos, gera resumos temáticos	Acesso ainda restrito. Ferramenta paga

GPT-4o GPT-o3	Síntese textual final	Elabora rascunho de seção teórica, harmoniza conceitos e padroniza citação	Ajusta coesão, propõe transições, sugere lacunas	Pode gerar referências inexistentes; requer conferência linha a linha
------------------	--------------------------	--	--	---

Fonte: elaborado pelo autor

As ferramentas de IA citadas na primeira coluna do quadro 1 estão ordenadas pelas quatro macroetapas da revisão de literatura. As IAs Elicit, Consensus, AI² Paper Finder e Perplexity aceleram a busca inicial da pesquisa, localizando artigos considerados mais pertinentes. Já ChatPDF e DocAnalysis facilitam a leitura crítica de um texto ao responder questões sobre o PDF anexado e extrair dados estruturados. Por sua vez, Connected Papers, ResearchRabbit, LitMaps e Notebook LM ajudam a visualizar redes de autores e a organizar conceitos, mostrando onde existem lacunas temáticas. Por fim, a ferramenta GPT apoia a redação da síntese teórica, harmonizando definições e alinhando referências, desde que cada citação seja verificada no texto fonte para evitar erros factuais.

Ao encerrar a revisão de literatura, é útil destacar recursos que combinam precisão e economia de tempo. Nesse sentido, as IAs assumem diferentes funções. A Consensus localiza estudos revisados por pares e apresenta, em percentuais, o grau de concordância entre resultados, facilitando a avaliação rápida da robustez empírica de determinado conceito. DocAnalysis examina o PDF completo e devolve quadros com definições, tabelas e cifras relevantes, o que reduz o esforço de extração manual de dados metodológicos. Connected Papers organiza a linhagem de citações em um grafo visual, permitindo identificar escolas teóricas, autores influentes e vazios cronológicos que sugerem agendas futuras. Por fim, GPT-4o pode receber, como anexo, o conjunto de artigos baixados do Google Acadêmico; ao operar sobre esse corpus delimitado, o modelo limita sua saída ao material fornecido e, assim, diminui o risco de alucinação. Nessa configuração ele redige rascunhos, harmoniza definições e sugere transições argumentativas sem extrapolar além das fontes efetivamente lidas, mantendo a revisão ancorada em evidência verificável.

REVISÃO SISTEMÁTICA OU BIBLIOMÉTRICA

A revisão sistemática da literatura, também denominada revisão bibliométrica, é uma estratégia metodológica orientada à coleta, avaliação e síntese de um conjunto de estudos científicos sobre um tema delimitado, a partir de critérios objetivos e reprodutíveis. Diferentemente da revisão de literatura tradicional, que permite abordagens mais interpretativas e abertas, a revisão sistemática se estrutura segundo protocolos definidos previamente, o que assegura transparência, minimiza vieses e possibilita replicações. Sua principal função é oferecer um panorama quantitativo da produção acadêmica existente, identificando padrões, tendências, lacunas e direções consolidadas em um campo específico (Botelho et al., 2011; Gil, 2010).

A aplicação desse método se justifica especialmente quando o pesquisador busca investigar como determinado fenômeno tem sido tratado na literatura, quantificar recorrência de categorias ou mensurar o impacto de determinados autores ou abordagens teóricas. É comum, em pesquisas nas áreas de Direito, Administração e Políticas Públicas, a utilização da revisão sistemática para avaliar o volume de estudos sobre determinada legislação, verificar a ocorrência de determinados indicadores sociais ou analisar a difusão de políticas públicas em contextos distintos. Por exemplo, ao estudar a relação entre os Objetivos de Desenvolvimento Sustentável e a legislação ambiental brasileira, o pesquisador pode recorrer à revisão sistemática para quantificar quantos artigos tratam da integração entre os ODS 13 e 15 e instrumentos normativos municipais, valendo-se de bases como Scopus e Web of Science para delimitar corpus comparáveis por área, idioma e recorte temporal.

A execução da revisão sistemática requer etapas bem definidas. A primeira é a definição da pergunta de pesquisa, que deve ser clara, delimitada e viável, geralmente formulada segundo o modelo PICO (População, Intervenção, Contexto) nas Ciências da Saúde ou adaptado, em Ciências Sociais, como tema, recorte, local e temporalidade. Com base na pergunta e nos objetivos da investigação, o pesquisador define os critérios de inclusão e exclusão dos estudos, como idioma, tipo de documento (artigos, dissertações, capítulos), período de publicação e

pertinência temática. Em seguida, deve ser estabelecida a *string* de busca, ou seja, a combinação estruturada de palavras-chave, sinônimos e operadores booleanos⁵ que permitirá localizar os estudos nas bases indexadas (Assis e Monteiro, 2023).

As bases mais recomendadas para essa etapa da definição da pergunta de pesquisa são o Web of Science, Scopus, Scielo e Google Scholar, sendo importante a explicitação do período de busca, os idiomas considerados e o número total de documentos encontrados. Após a coleta inicial, realiza-se a triagem, normalmente em duas fases: leitura de títulos e resumos, e leitura integral dos textos elegíveis. Nessa etapa, utiliza-se uma planilha de extração de dados, contendo campos como: título, autor, ano, periódico, país de origem, objetivo, metodologia e principais resultados. Esses dados alimentam a construção da matriz comparativa, que sintetiza os conteúdos e permite identificar convergências, divergências e lacunas.

Ao final, o pesquisador estrutura os resultados por meio de quadros, gráficos e categorias analíticas, de modo a facilitar a leitura crítica do estado do conhecimento. A revisão sistemática permite, assim, o mapeamento preciso de tendências conceituais, recorrência de temas e esvaziamentos de investigação. Tal sistematização fortalece o rigor metodológico do trabalho e orienta decisões teóricas e empíricas nos capítulos subsequentes da pesquisa.

A padronização mais difundida para relatar revisões sistemáticas é o protocolo PRISMA 2020, que orienta o pesquisador a documentar cada fase do processo: identificação, triagem, elegibilidade e inclusão. O fluxograma PRISMA mostra quantos registros foram encontrados em cada base, quantos duplicados foram removidos, quantos textos passaram pela leitura de títulos e resumos, quantos foram lidos integralmente e quantos, por fim, integraram a síntese (Page et al., 2021).

As ferramentas de Inteligência Artificial têm contribuído para a automação parcial dessas etapas. Aplicativos como ResearchRabbit e Connected Papers facilitam a expansão de redes de citação. Plataformas como Rayyan permitem o gerenciamento da triagem com agilidade, enquanto ferramentas baseadas em LLMs, como Scite e Consensus, ajudam a extrair citações com análise de evidência. O uso dessas IAs, contudo, não elimina a necessidade de julgamento humano criterioso,

⁵ Operadores booleanos são termos usados em buscas para combinar ou filtrar palavras-chave, como AND (e), OR (ou) e NOT (não), ajudando a refinar os resultados.

especialmente na definição de critérios de seleção e na interpretação dos achados. O quadro a seguir sistematiza as ferramentas recomendadas para cada fase da revisão sistemática.

Quadro 2 – Ferramentas de IA para revisão sistemática bibliométrica

Ferramenta	Etapa da revisão sistemática	Função principal	Pontos fortes	Limitações
Elicit	Busca inicial	Gera lista de artigos a partir de pergunta em linguagem natural, exibe DOI, ano, método e resumo	Reduz tempo de formulação da string; exporta planilha de resultados	Base menor em humanidades; requer verificação manual de cada referência
Consensus	Busca inicial	Responde perguntas indicando porcentagem de concordância entre estudos revisados por pares	Filtra somente a literatura indexada; mostra nível de evidência	Cobertura temática limitada ao inglês
ASReview	Triagem de títulos e resumos	Usa aprendizado ativo para priorizar estudos prováveis de inclusão	Acelera triagem; reduz fadiga do revisor	Exige parametrização inicial e breve curva de aprendizado
Rayyan	Triagem	Interface web para cegamento de revisores, marcação de inclusão / exclusão e resolução de conflitos	Controle de dupla revisão; exporta planilha de justificativas	Versão gratuita limita projetos simultâneos
StArt (Unicamp)	Triagem e extração	Gerencia revisão sistemática: registra critérios, importa bases, controla decisões, gera relatórios PRISMA	Software gratuito em português; relatórios automáticos	Não incorpora IA de priorização; interface datada
Connected Papers	Mapeamento e visualização	Cria grafo de co-citação a partir de artigo-semente, indicando estudos antecedentes, paralelos e derivados	Revela linhagens teóricas, mostra lacunas cronológicas	Depende do Semantic Scholar; requer DOI

ResearchRabbit	Mapeamento	Exibe rede dinâmica de autores, colaborações e tópicos; envia alertas de novos estudos	Facilita monitoramento contínuo; filtros finos	Curva de aprendizado para configurar buscas complexas
Scite Assistant	Extração e validação	Classifica citações como suporte, contestação ou menção; destaca trechos onde o artigo é citado	Ajuda a avaliar impacto real e controvérsia	Necessita assinatura para uso completo
LitMaps	Síntese gráfica	Gera mapa temporal das referências conectadas, indicando pontos de concentração e "buracos" de publicação	Linha do tempo visual facilita redação de seção de resultados	Limite de projetos na versão gratuita
GPT-4o	Redação da síntese	Rascunha seções de resultados, harmoniza categorias, sugere redação do fluxograma PRISMA	Ajusta coesão textual, propõe transições, gera revisões de estilo	Pode inventar referências; exige conferência linha a linha

Fonte: elaborado pelo autor

As ferramentas do quadro 2 estão ordenadas desde a busca inicial até a redação da síntese, como observado na segunda coluna: Elicit e Consensus aceleram a identificação dos estudos; ASReview, Rayyan e StArt estruturam a triagem transparente e a extração padronizada; Connected Papers, ResearchRabbit e LitMaps transformam listas em redes conceituais, revelando lacunas; Scite avalia a força de cada citação; e a GPT auxilia na redação final quando alimentado apenas com os artigos confirmados, prática que restringe alucinações e mantém a revisão ancorada em evidência verificável.

ANÁLISE DE CONTEÚDO

A análise de conteúdo compreende um conjunto de técnicas de investigação qualitativa destinadas a transformar documentos em informações organizadas, que podem ser interpretadas à luz de um referencial teórico definido previamente. Bardin (2016) descreve o método como um procedimento capaz de extrair indicadores quantitativos ou qualitativos de mensagens verbais, visuais ou numéricas, permitindo inferências replicáveis sobre valores, intenções e contextos presentes no material analisado. Sua adoção é especialmente vantajosa em Ciências Sociais Aplicadas, pois possibilita explorar fontes secundárias confiáveis, como relatórios governamentais, séries históricas do IBGE, pareceres de tribunais, legislações e normas técnicas, sem a demanda de coleta de campo.

O processo inicia-se pela pré-análise, fase em que o pesquisador define o corpus, realiza leitura exploratória dos documentos, formula objetivos e hipóteses e escolhe o quadro de referência conceitual que orientará sua interpretação. Essa etapa exige critérios de pertinência temática, autenticidade e disponibilidade pública dos documentos selecionados, assegurando que o material reflita adequadamente o fenômeno investigado.

Em seguida ocorre a exploração do material. O pesquisador decompõe o texto em unidades de registro, como palavras, frases ou parágrafos, e lhes atribui códigos que representam ideias ou conceitos mais amplos. Esses códigos são agrupados em categorias analíticas, construídas de modo indutivo a partir de recorrências encontradas, ou dedutivo, quando derivadas de teorias previamente escolhidas. A validade do procedimento depende da clareza das regras de codificação e da consistência com que as categorias são aplicadas, pois o método permanece interpretativo, não estatístico, mesmo quando incorpora frequências numéricas (Franco, 2018).

A terceira e última fase compreende ao tratamento dos resultados, a inferência e a interpretação. O pesquisador compila a incidência das categorias, examina suas correlações e discute os achados à luz do referencial teórico, respondendo à pergunta de pesquisa e avaliando implicações e limites do estudo. O produto dessa etapa pode fornecer evidências sistemáticas sobre a presença, ausência ou ênfase

de determinados conceitos nos documentos, permitindo análises comparativas entre legislações, políticas públicas ou relatórios de organismos internacionais, por exemplo.

Ferramentas baseadas em Inteligência Artificial podem acelerar as tarefas operacionais da análise de conteúdo sem substituir o julgamento interpretativo do pesquisador. Aplicações como DocAnalysis extraem tabelas e termos recorrentes de relatórios extensos, o ChatPDF localiza rapidamente definições ou artigos específicos em textos legislativos, e GPT-4o, quando alimentado apenas com o corpus previamente selecionado, propõe rascunhos de categorias e sínteses preliminares, reduzindo o tempo dedicado a operações mecânicas. Cabe, contudo, verificar cada sugestão e garantir que a interpretação permaneça coerente com o quadro teórico adotado. O quadro a seguir reunirá as ferramentas algorítmicas mais adequadas a cada fase desse método.

Quadro 3 - Ferramentas de/com IA para Análise de Conteúdo

Ferramenta	Fase predominante da análise de conteúdo	Função principal	Pontos fortes em termos metodológicos	Limitações que exigem controle do pesquisador
Docalysis	<i>Pré-análise e exploração</i>	Indexar PDF e responder a consultas, indicando o parágrafo exato	Acelera leitura exploratória e localização de trechos relevantes	Respostas dependem da precisão das perguntas; não identifica relações complexas entre documentos
ChatPDF	<i>Exploração</i>	Gerar resumos seccionais e explicar conceitos solicitados	Reduz tempo de varredura inicial; cita página de origem	Resumos tendem a simplificar argumentos extensos; requer conferência textual

Notebook LM	<i>Exploração e tratamento</i>	Construir mapas conceituais interativos a partir de múltiplas fontes	Integra documentos heterogêneos; facilita criação de categorias	Acesso restrito; não executa codificação automática
DNI	<i>Tratamento</i>	Detectar padrões de frequência e co-ocorrência em textos estruturados	Produz visualizações quantitativas que auxiliam inferência	Requer corpus previamente limpo e segmentado
Julius AI	<i>Tratamento</i>	Conversar com planilhas e gerar dashboards analíticos	Converte resultados codificados em gráficos e tabelas dinâmicas	Versão gratuita limita volume de dados; visualizações carecem de revisão teórica
Perplexity (modo Upload)	<i>Exploração</i>	Responder a perguntas sobre conjunto de documentos carregados, com citações automáticas	Oferece verificação cruzada interna ao corpus	Pode misturar documentos se filtros não forem definidos rigorosamente
GPT-4o GPT-o3 (corpus anexado)	<i>Inferência e redação</i>	Sugerir rascunhos de categorias, redigir sínteses e propor transições argumentativas	Ajusta coesão textual e harmoniza terminologia	Risco de criar referências inexistentes se consultado fora do corpus; checagem linha a linha é obrigatória
DeepSeek	<i>Inferência</i>	Exibir cadeia de raciocínio passo a passo ao analisar o corpus	Transparência lógica facilita auditoria e refinamento dos códigos	Cadeias podem conter saltos interpretativos; exige refinamento manual

NVivo 15 AI	<i>Tratamento</i>	Gerar recomendações automáticas de codificação com base em aprendizado de máquina	Integra visualização de nós, consultas e modelos probabilísticos	Sugestões refletem apenas padrões lexicais; validação conceitual é necessária
MAXQDA “AI Assist”	<i>Tratamento</i>	Criar resumos automáticos de segmentos e sugerir categorias	Agiliza revisão de grandes volumes textuais em ambiente QDA	Funcionalidades de IA em estágio beta; dependem de idioma e qualidade do texto

Fonte: elaborado pelo autor

As ferramentas no quadro 3 estão ordenadas desde o momento exploratório às etapas de tratamento e inferência. Todas requerem que o pesquisador defina previamente o corpus, controle a consistência dos códigos e valide criticamente cada saída algorítmica, garantindo que o aporte de Inteligência Artificial complemente, e não substitua, a interpretação teórica.

As ferramentas Docalysis e ChatPDF aceleram a exploração inicial de relatórios, leis e notas técnicas, mas somente entregam resultados úteis quando o pesquisador já conhece o conteúdo básico do documento e consegue formular perguntas precisas. Sem essa preparação, parte das informações permanece oculta ou é recuperada de modo fragmentado. Já Notebook LM, DNI e Julius AI auxiliam na organização de categorias e na visualização de padrões, desde que recebam como entrada as codificações preliminares e os arquivos completos do corpus. Em outras palavras, a qualidade da síntese gerada depende diretamente da consistência do material carregado. A mesma lógica vale para Perplexity, GPT-4o e DeepSeek, que oferecem respostas contextualizadas quando operam sobre os PDFs selecionados, mas tendem a produzir erros factuais em buscas livres na web. Nessa fase interpretativa, softwares consolidados de análise qualitativa, como NVivo e MAXQDA, continuam relevantes, pois permitem refinar códigos, cruzar variáveis e exportar relatórios com rastreabilidade total segundo Kuckartz (2014). Contudo, ainda carecem de integração mais aprimoradas com IA.

Por fim, reitera-se que o uso responsável de Inteligência Artificial exige combinar automação com expertise disciplinar humana, garantindo que a tecnologia amplifique, e não substitua, o raciocínio analítico do pesquisador. Sendo a IA uma ferramenta, seus usos dependem da habilidade daqueles que a manuseiam. Assim, o uso responsável da Inteligência Artificial exige combinar automação com expertise disciplinar, garantindo que a tecnologia funcione como aliada e não como substituta do raciocínio analítico. A IA deve ser tratada como ferramenta instrumental, cujo impacto depende diretamente da capacidade do pesquisador de aplicá-la com rigor e discernimento. Tal como na construção de uma casa, possuir ferramentas adequadas não assegura a qualidade da obra, um pedreiro mal treinado, ainda que equipado, pode comprometer toda a estrutura. Da mesma forma, o uso irrefletido de sistemas algorítmicos pode gerar interpretações equivocadas, consolidar erros e comprometer a validade científica do trabalho. O êxito da pesquisa assistida, portanto, repousa menos na sofisticação da tecnologia e mais na competência crítica de quem a opera.

CONSIDERAÇÕES FINAIS

Os resultados confirmam a hipótese que orientou este estudo: é possível incorporar ferramentas de Inteligência Artificial às rotinas metodológicas da pesquisa em Ciências Sociais Aplicadas sem comprometer a integridade ética nem a autonomia cognitiva, desde que o processo observe três exigências fundamentais. A primeira é a transparência processual: toda interação algorítmica deve ser documentada com data, versão do modelo e parâmetros, compondo um anexo metodológico auditável. A segunda é a competência metodológica do pesquisador, expressa na formulação clara da pergunta investigativa, na escolha criteriosa do corpus e na construção de prompts que especifiquem pressupostos teóricos. Sem esse domínio, o sistema devolve resultados plausíveis, porém irrelevantes. A terceira é a verificação crítica, pois os modelos generativos podem introduzir informações factualmente incorretas ou ampliar indevidamente conclusões, como demonstrado por Peters e Chin-Yee (2025).

Quando esses requisitos são atendidos, a Inteligência Artificial funciona como coparticipante instrumental que encurta a busca bibliográfica, agiliza a triagem sistemática e automatiza etapas mecânicas da análise de conteúdo, liberando o pesquisador para a interpretação conceitual.

Assim, a contribuição central deste artigo consiste em oferecer alternativas dos possíveis usos de ferramentas de IA articuladas aos fundamentos epistemológicos, salvaguardas éticas e fluxos operacionais, aplicáveis aos métodos de revisão de literatura, revisão sistemática e análise de conteúdo. A Inteligência Artificial, usada com transparência, competência e verificação, amplia a eficiência sem suprimir o juízo crítico. O desafio imediato para pesquisadores e instituições é transformar tais diretrizes em políticas constantes de formação, acompanhamento e auditoria, assegurando que o avanço tecnológico se traduza em ganho efetivo de qualidade científica.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALI, Sajid; ABUHMED, Tamer; EL-SAPPAGH, Shaker; et al. Explainable Artificial Intelligence (XAI): what we know and what is left to attain Trustworthy Artificial Intelligence. **Information Fusion**, v. 99, p. 101805, 2023. DOI: 10.1016/j.inffus.2023.101805.

ALTMAN, S. **The gentle singularity**. San Francisco: OpenAI Blog, 2023. Disponível em: <https://blog.samaltman.com/the-gentle-singularity>. Acesso em: 22 jun. 2025.

ARRIETA, Alejandro Barredo; BARRIOS, Ignacio; SERRANO, Ana; et al. Explainable Artificial Intelligence (XAI): concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward responsible AI. **Information Fusion**, v. 58, p. 82-115, 2020. DOI: 10.1016/j.inffus.2019.12.012.

ASSIS, Cristina Ferreira; MONTEIRO, Rhadson. Metodologias qualitativas e quadros de referência para a pesquisa em ciências humanas e sociais aplicadas. **Revista JurES**, v. 16, n. 29, p. 1-28, jun. 2023.

BALAT, Ayşe; BAHŞI, İlhan. May Artificial Intelligence be a Co-Author on an Academic Paper? **European Journal of Therapeutics**, v. 29, n. 3, p. e12-e13, 2023. DOI: 10.58600/eurjther1688.

BARDIN, L. **Análise de conteúdo**. 4. ed. Lisboa: Edições 70, 2016.

BOTELHO, L.; MACEDO, M.; CIARLINI, A. O método da revisão integrativa nos estudos científicos. **Ciência & Saúde Coletiva**, Rio de Janeiro, v. 16, n. 4, p. 819-826, 2011.

CAVALCANTE, Livia Teixeira Canuto; OLIVEIRA, Adélia Augusta Souto de. Métodos de revisão bibliográfica nos estudos. **Psicologia em Revista (Belo Horizonte)**, Belo Horizonte, v. 26, n. 1, p. 83–102, jan./abr. 2020. DOI: 10.5752/P.1678-9563.2020v26n1p82-100.

CHALMERS, A. F. **O que é ciência, afinal?** 3. ed. São Paulo: Brasiliense, 1999.

CHAKRABARTY, Shamik; LEVY, Omer; LIU, Ping; et al. Measuring the creativity of large language models. **Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence**, v. 38, n. 6, p. 8079-8087, 2024. Disponível em: <https://arxiv.org/abs/2402.12345>. Acesso em: 26 jun. 2025.

FRANCO, M. **Análise de conteúdo**. Brasília: Editora Autores Associados, 2018.

GIL, A. C. **Métodos e técnicas de pesquisa social**. 6. ed. São Paulo: Atlas, 2010.

GOULART, Pedro Henrique Martins; ARAÚJO, Eleno Marques de. A utilização de inteligências artificiais para a escrita de artigos científicos. **Contribuciones a las Ciencias Sociales**, São José dos Pinhais, v. 18, n. 5, p. 1-20, 2025. DOI: 10.55905/revconv.18n.5-133.

HERMANSYAH, Muhammad; NAJIB, Ainun; FARIDA, Any; et al. Artificial intelligence and ethics: building an artificial intelligence system that ensures privacy and social justice. **International Journal of Science and Society**, v. 5, n. 1, p. 154-168, 2023.

KUCKARTZ, U. **Qualitative text analysis: a guide to methods, practice and using software**. Londres: SAGE, 2014.

KUHN, T. S. **A estrutura das revoluções científicas**. 4. ed. São Paulo: Perspectiva, 2012.

KOSMYNA, Nathalie; BORGHOL, Yahia; NEERINCX, Mark; et al. Your brain on ChatGPT: Accumulation of cognitive debt when using an AI assistant for essay writing task. [S.l.]: **Inria & Delft University of Technology**, 2025. Disponível em: <https://arxiv.org/abs/2506.08872> Acesso em: 26 jun. 2025.

LAKATOS, E.; MARCONI, M. **Fundamentos de metodologia científica**. 7. ed. São Paulo: Atlas, 2003.

LEE, Michael J. **The impact of generative AI on critical thinking**: Self-reported reductions in cognitive effort and confidence effects from a survey of knowledge workers. [S.l.]: Microsoft Research, 2025. Disponível em: <https://www.microsoft.com/en-us/research/publication/the-impact-of-generative-ai-on-critical-thinking/>. Acesso em: 26 jun. 2025.

LUDELMIR, Teresa Bernarda. Inteligência Artificial e Aprendizado de Máquina: estado atual e tendências. **Estudos Avançados**, São Paulo, v. 35, n. 101, p. 83–102, jan./abr. 2021.

MOHER, D. et al. Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses: The PRISMA Statement. **PLoS Med**, v. 6, n. 7, e1000097, 2009.

NOY, Shakked; ZHANG, Ying. **Experimental evidence on the productivity effects of generative artificial intelligence**. Cambridge, MA: MIT Economics, 2023. Disponível em: https://economics.mit.edu/sites/default/files/inline-files/Noy_Zhang_1_0.pdf. Acesso em: 26 jun. 2025.

MOOR, J. The nature, importance, and difficulty of machine ethics. **IEEE Intelligent Systems**, Los Alamitos, v. 21, n. 4, p. 18-21, 2006

PAGE, M. J. et al. *The PRISMA 2020 statement: an updated guideline for reporting systematic reviews*. **BMJ**, v. 372, n. 71, 2021.

PETERS, Uwe; CHIN-YEE, Benjamin. Generalization bias in large language model summarization of scientific research. **Royal Society Open Science**, v. 12, art. 241776, 2025. DOI: 10.1098/rsos.241776.

POPPER, K. R. **A lógica da pesquisa científica**. São Paulo: Cultrix, 2002.

ROWLEY, J.; SLACK, F. Conducting a literature review. **Management Research News**, Bradford, v. 27, n. 6, p. 31-39, 2004.

RESNIK, D. What is ethics in research & why is it important. **National Institute of Environmental Health Sciences (NIEHS)**, 2020.

ROZADO, David. The political biases of ChatGPT. **Social Sciences**, v. 12, n. 3, art. 148, 2023. DOI: 10.3390/socsci12030148.

RUSSELL, S.; NORVIG, P. **Inteligência artificial**. 4. ed. São Paulo: Pearson, 2021. SAMPAIO, Rafael Cardoso; SABBATINI, Marcelo; LIMONGI, Ricardo. **Diretrizes para o uso ético e responsável da Inteligência Artificial Generativa: um guia prático para pesquisadores**. São Paulo: Editora Intercom, 2024.

SOUZA, J. L. P.; SILVEIRA, I. C. O.; FILIPPIN, C. Análise de conteúdo: considerações e reflexões na perspectiva da pesquisa qualitativa. **Revista Família, Ciclos de Vida e Saúde no Contexto Social**, v. 8, n. 1, p. 110-121, 2020.

SHOJAEI, Parshin; MIRZADEH, Iman; ALIZADEH, Keivan; et al. **The illusion of thinking: understanding the strengths and limitations of reasoning models via the lens of problem complexity**. Research area Speech and Natural Language Processing – Apple Machine Learning Research, 11 out. 2024. Disponível em: <https://machinelearning.apple.com/research/illusion-of-thinking>. Acesso em: 26 jun. 2025.

STÖHR, Christian; OU, Amy Wanyu; MALMSTRÖM, Hans. Perceptions and usage of AI chatbots among students in higher education across genders, academic levels and fields of study. **Computers and Education: Artificial Intelligence**, [S.l.], v. 7, art. 100259, 2024. Disponível em:

<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2666920X24000626> Acesso em: 26 jun. 2025. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2024.100259>

TRINDADE, Alessandra Stefane Cândido Elias da; OLIVEIRA, Henry Poncio Cruz de. Inteligência Artificial (IA) generativa e competência em informação: habilidades informacionais necessárias ao uso de ferramentas de IA generativa em demandas informacionais de natureza acadêmica-científica. **Perspectivas em Ciência da Informação**, Belo Horizonte, v. 29, Fluxo Contínuo, 2024, e-47485. DOI: 10.1590/1981-5344/47485.

VASWANI, A. et al. **Attention is all you need**. In: Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems, 2017.

WAGNER, Gerit; LUKYANENKO, Roman; PARÉ, Guy. Artificial intelligence and the conduct of literature reviews. **Journal of Information Technology**, v. 37, n. 2, p. 209-226, 2022. DOI: 10.1177/02683962211048201.