



**UNIVERSIDADE DO ESTADO DA BAHIA  
DEPARTAMENTO DE CIÊNCIAS HUMANAS E TECNOLOGIAS – CAMPUS XVIII  
COLEGIADO DE ADMINISTRAÇÃO  
CURSO DE ADMINISTRAÇÃO**

**PEDRO LUCAS PEREIRA MARQUES**

**INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL NO GERENCIAMENTO DE PROJETOS: UMA REVISÃO  
BIBLIOMÉTRICA ENTRE OS ANOS DE 2020 E 2024**

**Trabalho de Conclusão de Curso de Graduação**

**EUNÁPOLIS, BAHIA**

**2024**

**PEDRO LUCAS PEREIRA MARQUES**

**INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL NO GERENCIAMENTO DE PROJETOS: UMA REVISÃO  
BIBLIOMÉTRICA ENTRE OS ANOS DE 2020 E 2024**

Trabalho de Conclusão de Curso de Graduação apresentado ao Curso de Administração, do Colegiado de Administração, do Departamento de Ciências Humanas e Tecnologias – *Campus XVIII*, da Universidade do Estado da Bahia (UNEB), como requisito parcial da disciplina Orientação de TCC.

Orientador: Ricardo Daher Oliveira

**EUNÁPOLIS, BAHIA**

**2024**

**PEDRO LUCAS PEREIRA MARQUES**

**INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL NO GERENCIAMENTO DE PROJETOS: UMA REVISÃO  
BIBLIOMÉTRICA ENTRE OS ANOS DE 2020 E 2024**

Trabalho de Conclusão de Curso de Graduação apresentado ao Curso de Administração, do Colegiado de Administração, do Departamento de Ciências Humanas e Tecnologias – *Campus XVIII*, da Universidade do Estado da Bahia (UNEB), como requisito parcial da disciplina Orientação de TCC.

Aprovado em 18 de dezembro de 2024

**BANCA EXAMINADORA**

---

**Professor Dr. Ricardo Daher Oliveira – Presidente da Banca Examinadora**

---

**Prof.<sup>a</sup> Ma. Ana Taís Muniz Fontes – Prof.<sup>a</sup> Examinadora 1**

---

**Prof. Dr. Victor Borges Canella - Prof. Examinador 2**

## DEDICATÓRIA

Dedico este trabalho aos meus pais, Marilúcia e Jane, pelo incentivo e apoio incondicionais.

## **AGRADECIMENTOS**

Ao Altíssimo, por ter me dado a oportunidade e me sustentado durante esta trajetória.

A todas as pessoas que me apoiaram ao longo desses anos de esforço, sobretudo à minha família e aos meus amigos.

Ao meu orientador, Professor Ricardo Daher, que caminhou comigo durante o ano de 2024, prestando todo o auxílio necessário para a concretização deste trabalho.

Aos professores orientadores Aline Rosário e Carlos Magno Diniz Guerra, que me acompanharam na etapa de elaboração do projeto de TCC.

À Professora Luziléa Oliveira, pela orientação e pela parceria construídas dentro e fora da UNEB.

Ao corpo docente do Colegiado de Administração, que, por meio de seus ensinamentos, possibilitou a conclusão deste trabalho.

À Universidade do Estado da Bahia, que me abriu um horizonte de possibilidades.

## ÉPIGRAFE

*“Entre todos os capitais, o mais valioso é  
aquele investido em seres humanos.”*

*(Alfred Marshall)*

## RESUMO

### INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL NO GERENCIAMENTO DE PROJETOS: UMA REVISÃO BIBLIOMÉTRICA ENTRE OS ANOS DE 2020 E 2024

Este trabalho abordou o impacto da Inteligência Artificial (IA) no Gerenciamento de Projetos, enfatizando suas principais vantagens, desafios e implicações. No contexto atual de avanços tecnológicos acelerados, as organizações precisam se adaptar para sustentar sua competitividade. Com base em uma análise bibliométrica das plataformas *Web of Science* e *Scopus*, o estudo investiga o uso de métodos de IA, como previsão de prazos e custos, automação de tarefas, alocação de recursos e análise de dados complexos. Os resultados destacam que a incorporação da IA favorece decisões mais assertivas, colaborações mais eficazes e maior eficiência operacional. Contudo, obstáculos como custos elevados e resistências culturais ainda limitam sua aplicação. Ao mapear tendências e oferecer uma perspectiva crítica sobre o uso da IA, este trabalho amplia o entendimento acadêmico sobre suas possibilidades no campo da gestão de projetos.

**Palavras-chave:** Inteligência Artificial (IA); Gerenciamento de Projetos; Inovação; Tecnologias Emergentes; Análise Bibliométrica.

## ABSTRACT

### ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN PROJECT MANAGEMENT: A BIBLIOMETRIC REVIEW BETWEEN THE YEARS 2020 AND 2024

This Undergraduate Thesis examines the impact of Artificial Intelligence (AI) on Project Management, emphasizing its main advantages, challenges, and implications. In today's context of rapid technological advancements, organizations face the need to adapt to sustain their competitiveness. Based on a bibliometric analysis of the *Web of Science* and *Scopus* databases, the study explores the application of AI methods such as deadline and cost forecasting, task automation, resource allocation, and complex data analysis. The findings highlight that integrating AI enhances decision-making accuracy, fosters more effective collaboration, and boosts operational efficiency. However, obstacles such as high implementation costs and cultural resistance still limit its adoption. By mapping trends and offering a critical perspective on AI's potential, this research contributes to academic understanding of its possibilities within the field of project management.

**Key-words:** Artificial Intelligence (AI); Project Management; Innovation; Bibliometric Analysis; Emerging Technologies.

**LISTA DE TABELAS**

<b>Tabela 1</b> - Critérios para criação das redes com a base de dados <i>Web of Science</i> .....	43
<b>Tabela 2</b> - Critérios para criação das redes com a base de dados <i>Scopus</i> .....	43
<b>Tabela 3</b> - Grau de Centralidade da base de dados <i>Scopus</i> gerada pelo <i>software UCINET</i> .....	56
<b>Tabela 4</b> - Grau de Centralidade da base de dados <i>Web of Science</i> gerada pelo <i>software UCINET</i> .....	59
<b>Tabela 5</b> - Grau de Intermediação da base de dados <i>Scopus</i> gerada pelo <i>software UCINET</i> .....	61
<b>Tabela 6</b> - Grau de Intermediação da base de dados <i>Web Of Science</i> gerada pelo <i>software UCINET</i> .....	63

## LISTA DE GRÁFICOS

<b>Gráfico 1</b> - Rede de co-ocorrência de palavras-chave da base de dados <i>Web of Science</i> . .....	50
<b>Gráfico 2</b> - Rede de co-ocorrência de palavras-chave da base de dados <i>Scopus</i> . ....	51
<b>Gráfico 3</b> - Cocitação de referências da base <i>Scopus</i> . ....	52
<b>Gráfico 4</b> - Cocitação de referências da base <i>Web of Science</i> . ....	54
<b>Gráfico 5</b> - Dendograma das classes fornecidas pelo software IRAMUTEQ. ....	67
<b>Gráfico 6</b> - Dendograma das classes formadas.....	68

## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b>	<b>13</b>
1.1	CONTEXTUALIZAÇÃO	13
1.2	OBJETIVOS	15
1.2.1	OBJETIVO GERAL	15
1.3	JUSTIFICATIVA	15
1.4	RESULTADOS ESPERADOS	16
1.5	ESTRUTURA DO TRABALHO	16
<b>2</b>	<b>REFERENCIAL TEÓRICO</b>	<b>19</b>
2.1	Das cavernas à Era da Inteligência Artificial	19
2.1.1	Revolução Agrícola	20
2.1.2	Revolução Comercial	21
2.1.3	As Revoluções Industriais	22
2.1.4	Quarta Revolução Industrial: a Era da IA	25
2.2	Inteligência Artificial	26
2.2.1	<i>Machine Learning</i>	29
2.2.2	<i>Deep Learning</i>	30
2.2.3	Processamento de Linguagem Natural (PLN)	31
2.3	Gestão de Projetos	32
2.4	Inteligência Artificial e Gestão de Projetos	34
<b>3</b>	<b>METODOLOGIA DA PESQUISA</b>	<b>37</b>
3.1	Do tipo da pesquisa	37
3.2	Da Natureza de Pesquisa	37
3.3	Da abordagem	37
3.4	Da população e amostra	38
3.5	Instrumentos	39
3.5.1	<i>Web Of Science</i>	39
3.5.2	<i>Scopus</i>	39
3.6	Plano de coleta de dados	40
3.7	Método de análise	41
3.7.1	<i>VosViewer</i>	42
3.7.2	<i>UCINET</i>	44

3.7.3 IRAMUTEQ.....	46
<b>4 RESULTADOS E DISCUSSÃO .....</b>	<b>49</b>
4.1 Redes de co-ocorrência de palavras-chave e redes de cocitação de referências .....	49
4.2 Graus de Centralidade.....	56
4.2.1 Comparativo dos graus de centralidade .....	60
4.3.1 Comparativo dos graus de intermediação .....	65
<b>5 CONSIDERAÇÕES FINAIS .....</b>	<b>70</b>
5.1. SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS.....	71
<b>REFERÊNCIAS .....</b>	<b>73</b>
<b>APÊNDICE A - TABELA DE ARTIGOS SELECIONADOS PARA CRIAÇÃO DO CORPUS TEXTUAL UTILIZADO NO SOFTWARE IRAMUTEQ .....</b>	<b>81</b>
<b>APÊNDICE B – TABELA DE ARTIGOS CONTIDOS NO GRÁFICO DE COAUTORIA DA BASE DE DADOS SCOPUS.....</b>	<b>90</b>
<b>APÊNDICE C – TABELA DE ARTIGOS CONTIDOS NO GRÁFICO DE COAUTORIA DA BASE DE DADOS WEB OF SCIENCE.....</b>	<b>92</b>

# 1 INTRODUÇÃO

## 1.1 CONTEXTUALIZAÇÃO

Os avanços tecnológicos permeiam todos os segmentos da Economia e do conhecimento, tornando tarefas cotidianas mais eficazes ou mesmo completamente automatizadas, independentemente de sua complexidade. Nesse cenário, a ascensão da Tecnologia da Informação impulsiona a sociedade e as organizações que a compõem a engajarem-se em um constante processo de aprendizado e adaptação, especialmente em um contexto caracterizado pelo conceito de mundo BANI.

O conceito de mundo BANI foi proposto pelo antropólogo e futurista Jamais Cascio em 2018 (Cascio, 2020). O autor descreve um ambiente global marcado pela fragilidade (*Brittle*), ansiedade (*Anxious*), não-linearidade (*Nonlinear*) e incompreensibilidade (*Incomprehensible*), onde mudanças rápidas e eventos imprevisíveis desafiam organizações a responderem com agilidade e precisão. Nesse cenário, a capacidade de adaptação e o uso de tecnologias avançadas, como a Inteligência Artificial (IA), tornam-se imperativas para garantir competitividade e sustentabilidade.

A ideia de mundo BANI é considerada uma evolução do mundo VUCA (sigla em inglês para volátil, incerto, complexo e ambíguo) descrevia o cenário pós Guerra Fria, caracterizado por mudanças rápidas e imprevisíveis. O Mundo BANI reflete as complexidades e desafios mais recentes, especialmente evidenciados durante a pandemia de COVID-19 (Cascio, 2020). Tal transição destaca a crescente fragilidade das estruturas, a ansiedade generalizada, a não linearidade dos eventos e a dificuldade de compreensão diante de um ambiente cada vez mais caótico.

No contexto de um mundo BANI a IA surge como uma ferramenta essencial para permitir às organizações lidarem com essas complexidades. A IA sugere soluções para ampliar a resiliência, minimizar o sentimento de ansiedade com previsões de alta qualidade, interpretar padrões de comportamento de caráter não linear e tornar o incompreensível compreensível, permitindo às empresas ajustarem-se e prosperarem em um contexto de contínua transformação.

A concepção de IA, inicialmente formulada pelo cientista da computação John McCarthy como "a ciência e a engenharia de criar máquinas inteligentes" (McCarthy, 2007, p. 02), está cada vez mais presente no mundo organizacional, podendo contribuir para

aumentar a eficiência operacional, melhorar a tomada de decisão, reduzir custos, personalizar experiências e incrementar a produtividade.

Essas capacidades têm se mostrado estimadas, especialmente no campo do Gerenciamento de Projetos, que exige precisão, flexibilidade e estratégias robustas para enfrentar as constantes transformações do ambiente. A IA, como um campo da Ciência da Computação, dedica-se ao desenvolvimento de sistemas capazes de realizar tarefas anteriormente exclusivas dos humanos. Esses sistemas podem aprender com dados, identificar padrões e tomar decisões em diferentes níveis de complexidade, características que os tornam uma ferramenta estratégica para otimizar processos organizacionais.

No contexto da Gestão de Projetos, a IA pode ser aplicada de diversas maneiras, como na previsão e otimização de prazos, custos e recursos, na identificação de riscos, na automação de tarefas rotineiras, na alocação eficiente de equipes e na análise de grandes volumes de dados para embasar decisões estratégicas. Além disso, pode contribuir para a melhoria da comunicação e colaboração entre membros da equipe, bem como para a identificação de tendências e oportunidades. Isso resulta em uma gestão mais eficiente, precisa e adaptável às demandas em constante evolução.

Por outro lado, a Gestão de Projetos refere-se ao processo de liderar e coordenar as atividades de uma equipe com o objetivo de alcançar uma meta comum dentro de prazos e orçamentos pré-estabelecidos. Segundo o *Project Management Institute (PMI)*, ela envolve a "aplicação de conhecimentos, habilidades, ferramentas e técnicas às atividades de um projeto para atender aos requisitos pré-estabelecidos."

Nesse sentido, a integração de ferramentas de IA à Gestão de Projetos torna-se uma possibilidade de solução estratégica para profissionais da área, permitindo a condução de projetos com maior eficiência e capacidade de adaptação às demandas emergentes. Assim, o problema central desta pesquisa é investigar: **De que forma a IA pode contribuir para a Gestão de Projetos nas organizações?** A resposta a essa questão busca fornecer contribuições para entender como as organizações podem otimizar processos e enfrentar os desafios de um ambiente cada vez mais dinâmico e complexo.

## OBJETIVOS

### 1.1.1 OBJETIVO GERAL

Para evidenciar e aprofundar a presente pesquisa, foi utilizada como pergunta norteadora de pesquisa “Quais são as principais aplicações, benefícios e desafios da adoção da IA na Gestão de Projetos?”. O autor define como objetivo geral analisar os estudos acadêmicos relacionados à adoção de IA na Gestão de Projetos nas bases de dados *Web Of Science* e *Scopus*. Como objetivos específicos, o autor delimitou nos seguintes pontos:

### 1.1.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

Identificar os principais estudos científicos relacionados à adoção de IA na GP.

Relacionar os principais métodos de IA aplicada à GP.

Descrever benefícios e desafios da aplicação da IA na GP a partir dos estudos identificados.

## 1.2 JUSTIFICATIVA

Em um cenário de constante evolução tecnológica e mudanças rápidas no ambiente empresarial, as ferramentas de Inteligência Artificial (IA) ganharam considerável popularidade, sendo adotadas como meios para aprimorar a eficiência, impulsionar a produtividade e economizar tempo.

Os impactos decorrentes da incorporação da IA afetam não apenas as organizações, mas também os governos e a sociedade em sua totalidade. De acordo com um relatório recente do *Bank of America* (2023): “estamos vivenciando um momento crucial, comparável à ascensão da internet na década de 1990, em que a IA está se encaminhando para uma adoção em massa, com grandes modelos de linguagem, como o ChatGPT, possibilitando plenamente a exploração da revolução dos dados”.

Do ponto de vista pessoal do autor, a motivação para esta pesquisa é respaldada pelo seu interesse para com as ferramentas de IA e por sua experiência como Diretor de Projetos da EJUCA (Empresa Júnior de Administração da UNEB – DHCT Campus XVIII).

Essa vivência suscitou questionamentos acerca das inúmeras possibilidades de aplicação dessas tecnologias em seu contexto.

Portanto, a necessidade de adaptação das organizações a esse novo panorama tecnológico torna-se evidente. A pesquisa em questão tem o potencial de fornecer orientações para as mesmas, à medida que buscam se ajustar a essa nova configuração da sociedade, o que permite aproveitamento das oportunidades e superação dos desafios apresentados pela IA.

### **1.3 RESULTADOS ESPERADOS**

Os resultados esperados desta pesquisa visam fornecer uma contribuição para a compreensão e a implementação eficaz da Inteligência Artificial (IA) no contexto da Gestão de Projetos. Entre os principais resultados esperados, destacam-se o mapeamento das aplicações da IA na GP, a exploração dos benefícios e desafios associados à sua adoção, a contribuição para o avanço do conhecimento científico, a sensibilização em relação a questões éticas e de privacidade, bem como a promoção da inovação e da eficiência.

A pesquisa buscou identificar e descrever as áreas em que a IA é aplicada no gerenciamento de Projetos, permitindo a visualização de como essa tecnologia é empregada para aprimorar processos e respaldar a tomada de decisões informadas. Ademais, a pesquisa visa oferecer contribuições para o campo do gerenciamento de Projetos e da IA ampliando a compreensão das possibilidades e limitações dessa integração.

Ela também se propõe a promover a conscientização em relação a questões éticas e de privacidade que surgem com a utilização da IA no gerenciamento de Projetos, apresentando sugestões para lidar com essas preocupações de maneira responsável. Por fim, espera-se que a pesquisa contribua para a promoção da inovação no gerenciamento de Projetos, impulsionada pela adoção da IA resultando em processos mais eficientes, decisões mais fundamentadas e, conseqüentemente, Projetos mais bem-sucedidos.

### **1.4 ESTRUTURA DO TRABALHO**

De acordo com o Regulamento do Trabalho de Conclusão de Curso (TCC) de Administração da UNEB, DCHT Campus XVIII (2017): “Art. 35 – A monografia deve ser elaborada, considerando-se: [...] g) Introdução; h) Desenvolvimento, contendo,

necessariamente a revisão bibliográfica (teoria de base); i) Apresentação dos resultados; j) Considerações finais e; k) Referências.

O presente tópico (1.5) apresenta a organização dos capítulos e seções do documento. Esta monografia está dividida em capítulos que seguem uma sequência lógica, iniciando pela contextualização, passando pelos objetivos, justificativa, referencial teórico, metodologia, discussão dos resultados, conclusões, referências e apêndices. A NBR 14724 recomenda que a estrutura do trabalho seja apresentada de maneira clara, facilitando a navegação e compreensão do leitor (Associação Brasileira de Normas Técnicas, 2011).

O referencial teórico, contido no tópico 2.0, sustenta a pesquisa, utilizando teorias e conceitos previamente consolidados. Inclui uma revisão de literatura sobre os temas centrais do trabalho, contextualizando historicamente as revoluções humanas até a Era da Inteligência Artificial e suas aplicações na Gestão de Projetos.

O tópico 2.1 se subdivide em quatro partes, descrevendo a Revolução Agrícola (2.1.1), a Revolução Comercial (2.1.2), as revoluções industriais (2.1.4) e a Quarta Revolução Industrial (2.1.4).

O tópico 2.1.1 discorre acerca da Revolução Agrícola e como a mesma marcou a transição das sociedades nômades para comunidades agrícolas sedentárias, transformando a estrutura social e econômica. Esta seção explora como a domesticação de plantas e animais estabeleceu as bases para o desenvolvimento das civilizações.

O tópico 2.1.2 descreve sobre a Revolução Comercial e como a mesma impulsionou o desenvolvimento do comércio e das finanças na Idade Média, facilitando a circulação de bens e capital. Este tópico examina os avanços nas técnicas de comércio e a expansão das rotas comerciais que integraram diferentes regiões do mundo.

O tópico 2.1.3 apresenta as Revoluções Industriais introduziram e as mudanças tecnológicas que redefiniram a produção e o trabalho neste período. Desde a primeira revolução com a mecanização até a terceira com a automação e a tecnologia da informação, esta seção analisa as transformações industriais e suas consequências econômicas e sociais.

O tópico 2.1.4 expõe a Quarta Revolução Industrial, caracterizada pela integração de tecnologias digitais e a Inteligência Artificial, está transformando todos os setores. Este tópico investiga como a IA está sendo aplicada em diferentes áreas, especialmente na gestão de projetos, e suas implicações futuras.

O tópico 2.2 discorre acerca da Inteligência Artificial, de forma a discutir os conceitos básicos de IA, suas aplicações e desafios, e como ela está contribuindo com a Gestão de

Projetos, bem como com outros campos. O tópico 2.3 explora as melhores práticas e metodologias na Gestão de Projetos, destacando como a IA pode ser integrada para otimizar processos e resultados.

O tópico 3 apresenta os detalhes do método de pesquisa, incluindo tipo, natureza, abordagem qualitativa e o uso de análise bibliométrica. O tópico 4 aborda os resultados da análise bibliométrica e textual, destacando redes de cocitação, co-ocorrência e intermediação. Já o tópico 5 resume os principais achados, destacando as contribuições da IA para a gestão de projetos e sugerindo novas direções para estudos futuros.

## **2 REFERENCIAL TEÓRICO**

De acordo com Prodanov; Freitas (2013), a revisão bibliográfica consiste em um conjunto de teorias, conceitos e estudos prévios que sustentam e orientam a realização de uma pesquisa. Trata-se de um elemento fundamental para a construção do conhecimento, pois permite ao pesquisador situar seu trabalho dentro de um panorama mais amplo, além de justificar suas escolhas metodológicas e analíticas.

Segundo os autores, os principais objetivos do referencial teórico abrangem a contextualização, a fundamentação, o direcionamento metodológico e a análise crítica. No âmbito da contextualização, o referencial oferece uma visão abrangente dos estudos já realizados sobre o tema, evidenciando lacunas e contribuindo para a delimitação do problema de pesquisa. Quanto à fundamentação, o objetivo é fornecer suporte teórico às hipóteses e questões investigativas, permitindo que o pesquisador se apoie em conceitos e teorias consolidados.

No que tange ao direcionamento metodológico, o referencial teórico orienta a escolha de métodos e técnicas de pesquisa mais adequados, baseando-se em abordagens empregadas por outros estudiosos. Em relação à análise crítica, possibilita uma avaliação fundamentada nas teorias existentes, permitindo a formulação de novos conceitos ou a revisão de teorias já estabelecidas.

Com base nessa perspectiva, o presente estudo realiza uma revisão bibliográfica sobre os temas centrais desta pesquisa, traçando o percurso do conhecimento humano até o advento da Inteligência Artificial. Para além, este tópico abordará questões relacionadas à Gestão de Projetos, examinando a existência de estudos que interligam os dois campos.

### **2.1 Das cavernas à Era da Inteligência Artificial**

Antes da reflexão acerca de Gestão de Projetos e Inteligência Artificial se faz necessário abordar o desenvolvimento social, econômico e científico possibilitado através das revoluções humanas. Este tópico propõe-se a percorrer a evolução da humanidade, com especial enfoque nas revoluções agrícola, comercial e industriais, sendo estas consideradas pilares desta transformação.

### 2.1.1 Revolução Agrícola

Também conhecida como Revolução Neolítica, a Revolução Agrícola teve início aproximadamente há 12.000 anos, marcando a transição do período Paleolítico para o Neolítico (Van Den Heever; Jones, 2022). Esse processo não apenas alterou os padrões de subsistência humana, mas também provocou mudanças profundas nas estruturas sociais, econômicas e ambientais que moldaram o curso da civilização.

Segundo Barker (2009), a mudança da coleta para a agricultura representa a revolução mais significativa na história humana. Ele argumenta que, ao longo de milhões de anos, os humanos viveram como coletores, dependendo dos recursos naturais disponíveis. A agricultura marcou uma mudança fundamental ao possibilitar a domesticação de plantas e animais, não apenas aumentando a disponibilidade de alimentos, mas também levando ao surgimento de assentamentos permanentes e ao desenvolvimento de estruturas sociais mais complexas.

Barker destaca que "as primeiras evidências claras de atividades que podem ser identificadas como agricultura geralmente remontam a cerca de 12.000 anos atrás" (Barker, 2009, p. 12). Weisdorf (2003) complementa essa visão ao enfatizar que a domesticação de plantas e animais foi um passo decisivo no desenvolvimento agrícola, embora apenas uma condição necessária para a transição completa de uma economia baseada na coleta para uma economia agrícola plenamente desenvolvida.

Svizzero (2017) expande essa perspectiva, destacando que a adoção de plantas e animais domésticos foi apenas um sintoma de uma transformação social e econômica mais ampla, que incluiu mudanças na organização do trabalho, distribuição de recursos e estrutura familiar.

Watkins *apud* Van den Heever e Jones (2022, p. 2) relata que as comunidades de caçadores-coletores começaram gradualmente a adotar um novo estilo de vida entre 22.000 e 12.000 anos atrás. Além da caça e coleta de plantas selvagens, essas comunidades passaram a formar grupos maiores e a estabelecer assentamentos semipermanentes, que mais tarde evoluíram para comunidades permanentes no início do Neolítico.

Este período testemunhou não apenas mudanças nas práticas econômicas, mas também impactos na demografia e na biologia humanas, incluindo alterações no tamanho corporal adulto, marcadores de saúde e taxas de mortalidade (Wells; Stock *apud* Van Den Heever; Jones, 2022, p. 2).

Barker (2009) destaca ainda que fatores ambientais desempenharam um papel categórico no desenvolvimento da agricultura. Mudanças climáticas e ecológicas influenciaram a disponibilidade de recursos naturais e incentivaram as sociedades humanas a experimentar o cultivo e a domesticação como estratégias para garantir um suprimento alimentar mais estável. Essas mudanças não foram uniformes, variando substancialmente entre as regiões geográficas e climáticas.

Weisdorf (2003) sugere que a pressão populacional pode ter sido uma das principais causas que impulsionaram as sociedades a adotarem a agricultura como meio de aumentar a produção de alimentos e sustentar uma população em crescimento. Van Den Heever; Jones (2022) também reconhecem que a implementação de práticas agrícolas teve impactos significativos na biodiversidade local e trouxe desafios emergentes para a saúde humana, como questões nutricionais, aumento de doenças e desigualdades de gênero. Além disso, contribuiu para a formação de estruturas sociais mais complexas e hierárquicas, estabelecendo as bases para a evolução das sociedades humanas ao longo dos milênios.

### 2.1.2 Revolução Comercial

Revolução Comercial, que ocorre entre o final da Idade Média e o início do século XVIII, representa um período de transformação econômica fundamental na Europa. Segundo Qinqing (2003), este período foi caracterizado por mudanças significativas nos sistemas comerciais globais, na escala do comércio e na distribuição da riqueza entre as nações. As causas dessa revolução foram diversas, incluindo a expansão das explorações europeias, a descoberta de novas rotas e territórios comerciais, e o desenvolvimento de inovações nas estruturas financeiras e de mercado.

As descobertas geográficas desempenharam um papel decisivo, proporcionando novos palcos para a expansão do comércio, como observado por Qinqing (2003), ao abrir novas rotas e conectando continentes previamente isolados. Rapp (1975) destaca um aspecto significativo da Revolução Comercial: a mudança das rotas comerciais do Mediterrâneo para o Atlântico Norte. Esta mudança não só redefiniu a economia europeia, mas também estabeleceu as bases para a futura industrialização do continente (Rapp, 1975, p. 501). O autor também sublinha o uso estratégico das marcas registradas para manter preços elevados e dominar o mercado (Rapp, 1975, p. 505).

Lopez (1976) argumenta que este período foi caracterizado pela ascensão das classes comerciais e artesanais, o crescimento do comércio internacional e a formação de vastos impérios coloniais. Essas mudanças não só promoveram o crescimento econômico europeu, mas também reduziram a dependência da agricultura, conduzindo ao surgimento de um sistema econômico mais dinâmico.

Lopez discute os limites produtivos da agricultura medieval, afirmando que "estudos recentes sugerem fortemente que a agricultura medieval havia alcançado seus limites produtivos na segunda metade do século XIII e que isso estava criando dificuldades para o abastecimento alimentar nas cidades superpovoadas" (Lopez, 1976, p. 1085).

### 2.1.3 As Revoluções Industriais

Xu *et al.* (2018) consideram as revoluções industriais como marcos incontornáveis na história do desenvolvimento econômico e tecnológico, influenciando consideravelmente a produção de bens e nas estruturas sociais e econômicas. Ainda segundo os autores, cada uma das quatro revoluções conduz a humanidades a expressivos avanços tecnológicos, além de alterar as estruturas sociais, a convenção do trabalho e as economias ao redor do mundo. As revoluções industriais podem ser subdivididas em:

#### 2.1.3.1 Primeira Revolução Industrial (séculos XVIII – XIX)

A Primeira Revolução Industrial, que ocorreu do final do século XVIII ao início do século XIX na Grã-Bretanha, representou uma transição profunda das sociedades agrárias e rurais para sociedades urbanas e industriais. Durante este período, houve uma transição dos métodos de produção manuais para métodos mecanizados, especialmente evidente na indústria têxtil. O desenvolvimento e a aplicação de novas tecnologias, como a máquina a vapor e o tear mecânico, foram fundamentais para o aumento significativo da produtividade industrial (Coleman, 1956).

Segundo Coleman (1956), a invenção da máquina a vapor desempenhou um papel central nessa revolução industrial, ao proporcionar uma fonte de energia mais eficiente e flexível para as operações industriais. A ascensão da manufatura como atividade econômica dominante substituiu gradualmente a predominância da agricultura, reconfigurando profundamente a estrutura econômica da época.

Scott (2020) analisa este período como uma transição crucial na escala de produção, da manufatura artesanal para a produção em larga escala nas fábricas. Essa mudança não apenas aumentou a eficiência produtiva, mas também exigiu novas formas de organização, gestão e controle do trabalho, conforme observado por Unyimadu (1989). A introdução do sistema fabril neste estágio foi acompanhada pelo surgimento de novas teorias e práticas de gestão, que formaram as bases do pensamento moderno sobre organização industrial e administração de recursos humanos.

Gulzar (2018) destaca que a Primeira Revolução Industrial não apenas transformou os métodos de produção, mas também influenciou profundamente o desenvolvimento do pensamento em gestão. Éticas materialistas emergiram com um foco renovado na eficiência e produtividade, consolidando esses valores como fundamentais na era da modernidade industrial. Essa mudança ideológica não só moldou as práticas empresariais da época, mas também estabeleceu um precedente para as futuras transformações econômicas e sociais que caracterizariam o século XIX e além.

#### 2.1.3.2 Segunda Revolução Industrial (segunda metade do século XIX - início do século XX)

Na Segunda Revolução Industrial, ocorrida predominantemente no final do século XIX e início do século XX, testemunhou-se um avanço significativo na produção em massa e no desenvolvimento de indústrias chave como ferro, aço, petróleo, eletricidade e química. Este período foi marcado por inovações revolucionárias, incluindo o telefone e a lâmpada elétrica, que transformaram tanto a vida cotidiana quanto os fundamentos econômicos globais (Mann, 1993).

Mann (1993) sustenta que a inovação tecnológica, aliada à integração econômica facilitada por ferrovias e navios a vapor, impulsionou o comércio e os investimentos globais, elevando os padrões de vida no Ocidente, mas também exacerbando as desigualdades sociais. A mecanização e as novas tecnologias não apenas aumentaram a produtividade e eficiência, mas também provocaram migrações massivas do campo para as cidades e para além das fronteiras, reconfigurando profundamente a estrutura econômica das sociedades.

É neste contexto que surge a Administração Científica, proposta por Frederick Taylor, como uma abordagem sistemática para otimizar a eficiência e a produtividade do trabalho. Taylor (1995) argumenta que suas diretrizes não só estabeleceram os fundamentos para práticas administrativas mais eficazes, mas também enfatizaram a

importância de abordagens científicas e sistemáticas no ambiente de trabalho, representando um marco na história da gestão empresarial.

À medida que as fábricas e a produção em massa se expandiam, surgia a necessidade de métodos de gestão mais sofisticados para organizar um número crescente de trabalhadores, gerenciar a produção e coordenar a logística. Unyimadu (1989) vê essas mudanças como catalisadoras para o desenvolvimento de hierarquias organizacionais mais complexas e a formalização das funções de gestão.

Na era moderna, impulsionada pela Segunda Revolução Industrial, emergiu uma ética empresarial materialista que valorizava a eficiência e o crescimento econômico acima de tudo. Gulzar (2018) destaca que este período foi categórico para o desenvolvimento do pensamento moderno em gestão, enfatizando a inovação, a estratégia competitiva e o foco no cliente. A introdução da Administração Científica e a redefinição das estruturas de trabalho prepararam o terreno para a evolução contínua da gestão empresarial e econômica nas revoluções industriais subsequentes.

### 2.1.3.3 Terceira Revolução Industrial (1960 - primeira década do século XXI)

A Revolução Digital, também conhecida como Terceira Revolução Industrial, marcou um período de profundas transformações iniciadas na segunda metade do século XX, impulsionadas pelo uso intensivo das Tecnologias da Informação e Comunicação (TICs). Estas tecnologias não apenas automatizaram os processos produtivos, mas também redefiniram fundamentalmente os paradigmas de trabalho e exigiram novas competências dos trabalhadores, como destacado por Fitzsimmons (1994). A automação e a digitalização não só aumentaram a eficiência das operações industriais, mas também estimularam uma maior demanda por educação técnica e formação contínua, preparando os trabalhadores para um ambiente de trabalho cada vez mais tecnológico e interconectado.

Além dos avanços na produtividade, as TICs promoveram uma interconectividade global sem precedentes, transformando o mundo em uma "aldeia global", conforme argumentado por Fitzsimmons (1994). Esta interconectividade facilitada pelas comunicações em tempo real não só melhorou a eficiência e a gestão logística das cadeias de suprimentos globais, mas também promoveu a disseminação rápida de informações e ideias ao redor do mundo.

No contexto ambiental, Szyja (2014) discute como o desenvolvimento de tecnologias verdes se tornou crucial para a sustentabilidade econômica e ambiental. As soluções

ecologicamente sustentáveis e eficientes no uso de matérias-primas e energia não apenas reduzem o impacto ambiental das indústrias, mas também promovem práticas industriais responsáveis. A Terceira Revolução Industrial é marcada não apenas pelo uso de energias renováveis, mas também pela adoção generalizada de práticas que visam uma "economia verde", alinhando o desenvolvimento econômico com a preservação ambiental.

No que diz respeito à produção industrial, Kolin (2021) argumenta que as tecnologias de rede e a produção descentralizada estão remodelando as estruturas tradicionais das indústrias. Inovações como a impressão 3D e as linhas de produção flexíveis não só estão permitindo uma personalização maior dos produtos, mas também estão descentralizando a produção, movendo-a para locais mais próximos dos consumidores finais. Este fenômeno é particularmente evidente na China, onde a adoção rápida dessas tecnologias está transformando os modelos de negócios tradicionais e impulsionando uma revolução na manufatura.

No campo da gestão empresarial, a Revolução Digital trouxe mudanças profundas em todas as esferas organizacionais. Okubayashi (2004) destaca que as práticas de gestão, as estratégias corporativas, os sistemas de produção, a gestão de recursos humanos e a governança corporativa foram significativamente influenciados pela integração de tecnologias avançadas. A administração das empresas se adaptou às novas realidades tecnológicas, incorporando sistemas mais eficientes e estratégias mais ágeis para enfrentar os desafios de um mercado globalizado e altamente competitivo.

Por fim, Karatop *et al.* (2020) observam que a Revolução Digital também gerou novos métodos de avaliação de desempenho nas empresas, impulsionados pelas mudanças nas técnicas de produção e pelo uso de tecnologias emergentes. Esses novos métodos não apenas medem a eficiência e a qualidade do trabalho de maneira mais precisa, mas também incentivam a inovação contínua e a adaptação às demandas do mercado digitalizado.

#### 2.1.4 Quarta Revolução Industrial: a Era da IA

Também denominada Indústria 4.0, a Quarta Revolução Industrial tem como principal característica a convergência de tecnologias físicas, digitais e biológicas. Rotatori *et al.* (2020) destacam algumas tecnologias, dentre elas: impressão 3D, robótica e Internet das Coisas (*IoT*). Ainda no entendimento do autor, tais tecnologias estão mudando consideravelmente o modo de vida, sobretudo na convenção do trabalho, com o aumento

da conectividade e a automação nas atividades diárias. Schwab (2016) acrescenta avanços nos campos de Inteligência Artificial, Engenharia Genética, Computação Quântica, entre outras tecnologias.

Mtotywa et. al. (2022) defendem uma melhoria na reindustrialização de países em desenvolvimento como a África do Sul, o que pode possibilitar mobilidade no mercado de trabalho e melhora na prestação de serviços. Os autores sinalizam o aprofundamento das desigualdades sociais caso não forem implementadas políticas para mitigar tais efeitos.

Com relação à Economia, Vlasov et. al. (2018) salientam o risco de automação ou informatização dos empregos, calculado entre 45 a 60% dos empregos globais. No entendimento dos autores, apesar da criação de novos empregos em áreas como engenharia de automação e análise de dados, as economias enfrentarão um déficit de qualificações necessárias no período. No tocante das áreas de inovação e sustentabilidade, Saudi *et al.* (2019) frisam as inovações verdes em produtos e processos, que levam à melhoria do desempenho econômico e ambiental das organizações, podendo aumentar assim a competitividade das empresas.

Na tangente da gestão, a Quarta Revolução exige novas estratégias de gerenciamento a serem adotadas pelas organizações. Mohamed *et al.* (2019) pensam em tais estratégias com a utilização de Inteligência Artificial, aprendizado de máquina e IoT. Ainda segundo o autor, tais estratégias podem melhorar a eficiência operacional e a qualidade dos produtos, sendo acompanhadas de decisões gerenciais rápidas e eficazes, baseadas em dados em tempo real.

A respeito dos desafios regulatórios e de Gestão de Riscos, Min *et al.* (2019) enfatizam a necessidade de novas políticas para lidar com a automação e garantir a segurança no mercado de trabalho, incluindo o estabelecimento de novos conceitos de “trabalho digno”, padronização da legislação em cada país, desenvolvimento de saúde pública, monitoramento de eventos e redes emergentes de Saúde e Segurança do Trabalho e o avanço nos estudos através da formação de especialistas nestas novas questões.

## **2.2 Inteligência Artificial**

O termo “inteligência artificial” é largamente admitido e utilizado em estudos científicos, porém, não há consenso sobre sua definição. Diversos autores buscaram definir do que se trata a IA ao longo da história.

O cientista da computação John McCarthy conceituou como “[...] a ciência e a engenharia da fazer máquinas inteligentes, especialmente programas de computador inteligentes. Está relacionado à tarefa semelhante de usar computadores para entender a inteligência humana, mas a IA não precisa se limitar a métodos que são biologicamente observáveis” (McCarthy, 2007).

Décadas antes, o matemático e cientista da computação Alan Turing fez associação da computação com inteligência em seu artigo "*Computing Machinery and Intelligence*", publicado em 1950, onde o autor questiona a capacidade de pensamento das máquinas. Partindo deste questionamento, o autor elabora o “Teste de Turing”, em que um interrogador humano seria capaz de distinguir entre a resposta de um computador e uma resposta textual humana (Turing, 1950). Embora tal teste tenha sido superado pelo programa de computador conhecido como Eugene Gostman, em 2014, o teste continua representando parte importante da história da IA, bem como um conceito filosófico.

Outro teste amplamente conhecido é o “Discussão da sala chinesa” criado pelo filósofo americano John Searle em 1980 destaca uma distinção essencial entre simular a compreensão e realmente compreender, questionando assim o teste de Turing. Este experimento, amplamente discutido na filosofia, sugere cenários que problematizam a ideia de consciência em sistemas artificiais. (Searle, 1980).

Searle propôs o seguinte experimento mental: imagine uma pessoa que não possui nenhum conhecimento de chinês sendo colocada em uma sala equipada com um conjunto de regras detalhadas, escritas em sua língua nativa. Essas regras instruem como manipular ideogramas chineses para formular respostas que, de fora da sala, pareceriam perfeitamente coerentes para falantes do idioma. (Searle, 1980).

Embora os observadores possam inferir que a pessoa entende chinês, Searle argumenta que, na realidade, ela não compreende o significado dos símbolos que manipula; está apenas aplicando as regras fornecidas. (Searle, 1980).

Esse experimento ilustra uma tese central: computadores e sistemas de IA, por mais avançados que sejam, operam de maneira análoga à pessoa na sala. Eles processam dados e produzem respostas baseando-se em algoritmos predefinidos, mas não possuem qualquer compreensão intrínseca do conteúdo manipulado. (Searle, 1980).

O argumento da sala chinesa levanta questões fundamentais sobre a natureza da mente, da consciência e do entendimento. Ele desafia a ideia de que um sistema artificial que passe no Teste de Turing — ao demonstrar um comportamento linguístico indistinguível de um humano — possua, necessariamente, consciência ou compreensão genuína.

(Searle, 1980). Assim, essa perspectiva põe em xeque o conceito de IA forte, segundo o qual uma máquina poderia não apenas imitar a mente humana, mas também alcançar um nível autêntico de consciência e entendimento. (Searle, 1980).

Já os autores Russell; Norvig (2016) definem IA como sendo "O ramo da ciência da computação que se ocupa do comportamento inteligente". Os autores se aprofundam em quatro objetivos ou possíveis definições de IA, os classificando entre abordagem humana (sistemas que pensam e agem como humanos) e abordagem ideal (sistemas que pensam e agem racionalmente). A definição de Alan Turing seria categorizada como sistema que age como humano.

Haenlein *et al.* (2019) propõem uma divisão do desenvolvimento da Inteligência Artificial em três fases distintas:

- A primeira fase é a da Inteligência Artificial Restrita, que se refere à capacidade de realizar tarefas específicas e bem definidas. Exemplos disso são algoritmos de vendas, sistemas de reconhecimento de voz como "Siri" e "Alexa", o "Pandora", que busca padrões nas preferências musicais, o "Haystack", utilizado para reconhecimento facial, o "Legal Robot", um assistente de linguagem jurídica, entre outros (Kumar *et al.* 2019).
- A segunda fase é a da Inteligência Artificial Geral, na qual a máquina é capaz de executar tarefas para as quais não foi explicitamente programada. Isso se assemelha a uma IA que pode pilotar um carro de forma autônoma ou criar retratos no estilo renascentista. (Kumar *et al.* 2019).
- A terceira fase é a da Super Inteligência Artificial, que é alcançada quando a máquina atinge autoconsciência. Nesse estágio, a máquina é capaz de realizar todas as atividades que um ser humano pode realizar, especialmente em termos de abstração. (Kumar *et al.* 2019).

Nesse contexto, o presente trabalho adota a definição de Inteligência Artificial em conformidade com a utilizada por Kumar *et al.* (2019), que está alinhada com a abordagem defendida por Haenlein *et al.* (2019). Essa definição estabelece que a inteligência artificial é "a capacidade de um sistema interpretar corretamente dados externos, aprender com essas informações e utilizá-las para atingir objetivos e realizar tarefas por meio de uma adaptação flexível". Essa definição se assemelha, em grande medida, à ideia de inteligência artificial restrita mencionada anteriormente.

### 2.2.1 Machine Learning

O aprendizado de máquina é uma área da ciência da computação e subárea da inteligência artificial que se concentra em capacitar computadores a identificar padrões e relações em dados de maneira autônoma, sem a necessidade de programação explícita para cada tarefa (Neha *et al.*, 2024). Essa abordagem abrange diferentes paradigmas de aprendizado, incluindo aprendizado supervisionado, não supervisionado e por reforço. Cada paradigma aborda situações específicas, adaptando-se a diversos cenários de aplicação (Neha *et al.*, 2024).

As técnicas de aprendizado de máquina são geralmente classificadas em três categorias principais, conforme o tipo de dado e o objetivo do aprendizado: supervisionado, não supervisionado e por reforço. (Neha *et al.*, 2024).

- Aprendizado supervisionado: envolve o treinamento de modelos em conjuntos de dados rotulados, onde as respostas corretas são previamente fornecidas. Essa abordagem é amplamente usada em tarefas como classificação e regressão.
- Aprendizado não supervisionado: focado em identificar padrões ou estruturas inerentes em conjuntos de dados não rotulados. Essa técnica é frequentemente aplicada em *clustering* e análise de componentes principais.
- Aprendizado por reforço: busca ensinar agentes a tomar decisões de forma iterativa, com base no feedback recebido do ambiente, geralmente na forma de recompensas ou penalidades. Esse paradigma é utilizado em problemas que exigem uma tomada de decisão sequencial, como jogos e controle robótico.

Ainda segundo Neha *et al.* (2024) a avaliação e validação de modelos de aprendizado de máquina constituem etapas fundamentais para garantir a eficácia e a generalização das soluções desenvolvidas. Métodos como validação cruzada e validação de *holdout* são amplamente utilizados para medir a robustez do modelo em diferentes conjuntos de dados. Além disso, métricas como precisão, *recall* e *F1-score* fornecem uma análise detalhada sobre o desempenho do modelo em relação às suas previsões.

A autora defende que muitos algoritmos de aprendizado de máquina utilizam princípios estatísticos e probabilísticos para modelar dados e fazer previsões. Conceitos como distribuições de probabilidade, estimativa de máxima verossimilhança e inferência bayesiana formam a base teórica de muitos algoritmos de aprendizado de máquina (Neha *et al.* (2024).

### 2.2.2 Deep Learning

O *deep learning*, também conhecido como aprendizado profundo, é uma subárea do aprendizado de máquina que emprega redes neurais artificiais compostas por múltiplas camadas. Essa abordagem busca simular a capacidade do cérebro humano de realizar tomadas de decisão complexas (Holdsworth; Scapicchio, 2024).

Ainda segundo os autores, diferentemente dos modelos tradicionais de aprendizado de máquina, que utilizam redes neurais com poucas camadas (geralmente uma ou duas), as redes utilizadas no *deep learning* podem conter dezenas, centenas ou até milhares de camadas. (Holdsworth; Scapicchio, 2024). Essa característica permite um processamento mais eficaz de dados não estruturados, bem como a extração de padrões e características sutis.

Uma das principais vantagens do *deep learning* é sua aptidão para o aprendizado não supervisionado. Por meio dessa abordagem, os modelos podem identificar padrões e relações intrínsecas nos dados sem a necessidade de rótulos explícitos. (Holdsworth; Scapicchio, 2024). Isso se distingue do aprendizado supervisionado, que exige conjuntos de dados estruturados e rotulados. Além disso, os modelos de *deep learning* podem continuamente avaliar e refinar suas próprias previsões, aumentando progressivamente sua precisão ao longo do tempo. (Holdsworth; Scapicchio, 2024).

As redes neurais profundas são organizadas em camadas de nós interconectados. Cada camada subsequente tem a função de refinar os resultados gerados pela camada anterior, aprimorando previsões ou classificações. (Holdsworth; Scapicchio, 2024). O processo de propagação direta envolve a transferência dos dados de entrada através das camadas até a saída final. (Holdsworth; Scapicchio, 2024). Para melhorar a precisão do modelo, o método de retropropagação ajusta os pesos e vieses da rede com base nos erros observados, promovendo uma evolução constante no desempenho do sistema.

A implementação de modelos de *deep learning* requer considerável poder computacional. Nesse contexto, as unidades de processamento gráfico (GPUs) desempenham um papel crucial, uma vez que são projetadas para realizar cálculos paralelos em larga escala de forma eficiente. (Holdsworth; Scapicchio, 2024). Além disso, frameworks como JAX, PyTorch e TensorFlow são amplamente adotados para o desenvolvimento e treinamento de modelos, oferecendo ferramentas robustas para a construção de redes neurais sofisticadas. (Holdsworth; Scapicchio, 2024).

O impacto do deep learning é amplamente observado em diversas aplicações de inteligência artificial, que vão desde a automação de tarefas analíticas até funções práticas do cotidiano. (Holdsworth; Scapicchio, 2024). Exemplos incluem assistentes digitais, sistemas de controle por voz para televisores, mecanismos de detecção de fraudes financeiras, veículos autônomos e inteligência artificial generativa. Esses avanços demonstram o papel central do deep learning na transformação e melhoria de produtos e serviços na sociedade contemporânea. (Holdsworth; Scapicchio, 2024).

### 2.2.3 Processamento de Linguagem Natural (PLN)

O Processamento de Linguagem Natural (PLN) é um ramo da ciência da computação e da inteligência artificial que utiliza técnicas de aprendizado de máquina para capacitar computadores a compreender e interagir com a linguagem humana (Stryker; Holdsworth, 2024). Combinando linguística computacional—que aplica modelagem baseada em regras para entender a estrutura da linguagem humana—com abordagens estatísticas, aprendizado de máquina e redes neurais profundas, o PLN permite que dispositivos digitais reconheçam, interpretem e gerem texto e fala de forma eficiente (Stryker; Holdsworth, 2024).

A pesquisa em PLN tem sido crucial para os avanços da inteligência artificial generativa, particularmente no desenvolvimento de modelos de linguagem de grande porte (LLMs) e em ferramentas de geração de imagens capazes de interpretar comandos textuais (Stryker; Holdsworth, 2024). Atualmente, o PLN está presente em inúmeras aplicações cotidianas, como motores de busca, chatbots de atendimento ao cliente, sistemas de navegação baseados em voz e assistentes digitais populares como Alexa da Amazon, Siri da Apple e Cortana da Microsoft (Stryker; Holdsworth, 2024).

No âmbito corporativo, o PLN tem se destacado como uma ferramenta para otimizar processos, aumentar a produtividade e simplificar operações empresariais. Chatbots baseados em PLN, por exemplo, podem lidar com consultas rotineiras, liberando os atendentes humanos para resolver questões mais complexas (Stryker; Holdsworth, 2024). Além disso, sistemas de PLN são capazes de classificar documentos automaticamente, extrair informações-chave e resumir conteúdos, reduzindo significativamente o tempo necessário para tarefas administrativas e minimizando erros manuais (Stryker; Holdsworth, 2024).

O PLN permite extrair insights de textos não estruturados, como avaliações de clientes e postagens em redes sociais (Stryker; Holdsworth, 2024). Com técnicas de mineração de texto, o PLN identifica padrões, tendências e sentimentos que seriam difíceis de perceber em grandes volumes de dados, ajudando empresas a entender melhor as preferências de seus consumidores, as condições de mercado e a opinião pública (Stryker; Holdsworth, 2024).

Por fim, o PLN aprimora os sistemas de busca ao interpretar a intenção por trás das consultas dos usuários, oferecendo resultados mais precisos e contextualmente relevantes. Em vez de se limitar à correspondência de palavras-chave, motores de busca baseados em PLN analisam o significado semântico de termos e frases, facilitando a recuperação de informações mesmo em situações de consultas vagas ou complexas, o que eleva significativamente a experiência do usuário em diversas plataformas (Stryker; Holdsworth, 2024).

## **2.3 Gestão de Projetos**

A Gestão de Projetos é uma área complexa, que exige a aplicação estratégica de conhecimentos, habilidades, ferramentas e técnicas para planejar, executar e monitorar atividades específicas, com o objetivo de atender aos requisitos do projeto. Segundo o *Project Management Institute* (PMI, 2017, p. 25), essa área desempenha um papel fundamental no sucesso organizacional, viabilizando a entrega eficaz de produtos, serviços e resultados dentro dos limites estabelecidos de prazo e orçamento.

Kerzner (2017) destaca que, nas organizações contemporâneas, a Gestão de Projetos facilita a realização sistemática e controlada de objetivos estratégicos e operacionais, promovendo a melhoria contínua dos processos organizacionais e fomentando a inovação.

Historicamente, a Gestão de Projetos evoluiu refletindo mudanças nas práticas organizacionais e na busca incessante por eficiência e eficácia. Desde os princípios da Administração Científica de Frederick Taylor no início do século XX, que enfatizavam a racionalização do trabalho e a eficiência operacional (Taylor, 1911, p. 45), até o desenvolvimento do gráfico de Gantt por Henry Gantt, que facilitou o planejamento e controle de projetos complexos (Gantt, 2013), os fundamentos da gestão de projetos começaram a se consolidar.

Na metade do século XX, com os avanços tecnológicos e a crescente complexidade dos projetos, surgiram técnicas como o *Program Evaluation and Review Technique* (PERT) e o *Critical Path Method* (CPM), inicialmente aplicados em programas militares e espaciais nos Estados Unidos, estabelecendo bases para a gestão de projetos como uma disciplina reconhecida (Kerzner, 2017).

A formalização da gestão de projetos ocorreu nas décadas de 1970 e 1980, com a fundação do PMI em 1969, que estabeleceu padrões e metodologias para a prática profissional (PMI, 2017). Durante esse período, a abordagem tradicional de gestão de projetos, caracterizada por planejamento detalhado, execução rigorosa e controle meticuloso, se consolidou (Kerzner, 2017).

Na década de 1970, técnicas como a PERT proporcionaram uma análise mais precisa dos cronogramas de projetos complexos, enquanto a gestão de riscos e a garantia da qualidade se tornaram imperativas, com metodologias robustas como as delineadas no PMBOK (Kwak; Anbari, 2009).

A partir dos anos 1990, a necessidade crescente de adaptabilidade e colaboração em face de mudanças constantes deu origem às metodologias ágeis, como Scrum e *Extreme Programming*, inicialmente adotadas na indústria de software e posteriormente expandidas para outros setores (Cohn, 2004, p. 82). Essas metodologias destacam-se pela entrega incremental e pela resposta flexível às mudanças.

No século XXI, a gestão de projetos foi ainda mais transformada pela integração de tecnologias digitais, automação e inteligência artificial, que revolucionaram os métodos de planejamento, execução e monitoramento de projetos (PMI, 2020, p. 45). A gestão de projetos híbridos emergiu como uma abordagem popular, combinando elementos das metodologias tradicionais e ágeis para otimizar eficiência e flexibilidade (PMI, 2020, p. 67).

Além dos avanços metodológicos, a Gestão de Projetos também evoluiu para incorporar práticas de sustentabilidade e responsabilidade social, refletindo uma tendência emergente que considera os impactos ambientais, sociais e de governança (Crawford *et al.*, 2006, p. 180). As organizações estão cada vez mais integrando considerações éticas e sustentáveis desde o planejamento até a execução dos projetos, fortalecendo sua posição competitiva e gerando valor a longo prazo para todas as partes interessadas.

No contexto das metodologias tradicionais, o modelo cascata, caracterizado por uma sequência linear de atividades, é amplamente reconhecido. Este modelo é adequado para projetos com requisitos bem definidos e estáveis, oferecendo um plano claro e estruturado (Schwalbe, 2015, p. 88). Highsmith (2017, p. 45) discute que a escolha entre abordagens

tradicionais e métodos ágeis deve considerar a natureza do projeto, as expectativas do cliente e o contexto organizacional, destacando que projetos complexos e inovadores podem se beneficiar da flexibilidade e da colaboração contínua dos métodos ágeis.

O PMBOK, amplamente adotado pelo PMI, detalha os processos, práticas e áreas de conhecimento essenciais para a Gestão de Projetos, incluindo integração, escopo, tempo, custo, qualidade, recursos humanos, comunicações, riscos, aquisições e partes interessadas (PMI, 2017, p. 41). Schwaber; Sutherland (2017, p. 29) sublinham que os métodos ágeis se distinguem pela adaptação contínua, colaboração intensiva e entrega incremental, sendo ideais para projetos nos quais os requisitos podem evoluir rapidamente.

Além das metodologias, a transformação digital está redefinindo profundamente a Gestão de Projetos, introduzindo novas ferramentas e tecnologias que promovem eficiência, colaboração e capacidade de adaptação. Ferramentas avançadas de colaboração, como plataformas de gestão de projetos baseadas em nuvem, e a aplicação de inteligência artificial e análise de dados em tempo real, estão aprimorando a tomada de decisão com base em percepções e tendências emergentes (Müller; Martinsuo, 2020, p. 205).

A integração dessas tendências não apenas aprimora a Gestão de Projetos, mas também reforça a posição competitiva das organizações no mercado global, reconhecendo aquelas que adotam tecnologias emergentes e práticas sustentáveis como líderes inovadores e responsáveis (Crawford *et al.*, 2006, p. 180). Empresas que incorporam essas práticas estão melhor posicionadas para enfrentar desafios complexos e gerar valor duradouro para todas as partes envolvidas.

## **2.4 Inteligência Artificial e Gestão de Projetos**

Yaseen *et al.* (2020) propuseram um modelo híbrido que combina o algoritmo Random Forest com o Algoritmo Genético (RF-GA) para prever atrasos em projetos de construção. Este modelo apresentou uma precisão elevada (91,67%) e demonstrou uma notável capacidade para lidar com dados complexos e incertos, comprovando sua eficácia na mitigação de riscos relacionados a atrasos.

Fayek (2020) explora o uso de técnicas híbridas de lógica difusa no gerenciamento de engenharia de construção, enfatizando sua utilidade para modelar incertezas subjetivas e complexidades dos projetos. Essas técnicas se mostram particularmente eficazes em

contextos onde variáveis, como produtividade da força de trabalho e condições climáticas, não podem ser quantificadas com precisão.

Nayal *et al.* (2022) investigaram o papel da IA na mitigação de riscos na cadeia de suprimentos agrícola durante a pandemia de COVID-19. A pesquisa, baseada no framework TOE, identificou fatores que influenciam a adoção de IA e demonstrou como essas ferramentas podem integrar dados e aprimorar decisões estratégicas em cenários disruptivos.

No âmbito organizacional, a IA tem sido uma força motriz na otimização de processos, promovendo eficiência e redução de custos. Wamba-Taguimdje *et al.* (2020, p. 5) apontam que a IA facilita a automação de tarefas, a gestão da informação e as transformações organizacionais, impactando positivamente áreas como marketing, administração e finanças.

Na gestão de riscos em projetos de construção, ferramentas como o CBRisk se destacam por utilizar IA para capturar e reutilizar o conhecimento de projetos anteriores, aprimorando a análise e mitigação de riscos. Como resultado, obtêm-se previsões mais precisas e respostas eficazes a incertezas (Okudan *et al.*, 2021, p. 2).

Além disso, a IA tem impulsionado a inovação, desde a concepção de ideias até o lançamento de produtos. Füller *et al.* (2022, p. 4) ressaltam que algoritmos de aprendizado de máquina podem identificar padrões complexos, acelerando o desenvolvimento de soluções inovadoras, como na identificação de necessidades dos consumidores ou na criação de protótipos mais eficientes.

Empresas como Amazon e Netflix exemplificam a aplicação da IA para analisar o comportamento dos usuários, oferecendo recomendações personalizadas que melhoram a experiência do cliente e aumentam a fidelidade (Füller *et al.*, 2022, p. 7). Soluções de IA também têm demonstrado eficácia em análises preditivas, auxiliando organizações na tomada de decisões informadas. Tais sistemas podem prever demandas e otimizar cadeias de suprimentos, reduzindo riscos e aumentando a resiliência organizacional (Wamba-Taguimdje *et al.*, 2020, p. 8).

Entretanto, a adoção da IA enfrenta desafios técnicos e sociais. Segundo Cubric (2020, p. 3), barreiras como a disponibilidade de dados de qualidade, a infraestrutura insuficiente e a reusabilidade de modelos são frequentes. Além disso, a crescente dependência de sistemas automatizados levanta preocupações sobre segurança e confiança.

A pandemia de COVID-19 destacou as dificuldades de aplicar a IA em cadeias de suprimentos globais. Naz *et al.* (2022, p. 380) observam que a crescente complexidade dessas cadeias dificultou a aplicação da IA para mitigar riscos e interrupções, evidenciando problemas como atrasos nas entregas e dificuldades de adaptação em escala global.

Além disso, desafios humanos, como a resistência devido ao medo de perda de empregos e a falta de compreensão sobre a tecnologia, dificultam sua adoção. Cubric (2020, p. 4) enfatiza que tais resistências, frequentemente associadas à desconfiança e ao medo da substituição humana, limitam o potencial da IA em diversos setores.

A implementação de IA também é onerosa, especialmente para pequenas e médias empresas, que muitas vezes carecem de infraestrutura e recursos financeiros adequados. Naz *et al.* (2022, p. 382) destacam que os custos de implementação e manutenção são barreiras significativas.

No contexto da gestão de compras, a IA tem transformado processos operacionais em atividades mais estratégicas. Allal-Chérif *et al.* (2021, p. 71) apontam que a automação de tarefas, a análise de fornecedores e a redução de riscos tornam as decisões mais eficientes.

A construção modular e pré-fabricada também se beneficia da integração entre IA e robótica, otimizando a produção em ambientes controlados, reduzindo a dependência de mão de obra e elevando a qualidade dos produtos finais. Pan *et al.* (2022, p. 3) afirmam que, no futuro, a IA será indispensável para coordenar grandes projetos, promovendo eficiência e redução de custos (Pan *et al.*, 2022, p. 4).

Por fim, a integração de IA com tecnologias como Internet das Coisas (IoT) e computação em nuvem promete transformar a gestão de projetos. Pan *et al.* (2022, p. 6) ressaltam que essas inovações, ao lado da IA, potencializam a logística e a produção modular de maneira inteligente, promovendo uma gestão mais eficaz e inovadora.

### **3 METODOLOGIA DA PESQUISA**

A partir deste tópico abordar-se-á a metodologia de pesquisa utilizada na construção deste trabalho, incluindo: o tipo de pesquisa, a natureza de pesquisa, a abordagem, a população e amostra, os instrumentos de coleta de dados e o método de análise.

#### **3.1 Do tipo da pesquisa**

Em conformidade com Prodanov; Freitas (2013), a presente pesquisa pode ser classificada como bibliográfica, pois foi elaborada a partir de material já publicado, sendo eles: livros, revistas, publicações em periódicos e artigos científicos, jornais, boletins, monografias, dissertações, teses, material cartográfico, internet, com o objetivo de colocar o pesquisador em contato direto com todo material já escrito sobre o assunto da pesquisa.

Ainda segundo Prodanov; Freitas (2013) na pesquisa bibliográfica, é importante que o pesquisador verifique a veracidade dos dados obtidos, observando as possíveis incoerências ou contradições que as obras possam apresentar.

#### **3.2 Da Natureza de Pesquisa**

A pesquisa descritiva tem como objetivo principal caracterizar de forma detalhada um fenômeno ou uma população, buscando fornecer um retrato fiel de determinado contexto sem necessariamente investigar as causas ou relações entre variáveis. (Prodanov; Freitas, 2013).

Para tal caracterização, utiliza métodos padronizados de coleta de dados, como questionários, entrevistas estruturadas e observações sistemáticas, que possibilitam a obtenção de informações abrangentes (Prodanov; Freitas, 2013). Portanto, o autor optou por utilizar metodologicamente da natureza de pesquisa descritiva, visando como resultado uma descrição narrativa e interpretativa do fenômeno.

#### **3.3 Da abordagem**

O uso de uma abordagem qualitativa neste estudo se justifica pela necessidade do autor de uma compreensão acerca de um problema complexo e emergente. Segundo Prodanov; Freitas (2013) quando há pouco conhecimento prévio sobre um tema ou

fenômeno, a pesquisa qualitativa pode auxiliar a gerar hipóteses e identificar variáveis relevantes.

No curso da análise dos dados, além da revisão de literatura, foi adotada uma abordagem bibliométrica para identificar temas emergentes, padrões e categorias, além de quantificar e mapear a produção acadêmica sobre o tema e avaliar como essa produção pode ter evoluído ao longo do tempo. Dessa forma, uma compreensão mais ampla da área de estudo foi enriquecida pela interpretação dos resultados. A análise bibliométrica é uma metodologia que utiliza técnicas quantitativas para avaliar o desempenho científico dentro de um campo do conhecimento.

Os principais usos da bibliometria incluem: mapear o estado da arte e identificar lacunas de pesquisa e tendências emergentes; além disso, ela é usada para avaliar o desempenho de pesquisadores, instituições e países. Segundo Donthu *et al.* (2021), uma análise bibliométrica abre um vasto volume de dados científicos para investigação detalhada, revelando sinais de evolução e novas áreas emergentes de investigação. Esses novos sinais de crescimento em determinado campo de pesquisa podem ser desvendados na análise.

Existem duas amplas categorias de técnicas empregadas na condução de análises bibliométricas: análise de desempenho e mapeamento científico. A análise de desempenho avalia a contribuição dos componentes da pesquisa; o mapeamento científico analisa as relações entre seus componentes. Ambas são materializadas através do uso de técnicas como: análise de citações, análise de cocitação, acoplamento bibliográfico, análise de co-palavras e análise de coautoria (Donthu *et al.*, 2021, p. 17). O autor optou por utilizar o mapeamento científico como a principal técnica para esse fim, considerando sua capacidade de expor as inter-relações dos conceitos-chave e identificar as tendências emergentes na interseção entre Inteligência Artificial e Gestão de Projetos.

### **3.4 Da população e amostra**

De acordo com Prodanov; Freitas (2013) a população, também conhecida como universo de pesquisa, refere-se à totalidade de indivíduos que possuem características comuns definidas para um determinado estudo. A definição da população-alvo influencia diretamente a generalização dos resultados. Ainda segundo os autores, o pesquisador deve se preocupar com o tamanho e a qualidade da amostra, que representa um subconjunto da população sobre o qual o estudo será realizado.

A população do presente trabalho é constituída de artigos obtidos nas bases de dados *Scopus* e *WoS*. Já a amostra é uma parte da população selecionada de acordo com uma regra ou plano (Prodanov; Freitas, 2013). A amostra pode ser probabilística (onde todos os elementos têm uma chance conhecida de serem selecionados) ou não probabilística (onde a seleção é acidental ou intencional).

Portanto, o presente trabalho tem como característica a utilização de amostra não probabilística por conveniência, considerando a utilização de critérios pré-estabelecidos para seleção de artigos descritos no item 3.6 (plano de coleta de dados) do mesmo.

### 3.5 Instrumentos

Segundo Prodanov; Freitas (2013) os instrumentos de coleta de dados são ferramentas substanciais para a realização de pesquisas, pois possibilitam a obtenção de informações relevantes acerca do objeto de estudo, contribuindo para a robustez e confiabilidade dos resultados. Entre os instrumentos de coleta de dados destacam-se: observação, entrevista, questionário, formulário, análise de conteúdo, testes, sociometria, pesquisa de mercado, entre outros.

O presente trabalho não utiliza dos instrumentos formais supracitados, uma vez que o autor utilizou como mecanismos de pesquisa as bases de dados *Web Of Science* e *Scopus* para coleta dos artigos modulares da pesquisa.

#### 3.5.1 *Web Of Science*

O portal *Web of Science* é uma base de dados multidisciplinar indexadora dos periódicos mais citados em suas respectivas áreas de conhecimento. Funciona também como um índice de citações, fornecendo, para cada artigo, informações sobre documentos que ele citou e aqueles que o citaram. Até meados de setembro de 2024, a base possuía cerca de 9.000 periódicos indexados (Clarivate, 2024)

#### 3.5.2 *Scopus*

Reconhecida como abrangente e multidisciplinar, a *Scopus* é uma base de dados mantida pela Elsevier, uma empresa editorial fundada no ano de 1880 nos Países Baixos

e especializada em conteúdo científico, técnico e médico (*Scopus*, 2024). Inclui periódicos científicos, livros e anais de conferências.

Até meados de setembro de 2024 contava com mais de 75 milhões de registros de cerca de 25.000 títulos ativos e 7.000 editoras internacionais. Abrange uma ampla gama de disciplinas - desde ciências exatas e biológicas até ciências sociais, artes e humanidades - facilitando pesquisas interdisciplinares.

### 3.6 Plano de coleta de dados

O passo inicial para coleta de dados foi a pesquisa textual nas bases de dados supracitadas. Para pesquisa textual na base *WoS* foi utilizada a opção “tópico” que considera a busca dos termos no título, resumo e palavras-chave dos artigos. Os termos utilizados foram “*artificial intelligence*” e “*project management*”. As palavras foram inseridas em inglês pois o autor encontrou maior quantitativo de literatura disponível utilizando tais termos neste idioma.

Primariamente, o resultado na base de dados *WoS* foi de 1.728 artigos encontrados. Foi realizada uma filtragem por ano de publicação (de 2020 a 2024), tencionando verificar a literatura mais recente sobre o tema. Houve uma redução de 1.782 artigos para 1.223. As categorias selecionadas foram: “*Management*” (Gerenciamento), “*Business*” (Negócios) e “*Operations Research Management Science*” (Pesquisa Operacional) no intuito de aproximar o presente trabalho ao campo das Ciências Sociais Aplicadas, mais especificamente sob uma ótica de gestão. Assim, o número de artigos foi reduzido de 1.223 para 158.

Os tipos de produção selecionados foram: Artigo (*Article*) e Artigo de Revisão (*Review Article*), objetivando qualidade acadêmica, relevância científica, consistência metodológica, impacto e reconhecimento, qualidades asseguradas por esta base de dados. Após seleção do filtro “*article*” (121 artigos) e “*review article*” (16 artigos) resultou-se a quantidade final de 137 artigos obtidos pela base *Web Of Science*, que foi transformada em um arquivo contendo, dentre outras informações: nomes dos autores, títulos, palavras-chave, resumo e periódico.

Para pesquisa textual na base de dados *Scopus* foram utilizadas as expressões “*artificial intelligence*” AND “*project management*”. Foi utilizado o operador booleano “AND”, que fornece a intercessão, ou seja, a pesquisa exhibe como resultado apenas artigos que contenham todas as palavras-chave informadas, restringindo a amplitude da pesquisa

(CAPCS, 2020). As palavras foram inseridas em inglês pois o autor encontrou maior quantitativo de literatura disponível utilizando tais termos neste idioma, tal como na base *Web Of Science*.

O resultado inicial na base de dados *Scopus* foi de 2.083 artigos encontrados. Foi realizada uma filtragem por ano de publicação (de 2020 a 2024), tencionando verificar a literatura mais recente sobre o tema. Houve uma redução de 2.083 artigos para 701. As categorias selecionadas foram: “*Business, Management and Accounting*” (negócios, gestão e contabilidade) e “*Social Sciences*” (Ciências Sociais) no intuito de aproximar o presente trabalho ao campo das Ciências Sociais Aplicadas, mais especificamente sob uma ótica de gestão. Assim, o número de artigos foi reduzido de 701 para 197.

Os tipos de produção selecionados foram: Artigo (*Article*) e Artigo de Revisão (*Review Article*), objetivando qualidade acadêmica, relevância científica, consistência metodológica, impacto e reconhecimento, qualidades asseguradas por esta base de dados. Após seleção do filtro “*article*” (96 artigos) e “*review article*” (13 artigos) resultou-se a quantidade final de 109 artigos obtidos pela base *Scopus*, que foi transformada em um arquivo contendo, dentre outras informações: nomes dos autores, títulos, palavras-chave, resumo e periódico.

Ambos os arquivos de texto exportados das bases de dados anteriormente citadas foram incorporados em planilha eletrônica única, que resultou no quantitativo de 246 artigos. Após a exclusão de 30 artigos duplicados, esse número diminuiu para 216 artigos. Em seguida, com meticulosa leitura dos títulos e resumos, o autor excluiu 66 artigos julgados irrelevantes ao tema principal do trabalho ou que escapam do escopo do mesmo. Sendo assim, a quantidade final de artigos selecionados foi de 150. A tabela com discriminação de todos os artigos se encontra no apêndice A do presente trabalho.

### **3.7 Método de análise**

Nesta pesquisa foram utilizados como métodos de análise, os *softwares VosViewer*, *UCINET* e *IRAMUTEQ*. Cada software possui uma aplicação específica no percurso metodológico preconizado por este trabalho e que está apresentado no decorrer desta seção.

### 3.7.1 VosViewer

A metodologia de análise bibliométrica deste estudo utilizou o software *VosViewer* para criar redes que auxiliam na visualização da aplicação da Inteligência Artificial (IA) na gestão de projetos. Foram geradas seis redes distintas, organizadas em três categorias principais: cocitação de autores, co-ocorrência de palavras-chave e coautoria de países.

O *VosViewer* é uma ferramenta de software destinada à construção e visualização de redes bibliométricas. Essas redes podem incluir periódicos, pesquisadores ou publicações individuais; as redes podem ser elaboradas com base em relações de citação, acoplamento bibliográfico, cocitação ou coautoria (*VosViewer*, 2024).

As redes foram criadas com base em dados extraídos das bases de dados *Web of Science* e *Scopus*, selecionadas pela relevância e abrangência de suas publicações científicas. A escolha dessas bases possibilitou uma análise representativa dos estudos acadêmicos mais relevantes na área. A seguir, detalha-se cada tipo de rede construída:

- **Rede de cocitação de autores:** a análise de cocitação detecta as conexões ocultas entre os autores mais frequentemente citados no corpo de publicações sobre IA e gestão de projetos. Isso permite mapear os pesquisadores e grupos de pesquisa mais influentes e a topologia do campo de estudo em termos de estrutura de citação.
- **Rede de co-ocorrência de palavras-chave:** A análise das palavras-chave utilizadas nas publicações permite a criação de uma rede que revela os tópicos ou conceitos de maior popularidade relacionados à aplicação de IA na gestão de projetos.
- **Rede de coautoria de países:** nesta rede são analisadas as cooperações internacionais entre países, mapeando as regiões que mais contribuíram com pesquisas sobre IA e gestão de projetos. A rede de coautoria de países destaca a distribuição geográfica do conhecimento e as parcerias entre pesquisadores de diferentes localidades.

Primeiramente foram abordados os critérios para criação das redes com a base de dados *Web Of Science* e posteriormente foram abordados os critérios para criação das redes com a base de dados *Scopus*. Na tabela 1 é possível observar os critérios definidos automaticamente pelo *software*. Com o objetivo de limitar o número de palavras-chave abaixo de 50, o autor manteve os valores definidos automaticamente pelo programa. Tal

decisão tem como propósito possibilitar uma leitura clara da rede gerada, tanto para o autor como para os leitores.

**Tabela 1** - Critérios para criação das redes com a base de dados *Web of Science*

<b>Cocitação de autores</b>	Nº mínimo de citações de uma referência	4
	Nº de referências citadas a serem selecionadas	17
<b>Co-ocorrência de palavras-chave</b>	Nº mínimo de ocorrências de uma palavra-chave	5
	Nº de palavra chave a serem selecionadas	46
<b>Rede de coautoria de países</b>	Nº máximo de países por documento	25
	Nº mínimo de documentos de um país	5
	Nº mínimo de citações de um país	0

**Fonte:** o autor (2024).

O número mínimo de citações de uma referência (4) define o número mínimo de vezes que uma referência deve ser citada para ser incluída na análise. O número de referências citadas a serem selecionadas (17) refere-se ao número máximo de referências que serão escolhidas. O número mínimo de ocorrências de uma palavra-chave estabelece o número mínimo de vezes que uma palavra-chave precisa aparecer nos documentos analisados para ser incluída na análise de co-ocorrência, sendo o valor igual a 5. Já o número de palavras-chave a serem selecionadas foi fixado em 46.

**Tabela 2** - Critérios para criação das redes com a base de dados *Scopus*

<b>Cocitação de autores</b>	Nº mínimo de citações de uma referência	2
	Nº de referências citadas a serem selecionadas	50
<b>Co-ocorrência de palavras-chave</b>	Nº mínimo de ocorrências de uma palavra-chave	5
	Nº de palavra chave a serem selecionadas	19
<b>Rede de coautoria de países</b>	Nº máximo de países por documento	25
	Nº mínimo de documentos de um país	5
	Nº mínimo de citações de um país	0

**Fonte:** o autor (2024).

Seguindo a mesma lógica da tabela anterior, na tabela 2 é possível visualizar os critérios para criação das redes, porém da base de dados *Scopus*. Na criação das redes com a base de dados *Scopus* o autor alterou o número de citações de uma referência citada para “2” para alcançar o número de referência citadas a serem selecionadas desejado (50).

É importante ressaltar que tais redes foram criadas com as bases de dados brutas, ou seja, sem a exclusão de artigos considerados irrelevantes pelo autor e artigos duplicados (pois o software exclui automaticamente). Isso ocorre por escolha pessoal do autor, devido

a quantidade expressiva de artigos (246 no total). Após todas as configurações realizadas o software *VosViewer* gerou os gráficos que serão discutidos no subtópico 4.1.

### 3.7.2 UCINET

Com a conclusão da fase de elaboração das redes com o *software* “*VosViewer*” a próxima etapa executada foi a obtenção dos graus de centralidade e intermediação. Os conceitos de grau de centralidade e intermediação são basilares para a análise da estrutura das redes previamente criadas, especialmente em contextos que envolvem a avaliação da conectividade e da importância de determinados “nós” ou agentes dentro de uma rede.

Segundo Oliveira; Grácio (2012) essas métricas são amplamente utilizadas para descrever como os elementos estão posicionados e como interagem entre si dentro de sistemas interconectados, como redes sociais, redes de citações acadêmicas ou redes de comunicação.

O grau de centralidade é uma medida que considera a quantidade de conexões diretas que um nó possui com outros elementos de uma rede. De acordo com Carvalho *et al.* (2013) essa métrica leva em conta todos os caminhos existentes na rede, mas seu foco principal é a análise das conexões diretas de um nó. Portanto, a centralidade de grau se atenta com a quantidade direta de laços que um determinado nó estabelece, o que reflete sua capacidade de se conectar imediatamente com outros “nós” sem intermediários.

A relevância do grau de centralidade torna-se evidente quando se trata de identificar atores ou elementos que desempenham um papel importante na estrutura da rede. Oliveira; Grácio (2012) defendem que a centralidade de um nó indica sua importância no contexto da rede, o que permite identificar quais “nós” ocupam posições estratégicas, influenciando consideravelmente o fluxo de informações, recursos ou outras dinâmicas que a rede possa mediar. Um nó com alto grau de centralidade geralmente assume o papel de “*hub*”, ou seja, um ponto focal que facilita interações entre outros “nós”, que pode servir como uma ponte crítica em muitos casos.

Já o conceito de grau de intermediação (também conhecido como centralidade de intermediação) é uma medida utilizada para analisar a influência de um nó em uma rede, sobretudo no que diz respeito à sua capacidade de facilitar ou controlar a interação entre outros “nós”. Em outras palavras, um nó com alto grau de intermediação desempenha o papel de intermediário ou “ponte” em interações que ocorrem na rede. Em redes acadêmicas, por exemplo, o grau de intermediação pode ser interpretado em termos de

artigos que desempenham um papel crucial ao conectar outros artigos, funcionando como pontos de passagem para o fluxo de informações.

Conforme Lopes; Carvalho (2012) explicam, o grau de intermediação revela o quanto um nó favorece a mediação e interconexão de outros “nós”. Quanto maior a presença de um nó nos caminhos mais curtos entre outros elementos da rede, maior será sua centralidade de intermediação, e, conseqüentemente sua importância estratégica na rede. No contexto das redes acadêmicas, por exemplo, um artigo que aparece repetidamente como referência em diversos campos do conhecimento pode ser considerado um nó de alta intermediação. Esse artigo serve como um elo de ligação de diferentes áreas ou tópicos, facilitando o trânsito de informações e a construção de conhecimento interdisciplinar.

Em concordância com Carvalho *et al.* (2013) este é um conceito chave para a análise de redes complexas, pois definem o grau de intermediação como uma métrica que identifica quais “nós” são essenciais para conectar outros dois “nós” em uma rede, sendo responsáveis pela mediação das interações.

Compreendendo os graus de centralidade e intermediação como índices de análise para a rede de citação e de ocorrência de palavras, o passo seguinte foi gerar tais índices através do *software* “UCINET”, a partir dos metadados gerados pelas redes do *software* VosViewer.

O *UCINET* é um *software* amplamente utilizado para a análise de redes sociais (*Social Network Analysis* – SNA) e estruturas de rede em diferentes contextos, como organizações, Comunidades e até redes de comunicação. Ele foi desenvolvido para facilitar a análise de dados de redes, permitindo a manipulação e visualização de grandes volumes de informações e suas relações. O *software* oferece uma série de ferramentas para análise de redes, como a medição de centralidade, densidade, diâmetro, detecção de cliques, clusters, componentes, entre outros.

Após salvar os arquivos gerados no formato Pajek (extensão .net) no VosViewer, os mesmos foram importados para o *UCINET* pelo caminho: “*Import text file > Pajek > Pajek Net File*”. Após importação, o *UCINET* salva diversos arquivos na pasta onde o arquivo PAJEK se encontra, com duas extensões principais (.##h e .##d).

A extensão “.##h” é utilizada pelo *UCINET* para gerar os índices de centralidade e intermediação através dos caminhos: “*Network > Centrality and Power > Degree*” para centralidade e “*Network > Centrality and Power > Freeman Betweenness > Node Betweenness*” para intermediação.

Os arquivos finais com os graus de centralidade e intermediação gerados pelo software possuem o formato “.txt”. Como foram utilizadas duas bases de dados distintas (*Scopus* e *WebOfScience*) temos como resultado duas tabelas para o grau de centralidade e duas tabelas para o grau de intermediação, que serão discutidas no próximo capítulo.

### 3.7.3 IRAMUTEQ

O IRAMUTEQ (*Interface de R pour les Analyses Multidimensionnelles de Textes et de Questionnaires*) é um *software* de código aberto criado por Pierre Ratinaud e utilizado para análise textual e de questionários, principalmente em pesquisas qualitativas. Foi desenvolvido na linguagem Python e utiliza o *software* estatístico “R”, o que permite diferentes formas de análise de dados textuais (Brigido *et al.*, 2013).

O *software* permite processar grandes volumes de dados textuais e sua principal vantagem reside na capacidade de realizar análises estatísticas detalhadas de textos, como entrevistas e respostas a questionários, sendo amplamente utilizado em pesquisas qualitativas na área da saúde e em estudos de representações sociais (Camargo; Justo; 2013; Souza *et al.*; 2018).

Dentre as possibilidades de análise, podemos citar: a Classificação Hierárquica Descendente (CHD), análise de similitude e nuvem de palavras, que permitem a visualização dos padrões e relações entre palavras e segmentos de texto. A CHD é frequentemente utilizada para categorizar textos com base na similaridade do vocabulário, criando classes de segmentos de texto que apresentam palavras semelhantes entre si e distintas em relação a outras classes (Camargo; Justo, 2013; Souza *et al.*, 2018).

Essa interface possibilita, a partir do *corpus* original, a recuperação de segmentos textuais e sua correspondente associação, o que viabiliza tanto o agrupamento de palavras estatisticamente significativas quanto a realização de uma análise qualitativa dos dados. Nesse contexto, cada resumo de artigo é denominado Unidade de Contexto Inicial (UCI) (Souza *et al.*, 2018). As Unidades de Contexto Elementar (UCE), que correspondem aos segmentos textuais formadores de cada classe, são derivadas das UCIs, apresentando entre si um vocabulário homogêneo e distintivo em relação às UCes pertencentes a outras classes (Souza *et al.*, 2018).

Para que a análise textual seja bem sucedida, um processo rigoroso de preparação do *corpus* textual é necessário. Esta etapa garante a importação correta dos resumos para a análise de conteúdo, em conformidade com as normas do *software*.

Os passos seguintes se deram na seguinte ordem: importação dos dados e análise da estrutura da planilha, regras de preparação dos textos e geração do arquivo final.

No passo de importação dos dados, os resumos selecionados na etapa de revisão de literatura (150) foram primeiramente organizados em uma planilha eletrônica contendo duas colunas: "ID" e "Resumo". A coluna "ID" identifica cada artigo com um número único, já a coluna "resumo" continha o resumo textual de cada artigo.

É importante destacar o uso de resumos traduzidos para o português, devido ao grande número de artigos em inglês. Tal escolha do autor se justifica considerando que o IRAMUTEQ permite realizar análises em língua portuguesa, idioma nativo deste, permitindo melhor compreensão dos resultados.

Após realizar conferência da estrutura da planilha, garantindo que todos os dados estivessem dispostos de forma adequada para a posterior formatação, o autor a carregou na aplicação de inteligência artificial generativa *ChatGPT* para que o corpus textual fosse formatado em adequação aos requisitos do IRAMUTEQ, que foram:

- Siglas: substituição de siglas por suas respectivas expressões por extenso unidas por subtraços. Por exemplo, "OMS" foi substituído por "organização\_mundial\_de\_saúde".
- Palavras compostas: Substituição de palavras compostas hifenizadas por versões com subtraços, para que sejam interpretadas como uma única palavra. Exemplos: "alto-mar" foi convertido para "alto\_mar", "terça-feira" para "terça\_feira" e "bate-papo" para "bate\_papo".
- Verbos com pronomes: ajuste dos verbos para a forma de próclise, uma vez que o dicionário do IRAMUTEQ não prevê flexões verbo-pronominais. Assim, "tornei-me" foi transformado em "me tornei".
- Números: manutenção dos números em sua forma algarísmica, por exemplo, "2013" no lugar de "dois mil e treze" e "70" em vez de "setenta".
- Remoção de caracteres especiais: eliminação de caracteres não permitidos pelo IRAMUTEQ, como aspas ("), apóstrofos ('), hifens (-), cifrão (\$), símbolos de porcentagem (%) e asteriscos (\*).

Um arquivo de texto em formato '.txt' foi gerado após a aplicação das regras de formatação, permitindo sua leitura pelo software IRAMUTEQ. Tal arquivo foi carregado no IRAMUTEQ e a opção "Classificação Hierárquica Descendente" (CHD) foi selecionada. A modalidade de análise escolhida foi a "Simples Sobre Segmentos de Texto" (*Simple sur Segments de Texte*), recomendada para análises de respostas/corpus textuais longas,

onde os segmentos de texto são delimitados pelo programa. As configurações padrão de análise restantes foram mantidas.

Em seguida, o programa gerou como resultados os gráficos dendogramas, tabelas contendo os perfis e as frequências de cada classe e um gráfico de dispersão, sendo discutidos no capítulo posterior.

## 4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Nesta seção o autor apresenta e discute os achados obtidos a partir da análise bibliométrica realizada com o uso das bases de dados *Web of Science* e *Scopus*. Para além, explicita os resultados da análise de corpus textual dos resumos dos artigos, obtida mediante o *software* “*IRAMUTEQ*”.

Após aplicação dos parâmetros necessários na configuração dos programas *VosViewer*, *UCINET* e *IRAMUTEQ* temos como resultado: dois gráficos contendo redes de co-ocorrência de palavras-chave, dois gráficos de redes de cocitação de palavras-chave, duas tabelas contendo graus de centralidade, duas tabelas contendo graus de intermediação e dois dendogramas.

Os resultados obtidos são discutidos com base nos objetivos de pesquisa, buscando identificar os métodos, aplicações, benefícios e desafios associados à adoção da IA no contexto da Gestão de Projetos. Para além, a análise compara as características e ênfases temáticas das duas bases de dados, com destaque às diferenças e complementariedades na produção acadêmica.

### 4.1 Redes de co-ocorrência de palavras-chave e redes de cocitação de referências

O gráfico 1 representa as relações entre os termos mais frequentemente utilizados nos artigos analisados da base de dados *Web of Science*. Os nós (pontos) no gráfico correspondem às palavras-chave identificadas nos artigos, enquanto as conexões (arestas) indicam a frequência com que esses termos aparecem juntos em um mesmo estudo.

O tamanho dos nós é definido proporcionalmente à frequência de ocorrência de cada termo, e a espessura das conexões reflete a força da relação entre os termos. Além disso, os *clusters* são diferenciados por cores, agrupando palavras-chave que possuem maior conexão temática. A rede de palavras-chave foi segmentada em quatro clusters principais, cada um representando um domínio de pesquisa intimamente relacionado.

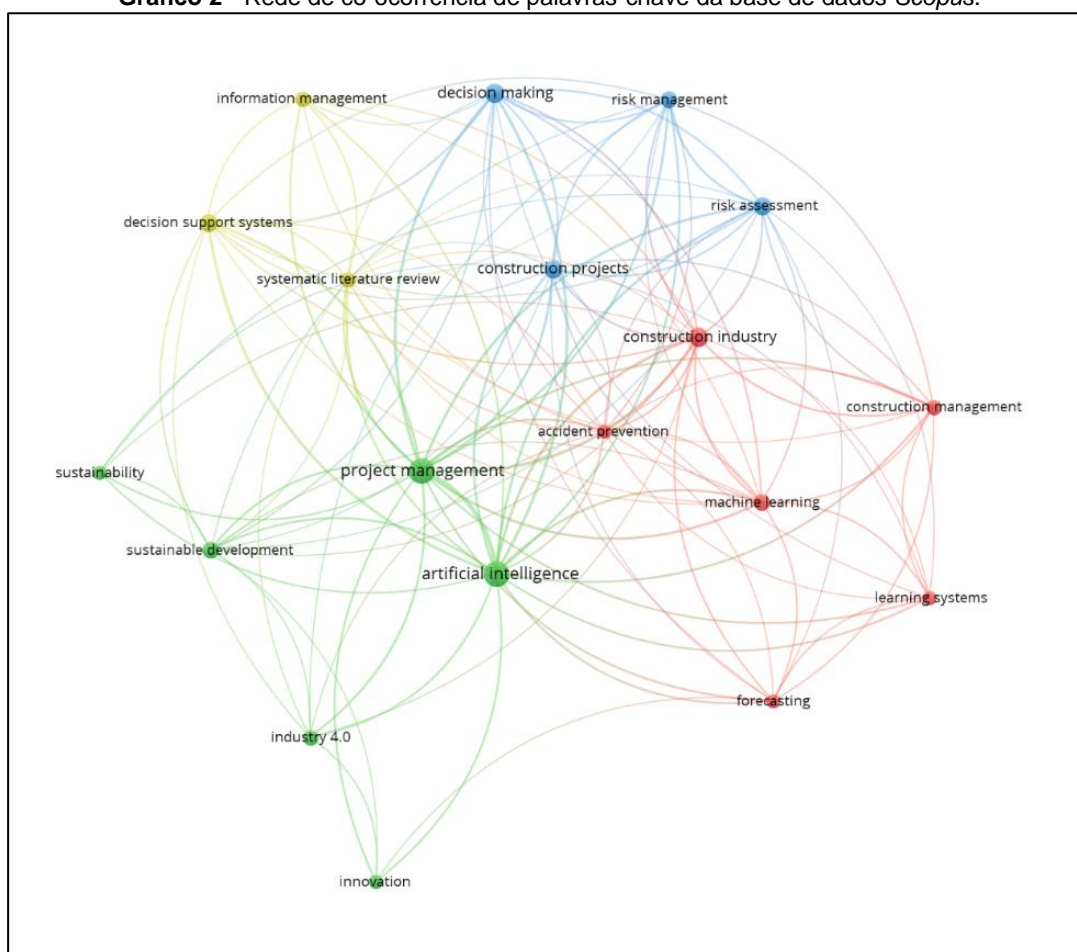


O *cluster* azul agrupa palavras-chave como: gerenciamento, performance, capacidade e tecnologia, indicando um foco nas melhorias organizacionais e operacionais proporcionadas pela integração da IA. A ênfase está no desenvolvimento de capacidades e na adoção de tecnologias para aprimorar o desempenho gerencial.

O *cluster* amarelo contém palavras como: gerenciamento de riscos, desafios, segurança, complexidade, indústria e futuro, evidenciando a preocupação e os desafios enfrentados na implementação da IA, assim como os mecanismos que podem ser utilizados para mitigação de riscos e aumento de eficiência.

O termo “inteligência artificial” é o nó central mais conectado, além de aparecer em outras grafias (*artificial-intelligence* e *artificial intelligence (ai)*), refletindo a sua já esperada posição como eixo temático da pesquisa. O termo se conecta diretamente as palavras-chave “gestão de projetos”, “gerenciamento” e “*machine learning*”, evidenciando a relevância de sua aplicação em diferentes áreas da gestão de projetos. O termo “gestão de projetos”, por sua vez, aparece como um intermediário importante, indicando sua centralidade na integração de tecnologias de IA com práticas organizacionais.

**Gráfico 2** - Rede de co-ocorrência de palavras-chave da base de dados *Scopus*.



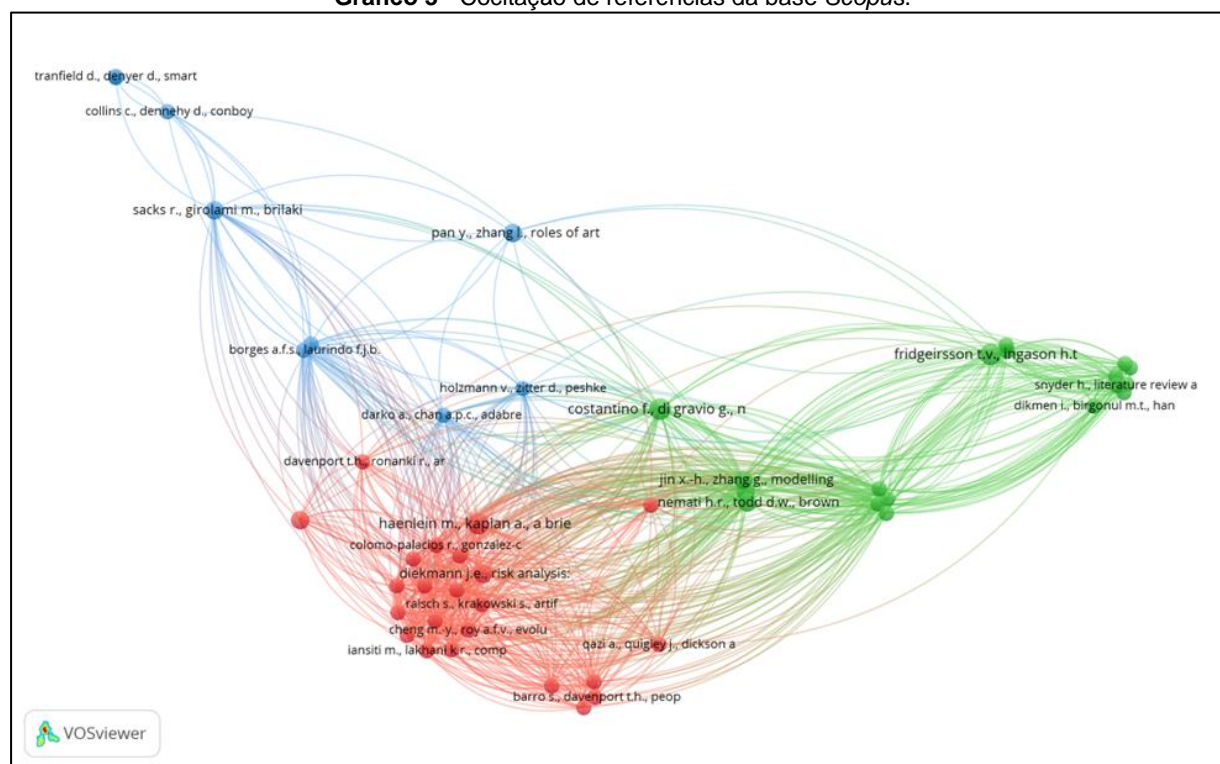
Fonte: o autor (2024).

Seguindo a mesma linha de pensamento, o gráfico 2 representa as relações entre os termos frequentemente utilizados nos artigos analisados, também subdivididos em quatro *clusters* principais, sendo eles: verde, azul, vermelho e amarelo.

O *cluster* verde destaca os termos: inteligência artificial, gestão de projetos, sustentabilidade e inovação, o que pode demonstrar um foco em sustentabilidade e inovação no contexto da gestão de projetos com IA. Já o *cluster* azul inclui termos como: tomada de decisão, gerenciamento de riscos e avaliação de riscos, destacando a importância do gerenciamento de projetos na aplicação da IA.

O *cluster* vermelho apresenta os termos: *machine learning*, indústria da construção, prevenção de acidentes, entre outros, evidenciando aplicações de IA no setor da construção. Já o *cluster* amarelo foca em tópicos como: revisão sistemática de literatura, sistemas de apoio a decisão e gestão da informação, demonstrando a metodologia utilizada nos artigos e as ferramentas e métodos oriundos da gestão de projetos.

**Gráfico 3 - Cocitação de referências da base Scopus.**



Fonte: o autor (2024).

O gráfico 3, também gerado pelo autor utilizando o software *VosViewer* com a base de dados *Scopus*, ilustra a rede de cocitação de referências contida no recorte de pesquisa relacionado à Inteligência Artificial e Gestão de Projetos. Cada nó (ponto) representa uma

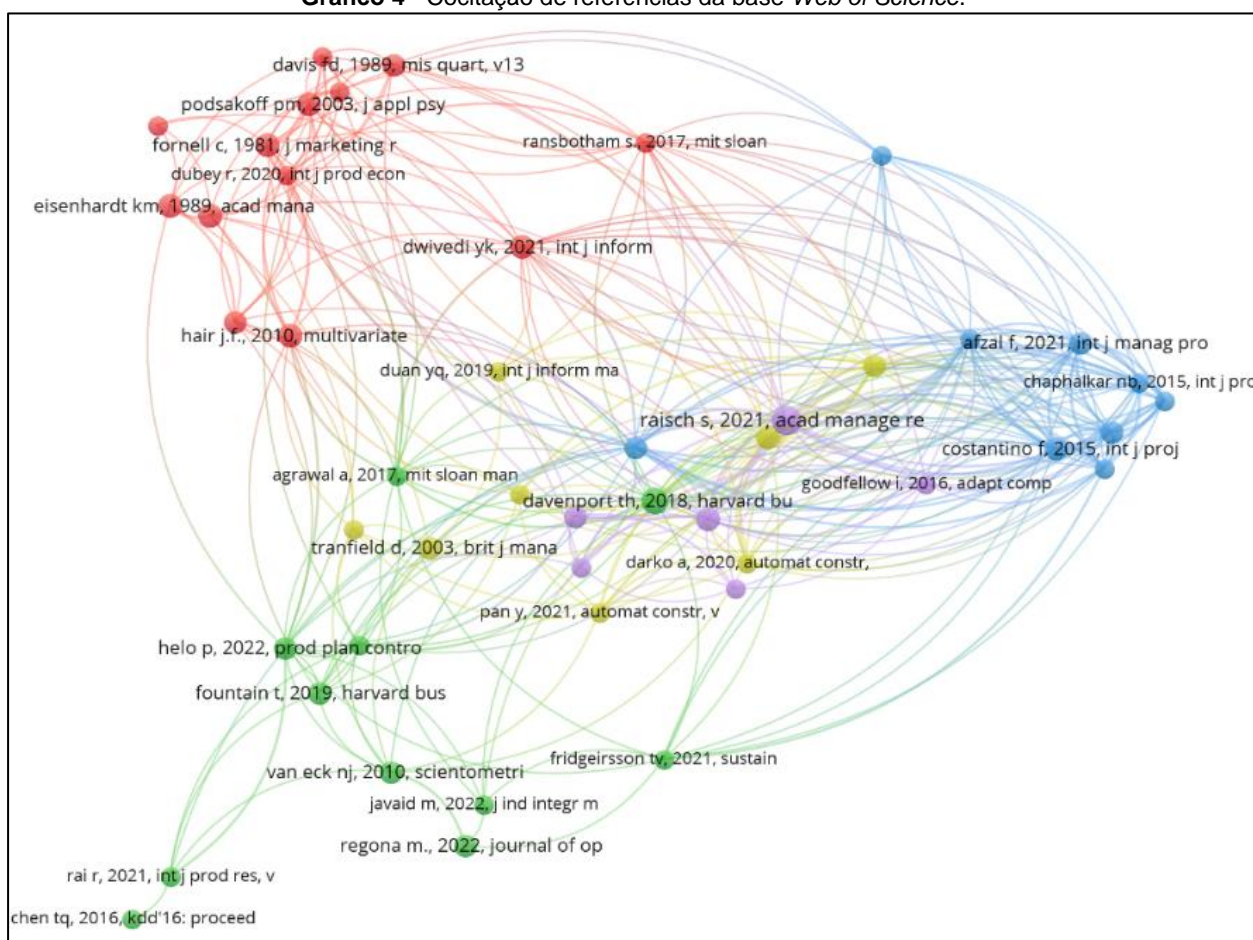
obra, enquanto as conexões entre os nós (arestas) indicam as colaborações entre os artigos. Os *clusters* coloridos exibem os grupos de autores com maior interatividade.

No *cluster* vermelho, centralizado e com maior quantidade de interconexões, os autores discutem o histórico e contexto da IA (Haenlein; Kaplan, 2019), sistemas híbridos inteligentes para GP (Nemati *et al.*, 2002), o paradoxo automação-aumento da IA no gerenciamento (Raisch; Krakowski, 2020), o impacto das tecnologias nas pessoas e organizações (Barro; Davenport, 2019).

Além disso, discute um sistema de apoio a decisão para previsão de fluxo de caixa (Cheng; Roy, 2011), a utilização de IA na busca por lacunas de competências em gerentes de projeto de *software* (Palacios *et al.*, 2014), reflete sobre a IA e suas aplicações no mundo real (Davenport; Ronanki, 2018), análise de risco com base em IA (Diekmann, 1992), estratégia e liderança na era da IA (Iansiti *et al.*, 2020) e complexidade e gerenciamento de riscos nos projetos (Qazi *et al.*, 2016).

Já os artigos contidos no *cluster* verde oferecem uma visão diversa e prática sobre a aplicação de IA e metodologias avançadas na GP, como foco em alocação de riscos, impactos da IA em áreas de conhecimento do PMBOK e frameworks metodológicos. Os artigos do *cluster* azul discorrem acerca da integração da IA em diferentes áreas, incluindo GP na construção civil e estratégias organizacionais.

A tabela com os artigos identificados, seus autores e links de acesso se encontra no apêndice B do presente trabalho.

Gráfico 4 - Cocitação de referências da base *Web of Science*.

Fonte: o autor (2024).

O gráfico 4 revela uma estrutura complexa composta por cinco clusters, identificados nas cores vermelho, verde, azul, amarelo e roxo, que refletem grupos temáticos e colaborativos distintos. Esses clusters permitem identificar conexões entre autores, abordagens metodológicas e campos de pesquisa que fundamentam a aplicação da inteligência artificial (IA) na gestão de projetos.

O cluster vermelho agrupa autores que trabalham com temas relacionados à aceitação tecnológica e estratégias organizacionais. Inclui artigos como "*Perceived Usefulness, Perceived Ease of Use*" de Davis (1989), que apresenta o Modelo de Aceitação de Tecnologia (TAM), um framework amplamente utilizado para compreender como novas tecnologias, incluindo IA, são adotadas nas organizações.

Também abrange metodologias para validar modelos teóricos, como "*Evaluating Structural Equation Models*" de Fornell; Larcker (1981). Esses trabalhos são fundamentais para medir o impacto da IA em projetos e estratégias organizacionais, fornecendo bases metodológicas sólidas para análise de dados e tomada de decisão.

Os *insights* deste cluster indicam que a IA pode contribuir para a gestão de projetos ao facilitar a aceitação de ferramentas inovadoras pelos *stakeholders*, automatizar processos e oferecer suporte à tomada de decisão. No entanto, o sucesso dessa integração depende de estruturas organizacionais que promovam a confiança e o treinamento adequado para superar barreiras culturais.

O cluster verde foca nas aplicações da IA em setores específicos, como a Indústria 4.0 e cadeias de suprimentos. Artigos como "*Artificial Intelligence in Operations Management and Supply Chain Management*" de Helo; Hao (2021) e "*Artificial Intelligence Applications for Industry 4.0*" de Javaid *et al.* (2021) demonstram como tecnologias baseadas em IA, como aprendizado de máquina e manutenção preditiva, podem otimizar operações e reduzir custos em ambientes industriais.

Este cluster também aborda desafios relacionados à integração de IA, como resistência cultural e fragmentação de dados. Esses estudos reforçam os benefícios práticos da IA incluindo maior eficiência operacional e precisão na previsão de resultados, enquanto destacam a necessidade de superar desafios como integração de dados e treinamento especializado.

O cluster azul aborda o uso da IA para gerenciar riscos e prever resultados em projetos. Por exemplo, "*Prediction of Outcome of Construction Dispute Claims*" de Chaphalkar *et al.* (2015) explora o uso de redes neurais para prever desfechos de disputas contratuais em projetos de construção, enquanto "*A Review of Artificial Intelligence Based Risk Assessment Methods*" de Afzal *et al.* (2021) analisa métodos híbridos, como lógica difusa e redes Bayesianas, para capturar interdependências entre complexidade e risco.

As contribuições deste cluster evidenciam que a IA oferece ferramentas robustas para lidar com incertezas, mitigar riscos e otimizar recursos, elementos cruciais para a gestão de projetos. Contudo, os desafios incluem a necessidade de dados robustos para treinar os modelos e superar a complexidade computacional dessas ferramentas.

O cluster amarelo aborda o uso da IA no setor de construção e no desenvolvimento de metodologias rigorosas para pesquisa e prática. Artigos como "*Artificial Intelligence in the AEC Industry*" de Darko *et al.* (2020) exploram o impacto de tecnologias como *Building Information Modeling* (BIM) e *digital twins* na automação de processos e redução de custos.

Simultaneamente, "*Towards a Methodology for Developing Evidence-Informed Management Knowledge*" de Tranfield *et al.* (2003) propõe revisões sistemáticas como uma abordagem para gerar conhecimento baseado em evidências. Este cluster destaca inovações tecnológicas que transformam a forma como os projetos são planejados,

monitorados e entregues. Além disso, fornece uma base metodológica para estruturar e validar pesquisas em IA.

O cluster roxo explora o equilíbrio entre automação e aumento humano no uso da IA, como apresentado em "*Artificial Intelligence and Management: the Automation-Augmentation Paradox*" de Raisch; Krakowski (2021). Este trabalho argumenta que organizações bem-sucedidas alternam entre automação (substituição de tarefas humanas) e aumento (colaboração humano-máquina) para maximizar eficiência e inovação.

O principal desafio identificado neste cluster é equilibrar tensões organizacionais e sociais, como a perda de habilidades humanas e a dependência excessiva de tecnologias automatizadas. No entanto, quando bem implementado, o equilíbrio entre automação e aumento pode gerar ciclos virtuosos de inovação e eficiência na gestão de projetos.

A tabela com os artigos identificados no gráfico, seus autores e links de acesso se encontra no apêndice B do presente trabalho.

## 4.2 Graus de Centralidade

A análise do grau de centralidade apresentada na Tabela 3, gerada a partir da base *Scopus* pelo *software UCINET*, oferece insights sobre os principais termos associados à inteligência artificial (IA) no contexto do gerenciamento de projetos. A métrica de centralidade de grau reflete a conectividade direta dos termos na rede, evidenciando sua relevância e impacto no campo de estudo.

**Tabela 3** - Grau de Centralidade da base de dados *Scopus* gerada pelo *software UCINET*

Nº	Termo	Degree (n)	nDegree (Grau de Centralidade)
1	<i>Accident prevention</i>	27	0,025
2	<i>Artificial intelligence</i>	190	0,173
3	<i>Construction industry</i>	84	0,077
4	<i>Construction management</i>	35	0,032
5	<i>Construction projects</i>	51	0,046
6	<i>Decision making</i>	69	0,063
7	<i>Decision support systems</i>	51	0,046
8	<i>Forecasting</i>	24	0,022
9	<i>Industry 4.0</i>	21	0,019
10	<i>Information management</i>	20	0,018
11	<i>Innovation</i>	14	0,013
12	<i>Learning systems</i>	22	0,02
13	<i>Machine learning</i>	45	0,041
14	<i>Project management</i>	215	0,196
15	<i>Risk assessment</i>	60	0,055
16	<i>Risk management</i>	47	0,043
17	<i>Sustainability</i>	12	0,011
18	<i>Sustainable development</i>	27	0,025
19	<i>Systematic literature review</i>	30	0,027

Fonte: o autor (2024).

Entre os termos analisados, destaca-se *Project Management*, com o maior grau de centralidade (215) e uma normalização (centralidade) de 0,196, consolidando sua posição como o eixo central da rede. Este resultado reforça que a gestão de projetos é o tema mais interconectado, abrangendo discussões sobre IA, avaliação de riscos e tomada de decisão. A preeminência desse termo indica que grande parte das investigações na área utiliza o gerenciamento de projetos como contexto principal para a aplicação de ferramentas e metodologias baseadas em IA.

Na sequência, o termo *Artificial Intelligence* apresenta um grau de centralidade de 190 (centralidade: 0,173), confirmando sua integração como uma tecnologia chave em diferentes dimensões da gestão de projetos. Este resultado reflete a crescente importância da IA na otimização de processos, automação de tarefas e suporte à tomada de decisão. A conexão entre *Artificial Intelligence* e outros termos sugere que a tecnologia permeia tanto os aspectos operacionais quanto estratégicos dos projetos.

Além disso, *Construction Industry* (84; centralidade: 0,077) e *Decision Making* (69; centralidade: 0,063) aparecem como termos centrais, destacando-se como áreas de aplicação prática e tópicos cruciais para o avanço da pesquisa. O primeiro termo revela que a construção civil é um dos setores que mais exploram a aplicação de IA, enquanto o segundo evidencia a relevância da IA como ferramenta essencial para aprimorar decisões em ambientes de alta complexidade.

Termos relacionados à gestão de riscos, como *Risk Assessment* (60; centralidade: 0,055) e *Risk Management* (47; centralidade: 0,043), possuem níveis intermediários de centralidade, demonstrando que a IA é amplamente reconhecida como uma solução eficiente para mitigar incertezas e otimizar a alocação de recursos em projetos.

Esses resultados são coerentes com a literatura, que frequentemente enfatiza o uso de modelos preditivos e ferramentas de aprendizado de máquina para identificar e gerenciar riscos. Além disso, *Machine Learning* (45; centralidade: 0,041) aparece como um termo técnico essencial para suportar as aplicações mencionadas, indicando sua importância como tecnologia base em soluções de IA.

Por outro lado, termos como *Sustainability* (12; centralidade: 0,011) e *Systematic Literature Review* (30; centralidade: 0,027) apresentam menor grau de centralidade, sugerindo que, embora sejam relevantes, ainda estão subexplorados no contexto de IA aplicada ao gerenciamento de projetos. A sustentabilidade, em particular, demonstra a necessidade de integrar mais amplamente questões relacionadas a impactos ambientais e sociais no desenvolvimento de projetos baseados em IA.

De forma geral, os resultados da análise da Tabela 3 indicam que os termos mais centrais, como *Project Management*, *Artificial Intelligence* e *Decision Making*, refletem o foco predominante em aplicações práticas e estratégicas da IA no gerenciamento de projetos. No entanto, os desafios, como a integração de sustentabilidade e a ampliação de rigor metodológico por meio de revisões sistemáticas, apontam para lacunas na literatura que podem ser exploradas em pesquisas futuras.

Esses achados estão alinhados aos objetivos do trabalho, pois elucidam como a IA contribui para a gestão de projetos ao automatizar processos, mitigar riscos e suportar decisões estratégicas, além de identificar benefícios e desafios no campo.

A centralidade dos termos mais relevantes é apresentada na Tabela 4. Essa análise reflete as conexões mais significativas entre os termos relacionados à inteligência artificial aplicada ao gerenciamento de projetos e oferece uma visão mais aprofundada sobre os temas mais interligados e influentes.

**Tabela 4** - Grau de Centralidade da base de dados *Web of Science* gerada pelo software *UCINET*

(continua)

<b>Nº</b>	<b>Termo</b>	<b>Degree</b>	<b>nDegree</b>
1	<i>adoption</i>	25	<b>0,033</b>
2	<i>artificial intelligence</i>	207	<b>0,271</b>
3	<i>artificial intelligence (</i>	40	<b>0,052</b>
4	<i>artificial-intelligence</i>	89	<b>0,116</b>
5	<i>automation</i>	36	<b>0,047</b>
6	<i>barriers</i>	17	<b>0,022</b>
7	<i>big data</i>	54	<b>0,071</b>
8	<i>big data analytics</i>	29	<b>0,038</b>
9	<i>business</i>	22	<b>0,029</b>
10	<i>capabilities</i>	29	<b>0,038</b>
11	<i>capability</i>	19	<b>0,025</b>
12	<i>challenges</i>	65	<b>0,085</b>
13	<i>complexity</i>	25	<b>0,033</b>
14	<i>construction</i>	30	<b>0,039</b>
15	<i>construction industry</i>	26	<b>0,034</b>
16	<i>decision-making</i>	42	<b>0,055</b>
17	<i>deep learning</i>	29	<b>0,038</b>
18	<i>design</i>	46	<b>0,06</b>
19	<i>digital transformation</i>	19	<b>0,025</b>
20	<i>framework</i>	82	<b>0,107</b>
21	<i>future</i>	22	<b>0,029</b>
22	<i>impact</i>	38	<b>0,05</b>
23	<i>industry</i>	25	<b>0,033</b>
24	<i>industry 4.0</i>	60	<b>0,078</b>
25	<i>information</i>	42	<b>0,055</b>
26	<i>innovation</i>	70	<b>0,092</b>
27	<i>integration</i>	28	<b>0,037</b>
28	<i>internet</i>	35	<b>0,046</b>
29	<i>knowledge</i>	49	<b>0,064</b>
30	<i>machine learning</i>	68	<b>0,089</b>

Tabela 5 - Grau de Centralidade da base de dados *Web of Science* gerada pelo software *UCINET* (conclusão)

Nº	Termo	Degree	nDegree
31	<i>management</i>	173	0,226
32	<i>model</i>	87	0,114
33	<i>network</i>	22	0,029
34	<i>neural-network</i>	21	0,027
35	<i>optimization</i>	9	0,012
36	<i>performance</i>	93	0,122
37	<i>prediction</i>	32	0,042
38	<i>project management</i>	65	0,085
39	<i>projects</i>	12	0,016
40	<i>risk management</i>	16	0,021
41	<i>safety</i>	25	0,033
42	<i>selection</i>	33	0,043
43	<i>sustainability</i>	23	0,03
44	<i>system</i>	42	0,055
45	<i>systems</i>	37	0,048
46	<i>technology</i>	50	0,065

Fonte: o autor (2024).

O maior grau de centralidade é observado no nó *Management* (173; Centralidade: 0,226), enquanto os nós de *Artificial Intelligence* (207; Centralidade: 0,271) apresentam uma centralidade relativamente menor, destacando que ambos os conceitos são fundamentais dentro da rede. O elevado nível de centralidade do nó *Management* reflete sua conexão direta com uma ampla gama de questões relacionadas à aplicação da IA no gerenciamento de projetos, enquanto o nó *Artificial Intelligence* representa a base tecnológica que conecta o campo a questões teóricas e práticas.

Além disso, termos-chave como *Decision-Making* (42; Centralidade: 0,055) e *Risk Management* (35; Centralidade: 0,046) se destacam, reforçando o fato de que a IA é amplamente utilizada como suporte à tomada de decisões em contextos de alta complexidade e incerteza. Isso está alinhado com a literatura, que frequentemente destaca o papel da IA na mitigação de riscos e na otimização de recursos em megaprojetos. Termos como *Machine Learning* (68; Centralidade: 0,089) e *Big Data* (29; Centralidade: 0,038) refletem a integração de grandes volumes de dados na análise preditiva e automação de processos.

A análise também revela termos que abrangem tanto a perspectiva de integração quanto de inovação, como *Digital Transformation* e *Innovation*, que caracterizam o papel da IA como facilitadora de mudanças organizacionais e novas abordagens no gerenciamento de projetos. Por outro lado, fatores como *Sustainability* apresentam uma centralidade relativamente menor, indicando que ainda é desafiador incorporar questões ambientais e sociais no contexto de projetos relacionados à IA.

Por fim, a presença de termos como *Framework* (22; Centralidade: 0,029) e *Systematic Review* (37; Centralidade: 0,048) reforça a necessidade de práticas metodológicas rigorosas e revisões sistemáticas para sustentar a pesquisa no tema. Esses resultados oferecem uma visão integrada de como os conceitos-chave no domínio da IA estão interligados e aplicados ao gerenciamento de projetos, identificando os benefícios e lacunas atualmente existentes na literatura.

A análise da Tabela 4 reforça que a IA tem contribuído significativamente para o gerenciamento de projetos, facilitando a tomada de decisões estratégicas, a mitigação de riscos e a inovação, enquanto aponta desafios, como a necessidade de maior sustentabilidade e rigor metodológico.

#### 4.2.1 Comparativo dos graus de centralidade

Conforme apresentado nas Tabelas 3 e 4, o grau de centralidade de termos extraídos das bases de dados *Scopus* e *Web of Science* evidencia as conexões conceituais no campo da inteligência artificial (IA) aplicada ao gerenciamento de projetos. Uma análise comparativa revela tanto semelhanças quanto diferenças nas redes de termos geradas por cada base.

Na Tabela 3 (*Scopus*), os termos mais centrais são *Project Management* (centralidade: 0,196) e *Artificial Intelligence* (centralidade: 0,173), posicionando o gerenciamento de projetos como o eixo organizador das discussões e a IA como uma tecnologia essencial para a transformação de processos. Já na Tabela 4 (*Web of Science*), *Artificial Intelligence* aparece como o termo mais central (centralidade: 0,271), seguido por *Management* (centralidade: 0,226), refletindo uma ênfase maior em abordagens gerenciais como mediadoras de avanços tecnológicos.

Ambas as tabelas apontam a relevância de *Construction Industry* e *Decision Making*. Na Tabela 3, *Construction Industry* apresenta centralidade de 0,077, enquanto na Tabela 4 esse valor é ligeiramente inferior (0,054), sugerindo uma maior representatividade das aplicações de IA na construção nos estudos indexados pela *Scopus*. Por sua vez, *Decision Making* apresenta centralidade semelhante nas duas tabelas (0,063 na Tabela 3 e 0,055 na Tabela 4), reforçando sua importância universal como tema-chave para a aplicação de IA.

Uma diferença marcante reside no destaque dado a metodologias e ferramentas tecnológicas. Na Tabela 4, termos como *Framework* (centralidade: 0,107) e *Machine Learning* (centralidade: 0,089) possuem maior relevância, enquanto na Tabela 3, *Machine*

*Learning* apresenta centralidade inferior (0,041), e *Framework* não aparece entre os termos principais. Isso sugere que a *Web of Science* foca mais em abordagens metodológicas e tecnológicas, enquanto a *Scopus* enfatiza aplicações práticas e setoriais.

Além disso, termos relacionados à sustentabilidade, como *Sustainability* e *Sustainable Development*, apresentam baixa centralidade em ambas as tabelas, indicando que sua integração com a IA no gerenciamento de projetos ainda é um tema emergente. No entanto, na Tabela 4, *Sustainability* (0,011) e *Sustainable Development* (0,025) possuem valores ligeiramente superiores aos da Tabela 3, sugerindo maior atenção ao tema nos estudos indexados pela *Web of Science*.

De maneira geral, os resultados confirmam a centralidade de *Artificial Intelligence*, *Project Management* e *Decision Making* como os principais eixos temáticos. Contudo, a *Web of Science* parece priorizar aspectos metodológicos e tecnológicos, enquanto a *Scopus* dá maior ênfase a aplicações práticas e setoriais. Essas perspectivas complementares fornecem uma base abrangente para a pesquisa.

### 4.3 Graus de Intermediação

A Tabela 5 apresenta os graus de intermediação dos principais termos na base de dados *Scopus*, calculados pelo software *UCINET*. A intermediação, medida pela métrica *nBetweenness*, avalia a frequência com que um termo atua como ponte entre outros na rede, destacando sua posição estratégica na conexão de diferentes áreas do conhecimento.

**Tabela 6** - Grau de Intermediação da base de dados *Scopus* gerada pelo software *UCINET*

(continua)

Nº	Termo	Betweenness	nBetweenness
14	<i>Project management</i>	9,598	<b>6,273</b>
2	<i>Artificial intelligence</i>	9,598	<b>6,273</b>
3	<i>Construction industry</i>	5,898	<b>3,855</b>
18	<i>Sustainable development</i>	3,867	<b>2,527</b>
1	<i>Accident prevention</i>	3,055	<b>1,997</b>
15	<i>Risk assessment</i>	3,014	<b>1,97</b>
5	<i>Construction projects</i>	3,014	<b>1,97</b>
13	<i>Machine learning</i>	2,398	<b>1,567</b>
8	<i>Forecasting</i>	2,208	<b>1,443</b>
19	<i>Systematic literature review</i>	1,936	<b>1,265</b>
6	<i>Decision making</i>	1,904	<b>1,245</b>
9	<i>Industry 4.0</i>	1,291	<b>0,844</b>
7	<i>Decision support systems</i>	1,275	<b>0,834</b>
16	<i>Risk management</i>	1,085	<b>0,709</b>

Tabela 7 - Grau de Intermediação da base de dados *Scopus* gerada pelo software *UCINET* (conclusão)

4	<i>Construction management</i>	0,444	<b>0,29</b>
11	<i>Innovation</i>	0,325	<b>0,212</b>
12	<i>Learning systems</i>	0,091	<b>0,059</b>
17	<i>Sustainability</i>	0	<b>0</b>
10	<i>Information management</i>	0	<b>0</b>

Fonte: o autor (2024).

Os resultados indicam que os termos *Project Management* (Intermediação: 6,273) e *Artificial Intelligence* (Intermediação: 6,273) obtiveram os valores mais altos, refletindo sua centralidade e influência na rede. Esses dados sugerem que ambos os termos desempenham o papel de eixos integradores nas discussões relacionadas à gestão de projetos e à inteligência artificial, conectando diversas subáreas e tópicos correlatos.

O termo *Construction Industry* (Intermediação: 3,855) também demonstra alta relevância, evidenciando sua importância como um domínio prático significativo para a aplicação da inteligência artificial. De forma semelhante, *Sustainable Development* (Intermediação: 2,527) reflete a crescente preocupação em alinhar o uso da IA aos objetivos de sustentabilidade, indicando que sua adoção estratégica começa a desempenhar um papel destacado na integração entre tecnologia e práticas sustentáveis.

Adicionalmente, termos como *Risk Assessment* (Intermediação: 1,997) e *Construction Projects* (Intermediação: 1,977) reforçam o papel central da IA na análise e mitigação de riscos em projetos, especialmente no setor da construção. Já *Machine Learning* (Intermediação: 1,567) e *Forecasting* (Intermediação: 1,444) destacam a aplicação de tecnologias preditivas e de aprendizado de máquina como elementos cruciais para sustentar decisões informadas e estratégicas.

Outro termo relevante é *Systematic Literature Review* (Intermediação: 1,265), que demonstra a importância das revisões sistemáticas na consolidação de teorias e no avanço do conhecimento acadêmico. Em contrapartida, termos como *Sustainability* e *Information Management*, ambos com valores de intermediação igual a zero, indicam que, embora tenham relevância temática, ainda não desempenham um papel estratégico como conectores entre outros tópicos na rede analisada.

Esses resultados evidenciam que os termos com maior intermediação centralizam as discussões e desempenham funções essenciais na integração de conceitos teóricos e práticos, mas também desempenham funções essenciais na integração de conceitos teóricos e práticos. A alta intermediação de *Project Management* e *Artificial Intelligence* confirma sua posição como mediadores principais da rede, enquanto *Construction Industry*

e *Sustainable Development* apontam para áreas de aplicação específicas e em crescimento. A análise da Tabela 5 reforça que a IA contribui significativamente para a gestão de projetos, ao integrar tecnologias, otimizar processos e alinhar objetivos estratégicos, ao mesmo tempo em que destaca a necessidade de expandir o debate sobre sustentabilidade e gestão da informação no contexto da aplicação da inteligência artificial.

A Tabela 6 apresenta o grau de intermediação dos principais termos na base de dados *Web of Science*, gerada pelo software *UCINET*. A métrica de intermediação, aqui representada, reflete a importância estratégica de cada termo como ponto de conexão entre outros na rede de termos analisada. O termo com maior intermediação é *Artificial Intelligence* (Intermediação: 5,654), evidenciando seu papel central na articulação de tópicos relacionados ao gerenciamento de projetos. Essa posição destaca a IA como o principal mediador no campo, conectando subáreas teóricas e práticas de maneira ampla e significativa.

**Tabela 8** - Grau de Intermediação da base de dados *Web Of Science* gerada pelo software *UCINET*  
(continua)

Nº	Termo	Betweenness	nBetweenness
2	<i>artificial intelligence</i>	55,971	<b>5,654</b>
31	<i>management</i>	46,363	<b>4,683</b>
32	<i>model</i>	38,455	<b>3,884</b>
36	<i>performance</i>	29,649	<b>2,995</b>
4	<i>artificial-intelligence</i>	29,291	<b>2,959</b>
20	<i>framework</i>	28,75	<b>2,904</b>
38	<i>project management</i>	17,723	<b>1,79</b>
26	<i>innovation</i>	17,035	<b>1,721</b>
3	<i>artificial intelligence (ai)</i>	16,692	<b>1,686</b>
12	<i>challenges</i>	16,512	<b>1,668</b>
30	<i>machine learning</i>	13,957	<b>1,41</b>
25	<i>information</i>	11,684	<b>1,18</b>
7	<i>big data</i>	11,411	<b>1,153</b>
22	<i>impact</i>	11,204	<b>1,132</b>
24	<i>industry 4.0</i>	10,526	<b>1,063</b>
29	<i>knowledge</i>	9,066	<b>0,916</b>
18	<i>design</i>	8,27	<b>0,835</b>
5	<i>automation</i>	8,15	<b>0,823</b>
41	<i>safety</i>	8,096	<b>0,818</b>
44	<i>system</i>	7,591	<b>0,767</b>
16	<i>decision-making</i>	7,385	<b>0,746</b>
46	<i>technology</i>	7,01	<b>0,708</b>
45	<i>systems</i>	6,651	<b>0,672</b>
14	<i>construction</i>	6,603	<b>0,667</b>
42	<i>selection</i>	6,334	<b>0,64</b>
28	<i>internet</i>	5,179	<b>0,523</b>
10	<i>capabilities</i>	5,004	<b>0,505</b>
43	<i>sustainability</i>	4,884	<b>0,493</b>
23	<i>industry</i>	4,828	<b>0,488</b>

(conclusão)

<b>9</b>	<i>business</i>	4,768	<b>0,482</b>
<b>34</b>	<i>neural-network</i>	4,572	<b>0,462</b>
<b>27</b>	<i>integration</i>	4,181	<b>0,422</b>
<b>13</b>	<i>complexity</i>	4,107	<b>0,415</b>
<b>8</b>	<i>big data analytics</i>	3,894	<b>0,393</b>
<b>15</b>	<i>construction industry</i>	3,425	<b>0,346</b>
<b>17</b>	<i>deep learning</i>	3,238	<b>0,327</b>
<b>37</b>	<i>prediction</i>	3,187	<b>0,322</b>
<b>19</b>	<i>digital transformation</i>	2,669	<b>0,27</b>
<b>33</b>	<i>network</i>	2,411	<b>0,244</b>
<b>6</b>	<i>barriers</i>	2,306	<b>0,233</b>
<b>1</b>	<i>adoption</i>	2,107	<b>0,213</b>
<b>40</b>	<i>risk management</i>	1,467	<b>0,148</b>
<b>11</b>	<i>capability</i>	1,398	<b>0,141</b>
<b>21</b>	<i>future</i>	1,2	<b>0,121</b>
<b>39</b>	<i>projects</i>	0,514	<b>0,052</b>
<b>35</b>	<i>optimization</i>	0,281	<b>0,028</b>

Fonte: o autor (2024).

O termo *Management* (Intermediação: 4,683) também apresenta alta relevância, consolidando-se como o segundo maior mediador da rede. Isso sugere que o gerenciamento, em seus diversos aspectos, é frequentemente citado em conexão com a IA, reforçando a relação entre tecnologia e práticas gerenciais modernas. Outro termo com destaque é *Model* (Intermediação: 3,884), que reflete a importância de modelos teóricos e computacionais como ferramentas essenciais para a integração e o avanço do conhecimento na área.

Outros termos como *Framework* (Intermediação: 2,950) e *Project Management* (Intermediação: 1,779) reforçam a relevância de estruturas organizacionais e metodológicas para a aplicação prática de IA no gerenciamento de projetos. Esses resultados evidenciam que a integração entre frameworks e ferramentas de IA é um tema central nas discussões acadêmicas e práticas do campo.

Adicionalmente, termos como *Innovation* (Intermediação: 1,682) e *Challenges* (Intermediação: 1,668) refletem a intermediação de tópicos relacionados à superação de barreiras e ao desenvolvimento de novas abordagens no uso da IA. Por outro lado, termos técnicos como *Machine Learning* (Intermediação: 1,166) e *Big Data* (Intermediação: 1,153) reforçam a importância de tecnologias específicas como catalisadores para a análise e automação de processos.

Termos relacionados a aspectos de sustentabilidade, como *Sustainability* (Intermediação: 0,505), apresentam valores de intermediação mais baixos, sugerindo que a conexão entre IA e práticas sustentáveis ainda não está amplamente integrada ao campo

de estudo. O mesmo ocorre com termos como *Digital Transformation* (Intermediação: 0,247), que, apesar de seu potencial estratégico, ainda desempenha um papel secundário na mediação entre os principais temas.

A análise geral da Tabela 6 demonstra que os termos com maior intermediação, como *Artificial Intelligence*, *Management* e *Model*, atuam como eixos centrais que conectam diferentes tópicos na rede. Esses resultados destacam a IA como elemento unificador, tanto em termos teóricos quanto práticos, no gerenciamento de projetos. Além disso, áreas como sustentabilidade e transformação digital representam oportunidades de pesquisa futura, dada sua intermediação ainda limitada. Esses achados reforçam a importância de explorar as conexões entre tecnologia, gestão e práticas inovadoras para responder às demandas atuais e futuras do campo.

#### 4.3.1 Comparativo dos graus de intermediação

As Tabelas 5 e 6 apresentam o grau de intermediação dos principais termos, extraídos das bases de dados *Scopus* e *Web of Science*, respectivamente, com base na frequência com que os termos atuam como pontes de conexão na rede. Uma análise comparativa destaca semelhanças e diferenças entre os termos mais estratégicos em cada base de dados no campo da inteligência artificial (IA) aplicada ao gerenciamento de projetos.

Na Tabela 5 (*Scopus*), os termos com maior intermediação são *Project Management* (intermediação: 6,273) e *Artificial Intelligence* (intermediação: 6,273), indicando que ambos desempenham papéis centrais e equivalentes na conexão de subáreas de pesquisa. Já na Tabela 6 (*Web of Science*), *Artificial Intelligence* lidera isoladamente (intermediação: 5,654), enquanto *Management* aparece em segundo lugar (intermediação: 4,683). Isso sugere que, embora *Project Management* seja crucial na *Scopus*, na *Web of Science*, a ênfase recai mais amplamente sobre *Artificial Intelligence* e seu vínculo direto com abordagens gerenciais.

Outro ponto de destaque é a presença de termos relacionados à construção civil e à sustentabilidade. Na Tabela 5, *Construction Industry* apresenta uma intermediação significativa (3,855), refletindo a importância desse setor nas discussões práticas. Na Tabela 6, o termo equivalente (*Construction*) tem intermediação muito menor (0,664), indicando que na *Web of Science*, a construção não ocupa uma posição tão central na rede. De forma semelhante, *Sustainable Development* apresenta maior intermediação na Tabela

5 (2,527) em comparação com *Sustainability* na Tabela 6 (0,505), sugerindo que a *Scopus* valoriza mais a integração de aspectos sustentáveis no contexto de IA.

Por outro lado, a Tabela 6 destaca a relevância de termos metodológicos e tecnológicos como *Model* (3,884) e *Framework* (2,950), que possuem intermediações maiores do que na Tabela 5 ou sequer aparecem como destaques nela. Isso reflete o foco da *Web of Science* em conectar abordagens teóricas e metodológicas robustas, enquanto a *Scopus* prioriza conexões mais práticas e setoriais.

Em ambas as tabelas, termos como *Machine Learning* (1,567 na Tabela 5; 1,166 na Tabela 6) e *Decision Making* (1,904 na Tabela 5; 0,767 na Tabela 6) confirmam sua relevância como mediadores importantes entre diferentes áreas de conhecimento, embora com maior destaque na *Scopus*. Esses resultados indicam que a intermediação na *Scopus* está mais orientada para aplicações práticas e setoriais, enquanto na *Web of Science*, os termos estratégicos estão mais associados a metodologias e conceitos amplos.

De forma geral, ambas as tabelas apontam que *Artificial Intelligence* é um termo unificador em ambas as redes, mas as bases apresentam diferenças significativas: a *Scopus* destaca áreas aplicadas como construção civil e sustentabilidade, enquanto a *Web of Science* prioriza conceitos e estruturas metodológicas. Essa complementaridade reforça a importância de usar ambas as bases para uma visão mais abrangente e equilibrada sobre o campo de estudo.

#### 4.4 Dendograma das classes formadas

O gráfico 5 contém o dendograma gerado pelo *software* Iramuteq, com base na análise de 150 resumos dos artigos selecionados pelo autor, organiza os principais temas discutidos sobre a aplicação da inteligência artificial (IA) no gerenciamento de projetos em três classes principais. Este gráfico oferece uma visão sistemática das abordagens teóricas e práticas abordadas na literatura, alinhando-se aos objetivos da presente monografia, que incluem mapear as aplicações, benefícios e desafios da IA no campo em questão.

A Classificação Hierárquica Descendente (CHD) é uma técnica analítica amplamente empregada no *software* Iramuteq para categorizar segmentos textuais com base em seus vocabulários. Essa abordagem organiza palavras e expressões em classes, permitindo a identificação de padrões e inter-relações nos dados textuais.

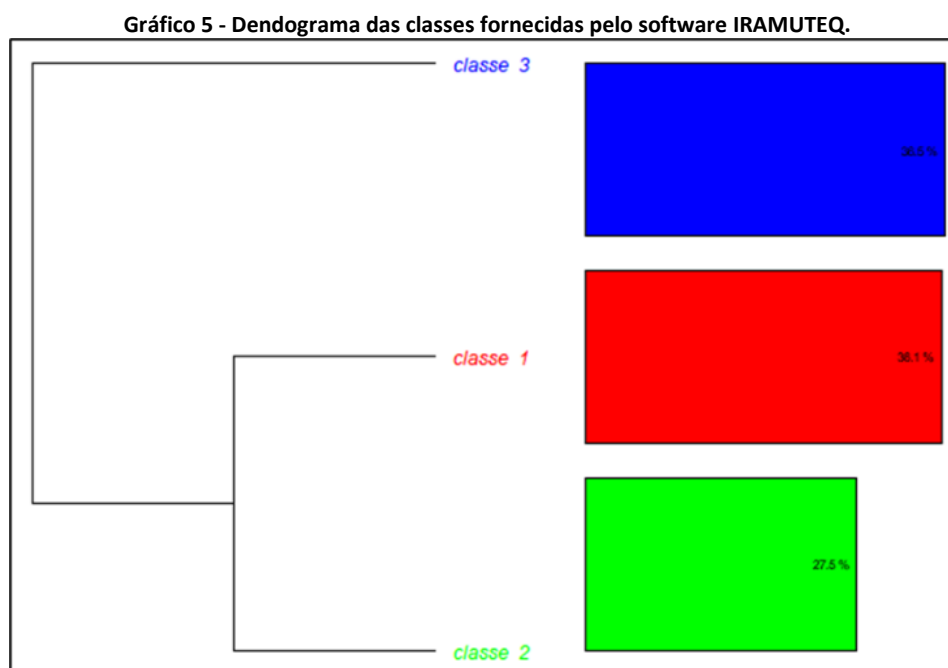
O processamento do *corpus* textual que originou o dendograma foi realizado em 32 segundos e foram classificados 1060 segmentos de texto, dos quais 1004 foram

aproveitados, ou seja, 94,72% do total do corpus. De acordo com Brigido *et al.* (2013) considera-se um bom aproveitamento de UCE (Unidades de Contexto Elementar) o índice de 75% ou mais.

A etapa de criação do dicionário de palavras no *software* IRAMUTEQ desempenha um papel central na análise de dados textuais. Esse dicionário é elaborado com base no teste qui-quadrado ( $\chi^2$ ), que mede a força da associação entre palavras e suas respectivas classes. Quando o valor do qui-quadrado excede 3,84, é indicada uma relação estatisticamente significativa ( $p < 0,0001$ ), destacando as palavras mais fortemente relacionadas.

As classes são definidas a partir das Unidades de Contexto de Interesse (UCI), que reúnem palavras homogêneas após o processamento. Por sua vez, as UCI são agrupadas com base nas frequências das palavras em suas formas radicais, resultando na formação de Unidades de Contexto Específico (UCE). Esse agrupamento culmina na construção do dicionário de palavras, elemento indispensável para análises que descrevem cenários, categorias ou temas a partir dos dados coletados.

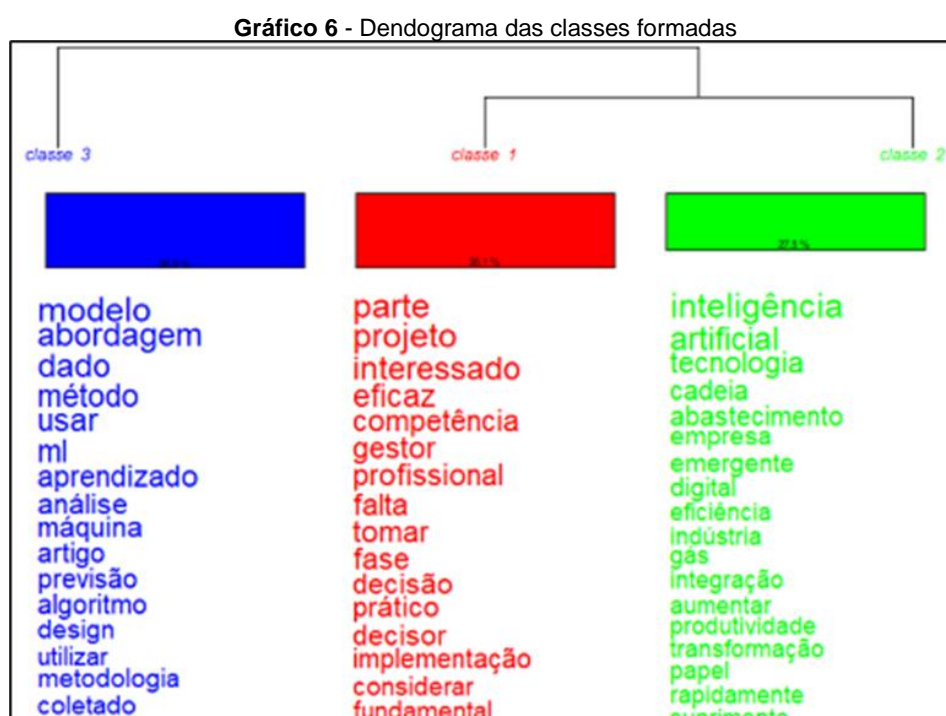
Após o processamento e a organização das ocorrências das palavras, o CHD elabora o dendograma das classes. Esse gráfico, além de identificar as diferentes classes, evidencia as conexões entre elas, destacando a relação associativa existente. Cada classe é representada por uma cor específica, e as UCE pertencentes a cada classe compartilham a mesma cor, como ilustrado no gráfico 5.



Fonte: o autor (2024).

A análise das relações entre as classes nesta etapa é conduzida da esquerda para a direita. No dendograma gerado, o corpus foi dividido em dois subcorpus. No primeiro subcorpus, identificou-se a classe 3, que representa 36,5% do total. No segundo subcorpus, ocorreu uma subdivisão adicional, resultando na classe 1, que abrange 36,1% do corpus original, e na classe 2, que corresponde a 27,5% do corpus.

O *software* utilizado oferece diferentes formatos de dendogramas para a análise selecionada, além de manter as UCE acessíveis ao pesquisador. Essa funcionalidade permite o retorno às unidades textuais a qualquer momento para leitura e interpretação dos resultados, facilitando a atribuição de um título a cada classe que reflita o tema central identificado a partir das UCE que a compõem (Gráfico 6).



Fonte: o autor (2024).

A Classe 1, representando 36,1% dos textos analisados, reúne termos como "parte", "projeto", "decisão", "gestor" e "implementação". Essa categoria enfatiza os aspectos organizacionais e humanos da gestão de projetos, com foco no papel dos gestores e *stakeholders* na integração da IA. Os artigos desse grupo destacam a IA como ferramenta estratégica para decisões em etapas críticas dos projetos, proporcionando suporte estratégico. Contudo, desafios como a resistência organizacional e a insuficiência de

competências técnicas surgem como barreiras significativas, apontando para a necessidade de maior capacitação e sensibilização.

A Classe 2, abrangendo 27,5% dos textos, é marcada por termos como "inteligência artificial", "tecnologia", "integração", "digital" e "transformação". Esta categoria explora a adoção tecnológica da IA no contexto da transformação digital, com ênfase em sua aplicação em cadeias de suprimentos e setores industriais. A presença de palavras como "eficiência" e "produtividade" reforça os benefícios tangíveis da IA, o que evidencia seu potencial para otimizar processos e aumentar a competitividade organizacional. Ainda assim, os textos ressaltam que uma implementação bem-sucedida requer estratégias claras, alinhadas às demandas específicas de cada setor.

Já a Classe 3, também representando 36,1% dos textos, concentra-se em termos como "modelo", "método", "aprendizado", "algoritmo" e "previsão". Essa categoria aborda as bases técnicas e metodológicas da aplicação de IA, o que destaca o uso de aprendizado de máquina e algoritmos preditivos como ferramentas analíticas para resolução de problemas no gerenciamento de projetos. Os artigos enfatizam a necessidade de métodos rigorosos e dados de qualidade para maximizar a eficácia da IA na previsão de resultados e na otimização de processos.

De maneira integrada, o dendograma revela a interdisciplinaridade do campo, mostrando como as três classes se complementam. A Classe 1 aborda os aspectos humanos e organizacionais da adoção de IA, a Classe 2 examina os impactos tecnológicos e transformações nos setores industriais, enquanto a Classe 3 aprofunda-se nas bases técnicas e analíticas da tecnologia.

Tal estrutura reforça que a implementação de IA no gerenciamento de projetos exige não apenas tecnologias avançadas, mas também estratégias gerenciais e metodológicas adaptadas às necessidades organizacionais. Os achados estão em consonância com os objetivos do TCC, ao demonstrar que a IA sustenta decisões estratégicas, promove a inovação e otimiza processos, ao mesmo tempo que enfrenta desafios como a integração tecnológica, o desenvolvimento de competências e a criação de metodologias adequadas.

## 5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O trabalho propôs um enfoque conceitual, evidenciando tanto as potencialidades quanto os desafios dessa tecnologia no contexto organizacional. A análise baseou-se em uma revisão da literatura acadêmica disponível nas bases *Web of Science* e *Scopus*, com o objetivo de compreender como a IA tem sido integrada ao gerenciamento de projetos, quais métodos predominam nessa aplicação e quais benefícios e desafios estão associados à sua adoção.

Os objetivos da pesquisa foram atingidos de forma satisfatória. A análise permitiu identificar os principais estudos acadêmicos sobre a aplicação da IA no gerenciamento de projetos, mapear os métodos mais utilizados e detalhar os benefícios e desafios dessa integração. Entre os achados, destaca-se que a IA contribui significativamente para a otimização de processos, melhoria na tomada de decisões e previsão de riscos. No entanto, a implementação enfrenta barreiras como resistência à mudança, custos elevados e necessidade de uma infraestrutura tecnológica robusta.

Os resultados obtidos indicam o potencial da IA para transformar a gestão de projetos. Tecnologias como *Machine Learning*, *Deep Learning* e Processamento de Linguagem Natural oferecem soluções avançadas para prever prazos, controlar custos, monitorar desempenho e facilitar a comunicação entre *stakeholders*. Observou-se que essas ferramentas proporcionam uma gestão mais dinâmica e proativa, permitindo identificar problemas antes que se agravem e otimizar o uso de recursos materiais e humanos.

Quanto ao problema inicial de pesquisa, que buscava entender de que forma a IA pode contribuir para o gerenciamento de projetos organizacionais, os resultados revelaram que, além de melhorar a eficiência operacional, a IA promove uma gestão mais precisa e orientada por dados. Isso é especialmente relevante em contextos organizacionais complexos e dinâmicos. Assim, o estudo contribuiu para demonstrar como organizações podem adotar IA para enfrentar os desafios de um ambiente cada vez mais competitivo e incerto.

Do ponto de vista teórico, este estudo oferece uma revisão abrangente da literatura recente, proporcionando uma compreensão mais profunda sobre o uso da IA no gerenciamento de projetos. Em termos práticos, a pesquisa apresentou aplicações concretas de ferramentas de IA que podem ser utilizadas para aprimorar a eficiência e a

precisão na gestão. Assim, o trabalho serve tanto para pesquisadores interessados em explorar o tema quanto para profissionais em busca de inovações na área.

Ainda assim, algumas limitações devem ser mencionadas. A principal reside na natureza bibliográfica do estudo, que restringe sua abordagem à análise de publicações acadêmicas. Além disso, a pesquisa limitou-se a artigos publicados majoritariamente em inglês nas bases *Web of Science* e *Scopus*, o que pode ter restringido a amplitude da análise. Outra limitação está relacionada à rápida evolução das tecnologias de IA, o que pode tornar os resultados apresentados desatualizados em curto prazo.

## 5.1. SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

Para futuras pesquisas, recomenda-se a inclusão de estudos de caso e entrevistas com gestores que já utilizam Inteligência Artificial (IA) em seus projetos. Essa abordagem visa aprofundar o entendimento sobre a aplicabilidade dessas tecnologias e os resultados obtidos no contexto organizacional real. Além disso, seria enriquecedor investigar as percepções das equipes de projeto acerca da utilização da IA, com destaque para os impactos na dinâmica de trabalho, nos processos de comunicação e no clima organizacional. Esse tipo de análise contribuiria para uma compreensão mais ampla das implicações práticas da adoção dessas ferramentas no cotidiano dos projetos.

Outro aspecto relevante seria a sistematização das práticas identificadas. Tal iniciativa poderia resultar em um guia prático para a implementação de IA na gestão de projetos, abordando os principais desafios enfrentados e as soluções aplicadas por gestores. A sistematização também forneceria subsídios para a padronização de processos e para o desenvolvimento de melhores práticas, o que facilitaria a disseminação do uso de IA em diferentes setores.

Adicionalmente, recomenda-se um aprofundamento nas discussões sobre as questões éticas e jurídicas associadas ao uso da IA no gerenciamento de projetos. À medida que essas tecnologias se tornam mais presentes nas organizações, questões como privacidade, tomada de decisões autônomas e responsabilidade por falhas tornam-se cada vez mais relevantes. Esse debate é essencial para garantir uma aplicação ética e juridicamente sólida dessas ferramentas.

Também é fundamental acompanhar a evolução das boas práticas em gestão de projetos, especialmente considerando futuras edições do guia PMBOK. A publicação de novas versões desse guia pode oferecer diretrizes mais detalhadas para o uso de IA no

gerenciamento de projetos. Estudos atualizados, alinhados às recomendações do PMBOK, permitirão uma abordagem integrada às melhores práticas da área.

Por fim, destaca-se a importância de explorar o contexto brasileiro nesses estudos. Analisar as particularidades culturais, econômicas e estruturais do Brasil possibilitará compreender como essas especificidades influenciam a adoção e os impactos da IA na gestão de projetos. Essa perspectiva local permitirá identificar desafios e oportunidades específicas do país, promovendo uma aplicação mais contextualizada e eficaz das tecnologias de IA.

## REFERÊNCIAS

AFZAL, F. et al. **A Review of Artificial Intelligence Based Risk Assessment Methods for Capturing complexity-risk Interdependencies.** International Journal of Managing Projects in Business, v. 14, n. 2, 13 set. 2019. Disponível em [<https://doi-org.ez86.periodicos.capes.gov.br/10.1108/ijmpb-02-2019-0047>].

ALLAL-CHÉRIF, Oihab; SIMÓN-MOYA, Virginia; BALLESTER, Antonio Carlos Cuenca. **Intelligent purchasing: How Artificial Intelligence Can Redefine the Purchasing Function.** Journal of Business Research, v. 124, n. 1, p. 69–76, 2021. Disponível em [<https://doi-org.ez86.periodicos.capes.gov.br/10.1016/j.jbusres.2020.11.050>].

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. **NBR 14724: informação e documentação – Trabalhos acadêmicos – Apresentação.** Rio de Janeiro. 2011. Disponível em [[http://site.ufvjm.edu.br/revistamultidisciplinar/files/2011/09/NBR\\_14724\\_atualizada\\_abr\\_2011.pdf](http://site.ufvjm.edu.br/revistamultidisciplinar/files/2011/09/NBR_14724_atualizada_abr_2011.pdf)]

BARKER, G. **The Agricultural Revolution in Prehistory.** [s.l.] Oxford University Press, 2006.

BRIGIDO, V.; CAMARGO; JUSTO, A. **Tutorial para uso do software de análise textual IRAMUTEQ.** [s.l.: s.n.]. Disponível em: [<http://www.IRAMUTEQ.org/documentation/fichiers/tutoriel-en-portugais>].

CAMARGO, B.V.; JUSTO, A.M. **Tutorial para uso do software de análise textual IRAMUTEQ.** Universidade Federal de Santa Catarina [Internet]. Disponível em: [<http://www.IRAMUTEQ.org/documentation/fichiers/tutoriel-en-portugais>].

CAPCS. **Você sabe o que são Operadores Booleanos?** CAPCS. Disponível em: [<http://www.capcs.uerj.br/voce-sabe-o-que-sao-operadores-booleanos/#:~:text=Os%20Operadores%20Booleanos%20atuam%20como>].

CASCIO, J. **Facing the Age of Chaos.** Disponível em: <<https://medium.com/@cascio/facing-the-age-of-chaos-b00687b1f51d>>.

CAVALCANTI, Francisco Rodrigo P.; SILVEIRA, Jarbas A N. **Fundamentos de Gestão de Projetos.** Grupo GEN, 2016. E-book. ISBN 9788597005622. Disponível em: [<https://integrada.minhabiblioteca.com.br/#/books/9788597005622>].

CHENG, M.-Y.; ROY, A. F. V. **Evolutionary fuzzy decision model for cash flow prediction using time-dependent support vector machines.** International Journal of Project Management, v. 29, n. 1, p. 56–65, jan. 2011. Disponível em [<https://doi.org/10.1016/j.ijproman.2010.01.004>]

COHN, M.; BECK, K. **User stories applied: for agile software development.** Boston Etc.: Addison-Wesley, Cop, 2004. Disponível em: [<https://athena.ecs.csus.edu/~buckley/CSc191/User-Stories-Applied-Mike-Cohn.pdf>].

COLE, D. **The Chinese Room Argument (Stanford Encyclopedia of Philosophy)**. Disponível em: [<https://plato.stanford.edu/entries/chinese-room/>].

COLEMAN, D. C. **Industrial Growth and Industrial Revolutions**. *Economica*, v. 23, n. 89, p. 1, fev. 1956. Disponível em [<https://www.jstor.org/stable/2551266>].

COLOMO-PALACIOS, R. et al. **I-Competere: Using applied intelligence in search of competency gaps in software project managers**. *Information Systems Frontiers*, v. 16, n. 4, p. 607–625, 26 jul. 2012. Disponível em [<https://doi.org/10.1007/s10796-012-9369-6>].

CRAWFORD, J. K. **The Project Management Maturity Model**. *Information Systems Management*, v. 23, n. 4, p. 50–58, set. 2006. Disponível em [<https://doi.org/10.1201/1078.10580530/46352.23.4.20060901/95113.7>].

CRAWFORD, L. **Developing Organizational Project Management Capability: Theory and Practice**. *Project Management Journal*, v. 37, n. 3, p. 74–86, ago. 2006. Disponível em [<https://journals.sagepub.com/doi/10.1177/875697280603700308>].

CUBRIC, Marija. **Drivers, Barriers and Social Considerations for AI Adoption in Business and management: a Tertiary Study**. *Technology in Society*, v. 62, n. 1, p. 101257, 2020. Disponível em [<https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2020.101257>].

DARKO, A. et al. **Artificial intelligence in the AEC industry: Scientometric analysis and visualization of research activities**. *Automation in Construction*, v. 112, p. 103081, abr. 2020. Disponível em [<https://doi.org/10.1016/j.autcon.2020.103081>].

DAVENPORT, S. B. AND T. H. **People and Machines: Partners in Innovation**. Disponível em: [<https://sloanreview.mit.edu/article/people-and-machines-partners-in-innovation/>].

DAVENPORT, T. H. **Artificial Intelligence for the Real World**. Disponível em: [<https://hbr.org/webinar/2018/02/artificial-intelligence-for-the-real-world>].

DAVIS, F. D. **Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology**. *Journal of Risk and Uncertainty*, v. 18, n. 3, p. 321–325, 1989. Disponível em: [<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0040162522001305>].

DONTHU, N. et al. **How to conduct a bibliometric analysis: An overview and guidelines**. *Journal of Business Research*, v. 133, p. 285–296, set. 2021. Disponível em [<https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2021.04.070>].

ELSEVIER. **Scopus: Comprehensive, multidisciplinary, trusted abstract and citation database**. Capes.gov.br. Disponível em: [[https://www-elsevier-com.ez86.periodicos.capes.gov.br/products/scopus?dgcid=RN\\_AGCM\\_Sourced\\_300005030](https://www-elsevier-com.ez86.periodicos.capes.gov.br/products/scopus?dgcid=RN_AGCM_Sourced_300005030)].

FAYEK, Aminah Robinson. **Fuzzy Logic and Fuzzy Hybrid Techniques for Construction Engineering and Management**. *Journal of Construction Engineering and Management*, v. 146, n. 7, p. 04020064, 2020. Disponível em [[https://doi.org/10.1061/\(asce\)co.1943-7862.0001854](https://doi.org/10.1061/(asce)co.1943-7862.0001854)].

FITZSIMMONS, J. **Information Technology and the Third Industrial Revolution**. The Electronic Library, v. 12, n. 5, p. 295–297, maio 1994. Disponível em: [https://doi.org/10.1108/eb045307].

FORNELL, C.; LARCKER, D. F. **Evaluating Structural Equation Models with Unobservable Variables and Measurement Error**. Journal of Marketing Research, v. 18, n. 1, p. 39–50, fev. 1981. Disponível em [https://doi.org/10.2307/3151312].

FÜLLER, Johann; HUTTER, Katja; WAHL, Julian; *et al.* **How AI revolutionizes innovation management – Perceptions and implementation preferences of AI-based innovators**. Technological Forecasting and Social Change, v. 178, n. 178, p. 121598, 2022. Disponível em [https://doi.org/10.1016/j.techfore.2022.121598].

**Guia PMBOK® - Edição 7**. Pennsylvania: Project Management Institute, 2021.

GULZAR, A. **Impact of Industrial Revolution on Management Thought**. Sukkur IBA Journal of Management and Business, v. 2, n. 1, p. 1, 28 mar. 2018. Disponível em: [https://www.researchgate.net/publication/324085226\_Impact\_of\_Industrial\_Revolution\_on\_Management\_Thought].

HAENLEIN, M. *et al.* **Artificial intelligence (AI) and management analytics**. Journal of Management Analytics, v. 6, n. 4, p. 341–343, 2 out. 2019. Disponível em [https://doi.org/10.1080/23270012.2019.1699876].

HELO, P.; HAO, Y. **Artificial Intelligence in Operations Management and Supply Chain Management: An Exploratory Case Study**. Production Planning & Control, v. 33, n. 16, p. 1–18, 1 abr. 2021. Disponível em: [https://doi.org/10.1080/09537287.2021.1882690].

HENRY LAURENCE GANTT. **Work, wages, and profits**. [s.l.] Theclassics Us, 2013.

HOW. **Analytic Technologies - How to Use**. Disponível em: [https://sites.google.com/site/UCINETsoftware/how-to-use?authuser=0].

IANSITI, M.; LAKHANI, K. R. **Competing in the Age of AI**. Disponível em: [https://hbr.org/2020/01/competing-in-the-age-of-ai].

JAVAID, M. *et al.* **Artificial Intelligence Applications for Industry 4.0: A Literature-Based Study**. Journal of Industrial Integration and Management, v. 7, n. 1, p. 1–29, 21 out. 2021. Disponível em [https://doi.org/10.1142/s2424862221300040].

KERZNER, H. **Project management best practices achieving global excellence**. 4. ed. [s.l.] Hoboken, New Jersey John Wiley & Sons, Inc, 2024.

KOJI OKUBAYASHI. **A New Management under IT Revolution in Japan**. Springer eBooks, p. 19–30, 1 jan. 2004. Disponível em [https://doi.org/10.1007/978-3-662-08799-2\_2].

KOLIN, K. K. **The Third Industrial Revolution: on the Issue of Definition**. Uchenyy Sovet (Academic Council), n. 9, 1 set. 2021.

KUMAR, V. et al. **Understanding the Role of Artificial Intelligence in Personalized Engagement Marketing**. *California Management Review*, v. 61, n. 4, p. 135–155, 4 jul. 2019. Disponível em [<https://doi.org/10.1177/0008125619859317>].

KWAK, Y. H.; ANBARI, F. T. **Analyzing project management research: Perspectives from top management journals**. *International Journal of Project Management*, v. 27, n. 5, p. 435–446, jul. 2009. Disponível em [<https://doi.org/10.1016/j.ijproman.2008.08.004>].

Lhama, P. (2021). **Gerenciamento de projetos e Inteligência Artificial: uma perspectiva para o futuro a partir de uma revisão sistemática da literatura**. [s.l.: s.n.]. Disponível em: [[https://abepro.org.br/biblioteca/TN\\_WPG\\_359\\_1850\\_41862.pdf](https://abepro.org.br/biblioteca/TN_WPG_359_1850_41862.pdf)].

MANN, M. **Class Struggle in the Second Industrial Revolution, 1880–1914: II. Comparative Analysis of working-class Movements**. Cambridge University Press eBooks, p. 628–691, 17 set. 2012. Disponível em [<https://www.cambridge.org/core/books/abs/sources-of-social-power/class-struggle-in-the-second-industrial-revolution-18801914-ii-comparative-analysis-of-workingclass-movements/95D1E5B936FDC0321BA0FD09ED861937>]

MCCARTHY, John. **What is artificial intelligence?** Disponível em: [<https://www-formal.stanford.edu/jmc/whatisai.pdf>].

MIN, J. et al. **The Fourth Industrial Revolution and Its Impact on Occupational Health and Safety, Worker's Compensation and Labor Conditions**. *Safety and Health at Work*, v. 10, n. 4, set. 2019. Disponível em [<https://doi.org/10.1016/j.shaw.2019.09.005>].

MOHAMED, B.; ISMAIL, S.; ABDULLAH, D. **Industrial Revolution (IR4.0) Impact on Management**. *Proceedings of the International Conference on Creative Economics, Tourism and Information Management*, 2019. Disponível em [<http://dx.doi.org/10.5220/0009865501040109>].

MTOTYWA, M. et al. **The Perceived Societal Impact of the Fourth Industrial Revolution in South Africa**. *International Journal of Research in Business and Social Science* (2147- 4478), v. 11, n. 9, p. 265–279, 25 dez. 2022. Disponível em [<https://doi.org/10.20525/ijrbs.v11i9.2139>].

MÜLLER, R.; MARTINSUO, M.; BLOMQUIST, T. **Project Portfolio Control and Portfolio Management Performance in Different Contexts**. *Project Management Journal*, v. 39, n. 3, p. 28–42, set. 2008. Disponível em: [<https://doi.org/10.1002/pmj.20053>].

NAYAL, Kirti; RAUT, Rakesh; PRIYADARSHINEE, Pragati; *et al.* **Exploring the role of artificial intelligence in managing agricultural supply chain risk to counter the impacts of the COVID-19 pandemic**. *The International Journal of Logistics Management*, v. ahead-of-print, n. ahead-of-print, 2021. Disponível em [<https://doi.org/10.1108/ijlm-12-2020-0493>].

NAZ, Farheen; KUMAR, Anil; MAJUMDAR, Abhijit; *et al.* **Is artificial intelligence an enabler of supply chain resiliency post COVID-19? An exploratory state-of-the-art review for future research**. *Operations Management Research*, v. 15, 2021. Disponível em: [<https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC8417680/>].

NEMATI, H. R.; TODD, D. W.; BROWN, P. D. **A Hybrid Intelligent System to Facilitate Information System Project Management Activities**. Project Management Journal, v. 33, n. 3, p. 42–52, set. 2002. Disponível em: [https://doi.org/10.1177/875697280203300306]

NICHOLAS, D.; LOPEZ, R. S. **The Commercial Revolution of the Middle Ages, 950-1350**. The American Historical Review, v. 81, n. 5, p. 1083, dez. 1976. Disponível em [https://doi.org/10.2307/1852898].

**O que é Gerenciamento de Projetos?** – PMI Santa Catarina. Disponível em: [https://pmisc.org.br/sobre/o-que-e-gerenciamento-de-Projetos/].

**O que é o Deep Learning?** | IBM. Disponível em: [https://www.ibm.com/br-pt/topics/deep-learning].

**O que é processamento de linguagem natural (PLN)?** | IBM. Disponível em: [https://www.ibm.com/br-pt/topics/natural-language-processing].

OKUDAN, Ozan; BUDAYAN, Cenk ; DIKMEN, Irem. **A knowledge-based risk management tool for construction projects using case-based reasoning**. Expert Systems with Applications, v. 173, n. 1, p. 114776, 2021. Disponível em [https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.114776].

PAN, M. et al. **Artificial Intelligence and Robotics for Prefabricated and Modular Construction: A Systematic Literature Review**. Journal of Construction Engineering and Management, v. 148, n. 9, set. 2022. Disponível em [https://doi.org/10.1061/(asce)co.1943-7862.0002324].

PERIÓDICOS CAPES. **Web of Science - Coleção Principal** (Clarivate Analytics / Thomson Reuters). Capes.gov.br. Disponível em: [https://www-periodicos-capes.gov.br.ez86.periodicos.capes.gov.br/index.php/acervo/buscaador.html?task=detalhes&source=resources&id=CAP00731]

PRODANOV, C. C.; FREITAS, E. C. DE. **Metodologia do Trabalho Científico: Métodos e Técnicas da Pesquisa e do Trabalho Acadêmico - 2ª Edição**. [s.l.] Editora Feevale, 2013.

QAZI, A. et al. **Project Complexity and Risk Management (ProCRiM): Towards modelling project complexity driven risk paths in construction projects**. International Journal of Project Management, v. 34, n. 7, p. 1183–1198, out. 2016. Disponível em: [https://doi.org/10.1016/j.ijproman.2016.05.008].

RAISCH, S.; KRAKOWSKI, S. **Artificial Intelligence and Management: The Automation-Augmentation Paradox**. Academy of Management Review, v. 46, n. 1, 11 fev. 2020. Disponível em [https://doi.org/10.5465/amr.2018.0072].

RAPOSO, C. F. L.; DA SILVA, M. L. **Princípios da Administração Científica: A Revolução de Taylor**. 19 ago. 2019. Disponível em [http://dx.doi.org/10.31219/osf.io/63jqz].

- RAPP, R. T. **The Unmaking of the Mediterranean Trade Hegemony: International Trade Rivalry and the Commercial Revolution.** *The Journal of Economic History*, v. 35, n. 3, p. 499–525, set. 1975. Disponível em [<https://doi.org/10.1017/s0022050700075616>].
- ROHR, A. **Computador convence juizes de que é garoto de 13 anos em “teste de Turing”.** Disponível em: [<https://g1.globo.com/tecnologia/noticia/2014/06/computador-convence-juizes-que-e-garoto-de-13-anos-em-teste-de-turing.html>].
- ROTATORI, D.; LEE, E. J.; SLEEVA, S. **The evolution of the workforce during the fourth industrial revolution.** *Human Resource Development International*, v. 24, n. 1, p. 92–103, 19 maio 2020. Disponível em [<https://doi.org/10.1080/13678868.2020.1767453>].
- RUSSELL, Stuart J.; NORVIG, Peter. **Inteligência Artificial: Uma Abordagem Moderna.** 4. ed. Rio de Janeiro: GEN LTC, 2022. E-book. p.Capa. ISBN 9788595159495. Disponível em [<https://integrada.minhabiblioteca.com.br/reader/books/9788595159495/>]. Acesso em: 25 nov. 2024.
- SAUDI, M. H. M. et al. **Environmental Sustainability in the Fourth Industrial Revolution: The Nexus between Green Product and Green Process Innovation.** *International Journal of Energy Economics and Policy*, v. 9, n. 5, p. 363–370, 1 set. 2019. Disponível em [<https://doi.org/10.32479/ijeep.8281>].
- SCHWAB, K. **A Quarta Revolução Industrial.** Disponível em [[https://edisciplinas.usp.br/pluginfile.php/4212041/mod\\_folder/content/0/Schwab%20%282016%29%20A%20quarta%20revolucao%20industrial.pdf](https://edisciplinas.usp.br/pluginfile.php/4212041/mod_folder/content/0/Schwab%20%282016%29%20A%20quarta%20revolucao%20industrial.pdf)].
- SCHWALBE, K. **An Introduction to Project Management, Fifth Edition.** [s.l: s.n.]. Disponível em: [<https://intropm2.com/wp-content/uploads/2015/06/5e-ch-1.pdf>]. Acesso em: 7 abr. 2024.
- SCOTT, J. **The First Industrial Revolution.** Yale University Press eBooks, p. 27–43, 7 jan. 2020. Disponível em [<http://dx.doi.org/10.12987/yale/9780300243598.003.0003>].
- SEARLE, J. **The Chinese Room.** [s.l: s.n.]. Disponível em: [<https://rintintin.colorado.edu/~vancecd/phil201/Searle.pdf>].
- SOUZA, M. A. R. DE et al. **O uso do software IRAMUTEQ na análise de dados em pesquisas qualitativas.** *Revista da Escola de Enfermagem da USP*, v. 52, n. 0, 4 out. 2018. Disponível em [<https://doi.org/10.1590/S1980-220X2017015003353>].
- SVIZZERO, S. **Persistent Controversies about the Neolithic Revolution.** *Journal of Historical Archaeology & Anthropological Sciences*, v. 1, n. 2, 16 maio 2017. Disponível em [<https://doi.org/10.15406/jhaas.2017.01.00013>].
- SVST NEHA; YOGESH YADAV; YASHIKA GOYAL. **Introduction to Machine Learning.** *International Journal of Advanced Research in Science, Communication and Technology*, p. 100–105, 12 mar. 2024. Disponível em [<https://doi.org/10.48175/ijarsct-15723>].
- SZYJA, P. **The Role of environmentally-friendly Solutions in the Process of Industrial Restructuring.** *Studies of the Industrial Geography Commission of the Polish Geographical Society*, v. 27, p. 219–235, 3 jan. 2014. Disponível em [<http://dx.doi.org/10.24917/20801653.27.14>].

TAGUIMDJE, Serge-Lopez; WAMBA, Samuel; KAMDJOU, Jean Robert; *et al.* **Influence of artificial intelligence (AI) on firm performance: the business value of AI-based transformation projects.** *Business Process Management Journal*, v. 26, n. 7, p. 1893–1924, 2020.

TAŞKAN, K.; KUBAT. **Impacts of Industrial Revolutions on the Enterprise Performance Management: a Literature Review.** *Journal of Business and Management*, v. 26, n. 1, p. 79–119, 2020. Disponível em [<https://www.airitilibrary.com/Publication/aiDetailedMesh?DocID=P20180521001-202003-202003100007-202003100007-79-119>].

TRANFIELD, D.; DENYER, D.; SMART, P. **Towards a Methodology for Developing Evidence-Informed Management Knowledge by Means of Systematic Review.** *British Journal of Management*, v. 14, n. 3, p. 207–222, set. 2003. Disponível em [<https://doi.org/10.1111/1467-8551.00375>].

TURING, A. **Computing Machinery and Intelligence.** *Mind*, v. 59, n. 236, p. 433–460, 1 out. 1950. Disponível em [<https://doi.org/10.1093/mind/LIX.236.433>].

UNYIMADU, S. O. **Management and Industrial Revolution in Europe, United States of America and Japan.** *Engineering Management International*, v. 5, n. 3, p. 209–218, fev. 1989. Disponível em [[https://doi-org.ez86.periodicos.capes.gov.br/10.1016/s0167-5419\(89\)80019-5](https://doi-org.ez86.periodicos.capes.gov.br/10.1016/s0167-5419(89)80019-5)].

VAN DEN HEEVER, J.; JONES, C. **Building blocks of agriculture.** *HTS Theologiese Studies / Theological Studies*, v. 78, n. 2, 17 nov. 2022. Disponível em [<https://doi.org/10.4102/hts.v78i2.8023>].

VLASOV, V.; CHROMJAKOVÁ, F. **The Effect of the Fourth Industrial Revolution Economies and Management.** *Leadership for the Future Sustainable Development of Business and Education*, p. 541–549, 2018. Disponível em [[https://doi-org.ez86.periodicos.capes.gov.br/10.1007/978-3-319-74216-8\\_54](https://doi-org.ez86.periodicos.capes.gov.br/10.1007/978-3-319-74216-8_54)].

**VosViewer - Features - Highlights.** Disponível em [<https://www.VosViewer.com/features/highlights>].

WEISDORF, J. L. **From Foraging To Farming: Explaining The Neolithic Revolution.** *Journal of Economic Surveys*, v. 19, n. 4, p. 561–586, 2003. Disponível em [<https://doi.org/10.1111/j.0950-0804.2005.00259.x>].

XU, L. D. **Industry 4.0-Frontiers of fourth industrial revolution.** *Systems Research and Behavioral Science*, v. 37, n. 4, p. 531–534, 2018. Disponível em [<https://doi-org.ez86.periodicos.capes.gov.br/10.1002/sres.2719>].

XU, M.; DAVID, J. M.; KIM, S. H. **The fourth industrial revolution: Opportunities and challenges.** *International Journal of Financial Research*, v. 9, n. 2, p. 90–95, 5 fev. 2018. Disponível em [<https://doi-org.ez86.periodicos.capes.gov.br/10.5430/ijfr.v9n2p90>].

YASEEN, Zaher Mundher; ALI, Zainab Hasan; SALIH, Sinan Q.; *et al.* **Prediction of Risk Delay in Construction Projects Using a Hybrid Artificial Intelligence Model.** *Sustainability*, v. 12, n. 4, p. 1514, 2020. Disponível em [<https://doi-org.ez86.periodicos.capes.gov.br/10.3390/su12041514>]

ZAHRA GHAMARIMAJD; AMIR GHANBARIPOUR; ROKSANA JAHAN TUMPA; *et al.*  
**Application of systems thinking and system dynamics in managing risks and stakeholders in construction projects: A systematic literature review.** Systems research and behavioral science, 2024. Disponível em [<https://doi-org.ez86.periodicos.capes.gov.br/10.1002/sres.3032>]

**APÊNDICE A - TABELA DE ARTIGOS SELECIONADOS PARA CRIAÇÃO DO CORPUS TEXTUAL UTILIZADO NO SOFTWARE IRAMUTEQ**

<b>DOI</b>	<b>Título do Artigo</b>	<b>Autores</b>	<b>Ano de publicação</b>
10.3390/admsci12020063	A Change Management Approach with the Support of the Balanced Scorecard and the Utilization of Artificial Neural Networks	Psarras, A; Anagnostopoulos, T; Salmon, I; Psaromiligkos, Y; Vryzidis, L	2022
10.3390/su14042427	A Comparison of Recent Requirements Gathering and Management Tools in Requirements Engineering for IoT-Enabled Sustainable Cities	Nadeem M.A.; Lee S.U.-J.; Younus M.U.	2022
10.1007/s12063-023-00403-x	A literature review on applications of Industry 4.0 in Project Management	Jauhar, SK; Priyadarshini, S; Pratap, S; Paul, SK	2023
10.1109/TEM.2024.3411656	A Pragmatist Research Agenda for Employing Psychological Heuristics in Construction: Context, Design, Artificial Intelligence, and Performance Evaluation	Love, PED	2024
10.4018/IJITPM.315290	A Proposal for Research on the Application of AI/ML in ITPM: Intelligent Project Management	Mishra A.; Tripathi A.; Khazanchi D.	2022
10.1108/IJMPB-02-2019-0047	A review of artificial intelligence based risk assessment methods for capturing complexity-risk interdependencies: Cost overrun in construction projects	Afzal, F; Shao, YF; Nazir, M; Bhatti, SM	2021
10.1108/ECAM-03-2024-0304	A scientometric analysis and critical review of digital twin applications in project operation and maintenance	Lu, MQ; Antwi-Afari, MF	2024
10.25046/aj050507	A Smart Updater IT Governance Platform Based on Artificial Intelligence	Chakir A.; Chergui M.; Andry J.F.	2020
10.56889/xinw6398	A SYSTEMATIC LITERATURE REVIEW OF INDUSTRY 4.0 AND PROJECT MANAGEMENT	Vlahov Golomejić R.D.; Posinković T.O.	2023
10.1108/ECAM-01-2023-0016	A systematic review of artificial intelligence in managing climate risks of PPP infrastructure projects	Akomea-Frimpong, I; Dzagli, JRAD; Eluerkeh, K; Bonsu, FB; Opoku-Brafi, S; Gyimah, S; Asuming, NAS; Atibila, DW; Kukah, AS	2023
10.1109/EMR.2021.3063688	A Team-Based Workshop to Capture Organizational Knowledge for Identifying AI Proof-of-Value Projects	Blackburn-Grenon F.; Abran A.; Rioux M.; Wong T.	2021

10.1016/j.bushor.2024.04.006	Adoption of artificial intelligence: A TOP framework-based checklist for digital leaders	Tursunbayeva, A; Chalutz-Ben Gal, H	2024
10.3390/su13042345	An authoritative study on the near future effect of artificial intelligence on project management knowledge areas	Fridgeirsson T.V.; Ingason H.T.; Jonasson H.I.; Jonsdottir H.	2021
10.4018/JOEUC.309135	An Evaluation System Based on User Big Data Management and Artificial Intelligence for Automatic Vehicles	Pei, SS; Ma, C; Zhu, HT; Luo, K	2022
10.1111/itor.13231	An IT projects' conceptual model to facilitate upstream decision-making: project management method selection	Sakka A.; Kourjieh M.; Kraiem I.B.	2023
10.1016/j.pdisas.2024.100313	An optimization-based risk management framework with risk interdependence for effective disaster risk reduction	Safaeian M.; Moses R.; Ozguven E.E.; Dulebenets M.A.	2024
10.30657/pea.2022.28.07	Analysis of the use of artificial intelligence in the management of Industry 4.0 projects. the perspective of Polish industry	Wachnik B.	2022
10.1002/sres.3032	Application of systems thinking and system dynamics in managing risks and stakeholders in construction projects: A systematic literature review	Ghamarimajd, Z; Ghanbaripour, A; Tumpa, RJ; Watanabe, T; Mbachu, J; Skitmore, M	2024
10.1061/(ASCE)CO.1943-7862.0002260	Applications of Smart Technologies in Construction Project Management	Zhu H.; Hwang B.-G.; Ngo J.; Tan J.P.S.	2022
10.1007/s10479-022-05159-4	Artificial intelligence and change management in small and medium-sized enterprises: an analysis of dynamics within adaptation initiatives	Lemos, SIC; Ferreira, FAF; Zopounidis, C; Galariotis, E; Ferreira, NCMQF	2022
10.1016/j.technovation.2024.103081	Artificial intelligence and innovation management: Charting the evolving landscape	Roberts, DL; Candi, M	2024
10.1016/j.jik.2024.100545	Artificial intelligence and project management: An empirical investigation on the appropriation of generative Chatbots by project managers	Felicetti, AM; Cimino, A; Mazzoleni, A; Ammirato, S	2024
10.1177/87569728231225198	Artificial Intelligence and Project Management: Empirical Overview, State of the Art, and Guidelines for Future Research	Müller, R; Locatelli, G; Holzmann, V; Nilsson, M; Sagay, T	2024
10.1504/IJLSM.2024.138916	Artificial intelligence and project management: exploring the contributions and implications	Pereira L.; Nobre R.; Dias Á.; da Costa R.L.; Gonçalves R.	2024
10.1061/(ASCE)CO.1943-7862.0002324	Artificial Intelligence and Robotics for Prefabricated and Modular Construction: A Systematic Literature Review	Pan M.; Yang Y.; Zheng Z.; Pan W.	2022
10.1080/10429247.2022.2147381	Artificial Intelligence and the UK Construction Industry - Empirical Study	Jallow, H; Renukappa, S; Suresh, S; Rahimian, F	2023
10.5267/j.jpms.2023.2.002	Artificial intelligence for the management of water projects and the management of water re- sources: A bibliographical analysis	Rojas, JJS; Suazo, NDC; Monago, JJC; Fernandez, ANA	2023
10.32738/JEPPM-2022-0021	Artificial Intelligence in Construction Projects: A Systematic Scoping Review	Bang S.; Olsson N.	2022

10.1504/ijtip.2022.126841	Artificial intelligence in project management: systematic literature review	Bento S.; Pereira L.; Gonçalves R.; Dias A.; da Costa R.L.	2022
10.1080/00207543.2023.2232050	Artificial intelligence in supply chain and operations management: a multiple case study research	Cannas, VG; Ciano, MP; Saltalamacchia, M; Secchi, R	2024
10.1007/s12597-024-00749-1	Artificial intelligent support model for multiple criteria decision in construction management	Son, PVH; Khoi, LNQ	2024
10.3390/su152216071	Assessing the Accuracy of ChatGPT Use for Risk Management in Construction Projects	Aladağ H.	2023
10.1061/JLADAH.LADR-1149	Automated Risk Analysis for Construction Contracts Using Neural Networks	Hamdy K.; Abdelrasheed I.; Essawy Y.A.S.; Gamal Eldeen A.	2024
10.1016/j.eswa.2022.119214	Bayesian networks in project management: A scoping review	Guinhouya, KA	2023
10.22215/timreview/1471	Can Artificial Intelligence be a Critical Success Factor of Construction Projects?: Project practitioners' perspectives	Kumar, V; Pandey, A; Singh, R	2021
10.1108/ECAM-08-2023-0819	Can ChatGPT exceed humans in construction project risk management?	Nyqvist, R; Peltokorpi, A; Seppänen, O	2024
10.1680/jmapl.20.00004	Challenges of upgrading craft workforce into Construction 4.0: Framework and agreements	Calvetti, D; Magalhaes, PNM; Sujan, SF; Gonçalves, MC; de Sousa, HJC	2020
10.3390/su16020717	Changes in Sustainable Development in Manufacturing in Cases of Unexpected Occurrences—A Systematic Review	Patalas-Maliszewska J.; Łosyk H.	2024
10.1080/00207543.2023.2294116	ChatGPT and generative artificial intelligence: an exploratory study of key benefits and challenges in operations and supply chain management	Wamba, SF; Guthrie, C; Queiroz, MM; Minner, S	2024
10.1108/ECAM-03-2023-0203	Conceptualising project management capabilities for offsite construction	Ginigaddara, B; Ershadi, M; Jefferies, M; Perera, S	2024
10.1108/ECAM-03-2023-0203	Conceptualising project management capabilities for offsite construction	Ginigaddara, B; Ershadi, M; Jefferies, M; Perera, S	2024
10.15587/1729-4061.2024.306436	CONSTRUCTION OF MODELS AND APPLICATION OF SYNCRETIC INNOVATION PROJECT MANAGEMENT IN THE ERA OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE	Bushuyev S.; Ivko A.	2024
	Cost estimation based on artificial bee colony		
10.1177/87569728221114002	Data Analytics and Artificial Intelligence in the Complex Environment of Megaprojects: Implications for Practitioners and Project Organizing Theory	Wijayasekera, SC; Hussain, SA; Paudel, A; Paudel, B; Steen, J; Sadiq, R; Hewage, K	2022
10.1108/IJMPB-08-2023-0180	Data analytics for project delivery: unlocking the potential of an emerging field	Shen, YX; Brookes, N; Flores, LL; Brettschneider, J	2024
10.19255/JMPM02202	Data science and artificial intelligence in project management: The past, present and future	Ong S.; Uddin S.	2020

10.1109/TEM.2023.3269601	Determinants of E-Commerce, Artificial Intelligence, and Agile Methods in Small- and Medium-Sized Enterprises	Barata, SFPG; Ferreira, FAF; Carayannis, EG; Ferreira, JJM	2023
10.1108/ECAM-11-2023-1201	Developing a multidimensional risk assessment model for sustainable construction projects	Wuni, IY	2024
10.35784/bud-arch.5560	Directions for the formation of «City Intelligent models» using artificial intelligence for the post-war reconstruction of historical buildings	Chashyn D.; Khurudzhi Y.; Daukšys M.	2024
10.1016/j.techsoc.2020.101257	Drivers, barriers and social considerations for AI adoption in business and management: A tertiary study	Cubic M.	2020
10.1080/14778238.2020.1834885	Early warning of engineering project knowledge management risk based on artificial intelligence	Li, ZR; Mo, TT	2020
	Effects of Industry 4.0 on project management		
10.1080/00207543.2023.2167014	Enablers of artificial intelligence adoption and implementation in production systems	Merhi, MI; Harfouche, A	2024
10.1007/s10479-020-03906-z	Enabling artificial intelligence on a donation-based crowdfunding platform: a theoretical approach	Behl, A; Dutta, P; Luo, ZW; Sheorey, P	2021
10.1016/j.ssci.2023.106102	Enhancing construction safety: Machine learning-based classification of injury types	Alkaissy M.; Arashpour M.; Golafshani E.M.; Hosseini M.R.; Khanmohammadi S.; Bai Y.; Feng H.	2023
10.1016/j.techfore.2021.121180	Evaluating the critical success factors of data intelligence implementation in the public sector using analytical hierarchy process	Merhi M.I.	2021
10.5585/gep.v14i3.25027	EXPLORING THE FUTURE OF RESEARCH IN PROJECT MANAGEMENT	Müller, R	2023
10.1108/IJLM-12-2020-0493	Exploring the role of artificial intelligence in managing agricultural supply chain risk to counter the impacts of the COVID-19 pandemic	Nayal, K; Raut, R; Priyadarshinee, P; Narkhede, BE; Kazancoglu, Y; Narwane, V	2022
10.1061/(ASCE)CO.1943-7862.0001854	Fuzzy Logic and Fuzzy Hybrid Techniques for Construction Engineering and Management	Fayek A.R.	2020
10.1108/TECHS-01-2023-0004	Harnessing fourth industrial revolution (4IR) technologies for sustainable development in Africa: a meta-analysis	Kibe L.; Kwanya T.; Nyagowa H.	2023
10.1111/joms.13045	Here, there and Everywhere: On the Responsible Use of Artificial Intelligence (AI) in Management Research and the Peer-Review Process	Gatrell, C; Muzio, D; Post, C; Wickert, C	2024
10.1007/s11301-024-00418-z	How artificial intelligence will transform project management in the age of digitization: a systematic literature review	Nenni M.E.; De Felice F.; De Luca C.; Forcina A.	2024
10.1108/JOCM-01-2023-0026	How can companies handle paradoxes to enhance trust in artificial intelligence solutions? A qualitative research	Bakonyi, Z	2024

10.1108/IJOEM-06-2021-0985	How to survive in the age of artificial intelligence? Exploring the intelligent transformations of SMEs in central China	Wang, JQ; Lu, YB; Fan, S; Hu, P; Wang, B	2022
10.1007/s11612-021-00563-z	Hybrid project management; [Hybrides Projektmanagement]	Albrecht A.; Albrecht E.	2021
10.24412/1932-2321-2022-471-65-73	Improving Dijkstra's algorithm for Estimating Project Characteristics and Critical Path	Siripurapu A.; Nowpada R.S.; Srinivasa Rao K.	2022
10.1108/REGE-07-2021-0120	Increasing customer service efficiency through artificial intelligence chatbot	De Andrade, IM; Tumelero, C	2022
10.3390/su142013325	Industry 4.0 as an Opportunity and Challenge for the Furniture Industry—A Case Study	Červený L.; Sloup R.; Červená T.; Riedl M.; Palátová P.	2022
10.1108/BPMJ-10-2019-0411	Influence of artificial intelligence (AI) on firm performance: the business value of AI-based transformation projects	Wamba-Taguimdje, SL; Wamba, SF; Kamdjoug, JRK; Wanko, CET	2020
10.1108/IJESM-06-2020-0011	Integrating artificial intelligence and analytics in smart grids: a systematic literature review	Khosrojerdi, F; Akhigbe, O; Gagnon, S; Ramirez, A; Richards, G	2022
10.1016/j.eswa.2024.123503	Intelligent decision support systems in construction engineering: An artificial intelligence and machine learning approaches	Waqar, A	2024
10.1016/j.jbusres.2020.11.050	Intelligent purchasing: How artificial intelligence can redefine the purchasing function	Allal-Chérif, O; Simón-Moya, V; Ballester, ACC	2021
10.3390/su15075765	Intelligent Risk Assessment of Ecological Agriculture Projects from a Vision of Low Carbon	Chang Y.; Liang Y.	2023
10.1108/ECAM-07-2022-0668	Investigating the impact of emerging technologies on construction safety performance	Dobrucali, E; Demirkesen, S; Sadikoglu, E; Zhang, CY; Damci, A	2024
10.1080/23311975.2023.2298187	Investment strategies in Industry 4.0 for enhanced supply chain resilience: an empirical analysis	Al-Banna A.; Yaqot M.; Menezes B.C.	2024
10.1007/s12063-021-00208-w	Is artificial intelligence an enabler of supply chain resiliency post COVID-19? An exploratory state-of-the-art review for future research	Naz, F; Kumar, A; Majumdar, A; Agrawal, R	2022
10.37938/pmrp.vol6.0014	'Job-ready' project managers: Are Australian Universities preparing managers for the impact of AI, ML and Bots?	Nimmo, L; Usher, G	2020
10.2478/orga-2024-0014	Leveraging ChatGPT for Enhanced Logical Analysis in the Theory of Constraints Thinking Process	Aljaz, T	2024
10.1080/10429247.2023.2253697	Location-Based Tracking and Monitoring Infrastructural Construction Works by Using Business Intelligence Tool	Giran O.; Türkakın O.H.; Anbarcı M.	2024
10.1108/ECAM-05-2020-0351	Manpower forecasting models in the construction industry: a systematic review	Zhao, YJ; Qi, K; Chan, APC; Chiang, YH; Siu, MFF	2022
10.1080/14778238.2020.1854632	Modeling of an Enterprise Knowledge Management System Based on Artificial Intelligence	Fu, C; Jiang, H; Chen, X	2022

10.2478/otmcj-2020-0002	Potentials of artificial intelligence in construction management	Eber, W	2020
10.1093/reseval/rvac005	Predicting funded research project performance based on machine learning	Jang H.	2022
10.1080/19761597.2023.2243611	Predicting research projects' output using machine learning for tailored projects management	Kim, H; Jang, H	2024
10.3390/su12041514	Prediction of risk delay in construction projects using a hybrid artificial intelligence model	Yaseen Z.M.; Ali Z.H.; Salih S.Q.; Al-Ansari N.	2020
10.5267/j.jpm.2024.1.001	Project management approaches and their selection in the digital age: Overview, challenges and decision models	Sommer, L	2024
10.1108/ITP-09-2020-0639	Project management: openings for disruption from AI and advanced analytics	Niederman F.	2021
10.1016/j.apmr.2023.12.005	Project manager's leadership behavioural practices - A systematic literature review	Rehan, A; Thorpe, D; Heravi, A	2024
10.1109/TEM.2024.3370090	Project Robustness: Conceptualization, Measurement, and Implications for Decision Making	Zarghami S.A.	2024
10.1108/BEPAM-12-2022-0195	Prospects, drivers of and barriers to artificial intelligence adoption in project management	Shang G.; Low S.P.; Lim X.Y.V.	2023
10.1080/09537287.2023.2234882	Realising the promises of artificial intelligence in manufacturing by enhancing CRISP-DM	Bokrantz, J; Subramaniyan, M; Skoogh, A	2023
10.3390/w15081607	Research on Intelligent Grading Evaluation of Water Conservancy Project Safety Risks Based on Deep Learning	Tao F.; Pi Y.; Deng M.; Tang Y.; Yuan C.	2023
10.1680/jinam.23.00058	Risk management of engineering projects installation using analytic hierarchy process	Wu, HM; Cai, XQ; Feng, M	2024
10.3846/jcem.2022.16943	SCHEDULING REPETITIVE CONSTRUCTION PROJECTS: STRUCTURED LITERATURE REVIEW	Tomczak M.; Jaśkowski P.	2022
10.1002/sres.2836	Self-organizing maps and Bayesian networks in organizational modelling: A case study in innovation projects management	de Oliveira, MA; Pacheco, AS; Futami, AH; Dalla Valentina, LVO; Flesch, CA	2023
10.1016/j.plas.2022.100068	Stakeholder roles in artificial intelligence projects	Miller, GJ	2022
10.1109/TEM.2021.3077195	Team Formation for Human-Artificial Intelligence Collaboration in the Workplace: A Goal Programming Model to Foster Organizational Change	La Torre, D; Colapinto, C; Durosini, I; Triberti, S	2023
10.1080/12460125.2022.2075529	The adoption of technology management principles and artificial intelligence for a sustainable lean construction industry in the case of Bahrain	Aljawder, A; Al-Karaghoul, W	2024
10.3390/su131810384	The engineering machine-learning automation platform (Emap): A big-data-driven ai tool for contractors' sustainable management solutions for plant projects	Choi S.-W.; Lee E.-B.; Kim J.-H.	2021

10.1177/87569728211061779	The Expectations of Project Managers from Artificial Intelligence: A Delphi Study	Holzmann, V; Zitter, D; Peshkess, S	2022
10.1109/TEM.2023.3324542	The Impact of Artificial Intelligence and Blockchain on Six Sigma: A Systematic Literature Review of the Evidence and Implications	Najafi, B; Najafi, A; Farahmandian, A	2023
10.1109/EMR.2023.3309756	The Role of Artificial Intelligence in Project Management	Odeh M.	2023
10.1080/16258312.2024.2384823	The role of artificial intelligence in project management: a supply chain perspective	Georgiev, S; Polychronakis, Y; Sapountzis, S; Polychronakis, N	2024
10.1108/ECAM-02-2022-0153	The role of artificial intelligence in lean construction management	Dumrak J.; Zarghami S.A.	2023
10.1016/j.jclepro.2023.137753	Thematic evolution and trends linking sustainability and project management: Scientific mapping using SciMAT	Gibbin R.V.; Sigahi T.F.A.C.; Pinto J.D.S.; Rampasso I.S.; Anholon R.	2023
10.1108/ECAM-04-2023-0379	To what extent can smart contracts replace traditional contracts in construction project?	Yu, HZ; Deng, XP; Zhang, N	2023
10.3390/su15129701	Towards Automating the Identification of Sustainable Projects Seeking Financial Support: An AI-Powered Approach	Behrooz H.; Lipizzi C.; Korfiatis G.; Ilbeigi M.; Powell M.; Nouri M.	2023
10.1061/JCEMD4.COENG-12290	Tracking the Research on Ten Emerging Digital Technologies in the AECO Industry	Dou Y.; Li T.; Li L.; Zhang Y.; Li Z.	2023
10.1061/JCEMD4.COENG-12922	Using Fuzzy Inference Systems for Lean Management Strategies in Construction Project Delivery	Prieto A.J.; Alarcón L.F.	2023
10.1061/JCEMD4.COENG-13101	Using Machine Learning to Improve Cost and Duration Prediction Accuracy in Green Building Projects	Darko A.; Glushakova I.; Boateng E.B.; Chan A.P.C.	2023
10.1002/smj.3441	Using supervised machine learning for large-scale classification in management research: The case for identifying artificial intelligence patents	Miric, M; Jia, N; Huang, KG	2023
10.32738/JEPPM-2022-0022	Utilising Artificial Intelligence in Construction Site Waste Reduction	Bang S.; Andersen B.	2022
10.1016/j.plas.2023.100101	Who is better in project planning? Generative artificial intelligence or project managers?	Barcaui, A; Monat, A	2023
10.1016/j.plas.2024.100142	A framework for leadership practices and communication in the context of the construction sector	Rehan, A; Thorpe, D; Heravi, A	2024
10.1016/j.eswa.2021.114776	A knowledge-based risk management tool for construction projects using case-based reasoning	Okudan, O; Budayan, C; Dikmen, I	2021
10.1016/j.jmsy.2023.08.024	A process model for systematically setting up the data basis for data-driven projects in manufacturing	Meier, S; Klarmann, S; Thielen, N; Pfefferer, C; Kuhn, M; Franke, J	2023
10.1080/00207543.2021.2002967	Actionable cognitive twins for decision making in manufacturing	Rozanec, JM; Lu, JZ; Rupnik, J; Skrjanc, M; Mladenec, D; Fortuna, B; Zheng, XC; Kiritsis, D	2022

10.1016/j.respol.2024.104985	Algorithmic management in scientific research	Koehler, M; Sauermann, H	2024
10.1504/IJBEX.2023.133496	Antecedents of Indian information technology service organisations moving up the value chain: a mediation model	Mahendramohan B.; Kannabiran G.; Sridevi P.	2023
10.1080/15623599.2023.2174660	Application of slime mold algorithm to optimize time, cost and quality in construction projects	Son, PVH; Khoi, LNQ	2024
10.1016/j.technovation.2021.102364	Applying digital technologies in technology roadmapping to overcome individual biased assessments	Nazarenko, A; Vishnevskiy, K; Meissner, D; Daim, T	2022
10.13187/EJCED.2021.4.987	Applying Gamification in Learning the Basics of Algorithmization and Programming to Improve the Quality of Students' Educational Results	Soboleva E.V.; Suvorova T.N.; Grinshkun A.V.; Bocharov M.I.	2021
10.1007/s10479-024-05962-1	Bridging operations research and machine learning for service cost prediction in logistics and service industries	Boresta, M; Pinto, DM; Stecca, G	2024
10.1007/s12525-020-00439-y	Challenges in re-designing operations and jobs to embody AI and robotics in services. Findings from a case in the hospitality industry	Mingotto, E; Montaguti, F; Tamma, M	2021
10.22215/timreview/1348	Correlation between Entrepreneurial Orientation and implementation of AI in Human Resource Management (HRM)	Baldegger, R; Caon, M; Sadiku, K	2020
10.1016/j.ijproman.2021.01.005	Crowdsourcing as a service - from pilot projects to sustainable innovation routines	Füller, J; Hutter, K; Kröger, N	2021
10.1080/00207543.2021.1998698	Deep learning based cost estimation of circuit boards: a case study in the automotive industry	Bodendorf, F; Merbele, S; Franke, J	2022
10.1108/SCM-12-2020-0641	Digital project driven supply chains: a new paradigm	Bhattacharya, S; Chatterjee, A	2022
10.1108/CMS-09-2022-0335	Emerging IT investments and firm performance: a perspective of the digital options	Sun, J; Jiao, H	2024
10.32738/JEPPM-2024-0015	Enhancing Safety in the Construction of Small Modular Reactors (SMRs) and Microreactors (MRs) through Improving Guidelines and Involving Digital Technology Tools	Kamran M.; Zhang C.; Kumar D.; Demirkesen S.; Li H.	2024
10.1061/JCEMD4.COENG-12943	Environmental Impact and Cost Assessment for Reusing Waste during End-of-Life Activities on Building Projects	Saeed F.; Mostafa K.; Rauch C.; Hegazy T.	2023
10.1287/inte.2023.0027	Estimating Road Construction Costs with Explainable Machine Learning	Larocque, R; Boule, AM; Cappart, Q	2024
10.1108/ECAM-12-2022-1170	Estimation of building project completion duration using a natural gradient boosting ensemble model and legal and institutional variables	Peiman, F; Khalilzadeh, M; Shahsavari-Pour, N; Ravanshadnia, M	2023
10.1109/TEM.2024.3369231	Explainable Transfer Learning for Modeling and Assessing Risks in Tunnel Construction	Luo, HB; Chen, JL; Love, PED; Fang, WL	2024
10.1108/MD-07-2021-0954	Exploring the deep neural network model's potential to estimate abnormal audit fees	Choi, SU; Lee, KC; Na, HJ	2022

10.1007/s10257-021-00547-y	Exploring the resources, competencies, and capabilities needed for successful machine learning projects in digital marketing	Blomster, M; Koivumäki, T	2022
10.18485/epmj.2020.10.1.4	FACTORS AFFECTING WATER RETICULATION PROJECT DELIVERY IN OKIGWE ZONE IMO STATE, NIGERIA: AN EMPIRICAL PERSPECTIVE	Oguzie J.O.C.; Enyinnaya G.; Njoku P.P.C.	2020
10.1016/j.techfore.2022.121598	How AI revolutionizes innovation management - Perceptions and implementation preferences of AI-based innovators	Füller, J; Hutter, K; Wahl, J; Bilgram, V; Tekic, Z	2022
10.1108/IJOA-05-2021-2749	How to make intelligent automation projects agile? Identification of success factors and an assessment approach	Josyula, SS; Suresh, M; Raman, RR	2023
10.1007/s12063-022-00344-x	Identifying issues in adoption of AI practices in construction supply chains: towards managing sustainability	Singh, A; Dwivedi, A; Agrawal, D; Singh, D	2023
	INTELLIGENT MANAGEMENT OF AN INNOVATIVE OIL AND GAS PRODUCING COMPANY UNDER CONDITIONS OF THE MODERN SYSTEM CRISIS		
10.1108/ECAM-08-2022-0776	Managing future urbanization growth patterns using genetic algorithm modeling	Al-Hadidi, S; Sweis, G; Abu-Khader, W; Abu-Rumman, G; Sweis, R	2024
10.4018/IJITPM.317221	Mining Project Failure Indicators From Big Data Using Machine Learning Mixed Methods	Strang, KD; Vajjhala, NR	2023
10.29141/2218-5003-2020-11-1-5	Models of public investment management at regional level	Akberdina, VV; Volodin, AI; Gubarev, RV; Dzyuba, EI; Fayzullin, F	2020
10.1177/00081256231197445	Organizational Implementation of AI: Craft and Mechanical Work	Hopf, K; Müller, O; Shollo, A; Thiess, T	2023
10.3846/jbem.2021.13219	Predicting the litigation outcome of ppp project disputes between public authority and private partner using an ensemble model	Zheng, XX; Liu, YS; Jiang, J; Thomas, LM; Su, N	2021
10.1080/08956308.2024.2350407	Prospective Sensemaking in the Front End of Innovation of AI Projects	Saerner, E; Ystroem, A; Lakemond, N; Holmberg, G	2024
10.1177/02683962231185599	Stairway to heaven or highway to hell: A model for assessing cognitive automation use cases	Engel, C; Eishan, E; Ebel, P; Leimeister, JM	2024
10.1016/j.ijpe.2020.107621	The impact of entrepreneurship orientation on project performance: A machine learning approach	Sabahi, S; Parast, MM	2020
10.4018/IJBAN.2021100101	The Prediction of Workplace Turnover Using Machine Learning Technique	Choi, Y; Choi, JW	2021

## APÊNDICE B – TABELA DE ARTIGOS CONTIDOS NO GRÁFICO DE COAUTORIA DA BASE DE DADOS SCOPUS

DOI/LINK	Título	Autores	Cluster
<a href="https://doi-org.ez86.periodicos.capes.gov.br/10.1111/1467-8551.00375">https://doi-org.ez86.periodicos.capes.gov.br/10.1111/1467-8551.00375</a>	Towards a methodology for developing evidence-informed management knowledge by means of systematic review	Tranfield D., Denyer D., Smart P.	Azul
<a href="https://doi-org.ez86.periodicos.capes.gov.br/10.1016/j.ijinfomgt.2021.102383">https://doi-org.ez86.periodicos.capes.gov.br/10.1016/j.ijinfomgt.2021.102383</a>	Artificial Intelligence in Information Systems Research: A systematic literature review and research agenda	Collins C., Dennehy D., Conboy K., Mikalef P.	
<a href="https://doi-org.ez86.periodicos.capes.gov.br/10.1016/j.dibe.2020.100011">https://doi-org.ez86.periodicos.capes.gov.br/10.1016/j.dibe.2020.100011</a>	Building Information Modelling, Artificial Intelligence and Construction Tech	Sacks R., Girolami M., Brilakis I.	
<a href="https://doi-org.ez86.periodicos.capes.gov.br/10.1016/j.autcon.2020.103517">https://doi-org.ez86.periodicos.capes.gov.br/10.1016/j.autcon.2020.103517</a>	Roles of artificial intelligence in construction engineering and management: A critical review and future trends	Pan Y., Zhang L.	
<a href="https://doi-org.ez86.periodicos.capes.gov.br/10.1016/j.ijinfomgt.2020.102225">https://doi-org.ez86.periodicos.capes.gov.br/10.1016/j.ijinfomgt.2020.102225</a>	The strategic use of artificial intelligence in the digital era: Systematic literature review and future research directions	Borges A.F.S., Laurindo F.J.B., Spinola M.M., Goncalves R.F., Mattos C.A.	
<a href="https://doi-org.ez86.periodicos.capes.gov.br/10.1177/87569728211061779">https://doi-org.ez86.periodicos.capes.gov.br/10.1177/87569728211061779</a>	The expectations of project managers from artificial intelligence: A Delphi study	Holzmann V., Zitter D., Peshkess S.	
<a href="https://doi-org.ez86.periodicos.capes.gov.br/10.1080/15623599.2018.1452098">https://doi-org.ez86.periodicos.capes.gov.br/10.1080/15623599.2018.1452098</a>	Review of application of analytic hierarchy process (AHP) in construction	Darko A., Chan A.P.C., Ameyaw E.E., Owusu E.K., Parn E., Edwards D.J.	Verde
<a href="https://doi-org.ez86.periodicos.capes.gov.br/10.1016/j.eswa.2016.05.005">https://doi-org.ez86.periodicos.capes.gov.br/10.1016/j.eswa.2016.05.005</a>	A Bayesian network framework for project cost, benefit and risk analysis with an agricultural development case study	Yet B., Constantinou A., Fenton N., Neil M., Luedeling E., Shepherd K.	
<a href="https://doi.org/10.1016/j.ijproman.2010.07.011">https://doi.org/10.1016/j.ijproman.2010.07.011</a>	Modeling optimal risk allocation in PPP projects using artificial neural networks	Jin X.H., Zhang G.	
<a href="https://doi-org.ez86.periodicos.capes.gov.br/10.3390/su13042345">https://doi-org.ez86.periodicos.capes.gov.br/10.3390/su13042345</a>	An authoritative study on the near future effect of artificial	Fridgeirsson T.V., Ingason H.T., Jonasson H.I., Jonsdottir H.	

<a href="https://doi-org.ez86.periodicos.capes.gov.br/10.1016/j.jbusres.2019.07.039">https://doi-org.ez86.periodicos.capes.gov.br/10.1016/j.jbusres.2019.07.039</a>	Literature review as a research methodology: an overview and guidelines	Snyder H.	Vermelho
<a href="https://doi-org.ez86.periodicos.capes.gov.br/10.1016/j.ijproman.2006.12.002">https://doi-org.ez86.periodicos.capes.gov.br/10.1016/j.ijproman.2006.12.002</a>	Using Fuzzy risk assessment to rate cost overrun risk in international construction projects	Dikmen I., Birgonul M.T., Han S.	
<a href="https://sloanreview.mit.edu/article/people-and-machines-partners-in-innovation/">https://sloanreview.mit.edu/article/people-and-machines-partners-in-innovation/</a>	People and machines: Partners in innovation	Barro S., Davenport T.H.	
<a href="https://doi-org.ez86.periodicos.capes.gov.br/10.1016/j.ijproman.2010.01.004">https://doi-org.ez86.periodicos.capes.gov.br/10.1016/j.ijproman.2010.01.004</a>	Evolutionary Fuzzy decision model for cash flow prediction using time-dependent support vector machines	Cheng M.-Y., Roy A.F.V.	
<a href="https://doi-org.ez86.periodicos.capes.gov.br/10.1007/s10796-012-9369-6">https://doi-org.ez86.periodicos.capes.gov.br/10.1007/s10796-012-9369-6</a>	I-Competere: using applied intelligence in search of competency gaps in software project managers	Colomo-Palacios R., Gonzalez-Carrasco I., Lopez-Cuadrad J.L., Trigo A., Varajao J.E.	
<a href="https://hbr.org/webinar/2018/02/artificial-intelligence-for-the-real-world">https://hbr.org/webinar/2018/02/artificial-intelligence-for-the-real-world</a>	Artificial intelligence for the real world	Davenport T.H., Ronanki R.	
<a href="https://doi-org.ez86.periodicos.capes.gov.br/10.1016/0263-7863(92)90059-i">https://doi-org.ez86.periodicos.capes.gov.br/10.1016/0263-7863(92)90059-i</a>	Risk analysis: lessons from artificial intelligence	Diekmann J.E.	
<a href="https://doi-org.ez86.periodicos.capes.gov.br/10.1177/0008125619864925">https://doi-org.ez86.periodicos.capes.gov.br/10.1177/0008125619864925</a>	A Brief History of Artificial Intelligence: On the Past, Present, and Future of Artificial Intelligence	Haenlein M., Kaplan A.	
<a href="https://doi-org.ez86.periodicos.capes.gov.br/10.1080/09700161.2021.1918951">https://doi-org.ez86.periodicos.capes.gov.br/10.1080/09700161.2021.1918951</a>	Competing in the age of AI: Strategy and leadership when algorithms and networks run the world	Iansiti M., Lakhani K.R.	
<a href="https://doi-org.ez86.periodicos.capes.gov.br/10.1177/875697280203300306">https://doi-org.ez86.periodicos.capes.gov.br/10.1177/875697280203300306</a>	A hybrid intelligent system to facilitate information system project management activities	Nemati H.R., Todd D.W., Brown P.D.	
<a href="https://doi-org.ez86.periodicos.capes.gov.br/10.1016/j.ijproman.2016.05.008">https://doi-org.ez86.periodicos.capes.gov.br/10.1016/j.ijproman.2016.05.008</a>	Project complexity and risk management (ProCRiM): Towards modelling project complexity driven risk paths in construction projects	Qazi A., Quigley J., Dickson A., Kirytopoulos K.	
<a href="http://dx.doi.org/10.5465/2018.0072">http://dx.doi.org/10.5465/2018.0072</a>	Artificial intelligence and management: The automation-augmentation paradox	Raisch S., Krakowski S.	

## APÊNDICE C – TABELA DE ARTIGOS CONTIDOS NO GRÁFICO DE COAUTORIA DA BASE DE DADOS *WEB OF SCIENCE*

DOI/LINK	Título	Autores	Cluster
10.2307/249008	Perceived Usefulness, Perceived Ease of Use, and User Acceptance of Information Technology	Davis F.D.	Ver melho
10.1037/0021-9010.88.5.879	Common Method Biases in Behavioral Research: A Critical Review of the Literature and Recommended Remedies	Podsakoff P.M.	
10.2307/3151312	Evaluating Structural Equation Models with Unobservable Variables and Measurement Error	Fornell C.	
10.1016/j.ijpe.2019.107599	Big data analytics and artificial intelligence pathway to operational performance under the effects of entrepreneurial orientation and environmental dynamism: A study of manufacturing organisations	Dubey R.	
10.2307/258557	Building Theories from Case Study Research	Eisenhardt K.M.	
<a href="https://sloanreview.mit.edu/projects/winning-with-ai/">https://sloanreview.mit.edu/projects/winning-with-ai/</a>	Winning With AI	Ransbot ham S.	
10.1016/j.ijinfomgt.2019.08.002	Artificial Intelligence (AI): Multidisciplinary perspectives on emerging challenges, opportunities, and agenda for research, practice and policy	Dwivedi Y.K.	
<a href="https://www.researchgate.net/publication/237009923_Multivariate_Data_Analysis_A_Global_Perspective">https://www.researchgate.net/publication/237009923_Multivariate_Data_Analysis_A_Global_Perspective</a>	Multivariate Data Analysis: A Global Perspective, V7th ed.	Hair J.F.	
10.1108/IJMPB-02-2019-0047	A review of artificial intelligence based risk assessment methods for capturing complexity-risk interdependencies	Afzal F.	
10.1016/j.ijproman.2015.09.002	Prediction of outcome of construction dispute claims using multilayer perceptron neural network model	Chaphalkar N.B.	
10.1016/j.ijproman.2015.07.003	Project selection in project portfolio management: An artificial neural network model based on critical success factors	Costantino F.	
<a href="https://sloanreview.mit.edu/article/what-to-expect-from-artificial-intelligence/">https://sloanreview.mit.edu/article/what-to-expect-from-artificial-intelligence/</a>	What to Expect From Artificial Intelligence	Agrawal A.	Verde
<a href="https://hbr.org/webinar/2018/02/artificial-intelligence-for-the-real-world">https://hbr.org/webinar/2018/02/artificial-intelligence-for-the-real-world</a>	Artificial Intelligence for the Real World	Davenport T.H.	
10.1080/09537287.2021.1882690	Artificial intelligence in operations management and supply chain management: an exploratory case study	Helo P.	
<a href="https://hbr.org/2019/07/building-the-ai-powered-organization">https://hbr.org/2019/07/building-the-ai-powered-organization</a>	Building the AI-Powered Organization	Fountain T.	
10.3390/su13042345	An Authoritative Study on the Near Future Effect of Artificial Intelligence on Project Management Knowledge Areas	Fridgeirson T.V.	

10.1007/s11192-009-0146-3	Software survey: VosViewer, a computer program for bibliometric mapping	van Eck N.J.	
10.1142/S2424862221300040	Artificial Intelligence Applications for Industry 4.0: A Literature-Based Study	Javaid M.	
10.3390/JOITMC8010045	Opportunities and Adoption Challenges of AI in the Construction Industry: A PRISMA Review	Regona M.	
10.1080/00207543.2021.1956675	Machine learning in manufacturing and industry 4.0 applications	Rai R.	
10.1145/2939672.2939785	XGBoost: A Scalable Tree Boosting System	Chen T.Q.	
10.1016/j.ijinfomgt.2019.01.021	Artificial intelligence for decision making in the era of Big Data – evolution, challenges and research agenda	Duan Y.Q.	Ama relo
10.1111/1467-8551.00375	Towards a Methodology for Developing Evidence-Informed Management Knowledge by Means of Systematic Review	Tranfield D.	
10.1016/j.autcon.2020.103081	Artificial intelligence in the AEC industry: Scientometric analysis and visualization of research activities	Darko A.	
10.1016/j.autcon.2020.103517	Roles of artificial intelligence in construction engineering and management: A critical review and future trends	Pan Y.	
10.5465/amr.2018.0072	Artificial Intelligence and Management: The Automation–Augmentation Paradox	Raisch S.	Rox o
<a href="https://www.deeplearningbook.org/">https://www.deeplearningbook.org/</a>	Deep Learning (Adaptive Computation and Machine Learning series)	Goodfellow I.	
10.1108/17538370910930545	The Delphi technique: a method for testing complex and multifaceted topics	Grisham T.	

