PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DE CAMPINAS
ESCOLA DE ECONOMIA E NEGÓCIOS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO STRICTO SENSU
MESTRADO EM SUSTENTABILIDADE

BRUNO DE AGUIAR NORMANHA

INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL CENTRADA NO SER HUMANO:
Impactos e desafios aplicados ao Desenvolvimento Sustentável

CAMPINAS
2026

BRUNO DE AGUIAR NORMANHA

INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL CENTRADA NO SER HUMANO:
Impactos e desafios aplicados ao Desenvolvimento Sustentável

Dissertação apresentada ao programa de Pós-graduação *Stricto Sensu* em Sustentabilidade da Escola de Economia e Negócios da Pontifícia Universidade Católica de Campinas, como Exigência para a obtenção do título de Mestre em Sustentabilidade

Orientadora: Profa. Dra. Denise Helena L. Ferreira

Coorientadora: Profa. Dra. Cibele Roberta Sugahara

CAMPINAS

2026

Sistema de Bibliotecas e Informação - SBI
Gerador de fichas catalográficas da Universidade PUC-Campinas
Dados fornecidos pelo(a) autor(a).

Normanha, Bruno de Aguiar

N842i INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL CENTRADA NO SER HUMANO: Impactos e desafios aplicados ao Desenvolvimento Sustentável / Bruno de Aguiar Normanha. - Campinas: PUC-Campinas, 2026.

164 f.il.

Orientador: Denise Helena L. Ferreira. Coorientador: Cibele Roberta Sugahara

Dissertação (Mestrado em Sustentabilidade) - Programa de Pós-Graduação Stricto Sensu em Sustentabilidade, Escola de Economia e Negócios, Pontifícia Universidade Católica de Campinas, Campinas, 2026.
Inclui bibliografia.

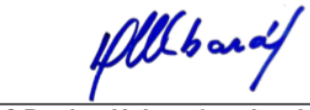
1. Inteligência Artificial Centrada no Ser Humano. 2. Desenvolvimento Sustentável. 3. Objetivos de Desenvolvimento Sustentável. I. Ferreira, Denise Helena L.. II. Sugahara, Cibele Roberta III. Pontifícia Universidade Católica de Campinas. Escola de Economia e Negócios. Programa de Pós-Graduação Stricto Sensu em Sustentabilidade. IV. Título.

BRUNO DE AGUIAR NORMANHA

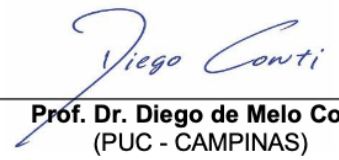
INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL CENTRADA NO SER HUMANO: IMPACTOS E DESAFIOS APLICADOS AO DESENVOLVIMENTO SUSTENTÁVEL.

Este exemplar corresponde à redação final da Dissertação de Mestrado em Sustentabilidade da PUC-Campinas, e aprovada pela Banca Examinadora.

APROVADO: **24 de fevereiro de 2026**



Prof.ª Dr.ª Denise Helena Lombardo Ferreira
(Orientadora - PUC-CAMPINAS)



Prof. Dr. Diego de Melo Conti
(PUC - CAMPINAS)

gov.br
Documento assinado digitalmente
CARLA BONATO MARCOLIN
Data: 13/03/2026 14:39:43-0300
Verifique em https://validar.iti.gov.br

Prof.ª Dr.ª Carla Bonato Marcolin
(UFU)

AGRADECIMENTOS

Agradeço, primeiramente, a Deus e aos seres de luz que iluminam meu caminho e se fazem presentes em minha vida, sustentando meu propósito e fortalecendo minha jornada, especialmente nos momentos que desafiam minha fé.

Manifesto minha profunda gratidão à minha esposa, pelo apoio incondicional ao longo destes dois anos. Este trabalho é a materialização de um sonho, daqueles que se sonha junto, e sua presença foi o alicerce fundamental para que eu pudesse seguir adiante.

Aos meus pais, expresso meu sincero reconhecimento pelo incentivo constante e por acreditarem no valor da educação, investindo em meus estudos e permanecendo ao meu lado em cada etapa. À minha irmã, agradeço por ser uma referência de dedicação e excelência acadêmica, inspirando-me por meio de sua trajetória. Aos professores da "Família Normanha", agradeço por todo o suporte e orientações compartilhadas desde as minhas primeiras experiências na docência.

À Pontifícia Universidade Católica de Campinas (PUC-Campinas), minha casa educacional desde 1999, agradeço pela excelência de seu corpo docente e pela estrutura que viabilizou minha formação.

Agradeço à coordenação do Programa de Pós-Graduação em Sustentabilidade, na pessoa da Profa. Dra. Bruna A. Branchi, cujo auxílio foi determinante para a obtenção da bolsa de estudos. Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq), manifesto meu agradecimento pala bolsa de mestrado concedida, essencial para a dedicação exclusiva a esta pesquisa.

Aos colegas da turma de 2024 e aos professores do programa, agradeço a rica troca de conhecimentos e valiosas contribuições que ajudaram a elevar a qualidade deste trabalho.

Aos membros da banca examinadora, expresso minha gratidão pela disponibilidade e tempo dedicado à leitura minuciosa deste trabalho. Suas críticas construtivas, observações e sugestões foram essenciais para o amadurecimento desta dissertação e para a minha evolução como pesquisador.

Por fim, expresso minha mais profunda admiração e gratidão à minha orientadora, Profa. Dra. Denise Ferreira, e à minha coorientadora, Profa. Dra. Cibele Sugahara. Agradeço a paciência, total disponibilidade e condução firme ao longo de todo o processo, desde a definição do tema até as revisões finais. A dedicação incansável que direcionam aos discentes e ao programa é, para mim, fonte de grande inspiração.

RESUMO

A Inteligência Artificial (IA) apresenta-se como importante ferramenta para o alcance para o alcance dos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável (ODS), contudo, sua implementação impõe desafios éticos, energéticos e sociais que demandam uma abordagem de Inteligência Artificial Centrada no Ser Humano (*Human-Centered AI* - HCAI). Esta pesquisa analisou os contextos de aplicação, os impactos e os desafios da HCAI no âmbito do Desenvolvimento Sustentável. De natureza aplicada e abordagem qualitativa, o estudo adotou uma triangulação metodológica composta por: (i) análise bibliométrica nas bases *Web of Science* e *Scopus* (período 2020-2024); (ii) Revisão Sistemática da Literatura orientada pelo protocolo PRISMA, que resultou na proposição de um *framework* de 12 Dimensões Normalizadas de HCAI; e (iii) pesquisa de campo através de entrevistas semiestruturadas com dez especialistas de mercado, analisadas via codificação híbrida. Os resultados bibliométricos evidenciaram um crescimento superior a 1.000% na produção científica sobre o tema, majoritariamente concentrada no Hemisfério Norte. A integração entre literatura e campo revelou dissonâncias críticas: enquanto a teoria preconiza a sustentabilidade, a prática de mercado enfrenta o paradoxo da *Green AI*, onde o alto consumo energético dos modelos é negligenciado em favor da performance algorítmica. Identificou-se o modelo de "IA como Consultor Especialista" como a via mais eficaz de adoção, na qual a agência humana permanece indispensável para mitigar riscos de viés e alucinações. Conclui-se que a HCAI transcende o imperativo ético, constituindo-se como requisito de viabilidade operacional que depende de governança robusta e letramento digital para evitar a exclusão social e superar o "Mito da Mágica" tecnológica. A presente pesquisa está em consonância com a Linha de Pesquisa: Planejamento, Gestão e Indicadores de Sustentabilidade, do Programa de Pós-Graduação em Sustentabilidade da PUC-Campinas.

Palavras-chave: Inteligência Artificial Centrada no Ser Humano; Desenvolvimento Sustentável; Indústria 5.0; Transformação Digital.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Tipos de Aprendizado de Máquina 11
Figura 2 – ODS Wedding Cake 19
Figura 3 – Síntese dos impactos positivos e negativos sobre os ODS 23
Figura 4 – Representação de um sistema unidimensional 34
Figura 5 – Representação do framework 34
Figura 6 – Classificação metodológica da pesquisa 47
Figura 7 – Publicação anual 57
Figura 8 – Produtividade por país - afiliação institucional do autor correspondente 59
Figura 9 – Autores mais relevantes 61
Figura 10 – Produção temporal dos autores 66
Figura 11 – Periódicos com maior número de publicações sobre o corpus da pesquisa 69
Figura 12 – Produção temporal dos periódicos entre 2020 e 2024 70
Figura 13 – Mapa de acoplamento bibliográfico dos temas de pesquisa 71
Figura 14 – Mapa temático 73
Figura 15 – Mapa de coocorrência de palavras-chave 74
Figura 16 – Diagrama PRISMA 79
Figura 17 – Diagrama de Sankey: Distribuição das Dimensões HCAI nas Entrevistas 105
Figura 18 – Diagrama de Sankey: Distribuição dos Códigos Indutivos 122
Figura 19 – Mapa de calor de coocorrência entre os códigos Dedutivos e Indutivos 131

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Etapas de refinamento de resultados..... 55
Tabela 2 – Dados dos documentos 58
Tabela 3 – Os 10 autores com mais citações globais..... 67

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Objetivos de Desenvolvimento Sustentável 18
Quadro 2 – Impactos positivos e negativos da IA sobre os ODS 25
Quadro 3 – Mapeamento de Exemplos de IA Centrada no Humano e ODS 27
Quadro 4 – Arcabouço integrativo de dimensões de HCAI 33
Quadro 5 – Domínios que conciliam automação e controle humano 36
Quadro 6 – Diretrizes de Interação Humano-IA 38
Quadro 7 – Requisitos de ética para uma IA confiável 39
Quadro 8 – Pilares normativos para governança em IA 40
Quadro 9 – Caracterização dos Especialistas entrevistados 51
Quadro 10 – Quadro sintético com os autores do corpus com maior número de publicações 62
Quadro 11 – Resultado da Pesquisa – Lista das Dimensões da HCAI 82
Quadro 12 – Dimensões HCAI, ODS e Clusters Temáticos 87
Quadro 13 – Códigos Indutivos que emergiram nas entrevistas 104

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AIS	*Automatic Identification System*
ABC	Academia Brasileira de Ciências
ABS	*Anti-blocking Brake System*
AI4SG	*Artificial Intelligence for Social Good*
ALTAI	*Assessment List for Trustworthy AI*
AM	*Additive Manufacturing*
BERT	*Bidirectional Encoder Representations from Transformers*
BNDES	Banco Nacional do Desenvolvimento Econômico e Social
CEO	*Chief Executive Office*
CEP	*Circular Economy Pratices*
COMPAS	*Correctional Offender Management Profiling for Alternative Sanctions*
CNUMAD	Conferência das Nações Unidas sobre Meio Ambiente e Desenvolvimento
CSV	*Comma-separated Values*
DSS	*Decision Support Systems*
EC	Economia Circular
ESA	Agência Espacial Europeia
ESG	*Environmental, Social and Governance*
FOMO	*Fear of Missing Out*
GA	*Genetic Algorithms*
GBM	*Gradient Boosting Machine*
GEE	Gases de Efeito Estufa
GRI	*Global Reporting Initiative*
GRU	*Gated Recurrent Unit*
GPU	*Graphics Processing Unit*
GPT	*Generative Pre-trained Transformer*
HCAI	*Human-Centered Artificial Intelligence*
HCI	*Human-Computer Interaction*
HIL	*Human-in-the-Loop*
HLGE	*High-Level Expert Group on Artificial Intelligence*
HVAC	*Heating, Ventilation and Air Conditioning*
IA	Inteligência Artificial
IAG	Inteligência Artificial Geral

IDSS *Intelligent Decision Support System*

IFRS *International Financial Reporting Standards*

ILO Organização Internacional do Trabalho

IoT *Internet of Things*

ISSB *International Sustainability Standards Board*

LIME *Local Interpretable Model-agnostic Explanations*

LLM *Large Language Models*

LST *Land Surface Temperature*

LSTM *Long Short-Term Memory*

MCP *Multiple Country Publications*

MLN Modelos de Linguagem Natural

MPO *Multi-objective Optimization*

NDVI *Normalized Difference Vegetation Index*

OECD Organization for Economic Cooperation and Development

ODS Objetivos de Desenvolvimento Sustentável

ONG Organização Não Governamental

ONU Organização das Nações Unidas

OMS Organização Mundial da Saúde

PCA *Patient-controlled Analgesia*

PEM *Packetized Energy Management*

P&D Pesquisa e Desenvolvimento

PredPol *Predictive Policing*

PRISMA *Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses*

PSO *Particle Swarm Optimization*

RA Realidade Aumentada

RBU Renda Básica universal

RES *Renewable Energy Sources*

RFCx *Rainforest Connection*

RM Realidade Mista

RST *Reliable, Safe & Trustworthy*

RV Realidade Virtual

SAR Radar de Abertura Sintética

SDR *Sales Development Representative*

SCP *Single Country Publications*

SDEN *Software-Defined Energy Networks*

SDG *Sustainable Development Goals*

SHAP *Shapley Additive Explanations*

SVM *Support Vector Machine*

TBL *Triple Bottom Line*

TXT *Plain Text File*

UX *User Experience*

WCED *World Commission for Environment and Development*

WoS *Web of Science*

VHF *Very High Frequency*

XAI *Explainable Artificial Intelligence*

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO 1

1.1 OBJETIVOS 4

1.1.1 Objetivo Geral 4

1.1.2 Objetivos Específicos 4

1.2 Justificativa 4

1.3 Estrutura da Dissertação 6

2 REFERENCIAL TEÓRICO 8

2.1 Inteligência Artificial 8

2.2 Desenvolvimento Sustentável 16

2.3 Aplicações da Inteligência Artificial para o Desenvolvimento Sustentável 21

2.3.1 Contribuições potenciais da IA aos ODS 21

2.3.2 Exemplos de aplicações da IA 26

2.3.3 Rumo à Inteligência Artificial Centrada no Ser Humano 32

3 METODOLOGIA 46

3.1 Caracterização do método 46

3.2. Procedimentos de coleta de dados 47

3.2.1. Pesquisa bibliográfica e análise bibliométrica 47

3.2.2 Revisão Sistemática da Literatura 49

3.2.3 Pesquisa de Campo 50

3.3 Tratamento e análise dos dados 52

4 RESULTADOS 54

4.1 Análise Bibliométrica 54

4.2 Revisão Sistemática da Literatura 77

4.2.1 Normalização das Dimensões da Inteligência Artificial Centrada no Ser Humano ... 81

4.2.2 O Contexto da HCAI e o Desenvolvimento Sustentável 89

4.2.2.1 HCAI e a Transição para a Indústria 5.0 89
4.2.2.2 O Papel da IA no Desenvolvimento Sustentável 90
4.2.3 Aplicações e Impactos da HCAI no Desenvolvimento Sustentável 91
4.2.3.1 Agricultura e Silvicultura Sustentável 91
4.2.3.2 Energia e Sistemas Inteligentes 92
4.2.3.3 Inteligência Artificial, Indústria e Economia Circular 94
4.2.3.4 Ambiente Urbano e Saúde 96
4.2.4 IA Explicável como habilitador fundamental da HCAI 97
4.2.4.1 A Necessidade de Transparência e Confiança 98
4.2.4.2 Principais Técnicas e Aplicações de XAI 98
4.2.5 Desafios para a Implementação da HCAI no Desenvolvimento Sustentável e nas Empresas 100
4.2.5.1 Desafios Éticos e de Justiça 100
4.2.5.2 Desafios de Governança e Poder 100
4.2.5.3 Desafios de Sustentabilidade da Própria IA (*Green AI*) 101
4.2.5.4 Desafios Operacionais e de Integração Humana 101
4.2.6 Síntese da Revisão Sistemática da Literatura 102
4.3 Pesquisa de Campo - Análise e discussão da IA para o Desenvolvimento Sustentável segundo os especialistas 103
4.3.1 Aderência às Dimensões da HCAI (Códigos Dedutivos) 104
4.3.2 Análise dos Códigos Indutivos 120
4.3.3 Síntese da Pesquisa de Campo 130
5 Conclusão 133
5.1 Convergência Temática e a Consolidação da Agenda de Pesquisa 133
5.2 O *Framework* das 12 Dimensões: Da Teoria à Prática 133
5.3 Alternativas para Aplicação da HCAI 134
5.4 Principais Aplicações e Desafios 135

5.5 Principais Contribuições da Pesquisa 136
5.6 Limitações da Pesquisa 137
5.7 Lacunas e Sugestões para Trabalhos Futuros 138
REFERÊNCIAS 140
APÊNDICES 154
APÊNDICE A – INSTRUMENTO DE COLETA DE DADOS 154
APÊNDICE B – CARTA CONVITE 156
APÊNDICE C – TERMO DE CONSENTIMENTO LIVRE E ESCLARECIDO 157
APÊNDICE D - TERMO DE CONSENTIMENTO PARA TRATAMENTO DE DADOS PESSOAIS 158
ANEXOS 161
ANEXO A – PARECER CONSUBSTANCIADO DO CEP 161

1 INTRODUÇÃO

O conceito de sustentabilidade tem se consolidado como um dos eixos centrais nas discussões sobre o futuro da humanidade e do planeta. A origem do termo remonta a debates ecológicos e econômicos emergentes, com maior intensidade a partir da década de 1970, impulsionados por estudos como o relatório *"The Limits to Growth"* (Meadows *et al.*, 1972), elaborado pelo Clube de Roma. Este documento já alertava para os impactos do crescimento econômico desenfreado sobre os recursos naturais finitos, inaugurando uma reflexão crítica sobre os modelos de desenvolvimento vigentes.

O conceito de Desenvolvimento Sustentável foi formalizado e ganhou destaque no cenário internacional, com a publicação do relatório *"Our Common Future"* (também conhecido como Relatório *Brundtland*), elaborado pela Comissão Mundial sobre Meio Ambiente e Desenvolvimento da ONU, em 1987. Nele, o Desenvolvimento Sustentável foi definido como aquele que "satisfaz as necessidades do presente sem comprometer a capacidade das gerações futuras de suprirem suas próprias necessidades" (WCED, 1987, p. 43). Essa definição ampliou o entendimento de sustentabilidade, ao integrá-la a dimensões sociais, econômicas e ambientais, apontando a necessidade de soluções que conciliem crescimento econômico, justiça social e proteção ambiental.

O conceito foi amplamente discutido e aprofundado na Conferência das Nações Unidas sobre Meio Ambiente e Desenvolvimento (CNUMAD), realizada no Rio de Janeiro em 1992, conhecida como Rio-92 ou ECO-92. Esse evento marcou um ponto de inflexão ao consolidar uma agenda ambiental global e dar origem a documentos-chave como a Agenda 21, a Declaração do Rio sobre Meio Ambiente e Desenvolvimento e as convenções sobre biodiversidade e mudança climática. A Rio-92 consolidou a noção de que os desafios ambientais exigem ação multilateral e comprometimento conjunto entre países, governos, empresas e sociedade civil (Sachs, 2009).

Posteriormente, em 2002, a Cúpula Mundial sobre Desenvolvimento Sustentável, realizada em Joanesburgo, reafirmou os compromissos da Rio-92 e introduziu o conceito de responsabilidade compartilhada, enfatizando que os diferentes atores sociais, Estados, setor privado e organizações civis, devem atuar de forma colaborativa na promoção de um Desenvolvimento Sustentável.

Em 2012, a Rio+20 aprofundou os debates iniciados duas décadas antes e resultou no documento "O Futuro que Queremos", no qual foi proposto o desenvolvimento de uma nova agenda global de sustentabilidade. Este processo culminou, em 2015, na aprovação da Agenda 2030 para o Desenvolvimento Sustentável, composta por 17 Objetivos de Desenvolvimento

Sustentável (ODS) e 169 metas associadas. Os ODS representam um pacto global firmado por todos os Estados-membros da ONU, ao propor um modelo de desenvolvimento mais justo, inclusivo e resiliente, orientado pela erradicação da pobreza, a promoção da equidade e a conservação dos ecossistemas (United Nations, 2015).

Essa trajetória revela que a sustentabilidade não é apenas uma preocupação ambiental, mas uma abordagem sistêmica e interdisciplinar que busca integrar crescimento econômico, inclusão social e proteção ambiental de forma equilibrada e ética. No contexto atual, marcado por crises ambientais, desigualdades estruturais e rápidas transformações tecnológicas, retomar os princípios do Desenvolvimento Sustentável torna-se essencial para a construção de soluções inovadoras e responsáveis.

Nas últimas décadas, o avanço acelerado das tecnologias digitais tem provocado transformações profundas na sociedade, redefinindo a maneira como indivíduos e organizações interagem com o ambiente ao seu redor. Essas mudanças impactam desde a comunicação e o trabalho, até setores essenciais como saúde, educação e governança. No entanto, a rápida evolução tecnológica também impõe desafios significativos, tais como a necessidade de adaptação contínua, a regulamentação do uso de novas ferramentas, questões relacionadas à privacidade e segurança dos dados, além de implicações éticas e sociais que demandam atenção cuidadosa (Sichman, 2021).

Entre todas as inovações tecnológicas emergentes, a Inteligência Artificial (IA) tem destaque especial, por ser uma das mais disruptivas, apresentando aplicações em múltiplos setores e promovendo mudanças estruturais nos processos produtivos e decisórios. Seu impacto abrange dimensões econômicas, sociais e ambientais, que influenciam a relação humano-máquina, trazendo desafios como a transparência algorítmica, o viés nos modelos de aprendizado e a governança de dados (Coeckelbergh, 2023). Adicionalmente, a IA não opera de forma isolada, mas interage com um ecossistema de tecnologias emergentes, como *big data*, Internet das Coisas (IoT), *blockchain*, computação em nuvem, computação quântica e tecnologias imersivas, como Realidade Virtual (RV), Realidade Aumentada (RA) e Realidade Mista (RM). Essas interações potencializam o desenvolvimento de soluções inovadoras para desafios contemporâneos, ampliando as possibilidades de aplicação tecnológica em diversas áreas do conhecimento.

No contexto do Desenvolvimento Sustentável, a Inteligência Artificial surge como uma ferramenta estratégica para lidar com desafios complexos que exigem análise de grandes volumes de dados, definição de padrões e tomada de decisão automatizada.

A aceleração da crise climática e dos impactos socioambientais estimula o uso de tecnologias que aprimorem a gestão de recursos, fortaleçam práticas sustentáveis e promovam um crescimento econômico compatível com as dimensões ambiental, social e financeira.

A crise climática e os crescentes impactos ambientais e sociais impulsionam a busca por soluções tecnológicas que otimizem a alocação de recursos, promovam práticas sustentáveis e possibilitem um desenvolvimento econômico alinhado às necessidades ambientais, sociais e econômicas. No entanto, o uso da IA também levanta preocupações, como o aumento das desigualdades tecnológicas entre países e setores, a intensificação do consumo energético associado ao processamento de dados e os riscos de perpetuação de vieses discriminatórios (Vinuesa *et al.*, 2020).

Nesse contexto, torna-se fundamental adotar uma abordagem de Inteligência Artificial Centrada no Ser Humano, em inglês *Human-Centered Artificial Intelligence* (HCAI), na qual o desenvolvimento e a implementação da IA sejam guiados por princípios éticos, inclusão social, transparência e impacto positivo (Shneiderman, 2022). Essa perspectiva busca garantir que a IA não apenas aumente a eficiência dos sistemas e processos, mas também respeite os direitos humanos, reduza desigualdades e amplie oportunidades para o bem-estar coletivo. Ao considerar esse eixo norteador, é possível analisar criticamente como a IA pode contribuir para o Desenvolvimento Sustentável sem comprometer aspectos sociais fundamentais, garantindo que sua aplicação seja orientada por necessidades reais da sociedade e pautada em valores humanos essenciais.

Diante desse cenário, surge a seguinte questão central de pesquisa: Como a Inteligência Artificial Centrada no Ser Humano pode contribuir para o Desenvolvimento Sustentável e quais desafios emergem nesse processo segundo a literatura e a percepção de especialistas?

Espera-se que os resultados desta pesquisa ofereçam uma visão abrangente sobre o estado da arte da aplicação da IA no Desenvolvimento Sustentável, destacando suas potencialidades e desafios sob a ótica da IA centrada no ser humano. A combinação da revisão da literatura com as percepções práticas dos especialistas permitiu uma análise mais completa das tendências tecnológicas, fornecendo subsídios para a formulação de estratégias que promovam o uso responsável e sustentável da Inteligência Artificial. Dessa forma, esta investigação poderá contribuir para o avanço do conhecimento na área, além de oferecer recomendações para pesquisadores, formuladores de políticas e profissionais envolvidos na implementação dessas tecnologias no enfrentamento dos desafios do Desenvolvimento Sustentável.

1.1 OBJETIVOS

1.1.1 Objetivo Geral

Analisar as principais aplicações e os desafios associados à implementação da Inteligência Artificial Centrada no Ser Humano no contexto do Desenvolvimento Sustentável.

1.1.2 Objetivos Específicos

- Identificar os impactos da Inteligência Artificial Centrada no Ser Humano e das tecnologias correlatas no âmbito do Desenvolvimento Sustentável, a partir da Bibliometria e da Revisão Sistemática da Literatura;
- Identificar desafios e oportunidades para a aplicação da Inteligência Artificial Centrada no Ser Humano em empresas;
- Categorizar desafios e oportunidades para a implementação da Inteligência Artificial Centrada no Ser Humano no contexto do Desenvolvimento Sustentável, interconectando os estudos científicos, com os resultados da pesquisa de campo;
- Analisar alternativas para a aplicação da Inteligência Artificial Centrada no Ser Humano, a partir da Revisão Sistemática da Literatura e Entrevista com os especialistas.

1.2 Justificativa

O avanço das tecnologias emergentes, especialmente a Inteligência Artificial, tem o potencial de transformar profundamente a sociedade, influenciando setores como economia, governança, educação e meio ambiente. No entanto, a ausência de diretrizes claras e uma melhor compreensão sobre a interação entre essas tecnologias e o Desenvolvimento Sustentável geram incertezas, dificultam a sua adoção e limitam o potencial transformador.

Diversas pesquisas apontam que a Inteligência Artificial tem ampliado seu escopo de contribuição para o Desenvolvimento Sustentável ao viabilizar a otimização de processos, monitoramento ambiental e apoio à decisão em múltiplos setores, como energia, transportes, agricultura, recursos hídricos, manufatura e saúde. Indicam também oportunidades concretas, por exemplo aumento de eficiência no uso de recursos e na melhoria de previsões e diagnósticos, mas também destacam desafios estruturais que precisam ser enfrentados, tais como vieses de dados e de modelos, opacidade dos sistemas, dificuldades de mensurar impactos, dependência de infraestrutura intensiva em energia e água e a necessidade de marcos de governança responsáveis. Adicionalmente, os estudos apontam para o caminho de pesquisa e prática que integra dimensões tecnológicas, organizacionais e sociais, com métricas de

avaliação mais amplas e arranjos institucionais que assegurem *accountability*, transparência e adoção ética da IA em contextos de alto impacto socioambiental (Nishant; Kennedy; Corbett, 2020; Kar; Choudhary; Singh, 2022).

Ao analisar grandes conjuntos de dados e produzir previsões, a IA contribui para políticas públicas mais precisas, manejo eficiente de recursos naturais e mitigação de impactos ambientais.

Contudo, o uso sem critérios claros pode gerar problemas: eliminação de empregos sem planos de transição, concentração de poder econômico em poucos atores e algoritmos enviesados que ampliam desigualdades. Além disso, centros de dados e modelos avançados demandam grande quantidade de energia, nem sempre oriunda de fontes limpas, impondo novos desafios à sustentabilidade ambiental (Vinuesa *et al.*, 2020).

Diante desse cenário, torna-se essencial aprofundar a análise sobre como a IA pode ser desenvolvida e aplicada sob uma abordagem centrada no ser humano. Essa perspectiva enfatiza a necessidade de que a inovação tecnológica priorize a acessibilidade, a transparência, a inclusão social e a mitigação de impactos negativos. Uma Inteligência Artificial Centrada no Ser Humano deve garantir que suas aplicações respeitem valores éticos, promovam o bem-estar coletivo e estejam alinhadas às demandas de sustentabilidade global.

Além disso, a natureza interdisciplinar da IA exige um arcabouço teórico que considere não apenas seus aspectos técnicos, mas também seus impactos sociais, éticos e ambientais. O estudo conduzido por Vinuesa *et al*. (2020) demonstra que, embora a IA possa trazer avanços significativos em diversas áreas, sua aplicação sem critérios adequados pode gerar externalidades negativas que afetam a sustentabilidade a longo prazo. Assim, é necessário um debate contínuo sobre as diretrizes para o desenvolvimento responsável dessa tecnologia, garantindo que sua evolução esteja alinhada com princípios éticos e sustentáveis.

A presente pesquisa busca contribuir para esse debate, analisando a relação entre a Inteligência Artificial e o Desenvolvimento Sustentável, sob a perspectiva da HCAI. Espera-se fomentar um olhar crítico sobre o papel da inovação tecnológica na construção de uma sociedade mais equitativa e sustentável.

Nesse contexto, Kaufman, Junquilho e Reis (2023, p. 63) ressaltam que “o futuro da IA será função do empenho de pesquisadores acadêmicos e não acadêmicos em equacionar, ao menos, parte das limitações atuais da técnica, e da gradativa tomada de consciência da sociedade sobre seus impactos éticos e sociais”. Essa constatação sublinha a necessidade de acompanhar de perto o rumo das inovações tecnológicas, assegurando que o seu avanço seja

orientado por princípios de justiça social, preservação ambiental e promoção do Desenvolvimento Sustentável.

1.3 Estrutura da Dissertação

Esta dissertação encontra-se organizada em cinco capítulos, cujo encadeamento lógico visa conduzir o leitor sobre o problema de pesquisa até as considerações finais derivadas dos achados acadêmicos e empíricos. Cada capítulo cumpre uma função específica, articulando-se às respectivas subseções de modo a garantir coerência interna e aderência metodológica ao objetivo geral do estudo, que é analisar os contextos de aplicação da Inteligência Artificial Centrada no Ser Humano (HCAI) no âmbito do Desenvolvimento Sustentável. A seguir descrevem-se, de forma resumida, os conteúdos que compõem cada parte do trabalho.

Capítulo 1 – Introdução: Apresenta o pano de fundo teórico que motiva a investigação, delimita a problemática e explicita as lacunas de conhecimento. Inclui as seções 1.1 Objetivos e 1.2 Justificativa, nas quais se discutem a relevância científica, social e tecnológica do tema. Esses elementos fornecem o alicerce conceitual que orienta as escolhas metodológicas posteriores.

Capítulo 2 – Referencial Teórico: Estrutura-se em três eixos complementares. Na seção 2.1 discutem-se os fundamentos, a evolução histórica e as principais vertentes da Inteligência Artificial. A seção 2.2 revisita o conceito de Desenvolvimento Sustentável, suas dimensões (ambiental, social, econômica e institucional) e os marcos internacionais associados. Já a seção 2.3 aprofunda a interface IA/ODS, examinando (i) contribuições potenciais da IA aos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável; (ii) estudos de caso ilustrativos; (iii) desafios éticos como viés algorítmico, transparência e impactos socioeconômicos e; (iv) o paradigma de Inteligência Artificial Centrada no Ser Humano. Esse arcabouço teórico sustenta as análises desenvolvidas nos capítulos seguintes.

Capítulo 3 – Metodologia: Detalha as escolhas e os procedimentos técnicos adotados. A seção 3.1 caracteriza a pesquisa como aplicada, de abordagem qualitativa, com objetivos exploratório-descritivos. Em 3.2 discriminam-se os métodos de coleta: análise bibliométrica, revisão sistemática da literatura e entrevistas semiestruturadas. A seção 3.3 descreve as estratégias de tratamento e análise dos dados, incluindo o uso das ferramentas *Bibliometrix/Biblioshiny, VOSviewer, Zotero, Rayyan* e do *Atlas.ti.* O capítulo evidencia os critérios de rigor científico e de ética na pesquisa, garantindo replicabilidade e validade.

Capítulo 4 – Resultados: Reúne e integra os achados empíricos obtidos. A seção 4.1 apresenta os indicadores bibliométricos e as redes de coautoria, tematização e impacto. Em 4.2

sistematizam-se as evidências extraídas da revisão sistemática, incluindo a normalização das 12 Dimensões de HCAI. A seção 4.3 consolida as percepções dos especialistas obtidas nas entrevistas, analisando a aderência prática aos conceitos teóricos e identificando códigos indutivos emergentes. Por fim, a seção 4.4 discute as convergências e divergências entre a literatura e a prática, oferecendo uma síntese crítica dos dados.

Capítulo 5 – Considerações Finais: Retoma os objetivos da pesquisa para apresentar as conclusões do estudo. O capítulo sintetiza as principais contribuições teóricas e práticas, incluindo a validação do modelo de "IA como Consultor Especialista". Aponta também as limitações da pesquisa (seção 5.6), abordando restrições de escopo e ferramentas, e propõe uma agenda de trabalhos futuros (seção 5.7), sugerindo caminhos para mitigar lacunas como o custo ambiental da IA e a necessidade de políticas públicas.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 Inteligência Artificial

Ao definir Inteligência Artificial (IA), torna-se fundamental distinguir seus dois principais tipos. Segundo Coeckelbergh (2023), os cientistas classificam a IA em dois grandes grupos: o primeiro é a IA limitada, fraca ou restrita, que corresponde aos sistemas existentes atualmente, que são especializados em tarefas específicas e não possui capacidade de raciocínio ou compreensão generalizada. Exemplos notáveis incluem os Modelos de Linguagem em Grande Escala, em inglês *Large Language Models* (LLM), como o *ChatGPT* da *OpenAI*, o *DeepSeek R1* da *DeepSeek*, o *Gemini* do *Google* e o *Llama* da *Meta AI*. Além disso, a IA limitada está presente em motores de busca na *web*, dispositivos conectados via IoT, sistemas de reconhecimento facial e processamento de imagens computacionais, entre outras aplicações.

O outro tipo de IA é conhecido como Inteligência Artificial Geral (IAG) ou IA forte. Esse termo se refere a sistemas capazes de replicar todas as capacidades cognitivas humanas, incluindo raciocínio, aprendizado e adaptação a contextos variados. Atualmente, a IAG permanece um objetivo distante, e alguns pesquisadores consideram sua concretização impossível (Coeckelbergh, 2023). No entanto, apesar dos desafios e do ceticismo de parte da comunidade científica, grandes empresas de tecnologia, conhecidas como *Big Techs*, continuam investindo massivamente em pesquisa e desenvolvimento de *hardware* e *software*, inclusive com apoio governamental. O objetivo é liderar a corrida tecnológica que poderá determinar qual delas será pioneira na criação de uma IA com essas capacidades avançadas (CNN Brasil, 2025).

O conceito de Inteligência Artificial que mimetize ou supere a inteligência humana não é algo novo. Há anos a literatura científica e literária trabalha com a ideia de que criações humanas podem ser dotadas de inteligência.

A ideia de que a inteligência é o resultado de um processo computacional e pode, portanto, ser automatizada, é antiga. Referências a máquinas pensantes não humanas existem na Ilíada de Homero, e Thomas Hobbes afirmou claramente, no Leviatã (Hobbes, 1651), que o pensamento humano nada mais é do que computação aritmética (Oliveira; Figueiredo, 2024, p. 4).

No entanto, foi apenas com Charles Babbage e Ada Lovelace, no século XIX, que surgiu a primeira proposta concreta de um computador geral, a Máquina Analítica, projetada para realizar não apenas cálculos complexos programados, mas utilizando regras matemáticas, poderia agir sobre outras atividades, como escrever músicas e se expressar usando símbolos (Isaacson, 2014; Oliveira; Figueiredo, 2024). Os questionamentos sobre a possibilidade de

máquinas poderem se auto programar, serem consideradas ou não como inteligência, começaram a surgir nessa época.

Um marco importante para a IA foi o trabalho pioneiro de Alan Turing, que em 1937 introduziu o conceito de máquinas universais, hoje conhecidas como Máquinas de Turing. Essas máquinas podiam realizar qualquer cálculo desde que tivessem memória e tempo suficientes. Esse conceito, conhecido como Tese de Church-Turing, forneceu a base teórica que sustenta a ideia de que as máquinas poderiam simular a inteligência humana (Oliveira; Figueiredo, 2024). Em seu artigo clássico de 1950, *"Computing Machinery and Intelligence"*, Turing volta a atenção ao trabalho de Ada Lovelace e formula a famosa pergunta: "Máquinas podem pensar?" e propõe o Teste de Turing ou Jogo da Imitação como uma forma de verificar se uma máquina poderia imitar o comportamento humano de forma convincente (Isaacson, 2014).

Turing (1950) sugeriu que, em vez de tentar definir o que é "pensar", seria mais produtivo testar se uma máquina poderia se passar por um humano em uma conversa, sem que o interlocutor humano soubesse que está falando com uma máquina. Turing escreveu ao longo dos anos, diferentes versões de seu teste, mas de forma geral o teste envolve uma simulação de conversação entre um humano e uma máquina, na qual um terceiro indivíduo tenta discernir, através de respostas escritas, qual dos dois é a máquina. Outra forma é a simulação de um interrogatório por escrito, conduzido por um humano, sem que ele saiba quem está respondendo suas perguntas. Se o interrogador não conseguir distinguir a máquina do humano, então a máquina pode ser considerada inteligente. Como Oliveira e Figueiredo (2014) observam, Turing acreditava que dentro de algumas décadas seria possível criar uma máquina capaz de passar nesse teste em cinco minutos.

Em seu artigo da década de 1950, Turing faz uma última sugestão que décadas depois foi o caminho tomado pelo desenvolvimento das tecnologias de Inteligência Artificial (Turing, 1950). O autor propõe que ao invés de escrever um programa que ensinasse uma máquina passar no Jogo da Imitação, seria mais interessante criar um programa que permitisse que a máquina aprendesse o que seria necessário para essa tarefa. A sugestão de Turing se configura atualmente, no processo de Aprendizado de Máquina, ou comumente utilizado em inglês *machine learning* (Oliveira; Figueiredo, 2024).

Já no final da década de 1950, cientistas expoentes como John McCarthy, Marvin Minsky, Nathaniel Rochester, Claude Shannon, Allen Newell e Herbert Simon começaram a publicar os primeiros esforços para reproduzir a inteligência humana. O termo Inteligência

Artificial foi criado nessa época, em um *workshop* científico, que ocorreu em 1956 em Dartmouth, New Hampshire, EUA (Oliveira; Figueiredo, 2024).

O desenvolvimento do aprendizado de máquina ganhou força no início do século XXI, com o desenvolvimento de processadores mais potentes e da criação da computação em nuvem, com a qual diversos computadores executam uma tarefa em comum, conectados em rede. Oliveira e Figueiredo (2024, p. 14), apontam que "O conceito-chave do aprendizado de máquina é que é possível para um sistema, quando configurado corretamente, adaptar seu comportamento para aproximar os resultados pretendidos para um determinado conjunto de entradas".

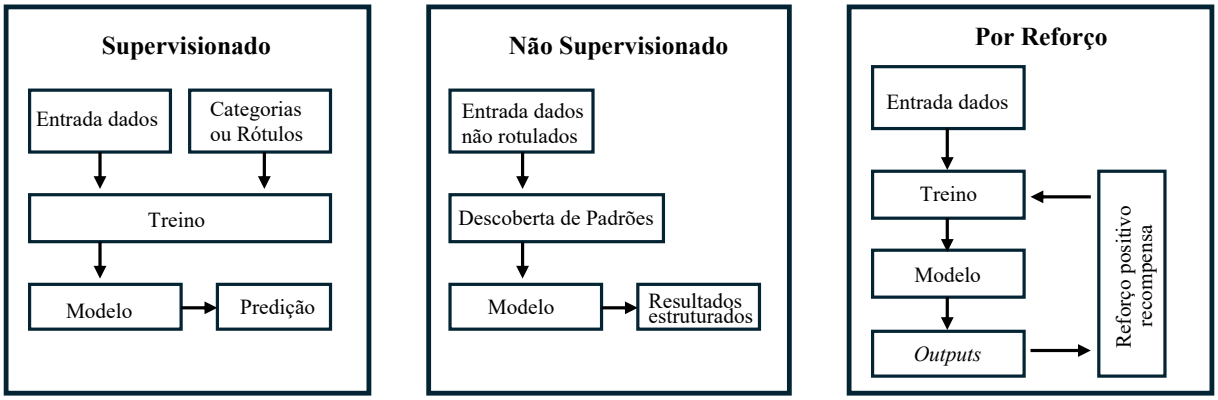
Na essência, o processo de aprendizado de máquina consiste em ensinar um programa a reconhecer exemplos de correspondência entre a entrada de uma instrução e o resultado de saída esperado. Quando um volume adequado de exemplos for inserido neste programa, a máquina poderá prever qual será a resposta correta a uma determinada entrada de instrução, mesmo que ela não tenha recebido essa informação anteriormente (Turfail *et al*., 2023). No entanto, como adverte Vallor (2024), é fundamental compreender que tais sistemas não operam de forma neutra ou autônoma, mas como espelhos amplificadores da inteligência humana. Em outras palavras, os modelos de IA refletem e amplificam padrões, decisões, valores e até falhas humanas, pois são estruturados a partir de dados gerados por sociedades historicamente marcadas por desigualdades e vieses. Essa metáfora do "espelho" convida a reconhecer que, ao treinar algoritmos, também se projeta fragmentos da moralidade, cultura e visão de mundo, o que impõem uma responsabilidade ética sobre seu desenvolvimento e uso.

O conjunto de abordagens utilizadas para o treinamento de máquina, são os chamados algoritmos, que podem ser entendidos como um conjunto de instruções bem definidas usadas para realizar tarefas específicas ou resolver problemas (Abbasi *et al.*, 2024). Os primeiros algoritmos, que utilizaram representações simbólicas para definir as entradas e saídas de informações, ao longo do tempo, foram substituídos por métodos estatísticos e/ou numéricos.

O aprendizado de máquina e as tecnologias associadas a ele levantam questões éticas importantes no contexto contemporâneo. O termo "aprendizado de máquina" refere-se ao uso de *software*s que mimetizam certos aspectos do processo humano de aprendizagem. Tais sistemas são concebidos para aprender a gerar respostas (*outputs*) a partir de informações inseridas manualmente pelos programadores e por meio do reconhecimento de padrões, regras e dados obtidos como entrada (*inputs*). Os algoritmos responsáveis por esse aprendizado são capazes de analisar grandes volumes de informação e extrair previsões e inferências (Coeckelbergh, 2023).

Enquanto os humanos constroem narrativas e teorias para interpretar dados e fazer previsões sobre o futuro, os sistemas de aprendizado de máquina desenvolvem modelos computacionais próprios, ajustando-se automaticamente aos dados disponíveis, sem necessidade de intervenção direta dos programadores para orientar a forma como os dados são processados. Coeckelbergh (2023) destaca três principais tipos de aprendizado de máquina: supervisionado, não supervisionado e por reforço Figura 1.

Figura 1 – Tipos de Aprendizado de Máquina



Fonte: Elaborado pelo autor, a partir de Coeckelbergh (2023).

Na Figura 1 é possível observar que no aprendizado supervisionado, os desenvolvedores fornecem parâmetros e categorias específicas que o algoritmo deve seguir para gerar suas respostas. Já no aprendizado não supervisionado, o sistema é apenas alimentado com dados brutos, e o próprio algoritmo identifica padrões e categorias, organizando os resultados de forma autônoma. Por fim, o aprendizado por reforço baseia-se em um mecanismo de avaliação, em que os *outputs* são validados por reforços positivos ou negativos, ajustando o comportamento do sistema sem a necessidade de regras explícitas previamente definidas.

Para Oliveira e Figueiredo (2024), os algoritmos de treinamento funcionam como *feedback* dentro do modelo matemático utilizado em um conjunto de treinamento. Eles essencialmente retroalimentam o modelo com os erros cometidos, para que haja um ajuste de pesos, e estes se tornem cada vez menos prováveis.

Contudo, a complexidade desses algoritmos pode gerar limitações significativas à compreensão humana sobre seus processos internos de decisão. Em muitos casos, nem mesmo os desenvolvedores conseguem explicar com precisão como determinadas conclusões foram alcançadas – fenômeno conhecido como *black box problem* (Coeckelbergh, 2023). Essa opacidade gera dilemas éticos importantes, especialmente em aplicações que envolvem risco

social, ambiental ou humano. Como resposta a esse desafio, surge o campo de pesquisa denominado Inteligência Artificial Explicável, em inglês *Explainable Artificial Intelligence* (XAI), a ser abordado posteriormente.

Dada a presença de mecanismos opacos e decisões de alto impacto social, a discussão técnica sobre aprendizado de máquina requer uma explicação mais explícita. Os aspectos éticos e de governança passam a integrar a própria definição de desempenho e legitimidade dos sistemas.

Oliveira e Figueiredo (2024), pontuam que existem muitas maneiras de promover o aprendizado de máquina, dentre os quais se destacam:

- Abordagens estatísticas: Essas abordagens são divididas entre Abordagens Generativas, baseadas na Lei de Bayes, que utilizam dados de treinamento para calcular a probabilidade de um evento ocorrer (por exemplo, identificar uma imagem contendo um cachorro), combinando o conhecimento prévio sobre o evento, com as características observadas nos dados; e Abordagens Discriminativas, que ao invés de usar a Lei de Bayes, essa classe estima diretamente a relação entre a entrada (como os valores de *pixel* de uma imagem) e a saída (a probabilidade de conter um cachorro). Elas são preferidas em problemas complexos, como a classificação de imagens, pois utilizam os dados de forma mais eficiente e são mais robustas, com menos suposições sobre a forma das relações estatísticas subjacentes.
- Abordagens baseadas em similaridade: Esses métodos, como o dos k vizinhos mais próximos (k-NN), classificam um novo objeto com base em exemplos semelhantes no conjunto de dados. O algoritmo analisa os k elementos mais próximos (geralmente medidos por distância euclidiana) e atribui ao novo objeto a categoria mais comum entre eles. Trata-se de um modelo de aprendizado supervisionado, simples e eficaz, frequentemente utilizado em tarefas de classificação e regressão, especialmente quando os dados apresentam relações espaciais ou padrões de similaridade bem definidos. A ideia é que um objeto novo tenha características semelhantes a objetos já vistos, permitindo prever sua classe. Uma extensão disso são as máquinas *kernel*, como as máquinas de vetores de suporte, em inglês *Support Vector Machine* (SVM), que tiveram grande impacto na última década do século XX e início do século XXI.
- Árvores de Decisão: Esse método divide os dados em uma série de decisões binárias. A classificação de um novo objeto é feita percorrendo a árvore até chegar a um nó folha, que fornece a previsão. As árvores de decisão são vantajosas porque são aplicáveis a dados heterogêneos (quantitativos e categóricos), transparentes (explicam o processo de decisão), e análogas à lógica humana. As árvores também podem ser combinadas em florestas aleatórias, que usam várias árvores para aumentar a robustez do modelo.

- Redes Neurais: Redes neurais é uma das abordagens mais poderosas e flexíveis em uso atualmente no campo da Inteligência Artificial. Elas surgiram na década de 1980, inspiradas por modelos matemáticos de neurônios biológicos. Os primeiros trabalhos sobre o tema remontam à década de 1940, McCulloch e Pitts propuseram um modelo matemático dos neurônios e Donald Hebb criou a regra de Hebb, um processo de aprendizagem para redes neurais segundo o qual "células que disparam juntas se conectam", ou seja, quando o neurônio A contribui repetidamente para a ativação do neurônio B, a conexão entre A e B aumenta. Este princípio se aplica aos mecanismos de aprendizado e memória de um cérebro biológico, formando a base para o desenvolvimento das redes neurais modernas, que evoluíram para sistemas capazes de aprender padrões complexos a partir de grandes volumes de dados.

Na última década, o aprendizado de máquina teve um salto notável de desenvolvimento em áreas como visão computacional, reconhecimento de fala e processamento de linguagem natural. O desenvolvimento dessas tecnologias é conhecido como: Aprendizado Profundo, cujo termo "profundo" se refere a uma arquitetura de redes neurais com diversas camadas, que possibilitam aplicações e implementações com conjuntos muito grandes de dados (*Big Data*), permitindo conjuntos de treinamento de máquina complexos (Oliveira; Figueiredo, 2024).

Aplicações com este nível de complexidade, utilizam suas múltiplas camadas para abstrair dados de entrada e gerar informações de saída cada vez mais úteis, em diversas aplicações.

No aprendizado profundo, cada camada de rede neural aprende a transformar sua entrada em uma representação um pouco mais abstrata e composta. Por exemplo, no reconhecimento ou classificação de imagens, a entrada bruta pode ser uma matriz de pixels, a primeira camada pode abstrair os *pixels* e codificar bordas ou cantos, a segunda camada pode compor e codificar arranjos de bordas e cantos em linhas e outras formas, e assim por diante até conceitos semanticamente significativos, como rostos ou objetos, ou tumores em imagens médicas (Oliveira; Figueiredo, 2024, p. 19).

Oliveira e Figueiredo (2024) explicam que, embora os neurônios biológicos sejam estruturas complexas e de difícil modelagem, é possível representar seu funcionamento por meio de modelos matemáticos abstratos. Esses modelos simplificados consideram que cada neurônio artificial acumula estímulos de entrada até atingir um determinado limiar, momento em que "dispara", transmitindo sinais aos neurônios seguintes. Ao conectar diversas dessas unidades em um sistema computacional, torna-se viável simular a operação básica de processamento de informações realizada pelo cérebro humano. Nas redes neurais aplicadas ao aprendizado de máquina, a intensidade das conexões equivalente às *sinapses* biológicas, é

representada por pesos numéricos, que determinam o grau de influência entre os neurônios artificiais interligados.

O uso de redes neurais artificiais teve sua maior exposição com a popularização dos Modelos de Linguagem Natural (MLN), cujo representante mais expoente é o *ChatGPT*, da empresa *OpenAI*. O *GPT-3* foi o primeiro modelo disponível para o público a ficar famoso pelas capacidades analíticas e suas respostas naturais ao que lhe era solicitado, destacando-se por seus 175 bilhões de parâmetros de treinamento, 10 vezes mais do que modelos contemporâneos a ele. O modelo de linguagem *GPT-3* era capaz de realizar diversas tarefas de processamento de linguagem natural, incluindo tradução, questionamento e tarefas de preenchimento de lacunas, além de lidar com várias atividades que exigem raciocínio imediato ou adaptação ao contexto, como reorganizar palavras, usar uma palavra nova em uma frase ou realizar operações aritméticas de três dígitos (Brown *et al.*, 2020).

Em 13 de maio de 2024, a *OpenAI* fez o lançamento de um novo modelo generativo, o *GPT-4o* onde a letra "o" significa *omni*, em referência a capacidade de compreender entrada de dados e solicitações por meio de múltiplos canais ou *omnichannel*, como a fala natural, imagens, vídeos, arquivos, códigos de programação, entre outros. Essa característica fez com que o *GPT-4o* atendesse melhor às necessidades dos usuários (OpenAI, 2024a).

Ainda em 2024, a *OpenAI* liberou para o acesso público, alguns modelos com capacidade de raciocínio aprimorada, como o *OpenAI o1* e *o3*, uma nova série de IA projetada para resolução de problemas complexos, com destaque principalmente em áreas como ciência, matemática e programação. Os modelos foram treinados para "pensar" mais antes de responder, simulando um processo de raciocínio humano. Segundo a *OpenAI* (2024b, s/p) os modelos "refinam sua resposta ao testar diferentes estratégias e aprender com erros, o que os torna eficazes em problemas científicos e matemáticos complexos". No desempenho em tarefas avançadas, como o exame qualificatório da Olimpíada Internacional de Matemática o modelo *o1* conseguiu resolver 83% dos problemas, enquanto o *GPT-4o* atingiu apenas 13%. Adicionalmente, o modelo *o1* se destacou em competições de programação, alcançando o percentil 89 no *Codeforces* (OpenAI, 2024b).

Estes avanços na capacidade da IA em executar tarefas complexas, demonstram o quão útil pode ser a sua aplicação no principal desafio da sociedade moderna, rumo ao cumprimento das metas dos ODS e futuro mais sustentável, como por exemplo, a mitigação dos efeitos das mudanças climáticas, combate a incêndios florestais, modelos preditivos dos impactos ambientais causados pelas atividades antropogênicas e medidas de adaptação climática.

Na saúde, a IA pode ser utilizada para diagnósticos mais rápidos e precisos, análise preditiva de doenças e otimização da gestão hospitalar. No contexto da previsão climática, a IA contribui com a análise de grandes volumes de dados para prever eventos extremos, melhorando a gestão de desastres e a formulação de políticas preventivas. Já na segurança alimentar, a IA pode otimizar cadeias de suprimento, prever escassez de alimentos e contribuir para uma agricultura mais sustentável por meio da automação e análise preditiva (Vinuesa *et al.*, 2020).

Por outro lado, o uso das mesmas ferramentas pode causar impactos que dificultem atingir as metas dos ODS, pois sabe-se que a evolução tecnológica, especialmente das tecnologias digitais, demanda grandes quantidades de metais raros para produção, uso intensivo de energia elétrica para a operação dos *data centers* e uma grande quantidade de água, para resfriamento dos equipamentos. Essas demandas causam importantes emissões de Gases de Efeito Estufa (GEE) e outros diversos impactos negativos no ecossistema. Outro ponto a ser ponderado são os aspectos éticos, que também têm a capacidade de influenciar negativamente os objetivos sociais e institucionais.

Coeckelbergh (2023) observa que sistemas de IA já participam de decisões com consequências morais, de diagnósticos médicos à concessão de crédito, embora careçam da chamada "agência moral forte", conceito aristotélico segundo o qual apenas agentes dotados de consciência dos fins, capacidade deliberativa e entendimento das implicações de suas escolhas podem ser considerados moralmente responsáveis. Como sistemas algorítmicos não satisfazem esses requisitos, a responsabilização se desloca para as organizações e indivíduos que os projetam, implantam e legitimam.

Essa assimetria entre agir e responder moralmente, evidencia o problema dos *many hands*, expressão cunhada para designar situações em que múltiplos atores contribuem para o resultado ético negativo, tornando difusa a atribuição de culpa e dificultando a prestação de contas. Em cadeias de valor distribuídas, que envolvem fornecedores de dados, desenvolvedores, integradores e usuários finais, a ausência de mecanismos claros de responsabilização, pode resultar em danos sem responsáveis identificáveis (Coeckelbergh, 2023).

Para mitigar esse vácuo, Shneiderman (2020) propõe a construção de sistemas *Reliable, Safe* e *Trustworthy* (RST). Um sistema *reliable* apresenta desempenho consistente dentro de faixas operacionais definidas; *safe* denota a capacidade de prevenir ou conter danos, mesmo sob condições anômalas; *trustworthy* implica transparência nos processos, auditabilidade independente e a possibilidade de contestação humana efetiva. Na prática, isso se traduz em

trilhas completas de auditoria, testes contínuos de robustez, protocolos “à prova de falhas” e supervisão humana capaz de intervir antes que ocorram danos sociais ou individuais.

2.2 Desenvolvimento Sustentável

O termo “sustentabilidade” tem adquirido centralidade nos debates científicos, políticos e sociais como um imperativo ético e estratégico diante dos múltiplos limites ecológicos, sociais e econômicos que, conforme destacado por Meadows *et al.* (1972), desafiam o modelo de desenvolvimento vigente. A partir da consolidação do conceito do Desenvolvimento Sustentável no relatório *Our Common Future* (WCED, 1987), difundiu-se uma perspectiva que busca conciliar crescimento econômico, inclusão social e preservação ambiental, dando origem a uma abordagem multidimensional e interdependente dos processos de desenvolvimento.

Ignacy Sachs (2009) e Enrique Leff (2002) contribuíram significativamente para o amadurecimento do Desenvolvimento Sustentável ao defenderem que deve ser compreendido não como um modelo único, mas como uma pluralidade de caminhos adaptados a realidades ecológicas, culturais e institucionais diversas. Nesse sentido, o Desenvolvimento Sustentável não é apenas uma meta, mas um processo que envolve escolhas políticas, disputas de valores e construção de novos pactos sociais baseados na equidade intergeracional e na responsabilidade compartilhada.

A proposta do *Triple Bottom Line* (TBL) (Elkington, 1997), com suas três dimensões (Econômica, Social e Ambiental) tornou-se uma das formas mais difundidas de representar essa abordagem integrada. A dimensão Econômica refere-se à eficiência e viabilidade dos processos produtivos, a Social à justiça distributiva e inclusão, e a Ambiental à conservação dos recursos naturais e dos serviços ecossistêmicos. No entanto, Veiga (2010); Capra e Luisi (2014) alertam que a representação do tripé tende a simplificar as complexas interações entre economia, sociedade e meio ambiente.

Para Veiga (2010), a sustentabilidade foi muitas vezes capturada pelo *marketing* corporativo e por práticas institucionais que reduzem sua complexidade a meras métricas econômicas ou relatórios de responsabilidade social. O TBL é frequentemente instrumentalizado no contexto corporativo, esvaziando o potencial transformador da sustentabilidade, o tema demanda abordagens que reconheçam os conflitos entre interesses econômicos de curto prazo e as exigências de preservação ambiental de longo prazo, superando visões reducionistas.

Já Capra e Luisi (2014) discutem a necessidade de uma mudança profunda de paradigma, rejeitando abordagens fragmentadas e utilitaristas da sustentabilidade. Os autores

criticam a lógica reducionista que, em muitos casos, sustenta práticas empresariais voltadas apenas para o equilíbrio entre economia, meio ambiente e sociedade sem questionar as bases culturais e epistemológicas do próprio sistema econômico global e defendem a necessidade de adotar uma perspectiva sistêmica da vida, na qual os processos sociais, ecológicos e econômicos sejam compreendidos como redes interdependentes, dinâmicas e autorreguláveis.

No plano internacional, os marcos estabelecidos pelas conferências das Nações Unidas, como a Conferência das Nações Unidas sobre Meio Ambiente e Desenvolvimento (CNUMAD) realizada no Rio de Janeiro em 1992 (Rio-92), a Cúpula Mundial sobre Desenvolvimento Sustentável em Joanesburgo em 2002 (Rio+10), a Conferência da ONU sobre Desenvolvimento Sustentável em 2012 (Rio+20) e a adoção da Agenda 2030 em 2015, reforçam o compromisso global com uma nova ética do desenvolvimento. Os Objetivos de Desenvolvimento Sustentável (ODS) sintetizam essa visão ampliada, propondo uma agenda universal composta por 17 objetivos e 169 metas que articulam temáticas como pobreza, educação, energia limpa, trabalho decente, inovação, justiça climática, paz, entre outras (United Nations, 2015).

Os ODS dispostos no Quadro 1 estão organizados em três grandes dimensões da sustentabilidade - social, econômica e ambiental - além de uma dimensão transversal institucional, refletindo uma abordagem integrada e interdependente:

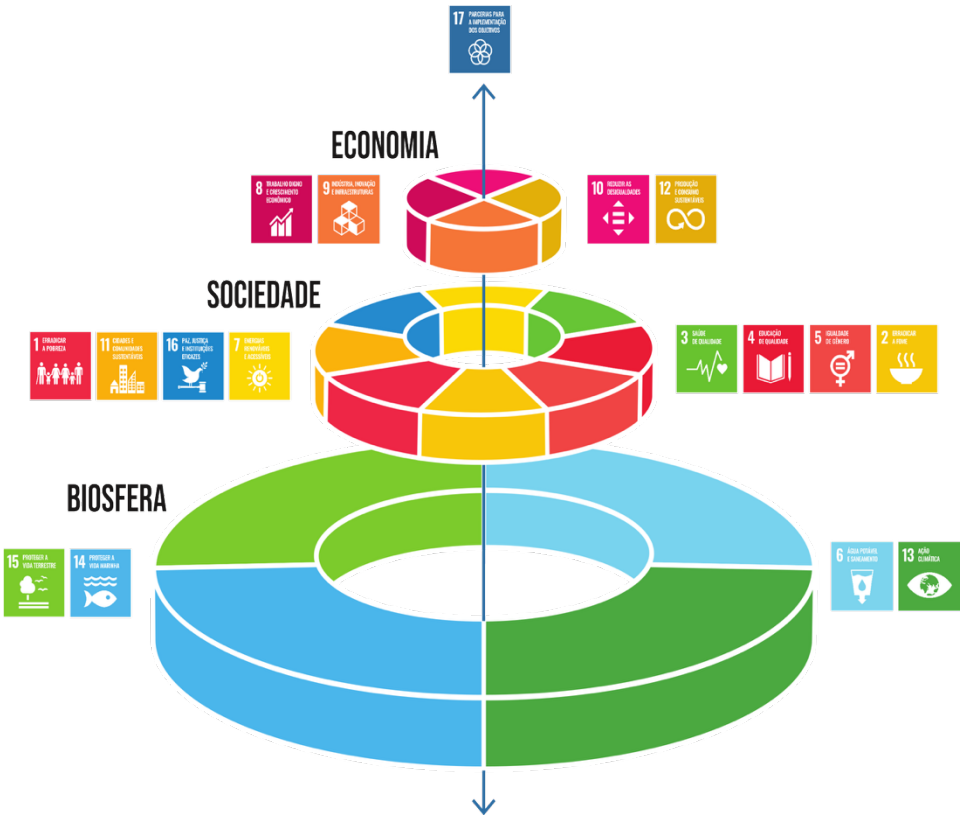
Quadro 1 – Objetivos de Desenvolvimento Sustentável

Dimensões	**Objetivos**
Dimensão Social	ODS 1: Erradicação da pobreza
	ODS 2: Fome zero e agricultura sustentável
	ODS 3: Saúde e bem-estar
	ODS 4: Educação de qualidade
	ODS 5: Igualdade de gênero
	ODS 6: Água potável e saneamento
	ODS 11: Cidades e comunidades sustentáveis
Dimensão Econômica	ODS 8: Trabalho decente e crescimento econômico
	ODS 9: Indústria, inovação e infraestrutura
	ODS 12: Consumo e produção responsáveis
Dimensão Ambiental	ODS 6: Água potável e saneamento (também vinculado à dimensão social)
	ODS 7: Energia limpa e acessível
	ODS 13: Ação climática
	ODS 14: Vida na água
	ODS 15: Vida na terra
Dimensão Institucional / Governança Global	ODS 10: Redução das desigualdades
	ODS 16: Paz, justiça e instituições eficazes
	ODS 17: Parcerias e meios de implementação

Fonte: Elaborado pelo autor, a partir de United Nations (2015).

A leitura integrada dos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável, favorece a elaboração da Figura 2, que retrata o modelo conhecido como *Wedding Cake*. Essa representação propõe uma arquitetura em camadas na qual economia e sociedade são entendidas como subsistemas aninhados na biosfera, deslocando a interpretação dos ODS de um arranjo temático setorial para uma perspectiva sistêmica de dependências e condicionantes (Stockholm Resilience Centre, 2016).

Figura 2 – ODS *Wedding Cake*



Fonte: Stockholm Resilience Centre (2016, s/p).

Ao enfatizar a biosfera como base, o modelo da Figura 2 realça que a consecução de metas sociais e econômicas pressupõe a manutenção dos processos ecológicos que sustentam a vida, orientando, assim, o desenho de políticas e estratégias para a Agenda 2030 a partir de uma lógica de interdependência e priorização de fundamentos biofísicos (Stockholm Resilience Centre, 2016).

A implicação prática desse enquadramento é a necessidade de planejar e monitorar ações de forma coerente com as relações de suporte entre camadas, buscando sinergias e administrando *trade-offs* entre metas. O *Wedding Cake* opera como uma heurística para a coordenação intersetorial e multiescala, útil à definição de prioridades, à integração de instrumentos de política e à avaliação de resultados sob uma ótica sistêmica (Stockholm Resilience Centre, 2016).

Os ODS reforçam a necessidade de que todos os setores da sociedade, governos, sociedade civil e setor privado, atuem de forma coordenada na promoção do Desenvolvimento Sustentável. Nesse cenário, destaca-se o papel relevante das empresas, ao incorporarem práticas de responsabilidade socioambiental em suas estratégias de negócios.

É nesse contexto que emerge o conceito de *Environmental, Social and Governance* (ESG) que ganhou força no setor corporativo como um conjunto de critérios que guiam práticas empresariais alinhadas aos princípios da sustentabilidade (Friede; Busch; Bassen, 2015). Os critérios Ambientais analisam impactos ecológicos; os Sociais tratam de relações com comunidades, trabalhadores e consumidores; e a Governança avalia transparência e ética nos processos corporativos. Embora o ESG tenha surgido como um instrumento de avaliação de risco para investidores, sua crescente institucionalização o transformou em um mecanismo estratégico para empresas que buscam alinhar seus modelos de negócios aos desafios do Desenvolvimento Sustentável. No entanto, críticas apontam o risco de *greenwashing* e a necessidade de métricas mais robustas e transparentes (Eccles; Klimenko, 2019).

Em paralelo, as discussões sobre economia sustentável têm se aprofundado para além das noções tradicionais de crescimento. Abordagens como a bioeconomia, a economia circular e o decrescimento sustentável colocam em xeque a centralidade do Produto Interno Bruto (PIB) como indicador de progresso, propondo novas formas de medir bem-estar e prosperidade. Daly (1996) e Raworth (2017) argumentam que a economia deve ser entendida como um subsistema do ambiente natural, devendo respeitar os limites planetários. Tais abordagens propõem a reorganização dos sistemas produtivos com base na regeneração, na equidade e na redução de desperdícios, apontando para uma transição socioeconômica urgente e necessária.

No contexto acadêmico, a sustentabilidade tem sido cada vez mais tratada com uma importância crítica, que exige a revisão de paradigmas dominantes como o extrativismo e o produtivismo. Essa perspectiva alerta para os riscos de apropriações reducionistas e tecnocráticas do termo, muitas vezes esvaziadas de seu conteúdo político-transformador (Acselrad, 2009). Hartley (2020) também destaca que a ênfase excessiva em abordagens tecnocráticas nos ODS pode limitar a participação democrática e a inclusão de saberes locais, comprometendo a efetividade das políticas de sustentabilidade.

Por fim, cabe destacar que a inserção da tecnologia, e em especial da Inteligência Artificial, nesse debate é inevitável. Embora a IA possa oferecer soluções inovadoras para problemas complexos, como o combate às mudanças climáticas ou a gestão eficiente de recursos naturais, seu uso desregulado também pode intensificar desigualdades, consumir grandes quantidades de energia e reforçar padrões discriminatórios (Vinuesa *et al.*, 2020). É nesse ponto que surge a proposta da Inteligência Artificial Centrada no Ser Humano, uma abordagem que propõe o desenvolvimento e aplicação da IA com foco na ética, na inclusão social, na transparência e no respeito aos direitos humanos (Shneiderman, 2020). Essa perspectiva oferece caminhos promissores para que a IA contribua positivamente com os

princípios do Desenvolvimento Sustentável, ao passo que alerta para seus potenciais impactos negativos quando orientada exclusivamente por interesses econômicos e eficiência técnica.

A próxima seção aprofunda as definições e implicações da HCAI, estabelecendo as conexões entre os fundamentos aqui discutidos e os desafios contemporâneos da inovação tecnológica no contexto da sustentabilidade.

2.3 Aplicações da Inteligência Artificial para o Desenvolvimento Sustentável

A Inteligência Artificial tem o potencial de transformar setores inteiros da economia, alterar dinâmicas sociais e acelerar a consecução dos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável (Vinuesa *et al.*, 2020). A análise bibliométrica conduzida neste presente estudo indica que, no período de 2020 a 2024, a produção acadêmica sobre IA + ODS apresentou uma taxa média de crescimento anual de aproximadamente 83%. Rolnick *et al*. (2019) relatam que as publicações se concentram sobretudo nos domínios de energia, agricultura, saúde e cidades inteligentes.

2.3.1 Contribuições potenciais da IA aos ODS

A expansão da infraestrutura digital global, marcada por infraestruturas de computação em nuvem de alto desempenho, sensores distribuídos e conectividade 5G, viabilizou uma nova geração de aplicações de Inteligência Artificial, capazes de operar em tempo quase real e de aprender continuamente com dados heterogêneos. Essa infraestrutura cognitiva, quando orientada pelos princípios da HCAI (Shneiderman, 2020), pode contribuir para o alcance de várias metas dos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável. Entretanto, sua implementação também introduz tensões socioambientais que precisam ser cuidadosamente geridas (Vinuesa *et al.*, 2020). Assim, cada contribuição técnica deve ser acompanhada de salvaguardas proporcionais ao risco, com ênfase em governança de dados, explicabilidade e supervisão humana.

No eixo ambiental-climático, algoritmos de *machine learning* alimentados por séries de satélites do programa *Copernicus*, operado pela Agência Espacial Europeia (ESA) e redes meteorológicas locais refinam inventários de emissões de gases de efeito estufa, identificam padrões de ilhas de calor e antecipam eventos extremos com antecedência de dias, tempo crucial para a gestão de desastres (Fawzy *et al.*, 2020). Modelos de aprendizado profundo, combinados a redes de sensores em linhas de transmissão, otimizam a distribuição de energia renovável, reduzindo perdas e integrando fontes intermitentes. Estes exemplos estão relacionados com as metas dos ODS 7 e 13 (Rolnick *et al.*, 2019).

No campo da produção de alimentos, a convergência entre visão computacional embarcada em *drones*, imagens multiespectrais dos satélites *Sentinel-1* e *Sentinel-2* (ambos operados pela Agência Espacial Europeia) e dados de sensores *in situ* (estações meteorológicas e sondas de umidade instaladas diretamente no solo) permite que algoritmos detectem estresse hídrico, deficiências nutricionais e infestações de pragas com precisão centimétrica (Veloso *et al.*, 2017). Ensaios de agricultura de precisão utilizando aplicação variável de nitrogênio em trigo, orientados por Índice de Vegetação por Diferença Normalizada, em inglês, *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI), que compara as reflectâncias nas bandas vermelha e infravermelha próxima para estimar o vigor da cobertura vegetal derivados do *Sentinel-2*, registraram redução média de 22% no insumo nitrogenado e melhoria da eficiência do uso de nitrogênio sem perda de produtividade, resultados que se traduzem em menor custo ambiental e econômico, alinhando-se diretamente às metas dos ODS 2 e 12 (Santaga *et al*., 2021).

A saúde pública também se beneficia com a IA. Redes neurais convolucionais (modelos de IA inspirados na organização do córtex visual, especializados em reconhecer padrões complexos em imagens) aplicadas à radiologia. Com elas, é possível identificar padrões sutis de tumores pulmonares em estágios iniciais (Ardila *et al.*, 2019), enquanto algoritmos baseados em processamento de linguagem natural, rastreiam sinais de novos surtos em registros on-line, antecipando alertas epidemiológicos (Niiler, 2020; Caulder *et al.*, 2020). Esses avanços contribuem para o ODS 3.

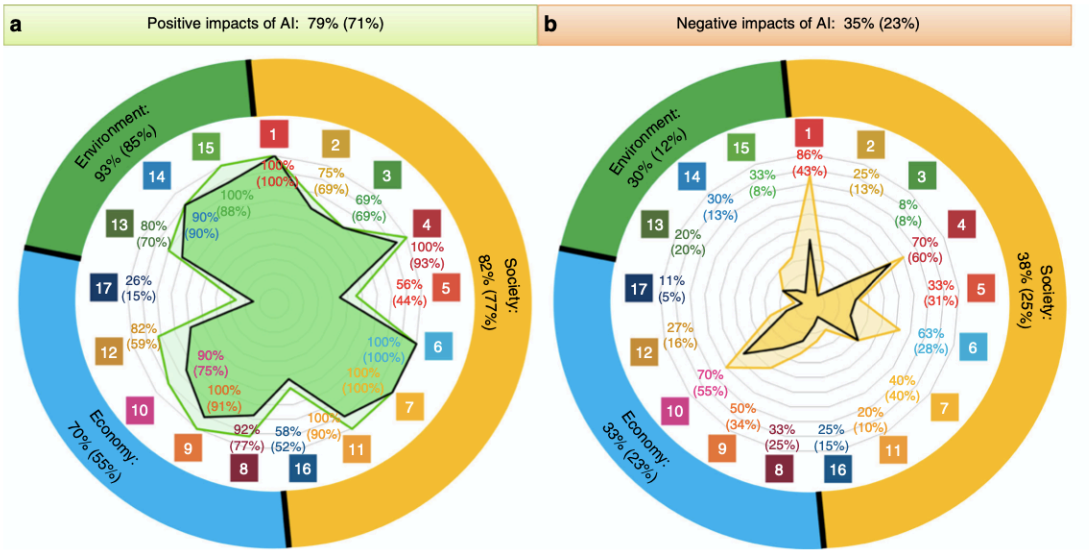
Nos contextos urbanos, a materialização de cidades e infraestruturas resilientes manifesta-se em múltiplas frentes tecnológicas. Sistemas de trânsito inteligente baseados em algoritmos de aprendizagem por reforço ajustam os tempos semafóricos em tempo real e podem reduzir as emissões de CO_2 em aproximadamente 16% (Wu *et al.*, 2025). Paralelamente, modelos de roteirização dinâmica para a coleta de resíduos sólidos demonstram economias de combustível próximas a 20% e cortes de custos operacionais de cerca de 19% (Abdallah *et al.*, 2019). Complementarmente, as plataformas de otimização energética predial por IA oferecem reduções de até 25% no consumo de energia dos sistemas de *Heating, Ventilation and Air Conditioning* (HVAC), que abrangem os equipamentos de aquecimento, ventilação e ar-condicionado responsáveis por uma fração relevante da demanda energética total dos edifícios em até 40% nas emissões associadas (Brainbox AI, 2024). De forma integrada, essas inovações tecnológicas promovem avanços aos ODS 9 e ODS 11, reforçando a resiliência e a sustentabilidade dos ambientes urbanos.

A IA também tem se tornado aliada da conservação da biodiversidade. Classificadores automáticos processam milhões de imagens de armadilhas fotográficas, identificando espécies

em segundos, tarefa antes realizada manualmente em meses (Norouzzadeh *et al.,* 2018). Além disso, modelos de detecção baseados em radar de abertura sintética (SAR), tecnologia de sensoriamento remoto que utiliza micro-ondas para gerar imagens mesmo através de nuvens e do dossel florestal, conseguem identificar desmatamentos clandestinos, mesmo sob cobertura de nuvens, acionando órgãos de fiscalização praticamente em tempo real (Doblas *et al.*, 2022). Esses avanços reforçam as metas dos ODS 13, 14 e 15.

Para avaliar de forma sistemática como a Inteligência Artificial interage com as diferentes metas dos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável, Vinuesa *et al.* (2020) conduziram um processo de elicitação de especialistas cruzando 169 metas dos 17 ODS com evidências provenientes de aplicações reais, estudos laboratoriais, relatórios de organismos internacionais e casos comerciais documentados. O resultado dessa síntese está representado na Figura 3, que distingue, por dimensão (Sociedade, Economia e Ambiente), as metas potencialmente beneficiadas ou prejudicadas pela adoção de sistemas de IA.

Figura 3 – Síntese dos impactos positivos e negativos sobre os ODS



Fonte: Vinuesa *et al*. (2020, p. 2).

A Figura 3 mostra que, considerando as três dimensões, 79% das metas analisadas apresentam evidências de impactos positivos da IA, ao passo que 35% registram possíveis efeitos negativos. Quando as evidências são ponderadas pela sua pertinência metodológica, esses valores se ajustam para 71% e 23%, respectivamente (Vinuesa *et al.,* 2020). Observa-se,

ainda, que os benefícios são mais pronunciados nas metas ambientais (93%) e menos nas econômicas (70%), enquanto os riscos se concentram sobretudo na dimensão social (38%).

O Quadro 2, traz resumidamente, os impactos positivos e negativos que a Inteligência Artificial exerce sobre os Objetivos de Desenvolvimento Sustentável, conforme as três dimensões da sustentabilidade.

Quadro 2 – Impactos positivos e negativos da IA sobre os ODS

Dimensão/ODS		Impacto positivo da IA	Impacto negativo da IA
SOCIAL	ODS 1 Erradicação da Pobreza	Identificação de áreas vulneráveis via imagens de satélite, apoiando políticas de alívio à pobreza.	Elevação dos requisitos de qualificação profissional pode ampliar desigualdades.
	ODS 4 Educação de Qualidade	Personalização de conteúdo e gestão eficiente de recursos educacionais.	A exclusão digital pode aumentar disparidades de aprendizagem.
	ODS 5 Igualdade de Gênero	—	Algoritmos treinados em dados enviesados reforçam estereótipos e discriminação.
	ODS 6 Água Limpa e Saneamento	Sensoriamento e análise preditiva para detecção de vazamentos e otimização de uso hídrico.	—
	ODS 7 Energia Limpa e Acessível	Operação de redes inteligentes e integração de renováveis.	Alto consumo energético de centros de dados aumenta pegada de carbono.
	ODS 11 Cidades Sustentáveis	Planejamento urbano inteligente, veículos autônomos elétricos, gestão de resíduos.	—
	ODS 16 Paz, Justiça e Instituições Eficazes	—	Empurrões massivos baseados em *Big Data* (*big nudging*) e manipulação de processos democráticos.
ECONÔMICA	ODS 8 Trabalho Decente e Crescimento Econômico	Ganhos de produtividade e novos modelos de negócio baseados em dados.	Automação substitui postos de trabalho, acentuando polarização salarial.
	ODS 9 Indústria, Inovação e Infraestrutura	Otimização de cadeias produtivas, manutenção preditiva e logística 4.0.	Concentração tecnológica e dependência de poucos provedores globais.
	ODS 10 Redução das Desigualdades	Análise de grandes bases de dados para formular políticas de inclusão.	Algoritmos de recomendação podem reforçar polarização e vieses em anúncios de emprego.
	ODS 12 Consumo e Produção Responsáveis	Apoio à economia circular e a sistemas de manufatura de baixo desperdício.	—
AMBIENTAL	ODS 13 Ação Climática	Modelagem de cenários climáticos e suporte a sistemas energéticos de baixa emissão.	Emissões associadas ao treinamento de modelos e à infraestrutura computacional.
	ODS 14 Vida na Água	Algoritmos de detecção de vazamentos de petróleo e monitoramento de poluição marinha.	Possível sobre-exploração de recursos marinhos a partir de dados granularizados.
	ODS 15 Vida Terrestre	Classificação de vegetação e detecção de desertificação via imagens de satélite.	Dados sobre *hotspots* de biodiversidade podem ser usados para exploração ilegal de recursos.

Fonte: Elaborado a partir de Vinuesa *et al.* (2020).

Observa se na Figura 3 e no Quadro 2, que a Inteligência Artificial tende a catalisar o progresso de grande parte dos ODS, sobretudo nas frentes de eficiência energética, gestão de recursos e inovação produtiva, mas revela simultaneamente vulnerabilidades estruturais associadas a desigualdades socioeconômicas, vieses algorítmicos e elevadas demandas de energia. Na dimensão Social, os ganhos em educação, saúde e serviços básicos contrastam com riscos de ampliação das disparidades de renda e discriminação. Na dimensão Econômica, o aumento de produtividade convive com transferência de renda do trabalho para o capital e concentração tecnológica. Por fim, na esfera Ambiental, os avanços em monitoramento climático e conservação podem ser comprometidos pelo consumo energético intensivo dos sistemas de IA.

Portanto, a materialização dos benefícios da IA depende de políticas de governança, transparência de dados e adoção de matrizes energéticas limpas, de modo a potencializar os impactos positivos e mitigar os negativos, identificados por Vinuesa *et al.* (2020).

2.3.2 Exemplos de aplicações da IA

Na literatura, observam-se inúmeros exemplos concretos de aplicação da Inteligência Artificial em contextos voltados ao Desenvolvimento Sustentável. Esses casos ilustram como a IA tem sido utilizada para enfrentar desafios reais e apoiar políticas, processos e soluções tecnológicas orientadas aos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável (ODS). A seleção apresentada nesta seção busca tornar mais tangíveis os avanços identificados na análise bibliométrica, evidenciando de que forma a pesquisa aplicada vem materializando os princípios da Inteligência Artificial Centrada no Ser Humano em diferentes domínios sociais, econômicos e ambientais, conforme sintetizado no Quadro 3. Cabe observar, contudo, que parte dos dados apresentados foi coletada a partir de divulgações realizadas pelas próprias empresas, o que pode introduzir viés de autopromoção e favorecer a ênfase em resultados positivos das iniciativas, em detrimento de limitações, riscos ou insucessos.

Quadro 3 – Mapeamento de Exemplos de IA Centrada no Humano e ODS

Exemplo	Metas dos ODS	Tipo de Evidência / Tecnologia	Efeito Principal	Referências
Google Flood Forecast Initiative	ODS 11 (Metas 11.5 e 11.b); Indireta: 11.3.	Redes neurais (LSTM e convolucionais), assimilação de dados hidrológicos em tempo real e modelos de inundação.	Emite alertas de cheia georreferenciados para aprimorar a capacidade de antecipação e resposta, reduzindo o número de mortes, pessoas afetadas e perdas econômicas.	(Google, 2021); (Google, 2024).
DeepMind (Resfriamento de *Data Centers*)	ODS 7 (Meta 7.3); Indireta: 7.2 e 7.1.	Algoritmos de reforço profundo para controlar sistemas de resfriamento (climatização e torres de resfriamento).	Alcança reduções consistentes de **cerca de 30%** na energia consumida para refrigeração, tornando a infraestrutura digital menos intensiva em carbono.	(Gasparik *et al.*, 2018).
IBM Watson Decision Platform for Agriculture	ODS 2 (Metas 2.3 e 2.4); ODS 12 (Metas 12.2, 12.3 e 12.a).	IA, IoT e modelagem climática.	Fornece previsões meteorológicas e de umidade do solo em nível de vila para apoiar decisões. Potencializa a eficiência no uso de insumos e pode elevar a produtividade e a renda de pequenos produtores.	(PIB, 2019).
Wildlife Insights / Snapshot Serengeti	ODS 15 (Metas 15.5, 15.7 e 15.9); Indireta: 15.1.	Modelos de visão computacional e *deep learning*, treinados com milhões de imagens de armadilhas fotográficas.	A automação **reduz cerca de 80% do tempo** necessário para processar grandes acervos. Permite respostas mais rápidas a pressões antrópicas, reforçando o ODS 15.	(Ahumada *et al.*, 2019); (Williams, 2019); (Norouzzadeh *et al.*, 2018); (Reuell, 2018).
OceanMind (Monitoramento de Pesca Ilegal)	ODS 14 (Metas 14.4 e 14.5); Indireta: 14.a, 14.b e 14.c.	Aprendizado de máquina combinado com dados do *Automatic Identification System* (AIS) transmitidos por satélites.	Identifica padrões anômalos de navegação para coibir a pesca ilegal. A localização e captura do navio STS-50 em 2018 foi auxiliada por meio desse monitoramento.	(ESA, 2025); (Costanzi; Hangen, 2021).
Rainforest Connection (RFCx)	ODS 15 (Metas 15.2 e 15.5).	Bioacústica apoiada por IA: sensores acústicos e modelos de *deep learning* para identificar sons de motosserras.	Eleva para **96% a acurácia** na identificação do ruído de motosserras. Permite deslocamento rápido de equipes de fiscalização, coibindo o corte ilegal quase em tempo real.	(Huawei, 2019).
BlueDot (Vigilância Epidemiológica)	ODS 3 (Meta 3.d); Potencial indireta: 3.3.	Processamento de linguagem natural (PLN) em 65 idiomas e dados de mobilidade aérea.	**Detecta surtos antes de alertas oficiais**. Emissão de sinal sobre pneumonia atípica em Wuhan nove dias antes da OMS.	(Niiler, 2020); (Caulder *et al.*, 2020).

Fonte: Elaborado pelo autor (2025).

A *Google Flood Forecast Initiative* é um exemplo emblemático. Desde 2018, a plataforma integra redes neurais do tipo *Long Short-Term Memory* (LSTM), um tipo de rede neural recorrente capaz de aprender dependências de longo prazo em séries temporais e redes convolucionais, assimilação de dados hidrológicos em tempo real e modelos de inundação para emitir alertas de cheia. Durante a temporada de monções de 2021, a plataforma enviou 115 milhões de notificações a 23 milhões de pessoas, cobrindo uma área habitada por mais de 360

milhões de habitantes na Índia e em Bangladesh (Google, 2021). Graças aos avanços de modelagem anunciados em 2024, o sistema foi ampliado para mais de 100 países, passando a oferecer previsões a cerca de 700 milhões de pessoas em todo o mundo (Google, 2024).

A iniciativa dialoga diretamente com as metas 11.5 e 11.b do ODS 11. Ao converter dados hidro meteorológicos em alertas georreferenciados de curto prazo, a solução aprimora a capacidade de antecipação e resposta de defesas civis e gestores municipais, o que tende a reduzir o número de mortes, o contingente de pessoas afetadas e as perdas econômicas associadas a desastres, com ênfase nos eventos hidrológicos, núcleo da meta 11.5. A disponibilização pública de previsões e de mapas de risco também favorece a adoção de políticas e planos integrados de gestão do risco de desastres e de adaptação climática em consonância com o Marco de Sendai[1], elemento central da meta 11.b, fortalecendo protocolos de evacuação, priorização de infraestrutura crítica, calibração de sirenes e canais de comunicação inclusivos voltados a populações vulneráveis em áreas suscetíveis a alagamentos.

Quando incorporadas ao planejamento urbano, essas previsões oferecem insumos para decisões de uso do solo, zoneamento e drenagem baseadas em evidências, o que reforça a urbanização sustentável prevista na meta 11.3 do ODS 11. O ganho efetivo de resiliência urbana, contudo, depende da governança de dados, transparência dos modelos e inclusão digital, a fim de mitigar lacunas de cobertura e garantir acesso equitativo às informações de risco.

A eficiência energética tem sido outro campo fértil para a IA. Desde 2018, a *DeepMind* implantou algoritmos de reforço profundo para controlar o sistema de resfriamento dos *data centers* da *Alphabet*, alcançando reduções consistentes de cerca de 30% na energia consumida para refrigeração (Gasparik *et al.*, 2018). Tal economia energética contribui para o ODS 7, ao tornar a infraestrutura digital menos intensiva em carbono e mais acessível economicamente. Os ganhos obtidos com controle inteligente de climatização dialogam diretamente com a meta 7.3, pois propõe duplicar a taxa global de melhoria da eficiência energética. Ao reduzir a carga térmica e otimizar a operação de *chillers* e torres de resfriamento, diminui-se a intensidade energética por *data center*, o que contribui para serviços digitais menos intensivos em energia.

Há efeitos indiretos sobre a meta 7.2, na medida em que a modulação de demanda facilita a integração de fontes renováveis, que são variáveis, ao sistema de resfriamento. Já a

[1] Marco de Sendai para a Redução do Risco de Desastres 2015–2030: acordo global adotado pela ONU que sucedeu ao Marco de Hyogo e orienta políticas de redução do risco de desastres. Estrutura-se em quatro prioridades de ação: compreender o risco de desastres, fortalecer a governança do risco, investir na redução do risco para resiliência e fortalecer a preparação para resposta com enfoque em "reconstruir melhor" na recuperação e reconstrução (UNDRR, 2015).

queda do custo operacional também pode favorecer a meta 7.1, ao permitir que provedores repassem eficiências em forma de preços mais acessíveis para computação e conectividade, ampliando o acesso mais barato à população.

Na agricultura, a *IBM Watson Decision Platform for Agriculture* integra IA, IoT e modelagem climática para apoiar decisões de plantio, irrigação e colheita. Um piloto conduzido em 2019 pelo Ministério da Agricultura da Índia em três distritos demonstrou que a ferramenta fornece previsões meteorológicas e de umidade do solo em nível de vila, ajudando produtores a tomar decisões mais informadas sobre manejo hídrico e produtivo (PIB, 2019). Tais iniciativas alinham-se às metas de segurança alimentar (ODS 2) e consumo responsável (ODS 12), ao potencializar a eficiência no uso de insumos.

A utilização de previsões meteorológicas localizadas, estimativas de umidade do solo e recomendações agronômicas assistidas por Inteligência Artificial contribui diretamente para as o ODS 2, metas 2.3 e 2.4. Ao orientar o calendário de plantio, a irrigação e o manejo integrado de pragas, a ferramenta pode elevar a produtividade e a renda de pequenos produtores, além de fortalecer a resiliência dos sistemas produtivos frente a variabilidade climática e eventos extremos. O caráter preditivo das recomendações pode favorecer a redução da variabilidade entressafras e a proteção do rendimento, quando combinado com assistência técnica local, infraestrutura de armazenamento e estratégias de seguro rural.

No âmbito do ODS 12, a plataforma dialoga com as metas 12.2 e 12.3 ao racionalizar o uso de recursos naturais e diminuir perdas ao longo da cadeia. A programação de irrigação baseada em necessidade hídrica real, a recomendação de doses ótimas de fertilizantes e defensivos e o ajuste de janelas de colheita, tendem a reduzir consumo de água e insumos por unidade produzida, bem como perdas pós-colheita por manejo inadequado e logística descoordenada. Há ainda contribuição potencial à meta 12.a, à medida que a difusão de tecnologia e competências digitais em agricultura, fortalece a capacidade científica e tecnológica em países em desenvolvimento.

A conservação da biodiversidade vem sendo acelerada pela iniciativa *Wildlife Insights*, parceria entre *Conservation International*, *Google AI* e outras instituições. Ahumada *et al.* (2019) descrevem a plataforma, cujos modelos de visão computacional são treinados com 8,7 milhões de imagens e reconhecem mais de 700 espécies. Avaliações internas e relatos de uso apontam acurácia entre 80% e 98,6%, de acordo com a espécie, e indicam que a automação reduz cerca de 80% do tempo necessário para processar grandes acervos de armadilhas fotográficas (Williams, 2019). No projeto *Snapshot Serengeti*, uma aplicação utilizando *deep learning* analisou 3 milhões de imagens em menos de um dia e economizou mais de oito anos

de trabalho humano de rotulagem para cada lote adicional do mesmo tamanho, alcançando até 99,3% de precisão (Norouzzadeh *et al.*, 2018; Reuell, 2018). Essa aceleração permite respostas muito mais rápidas a pressões antrópicas, detectando, por exemplo, declínios populacionais ou padrões anômalos de caça, reforçando o ODS 15.

A plataforma se articula diretamente com as metas 15.5 e 15.7 ao transformar grandes acervos de armadilhas fotográficas em informação quase em tempo real. Ao antecipar sinais de declínio de populações e localizar *hotspots* de atividade humana ilegal, os modelos apoiam medidas urgentes de conservação, planejamento de patrulhamento e dissuasão da caça. A padronização de metadados e protocolos de monitoramento também favorece a integração de valores da biodiversidade no planejamento e nas decisões de políticas públicas, contribuindo com a meta 15.9, ao fornecer séries temporais e indicadores comparáveis em escalas local, regional e nacional. Em ecossistemas sensíveis, o uso continuado desses dados auxilia ainda a meta 15.1, na medida em que subsidia avaliações de integridade ecológica de áreas protegidas e zonas de amortecimento.

No domínio marinho, o monitoramento de pesca ilegal foi significativamente aprimorado pela organização britânica *OceanMind*, ao combinar aprendizado de máquina com dados do *Automatic Identification System* (AIS), transmitidas em *Very High Frequency* (VHF) por navios comerciais (posição, velocidade, rota e *status*) e detectadas por constelações de satélites, para rastrear frotas pesqueiras globais (ESA, 2025). Em 2018, essa tecnologia ajudou as autoridades na localização e captura do navio STS-50, responsável por anos de pesca ilegal de merluza-negra, após uma perseguição que se estendeu pelo Índico e Pacífico (Costanzi; Hangen, 2021). O caso evidencia o potencial da IA para reforçar o cumprimento das normas pesqueiras e contribuir para o ODS 14.

A combinação de dados AIS e modelos de aprendizado de máquina dialoga diretamente com as metas 14.4 e 14.5. A identificação de padrões anômalos de navegação, paradas prolongadas em alto-mar, mudanças súbitas de velocidade e aproximações entre embarcações permite inferir eventos de transbordo não autorizado, pesca em períodos proibidos e incursões em áreas marinhas protegidas. Esses sinais criam rotinas de monitoramento, controle e vigilância, apoiam a aplicação de medidas de Estado e subsidiam sanções administrativas e criminais, contribuindo para reduzir a pesca ilegal, não reportada e não regulamentada e, por consequência, para a recuperação de estoques e a conservação de ecossistemas sensíveis.

Há ainda possíveis efeitos indiretos sobre as metas 14.a, 14.b e 14.c. A melhoria da rastreabilidade e da responsabilização operacional facilita a implementação de instrumentos internacionais de governança oceânica, como acordos de cooperação regional e normas de

reporte, em consonância com o direito do mar. Ao coibir a atuação de frotas predatórias em áreas costeiras, a tecnologia protege meios de vida de pescarias artesanais e de pequena escala, que dependem de estoques costeiros, e amplia as bases de informação úteis à gestão pesqueira e à pesquisa aplicada.

A proteção de florestas tropicais vem ganhando escala graças à bioacústica apoiada por IA. A iniciativa *Rainforest Connection* (RFCx) instala sensores acústicos alimentados por energia solar nas copas das árvores e transmite os sons da mata em tempo real. Em parceria com a *Huawei Cloud*, modelos de *deep learning* elevam para 96% a acurácia na identificação do ruído de motosserras na Costa Rica, reduzindo substancialmente os falsos-positivos (Huawei, 2019). Esses alertas sonoros permitem que equipes de fiscalização se desloquem rapidamente até o ponto de detecção, coibindo o avanço do corte ilegal e contribuindo diretamente para o ODS 15.

A RFCx se conecta diretamente às metas 15.2 e 15.5. Ao converter sinais acústicos em alertas georreferenciados quase em tempo real, as equipes de fiscalização conseguem interromper ou dissuadir a ação antes que a derrubada se consolide, reduzindo a perda de cobertura florestal e a degradação de *habitats*. Cria ainda insumos de auditoria para responsabilização administrativa e criminal e fornece evidências para manejo florestal sustentável, fortalecendo a implementação de planos de proteção e o desenho de zonas de amortecimento.

Em saúde global, a vigilância epidemiológica também tem sido fortalecida por IA: a plataforma canadense *BlueDot* utiliza processamento de linguagem natural em 65 idiomas e dados de mobilidade aérea para detectar surtos antes de alertas oficiais. Niiler (2020) e Caulder *et al.* (2020) mostraram que o sistema emitiu sinal sobre um *cluster* atípico de pneumonia em Wuhan nove dias antes de a Organização Mundial da Saúde (OMS) declarar a Emergência de Saúde Pública de Importância Internacional no dia 30 de janeiro de 2020, relativa ao então novo surto de COVID-19, ilustrando o potencial da IA para o ODS 3.

A antecipação de sinais epidemiológicos por meio de processamento de linguagem natural e modelagem de mobilidade se alinha diretamente à meta 3.d, que preconiza fortalecer capacidades de alerta precoce, redução de riscos e gestão de emergências em saúde. Ao transformar relatos e notícias locais em dados para decisões, sistemas como o *BlueDot* permitem acionar protocolos de vigilância, intensificar testagem em pontos estratégicos, ajustar estoques de insumos críticos e orientar a comunicação de risco baseada em evidências. Há potencialmente contribuição indireta à meta 3.3, pois a detecção antecipada e a avaliação de

risco favorecem respostas rápidas que limitam transmissão comunitária e encurtam a duração de surtos, podendo reduzir internações hospitalares e a mortalidade.

Analisados em conjunto, os exemplos demonstram que a Inteligência Artificial pode gerar valor público ao reduzir riscos, elevar a eficiência no uso de recursos e encurtar o ciclo entre detecção, decisão e ação em saúde, meio ambiente, agricultura, infraestrutura e gestão urbana, contribuindo para metas específicas dos ODS 3, 7, 11, 12, 14 e 15. A materialização desses benefícios requer objetivos públicos bem definidos, modelos auditáveis, governança de dados responsáveis e arranjos institucionais que assegurem transparência, apoiados por métricas de desempenho e de impacto reportadas de forma sistemática.

À luz da HCAI, a efetividade e a legitimidade dessas aplicações dependem de desenho participativo, mitigação de vieses e salvaguardas para populações vulneráveis, bem como efeitos colaterais como exclusão digital, vigilância indevida e sobrecarga de infraestrutura.

Integradas a políticas públicas e ao interesse político e privado para a execução dessas aplicações, deixam de ser provas de conceito isoladas e ganham capacidade potencial de se tornarem instrumentos replicáveis para o avanço do Desenvolvimento Sustentável. Em síntese, a geração de valor público pela aplicação da IA depende de objetivos claros e de mecanismos de prestação de contas. Esse entrelaçamento entre desempenho e salvaguardas, prepara o terreno para a abordagem centrada no ser humano detalhada a seguir.

2.3.3 Rumo à Inteligência Artificial Centrada no Ser Humano

Esta seção sintetiza o arcabouço HCAI como diretriz integradora, articulando automação e controle humano ao longo do ciclo de vida do sistema, com implicações diretas para segurança, transparência e responsabilização.

O Quadro 4 integra *frameworks* reconhecidos na literatura, que podem ser utilizados para a compreensão da HCAI e para a sua aplicação prática ao longo do ciclo de vida dos sistemas. Para a seleção considerou-se quatro critérios: abrangência conceitual, clareza das dimensões ou áreas propostas, capacidade de operacionalização em processos de *design*, avaliação e governança, e aderência a princípios de confiabilidade e bem-estar humano no contexto do Desenvolvimento Sustentável.

Quadro 4 – Arcabouço integrativo de dimensões de HCAI

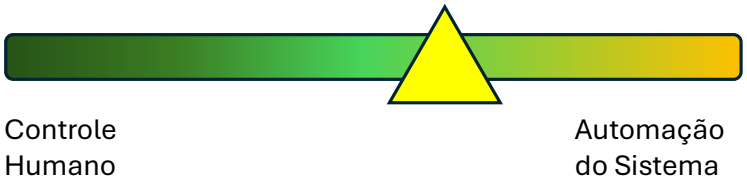
Fonte	**Propósito central**	**Estrutura e dimensões-chave**	**Operacionalização para HCAI**	**Observações**
Shneiderman (2020)	Promover sistemas confiáveis que conciliem **alto controle/agência humana** e **alto nível de automação**, reduzindo riscos e ampliando benefícios.	**Duas dimensões nucleares:** controle/agência humana e automação. Inclui princípios de governança em níveis de engenharia e organização.	Definir metas de projeto na região **alto controle–alta automação** e adotar práticas de projeto centradas no usuário, com monitoramento e melhoria contínua.	Base conceitual sintética que posiciona HCAI como alvo de *design* e governança.
Amershi *et al.* (2019)	Traduzir HCAI em **práticas de interação** baseadas em evidências.	**Dezoito diretrizes** organizáveis ao longo do ciclo de uso: antes e durante a interação, diante de erros e ao longo do tempo.	Converter diretrizes em **requisitos de interface** e fluxos de **experiência do usuário**, com critérios verificáveis de avaliação e testes com usuários.	Evidência empírica e validação com profissionais, útil como dimensão de **interação humano–IA.**
Comissão Europeia, HLEG (2019)	Estabelecer **requisitos de IA confiável** ancorados em direitos fundamentais.	**Sete requisitos** que indicam a agência e supervisão humana, atrelada à robustez e segurança dos sistemas, respaldada pela privacidade, governança e transparência de dados, bem como a importância da diversidade e justiça socioambiental.	Utilizar a **lista de verificação ALTAI** ao longo do ciclo de vida para incorporar e auditar requisitos.	Padrão europeu influente que consolida dimensões de HCAI em **áreas de conformidade** e avaliação contínua.
ITU (2025)	Sintetizar prioridades globais e recomendações acionáveis de governança de IA a partir do *AI Governance Dialogue*, oferecendo um conjunto de pilares estratégicos para orientar políticas e práticas	**Dez pilares** que convertem princípios em prática: governança multissetorial, transparência, inclusão e capacitação; sustentabilidade e infraestrutura; colaboração setorial; normas e ferramentas de segurança; governança de computação e modelos; e interoperabilidade regulatória ágil.	Guiar **estratégias nacionais e setoriais**, estimular cooperação entre governo, academia, sociedade civil e setor privado, adotar padrões e ferramentas de segurança, integrar transparência, inclusão, sustentabilidade e governança de modelos aos processos de HCAI.	Relatório institucional da ITU que aporta visão macro de políticas e complementa **marcos normativos e diretrizes de aplicação da HCAI.**

Fonte: Elaborado pelo autor (2025).

Shneiderman (2020) argumenta que o desempenho e a aceitabilidade social dos sistemas inteligentes dependem de elevar simultaneamente o nível de automação computacional e o nível de controle humano. O autor diferencia uma abordagem unidimensional, na qual o criador do sistema teria que escolher entre criar mais automação na aplicação ou dar mais controle ao usuário (Figura 4) e, uma abordagem bidimensional que supera os esquemas lineares

tradicionais, ao posicionar as tecnologias em um plano formado por dois eixos (Figura 5). Shneiderman (2020) demonstra que é possível e desejável, projetar sistemas e aplicações que combinem a velocidade e a precisão das máquinas, com o senso de contexto, o julgamento moral e a responsabilidade que só os seres humanos fornecem e pontua a necessidade de não haver excessos. Isto é, para que haja equilíbrio na interação humano-máquina, não pode haver controle humano excessivo e nem mesmo automação excessiva.

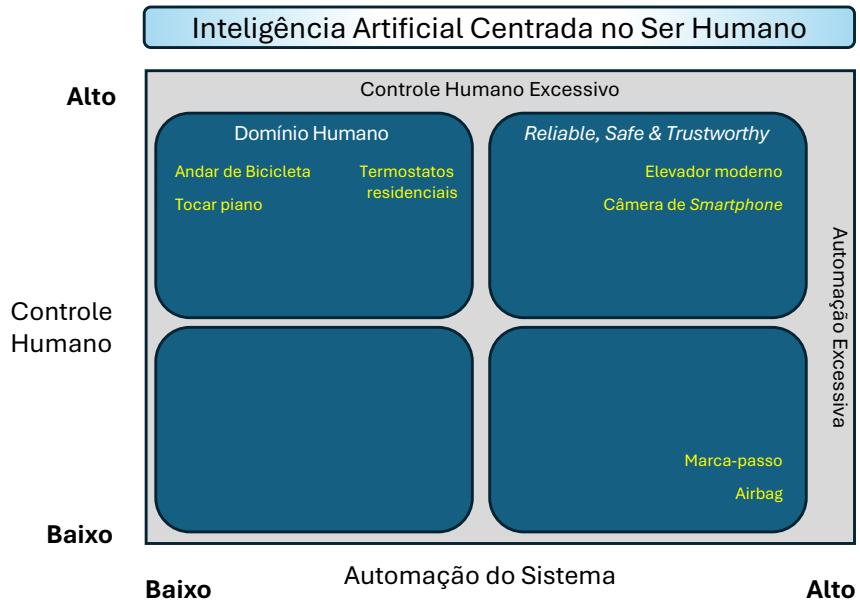
Figura 4 – Representação de um sistema unidimensional



Fonte: Shneiderman (2020, p. 4).

Diferente do que se observa na Figura 4, o *framework* bidimensional proposto por Shneiderman (2020) representado na Figura 5, permite que o *design* da aplicação busque um melhor equilíbrio entre automação e controle humano. Superar a perspectiva linear implica reconhecer graus simultâneos de automação e agência humana, permitindo projetar sistemas que maximizem eficiência sem abdicar de controle e *accountability*.

Figura 5 – Representação do *framework*



Fonte: Elaborada pelo autor, a partir de Shneiderman (2020).

Na Figura 4, é possível atribuir mais automação ao sistema em detrimento de maior controle dos usuários e vice-versa. Observa-se que em uma abordagem linear, na qual uma escolha invalida a outra, haverá o desenvolvimento de tecnologias com excesso de automação e pouco controle humano ou o oposto, muito controle humano, mas sem as benesses que a automação pode trazer ao agir de modo simbiótico com os usuários. Por outro lado, na Figura 5 é possível posicionar o *design* de um sistema, de forma que haja equilíbrio entre automação e controle dos usuários, sem excessos para qualquer um dos parâmetros, o pensamento bidimensional, permite que sejam criados parâmetros de desenvolvimento, que busquem equilibrar a interação humano-máquina, permitindo que a HCAI possa agir de forma confiável, segura e transparente em auxílio do usuário humano, permitindo a gerência da ação.

No Quadro 5, são exemplificadas aplicações em diversos domínios, que diferem entre si na aplicação da automação e do controle humano.

Quadro 5 – Domínios que conciliam automação e controle humano

Exemplo de Aplicação	Nível de Automação	Nível de Controle Humano	Quadrante HCAI	Domínio	Comentário Ético/Operacional
Dispositivos Patient-Controlled Analgesia (PCA)	Médio-Alto	Médio-Alto	Média automação + Médio controle	Saúde	Paciente aciona doses; sistemas de controle evitam overdose; centro de monitoramento faz auditoria do uso.
Termostatos residenciais	Médio	Alto	Média automação + Alto controle	Doméstico	Usuário ajusta temperatura; Aprendizado de máquina, otimiza horários e potência de funcionamento, para a economia de energia.
Automação automotiva *Anti-blocking Brake System* (ABS), controle de cruzeiro adaptativo, manutenção na faixa de rodagem	Médio-Alto	Alto	Média automação + Alto controle	Transporte	Algoritmos aumentam segurança; motorista mantém responsabilidade permanente; O sistema alerta se perceber que o motorista está desatento.
Eletrodomésticos inteligentes (lavadoras, fornos)	Alto	Médio	Alta automação + Médio controle	Doméstico	Sensores e *timers* definem os ciclos de funcionamento dos equipamentos; usuário pode pausar, parar ou ajustar processos, mas não define como funcionam durante o uso.
Elevadores modernos	Alto	Alto	Alta automação + Alto controle	Transporte vertical	Interface simples; sistemas redundantes de segurança e possibilidade de controle humano quando o sistema apresentar qualquer falha.
Câmeras digitais em smartphones	Alto	Alto	Alta automação + Alto controle	Eletrônica de consumo	Ajustes automáticos de foco e exposição; usuário define enquadramento e filtros, mas normalmente não acessa todos os controles que estariam disponíveis em uma câmera analógica.

Fonte: Elaborada pelo autor, a partir de Shneiderman (2020).

O Quadro 5 traz a representação de seis exemplos extraídos de Shneiderman (2020), distribuídos pelos quatro quadrantes do modelo e destaca como diferentes domínios conciliam

automação e controle humano, ao mostrar que sistemas combinam alto grau de automação e elevado controle humano, como elevadores modernos, câmeras digitais em smartphones e os atuais recursos de assistência ao condutor (sistema antitravamento dos freios (ABS), controle de cruzeiro adaptativo, sistema de manutenção de faixa), evidenciam que a automação pode coexistir com interfaces intuitivas que preservam a agência e a responsabilidade do usuário. Já dispositivos como termostatos residenciais e eletrodomésticos inteligentes operam com forte automação, mas mantêm controles manuais claros, possibilitando que o usuário interrompa ou ajuste o processo sempre que necessário. No domínio da saúde, os dispositivos *Patient-controlled Analgesia* (PCA) ilustram um equilíbrio delicado: oferecem automação para dosagem precisa, mas mantêm gatilhos manuais e controles internos que evitam overdoses, complementados por auditoria hospitalar centralizada. Esses casos demonstram, na prática, como o posicionamento de cada sistema no espectro Automação *versus* Controle Humano define requisitos diferenciados de segurança, interface e governança.

Em síntese, o Quadro 5 evidencia que decisões de projeto sobre automação e controle humano não são meramente técnicas, elas carregam implicações éticas diretas para a segurança dos usuários, a transparência dos processos e a distribuição de responsabilidades. Ao posicionar cada tecnologia nos quadrantes do HCAI, torna-se possível estabelecer prioridades de governança, identificar pontos críticos de intervenção humana e alinhar padrões necessários de confiabilidade. Assim, o *framework* HCAI proposto por Shneiderman (2020), torna-se um guia prático para equilibrar eficiência algorítmica com valores éticos, segurança e responsabilidade jurídica, contribuindo para uma Inteligência Artificial verdadeiramente centrada no ser humano.

Amershi *et al.* (2019) consolida evidências empíricas e práticas profissionais para propor dezoito diretrizes de interação humano-IA distribuídas ao longo do ciclo de vida dos sistemas, com ênfase na definição de expectativas, na explicitação das capacidades e limitações, no fornecimento de explicações compreensíveis, na sinalização de incerteza e na recuperação diante de erros. O Quadro 6, sintetiza as dezoito diretrizes de interação humano-IA propostas por Amershi *et al.* (2019).

Quadro 6 – Diretrizes de Interação Humano-IA

Diretriz	**Conceito**
Deixar claro o que o sistema pode fazer	Explicitar capacidades, escopo e tipos de tarefas que a IA realiza para calibrar expectativas do usuário.
Deixar claro quão bem o sistema pode fazer o que faz	Informar desempenho esperado e incertezas, incluindo limitações e possíveis erros.
Temporalizar serviços com base no contexto	Oferecer funcionalidades no momento oportuno de acordo com a tarefa e o ambiente atuais.
Exibir informações contextualmente relevantes	Apresentar dados e pistas úteis ao que o usuário está executando naquele instante.
Compatibilizar normas sociais relevantes	Ajustar linguagem, tom e condutas do sistema às convenções sociais e culturais do usuário.
Mitigar vieses sociais	Evitar reprodução de estereótipos e discriminações em linguagem e comportamento do sistema.
Apoiar invocação eficiente	Facilitar a ativação dos serviços de IA com baixo esforço e caminhos claros.
Apoiar dispensa eficiente	Permitir rejeitar ou fechar intervenções da IA de forma simples e sem atrito.
Apoiar correção eficiente	Tornar fácil desfazer, editar ou recuperar ações quando a IA erra.
Delimitar serviços em caso de dúvida	Solicitar confirmação ou desambiguar quando houver incerteza sobre a meta do usuário.
Tornar claro o porquê de o sistema agir como agiu	Oferecer explicações compreensíveis para decisões e recomendações (XAI).
Lembrar interações recentes	Manter memória de curto prazo para referência eficiente ao histórico imediato.
Aprender com o comportamento do usuário	Personalizar com base em preferências e padrões ao longo do tempo.
Atualizar e adaptar com cautela	Minimizar rupturas em mudanças de comportamento do sistema e informar o usuário sempre que ocorrer.
Estimular feedback granular	Coletar retornos específicos durante a interação para refinar o comportamento da IA.
Comunicar consequências das ações do usuário	Antecipar impactos das escolhas e como afetarão comportamentos futuros do sistema.
Fornecer controles globais	Permitir personalização de preferências que impactam o funcionamento geral do sistema.
Notificar mudanças	Informar quando capacidades ou comportamentos do sistema forem adicionados ou alterados.

Fonte: Elaborado pelo autor, a partir de Amershi *et al.* (2019).

As diretrizes de Interação Humano-IA do Quadro 6, cobrem desde a entrada do usuário e a adaptação do sistema, até aprendizagem contínua e calibragem de confiança, oferecendo recomendações verificáveis para desenho, avaliação e iteração de interfaces com a Inteligência Artificial. O valor do trabalho está na tradução de princípios de HCAI em requisitos de experiência do usuário que podem ser incorporados aos fluxos de projeto, testes com usuários e métricas de desempenho humano-IA, constituindo um elo operacional entre metas de confiabilidade e práticas de *design* centradas no ser humano (Amershi *et al*., 2019).

A publicação *Ethics guidelines for trustworthy AI* (Comissão Europeia, 2019) elaborada pelo *High-Level Expert Group on AI* (HLEG), descreve sete requisitos de ética para uma IA confiável. Os requisitos de ética funcionam como áreas de conformidade para implementação

de sistemas centrados no ser humano: agência e supervisão humana, robustez e segurança técnicas, privacidade e governança de dados, transparência, diversidade e justiça, bem-estar social e ambiental, e responsabilização, conforme sintetizado no Quadro 7.

Quadro 7 – Requisitos de ética para uma IA confiável

Requisito	**Resumo**
Agência e supervisão humana	Garantir que pessoas mantenham controle significativo sobre o sistema, com mecanismos claros de supervisão e possibilidade de intervenção humana ao longo do ciclo de vida.
Robustez e segurança técnica	Assegurar confiabilidade, resiliência a falhas e segurança operacional em todas as etapas, com testes, monitoramento e planos de contingência adequados.
Privacidade e governança de dados	Proteger dados pessoais, assegurar qualidade, integridade e rastreabilidade dos dados, com políticas de governança que cubram coleta, uso, armazenamento e descarte.
Transparência	Promover rastreabilidade e explicabilidade proporcionais ao risco, com comunicação clara sobre capacidades, limitações, dados utilizados e critérios de decisão.
Diversidade, não discriminação e justiça	Prevenir vieses injustos, assegurar acessibilidade e inclusão, e considerar impactos sobre grupos vulneráveis em todo o processo.
Bem-estar social e ambiental	Avaliar e mitigar impactos sociais e ambientais, alinhando o sistema a benefícios coletivos e objetivos de Desenvolvimento Sustentável.
Responsabilização	Definir responsabilidades, estabelecer procedimentos de auditoria, mecanismos de recurso e prestação de contas, com documentação e governança apropriadas.

Fonte: Elaborado pelo autor, a partir de Comissão Europeia (2019).

Os requisitos do Quadro 7, articulam fundamentos jurídicos europeus com recomendações técnicas e introduz a Lista de Avaliação para IA Confiável (*Assessment List for Trustworthy AI* - ALTAI), que operacionaliza a avaliação ao longo do ciclo de vida do sistema, desde concepção e desenvolvimento, até implantação e monitoramento. O material pode ser uma referência normativa para orientar governança, auditoria interna e prestação de contas em projetos de Inteligência Artificial, oferecendo procedimentos práticos para alinhar desempenho técnico, direitos fundamentais e objetivos de Desenvolvimento Sustentável (Comissão Europeia, 2019).

O relatório *The Annual AI Governance Report 2025: Steering the Future of AI* (ITU, 2025) organiza um conjunto de dez pilares que sintetizam prioridades e linhas de ação para políticas públicas, gestão organizacional e cooperação entre setores. Esses pilares articulam princípios normativos, instrumentos técnicos e arranjos institucionais, oferecendo um mapa de implementação compatível com abordagens centradas no ser humano e alinhadas ao Desenvolvimento Sustentável. Quadro 8 sintetiza estes pilares.

Quadro 8 – Pilares normativos para governança em IA

Pilar	**Resumo**
Dos princípios à prática	Converter princípios em medidas operacionais, com objetivos, indicadores e mecanismos de implementação.
Imperativo multissetorial	Engajar governo, academia, sociedade civil e setor privado em arranjos de cogovernança.
Transparência como alicerce da confiança	Expandir transparência proporcional ao risco, com rastreabilidade e comunicação clara sobre capacidades e limitações.
Inclusão e redução de desigualdades	Garantir participação significativa e mitigação de assimetrias regionais, sociais e econômicas.
Capacitação para todos	Desenvolver competências técnicas, regulatórias e éticas em todos os atores do ecossistema.
Sustentabilidade ambiental e infraestrutura de IA	Integrar metas ambientais ao planejamento de dados, computação e energia, com eficiência e monitoramento de impactos.
Foco setorial e colaboração ampla	Adaptar diretrizes a contextos setoriais e promover cooperação transnacional e interinstitucional.
Normas técnicas e ferramentas de segurança	Adotar padrões, métricas e ferramentas para avaliação de riscos, robustez e segurança.
Governança de computação e modelos	Estabelecer regras e controles para recursos computacionais, dados, modelos e cadeias de fornecimento.
Interoperabilidade regulatória e governança ágil	Harmonizar marcos regulatórios e promover atualização contínua de políticas e processos.

Fonte: Elaborado pelo autor, a partir de ITU (2025).

Os dez pilares do Quadro 8 configuram um arcabouço de governança que conecta valores públicos a instrumentos de implementação, visando a redução da distância entre diretrizes normativas e práticas institucionais. A ênfase em transparência, inclusão e capacitação sustenta a agência humana e a responsabilização, enquanto a integração entre sustentabilidade ambiental e infraestrutura de IA responde aos custos materiais e energéticos da computação necessária. O foco setorial, apoiado por normas técnicas e pela governança de dados, computação e modelos, favorece medidas proporcionais ao risco e que sejam auditáveis. Por fim, a interoperabilidade regulatória e a governança ágil oferecem caminhos para coordenação internacional e aprendizagem contínua, tornando o relatório um complemento relevante aos marcos de HCAI, e um guia de implementação para políticas e organizações que buscam alinhar desempenho técnico, direitos e Objetivos de Desenvolvimento Sustentável.

Observa-se, portanto, que decisões de projeto definem não apenas resultados técnicos, mas também a distribuição de responsabilidades. A governança deve refletir essa arquitetura, prevendo auditoria contínua, documentação e canais de contestação.

A HCAI, precisa por definição, ser dotada de ética e transparência, evitando o chamado "problema da caixa-preta", que descreve a opacidade que caracteriza os modelos de aprendizagem profunda: ainda que consigam extrair padrões sofisticados de grandes volumes de dados, as camadas de pesos e ativações não oferecem, uma narrativa compreensível sobre

como chegaram à determinada saída. Burrell (2016) analisa essa obscuridade e mostra que ela surge, em primeiro lugar, quando empresas bloqueiam o acesso a seus algoritmos por razões comerciais, gerando opacidade intencional que impede auditorias externas; em segundo lugar, da opacidade técnica, associada a distância de conhecimento matemático-computacional entre especialistas e não especialistas, o que dificulta a avaliação pública; e, por fim, da opacidade inerente, pois, mesmo diante do código-fonte, arquiteturas altamente paramétricas, como redes neurais profundas, permanecem resistentes à interpretação humana. Essas três vertentes podem ser consolidadas em um conjunto de obstáculos que dificultam a confiança social na IA: i) o enorme número de parâmetros não lineares ajustados durante o treinamento, ii) a ausência de regras simbólicas explícitas que equiparem cada decisão a uma justificativa verificável e iii) a inviabilidade prática de rastrear, em tempo real, todas as interações internas que culminam na saída do modelo (Burrell, 2016; Doran; Schulz; Besold, 2017; Lipton, 2018).

Quando algoritmos de caixa-preta são empregados em domínios de alto risco, como saúde, justiça criminal, crédito ou vigilância, essa falta de transparência abala a legitimidade, obstrui auditorias independentes e prejudica o direito de contestação das partes afetadas (Coeckelbergh, 2023). A operacionalização da transparência demanda técnicas de explicabilidade que viabilizem auditoria e contestação informada, sem comprometer o desempenho dos modelos. Pesquisadores sugerem algumas formas de verificar os resultados apresentados. Dentre as estratégias técnicas de explicabilidade, destacam-se LIME e SHAP:

- *Local Interpretable Model-agnostic Explanations* (LIME): cria pequenas variações artificiais de um único caso, observa como o modelo muda a previsão e, em seguida, ajusta um modelo linear bem simples para mostrar, quais variáveis são mais representativas no resultado;
- *Shapley Additive Explanations* (SHAP): atribui a cada variável uma "pontuação de contribuição", calculada com base na Teoria dos Jogos, indicando o peso que cada atributo tem para alterar resultados previstos.

Ambas as estratégias produzem explicações *pós-hoc*, geradas após o treinamento do modelo, sem alterar a rede, permitindo auditoria e contestação informada (Ribeiro; Singh; Guestrin, 2016; Lundberg *et al*., 2020). A explicabilidade, contudo, alcança seu propósito pleno quando articulada a confiabilidade e segurança, pois somente nesse arranjo é possível sustentar decisões auditáveis, reduzir assimetrias informacionais e preservar a supervisão humana significativa.

Aplicações algorítmicas como o *Correctional Offender Management Profiling for Alternative Sanctions* (COMPAS): *software* de avaliação de risco criminal desenvolvido pela *Northpointe* que estima a probabilidade de reincidência a partir de variáveis socioeconômicas

e histórico judicial e; o *Predictive Policing* (PredPol): algoritmo de policiamento preditivo que indica zonas e horários de maior probabilidade de crimes com base em registros históricos, evidenciam como bases de dados enviesadas podem cristalizar desigualdades raciais e socioespaciais (Angwin *et al.*, 2016; Lum e Isaac, 2016; Coeckelbergh, 2023). Esses casos ilustram que escolhas de dados e de modelagem constituem decisões normativas, de modo que justiça algorítmica e mitigação de vieses devem ser tratadas como requisitos de projeto.

Embora *frameworks* éticos, conjuntos de princípios e diretrizes publicados por governos, empresas ou ONGs para orientar o desenvolvimento de IA, apresentem elevada convergência no campo da justiça (Jobin; Ienca; Vayena, 2019), ainda persiste forte divergência sobre como implementá-la de forma operacional. Do ponto de vista técnico, surgem estratégias como balanceamento de bases de treinamento e métricas de equidade (*fairness metrics*) que quantificam disparidades de tratamento ou de resultado. Entre as mais citadas encontram-se a *equal opportunity*, que busca igualar as taxas de falsos negativos entre grupos protegidos; a *demographic parity*, que equaliza a probabilidade de predição positiva; e a *counterfactual fairness*, que avalia se a predição poderia mudar se o indivíduo pertencesse a outro grupo (Mitchell *et al.*, 2021). Contudo, essas abordagens algorítmicas são insuficientes sem políticas públicas no sentido de mitigar as causas estruturais do viés, conforme argumentam Vinuesa *et al.* (2020). Além disso as Diretrizes para o Uso Ético e Responsável da Inteligência Artificial Generativa, que enfatizam a salvaguarda da agência humana e o registro de alucinações para prevenir decisões injustas (Sampaio; Sabbatini; Limongi, 2024).

Além da equidade, a dimensão informacional impõe salvaguardas de privacidade e limites à vigilância. Em contextos de coleta contínua de dados, torna-se indispensável clarificar consentimento, finalidade e mecanismos de revogação. A adoção massiva de tecnologias de reconhecimento facial, de estratégias de *marketing* comportamental baseadas em rastreamento de cliques e padrões de navegação, assim como a proliferação de sensores ubíquos em cidades inteligentes e dispositivos vestíveis, reconfiguram as noções tradicionais de consentimento e de esfera pública. Nessas arquiteturas de coleta contínua, o consentimento tende a ser tácito ou herdado de termos de uso extensos, distanciando-se do ideal previsto no art. 7º da Lei Geral de Proteção de Dados Pessoais (Brasil, 2018). Coeckelbergh (2023) adverte que, nesse cenário, os cidadãos são gradativamente reduzidos a “geradores de dados”, isto é, fontes de matéria-prima informacional para modelos preditivos comerciais ou governamentais, sem que necessariamente estejam cientes disso. A frase amplamente difundida no documentário *The Social Dilemma* (2020), atribuída a Andrew Lewis, afirma que “Se você não está pagando pelo produto, você é o produto” (The Social Dilemma, 2020) joga luz nessa questão.

A estruturação da HCAI, proposta por Shneiderman (2020), oferece um importante antídoto: sistemas desenhados com níveis graduais de automação, nos quais a autonomia da máquina é balanceada com mecanismos que devolvem controle granular ao usuário, ou seja, a automação está presente nos sistemas, mas o usuário mantem o controle de aspectos importantes, tais como a privacidade no uso de suas informações, de que forma o sistema deve se comportar em determinadas situações e em quais momentos o usuário deverá ser consultado para uma decisão importante. Pode-se dizer que se destacam entre esses mecanismos, os *privacy dashboards*, painéis intuitivos onde o usuário visualiza, ajusta ou revoga permissões de coleta e uso de dados, transformando a troca de informação por serviço em um contrato explícito e passível de revisão. Empresas como a *Apple* e a *Mozilla* já implementam funcionalidades análogas. Por exemplo, o *App Tracking Transparency* e o *Firefox Privacy Protections*, indicam a viabilidade prática dessa abordagem. Contudo, sem políticas públicas que estabeleçam padrões mínimos de transparência e auditabilidade, tais soluções permanecem iniciativas isoladas.

A análise socioeconômica demanda distinguir substituição, transformação e criação de tarefas, a fim de orientar políticas de transição justa, requalificação e desenho participativo de tecnologia e projeções sobre o impacto da automação no trabalho divergem significativamente. O estudo seminal de Frey e Osborne (2017), que classificou ocupações segundo suscetibilidade a técnicas de *machine learning*, estimou que 47% dos postos de trabalho nos Estados Unidos estariam em “alto risco” de automação. Por outro lado, análises posteriores, baseadas em microdados de 32 países e em uma granularidade de tarefas dentro das ocupações, concluem que apenas 14% dos empregos são altamente automatizáveis, enquanto 32% podem passar por transformações substanciais OECD (2019). Essa discrepância decorre de metodologias distintas: a primeira enfoca ocupações inteiras, ao passo que a segunda avalia conjuntos específicos de tarefas, mas ambas pesquisas levantam preocupações a respeito da substituição da mão de obra humana em determinadas atividades laborais.

Coeckelbergh (2023) argumenta que listas numéricas, embora úteis para projeções macroeconômicas, não capturam dimensões qualitativas do trabalho humano, tais como dignidade, identidade profissional e sentido de propósito. De maneira semelhante, Autor e Salomons (2019) sugerem que a automação gera efeitos de composição: algumas tarefas desaparecem, outras se expandem e novas ocupações surgem, exigindo políticas ativas de *reskilling* - atualização e aquisição de competências complementares à IA, como criatividade, pensamento crítico e empatia.

Entre as respostas políticas discutidas, destaca se a Renda Básica Universal (RBU) ou renda básica condicionada, testada em pilotos como o experimento finlandês de 2017 a 2018, que ofereceu subsídios mensais incondicionais para avaliar impactos sobre bem-estar e empregabilidade (Kangas *et al.*, 2019). Outra abordagem é o *co-design* tecnológico, em que trabalhadores participam ativamente do desenvolvimento de sistemas de IA e aprendizado de máquina, garantindo que as soluções respeitem conhecimentos prévios e limitações dos usuários, reduzindo a resistência à adoção (Holstein *et al.*, 2019). A Organização Internacional do Trabalho (ILO) recomenda combinar incentivos à educação continuada, negociação coletiva sobre cronogramas de implementação e indicadores de bem-estar no local de trabalho para promover transições justas rumo a uma economia digital inclusiva. O *working paper* da ILO (2023) aprofunda esse debate ao enfatizar políticas de proteção social adaptativas e mecanismos de governança de dados que assegurem transparência algorítmica no ambiente laboral. Em linha semelhante, já o da OECD (2023), destaca que embora a IA possa elevar a produtividade, sua adoção exige investimentos coordenados em requalificação e sistemas educacionais flexíveis voltados principalmente ao desenvolvimento de competências não rotineiras.

No eixo ambiental, a avaliação de impactos requer métricas transparentes de energia e emissões, de modo a compatibilizar avanços computacionais com objetivos climáticos e de eficiência. Treinamentos *Large Language Models*, como *ChatGPT*, consomem quantidades expressivas de energia elétrica, pois requerem milhares de horas de processamento em *Graphics Processing Units* (GPU) especializadas. Strubell, Ganz e McCallum (2019) estimam que o treinamento para um modelo *Bidirectional Encoder Representations from Transformers* (BERT) pode utilizar uma quantidade de CO_2eq equiparável a uma viagem aérea trans americana.

Para mitigar esse impacto, Schwartz *et al.* (2020) propõem quatro caminhos principais: i) medir e publicar de forma transparente o consumo de energia e a pegada de carbono de cada experimento; ii) priorizar a eficiência computacional, selecionando modelos, *hardware* e procedimentos de treinamento que consumam menos recursos; iii), reutilizar e compartilhar modelos pré-treinados e *checkpoints* para evitar retrabalho desnecessário; iv) adotar métricas que combinem desempenho e custo ambiental, incentivando a comunidade a buscar soluções que maximizem a acurácia por quilowatt hora.

No contexto brasileiro, o relatório da Academia Brasileira de Ciências (ABC, 2023) propõe a criação de uma Rede Nacional de Centros de Dados de Alta Eficiência Energética, distribuída geograficamente para aproveitar regiões com matriz elétrica de baixa emissão. O documento recomenda incentivos fiscais para a instalação desses *data centers*, condicionados

ao uso mínimo de 80% de fontes renováveis, integração de políticas de geração solar e eólica locais e adoção de sistemas de reuso de calor. Defende, ainda, a soberania tecnológica por meio de parcerias público privadas com universidades e indústria, a criação de linhas de financiamento do Banco Nacional do Desenvolvimento Econômico e Social (BNDES) para Pesquisa e Desenvolvimento (P&D) em refrigeração líquida e *chips* de baixo consumo, e a definição de métricas nacionais de pegada de carbono para atividades de IA. Por fim, sugere programas de capacitação de mão de obra especializada em gestão de *data centers* verdes, bem como um arcabouço regulatório alinhado ao Plano Nacional de Energia 2050, garantindo responsabilidade ambiental e competitividade internacional do setor.

Os elementos discutidos demonstram que a eficácia técnica da IA é indissociável das salvaguardas éticas e institucionais que a sustentam. Essa moldura conceitual orienta as decisões metodológicas desta pesquisa e fundamenta os procedimentos descritos no capítulo de Metodologia.

3 METODOLOGIA

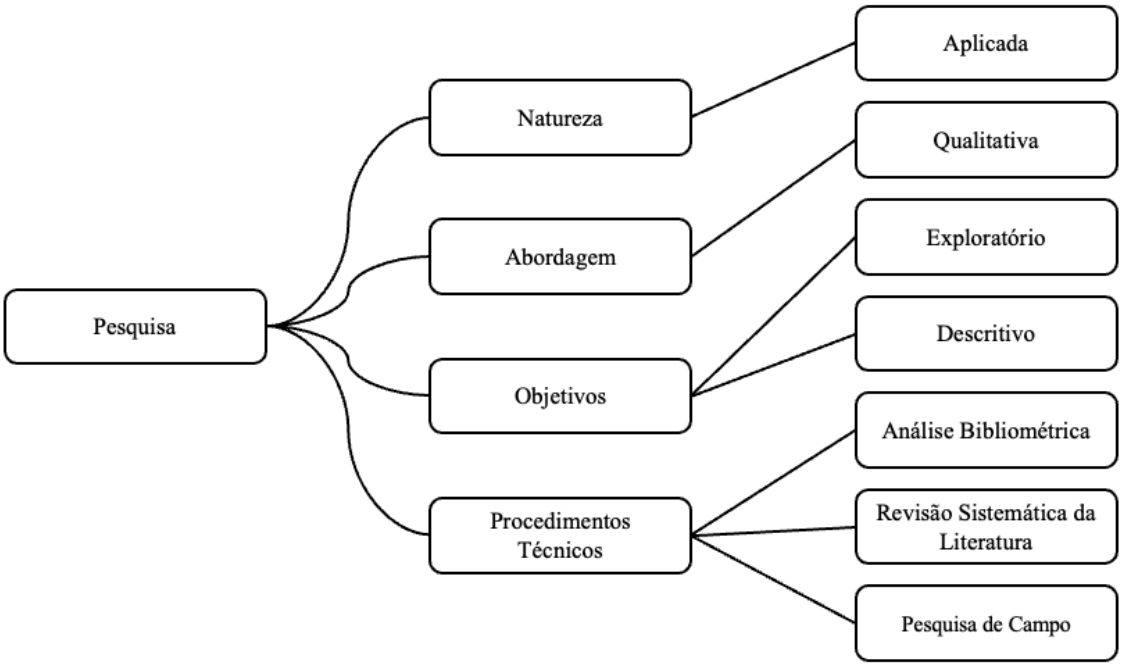
3.1 Caracterização do método

Trata-se de um estudo de natureza aplicada, com abordagem qualitativa, uma vez que combina a interpretação de dados bibliométricos com a análise de conteúdos obtidos em entrevistas semiestruturadas, buscando aprofundar o conhecimento sobre a HCAI e sua relação com o Desenvolvimento Sustentável, um campo ainda em consolidação científica. De acordo com Fleury e Werlang (2017), a pesquisa aplicada tem como foco a resolução de problemas concretos, presentes em organizações, instituições ou grupos sociais, e busca elaborar diagnósticos e propor soluções para demandas específicas oriundas de atores sociais ou institucionais. Além disso, a presente pesquisa tem objetivos exploratório e descritivo. Segundo Hernández-Sampieri, Fernández-Collado e Baptista-Lucio (2013), a pesquisa exploratória permite examinar fenômenos ainda pouco estudados, enquanto a pesquisa descritiva visa identificar padrões e especificar características do objeto de estudo, o que se mostra pertinente frente à crescente, mas ainda incipiente, produção científica voltada à interface entre HCAI e Desenvolvimento Sustentável.

O estudo fundamenta-se na revisão sistemática da literatura científica e na coleta de percepções de especialistas que atuam no campo da IA e em empresas que a aplicam em seus negócios. Essa abordagem permite compreender tanto as perspectivas teóricas quanto as experiências práticas relacionadas aos impactos e desafios da IA no contexto do Desenvolvimento Sustentável.

A Figura 6 representa a estrutura metodológica adotada no estudo, categorizando a pesquisa conforme sua natureza (aplicada), abordagem (qualitativa), objetivos (exploratório e descritivo) e procedimentos técnicos (análise bibliométrica, revisão sistemática da literatura e pesquisa de campo). O diagrama facilita a visualização integrada das escolhas metodológicas que fundamentam a condução da pesquisa.

Figura 6 – Classificação metodológica da pesquisa



Fonte: Elaborada pelo autor (2025).

3.2. Procedimentos de coleta de dados

3.2.1. Pesquisa bibliográfica e análise bibliométrica

A pesquisa bibliográfica foi conduzida com base na seleção de materiais científicos disponíveis nas bases de dados *Web of Science* (WoS) e *Scopus*, conforme recomendação de Cervo, Bervian e Silva (2006).

A estratégia de busca foi construída pela combinação de descritores relevantes, que são termos e palavras-chave que se referem aos assuntos pesquisados, e utilizando operadores booleanos *AND* e *OR* para ampliar e refinar os resultados, conforme recomendações metodológicas de revisões sistemáticas (Moher *et al.*, 2009) e análises bibliométricas (Donthu *et al*., 2021). Os termos foram aplicados nos campos “título”, “resumo” e “palavras-chave” da base *Scopus*, e no campo “título” da base WoS. A pesquisa foi realizada em 16 de fevereiro de 2025.

Os descritores e operadores booleanos utilizados foram: (“artificial intelligence” OR “AI”) AND (“sustain*” OR “SDG” OR “sustainable development goals”) AND (“human cent*” OR “explainable AI” OR “explainable artificial intelligence” OR “AI for social good”).

Foram aplicados filtros de refinamento da pesquisa, com o objetivo de selecionar as publicações mais aderentes aos temas. O período de análise adotado abrange cinco anos, 2020

a 2024, garantindo a cobertura do estado da arte. O tipo de documento foi limitado a “artigos” e “artigos de revisão”, estado de publicação “publicados final”, idioma “inglês” e tipo de acesso “todos os tipos de acesso aberto”.

Na plataforma Scopus, a string de busca adotada foi: (TITLE-ABS-KEY (“artificial intelligence” OR “AI”) AND TITLE-ABS-KEY (“Sustain*” OR “SDG” OR “Sustainable Development Goals”) AND TITLE-ABS-KEY (“human cent*” OR “explainable AI” OR “explainable artificial intelligence” OR “AI for Social Good”) AND PUBYEAR > 2019 AND PUBYEAR < 2025 AND (LIMIT-TO (DOCTYPE , “ar”) OR LIMIT-TO (DOCTYPE , “re”) AND (LIMIT-TO (LANGUAGE , “English”) AND (LIMIT-TO (PUBSTAGE , “final”) AND (LIMIT-TO (OA , “all”).

Na plataforma WoS a string de busca adotada foi: (“artificial intelligence” OR “AI”) (Topic) and (“sustain*” OR “SDG” OR “sustainable development goals”) (Topic) and (“human cent*” OR “explainable AI” OR “explainable artificial intelligence” OR “AI for social good”) (Topic) and 2020 or 2021 or 2022 or 2023 or 2024 (Final Publication Year) and Article or Review Article (Document Types) and English (Languages) and All Open Access (Open Access).

Os resultados das buscas foram exportados em arquivos compatíveis com o ambiente *RStudio*. Na plataforma *Scopus* foi gerado um arquivo do tipo *Comma-Separated Values* (CSV), com as opções *“Select all information”* e *“Truncate to optimize for Ecell”* ativadas. Na plataforma *Web of Science* foi gerado um arquivo do tipo *Plain Text File* (TXT), com a opção *“Record Content: Full Record and Cited References”* escolhida.

Após a extração dos artigos, foi realizada a eliminação de duplicatas com o auxílio da biblioteca *Bibliometrix* versão 5.1.1, um pacote de código aberto desenvolvido para a linguagem estatística R, executado no ambiente *RStudio* versão 4.4.3 (Aria; Cuccurullo, 2017; R Core Team, 2025). Essa combinação de ferramentas permite o tratamento automatizado e criterioso dos dados, garantindo um conjunto bibliográfico refinado e adequado aos objetivos da pesquisa e análise dos dados.

A análise bibliométrica foi conduzida por meio do *Biblioshiny* versão 5.1.1, interface gráfica interativa integrada ao *Bibliometrix*, que permite a construção de mapas de coautoria, redes de colaboração entre autores e instituições, identificação das publicações mais citadas e análise da evolução temática ao longo do tempo (Aria; Cuccurullo, 2017). Adicionalmente, o *Biblioshiny* possibilita a realização de análises de acoplamento bibliográfico, coocorrência de palavras-chave e avaliação do impacto das publicações, oferecendo uma visão abrangente da

estrutura e dinâmica da produção científica relacionada à Inteligência Artificial e ao Desenvolvimento Sustentável.

Complementarmente ao *Biblioshiny*, utilizou-se o *VOSviewer* versão 1.6.20 (0), para a construção e a análise de mapas de coocorrência. Neste estudo, os mapas de palavras-chave foram gerados com unidade de análise *author keywords*, contagem *full counting* e normalização *association strength*, adotando como métricas principais as ocorrências e o *total link strength*. Definiram-se limiares mínimos de ocorrência com verificação de sensibilidade entre valores. Optou-se pelo *VOSviewer* por se tratar de um *software* especificamente desenvolvido para a construção e visualização de redes bibliométricas, oferecendo procedimentos consolidados de normalização por força de associação, algoritmos de *layout* e *clusterização* que favorecem a leitura de estruturas temáticas, bem como recursos de exploração interativa adequados a redes de grande dimensão, o que aumenta a transparência e a reprodutibilidade das análises realizadas (Van Eck; Waltman, 2009).

3.2.2 Revisão Sistemática da Literatura

Além da análise bibliométrica, foi realizada uma revisão sistemática da literatura, orientada pelas diretrizes do *Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses* (PRISMA), conforme Moher *et al.* (2009). O PRISMA constitui um protocolo metodológico amplamente reconhecido, que busca assegurar transparência, reprodutibilidade e rigor científico em revisões sistemáticas, por meio de um fluxo estruturado de identificação, triagem, elegibilidade e inclusão de estudos. Esse protocolo permite documentar cada etapa do processo de seleção, promovendo maior confiabilidade dos resultados obtidos.

Foram selecionados exclusivamente artigos e revisão publicados em inglês, com escopo temático compatível aos objetivos desta pesquisa.

Para apoiar o processo de triagem, utilizou-se o *Rayyan*, um *software* desenvolvido especificamente para a organização e análise de estudos em revisões sistemáticas (Ouzzani *et al.*, 2016). O *Rayyan* permite realizar a triagem colaborativa, cega ou aberta, entre pesquisadores, otimizando o tempo de análise e reduzindo o viés na seleção dos documentos. A ferramenta oferece recursos como marcação por palavras-chave, detecção de duplicatas, filtros por critérios de inclusão/exclusão e visualização rápida dos metadados, tornando o processo mais ágil e preciso. A interface amigável e adaptabilidade a diferentes estratégias de pesquisa o tornam amplamente utilizado em estudos acadêmicos que envolvem grandes volumes de dados bibliográficos (Escaldelai; Escaldelai; Bergamaschi, 2023).

Para atender à exigência de entrada em *BibTeX* no *Rayyan*, os 265 artigos resultantes da pesquisa foram baixados em formato PDF e gerenciados no *software Zotero* versão 7.0.25, que foi utilizado para gerar um único arquivo.bib com os metadados completos. Os PDFs foram importados para a biblioteca e, quando disponível, o *Zotero* recuperou automaticamente título, autores, periódico, ano, volume, número, páginas, DOI, resumo e palavras-chave a partir dos identificadores contidos no próprio arquivo ou por busca do DOI. Em seguida, procedeu-se a uma curadoria manual para correção de campos ausentes, padronização do tipo de item como *journal article*, verificação de duplicatas e normalização de nomes de autores e títulos. Concluída a revisão, a coleção foi exportada no formato *BibTeX* pelo exportador nativo do *Zotero*, garantindo a compatibilidade com o *Rayyan* e a preservação de acentos e caracteres especiais.

3.2.3 Pesquisa de Campo

Para complementar os dados obtidos na revisão da literatura, foram realizadas entrevistas com dez especialistas que atuam no desenvolvimento e aplicação da Inteligência Artificial em suas empresas ou clientes.

O grupo de entrevistados acumula experiência significativa, variando de gestores de *startups* a executivos com mais de duas décadas de mercado em setores como mineração, construção civil, agronegócio, saúde e desenvolvimento de *software*. Essa heterogeneidade é fundamental para evitar vieses setoriais e compreender como a IA permeia diferentes camadas da atividade econômica sob a ótica da sustentabilidade. O Quadro 9 apresenta a caracterização dos participantes, mantendo o anonimato conforme os termos de consentimento estabelecidos.

Quadro 9 – Caracterização dos Especialistas entrevistados

ID	Cargo / Função	Tempo de Experiência em Tec. / Atuação	Setor Principal de Atuação	Foco de Uso da IA
E1	Gerente Executivo e Sócio	17 anos	Tecnologia e Otimização (Agro, Indústria, Educação)	Otimização matemática, tomada de decisão e modelos de linguagem
E2	*Head* de Projetos e Operações	Recente na função	Consultoria em Produtividade e IA	Ferramentas de produtividade, agentes e automação
E3	*Head* de *Customer Success*	1,5 ano na empresa	Tecnologia e Agentes de IA	Criação de agentes especializados e suporte à decisão técnica
E4	Fundador / Growth Marketing	16 anos	*Marketing* e Educação Corporativa	Estratégia de *growth*, validação de hipóteses e educação via *WhatsApp*
E5	*Head* de Inovação	7 anos	Consultoria de Tecnologia e Inovação	Cenários estratégicos, automação de processos e capacitação
E6	Empresário e Conselheiro	28 anos	Mineração, Construção Civil e Logística	Consultoria de negócios, jurídica e análise financeira assistida
E7	Consultora e Autora (ex-Executiva de Mult. Nacional)	Vasta experiência (ex-Banco Mundial)	Sustentabilidade, ESG, Tecnologia	Pesquisa, síntese de conteúdo e arquitetura de soluções sustentáveis
E8	Doutora, Pesquisadora e Palestrante	Atuação acadêmica e mercados diversos	Pesquisa Científica e Educação	Metodologia científica, ética em IA e treinamentos acadêmicos
E9	CEO e Investidor	4 anos (desde a fundação)	Indústria e Agronegócio	Restabelecimento de operações críticas e ampliação da produtividade
E10	CEO e Sócio Fundador	16 anos	Fábrica de *Software* (Saúde, Varejo)	Desenvolvimento de *software*, revisão de código e análise de dados

Fonte: Elaborado pelo autor (2025).

A pesquisa qualitativa permite uma análise mais aprofundada das percepções, experiências e desafios enfrentados pelos especialistas, agregando uma dimensão prática à investigação sobre os impactos da IA no contexto do Desenvolvimento Sustentável.

Esta pesquisa foi aprovada pelo Comitê de Ética em Pesquisa da Pontifícia Universidade Católica de Campinas (CEP-PUC-Campinas) sob o Parecer consubstanciado nº 7 544 672, CAAE 87913525.7.0000.5481, em 05 de maio de 2025 (Anexo A).

As entrevistas foram semiestruturadas, ou seja, as perguntas foram baseadas em um roteiro previamente definido (Apêndice A), com a finalidade de garantir que todos os participantes abordem os mesmos tópicos e possibilitar uma comparação sistemática das respostas. Esse tipo de entrevista é caracterizado por combinar a padronização das questões com a flexibilidade do diálogo, permitindo que o entrevistador explore aspectos emergentes durante a conversa, sem perder o foco da investigação (Richardson, 1999). Essa estrutura

favorece tanto a consistência quanto a profundidade dos dados coletados, sendo amplamente utilizada em pesquisas qualitativas que buscam compreender experiências, percepções e significados atribuídos pelos participantes. De acordo com Richardson (1999) e Freitas *et al.* (2000), entrevistas semiestruturadas aumentam a confiabilidade e a reprodutibilidade da pesquisa, pois reduzem variações na formulação das perguntas e asseguram que os entrevistados respondam dentro de um escopo previamente estabelecido, ao mesmo tempo em que preservam a espontaneidade e a riqueza das respostas individuais.

Os participantes foram convidados formalmente pela Carta Convite (Apêndice B) e foram selecionados com base nos seguintes critérios de inclusão e exclusão:

- Critério de inclusão: Especialistas que ocupam cargos de liderança em empresas que desenvolvem sistemas de IA ou que aplicam essa tecnologia em seus negócios.
- Critério de exclusão: Indivíduos que não assinaram o Termo de Consentimento Livre e Esclarecido (Apêndice C) e o Termo de consentimento para o tratamento de dados pessoais (Apêndice D).

As entrevistas foram realizadas entre os meses de agosto e outubro de 2025 e foram analisadas por meio de Análise de Conteúdo, com apoio do *software Atlas.ti* versão v9.24.3, adotando-se uma estratégia de codificação híbrida que combinou procedimentos dedutivos e indutivos. Em consonância com a perspectiva de Bardin (2011), as categorias foram concebidas tanto a *priori*, com base no referencial teórico e na Revisão Sistemática da Literatura, quanto a posteriori, a partir da exploração do corpus empírico (Bardin, 2011). Partiu-se, assim, de um conjunto de códigos dedutivos correspondentes às doze dimensões da Inteligência Artificial Centrada no Ser Humano identificadas na Revisão Sistemática da Literatura, ao mesmo tempo em que códigos indutivos emergiram das leituras flutuantes das transcrições das entrevistas, em diálogo com a distinção entre desenvolvimento indutivo de categorias e aplicação dedutiva proposta na Análise de Conteúdo Qualitativa (Mayring, 2000) com abordagem híbrida de codificação, que integra códigos teóricos e códigos oriundos dos dados empíricos para fortalecer o rigor e a transparência analítica (Fereday; Muir-Cochrane, 2006).

3.3 Tratamento e análise dos dados

Os dados obtidos por meio da análise bibliométrica foram processados no *Biblioshiny*, permitindo a visualização de redes de colaboração científica, análise de impacto das publicações e identificação das principais temáticas emergentes na literatura. A interpretação desses dados foi feita à luz da literatura sobre IA e Desenvolvimento Sustentável, buscando mapear as principais contribuições científicas e lacunas existentes.

Na revisão sistemática da literatura, os artigos selecionados foram analisados com base em critérios de relevância para o tema, extraindo informações sobre desafios, oportunidades e boas práticas na aplicação da IA no contexto do Desenvolvimento Sustentável. Esse processo seguiu as etapas do protocolo PRISMA, garantindo rigor na identificação, triagem e inclusão das publicações revisadas.

As entrevistas semiestruturadas foram transcritas e submetidas à análise de conteúdo, conforme proposto por Bardin (2011), permitindo a categorização e interpretação das respostas. As categorias foram definidas a *posteriori*, de forma indutiva, emergindo a partir do exame dos dados coletados, em conformidade com os princípios metodológicos da análise qualitativa. Foram identificados padrões, recorrências e divergências entre as percepções dos entrevistados, buscando compreender como os desafios e impactos da IA no Desenvolvimento Sustentável são observados na prática.

O tratamento dos dados obtidos nas entrevistas foi realizado com o apoio do *software Atlas.ti* versão v9.24.3-2025-12-12, ferramenta especializada na análise de dados textuais, audiovisuais e multimodais. O *Atlas.ti* permite a codificação sistemática do conteúdo, a construção de redes de significados e a visualização gráfica das relações entre categorias, facilitando a interpretação dos dados e a geração de *insights*. Sua utilização contribui para maior rastreabilidade, organização e rigor metodológico na condução de análises qualitativas em pesquisas acadêmicas.

A triangulação dos dados conduzida com a análise bibliométrica, a revisão sistemática da literatura e a análise de conteúdo das entrevistas possibilitou uma visão ampla e integrada sobre o tema, fornecendo subsídios para reflexões e recomendações sobre o uso responsável da HCAI no contexto do desenvolvimento sustentável.

4 RESULTADOS

4.1 Análise Bibliométrica

Para a análise bibliométrica, foram utilizadas duas bases de dados reconhecidas internacionalmente: WoS e *Scopus*. As buscas em ambas as plataformas foram realizadas em 16 de fevereiro de 2025.

O processo de refinamento dos resultados ocorreu em três etapas sucessivas, com o objetivo de garantir a pertinência temática dos estudos em relação aos objetivos da pesquisa (Tabela 1).

Tabela 1 – Etapas de refinamento de resultados

Base	Etapas	Palavras-chave	Filtros	Documentos encontrados
Scopus	1	*(“artificial intelligence” OR “AI”) AND (“Sustain*” OR “SDG” OR “Sustainable Development Goals”)*	---	25.552
	2	*(“artificial intelligence” OR “AI”) AND (“Sustain*” OR “SDG” OR “Sustainable Development Goals”) AND (“human cent*” OR “explainable AI” OR “explainable artificial intelligence” OR “AI for Social Good”)*	---	866
	3	*(“artificial intelligence” OR “AI”) AND (“Sustain*” OR “SDG” OR “Sustainable Development Goals”) AND (“human cent*” OR “explainable AI” OR “explainable artificial intelligence” OR “AI for Social Good”)*	Ano de publicação 2020 a 2024; Limitado a Artigos e Artigos de Revisão; Estágio Final de Publicação; Idioma Inglês; Acesso Aberto	226
Web of Science	1	*(“artificial intelligence” OR “AI”) AND (“Sustain*” OR “SDG” OR “Sustainable Development Goals”)*	---	12.648
	2	*(“artificial intelligence” OR “AI”) AND (“Sustain*” OR “SDG” OR “Sustainable Development Goals”) AND (“human cent*” OR “explainable AI” OR “explainable artificial intelligence” OR “AI for Social Good”)*	---	478
	3	*(“artificial intelligence” OR “AI”) AND (“Sustain*” OR “SDG” OR “Sustainable Development Goals”) AND (“human cent*” OR “explainable AI” OR “explainable artificial intelligence” OR “AI for Social Good”)*	Ano de publicação 2020 a 2024; Limitado a Artigos e Artigos de Revisão; Estágio Final de Publicação; Idioma Inglês; Acesso Aberto	225

Fonte: Elaborada pelo autor (2025).

A etapa inicial da pesquisa retornou um volume expressivo de documentos em ambas as bases analisadas. Na *Scopus*, foram identificados 25.552 registros, enquanto na WoS, foram 12.648 documentos. Com a aplicação de mais um conjunto de descritores para aperfeiçoar a relevância temática, os resultados foram significativamente reduzidos, passando a 866 documentos na *Scopus* e 478 na WoS. Essa etapa demonstrou a importância de uma triagem criteriosa para garantir a pertinência dos estudos selecionados. O processo de refinamento final incluiu restrições por ano de publicação (2020 a 2024), delimitação por tipo documental (artigos e artigos de revisão), estágio de publicação (final), idioma de publicação (inglês) e tipo de acesso (todos os tipos de acesso aberto), resultando na seleção final de 226 documentos na *Scopus* e 225 na WoS, para compor o *corpus* da análise bibliométrica. Esse rigor metodológico contribui para assegurar que os dados analisados estejam alinhados aos objetivos da pesquisa e reflitam o estado atual da produção científica sobre Inteligência Artificial e Desenvolvimento Sustentável.

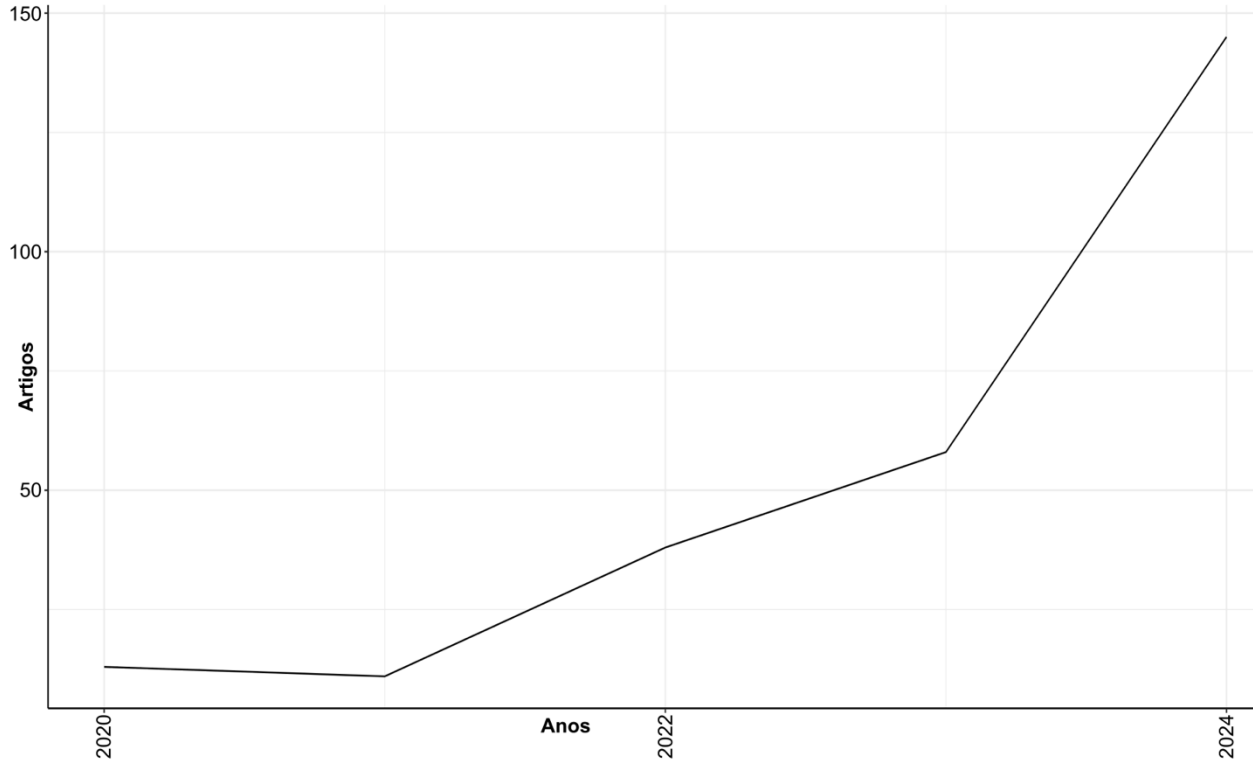
A delimitação do período de publicação 2020 a 2024 é decorrente da escassez de estudos anteriores. Utilizando as *strings* de pesquisa descritas na Tabela 1, observa-se que até 2019 foram recuperados na *Scopus* apenas 10 artigos e, na WoS apenas dois. Entre os trabalhos que tratam diretamente da temática desta pesquisa, o registro mais antigo na *Scopus* é proveniente de Couto *et al.* (2012), que investiga a predição da qualidade da água em reservatórios por meio de métodos de Inteligência Artificial, comparando Redes Neurais Artificiais e Árvores de Decisão no reservatório de Odivelas, em Portugal, com dados coletados entre 2001 e 2010. Na WoS, a pesquisa de Onetti, Naboni e Brown (2018) destaca-se como o registro mais antigo, que examina como Tecnologias da Informação e Comunicação, incluindo Análise de Linguagem Natural, Visão Computacional, *Machine Learning* e *Deep Learning*, podem apoiar a transição de "sustentabilidade" para "sustentabilidade regenerativa" no ambiente construído, com foco em desenho centrado no ser humano, a partir da revisão de literatura sobre edifícios inteligentes e edifícios sencientes. Ambas as pesquisas apresentam baixo número de citações, com 10 citações de Couto *et al.* (2012) e 20 de Sonetti, Naboni e Brown (2018).

O conjunto inicial de documentos recuperados nas bases *Scopus* e WoS totalizou 451 registros. A etapa seguinte consistiu na eliminação de duplicatas, processo realizado com o auxílio da biblioteca *Bibliometrix*, no ambiente do *RStudio*. Foram identificados 186 registros duplicados, unificados em um único arquivo no formato *comma-separated values* (CSV). Esse procedimento permitiu a padronização dos metadados extraídos das duas bases, assegurando que todos os campos estejam organizados de acordo com os mesmos parâmetros técnicos. Essa

harmonização foi fundamental para viabilizar o uso do *Biblioshiny*, no desenvolvimento das análises bibliométricas subsequentes.

A Figura 7 evidencia a evolução significativa da produção científica relacionada à temática da HCAI em interface com o Desenvolvimento Sustentável no período de 2020 a 2024.

Figura 7 – Publicação anual



Fonte: Elaborada pelo autor, com dados processados no *Bibliometrix* (2025).

Os dados da Figura 7 demonstram uma tendência de crescimento contínuo e acelerado da produção científica, especialmente a partir de 2022. No início da série, os números ainda eram modestos, com 13 publicações em 2020 e 11 em 2021. Contudo, observa-se um ponto de inflexão em 2022, quando o volume anual saltou para 38 artigos. Esse crescimento manteve-se consistente em 2023, com 58 publicações, e atingiu seu ápice em 2024, com um total de 145 documentos publicados. Em termos percentuais, esses resultados representam um crescimento superior a 1.000% em cinco anos, sinalizando o amadurecimento do campo de pesquisa, o aumento do interesse acadêmico e a consolidação da relevância científica da temática no cenário internacional.

Esse aumento expressivo pode ser atribuído, entre outros fatores, à crescente mobilização científica em torno dos ODS, à ampliação da infraestrutura computacional para pesquisa em IA e à emergência de debates éticos e sociais relacionados ao uso responsável dessas tecnologias. Tais elementos reforçam a pertinência de se investigar a contribuição da Inteligência Artificial sob uma perspectiva centrada no ser humano, especialmente no enfrentamento de desafios globais contemporâneos.

A Tabela 2 apresenta uma visão consolidada do conjunto de documentos que compõem o *corpus* analisado nesta pesquisa, obtido a partir da aplicação de filtros temáticos e temporais nas bases *Scopus* e WoS.

Tabela 2 – Dados dos documentos

Descrição	**Resultados**
TIPO DE DOCUMENTOS	
Artigos	215
Artigos de revisão	50
INFORMAÇÕES GERAIS	
Período pesquisado	2020 - 2024
Fontes (publicações)	165
Documentos encontrados	265
Taxa de crescimento anual	82,75%
Média de citação por documento	15,23
Total de referências	19.475
PALAVRAS-CHAVE	
Total de palavras-chave dos autores	1.046
AUTORIA	
Autores	1204
Autores com publicações solo	19
Média de co-autores por documento	4,88
Co-autoria internacional	35,85%

Fonte: Elaborada pelo autor (2025).

O total de 265 documentos é composto por 215 artigos científicos originais e 50 artigos de revisão, publicados em 165 periódicos diferentes, o que demonstra a amplitude interdisciplinar do tema e sua disseminação em revistas de diversas áreas do conhecimento.

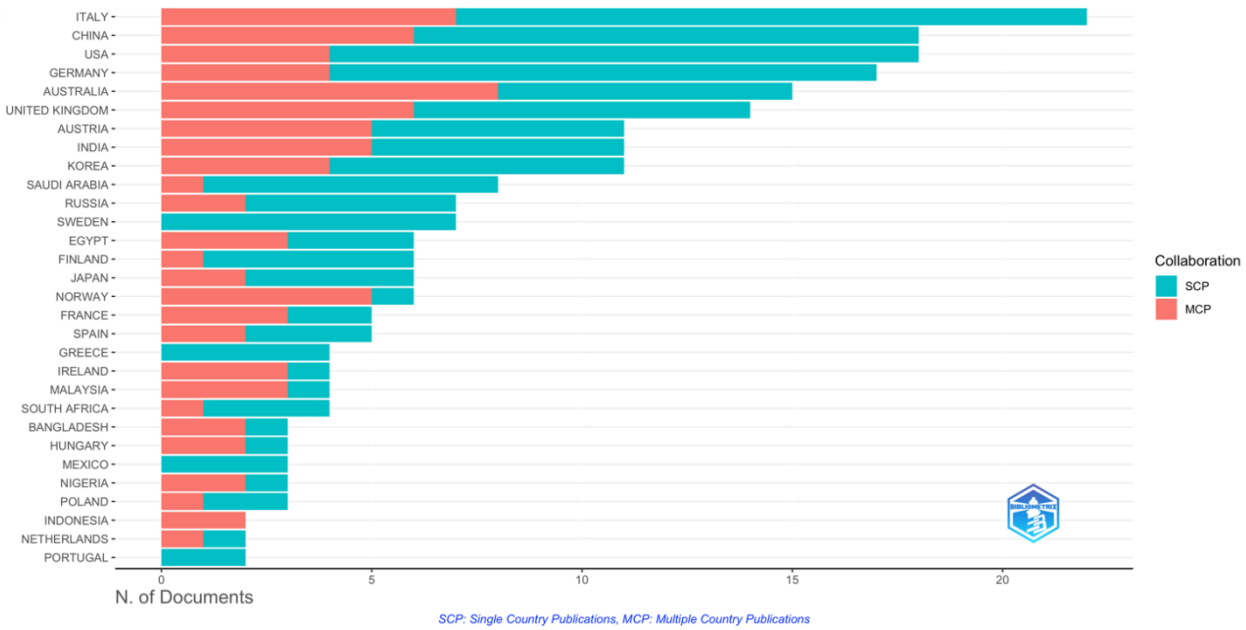
A taxa de crescimento anual das publicações foi de aproximadamente 83%, o que reforça os dados apresentados na Tabela 2 e evidencia uma dinâmica acelerada de produção científica. Os documentos selecionados receberam, em média, 15 citações por publicação,

totalizando mais de 3.900 citações acumuladas, o que denota reconhecimento e relevante impacto científico. Além disso, os artigos referenciam, no total, 19.475 outros trabalhos, evidenciando a densidade bibliográfica e o grau de articulação do campo com outros temas emergentes.

No que se refere à autoria, os documentos analisados foram produzidos por 1.204 autores distintos, com destaque para o alto índice de colaboração científica: apenas 19 artigos foram escritos por um único autor. Ressalta-se, ainda, que aproximadamente 36% das publicações resultaram de colaborações internacionais, envolvendo pesquisadores de diferentes países, o que contribui para o intercâmbio global de conhecimento e o fortalecimento de redes científicas transnacionais.

A Figura 8 apresenta uma análise da produtividade científica por país, considerando a afiliação institucional do autor correspondente de cada publicação. O gráfico da Figura 8 distingue dois tipos de colaboração: os artigos de *Single Country Publications* (SCP), produzidos integralmente por autores de um único país, e os de *Multiple Country Publications* (MCP), que envolvem cooperação internacional entre autores de diferentes nacionalidades. Essa distinção permite observar não apenas o volume de publicações por país, mas também o grau de internacionalização da produção científica no campo da Inteligência Artificial aplicada ao Desenvolvimento Sustentável.

Figura 8 – Produtividade por país - afiliação institucional do autor correspondente



Fonte: Elaborada pelo autor, com dados processados no *Biblioshiny* (2025).

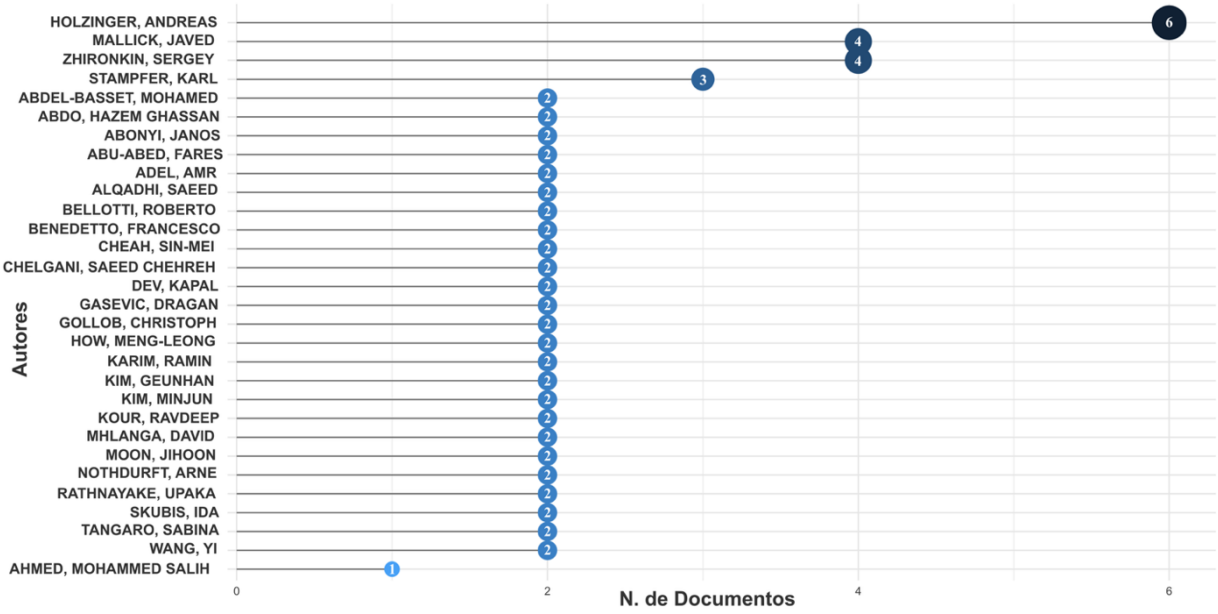
A Figura 8 revela que, no período analisado, os documentos mapeados foram produzidos por autores vinculados a instituições de 47 países, destacando-se o caráter global da pesquisa sobre Inteligência Artificial e Desenvolvimento Sustentável. Os cinco países com maior número de publicações foram: Itália, com 22 publicações (15 SCP e 7 MCP); China, com 18 (12 SCP e 6 MCP); Estados Unidos, também com 18 (14 SCP e 4 MCP); Alemanha, com 17 (13 SCP e 4 MCP); e Austrália, com 15 publicações, sendo o único país do grupo com predominância de colaboração internacional (7 SCP e 8 MCP).

A elevada proporção de MCP em países como Austrália, Reino Unido e Noruega sugere forte articulação com redes científicas internacionais. Já a predominância de SCP em países como China e EUA pode indicar alta capacidade de produção interna, mas também possíveis barreiras à colaboração transnacional. Um dado que chama atenção é a ausência do Brasil entre os países com produção expressiva no *corpus* analisado, o que pode indicar uma lacuna de inserção científica nacional dessa temática específica ou uma dispersão dos autores brasileiros em redes multinacionais onde não figuram como autores correspondentes.

Além de fornecer uma visão sobre a distribuição geográfica da produção, a Figura 8 também permite inferir sobre o perfil colaborativo da comunidade científica. Países com maiores proporções de MCP tendem a estar inseridos em consórcios, parcerias bilaterais ou redes temáticas internacionais, o que contribui para a diversificação de perspectivas e o aumento do impacto das publicações.

A Figura 9 apresenta os autores mais relevantes, considerando o número de publicações identificadas no *corpus* da pesquisa. A análise, conduzida por meio do *Biblioshiny*, permite visualizar os pesquisadores com maior recorrência temática. Essa identificação é importante para mapear redes de influência, possíveis centros de excelência e futuras referências para aprofundamentos teóricos, metodológicos e aplicados.

Figura 9 – Autores mais relevantes



Fonte: Elaborada pelo autor, com dados processados no *Biblioshiny* (2025).

A Figura 9 mostra que o autor Andreas Holzinger lidera a produção científica, com seis publicações. Em seguida, destacam-se Javed Mallick e Sergey Zhironkin, com quatro artigos cada, e Karl Stampfer, com três. Há também um grupo de vinte e cinco autores com duas publicações cada, demonstrando consistência em suas contribuições.

Apesar de os números parecerem modestos, o fato de poucos autores concentrarem múltiplas publicações em um campo emergente pode indicar especialização temática e consolidação de linhas de pesquisa, além de reforçar a importância de novas pesquisas sobre essa temática. Ressalta-se, ainda, a diversidade geográfica e institucional dos autores, o que pode sugerir a formação de núcleos de pesquisa distribuídos globalmente, reforçando a natureza interdisciplinar e internacional da discussão sobre IA e Desenvolvimento Sustentável.

O

Quadro ***10*** consolida os títulos e as respectivas referências bibliográficas dos artigos publicados pelos autores com maior número de publicações.

Quadro 10 – Quadro sintético com os autores do *corpus* com maior número de publicações

Autores	**Título do Artigo**	**Referência**
Andreas Holzinger	*AI for life: Trends in artificial intelligence for biotechnology*	(Holzinger *et al.*, 2023)
	The Cost of Understanding - XAI Algorithms towards Sustainable ML in the View of Computational Cost	(Jean-Quartier *et al.*, 2023)
	Exploring artificial intelligence for applications of drones in forest ecology and management	(Buchelt *et al.*, 2024)
	Explainable Artificial Intelligence to Support Work Safety in Forestry: Insights from Two Large Datasets...	(Hoenigsberger *et al.*, 2024)
	Human-Centered AI in Smart Farming: Toward Agriculture 5.0	(Holzinger *et al.*, 2024b)
	From Industry 5.0 to Forestry 5.0: Bridging the gap with Human-Centered Artificial Intelligence	(Holzinger *et al.*, 2024a)
Javed Mallick	*Interpretation of Bayesian-optimized deep learning models for enhancing soil erosion susceptibility prediction and management...*	(Alkahtani *et al.*, 2024)
	A decision-making framework for landfill site selection in Saudi Arabia using explainable artificial intelligence and multi-criteria analysis	(Al Awadh; Mallick, 2024)
	Optimizing Residential Construction Site Selection in Mountainous Regions Using Geospatial Data and eXplainable AI	(Alqahtani *et al.*, 2024)
	Exploring forest fire susceptibility and management strategies in Western Himalaya: Integrating ensemble machine learning and explainable AI for accurate prediction and comprehensive analysis	(Hoang *et al.*, 2024)
Sergey Zhironkin	*Review of Transition from Mining 4.0 to Mining 5.0 Innovative Technologies*	(Zhironkin; Ezdina, 2023)
	Review of Transition from Mining 4.0 to 5.0 in Fossil Energy Sources Production	(Zhironkin; Dotsenko, 2023)
	Review of the Transition to Energy 5.0 in the Context of Non-Renewable Energy Sustainable Development	(Zhironkin; Abu-Abed, 2024b)
	Fossil Fuel Prospects in the Energy of the Future (Energy 5.0): A Review	(Zhironkin; Abu-Abed, 2024a)
Karl Stampfer	*Exploring artificial intelligence for applications of drones in forest ecology and management*	(Buchelt *et al.*, 2024)
	Explainable Artificial Intelligence to Support Work Safety in Forestry: Insights from Two Large Datasets...	(Hoenigsberger *et al.*, 2024)
	From Industry 5.0 to Forestry 5.0: Bridging the gap with Human-Centered Artificial Intelligence	(Holzinger *et al.*, 2024)

Fonte: Elaborado pelo autor (2025).

Os artigos de Andreas Holzinger convergem para a interface entre XAI, sustentabilidade e aplicações em florestas, agricultura e saúde. Em "*AI for life: Trends in artificial intelligence for biotechnology*" (Holzinger *et al.,* 2023), situa-se a IA como infraestrutura transversal das ciências da vida e a conecta a múltiplos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável, destacando lacunas de pesquisa em mineração de dados biomédicos, ontologias (modelos formais que padronizam conceitos e relações), processamento de linguagem natural, raciocínio sob incerteza e XAI como agenda metodológica para soluções sustentáveis. Em *Explainable*

Artificial Intelligence to Support Work Safety in Forestry: Insights from Two Large Datasets, Open Challenges, and Future Work (Hoenigsberger *et al.*, 2024), analisa-se dois grandes conjuntos de acidentes ocupacionais em atividades florestais e compara árvores de decisão, *random forests* e redes neurais, incorporando técnicas de interpretação para inferência causal e suporte à prevenção de acidentes no escopo do ODS 3 -saúde e bem-estar. Em *Exploring AI for applications of drones in forest ecology and management* (Buchelt *et al.*, 2024), discute-se o potencial de IA combinada a drones para monitoramento e manejo florestal. Em "*From Industry 5.0 to Forestry 5.0: Bridging the gap with Human-Centered*" (Holzinger *et al.*, 2024a) propõe-se um enquadramento conceitual que transpõe princípios de Indústria 5.0 para o setor florestal com IA Centrada no Ser Humano, enfatizando análise preditiva, automação e gestão de precisão. Em "*Human-Centered AI in Smart Farming: Toward Agriculture 5.0*" (Holzinger *et al.*, 2024b) o foco recai sobre Agricultura 5.0 com defesa do *human in the loop* à luz do paradoxo de Moravec (tarefas fáceis para humanos, como percepção e coordenação motora, são difíceis para máquinas, enquanto tarefas difíceis para humanos, como cálculo formal, tendem a ser mais fáceis para computadores) e das exigências regulatórias europeias, argumentando que ganhos de produtividade devem ser compatibilizados com supervisão humana, ética e resiliência do sistema agroalimentar. Em *"The Cost of Understanding - XAI Algorithms towards Sustainable ML in the View of Computational Cost"* (Jean-Quartier *et al.*, 2023), avalia-se o custo computacional associado à explicabilidade na modelagem, compara cenários de classificação, regressão e detecção de objetos em saúde, energia predial e visão computacional, ademais, oferece diretrizes para mensuração de consumo energético e otimização com métricas de emissões. Em conjunto, os trabalhos sustentam uma linha de pesquisa que articula XAI, sustentabilidade e desenho centrado no humano como requisitos para adoção responsável de IA em setores intensivos em risco operacional e impacto ambiental.

Os artigos de Javed Mallick, convergem para aplicações de XAI em problemas de planejamento territorial e gestão de riscos ambientais, com ênfase na integração entre Sistemas de Informação Geográfica (SIG), *Multi-Criteria Decision Analysis* (MCDA, em português Análise Multicritério de Aecisão) e aprendizado de máquina. Em *"A decision-making framework for landfill site selection in Saudi Arabia using explainable artificial intelligence and multi-criteria analysis"* (Al Awadh *et al.*, 2024) o estudo combina *Analytic Hierarchy Process* (AHP, em português Análise Hierárquica de Processo) com lógica *Fuzzy* (forma de representar incerteza e gradações, em que algo pode ser parcialmente verdadeiro entre 0 e 1, útil para decisões com critérios imprecisos), SIG e XAI para construir um índice do potencial de áreas de aterro em contexto montanhoso de rápida urbanização, explicando a contribuição

de variáveis como declividade, altitude, uso e cobertura do solo, densidade de drenagem e precipitação para apoiar decisões municipais. Em *"Optimizing Residential Construction Site Selection in Mountainous Regions Using Geospatial Data and eXplainable AI"* (Alqahtani *et al.*, 2024), propõe-se um modelo de adequação para implantação de conjuntos residenciais, articulando *Fuzzy AHP* a uma *Deep Neural Network* (DNN, em português Rede Neural Profunda) com camadas de explicabilidade para interpretar as variáveis determinantes e priorizar zonas seguras e ambientalmente adequadas. Em *"Exploring forest fire susceptibility and management strategies in Western Himalaya: Integrating ensemble machine learning and explainable AI for accurate prediction and comprehensive analysis"* (Hoang *et al.*, 2024), o estudo avança para suscetibilidade a incêndios florestais utilizando *ensembles* de alto desempenho (combinações de modelos de aprendizado que agregam predições) e interpretações locais e globais para orientar estratégias de manejo. Em *"Interpretation of Bayesian-optimized deep learning models for enhancing soil erosion susceptibility prediction and management: a case study of Eastern India"* (Alkahtani *et al.,* 2024), aplica-se otimização *Bayesiana* de redes profundas e técnicas de XAI para explicar os determinantes de risco de erosão e apoiar intervenções de conservação do solo. Em conjunto, os trabalhos sustentam dois pontos centrais: A eficácia preditiva da combinação entre métodos clássicos de apoio multicritério à decisão, aprendizado de máquina e explicabilidade em cenários geoespaciais complexos; E a utilidade prática de explicações globais e locais para decisões em desenvolvimento urbano sustentável, gestão de resíduos, prevenção de incêndios e conservação de solos, alinhando desempenho técnico com transparência e responsabilidade na formulação de políticas territoriais.

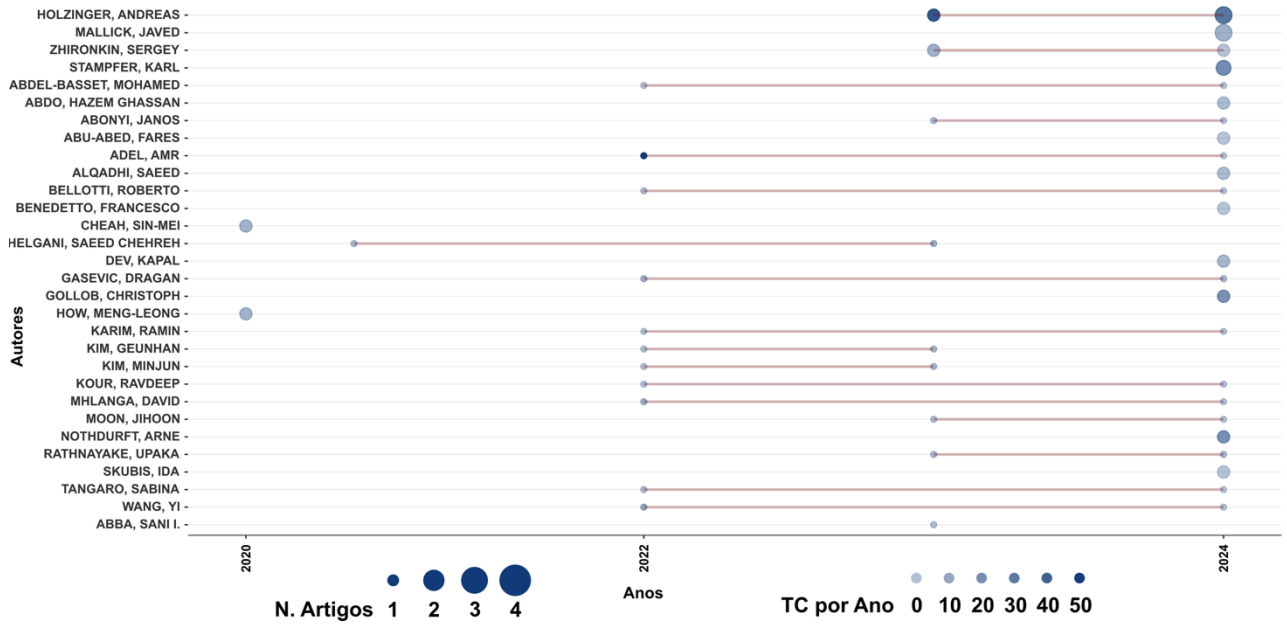
Os artigos de Sergey Zhironkin presentes no *corpus* articulam transições energética e industrial sob a ótica da Indústria 5.0, Energia 5.0 e Mineração 5.0, com foco em inovações centrada no ser humano de cadeias fósseis, alinhamento aos ODS e redução de emissões. Em *"Fossil Fuel Prospects in the Energy of the Future (Energy 5.0): A Review"* (Zhironkin; Abu-Abed, 2024a), discute-se como uma transição sem descontinuidades pode reposicionar combustíveis fósseis por meio de digitalização, inteligência artificial colaborativa, gêmeos digitais e *Industrial Internet of Everything* (IIoE, integração em rede de pessoas, processos, dados e coisas no contexto industrial), adicionando tecnologias de captura e utilização de CO_2 e o uso do hidrogênio como vetor energético (meio de transporte e armazenamento de energia que auxilia a descarbonização de processos) como ponte para compatibilizar segurança energética e metas climáticas. Em *"Review of the Transition to Energy 5.0 in the Context of Non-Renewable Energy Sustainable Development"* (Zhironkin; Abu-Abed, 2024b), mapeiam-se plataformas tecnológicas de Energia 5.0 e o vetor centrado no ser humano da Indústria 5.0,

indicando frentes de pesquisa para difusão tecnológica no setor de hidrocarbonetos. Em *"Review of the Transition from Mining 4.0 to 5.0 in Fossil Energy Sources Production"* (Zhironkin; Dotsenko, 2023), caracteriza-se o avanço da Mineração 4.0 para a Mineração 5.0 com ênfase em sistemas ciberfísicos, sensores inteligentes, *big data*, IoT e gêmeos digitais e discute a necessidade de harmonizar inovação em extração, com expansão de renováveis. Em *"Review of Transition from Mining 4.0 to Mining 5.0 Innovative Technologies"* (Zhironkin, Ezdina, 2023), detalham-se tecnologias emergentes como *cobots* (robôs colaborativos que trabalham em conjunto com humanos em ambientes de produção e serviços), *cloud mining* (uso de computação em nuvem para análise e gestão das operações de mineração), bioextração (emprego de microrganismos e bioprocessos para recuperar metais e minerais), práticas de pós-mineração (fechamento e reabilitação ambiental e socioeconômica após a extração) e investimento ESG, argumentando que a orientação centrada no ser humano e a integração digital-biotecnológica são condicionantes para reconfigurar o papel do setor de mineração na economia de baixo carbono. Em conjunto, o objetivo dos estudos é delimitar barreiras e rotas de modernização das cadeias fósseis e extrativas, compatibilizando produtividade, segurança do trabalho, metas climáticas e ODS no horizonte da Indústria, Energia e Mineração 5.0.

Os artigos de Karl Stampfer no *corpus* situam-se na interface entre operações florestais, XAI e uma agenda centrada no ser humano para modernização do setor. Em *"Explainable Artificial Intelligence to Support Work Safety in Forestry: Insights from Two Large Datasets, Open Challenges, and Future Work"* (Hoenigsberger *et al.,* 2024), escrito em coautoria com Andreas Holzinger, analisam-se dois grandes conjuntos de dados reais de acidentes ocupacionais na Áustria para comparar árvores de decisão, *random forests* e redes neurais totalmente conectadas, incorporando camadas de interpretação e ênfase em inferência causal com o objetivo de prevenção de acidentes e alinhamento ao ODS 3. Em *"Exploring artificial intelligence for applications of drones in forest ecology and management"* (Buchelt, *et al.,* 2024), também em coautoria com Andreas Holzinger, discute-se o potencial de IA combinada a *drones* para monitoramento e manejo florestal, destacando ganhos em detecção, mapeamento e apoio à decisão. Em *"From Industry 5.0 to Forestry 5.0: Bridging the gap with Human-Centered Artificial Intelligence"* (Holzinger *et al.,* 2024a), artigo também escrito em coautoria com Andreas Holzinger, sintetiza-se a transição de Indústria 5.0 para Silvicultura 5.0, propondo um enquadramento que articula análise preditiva, automação e gestão de precisão com supervisão humana, segurança do trabalho e sustentabilidade. A contribuição de Stampfer reforça a adoção responsável de IA em ambientes de alto risco operacional, com foco em

segurança, eficiência e sustentabilidade do manejo florestal, mantendo coerência temática com as descrições já apresentadas com os trabalhos em coautoria com Andreas Holzinger.

Figura 10 – Produção temporal dos autores



Fonte: Elaborada pelo autor, com dados processados no *Biblioshiny* (2025).

A Figura 10 apresenta a evolução do volume de publicação dos 20 autores mais produtivos do *corpus* e as citações recebidas por ano de seus trabalhos. Cada linha corresponde a um autor; os pontos marcam os anos em que houve publicação. O tamanho das bolhas representa o número de artigos publicados no período para um determinado autor (N. Artigos), enquanto a intensidade da cor indica o total de citações por ano (TC por Ano) associado às suas contribuições. Essa visualização permite observar, simultaneamente, produtividade e impacto normalizado no tempo.

A distribuição evidencia um adensamento da produção a partir de 2022, com pico em 2024, sinalizando a recência e a aceleração do campo no recorte analisado. Observa-se heterogeneidade entre produtividade e impacto: alguns autores combinam maior número de artigos e alto TC por Ano, compondo um núcleo de referência; outros, com menos publicações, exibem TC por Ano relativamente elevado, sugerindo trabalhos de alto efeito marginal. Em conjunto, o gráfico da Figura 10 reforça que o tema vem se consolidando recentemente, com trajetórias autorais diversas e um núcleo emergente de influência.

Ao comparar a Figura 9 com a Figura 10, é possível observar uma diferença no nome do autor, que ocupa a última posição do eixo Y, com apenas uma publicação. Na Figura 9 o nome é AHMED, MOHAMMED SALIH e na Figura 10, o nome que ocupa essa posição é

ABBA, SANI I. Para uma melhor compreensão dessa diferença, optou-se por avaliar os dados contidos na base criada pelo *Bibliometrix*, em formato de planilha do XLSX, e a conclusão é que essa diferença ocorre porque o *Biblioshiny* faz uma leitura diferente da planilha base para a construção de cada um dos gráficos. Nos artigos provenientes da *Scopus* é possível observar que os nomes dos autores presentes na coluna AF (autores com nome completo) trazem o número de ID entre parênteses logo a frente dos nomes. Já nos dados provenientes da WoS isso não ocorre. Com base nessa análise, é possível supor que o *Biblioshiny* considera, para a construção da Figura 9 o nome AHMED, MOHAMMED SALIH (57209734458) da base da *Scopus* como o primeiro autor em ordem alfabética com apenas um artigo publicado e de forma distinta, na construção da Figura 10, o *software* considera ABBA, SANI I.

A Tabela 3 apresenta os documentos com maior impacto de citação no *corpus* da pesquisa, o objetivo é caracterizar as citações por autor, ano de publicação e periódico, bem como comparar volume absoluto de citações (TC) com a intensidade de citações anuais (TC por Ano), permitindo identificar obras de referência que estruturam o debate sobre HCAI aplicada ao Desenvolvimento Sustentável.

Tabela 3 – Os 10 autores com mais citações globais

Artigos	TC	TC por Ano
SCHWENDICKE F, 2020, J DENT RES	393	65,50
ADEL A, 2022, J CLOUD COMPUT-ADV S	221	55,25
YANG S, 2021, COMPUT EDUC	208	41,60
OZMEN G O, 2023, INT J HUM-COMPUT INTERACT	170	56,67
HOLZINGER A, 2023, NEW BIOTECHNOL	128	42,67
TOMASEV N, 2020, NAT COMMUN	128	21,33
COWLS J, 2021, NAT MACH INTELL	101	20,20
GIACCARDI E, 2020, DES ISSUES	99	16,50
YIGITCANLAR T, 2021, SUSTAINABILITY	94	18,80
ALVES J, 2023, PROCESSES	87	29,00

Fonte: Elaborada pelo autor, com dados processados no *Biblioshiny* (2025).

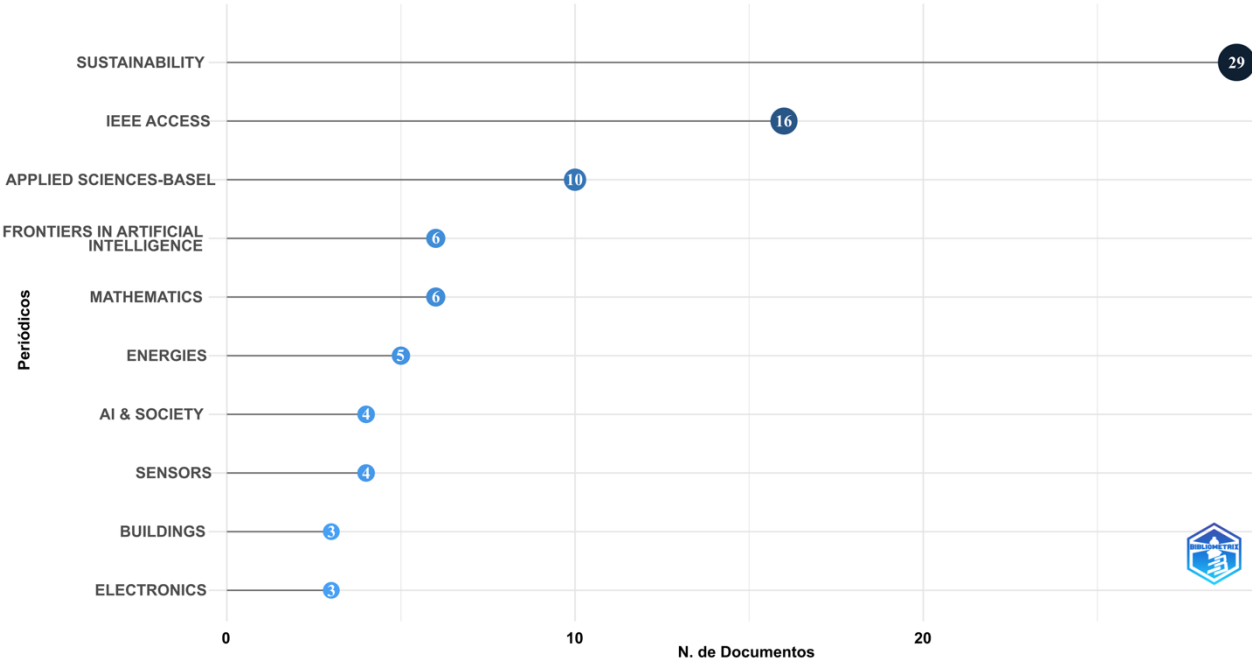
Os artigos da Tabela 3 somam 1.629 citações. O intervalo de variação é expressivo, indo de 87 a 393 citações, o que indica assimetria no impacto das publicações. Os cinco artigos mais citados respondem por 68,7 % do total de citações da amostra. Em termos absolutos, destacam-se Schwendicke *et al.* (2020) com 393 citações e 65,5 por ano; Adel *et al.* (2022) com 221 citações e 55,25 por ano; Yang *et al.* (2021) com 208 citações e 41,6 por ano; Ozmen *et al.*

(2023) com 170 citações e 56,67 por ano; e Holzinger *et al.* (2023) com 128 citações e 42,67 por ano.

Em Schwendicke *et al.* (2020), apresenta-se uma revisão narrativa sobre Inteligência Artificial em odontologia, sintetizando aplicações em diagnóstico por imagem e planejamento terapêutico, discutindo limitações, necessidade de validação clínica e implicações éticas. Em Adel *et al.* (2022), desenvolve-se uma revisão conceitual da Indústria 5.0 com ênfase centrada no ser humano, delineando soluções, desafios e agenda de pesquisa com impactos em resiliência e sustentabilidade. Em Yang *et al.* (2021), propõe-se um enquadramento de IA centrada no ser humano referente à educação, mostrando como dados observáveis podem apoiar a inferência de estados latentes de aprendizagem, discutindo requisitos de desenho e governança responsável. Em Ozmen *et al.* (2023), discute-se, no campo da Interação Humano Computador, requisitos de projeto e implicações da adoção de sistemas baseados em IA do ponto de vista da experiência do usuário. Em Holzinger *et al.* (2023), mapeiam-se tendências de IA para biotecnologia, com ênfase em desafios de dados, integração com os ODS e oportunidades de pesquisa futura.

A Figura 11 apresenta as fontes mais relevantes do *corpus*, ordenadas pelo número de documentos publicados no período analisado. Observa-se clara liderança da revista *Sustainability*, com 29 artigos no conjunto. Em seguida aparecem *IEEE Access*, com 16 artigos, e *Applied Sciences*, com 10 artigos. As demais produções estão distribuídas em uma sequência de periódicos com menor volume individual de publicações.

Figura 11 – Periódicos com maior número de publicações sobre o corpus da pesquisa

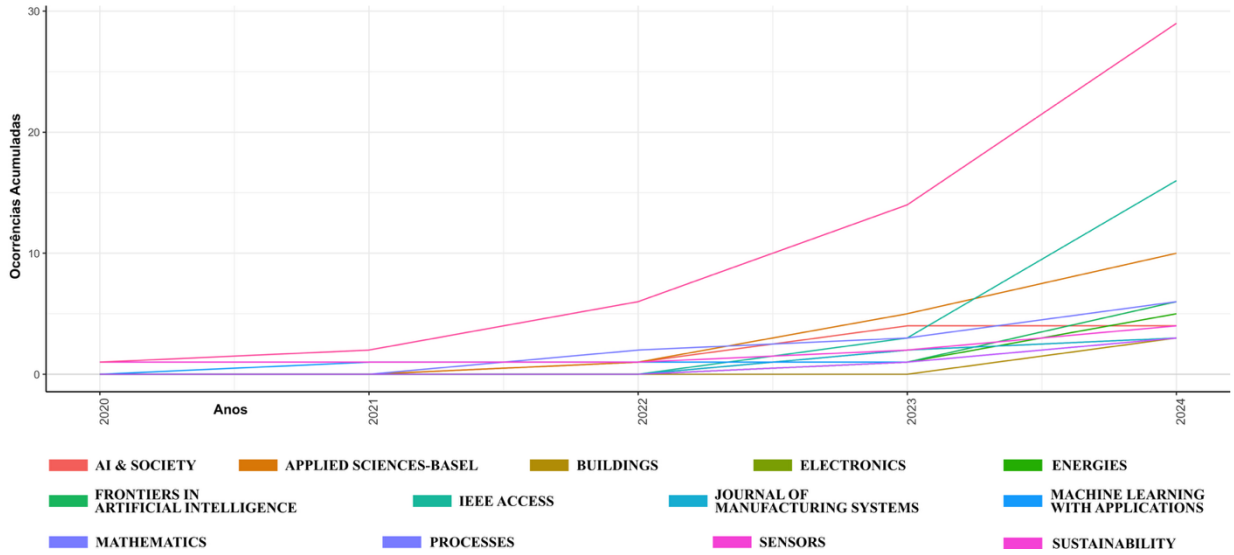


Fonte: Elaborada pelo autor, com dados processados no *Biblioshiny* (2025).

A predominância do periódico *Sustainability* na Figura 11 é expressiva e consistente com o foco da pesquisa em HCAI aplicada ao Desenvolvimento Sustentável. Em termos relativos ao *corpus* de 265 artigos, *Sustainability* concentra aproximadamente 10,9% do total, enquanto a *IEEE Access* reúne cerca de 6,0% e a *Applied Sciences* cerca de 3,8%. Em diferença absoluta, *Sustainability* publica 13 artigos a mais que *IEEE Access* e 19 a mais que *Applied Sciences*; em razão, equivale a aproximadamente 1,81 vezes o volume de *IEEE Access* e 2,9 vezes o de *Applied Sciences*. Esse gradiente evidencia uma editoria particularmente receptiva às interseções entre IA e sustentabilidade, juntamente com focos na engenharia e ciência aplicada que funcionam como canais complementares. O resultado sugere que parte substantiva do debate se consolida em periódicos de escopo interdisciplinar, com difusão relevante para aplicações socioambientais, mantendo uma base técnica consistente em periódicos com escopo nas áreas de engenharia e computação.

A Figura 12 apresenta a produção acumulada por periódico entre 2020 e 2024. Cada linha corresponde a um periódico e o valor no eixo vertical indica o número cumulativo de artigos do respectivo periódico no *corpus* ao longo do tempo. O gráfico da Figura 12 permite observar não apenas o total de publicações por periódico, mas sobretudo o ritmo de crescimento, destacando trajetórias editoriais distintas.

Figura 12 – Produção temporal dos periódicos entre 2020 e 2024



Fonte: Elaborada pelo autor, com dados processados no *Biblioshiny* (2025).

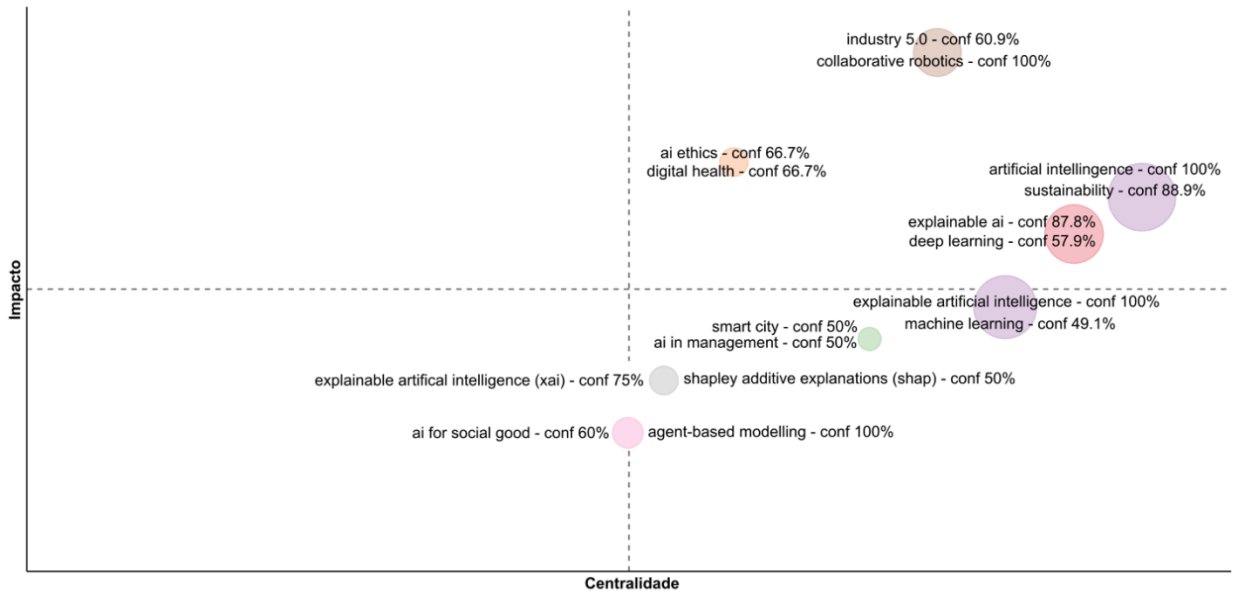
Três padrões se evidenciam na Figura 12: O periódico *Sustainability* exibe uma trajetória contínua e acelerada, culminando em 29 publicações em 2024, a curva é a mais inclinada no biênio 2023–2024, o que confirma seu papel como referência editorial do tema no período; já o periódico *IEEE Access* apresenta arranque tardio, mas com salto expressivo em 2024, encerrando o período com 16 artigos, um crescimento recente que sugere oportunidade para trabalhos de IA aplicada com viés de engenharia; e o periódico *Applied Sciences,* mostra crescimento estável e quase linear, alcançando 10 publicações em 2024. Os demais periódicos mantêm dinâmica incremental e curvas com menor inclinação, reforçando um padrão de concentração no qual poucos respondem pela maior parte da produção. Em conjunto com o *ranking* de publicações, a série temporal confirma a distância substantiva do periódico *Sustainability* em relação aos demais periódicos e ajuda a explicar a difusão recente do tema no ecossistema editorial analisado.

A Figura 13 apresenta os temas agrupados por acoplamento bibliográfico, isto é, pela proximidade entre itens que compartilham referências no *corpus*. O eixo horizontal expressa a centralidade do tema na rede, indicando o quanto ele se conecta a outros grupos por meio de referências comuns. O eixo vertical representa o impacto, sintetizando o desempenho por citações do conjunto associado a cada tema. O tamanho da bolha reflete o volume de documentos vinculados ao respectivo rótulo, e o índice "*conf xx%*" indica o grau de confiança

do algoritmo ao gerar o agrupamento de clusterização. Essa visualização permite identificar núcleos consolidados, especializações de alto impacto e frentes ainda pouco conectadas, complementando o mapa temático ao focar nas relações de referência entre os trabalhos. O processamento foi realizado com os seguintes parâmetros: A unidade de análise foi *Documents*, portanto as relações de acoplamento foram computadas entre documentos e não entre autores ou fontes.

O acoplamento foi medido a partir de *Author's Keywords*, isto é, dois documentos foram considerados mais próximos quanto maior a sobreposição de palavras-chave de autor. O impacto dos *clusters* foi avaliado pelo *Global Citation Score*, métrica que soma as citações globais dos documentos que compõem cada grupo. A rotulagem dos *clusters* foi gerada a partir de *Author's keywords*, de modo que os rótulos refletem os termos mais representativos dentro de cada *cluster*. Foram considerados 250 *Units*, que definem o universo máximo de nós candidatos à análise. A frequência mínima de *cluster* foi fixada em 10, filtrando comunidades muito raras e aumentando a robustez dos agrupamentos. Cada *cluster* recebeu até dois rótulos visíveis e o tamanho dos rótulos foi configurado como 0,3 para melhorar a legibilidade do gráfico. O parâmetro *Community Repulsion* foi mantido em 0, o que preserva a disposição padrão das comunidades sem forçar o afastamento adicional entre elas. O algoritmo de clusterização adotado foi o *Walktrap*, baseado em passeios aleatórios na rede para detectar comunidades coesas.

Figura 13 – Mapa de acoplamento bibliográfico dos temas de pesquisa



Fonte: Elaborada pelo autor, com dados processados no *Biblioshiny* (2025).

Observa-se na Figura 13, um núcleo motor no quadrante de alta centralidade e alto impacto, composto por *"artificial intelligence", "sustainability", "explainable ai" e "deep learning",* com destaque para bolhas maiores e elevados níveis de confiança. Esse bloco sinaliza que a literatura recente combina capacidade técnica de Inteligência Artificial e aplicações ligadas ao Desenvolvimento Sustentável, sustentadas por um repertório de referências amplamente compartilhado. À direita e acima, *"industry 5.0"* e "*collaborative robotics"* também exibem alto impacto e boa centralidade, sugerindo uma trilha industrial e organizacional fortemente citada e bem integrada ao debate principal. Em posição mais à esquerda, *"ai ethics"* e *"digital health"* apresentam alto impacto com centralidade moderada, o que denota linhas especializadas e influentes que dialogam com o núcleo, mas preservam bibliografias relativamente próprias. Na faixa inferior aparecem as palavras como *"explainable artificial intelligence"* acompanhado de variações*, "shapley additive explanations"*, *"ai for social good"* e *"agent-based modelling"* com centralidade e impacto menores, o que pode refletir estágios de emergência ou fragmentação terminológica.

A ferramenta *Biblioshiny* apresenta uma limitação técnica para a produção do Acoplamento Bibliográfico (Figura 13) que pode influenciar no peso e o posicionamento de algumas palavras-chave, não há a possibilidade de incluir um *Thesaurus* que una termos como: *"explaniable ai"* com *"explainable artificial intelligence",* portanto o *software* posiciona em quadrantes diferentes, palavras-chave que tratam do mesmo assunto, diferente do que ocorre na Figura 14, cujo processamento permite a inclusão desta lista de substituição.

A Figura 14 apresenta o mapa temático gerado no *Biblioshiny* a partir de palavras-chave do autor, no qual o eixo horizontal representa a centralidade (grau de conexão de cada tema com os demais) e o eixo vertical a densidade (grau de desenvolvimento interno do tema). O processamento foi realizado com os seguintes parâmetros: *Avoid label overlap* ativado; *Number of Words* = 250; *Min Cluster Frequency* = 5 (por mil documentos); *Number of Labels* = 5; *Label size* = 0,3; *Community Repulsion* = 0; e algoritmo de clusterização *Walktrap*. Para reduzir ruído terminológico, aplicou-se um *Thesaurus* unificando variações de grafia e siglas, por exemplo, *"explainable artificial intelligence"* em substituição de *"explainable AI"* e "XAI"; "SHAP" em substituição de *"shapley additive explanations"* e; normalizações de *"Industry 4.0/5.0"*. Esse tratamento assegura que sinônimos não fragmentem os *clusters* e melhora a interpretabilidade do mapa.

Figura 14 – Mapa temático



Fonte: Elaborada pelo autor, com dados processados no *Biblioshiny* (2025).

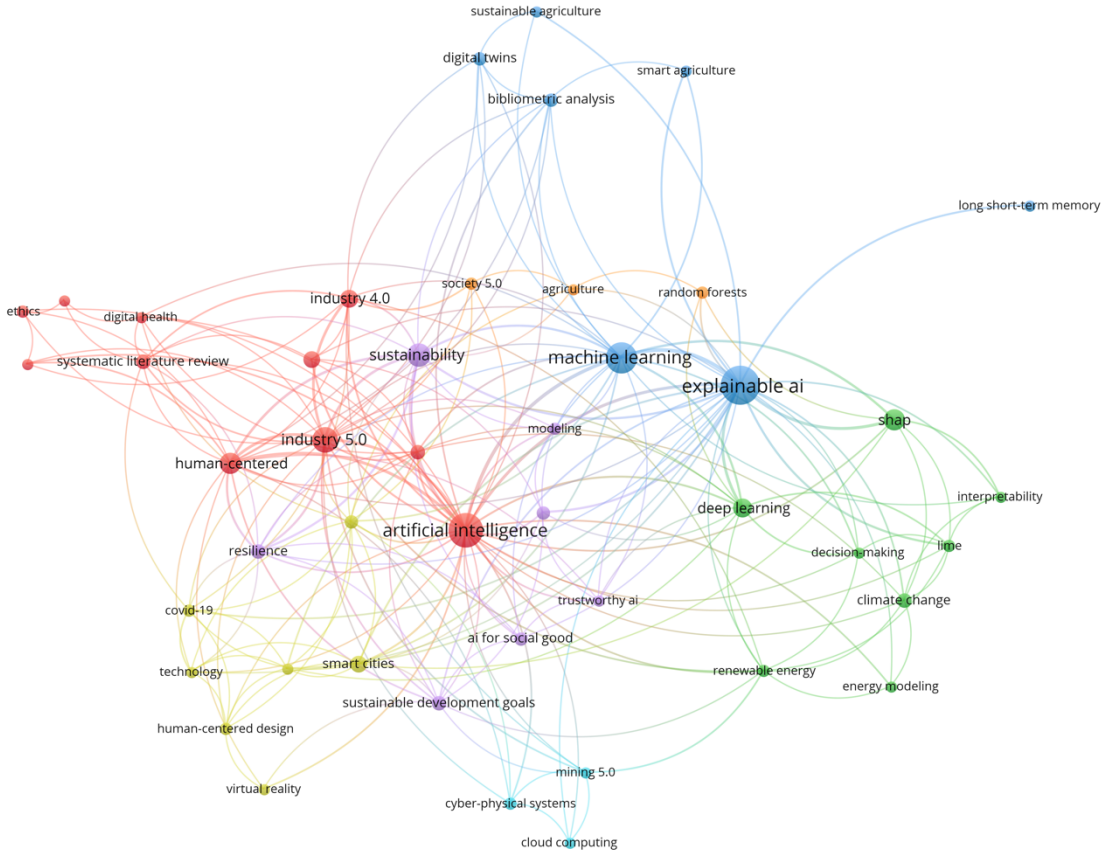
A leitura do mapa revela dois polos no quadrante de Temas Motores (alta centralidade e alta densidade) à direita do gráfico: (i) um bloco metodológico em torno de *"explainable artificial intelligence"*, *"machine learning"*, "SHAP" , *"deep learning"* e *"internet of things"*; e (ii) um bloco técnico-aplicado com *"human-centered desing"*, *"ai in management"*, *technology"*, *"artificial intelligence"*, *"sustainability"*, *"human-centred AI"* e *"industry 4.0/5.0"*, indicando a articulação entre capacidade analítica, governança e aplicações em transição industrial e sustentabilidade. Na zona de Temas Básicos (alta centralidade, menor densidade), aparecem *"digital twin"* e *"consciosness"*, funcionando como conectores do vocabulário geral do campo. Já o quadrante de Temas Emergentes ou em Declínio (baixa centralidade e baixa densidade) concentra *"federated learning"*, *"environmental sustainability"*, *"sustainable urban development"*, *"life cycle assessment"*, *"trust"*, e *"hybrid intelligence"*. Esses achados da pesquisa sugerem a existência de temas em tópicos que estão em consolidação inicial ou especializações ainda pouco integradas ao núcleo. No quadrante de Temas de Nicho observam-se tópicos com alta densidade e baixa centralidade, como *"human-centered design"*, *"human-computer interaction"*, *"mixed reality"* e *"virtual reality"*, que compõem um conjunto metodológico e tecnológico voltado ao desenho de experiências, à avaliação da interação humano-máquina e à experimentação em ambientes imersivos. Trata-se

de linhas coesas, com vocabulário próprio e forte especialização, que se conectam aos Temas Motores, sobretudo *"human-centred AI", "collaborative robotics"* e *"learning analytics"*. O mapa temático da Figura 14 sustenta a narrativa de um campo estruturado por três camadas interdependentes: desempenho técnico (*Machine Learning* e *Deep Learning*); explicabilidade e centramento no humano (XAI e HCAI) e aplicações socioambientais, cuja evolução decorre da integração entre essas dimensões.

A Figura 15 apresenta o mapa de coocorrência de palavras-chave gerado no *VOSviewer* a partir dos arquivos bibliográficos exportados da WoS (formato .txt) e da *Scopus* (formato .csv), combinados na mesma execução. A análise foi do tipo *Co-occurrence*, com utilização de *Author keywords* e *Full counting*; definiu-se ocorrência mínima = 3, e o *VOSviewer* selecionou 46 palavras-chave, organizadas em 7 *clusters*. Testes de sensibilidade foram conduzidos com diferentes limiares de ocorrência mínima das palavras-chave. Com duas ocorrências mínimas, o *software* identificou 100 palavras-chave e 12 *clusters* temáticos; com cinco ocorrências, 20 palavras-chave e 4 *clusters*; e, com dez ocorrências, 9 palavras-chave e 3 *clusters*. Optou-se, portanto, por adotar o limiar de três ocorrências, por representar um compromisso mais equilibrado entre granularidade temática e legibilidade do mapa, evitando tanto a fragmentação excessiva quanto a redução demasiada do número de *clusters*. Em todos os cenários testados, contudo, o posicionamento central dos principais *clusters*, associados à Inteligência Artificial, *Machine Learning* e Indústria 5.0, manteve-se estável. Para mitigar ruído terminológico, aplicou-se um arquivo *Thesaurus* no formato .csv, para a unificação de siglas, normalização de variações ortográficas e singular/plural (ex: AI substituindo *artificial intelligence*; *human-centered AI* substituindo human centred *AI*; IoT substituindo *internet of things*; SHAP substituindo *shapley additive explanations*). Esse pré-processamento assegura que sinônimos não se espalhem em nós distintos e melhora a interpretabilidade estrutural.

Figura 15 – Mapa de coocorrência de palavras-chave

Fonte: Elaborada pelo autor, com dados processados no VOSviewer (2025).



A Figura 15 revela uma arquitetura organizada em polos interdependentes, focalizando os nodos de maior destaque: *"artificial intelligence"; "explainable AI"; "machine learning"; "sustainability"; "human-centered AI"; "sustainable development goals" e "industry 5.0"*, observa-se um desenho coerente entre capacidade técnica, governança, centramento no humano e finalidade socioambiental. A palavra-chave *"artificial intelligence"* atua como hub geral do mapa, conectando-se intensamente a *"sustainability", "industry 4.0/5.0", "human-centered AI"* e termos de aplicação como *"smart cities" e "urban planning"*, o que indica que a discussão sobre IA, no corpus, é predominantemente orientada a problemas de Desenvolvimento Sustentável e transformação organizacional. *"Explainable AI"* forma, junto a *"machine learning"* e *"deep learning"*, o núcleo metodológico; as ligações para *"interpretability"*, "LIME" e "SHAP" sugerem adoção efetiva de técnicas de explicabilidade como requisito para aplicações responsáveis. *"Machine learning"* funciona como espinha dorsal analítica, radiando para domínios como *"digital twins"*, *"energy modeling*" e *"agriculture/smart agriculture"*, o que reforça seu papel transversal de infraestrutura

metodológica. *"Sustainability"* aparece como nó de aplicação transversal, ancorando conexões com *"renewable energy", "climate change", "resilience"* e com iniciativas de responsabilidade, como *"ai for social good"* e *"trustworthy AI"*, projetando a IA para questões ambientais e sociais. *"Human-centered AI"* aproxima a camada técnica da dimensão ética e de design, como *"ai ethics", "human-centered design", "human-robot interaction"*, sinalizando preocupação com usabilidade, prestação de contas e impacto sobre pessoas e organizações.

O termo *"sustainable development goals"* funciona como marco normativo e de mensuração de impacto, ligando-se a *"sustainable AI"*, *"sustainable development"* a eixos setoriais, como *"smart cities"* e *"renewable energy"*, o que evidencia alinhamento com políticas públicas e métricas globais. Por fim, *"industry 5.0"* organiza a vertente tecno-organizacional do mapa, articulando *"industry 4.0"*, *"cyber-physical systems"*, *"cloud computing"*, *"mining 5.0"* e *"digital transformation"*, um caminho que conecta automação e colaboração humano-máquina aos objetivos de sustentabilidade e resiliência corporativa. Os dados da Figura 15 sugerem a consolidação da eficácia analítica e dos mecanismos de explicabilidade em direção ao centramento no humano e as aplicações orientadas ao Desenvolvimento Sustentável, conferindo coerência temática à presente pesquisa e reforçando a importância e emergência do assunto.

A seguir apresentam-se os sete *clusters* identificados pelo *VOSviewer*, nomeados de acordo com suas temáticas predominantes e acompanhados do respectivo conjunto de palavras-chave:

- ***Cluster* 1 - Governança e transformação digital da IA:** *"ai ethics"; "artificial intelligence"; "collaboration"; "digital health"; "digital transformation"; "ethics"; "human-centered"; "human-centered ai"; "industry 4.0"; "industry 5.0"; "systematic literature review".*
- ***Cluster* 2 - Explicabilidade e modelagem clima-energia:** *"climate change"; "decision-making"; "deep learning"; "energy modeling"; "interpretability"; "LIME"; "renewable energy"; "SHAP".*
- ***Cluster* 3 - XAI/ML com gêmeos digitais e agricultura:** *"bibliometric analysis"; "digital twins"; "explainable ai"; "long short-term memory"; "machine learning"; "smart agriculture"; "sustainable agriculture".*
- ***Cluster* 4 - Cidades inteligentes, IoT e planejamento urbano:** *"covid-19"; "human-centered design"; "internet of things"; "smart cities"; "technology"; "urban planning"; "virtual reality".*

- ***Cluster* 5 - Sustentabilidade, resiliência e agenda normativa:** *"ai for social good"; "modeling"; "resilience"; "sustainability"; "sustainable ai"; "sustainable development"; "trustworthy ai".*
- ***Cluster* 6 - Infraestrutura e sistemas industriais:** *"cloud computing"; "cyber-physical systems"; "mining 5.0".*
- ***Cluster* 7 - Agricultura, métodos de ML e Sociedade:** *"agriculture"; "random forests"; "society 5.0".*

A análise de clusters permitiu identificar a estrutura e as frentes temáticas que constituem o campo da Inteligência Artificial Centrada no Ser Humano em sua interface com o Desenvolvimento Sustentável. Esses agrupamentos revelam a coexistência de núcleos consolidados, voltados à explicabilidade, à sustentabilidade e à Indústria 5.0, ao lado de vertentes emergentes ainda em formação, como ética algorítmica, agricultura digital e modelos de inteligência híbrida. A partir desses resultados, as seções seguintes aprofundam a discussão sobre as implicações práticas e teóricas desses achados, destacando os contextos socioambientais e os desafios que permanecem para a consolidação de uma agenda de pesquisa orientada aos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável.

4.2 Revisão Sistemática da Literatura

A Revisão Sistemática da Literatura nessa pesquisa teve por objetivo identificar, selecionar, avaliar criticamente e sintetizar a produção científica sobre a aplicação da Inteligência Artificial Centrada no Ser Humano ao Desenvolvimento Sustentável. Ao longo do capítulo, apresentam-se de forma objetiva os procedimentos de busca e triagem, os critérios de elegibilidade, o protocolo de extração e de avaliação da qualidade dos estudos e, por fim, a síntese temática que relaciona os achados às dimensões de HCAI e ao Desenvolvimento Sustentável.

O processo de seleção adotou as quatro etapas do protocolo PRISMA, com identificação, triagem, avaliação de elegibilidade e inclusão final. Na triagem por títulos e resumos, conduzida no *software Rayyan*, foram excluídos estudos sem aderência explícita à interface entre Inteligência Artificial e Desenvolvimento Sustentável. Na fase de elegibilidade, a leitura em texto completo verificou a presença de objetivos claros, descrição metodológica suficiente, dados ou argumentos passíveis de extração sistemática e conexão substantiva com dimensões técnicas, éticas ou socioambientais compatíveis com HCAI. Os estudos incluídos foram então submetidos à extração padronizada de variáveis, contemplando periódico, ano, país

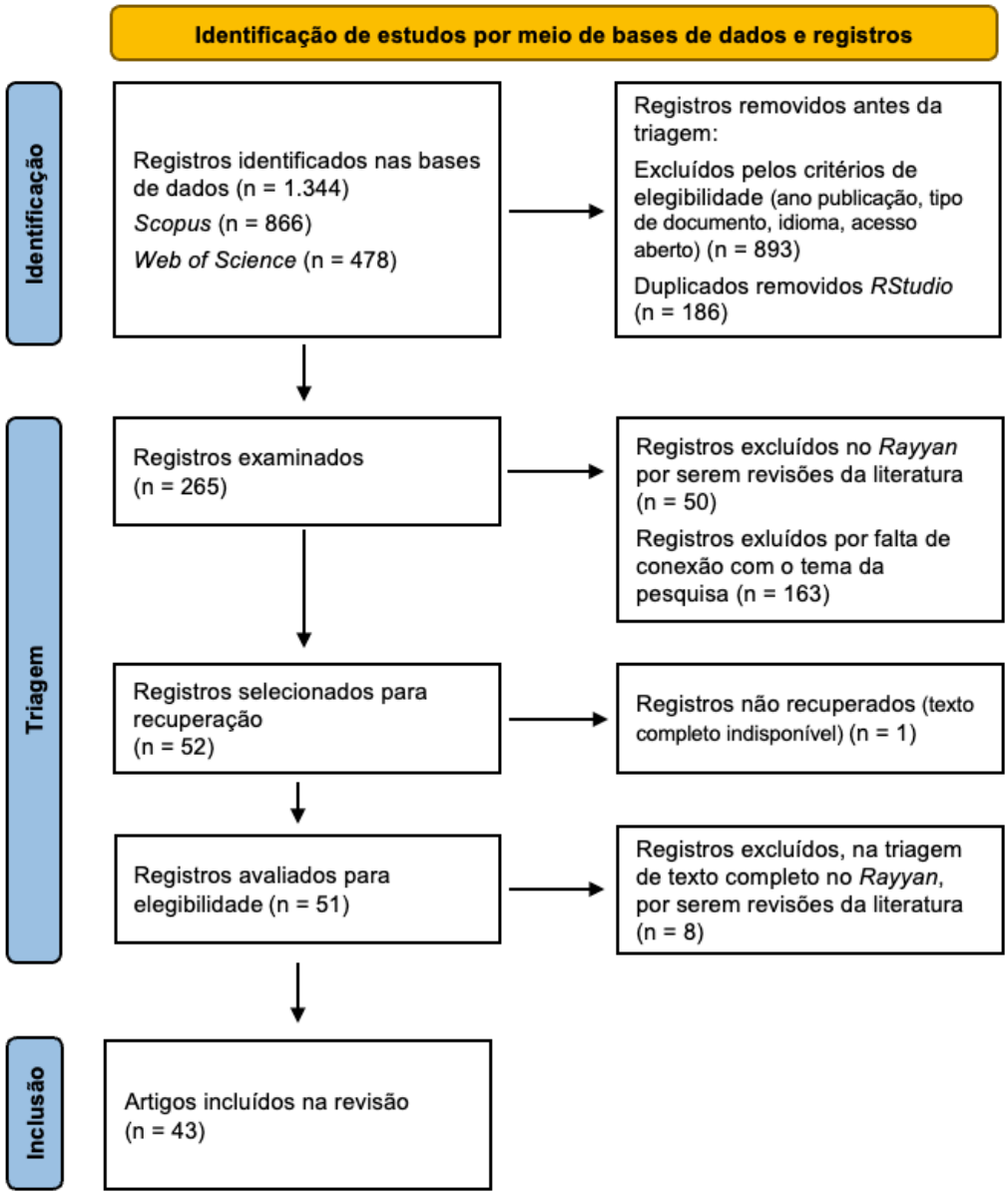
ou região, *clusters*, objetivos, método, fonte e tipo de dados, métricas de impacto, dimensões de HCAI mobilizadas, ODS, principais achados e limitações.

Para garantir rigor e reprodutibilidade, a estratégia de busca partiu das bases *Web of Science* e *Scopus*, com *strings* e operadores previamente definidos e filtros de período, idioma e tipo documental, considerando publicações em inglês entre 2020 e 2024, artigos e artigos de revisão, com acesso aberto. Os registros identificados foram gerenciados com apoio do Zotero e os duplicados foram excluídos no *software* R por meio do *Bibliometrix*, assegurando um conjunto único para triagem.

A busca inicial, realizada nas bases de dados, resultou na identificação de 1.344 registros. Após a remoção de duplicatas e a aplicação de critérios preliminares de elegibilidade (como tipo de documento, idioma e ano de publicação), 265 registros foram examinados. A triagem subsequente envolveu uma análise detalhada dos títulos, resumos e introduções utilizando a ferramenta *Rayyan*, resultando na exclusão de artigos que não apresentavam conexão direta com a IA Centrada no Ser Humano e o Desenvolvimento Sustentável.

A Figura 16 sintetiza, segundo o protocolo PRISMA, o fluxo de identificação, triagem, elegibilidade e inclusão adotado nesta revisão. O diagrama explicita os totais por fase, incluindo registros recuperados, duplicatas removidas, exclusões por título e resumo, textos avaliados integralmente e estudos finalmente incluídos, assegurando transparência e reprodutibilidade do procedimento.

Figura 16 – Diagrama PRISMA



Fonte: Elaborado pelo autor (2025).

A aplicação do protocolo PRISMA e o processo de triagem, resultaram na seleção final de 43 artigos para inclusão na revisão. Conforme é possível observar na Figura 16, dos 265 artigos examinados, 163 foram excluídos por falta de conexão direta com o tema central da pesquisa, 1 artigo foi excluído por não permitir a leitura do texto completo e 58 foram removidos por se configurarem como revisões da literatura, o que demonstra a seletividade e o foco da busca em contribuições empíricas e conceituais primárias. Este conjunto de 43 fontes representa, portanto, a base empírica e conceitual exclusiva para a análise aprofundada a ser desenvolvida nas próximas seções, garantindo que as descobertas e as interconexões extraídas

estejam diretamente ancoradas na literatura mais relevante para responder à Pergunta de Pesquisa da dissertação.

Para tornar mais transparente o critério de exclusão dos 163 artigos sem conexão direta com o tema central, destaca-se que os estudos, embora empreguem Inteligência Artificial e, em alguns casos, técnicas de explicabilidade, mantêm-se restritos a problemas setoriais e não estabelecem uma articulação explícita com a HCAI, enquanto abordagem orientadora, nem com o recorte analítico desta pesquisa voltado ao Desenvolvimento Sustentável. Como exemplo, Bellantuono *et al.* (2022) aplicam métodos de Inteligência Artificial e de explicabilidade para prever a prevalência de demência a partir de indicadores de saúde e estilo de vida em escala global, com foco na identificação de fatores preditores e na interpretação do modelo, sem discutir dimensões de HCAI como referencial de avaliação e direcionamento. Balcombe e De Leo (2020) analisam desafios e possibilidades de soluções digitais em saúde mental durante a pandemia de COVID-19, mencionando o uso de algoritmos de aprendizado de máquina, interação humano computador e intervenções mediadas por Inteligência Artificial e Realidade Virtual, porém sem ancoragem conceitual em HCAI como *framework* e sem conexão direta com o escopo de Desenvolvimento Sustentável adotado neste estudo. Pflüger e Glorius (2020) discutem tendências e riscos do aprendizado de máquina molecular na química sintética e apontam a relevância de abordagens explicáveis para esse domínio, mas a contribuição permanece restrita ao campo da química e ao debate técnico sobre modelos, não dialogando com princípios, dimensões ou mecanismos de mensuração associados à HCAI no recorte desta pesquisa.

A síntese das evidências foi orientada pelos achados bibliométricos do capítulo 4.1, que forneceram um mapa inicial de agrupamentos temáticos, sem restringir a categorização final. A análise temática consolidou categorias que refletem convergências recorrentes na literatura, tais como explicabilidade associada a modelagem e avaliação de impactos em clima e energia, governança e transformação digital voltadas à responsabilidade e prestação de contas, cidades inteligentes e Internet das Coisas, gêmeos digitais e agricultura de precisão, agenda normativa de sustentabilidade e métodos de aprendizado de máquina aplicados a problemas socioambientais. Para cada categoria, procedeu-se à leitura analítica de estudos representativos, enfatizando como os autores operacionalizam princípios de HCAI nas etapas de concepção, desenvolvimento, validação, implantação e monitoramento, e quais métricas ou evidências são reportadas para sustentar ganhos socioambientais, eficiência operacional e mitigação de riscos.

A avaliação não teve caráter excludente além dos critérios de elegibilidade já descritos, mas considera o peso das conclusões, evitando atribuir causalidade ou generalizações onde a

evidência é limitada. Os resultados da síntese são apresentados com ênfase nas Dimensões da HCAI, nos ODS e nos *Clusters* Temáticos.

4.2.1 Normalização das Dimensões da Inteligência Artificial Centrada no Ser Humano

A Revisão Sistemática da Literatura, reivindica que os achados dos 43 artigos selecionados sejam tratados de forma homogênea, apesar dos distintos domínios temáticos e das metodologias empregadas. Os artigos abordam temas que vão desde a otimização de *smart grids* e a agricultura de precisão até a governança corporativa e o desenho de políticas públicas, contextos referentes às preocupações com a HCAI e a IA Responsável manifestam-se de maneiras distintas.

Embora o princípio fundamental da HCAI seja a promoção do bem-estar humano, garantindo que os sistemas de IA sejam confiáveis, seguros e alinhados aos valores humanos, a literatura frequentemente utiliza termos como "transparência", "ética" e "equidade" de forma intercambiável ou com diferentes focos e aplicações. Por exemplo, a preocupação com a explicabilidade pode ser uma questão puramente técnica para um engenheiro que trabalha com redes neurais ou uma questão de direito, transparência e de confiança para um usuário final.

Para tratar essa pluralidade conceitual e facilitar o mapeamento e a análise de conteúdo em conformidade com os objetivos desta dissertação, as dimensões de HCAI identificados em cada artigo foram normalizadas. Foi elaborada uma lista padronizada de 12 Dimensões de HCAI (Quadro 11) a partir dos achados da RSL. A lista consolidada integra os princípios centrais da ética da IA. Esta abordagem de normalização permite mapear a frequência com que cada dimensão é abordada nos estudos, correlacionando-a com os ODS e os *Clusters* Temáticos, fornecendo uma descrição robusta para a discussão dos achados da pesquisa.

Quadro 11 – Resultado da Pesquisa – Lista das Dimensões da HCAI

Dimensão Normalizada	**Descrição**
Controle humano e agência	Refere-se à necessidade de manter o humano no laço decisório (*human-in-the-loop*), assegurando a autonomia do usuário para intervir e prevenir que a conveniência tecnológica conduza a relações paternalistas ou à perda de controle em sistemas críticos.
Transparência e explicabilidade	Considera-se a natureza de "caixa-preta" dos modelos complexos de *machine learning* e *deep learning*. É crucial para construir a confiança do usuário e a rastreabilidade (auditabilidade) das decisões, especialmente quando erros podem levar a danos sociais ou ambientais.
Governança e privacidade de dados	Engloba a gestão ética e legal dos dados ao longo de todo o ciclo de vida da IA. Inclui a proteção da privacidade dos usuários, a segurança cibernética dos sistemas, a mitigação da captura corporativa e o alinhamento com arcabouços regulatórios como o ESG.
Robustez e segurança	Requisito técnico que assegura a resiliência, confiabilidade e estabilidade operacional dos sistemas de IA contra falhas, incertezas e ataques, sendo vital em infraestruturas críticas como *smart grids,* manufatura aditiva e Indústria 5.0.
Inclusão e equidade	Concentra-se na minimização de vieses algorítmicos e na garantia de que os benefícios da IA sejam distribuídos de forma justa, evitando a exacerbação de desigualdades sociais ou a criação de novas formas de divisão digital.
Bem-estar socioambiental	O principal propósito da HCAI. Envolve tanto a promoção da saúde e prosperidade humana (incluindo o bem-estar psicológico e físico) quanto a sustentabilidade ambiental (como a redução da pegada de carbono da própria IA e a otimização de recursos).
Centralidade humana	Prioriza o alinhamento do desenho da tecnologia com os valores, necessidades e *design* centrado no usuário, conforme preconizado pela Indústria 5.0, focando no potencial de amplificar as capacidades humanas ao invés de substituí-las.
Usabilidade e experiência do usuário	Está ligada à facilidade de uso e à experiência holística do usuário, garantindo que as interfaces de IA sejam intuitivas, acessíveis e adequadas ao contexto de uso, o que impacta diretamente a taxa de adoção e o engajamento.
Capacitação e aprendizagem contínua	Necessidade de desenvolver competências e habilidades na força de trabalho para interagir de forma eficaz com os sistemas de IA, o que é um fator crucial para a transição para modelos de trabalho mais colaborativos, como na Indústria 5.0.
Ética e responsabilidade	O arcabouço moral e legal que exige que desenvolvedores e operadores sejam responsabilizáveis pelas ações e decisões dos sistemas de IA, ao priorizar valores como dignidade, respeito e mitigação de danos.
Avaliação de riscos e *trade-offs*	Impõe a identificação proativa de consequências não intencionais e a análise de conflitos entre diferentes metas (por exemplo, entre segurança energética e impacto ambiental), fundamental para a gestão de sistemas complexos e sustentáveis.
Utilidade e apoio à decisão	A eficácia prática da IA em gerar *insights* acionáveis e valiosos. Sistemas devem fornecer informações que apoiem, e não substituam, a tomada de decisão humana, como em modelos de previsão de incêndios florestais ou de gestão energética, por exemplo.

Fonte: Elaborado pelo autor (2025).

A análise sistemática dos 43 artigos, utilizando o conjunto normalizado de 12 dimensões de HCAI, permite mapear como os desafios éticos e operacionais da IA se manifestam em relação aos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável e aos *Clusters* Temáticos identificados, conforme sintetizados no Quadro 12.

A dimensão **Controle humano e agência** concentra-se em garantir que os humanos permaneçam no ciclo decisório (*human-in-the-loop*), sendo mais relevante para os ODS 8, 9, 12 e 13, e predominante nos *Clusters* 1 - Governança e transformação digital da IA, 6 - Infraestrutura e sistemas industriais e 7 - Agricultura, métodos de ML e Sociedade. Sua importância é destacada no contexto da Indústria 5.0, onde a colaboração entre humanos e IA, apoiada por otimização multiobjetivo, permite que operadores selecionem soluções que equilibrem produtividade e sustentabilidade (Chen *et al.,* 2024). Além disso, este controle é um fator chave para a adoção em sistemas de *design* generativo, onde o treinamento da IA pelo usuário aumenta a confiança e a utilidade observada (Mao *et al.,* 2024), sendo fundamental para transformar inferências de segurança em ações operacionais (Hoenigsberger *et al.,* 2024).

A dimensão **Transparência e explicabilidade** é a mais transversal e criticamente abordada nos estudos, ligando-se predominantemente aos ODS 7, 9, 11 e 13, e sendo um pilar dos *Clusters* 2 - Explicabilidade e modelagem clima-energia, 3 - XAI/ML com gêmeos digitais e agricultura e 4 - Cidades inteligentes, IoT e planejamento urbano. Essa dimensão é essencial para a construção da confiança e auditabilidade de modelos "caixa-preta", com autores aplicando técnicas como SHAP e LIME para interpretar previsões de consumo de energia residencial (Maarif *et al.*, 2023; Bhandary *et al.,* 2024) e otimização de energias renováveis (Stergiou; Karakasidis, 2024; Nallakaruppan *et al.*, 2024), sendo também crucial para o planejamento urbano sustentável (Kim *et al.*, 2023; Feng *et al.*, 2024). Essa dimensão emerge como um desafio regulatório, pois os consumidores, embora valorizem a explicabilidade, não demonstram disposição em pagar por ela em aplicações pessoais (König *et al.*, 2022).

A dimensão **Governança e privacidade de dados** é um imperativo ético e regulatório, relacionada aos ODS 9, 16 e 17, e domina os *Clusters* 1 - Governança e transformação digital da IA e 5 - Sustentabilidade, resiliência e agenda normativa. A governança se foca na proteção de dados e na prestação de contas, sendo muito importante para evitar que projetos de IA para o bem social sejam cooptados por interesses corporativos, despolitizando a agenda de desenvolvimento e fragilizando a soberania de dados (Iazzolino *et al.*, 2024). Além disso, a dimensão é central para garantir que o *design* de sistemas inteligentes, como em *smart grids* e agricultura, seja robusto contra ameaças e respeite a privacidade (Khalid *et al.*, 2021; Garibay *et al.*, 2023; Martini *et al.*, 2024).

A dimensão **Robustez e segurança** foca na confiabilidade técnica e na resiliência dos sistemas, sendo essencial para os ODS 7, 9 e 13, e mais evidente nos *Clusters* 2 - Explicabilidade e modelagem clima-energia e 6 - Infraestrutura e sistemas industriais. Esta dimensão é uma preocupação primordial em sistemas críticos como gestão de energia industrial (Gutierrez-Rojas *et al.,* 2023; Maarif *et al.,* 2023), otimização de *smart grids* (Sarker *et al.,* 2024; Ucar, 2023) e armazenamento geológico de CO_2 (Shokrollahi *et al.,* 2024), onde a tolerância a falhas e a proteção contra-ataques cibernéticos são vitais (Khalid *et al.,* 2021). No contexto de Desenvolvimento Sustentável, a robustez garante que as aplicações de IA, como a previsão de incêndios florestais, sejam confiáveis para subsidiar decisões de alto risco (Hoang *et al.,* 2024).

A dimensão **Inclusão e equidade** trata da mitigação de vieses e da distribuição justa dos benefícios da IA, sendo primariamente associada aos ODS 10, 16 e 17, e presente nos *Clusters* 1 - Governança e transformação digital da IA e 5 - Sustentabilidade, resiliência e agenda normativa. A literatura ressalta que a IA deve ser projetada para funcionar em comunidades de baixa renda e atravessar a exclusão digital, garantindo que os projetos AI4SG não acentuem as assimetrias de poder ou o domínio corporativo sobre infraestruturas digitais (Astobiza *et al.*, 2021; Iazzolino *et al.*, 2024). Essa dimensão é um dos grandes desafios de HCAI, o que requer que o desenvolvimento de IA promova resultados justos e acessíveis para todos (Garibay *et al.,* 2023).

A dimensão **Bem-estar socioambiental** reflete o impacto final da IA nos pilares do Desenvolvimento Sustentável, correlacionando-se com a maioria dos ODS, mas com alta frequência em ODS 2, 3, 12 e 13, e se manifestando nos *Clusters* 5 - Sustentabilidade, resiliência e agenda normativa e 7 - Agricultura, métodos de ML e Sociedade. Essa dimensão aborda o potencial da IA para resolver problemas de grande escala, como a otimização de recursos hídricos e agrícolas (Chhetri *et al.,* 2023; Bran *et al.,* 2024), a redução de emissões no setor de transporte (Feng *et al.,* 2024) e a promoção da saúde e segurança (Pang *et al.,* 2023; Hoenigsberger *et al.,* 2024). A normalização dessa dimensão permite avaliar a performance sustentável da Indústria 5.0 e os avanços da transição para a Economia Circular (Shafique *et al.,* 2024).

A dimensão **Centralidade humana** é o princípio norteador da Indústria 5.0, vinculada aos ODS 8, 9 e 11, e presente nos *Clusters* 4 - Cidades inteligentes, IoT e planejamento urbano e 6 - Infraestrutura e sistemas industriais. Essa dimensão implica o alinhamento da tecnologia com o bem-estar e os valores humanos, priorizando a colaboração em vez da substituição de trabalhadores (Martini *et al.,* 2024; Zeb *et al.,* 2024). Em contextos urbanos, a centralidade

humana orienta o *design* de tecnologias para espaços compartilhados, buscando soluções inteligentes que facilitem a interação social e atendam às necessidades dos residentes (Makkonen *et al.,* 2023).

A dimensão **Usabilidade e experiência do usuário** é vital para a adoção de sistemas de IA, especialmente para usuários não especialistas, relacionando-se ao ODS 3, 9 e 11, e encontrada em *Clusters* 1 - Governança e transformação digital da IA e 4 - Cidades inteligentes, IoT e planejamento urbano. A eficácia de soluções digitais em saúde (Klumpp *et al.*, 2022) e a aceitação de transportes sustentáveis, como *e-bikes*, dependem de interfaces intuitivas e de um *design* que priorize a experiência e o conforto do usuário (Laqua *et al.*, 2023). Essa dimensão é reconhecida como um dos grandes desafios para a HCAI em geral (Garibay *et al.*, 2023; Panagoulias *et al.*, 2023).

A dimensão **Capacitação e aprendizagem contínua** é crucial para a força de trabalho na era da HCAI, sendo mais associada aos ODS 4, 8 e 9, e fundamental nos *Clusters* 6 - Infraestrutura e sistemas industriais e 7 - Agricultura, métodos de ML e Sociedade. A literatura sobre a Indústria 5.0 e Saúde Digital (Pang *et al.,* 2023) aponta a necessidade de reformas curriculares para treinar profissionais para a colaboração com sistemas de IA complexos e garantir a resiliência e a competitividade do capital humano (Holzinger *et al.,* 2024b; Mao *et al.,* 2024).

A dimensão **Ética e responsabilidade** estabelece o quadro moral e legal para a operação da IA, com alta prevalência nos ODS 9, 16 e 17, e distribuída pelos *Clusters* 1 - Governança e transformação digital da IA e 5 - Sustentabilidade, resiliência e agenda normativa. Essa dimensão está intrinsecamente ligada à Governança, exigindo que os sistemas sejam *accountable* (prestadores de contas) (Tomašev *et al.,* 2020; Astobiza *et al.,* 2021) e que sejam desenvolvidos de maneira alinhada aos valores humanos (Garibay *et al.,* 2023). No setor industrial, a responsabilidade exige avaliar os impactos do ciclo de vida da IA no contexto do Desenvolvimento Sustentável (Martini *et al.,* 2024).

A dimensão **Avaliação de riscos e *trade-offs*** é essencial para a tomada de decisão em ambientes complexos e incertos, relacionando-se primariamente aos ODS 7, 11, 13 e 15, e recorrente nos *Clusters* 2 - Explicabilidade e modelagem clima-energia e 5 - Sustentabilidade, resiliência e agenda normativa. Estudos demonstram a necessidade de sistemas que modelem conflitos de objetivos, como o equilíbrio entre segurança energética e impacto ambiental, utilizando XAI para tornar esses *trade-offs* transparentes aos decisores (Ucar, 2023; Mosso *et al.,* 2024; Hoang *et al.,* 2024).

A dimensão **Utilidade e apoio à decisão** avalia a eficácia prática da IA em gerar *insights* acionáveis para otimização e planejamento, com forte ligação aos ODS 7, 9, 11 e 12, e presente nos *Clusters* 2 - Explicabilidade e modelagem clima-energia e 6 - Infraestrutura e sistemas industriais. A utilidade é medida pela capacidade de traduzir previsões complexas, como as de estabilidade de *smart grid* ou de demanda de serviços urbanos, em ações concretas que melhorem o desempenho sustentável e operacional (Maarif *et al.,* 2023; Ngeni *et al.,* 2024; Stergiou; Karakasidis, 2024; Xu *et al.,* 2024).

Quadro 12 – Dimensões HCAI, ODS e *Clusters* Temáticos

Dimensão HCAI	**ODS de Maior Frequência**	***Clusters* Temáticos Principais**	**Artigos**
Controle humano e agência	ODS 8, 9, 12, 13	*Cluster* 1, 6 e 7	(Chen *et al.*, 2024); (Gul *et al.*, 2024); (Gutierrez-Rojas *et al.*, 2023); (Hoenigsberger *et al.*, 2024); (Holzinger *et al.*, 2024a); (How *et al.*, 2020); (Iazzolino *et al.*, 2024); (Laqua *et al.*, 2023); (Maarif *et al.*, 2023); (Mao *et al.*, 2024); (Mosso *et al.*, 2024); (Ngeni *et al.*, 2024)
Transparência e explicabilidade	ODS 7, 9, 11, 13	*Cluster* 2, 3, 4	(Astobiza *et al.*, 2021); (Bhandary *et al.*, 2024); (Chen *et al.*, 2024); (Chhetri *et al.*, 2023); (Feng *et al.*, 2024); (Gutierrez-Rojas *et al.*, 2023); (Hoang *et al.*, 2024); (Hoenigsberger *et al.*, 2024); (Holzinger *et al.*, 2024b); (Kim *et al.*, 2022); (Kim *et al.*, 2023); (Klumpp *et al.*, 2022); (König *et al.*, 2022); (Laqua *et al.*, 2023); (Maarif *et al.*, 2023); (Mao *et al.*, 2024); (Martini *et al.*, 2024); (Martin *et al.*, 2024); (Mosso *et al.*, 2024); (Nallakaruppan *et al.*, 2024); (Ngeni *et al.*, 2024); (Panagoulias *et al.*, 2023); (Perucica *et al.*, 2022); (Sarker *et al.*, 2024); (Shafique *et al.*, 2024); (Shokrollahi *et al.*, 2024); (Stergiou *et al.*, 2023); (Stergiou; Karakasidis, 2024); (Tsoka *et al.*, 2022); (Ucar, 2023); (van der Heever *et al.*, 2024); (Xu *et al.*, 2024); (Zeb *et al.*, 2024)
Governança e privacidade de dados	ODS 9, 16, 17	*Cluster* 1 e 5	(Astobiza *et al.*, 2021); (Bran *et al.*, 2024); (Chen *et al.*, 2024); (Gutierrez-Rojas *et al.*, 2023); (Gul *et al.*, 2024); (Hoenigsberger *et al.*, 2024); (Holzinger *et al.*, 2024b); (How *et al.*, 2020); (Iazzolino *et al.*, 2024); (Khalid *et al.*, 2021); (Kim *et al.*, 2023); (König *et al.*, 2022); (Maarif *et al.*, 2023); (Martini *et al.*, 2024); (Mosso *et al.*, 2024); (Martin *et al.*, 2024); (Nallakaruppan *et al.*, 2024); (Garibay *et al.*, 2023); (Perucica *et al.*, 2022); (Shafique *et al.*, 2024); (Shokrollahi *et al.*, 2024); (Sigfrids *et al.*, 2023); (Tomašev *et al.*, 2020); (Xu *et al.*, 2024); (Zeb *et al.*, 2024)
Robustez e segurança	ODS 7, 9, 13	*Cluster* 2 e 6	(Astobiza *et al.*, 2021); (Chhetri *et al.*, 2023); (Chen *et al.*, 2024); (Feng *et al.*, 2024); (Gutierrez-Rojas *et al.*, 2023); (Hoang *et al.*, 2024); (Hoenigsberger *et al.*, 2024); (Holzinger *et al.*, 2024a); (How *et al.*, 2020); (Khalid *et al.*, 2021); (Kim *et al.*, 2023); (Klumpp *et al.*, 2022); (Laqua *et al.*, 2023); (Maarif *et al.*, 2023); (Mao *et al.*, 2024); (Martini *et al.*, 2024); (Martin *et al.*, 2024); (Nallakaruppan *et al.*, 2024); (Pang *et al.*, 2023); (Panagoulias *et al.*, 2023); (Sarker *et al.*, 2024); (Shokrollahi *et al.*, 2024); (Stergiou; Karakasidis, 2024); (Tomašev *et al.*, 2020); (van der Heever *et al.*, 2024); (Xu *et al.*, 2024)
Inclusão e equidade	ODS 10, 16, 17	*Cluster* 1e 5	(Astobiza *et al.*, 2021); (Bran *et al.*, 2024); (Gul *et al.*, 2024); (Holzinger *et al.*, 2024a); (Iazzolino *et al.*, 2024); (Garibay *et al.*, 2023); (Pang *et al.*, 2023); (Sigfrids *et al.*, 2023); (Tomašev *et al.*, 2020)
Bem-estar socioambiental	ODS 2, 3, 12, 13	*Cluster* 5 e 7	(Bran *et al.*, 2024); (Bhandary *et al.*, 2024); (Chhetri *et al.*, 2023); (Feng *et al.*, 2024); (Holzinger *et al.*, 2024a); (Hoenigsberger *et al.*, 2024); (Martini *et al.*, 2024); (Martin *et al.*, 2024); (Garibay *et al.*, 2023); (Pang *et al.*, 2023); (Perucica *et al.*, 2022); (Shafique *et al.*, 2024); (Xu *et al.*, 2024); (Zeb *et al.*, 2024)

Centralidade humana	ODS 8, 9, 11	*Cluster* 4 e 6	(Laqua *et al.*, 2023); (Martini *et al.*, 2024); (Makkonen *et al.*, 2023); (Garibay *et al.*, 2023); (Pang *et al.*, 2023); (Panagoulias *et al.*, 2023); (Sigfrids *et al.*, 2023); (Zeb *et al.*, 2024)
Usabilidade e experiência do usuário	ODS 3, 9, 11	*Cluster* 1 e 4	(Klumpp *et al.*, 2022); (Laqua *et al.*, 2023); (Garibay *et al.*, 2023); (Panagoulias *et al.*, 2023)
Capacitação e aprendizagem contínua	ODS 4, 8, 9	*Cluster* 6 e 7	(Holzinger *et al.*, 2024a); (Holzinger *et al.*, 2024b); (Mao *et al.*, 2024); (Martini *et al.*, 2024); (Pang *et al.*, 2023)
Ética e responsabilidade	ODS 9, 16, 17	*Cluster* 1 e 5	(Astobiza *et al.*, 2021); (Hoenigsberger *et al.*, 2024); (Khalid *et al.*, 2021); (Martini *et al.*, 2024); (Pang *et al.*, 2023); (Perucica *et al.*, 2022); (Shafique *et al.*, 2024); (Sigfrids *et al.*, 2023); (Tomašev *et al.*, 2020); (Ucar, 2023)
Avaliação de riscos e *trade-offs*	ODS 7, 11, 13, 15	*Cluster* 2 e 5	(Hoang *et al.*, 2024); (Mosso *et al.*, 2024); (Ngeni *et al.*, 2024); (Ucar, 2023)
Utilidade e apoio à decisão	ODS 7, 9, 11, 12	*Cluster* 2 e 6	(Hoang *et al.*, 2024); (How *et al.*, 2020); (Kim *et al.*, 2023); (Laqua *et al.*, 2023); (Maarif *et al.*, 2023); (Makkonen *et al.*, 2023); (Martin *et al.*, 2024); (Mosso *et al.*, 2024); (Nallakaruppan *et al.*, 2024); (Ngeni *et al.*, 2024); (Panagoulias *et al.*, 2023); (Shafique *et al.*, 2024); (Shokrollahi *et al.*, 2024); (Stergiou; Karakasidis, 2024); (Tsoka *et al.*, 2022); (Ucar, 2023); (van der Heever *et al.*, 2024); (Xu *et al.*, 2024); (Zeb *et al.*, 2024)

Fonte: Elaborado pelo autor (2025).

4.2.2 O Contexto da HCAI e o Desenvolvimento Sustentável

O cenário de implementação da Inteligência Artificial no contexto do Desenvolvimento Sustentável é frequentemente inserido no conceito de Indústria 5.0 e Sociedade 5.0, que colocam a humanidade no centro da transformação tecnológica.

4.2.2.1 HCAI e a Transição para a Indústria 5.0

A transformação do cenário industrial global é marcada pela evolução contínua dos paradigmas tecnológicos. A fase anterior, denominada Indústria 4.0 (I4.0), promoveu a digitalização, a automação e a integração de sistemas ciberfísicos, focando na otimização da eficiência e da produtividade (Chen *et al.*, 2024; Pang *et al.*, 2023; Holzinger *et al.*, 2024a; Martini *et al.*, 2024; Zeb *et al.*, 2024). Este modelo se baseia no sucesso da Internet e é impulsionado por tecnologias como a Internet das Coisas e a Análise de *Big Data* (Holzinger *et al.*, 2024a; Martini *et al.*, 2024). Contudo, a I4.0, ao priorizar a automação total, muitas vezes negligencia o papel humano na produção, resultando em uma abordagem predominantemente centrada na máquina (*machine-centric*) e no conceito de "humano fora do circuito" (*human-out-of-loop*) (Pang *et al.*, 2023; Chen *et al.*, 2024; Holzinger *et al.*, 2024a; Martini *et al.*, 2024; Zeb *et al.*, 2024).

Já a Indústria 5.0 (I5.0) surge como um novo paradigma que complementa e estende as características da fase anterior (Pang *et al.*, 2023; Holzinger *et al.*, 2024a; Martini *et al.*, 2024; Zeb *et al.*, 2024). A I5.0 é definida por três pilares essenciais: a centralidade humana (*human-centricity*), a sustentabilidade e a resiliência (Chen *et al.*, 2024; Martini *et al.*, 2024; Shafique *et al.*, 2024; Zeb *et al.*, 2024). Essa visão, endossada pela Comissão Europeia, visa garantir que a indústria contribua para o bem-estar social e ambiental (Pang *et al.*, 2023; Holzinger *et al.*, 2024a; Martini *et al.*, 2024; Zeb *et al.*, 2024). A meta é criar ambientes de trabalho mais seguros e inclusivos, onde o foco se desloca da otimização da produção para a criação de soluções personalizadas e de maior valor (Martini *et al.*, 2024; Zeb *et al.*, 2024).

A Inteligência Artificial Centrada no Ser Humano (HCAI) materializa o pilar da centralidade humana, propondo uma colaboração sinérgica onde a IA aumenta as capacidades humanas, em vez de as substituir. Para Chen *et al.* (2024) e Holzinger *et al.* (2024a) a HCAI busca integrar a precisão da máquina com a criatividade e a capacidade de resolução de problemas do ser humano, otimizando processos para além das métricas puramente econômicas. Esse princípio orientador da HCAI é muito relevante para transformar diversos setores em alinhamento com a Indústria 5.0, incluindo a saúde (Pang *et al.*, 2023), a agricultura, e a silvicultura (Holzinger *et al.*, 2024b; Martin *et al.*, 2024). Na silvicultura, por exemplo, a

HCAI é necessária para a transformação digital das operações florestais inteligentes, apoiando diretamente a segurança no trabalho e a gestão sustentável dos recursos (Hoenigsberger *et al.*, 2024; Holzinger *et al.*, 2024a).

Para que a HCAI seja eficaz e construa a confiança necessária, a Inteligência Artificial Explicável (XAI) é um componente habilitador indispensável (Stergiou; Karakasidis, 2024; Xu *et al.*, 2024). A XAI visa transformar os modelos complexos de IA, frequentemente vistos como "caixas pretas" (*black-box*), em sistemas transparentes e compreensíveis (Tsoka *et al.*, 2022). Ao promover a transparência e a auditabilidade, a XAI estabelece a confiança necessária para que os operadores possam validar as recomendações da IA permitindo a inclusão efetiva do ser humano no ciclo de decisão (*Human-in-the-Loop* - HIL) (König *et al.*, 2022; Garibay *et al.*, 2023; Sigfrids *et al.*, 2023; Chen *et al.*, 2024; Holzinger *et al.*, 2024a; Martini *et al.*, 2024; Zeb *et al.*, 2024). Para Garibay *et al.* (2023) e Martini *et al.* (2024) a integração da XAI nos processos é, portanto, vital para garantir que as decisões tecnológicas estejam alinhadas não apenas com a eficiência, mas também com os requisitos éticos e de sustentabilidade inerentes à Indústria 5.0.

4.2.2.2 O Papel da IA no Desenvolvimento Sustentável

A IA é amplamente considerada uma das tecnologias mais importantes para suportar a busca pelo Desenvolvimento Sustentável e para a concretização dos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável (Tomašev *et al.*, 2020; Astobiza *et al.*, 2021; Martini *et al.*, 2024). Essa potencialidade é frequentemente encapsulada sob o termo "*AI for Social Good*" (AI4SG), indicando a aplicação estratégica da IA para a resolução de problemas sociais complexos (Iazzolino; Stremlau, 2024; Tomašev *et al.*, 2020). A IA tem a capacidade de fornecer suporte à decisão sistematizando dados a respeito do Desenvolvimento Sustentável e permitindo análises preditivas sobre o impacto de variáveis relacionadas à sustentabilidade (How *et al.*, 2020). Em diversas áreas, a IA é empregada para promover o Desenvolvimento Sustentável, como no agronegócio, ao reduzir o impacto ambiental através da otimização de recursos e da minimização de insumos químicos (Bran *et al.*, 2024).

O alinhamento da IA com o Desenvolvimento Sustentável é reforçado pela transição para a Indústria 5.0, cujos pilares de sustentabilidade e centralidade humana são projetados para garantir que as inovações tecnológicas impulsionem os ODS (Martini *et al.*, 2024; Shafique *et al.*, 2024). A IA deve ser aplicada dentro de uma estrutura que considere o Desempenho Sustentável (*Sustainable Performance* - SusP) de forma abrangente, englobando as dimensões ambiental, social e econômica (Shafique *et al.*, 2024). Em sistemas de energia, por exemplo, a

sustentabilidade é definida como o caminho para alcançar o Desenvolvimento Sustentável sendo esse um objetivo de longo prazo (Mosso *et al.*, 2024).

Não obstante seu potencial, a literatura ressalta que o impacto positivo da IA depende crucialmente de uma governança ética e responsável (Astobiza *et al.*, 2021). A IA é uma tecnologia de propósito geral que enfrenta dificuldades regulatórias significativas, em parte devido à ausência de uma definição universalmente aceita, o que obstrui a aplicação de políticas consistentes (Astobiza *et al.*, 2021).

Um desafio ético proeminente é o risco de captura corporativa da agenda AI4SG por grandes empresas de tecnologia (*Big Techs*) (Iazzolino; Stremlau, 2024). A crescente influência dessas corporações na definição das soluções de IA levanta preocupações sobre a concentração de poder e a possibilidade de que a tecnologia, apesar de ser promovida como um motor de bem-estar social, possa na verdade perpetuar desigualdades (Iazzolino; Stremlau, 2024). A IA, se não for cuidadosamente governada, pode se desalinhar dos valores humanos (Astobiza *et al.*, 2021; Garibay *et al.*, 2023). Portanto, a adoção da Inteligência Artificial Centrada no Ser Humano é indispensável para orientar a aplicação da IA no Desenvolvimento Sustentável, garantindo que a tecnologia seja confiável, segura e ética, com foco no aumento do bem-estar humano (Pang *et al.*, 2023; Zeb *et al.*, 2024).

4.2.3 Aplicações e Impactos da HCAI no Desenvolvimento Sustentável

A capacidade preditiva e analítica da Inteligência Artificial a torna um vetor indispensável para impulsionar o Desenvolvimento Sustentável, conforme articulado nos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável (Tomašev *et al.*, 2020). As aplicações práticas da IA, especialmente quando guiadas pela abordagem HCAI, transcendem a mera otimização econômica e se aprofundam na melhoria dos processos sociais e ambientais em setores críticos.

4.2.3.1 Agricultura e Silvicultura Sustentável

No contexto agrícola, a sustentabilidade é definida pela redução do impacto ambiental, o que inclui a minimização do uso de insumos químicos, a conservação de solo e água, e o aumento da biodiversidade (Bran *et al.*, 2024). Economicamente, busca-se a melhoria da viabilidade das explorações através do aumento da eficiência e da redução de custos (Bran *et al.*, 2024).

A IA, particularmente com o uso de *Deep Learning* e das redes neurais avançadas, tem sido empregada com sucesso na predição e diagnóstico de doenças em culturas. Por exemplo, modelos de *Vision Transformer* e *EfficientNetV2S* são utilizados para classificar doenças na

mandioca (Chhetri *et al.*, 2023). Contudo, a efetividade e a adoção dessas tecnologias pelos agricultores dependem da Inteligência Artificial Explicável (Chhetri *et al.*, 2023).

Para sistemas de diagnóstico e proteção de culturas, a XAI é muito importante, pois permite ao usuário final compreender por que uma determinada decisão ou recomendação foi gerada (Chhetri *et al*., 2023). A explicabilidade ajuda a integrar o conhecimento de domínio humano, ontologia de domínio (*domain ontology*) com as previsões da IA tornando o sistema de diagnóstico mais robusto e confiável, especialmente em contextos de diagnóstico precoce. Sistemas de recomendação baseados em ontologia são desenvolvidos para apoiar a proteção de culturas, permitindo aos usuários identificar e gerenciar pragas e doenças, o que é essencial para o uso otimizado de recursos e conservação da água (Chhetri *et al.*, 2023; Martin *et al.*, 2024).

A transição para a *Forestry* 5.0 exige a adoção de HCAI para gerenciar de forma inteligente as complexas operações florestais, que tradicionalmente apresentam altos riscos de acidentes (Hoenigsberger *et al.,* 2024; Holzinger *et al.,* 2024a). A XAI é aplicada na silvicultura para apoiar a segurança do operador de máquinas. Modelos de IA podem analisar grandes conjuntos de dados de acidentes de trabalho, e a XAI, utilizando técnicas como *Gradient Boosting Machine* (GBM), ajuda a identificar e explicar os fatores de risco mais influentes que levam a acidentes (Hoenigsberger *et al.*, 2024; Hoang *et al.*, 2024). Essa explicabilidade é vital para que os gerentes e operadores compreendam as causas profundas dos riscos e implementem medidas preventivas eficazes (Hoenigsberger *et al.*, 2024).

A IA é utilizada no monitoramento ambiental, por exemplo, através do uso de *Deep Learning* com imagens de *drones* para avaliar a ecologia e o manejo florestal (Holzinger *et al.*, 2024a). Modelos de IA e *machine learning* são empregados na predição de suscetibilidade a incêndios florestais, integrando dados geoespaciais e ambientais para a gestão de riscos e mitigação, o que é diretamente relevante para a resiliência e a sustentabilidade dos ecossistemas (Hoang *et al.*, 2024).

4.2.3.2 Energia e Sistemas Inteligentes

O setor de energia está no centro da transformação para o Desenvolvimento Sustentável (Mosso *et al.*, 2024). A transição energética global é definida por quatro princípios centrais, conhecidos como os 4Ds: descarbonização, descentralização, digitalização e democratização (Panagoulias *et al.*, 2023). A IA é um motor crucial da digitalização, permitindo o processamento de grandes volumes de dados (5Vs: *Volume, Variety, Velocity, Veracity, and Value*) para a otimização dos processos energéticos (Panagoulias *et al.*, 2023).

A crescente adoção de Fontes de Energia Renovável (*Renewable Energy Sources* - RES), como a energia solar e eólica, é vital para a descarbonização (Stergiou; Karakasidis, 2024). No entanto, a natureza intermitente dessas fontes exige a implantação de redes inteligentes (*Smart Grids*) robustas e complexas, cuja estabilidade e eficiência dependem diretamente da capacidade de previsão e gestão da demanda e da oferta (Nallakaruppan *et al.,* 2024; Sarker *et al.,* 2024). A IA, com o uso de *Deep Learning*, é extensivamente utilizada para previsão de carga (consumo) e previsão de geração (oferta) (Maarif *et al.*, 2023).

Modelos avançados de Redes Neurais Recorrentes, como *Long Short-Term Memory* (LSTM) e Unidade Recorrente Fechada (*Gated Recurrent Unit* - GRU), são empregados para prever o consumo de energia residencial e industrial com alta precisão (Maarif *et al.,* 2023; Sarker *et al.,* 2024). A integração de mecanismos de atenção (*Multi-Head Attention*) nesses modelos permite que a IA identifique e pondere os passos de tempo e características mais relevantes nos dados sequenciais para melhorar a precisão da previsão (Nallakaruppan *et al.,* 2024; Sarker *et al.,* 2024). Para a energia solar, a previsibilidade torna-se crítica para a integração de RES (Nallakaruppan *et al.*, 2024). O *framework GREENIA*, por exemplo, utiliza modelos de *Deep Learning* e algoritmos de otimização para aprimorar as previsões de produção de energia renovável, pois o processo otimizado é crucial para o planejamento estratégico, permitindo melhor alocação de recursos e maior confiabilidade dos sistemas energéticos (Stergiou; Karakasidis, 2024).

A complexidade e a criticidade das decisões em *Smart Grids* tornam a XAI um requisito fundamental para a HCAI neste setor. A transparência e a auditabilidade são necessárias para sistemas de suporte à decisão (*Decision Support Systems* – DSS) (Ucar, 2023). O *framework GREENIA* demonstra como a XAI é usada para gerar *insights* estratégicos, utilizando a análise SHAP para explicar como as variáveis meteorológicas influenciam a produção de energia (Stergiou; Karakasidis, 2024). Essas explicações são traduzidas em recomendações de planejamento estratégico para o desenvolvimento de RES, como a localização ideal para instalações eólicas ou solares, reforçando a tomada de decisão informada (Stergiou; Karakasidis, 2024). Sistemas Inteligentes de Suporte à Decisão (*Intelligent Decision Support System* - IDSS) são desenvolvidos utilizando IA e algoritmos de otimização para fornecer soluções ótimas de gerenciamento de energia (Panagoulias *et al.,* 2023). A XAI é empregada em modelos que avaliam o potencial de investimento em medidas de conservação de energia em edifícios, classificando projetos com base em fatores como o custo de renovação e a redução de CO_2 planejada. O uso de *plots* SHAP e *waterfall plots* garante que os *stakeholders*

compreendam as interações entre as variáveis que levam à decisão de financiamento, por exemplo (Panagoulias *et al.*, 2023).

Na área industrial, o conceito de Gestão de Energia em Pacotes (*Packetized Energy Management* - PEM) em Redes de Energia Definidas por *Software* (*Software-Defined Energy Networks* - SDEN) é uma área emergente que se baseia em IA explicável para gerenciar a energia industrial (Gutierrez-Rojas *et al.*, 2023). Essa aplicação da XAI é essencial para a sustentabilidade industrial, permitindo o aprendizado coletivo e a otimização do consumo (Gutierrez-Rojas *et al.*, 2023).

Apesar do potencial, o alinhamento da IA com o Desenvolvimento Sustentável no setor energético enfrenta desafios críticos, especialmente no que tange à HCAI. Para Chen *et al.* (2024) e Stergiou; Karakasidis (2024), embora a otimização focada em maximizar a produção de energia seja comum, há um reconhecimento na literatura, da necessidade de técnicas de otimização multiobjetivo que integrem fatores sociais e ambientais. Modelos de avaliação de sustentabilidade (*Sustainability Index*) mostram que diferentes *stakeholders* atribuem pesos distintos aos aspectos ambientais, econômicos e de segurança energética (Mosso *et al.,* 2024). E como dificultador, existe um persistente desafio operacional na obtenção de dados reais de consumo industrial para validação de modelos de gestão energética, devido a questões proprietárias e de privacidade (Gutierrez-Rojas *et al.,* 2023). A falta de dados de qualidade e a complexidade na modelagem de sistemas de energia são barreiras contínuas (Mosso *et al.,* 2024). Ainda de acordo com Stergiou e Karakasidis (2024) é crucial que futuros trabalhos incorporem a oposição ao RES, conflitos de uso da terra e impactos em ecossistemas locais, equilibrando a eficiência energética com a sustentabilidade social e ambiental.

4.2.3.3 Inteligência Artificial, Indústria e Economia Circular

O paradigma da Indústria 5.0 estabeleceu explicitamente a sustentabilidade como um de seus três pilares fundamentais, em complemento à centralidade humana e à resiliência (Chen *et al.*, 2024; Martini *et al.*, 2024; Zeb *et al.*, 2024). Essa ênfase requer que o setor manufatureiro vá além da mera eficiência produtiva e integre ativamente a responsabilidade ecológica e social em suas operações (Chen *et al.*, 2024). Nesse contexto, a Economia Circular (EC) torna-se um componente integral da paisagem industrial da Indústria 5.0 (Chen *et al.*, 2024; Martini *et al.*, 2024; Shafique *et al.*, 2024). Em contraste com o modelo linear tradicional de extração, uso e descarte, a EC busca maximizar o uso de materiais, minimizar o desperdício e desenhar produtos para serem facilmente reciclados, reutilizados ou reorientados em todo o seu ciclo de vida (Chen *et al.*, 2024; Shafique *et al.*, 2024).

A Inteligência Artificial é reconhecida como uma tecnologia crucial para facilitar a adoção de Práticas de Economia Circular (*Circular Economy Practices* - CEP), com uma sinergia positiva entre as capacidades tecnológicas da Indústria 5.0 e o Desempenho Sustentável (Shafique *et al.*, 2024). Especificamente, as capacidades de IA e de Análise de *Big Data* inerentes à I5.0 são fundamentais para aprimorar as CEPs e, consequentemente, o desempenho sustentável nas dimensões ambiental, social e econômica (Shafique *et al.*, 2024).

De acordo com Martini *et al.* (2024), um exemplo claro de aplicação tecnológica que suporta essa transição é a Manufatura Aditiva (*Additive manufacturing* - AM). A AM, ou impressão 3D, é vista como uma oportunidade disruptiva para sistemas de produção mais sustentáveis, alinhando-se aos fundamentos da Indústria 4.0 e 5.0. A IA e o *machine learning* são integrais para o crescimento e aplicabilidade da AM, otimizando o desenvolvimento de novos materiais, o *design* de peças e a gestão do fluxo de trabalho.

Conforme demonstram Chen *et al.* (2024), um dos maiores desafios para integrar a sustentabilidade na manufatura é a necessidade de equilibrar múltiplos objetivos que são frequentemente conflitantes. As empresas devem manter a competitividade, maximizando a eficiência e minimizando custos, ao mesmo tempo em que buscam a redução de emissões, a conservação de energia e a minimização de resíduos. Ainda segundo os autores, exemplos de conflito incluem: Reduzir o tempo de produção, tipicamente leva a um aumento no consumo de energia e maior desperdício de material; Priorizar a eficiência energética pode resultar em ciclos de produção mais lentos. A IA pode resolver esse problema complexo por meio de técnicas de Otimização Multiobjetivo (*Multi-objective Optimization* - MPO). Algoritmos avançados, como Algoritmos Genéticos (*Genetic Algorithms* - GA) e Otimização por Enxame de Partículas (*Particle Swarm Optimization* - PSO), são capazes de gerar um conjunto de soluções ótimas de Pareto (*Pareto-optimal solutions*) que representam *trade-offs* entre objetivos conflitantes, como maximizar a produção e minimizar o consumo de energia (Chen *et al.*, 2024).

A chave para o sucesso dessa abordagem MPO, no entanto, reside na Inteligência Artificial Centrada no Ser Humano (Chen *et al.*, 2024; Martini *et al.*, 2024). A Indústria 5.0 exige que a otimização incorpore o julgamento humano. Portanto, o processo de seleção da solução ideal, deve incluir um componente *Human-in-the-Loop* (Chen *et al.*, 2024). Os operadores humanos, atuando como tomadores de decisão, revisam as soluções sugeridas pela IA e consideram fatores contextuais, como cronogramas de manutenção e previsões de demanda, garantindo que a escolha do *trade-off* esteja alinhada com as prioridades estratégicas, éticas e sustentáveis da organização (Chen *et al.*, 2024). Além disso, a XAI é necessária para

integrar o ser humano em processos como *design*, manufatura e controle de qualidade na AM, ao tornar as informações de processo compreensíveis para o ser humano (Martini *et al.*, 2024).

4.2.3.4 Ambiente Urbano e Saúde

As cidades e os sistemas de saúde representam dois domínios complexos onde a aplicação da Inteligência Artificial tem potencial para gerar impactos diretos no Desenvolvimento Sustentável e no bem-estar humano, conforme defendido pela filosofia da HCAI (Pang *et al.*, 2023). A IA é empregada para otimizar o planejamento urbano, promover a mobilidade sustentável e aprimorar os cuidados médicos.

À luz do planejamento urbano, da resiliência climática e da mobilidade sustentável, a XAI mostra-se fundamental para desvendar as complexas interações não lineares que os são intrínsecos (Feng *et al.*, 2024). O aumento das temperaturas urbanas, um desafio crítico para a sustentabilidade, pode ser analisado através da modelagem preditiva (Feng *et al.*, 2024). Modelos avançados de *machine learning*, *como Gradient Boosting Decision Trees*, combinados com técnicas de XAI (como SHAP), são utilizados para explorar os impactos de variáveis urbanas, como o uso do solo, a Densidade de Construção (*Building Density* - BD) e a Temperatura da Superfície Terrestre (*Land Surface Temperature* - LST) (Feng *et al.*, 2024). A XAI fornece aos planejadores urbanos *insights* sobre a contribuição relativa de cada característica, informando intervenções direcionadas para criar ambientes urbanos mais sustentáveis e termicamente resilientes (Feng *et al.*, 2024). A modelagem do crescimento urbano também utiliza XAI para entender os fatores de mudança (Kim e Kim, 2022; Kim *et al.*, 2023).

A visão das cidades inteligentes (*smart cities*) alinhada à HCAI busca o desenvolvimento de espaços urbanos resilientes e centrados no ser humano (Makkonen *et al*., 2023). A implementação de tecnologias inteligentes, como em projetos de “super quarteirões (*superblocks*), precisa considerar o fator humano, priorizando como as pessoas interagem em espaços compartilhados (Makkonen *et al*., 2023). Com relação ao transporte em áreas urbanas inteligentes, a IA tem um papel vital na promoção de alternativas de transporte sustentável, como sistemas de bicicletas compartilhadas (Ngeni *et al.*, 2024). Modelos de previsão de demanda por estações de compartilhamento (como LSTM) são aprimorados pela XAI, que ajuda a identificar os fatores mais influentes (clima, dia da semana, localização), permitindo que os operadores gerenciem a distribuição de bicicletas de forma mais eficiente (Ngeni *et al.*, 2024).

A HCAI se manifesta ao buscar compreender e otimizar a experiência emocional e cognitiva do ser humano com a tecnologia sustentável, conhecida como Experiência do Usuário (*User Experience* - UX), como exemplo o transporte sustentável, como o uso de bicicletas elétricas (*E-Bikes*), exige que a tecnologia seja não apenas eficiente, mas também aceitável e agradável para o usuário (Laqua *et al*., 2023). Técnicas de XAI são aplicadas para analisar dados multimodais (como dados fisiológicos, emocionais e de telemetria) e explicar à experiência do usuário (Laqua *et al*., 2023). O objetivo é correlacionar as decisões de *design* das *E-Bikes* com o conforto e o bem-estar subjetivo dos ciclistas, informando o desenvolvimento de transportes que verdadeiramente apoiem a qualidade de vida (Laqua *et al.*, 2023).

Do ponto de vista da saúde, também tratada como saúde digital (*Digital Health*) na literatura, há a dependência crítica da IA para suportar sistemas de informação e otimizar o diagnóstico. A IA e a Interação Humano-Computador (HCI) são integradas para acelerar a "parte frontal da medicina" (*Front End of Medicine*), ou seja, os processos que antecedem o tratamento do paciente (Klumpp *et al.*, 2022). Isso inclui o suporte digital para Serviços Médicos de Emergência (*Emergency Medical Services* - EMS) e o aprimoramento de processos de diagnóstico médicos (Klumpp *et al.*, 2022). A aplicação da XAI é vista como um requisito indispensável para sistemas de IA na saúde, devido à natureza crítica das decisões e à necessidade de integração com o conhecimento de domínio dos especialistas (Chhetri *et al*., 2023; Klumpp *et al.*, 2022; Garibay *et al*., 2023; Pang *et al.*, 2023). A saúde digital também está ligada à Indústria 5.0, que enfatiza a HCAI para priorizar o bem-estar dos trabalhadores e usuários (Pang *et al.*, 2023; Zeb *et al.*, 2024). A integração de tecnologias avançadas exige uma adaptação da formação e educação, garantindo que os profissionais de saúde estejam aptos a interagir com sistemas de IA de forma segura e ética (Pang *et al.*, 2023). E a XAI é essencial para construir a confiança dos usuários em sistemas de suporte à decisão na área da saúde (Garibay *et al.*, 2023).

4.2.4 IA Explicável como habilitador fundamental da HCAI

A Inteligência Artificial, em suas formas mais avançadas, frequentemente utiliza modelos complexos de *Deep Learning* ou *Machine Learning* conhecidos como "caixas pretas" (*black-box*). Embora esses modelos demonstrem alta precisão, sua opacidade inerente representa um desafio significativo para a adoção, a governança ética e a integração humana (Tsoka *et al.,* 2022; Ucar, 2023). A IA Centrada no Ser Humano (HCAI) exige que os sistemas não apenas desempenhem bem, mas que sejam confiáveis e transparentes, tornando a

Inteligência Artificial Explicável um requisito indispensável para o alinhamento da tecnologia com os valores éticos e os objetivos da Indústria 5.0 (Astobiza *et al.,* 2021; Chen *et al.,* 2024; Holzinger *et al.,* 2024a; Martini *et al.,* 2024; Garibay *et al.,* 2023; Zeb *et al.,* 2024).

4.2.4.1 A Necessidade de Transparência e Confiança

Chhetri *et al.* (2023), Garibay *et al.* (2023) e Tsoka *et al.* (2022) definem a explicabilidade (XAI) como a capacidade de tornar as decisões de um modelo de IA compreensíveis para os usuários humanos e *stakeholders*. O rigor na análise ética da IA, que envolve o modelo, os dados e as pessoas que interagem com o sistema, é uma necessidade primordial para mitigar riscos como o viés algorítmico e suas consequências não intencionais (Astobiza *et al.,* 2021). A ausência de explicações claras compromete a confiança do usuário, especialmente em domínios críticos como saúde digital e segurança no trabalho (Hoenigsberger *et al.,* 2024; Klumpp *et al.,* 2022; Garibay *et al.,* 2023; Pang *et al.,* 2023; Sigfrids *et al.,* 2023).

A XAI, portanto, não é apenas uma característica técnica, mas um pilar da HCAI. Em processos de otimização industrial, a XAI e o HCAI garantem que os operadores possam revisar as soluções sugeridas pela IA integrando conhecimento contextual e realidades operacionais com o conceito de *Human-in-the-Loop* (Chen *et al.*, 2024). O HIL é fundamental para a robustez dos sistemas e para a aplicação da IA na Indústria 5.0 (Holzinger *et al.*, 2024a). Do ponto de vista dos consumidores, estudos empíricos demonstram que, embora não estejam dispostos a pagar um preço adicional pela "IA Verde" (*Green AI*, que aborda o custo ambiental do *hardware*), as pessoas demonstram maior valorização e disposição a pagar pela IA Explicável, inclusive, indivíduos com maior preocupação ambiental tendem a valorizar ainda mais a alta transparência dos assistentes de IA (König *et al.,* 2022). E à luz das exigências regulatórias, a explicabilidade, auditabilidade e transparência dos sistemas de IA são cruciais para a conformidade com as estruturas legais e éticas, como o *European AI Act* (Holzinger *et al.,* 2024a).

4.2.4.2 Principais Técnicas e Aplicações de XAI

No campo técnico das aplicações da XAI, a literatura revisada aponta o uso predominante de métodos *model-agnostic* (independentes do modelo base), que fornecem a interpretação das previsões sem depender da arquitetura interna específica do algoritmo (Bhandary *et al.*, 2024), principalmente:

a) *SHapley Additive exPlanations* (SHAP): A técnica SHAP é uma abordagem unificada para interpretar predições de modelos e é amplamente citada nos artigos para quantificar a contribuição marginal de cada item, para a previsão final (Panagoulias *et al.,* 2023; Ngeni *et al.,* 2024; Van Der Heever *et al.,* 2024). Utilizações comuns:

- **Previsão e otimização energética:** O SHAP é usado para explicar os *insights* estratégicos gerados por modelos de *Deep Learning* (como GRU com atenção) em otimização de energias renováveis, identificando como variáveis meteorológicas influenciam a produção de energia (Stergiou; Karakasidis, 2024). Em sistemas de apoio à decisão para gestão de energia em edifícios, gráficos *force* e *waterfall* baseados em SHAP são usados para delinear as interações das variáveis que levam a uma decisão de alocação de investimentos (Panagoulias *et al.*, 2023).
- **Análise de sentimento ESG:** A XAI, incluindo o SHAP e LIME, é aplicada na análise de sentimento de dados de mídias sociais (*Twitter*) para temas de ESG e *green finance.* Essa aplicação permite aos formuladores de políticas e *stakeholders* empresariais compreenderem os motivos por trás da opinião pública (Van Der Heever *et al.,* 2024).
- **Planejamento urbano e ambiental:** Em estudos sobre o impacto de características urbanas (como uso do solo e densidade de construção) na Temperatura da Superfície Terrestre, o SHAP é usado para quantificar os impactos não lineares de cada variável, auxiliando na criação de cidades mais resilientes ao clima (Kim e Kim, 2022; Kim *et al.,* 2023; Feng *et al.,* 2024).

b) *Local Interpretable Model-agnostic Explanations* (LIME): O LIME é utilizado para fornecer explicações locais, focando em como uma previsão individual específica foi feita (Tsoka *et al.,* 2022; Bhandary *et al.,* 2024; Van Der Heever *et al.,* 2024). Exemplo de uso:

- **Experiência do usuário em transportes sustentáveis:** Técnicas de XAI, frequentemente baseadas em LIME, são empregadas para analisar dados multimodais e explicar a experiência de usuários de bicicletas elétricas (*E-Bikes*). Isso permite correlacionar *design* e assistência do motor com o bem-estar subjetivo do ciclista, o que é um aspecto central da HCAI na mobilidade (Laqua *et al.,* 2023).
- **Previsão do uso de energia elétrica em residências:** Utilização de LIME para a validação e explicabilidade dos resultados alcançados por métricas de predição usuais para este fim (Bhandary *et al.,* 2024).

4.2.5 Desafios para a Implementação da HCAI no Desenvolvimento Sustentável e nas Empresas

Embora o potencial da Inteligência Artificial para o Desenvolvimento Sustentável e a transição para a Indústria 5.0 sejam amplamente reconhecidos, a implementação da IA Centrada no Ser Humano enfrenta obstáculos significativos de natureza ética, política, técnica e operacional. A literatura ressalta que o impacto positivo da IA não é garantido, mas depende intrinsecamente de governança e aplicação responsável (Astobiza *et al.*, 2021).

4.2.5.1 Desafios Éticos e de Justiça

Um dos maiores imperativos éticos na implementação da IA é garantir a justiça e mitigar o risco de discriminação. Um desafio primário reside no viés algorítmico, onde os sistemas de IA podem favorecer determinados resultados baseados em dados de treinamento tendenciosos ou em suposições incorretas (Chen *et al.,* 2024). Esse viés pode levar à discriminação e perpetuar ou exacerbar desigualdades sociais existentes, tornando a justiça algorítmica uma preocupação urgente na implementação da IA para os ODS (Astobiza *et al.,* 2021; Chen *et al.,* 2024).

A HCAI exige o alinhamento dos sistemas de IA com os valores humanos e a garantia de que as decisões algorítmicas sejam justas e éticas (Astobiza *et al.,* 2021; Garibay *et al.*, 2023). A literatura enfatiza que a IA e a Indústria 5.0 devem priorizar o bem-estar e a segurança dos trabalhadores (Pang *et al.,* 2023; Zeb *et al*., 2024). Para garantir que os benefícios da IA sejam distribuídos de forma equitativa, é essencial que o desenvolvimento de sistemas de IA seja um processo inclusivo, englobando ativamente múltiplas perspectivas de *stakeholders* globais (Garibay *et al.*, 2023; Sigfrids *et al.*, 2023).

4.2.5.2 Desafios de Governança e Poder

O movimento "*AI for Social Good*", embora promissor, é confrontado com desafios de poder estrutural que podem desviar os objetivos da IA dos benefícios sociais para interesses puramente corporativos (Iazzolino; Stremlau, 2024). Existe, por exemplo, uma preocupação significativa com a captura corporativa da agenda de Desenvolvimento Sustentável global, pelas *Big Techs* (Iazzolino; Stremlau, 2024). Essas corporações buscam promover o "Tecnosolucionismo" impulsionado pela IA (crença de que a evolução da tecnologia pode rapidamente resolver os problemas sociais complexos, permitindo ignorar os impactos e consequências negativas), criando oportunidades de extração de valor e inserindo-se de forma

crítica entre o cidadão (dado) e o estado (política de desenvolvimento) (Iazzolino; Stremlau, 2024).

Os discursos da AI4SG e da Quarta Revolução Industrial podem ser mutuamente reforçadores, servindo ao propósito de despolitizar a arena do desenvolvimento. Ao manterem a *black-box* dos processos de tomada de decisão e ao afirmar a hegemonia de especialistas técnicos, as empresas moldam o debate e influenciam os quadros regulatórios para facilitar a expansão de suas infraestruturas de dados (Iazzolino; Stremlau, 2024).

A regulamentação mostra-se urgente e necessária, mas a dificuldade em regular a IA de forma eficaz decorre, em parte, da sua natureza como tecnologia de propósito geral e da ausência de uma definição universalmente aceita, o que complica a aplicação consistente de políticas e *frameworks* éticos (Astobiza *et al.*, 2021).

4.2.5.3 Desafios de Sustentabilidade da Própria IA (*Green AI*)

A própria tecnologia de IA apresenta custos ambientais que precisam ser gerenciados para alcançar o objetivo de sustentabilidade da Indústria 5.0 (Martini *et al.,* 2024). O treinamento de modelos neurais complexos exige um volume substancial de recursos computacionais, o que resulta em um alto custo de energia, uso extensivo de água e emissões de carbono, um aspecto central do desafio da "*Green AI*" (König *et al*., 2022).

Para a indústria da IA tornar as operações mais sustentáveis, há um custo que naturalmente deveria ser repassado aos consumidores, porém a literatura revela uma dissociação entre o valor atribuído à transparência e o valor atribuído à sustentabilidade ambiental da tecnologia (König *et al.*, 2022). Embora os consumidores demonstrem maior disposição a pagar por IA Explicável, não estão dispostos a pagar um preço adicional pela IA Verde (König *et al.*, 2022), indicando uma barreira na priorização da sustentabilidade ecológica da infraestrutura tecnológica.

4.2.5.4 Desafios Operacionais e de Integração Humana

A eficácia da HCAI depende de sua capacidade de ser implementada em ambientes reais complexos, o que levanta desafios práticos e de engenharia. Para Garibay *et al.* (2023) a funcionalidade dos sistemas de IA tem uma forte dependência da qualidade e da disponibilidade de dados, sejam eles criados para *Smart Grids* ou *Digital Health*, por exemplo, têm como fundamento crucial a disponibilidade de conjuntos de dados robustos e representativos. Em ambientes industriais, a obtenção de dados reais de consumo e operação pode ser dificultada por razões proprietárias, privacidade e segredos industriais, de acordo com Gutierrez-Rojas *et*

al. (2023), este é um desafio existente na validação de modelos avançados de gestão energética, por exemplo. Para Holzinger *et al.* (2024a) a adoção de IA em setores como a silvicultura (*Forestry* 5.0) é dificultada por desafios logísticos, infraestruturais e ambientais inerentes ao setor (Holzinger *et al.*, 2024a).

Outro ponto relevante é a integração bem-sucedida do *Human-in-the-Loop*, onde o ser humano mantém a supervisão e o poder de intervenção nas decisões da máquina (Chen *et al.*, 2024; Holzinger *et al.*, 2024a). A HCAI, apoiada pela XAI, deve garantir a verificação simples e intuitiva dos resultados (Klumpp *et al.*, 2022; Martini *et al.*, 2024). No entanto, o *design* de sistemas que facilitem essa colaboração e garantam que a expertise humana seja devidamente integrada aos ciclos de *feedback* da IA permanece um desafio contínuo (Chen *et al.*, 2024).

4.2.6 Síntese da Revisão Sistemática da Literatura

A Revisão Sistemática da Literatura (RSL) demonstrou que a Inteligência Artificial Centrada no Ser Humano é o princípio orientador da próxima fase da transformação industrial, a Indústria 5.0, que prioriza a sustentabilidade, a resiliência e a centralidade humana (Chen *et al.*, 2024; Martini *et al.*, 2024; Zeb *et al.*, 2024). A literatura valida o papel da IA como uma tecnologia crucial para atingir as metas dos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável, enquadrada na agenda AI4SG (Tomašev *et al.*, 2020; Martini *et al.*, 2024). Contudo, este potencial positivo depende criticamente da adoção de princípios éticos e de governança que assegurem a confiabilidade e o alinhamento dos sistemas de IA com os valores humanos (Astobiza *et al.*, 2021; Garibay *et al.*, 2023; Pang *et al.*, 2023).

A análise dos 43 artigos selecionados permitiu cumprir o primeiro Objetivo Específico (Identificar os impactos da Inteligência Artificial Centrada no Ser Humano e das tecnologias correlatas no âmbito do Desenvolvimento Sustentável, a partir da Bibliometria e da Revisão Sistemática da Literatura), ao identificar um vasto leque de aplicações e impactos no âmbito do Desenvolvimento Sustentável. As oportunidades da HCAI se manifestam desde a Agricultura Inteligente e Silvicultura 5.0, utilizando *Deep Learning* e ontologias de domínio para diagnóstico de doenças em culturas e gestão da segurança no trabalho, até a otimização de Sistemas de Energia e Redes Inteligentes (Chhetri *et al.*, 2023; Bran *et al.*, 2024; Hoenigsberger *et al.*, 2024; Sarker *et al.*, 2024; Stergiou; Karakasidis, 2024). Na Indústria, a IA facilita a sinergia com a Economia Circular por meio da otimização multiobjetivo, que busca equilibrar a eficiência econômica com o bem-estar do operador, com o ser humano no ciclo de decisão (Chen *et al.*, 2024; Shafique *et al.*, 2024). Em todas essas aplicações, a Inteligência Artificial Explicável, com técnicas como SHAP e LIME, surge como o pilar técnico da HCAI, fornecendo

a transparência e auditabilidade necessárias para construir a confiança do usuário e permitir a intervenção humana (Tsoka *et al.*, 2022; Panagoulias *et al.*, 2023; Holzinger *et al.*, 2024a; Ngeni *et al.*, 2024).

Em resumo, a literatura permite criar o cenário teórico das oportunidades e lacunas da HCAI para o Desenvolvimento Sustentável, bem como as categorias de desafios (éticos, de governança e técnicos) que limitam sua implementação. Contudo, a efetiva superação desses desafios e a análise das alternativas de aplicação (Objetivos Específicos 3 e 4) requerem uma investigação empírica que vá além do que está documentado nos artigos científicos. A literatura, embora abrangente, não reflete necessariamente a percepção prática e as estratégias de mitigação empregadas por *stakeholders* e especialistas do mercado. Torna-se imperativo, portanto, interconectar as categorias de desafios e oportunidades identificadas nesta revisão com os resultados de uma pesquisa de campo. No próximo capítulo é realizada uma análise da percepção dos especialistas, permitindo a categorização e o aprofundamento de alternativas para a aplicação da HCAI no contexto brasileiro, em diálogo com os fundamentos teóricos consolidados na RSL.

4.3 Pesquisa de Campo - Análise e discussão da IA para o Desenvolvimento Sustentável segundo os especialistas

A pesquisa de campo baseou-se na realização de dez entrevistas semiestruturadas com especialistas que ocupam posições de liderança e decisão em empresas de tecnologia e consultoria, que desenvolvem e utilizam Inteligência Artificial (Quadro 9). A seleção dos participantes seguiu critérios de diversidade de atuação e senioridade, visando capturar uma visão holística sobre a aplicação da HCAI no mercado brasileiro com destaque para a sustentabilidade.

Para a análise dos dados, utilizou-se o *software Atlas.ti* versão v9.24.3, adotando uma estratégia de codificação híbrida. Inicialmente, foram aplicados Códigos Dedutivos, derivados das doze dimensões da Inteligência Artificial Centrada no Ser Humano, identificadas na Revisão Sistemática da Literatura (Quadro 11). Posteriormente, a leitura flutuante das transcrições das entrevistas permitiu a criação de Códigos Indutivos, que capturaram tensões, desafios práticos e fenômenos de mercado não previstos inicialmente na teoria presente nas publicações analisadas na RSL, como o "Mito da Mágica" e a "Lacuna de Políticas Públicas", sintetizados no Quadro 13.

Essa abordagem permitiu triangular a teoria com os dados empíricos, de acordo com a realidade do mercado.

Quadro 13 – Códigos Indutivos que emergiram nas entrevistas

Código Indutivo	Descrição
Curva do *Hype* e Modismo	Reflete a saturação do termo e a percepção de que o mercado está longe de estabilizar, com a tecnologia acelerando a um ritmo que a sociedade não consegue acompanhar. Ao mesmo tempo, o uso da IA como diferencial não estratégico, a falta de disposição para pensar de forma profunda, e a pressão por "ter IA" sem clareza de propósito.
Mito da Mágica e Expectativa Irreal	Reflete a crença de que a IA resolve todos os problemas automaticamente, criando uma "dissonância cognitiva" no usuário quando a realidade se manifesta.
Risco de Exclusão Social	A preocupação com o aprofundamento da exclusão digital e social, afetando pessoas que não possuem educação básica ou alfabetização digital, e a possibilidade de demissão em massa em funções básicas.
Custo Ambiental da IA (*Green AI*)	A constatação de que o alto consumo energético da IA não é uma variável que pesa nas decisões de utilização.
Lacuna de Políticas Públicas e Regulação	A percepção de que falta um marco regulatório consolidado, e a necessidade de que políticas públicas claras preexistam para que o controle se efetive nas empresas.
IA como Consultor Especialista	Ilustra a IA como um assistente de alto nível, que atua como consultor de negócios, jurídico ou financeiro, mas sob a supervisão do especialista.

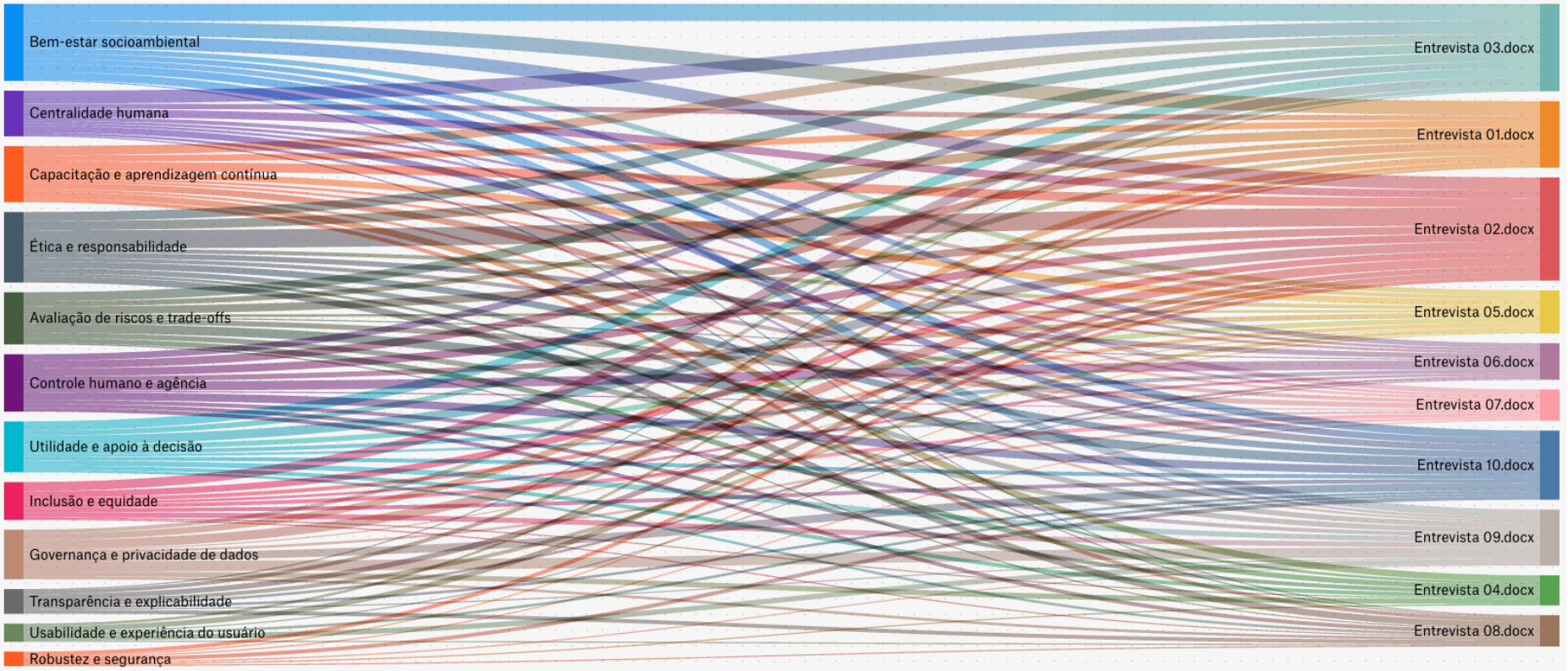
Fonte: Elaborado pelo autor (2025).

4.3.1 Aderência às Dimensões da HCAI (Códigos Dedutivos)

A análise das entrevistas à luz das 12 dimensões da HCAI revela que a adoção desses princípios não ocorre de maneira uniforme. A visualização dos dados por meio do Diagrama de Sankey (Figura 17) permite compreender o fluxo de relevância entre os conceitos teóricos (à esquerda) e os relatos dos especialistas (à direita). Observa-se que dimensões como “Bem-estar socioambiental”, “Ética e Responsabilidade” e “Controle Humano e Agência” possuem fluxos densos e distribuídos entre diversos participantes, indicando que são preocupações transversais no mercado.

Por outro lado, dimensões como Capacitação e aprendizagem contínua e Governança apresentam concentrações específicas em entrevistados que ocupam posições de liderança estratégica ou acadêmica (como E1, E5 e E8), sugerindo que a maturidade nesses temas depende fortemente da cultura organizacional e do perfil do gestor.

Figura 17 – Diagrama de Sankey: Distribuição das Dimensões HCAI nas Entrevistas



Fonte: Elaborada pelo autor, com dados processador no Atlas.ti (2025).

Com a avaliação dos resultados obtidos na codificação dedutiva das entrevistas, é possível observar que todos os elementos do *framework* teórico (as 12 dimensões da HCAI) encontram eco na prática dos especialistas, ainda que com diferentes níveis de intensidade e maturidade. A seguir, discute-se os aspectos de cada uma das 12 dimensões da HCAI na fala dos entrevistados, evidenciando como a teoria se materializa na prática corporativa dos entrevistados.

Controle Humano e Agência: Conforme definido na estrutura de codificação, essa dimensão refere-se à necessidade imperativa de manter o humano no laço decisório (*human-in-the-loop*), assegurando a autonomia do usuário para intervir e prevenir que a conveniência tecnológica resulte em relações paternalistas ou perda de controle. A visão predominante nas entrevistas transcende a ideia de substituição, posicionando a IA como um amplificador das competências humanas. O Entrevistado 5 sintetiza essa filosofia ao afirmar que "nós entendemos que a IA não substitui o ser humano, ela potencializa o ser humano" (*sic*). Essa lógica instrumental é reforçada pelo Entrevistado 3, que utiliza a metáfora da caixa de ferramentas para definir os limites da máquina: “a tecnologia pode indicar qual parafuso apertar e qual torque aplicar, mas não aperta o parafuso por você... Quem executa é o profissional habilitado" (*sic*). Na prática, como relata o Entrevistado 1, isso transforma a rotina operacional: processos que antes levavam semanas em planilhas, agora permitem que o mesmo profissional gere múltiplos cenários em minutos, tornando-se, nas palavras dele, "o mesmo profissional, agora mais produtivo e com maior capacidade de análise" (*sic*).

No entanto, essa potencialização exige uma postura ativa de validação e ceticismo saudável, impedindo que a tecnologia se torne uma caixa-preta aceita passivamente. O Entrevistado 6 ilustra esse rigor técnico ao descrever como confronta os cálculos financeiros da máquina com suas próprias planilhas manuais: "Quando há divergência, eu questiono: Minha conta deu 48, a sua deu 36. Onde está a diferença?... Chegamos, assim, a um consenso mais sólido" (*sic*). Essa capacidade de crítica é vital e sua ausência é vista como um perigo, no contexto acadêmico, a Entrevistada 8 reforça essa necessidade de supervisão constante, lembrando que "a IA não realiza raciocínio crítico... Cabe ao pesquisador fazer a checagem" (*sic*) para evitar alucinações e erros factuais.

A manutenção da agência humana também se manifesta fundamentalmente na responsabilidade ética, na definição da intencionalidade e na arbitragem final de decisões complexas. O Entrevistado 6 destaca uma política empresarial clara de preservação da identidade profissional, onde "se o profissional não consegue explicar o que está apresentando, quem está fazendo o trabalho, de fato, é a IA e não ele" (*sic*). Mesmo em sistemas avançados

onde algoritmos interagem entre si, o Entrevistado 10 explica que "quando duas IAs discordam, quem define qual delas está correta é o especialista humano" (*sic*). Por fim, o controle humano envolve a decisão moral de como utilizar a tecnologia, como relata o Entrevistado 1, que afirma que "há casos em que eu pessoalmente, não teria estômago para trabalhar" (*sic*), recusando projetos de reconhecimento facial militar. Afinal, como resume o Entrevistado 4, a tecnologia não possui vontade própria: "O ponto crítico é sempre quem está manuseando a ferramenta e com qual intenção" (*sic*).

Transparência e Explicabilidade: Esta dimensão enfrenta o desafio da caixa-preta nos modelos de aprendizado de máquina, buscando garantir que as decisões da IA sejam auditáveis, compreensíveis e rastreáveis. Nas entrevistas, a transparência deixa de ser apenas um requisito técnico de conformidade para se tornar a base da confiança necessária para a adoção da tecnologia. O Entrevistado 5 diagnostica que, ao abordar clientes, "em nove de cada dez, o bloqueio principal é o medo... receio do desconhecido" (*sic*). Para mitigar isso, ele propõe uma missão clara: gerar informação para que as organizações saibam julgar quais riscos estão correndo, comparando o papel do especialista ao de um advogado que traduz a complexidade da lei para garantir segurança ao cliente.

A explicabilidade, na prática, manifesta-se como um processo rigoroso de interrogação da máquina. O Entrevistado 6 oferece o exemplo mais vívido dessa postura ao recusar resultados passivos: "Quando há divergência, eu questiono...Peço então o memorial de cálculo" (*sic*). Para ele, a IA deve ser tratada com o mesmo rigor de um analista júnior: é necessário perguntar "Por que chegou a esse número? Em que premissas se baseou?" (*sic*). Essa necessidade de validação é ecoada pelo Entrevistado 10, que alerta para o perigo de profissionais júnior utilizarem a ferramenta sem supervisão, pois, sem repertório técnico, eles não conseguem julgar se o código ou a resposta sugerida é segura, tornando a falta de explicabilidade um risco de segurança.

Além da lógica da decisão, a transparência sobre a origem dos dados é uma preocupação central. A Entrevistada 8 destaca a opacidade das bases de treinamento, alertando que "não sabemos exatamente de onde vem esse conhecimento" (*sic*), o que pode levar a problemas de direitos autorais e, mais gravemente, a alucinações onde a IA inventa referências bibliográficas que parecem reais, mas não existem. O Entrevistado 2 complementa essa visão ao ressaltar na sua falar que a IA não é neutra; ela reflete os dados disponíveis. "Se os dados que a alimentam estiverem enviesados, ela também refletirá esses vieses" (*sic*), diz ele, reforçando que a transparência envolve reconhecer que a tecnologia carrega preconceitos sociais e falhas de dados.

Por fim, a transparência é vista como o antídoto para o pensamento mágico que cerca a IA. O Entrevistado 9 observa que usuários frequentemente adotam uma expectativa irreal, "como se a tecnologia fosse mágica" (*sic*). Para combater isso, sua empresa mede índices técnicos como repetibilidade e acurácia, transformando a magia em métrica. O Entrevistado 1 reforça esse aspecto prático ao utilizar a IA para gerar documentação de código e testes, transformando o que antes era tácito ou inexistente em material documentado e auditável. Em suma, a visão dos entrevistados é que a IA só gera valor sustentável quando o humano consegue abrir a caixa-preta, entender o processo e responsabilizar-se pelo resultado.

Governança e Privacidade de Dados: Esta dimensão transcende a segurança cibernética, englobando a gestão ética de todo o ciclo de vida da informação, desde a proteção da privacidade até a mitigação da captura corporativa e o alinhamento com regulações. Nas entrevistas, a governança de dados emerge não como burocracia, mas como um pré-requisito funcional para que a IA opere sem riscos catastróficos. O Entrevistado 2 é enfático ao afirmar que muitas empresas ainda não perceberam o trabalho braçal necessário antes da IA: "Não basta pegar tudo o que está no *SharePoint* e jogar dentro de um agente corporativo esperando que ele responda a tudo de forma perfeita" (*sic*). Para ele, é essencial um esforço prévio de curadoria e tratamento, pois dados desorganizados ou incorretos geram respostas não confiáveis. Essa visão é confirmada pelo Entrevistado 10, ao alertar que "a IA não pode substituir uma política inexistente" (*sic*), explicando que antes de treinar um modelo, a organização precisa ter clareza sobre sua exposição ao risco e processos definidos, caso contrário, estará apenas automatizando o caos.

A preocupação com a privacidade e o uso invasivo de dados é um tema recorrente, muitas vezes abordado sob uma ótica pessoal e ética pelos próprios especialistas. O Entrevistado 1 relata seu esforço ativo para reduzir a exposição a algoritmos invasivos: "Pago para não ter anúncios, desligo o que puder, justamente porque me incomoda a coleta de dados e o uso agressivo para empurrar coisas" (*sic*). Ele estende essa preocupação à proteção de vulneráveis, temendo como sistemas avançados podem influenciar crianças e adolescentes sem a devida supervisão. No ambiente corporativo, a Entrevistada 7 destaca que o desrespeito à legislação de proteção de dados é um problema grave, onde a forma como modelos são treinados pode violar a privacidade e reforçar exclusões. Já a Entrevistada 8 traz essa questão para o meio acadêmico, apontando a falta de transparência sobre a origem do conhecimento da IA: "Já houve o caso de ferramentas que utilizaram livros sem autorização... e circulam informações de que algumas empresas usam materiais pirateados" (*sic*).

Quanto à regulação e o papel do Estado, as opiniões convergem para a necessidade de normas, embora com nuances sobre sua aplicação. O Entrevistado 3 observa com ceticismo a cultura empresarial brasileira, onde a conformidade muitas vezes só ocorre quando a empresa é seriamente pressionada, citando que muitas empresas só se adequaram à LGPD por medo de multas ou perda de reputação, e não por convicção ética. O Entrevistado 4 defende a regulamentação como uma questão de ordem e decência, necessária para definir responsabilidades e punir o mau uso, como em fraudes cibernéticas. O Entrevistado 5 traça um paralelo histórico com a internet, lembrando que o Marco Civil demorou décadas para surgir e que, agora, "o risco sempre estará presente; o que precisamos é controlá-lo" (*sic*), através de informação e boas práticas enquanto a lei não se consolida.

Por fim, a governança também toca no ponto da concentração de poder e soberania. O Entrevistado 9 critica a assimetria de poder, notando que "os *lobbies* das grandes multinacionais de tecnologia acabam, muitas vezes, sendo mais fortes do que a razão" (*sic*) e que, sem políticas públicas claras, a sociedade fica à mercê de decisões tomadas em outras jurisdições. O Entrevistado 10 reforça esse risco de monopólio, alertando que a "IA tende a empoderar quem já tem poder" (*sic*), criando riscos de soberania tecnológica se o controle dos dados e da infraestrutura estiver concentrado em poucos atores globais. O Entrevistado 2 resume o cenário atual alertando para o *ethics-washing*, onde há "discursos muito bonitos, mas pouca prática efetiva" (*sic*) na gestão ética dos dados.

Robustez e Segurança: Esta dimensão refere-se à resiliência técnica dos sistemas, garantindo que operem de forma confiável, estável e segura contra falhas, incertezas ou ataques. Nas entrevistas, a robustez deixa de ser apenas uma questão de o sistema não travar para se tornar uma questão de integridade profissional e viabilidade operacional. O Entrevistado 10 traz uma visão técnica aprofundada sobre isso, alertando que a "IA que escreve código foi treinada com códigos de qualidade heterogênea... não é possível garantir, apenas com base no *output* da IA, que o código gerado seja robusto ou adequado" (*sic*). Na fala do entrevistado, a segurança do sistema depende crucialmente da senioridade de quem o opera; por isso, sua empresa recomenda que a IA seja usada prioritariamente por desenvolvedores plenos e seniores. O raciocínio é lógico: "Se ele [o júnior] não tem segurança para escrever e revisar o próprio código, terá ainda mais dificuldade para julgar se o código sugerido pela IA é seguro" (*sic*).

A robustez também está intrinsecamente ligada à qualidade da matéria-prima inserida no sistema. O Entrevistado 2 desmistifica a ideia de que a IA resolve a desorganização interna, enfatizando que "não basta pegar tudo o que está no *SharePoint* e jogar dentro de um agente corporativo esperando que ele responda a tudo de forma perfeita" (*sic*). A segurança da resposta

depende de um trabalho prévio e braçal de curadoria e tratamento de dados, sem isso a ferramenta não terá estabilidade operacional para ser confiável. O Entrevistado 9 complementa essa visão operacional ao explicar que, para considerar uma iniciativa efetiva, sua empresa mede três índices técnicos fundamentais: “acurácia, profundidade e repetibilidade” (*sic*). A repetibilidade é a chave da robustez: o sistema precisa entregar resultados consistentes sob as mesmas condições, evitando o comportamento errático.

No contexto acadêmico e de pesquisa, a falta de robustez se manifesta nas alucinações. A Entrevistada 8 destaca que a resposta da IA é construída por probabilidade, não por verdade, o que exige um protocolo de segurança onde "cabe ao pesquisador fazer a checagem e a parte racional" (*sic*). Sem essa camada de verificação humana, o sistema torna-se vulnerável a propagar erros factuais, comprometendo a integridade da pesquisa. Já em um cenário mais amplo de riscos externos, o Entrevistado 4 relembra que a falta de segurança em IA não é hipotética, citando casos de "mau uso de IA gerando prejuízos enormes, por exemplo em fraudes cibernéticas, ataques a sistemas financeiros" (*sic*), o que reforça a necessidade de mecanismos de defesa robustos contra atores mal-intencionados.

Por fim, a robustez é vista como um pilar estratégico para a própria sobrevivência das iniciativas de IA nas empresas. O Entrevistado 5 afirma que o direcionamento estratégico de sua consultoria é "usar IA para potencializar produtividade, qualidade e segurança" (*sic*). A tecnologia não pode ser uma caixa de surpresas, ela deve operar dentro de parâmetros seguros conhecidos, conforme a analogia do Entrevistado 10 “usamos IA com bastante cautela, justamente porque conhecemos bem o “motor”, isto é, entendemos o que está debaixo do capô, as potencialidades e os riscos” (*sic*). A segurança aqui não é um freio à inovação, mas a garantia de que a inovação não causará danos irreversíveis ao negócio ou à sociedade.

Inclusão e Equidade: Esta dimensão aborda o paradoxo potencial da Inteligência Artificial: atuar como uma alavanca para democratizar oportunidades ou como um motor que acelera desigualdades e cristaliza preconceitos. Nas entrevistas, o tema é tratado com uma mistura de otimismo prático e profunda preocupação social, especialmente considerando o contexto brasileiro. O Entrevistado 3 traz uma análise realista sobre o cenário nacional, onde uma "massa de população que desconhece tecnologias básicas" (*sic*), corre o risco de ser marginalizada. Ele compara a situação à Revolução Industrial, alertando que, se não houver cuidado, será criado um "exército de pessoas à margem do mercado formal" (*sic*), dependentes de assistencialismo e vulneráveis ao populismo, simplesmente por não possuírem a alfabetização digital necessária para interagir com as novas ferramentas.

Um dos pontos mais críticos levantados sobre a equidade é o impacto no mercado de trabalho para quem está começando. O Entrevistado 10 observa um paradoxo: a IA automatiza tarefas mais simples, que tradicionalmente serviam de escola para iniciantes. Ele nota que "em termos sociais, o impacto tende a ser maior sobre quem está começando a carreira" (*sic*), pois se o degrau de entrada for eliminado pela automação, torna-se muito mais difícil formar novos seniores. O Entrevistado 9 reforça essa visão sombria ao questionar o que será feito se houver a demissão de grandes massas em determinadas funções, criticando que "ninguém discute esse ponto com a profundidade necessária" (*sic*) e que os *lobbies* das grandes empresas de tecnologia muitas vezes ignoram esses impactos sociais de longo prazo.

Por outro lado, a inclusão aparece fortemente na capacidade da IA de democratizar a competência técnica, permitindo que pessoas com menos formação formal alcancem resultados de excelência. O Entrevistado 5 compartilha um exemplo emblemático dessa rampa de acesso: sua empresa criou um programa de capacitação onde um porteiro de hotel, após seis meses de treinamento intensivo com apoio de IA, tornou-se um dos principais arquitetos de *software* da companhia. Para ele, isso é sustentabilidade social: "revitalizamos pessoas que não teriam acesso a esse mercado" (*sic*). O Entrevistado 2 concorda, argumentando que a IA pode "nivelar o conhecimento" (*sic*), permitindo que colaboradores com menos experiência entreguem valor mais rápido, desde que haja letramento digital. O Entrevistado 3 complementa, sugerindo que a IA libera tempo para que profissionais operacionais, como mecânicos, estudem e se qualifiquem, em vez de serem meramente substituídos.

No entanto, para que essa inclusão ocorra, é preciso enfrentar os vieses algorítmicos. A Entrevistada 7 alerta que sistemas de recrutamento e crédito, se não forem desenhados intencionalmente para a equidade, "tendem a reproduzir padrões majoritários e reforçar exclusões existentes" (*sic*). A tecnologia aprende com o passado e, se o passado foi preconceituoso, a máquina também o será. A Entrevistada 8 adiciona uma camada de invisibilidade a esse problema, notando que, em algumas áreas, "simplesmente não há informação suficiente na base" (*sic*) de treinamento, fazendo com que certos temas ou grupos culturais sequer apareçam como resposta, perpetuando sua exclusão do discurso dominante. O Entrevistado 2 resume o desafio lembrando que, no início, acreditava-se que a tecnologia seria neutra, mas hoje está claro que "se os dados que a alimentam estiverem enviesados, ela também refletirá esses vieses" (*sic*).

Bem-estar Socioambiental: Esta dimensão representa o propósito central da HCAI, abrangendo tanto a sustentabilidade ecológica, como a redução da pegada de carbono e otimização de recursos, quanto a promoção da saúde física e psicológica humana. Nas

entrevistas, esse tema revela uma tensão fundamental: a IA é vista simultaneamente como uma ferramenta poderosa para salvar o planeta através da eficiência e como uma nova fonte de poluição industrial devido ao seu consumo energético massivo.

No aspecto positivo da otimização, a IA surge como um instrumento vital para reduzir desperdícios. O Entrevistado 1 relata que, embora as empresas o contratem visando lucro, o resultado quase sempre gera um benefício ambiental colateral: "redução de uso de matéria-prima, otimização de estoques, caminhões rodando menos... Tudo isso tem impacto ambiental" (*sic*). O Entrevistado 6 oferece um exemplo prático dessa eficiência ao descrever um projeto de análise de frota onde a IA identificou padrões de condução que desgastavam pneus e consumiam mais diesel, permitindo intervenções que economizaram recursos físicos e reduziram emissões. A Entrevistada 7 expande essa visão para a infraestrutura urbana, citando casos em shoppings e hospitais onde a combinação de IA e automação reduziu o consumo de energia em até 40% ao otimizar sistemas de refrigeração.

No entanto, há uma consciência crescente sobre o custo invisível dessa tecnologia. O Entrevistado 10 destaca que a base material da IA é energia bruta, alertando que "um único treinamento pode demandar dias de uso contínuo de servidores... o que implica consumo elevado de energia" (*sic*), embora ele admita que nenhum cliente jamais lhe perguntou sobre o custo ambiental de um projeto, priorizando apenas a performance. O Entrevistado 9 apoia essa preocupação, apontando a construção de *data centers* gigantescos em São Paulo sem contrapartidas claras de mitigação e lembrando que a fabricação de *chips* demanda a extração agressiva de minerais e terras raras. O Entrevistado 6 traz uma crítica provocativa sobre o uso trivial da tecnologia, questionando o hábito de milhões de pessoas desejarem bom dia ao *ChatGPT*, o que gera um desperdício energético desnecessário para interações sem valor agregado.

Na vertente do bem-estar humano, a dimensão aborda a saúde mental e a dignidade profissional. O Entrevistado 6 relata um caso preocupante de dependência psicológica, onde um colaborador transformou a IA em um diário pessoal, chegando ao ponto de não saber o que responder ao chefe ou o que almoçar sem consultar a máquina, o que exigiu uma intervenção da empresa para reafirmar a identidade humana. Em contrapartida, o Entrevistado 5 propõe uma visão de sustentabilidade humana, onde a responsabilidade da empresa é revitalizar profissionais que seriam descartados pelo mercado. Na sua fala cita o exemplo de um porteiro de hotel que, através de um programa intensivo de capacitação em IA, tornou-se arquiteto de software, defendendo que "sustentabilidade também é devolver profissionais qualificados ao ecossistema" (*sic*), em vez de apenas substituí-los.

Por fim, a análise dos riscos e benefícios ambientais muitas vezes recai sobre a falta de visão sistêmica. O Entrevistado 2 argumenta que a IA poderia acelerar o desenvolvimento de novos biomateriais para substituir plásticos, mas lamenta que soluções ambientalmente sustentáveis nem sempre são financeiramente viáveis no curto prazo. A Entrevistada 7 conclui com um tom de cautela otimista, sugerindo que, globalmente, "o potencial de economia de energia proporcionado pela aplicação de IA em eficiência energética é muito maior do que o consumo adicional que ela gera" (*sic*), desde que a matriz energética seja limpa e o uso seja intencional.

Centralidade Humana: Esta dimensão é o coração da HCAI. Ela inverte a lógica de que o humano deve se adaptar à máquina, preconizando que o desenho da tecnologia deve alinhar-se aos valores, necessidades e capacidades humanas. O foco deixa de ser a substituição da mão de obra para ser a amplificação do potencial humano. Nas entrevistas, esse conceito é quase unânime: a tecnologia é vista como uma alavanca para a inteligência, não como um substituto para a consciência. O Entrevistado 5 sintetiza essa visão ao declarar: "Nós entendemos que a IA não substitui o ser humano, ela potencializa o ser humano" (*sic*). Para ele, a estratégia correta é "usar tecnologia para potencializar pessoas, para que essas pessoas potencializem outras pessoas" (*sic*).

A centralidade humana manifesta-se na prática empresarial como uma reafirmação do valor insubstituível do julgamento e da empatia. O Entrevistado 3 rebate o medo existencial da obsolescência com a frase: "vai sobrar ser humano. Isso ninguém substitui" (*sic*). Ele argumenta que, embora a máquina tenha uma capacidade computacional superior, ela opera como suporte: "Ela diz qual parafuso apertar, mas não aperta o parafuso por você" (*sic*). O Entrevistado 6 ilustra a necessidade de impor limites à ferramenta para preservar a centralidade do intelecto humano, citando o alerta de um proprietário aos seus funcionários: "Se você vier aqui só com a IA, eu te mando embora, porque eu não preciso de você. Eu preciso da sua análise, não apenas da ferramenta" (*sic*).

Essa dimensão também aborda a experiência e a diversidade geracional dos usuários. O Entrevistado 2 lembra que a eficiência algorítmica não pode ignorar as preferências humanas, observando que "Pessoas mais velhas, em geral, sentem mais necessidade desse contato humano direto" (*sic*) e que "Nem todo mundo gosta de conversar com máquinas" (*sic*). A tecnologia centrada no humano deve respeitar essas nuances, garantindo que o atendimento automatizado não exclua socialmente ou frustre emocionalmente o usuário. O Entrevistado 5 reforça que sua empresa possui uma "torre de *design*" (*sic*) dedicada a entender "como as

pessoas interagem com tecnologias" (*sic*), colocando o ser humano no centro do processo de desenvolvimento.

Do ponto de vista técnico, a centralidade humana significa que o humano é a "verdade fundamental" do sistema. O Entrevistado 10 explica que, em projetos críticos, como diagnósticos médicos ou análises de riscos, "o papel do especialista humano é absolutamente central" (*sic*). Ele detalha que o especialista é quem define os parâmetros e rotula os dados: "Em vez de eliminar o humano, a IA cria inclusive novas funções, como a de rotulador de dados, que exige conhecimento especializado" (*sic*). A IA, portanto, não opera no vácuo; ela depende da curadoria humana para ter sentido.

Por fim, a centralidade humana é vista como uma estratégia de reinvestimento de tempo. A automação não serve apenas para cortar custos, mas para liberar o intelecto. O Entrevistado 5 observa que "A IA compra tempo. Esse tempo precisa ser reinvestido em pessoas, para que elas se desenvolvam" (*sic*). O Entrevistado 2 concorda, vislumbrando um futuro em que a IA libera "profissionais altamente qualificados para trabalhos de maior valor agregado, menos operacionais e mais intelectuais" (*sic*). O objetivo final, conforme o Entrevistado 9, é claro: "Nós não queremos eliminar o papel do ser humano dentro da cadeia produtiva" (*sic*), mas sim utilizá-lo onde ele é insubstituível.

Usabilidade e Experiência do Usuário: Esta dimensão foca na interação entre o humano e a máquina, garantindo que as interfaces sejam intuitivas, acessíveis e adequadas ao contexto, o que é determinante para a taxa de adoção da tecnologia. Nas entrevistas, a usabilidade aparece não apenas como facilidade de uso, mas como a gestão da expectativa entre o que o usuário imagina e o que a ferramenta entrega. O Entrevistado 9 alerta para o perigo do pensamento mágico, onde o usuário adota uma "expectativa quase mágica em relação à tecnologia, como se ela estivesse pronta, como se já resolvesse tudo" (*sic*). Ele explica que essa dissonância cognitiva é fatal para a experiência: "quando a aplicação chega efetivamente às mãos do usuário, a magia se desfaz e entra a realidade" (*sic*), gerando frustração e comprometendo a percepção de valor.

A experiência do usuário também envolve discernir quando a IA é, de fato, a melhor interface. O Entrevistado 1 relata um caso em que um varejista desejava um *chatbot* tipo *ChatGPT* para a busca do site, movido apenas pelo *hype*. Ao analisar a experiência real, a equipe questionou: "o que o usuário espera ao digitar um termo?" (*sic*). A conclusão foi que uma busca tradicional bem-feita atendia melhor à necessidade do cliente do que um modelo generativo, provando que boa usabilidade às vezes significa não usar IA complexa onde ela não é necessária.

Quando a IA é implementada, a personalização da interação torna-se chave para uma boa experiência. O Entrevistado 10 descreve como sua empresa melhora a usabilidade criando agentes com *personas* definidas (um com olhar de *marketing*, outro com *persona* de médico). Isso ajusta a linguagem e o comportamento da IA ao que o profissional espera, facilitando a colaboração. Já o Entrevistado 6 demonstra como um usuário avançado adapta a ferramenta ao seu próprio modelo mental, relatando que trata o *ChatGPT* "quase como um explorador de arquivos: crio contextos separados, perfis diferentes" (*sic*) para organizar seus projetos, criando sua própria camada de usabilidade.

Por fim, a dimensão aborda a barreira cultural e geracional. O Entrevistado 2 é enfático ao lembrar que "Nem todo mundo gosta de conversar com máquinas" (*sic*). Ele nota uma divisão clara: "Pessoas mais velhas, em geral, sentem mais necessidade desse contato humano direto" (*sic*), enquanto a geração mais nova se adapta facilmente aos sistemas automatizados. Além disso, a usabilidade depende da capacidade do usuário de se expressar; como resume o Entrevistado 9, "a IA é tão poderosa quanto a capacidade de perguntar do usuário" (*sic*). Se a interface não ajudar o usuário a formular a pergunta certa, a resposta poderosa da IA torna-se inútil.

Capacitação e Aprendizagem Contínua: Esta dimensão aborda a necessidade crítica de desenvolver competências na força de trabalho, não apenas para operar a máquina, mas para interagir com ela de forma crítica e colaborativa. Nas entrevistas, o letramento em IA emerge como o divisor de águas entre o sucesso sustentável e o risco operacional. O Entrevistado 3 é taxativo ao aconselhar líderes que desejam alinhar tecnologia e sustentabilidade: "Se eu pudesse resumir em uma palavra para líderes que querem alinhar IA e Sustentabilidade, seria: estudem" (*sic*). Para ele, apenas quem compreende profundamente o potencial e os efeitos colaterais da ferramenta conseguem aplicá-la sem destruir valor ou ampliar desigualdades. A Entrevistada 8 reforça essa premissa no ambiente acadêmico, afirmando que "O fator central, para mim, é o letramento em IA" (*sic*) e que todas as instituições precisam dessa base educacional antes mesmo de aplicarem soluções técnicas.

A capacitação é vista como uma via de mão dupla: a IA exige novos conhecimentos, mas também atua como uma ferramenta poderosa para acelerar o aprendizado. O Entrevistado 5 compartilha o caso mais emblemático de *upskilling* (requalificação) encontrado nas fontes: sua empresa utilizou a própria IA para criar um programa de formação intensiva que transformou profissionais de fora da área tecnológica. Ele cita: "Temos exemplos emblemáticos, como um dos nossos principais arquitetos de hoje que era porteiro de hotel. Ele entrou no programa, foi formado e se tornou um dos arquitetos mais importantes da empresa"

(*sic*). O Entrevistado 2 apoia essa visão democratizante, argumentando que a IA "pode ajudar a nivelar o conhecimento entre pessoas com diferentes anos de experiência" (*sic*), permitindo que colaboradores com menos bagagem técnica assumam responsabilidades complexas mais cedo, desde que devidamente orientados.

No entanto, a aprendizagem contínua enfrenta o paradoxo da senioridade. O Entrevistado 10 adverte que a tecnologia é perigosa para quem está começando sem a devida base, pois "O desenvolvedor júnior, em geral, ainda não tem repertório suficiente para avaliar criticamente o que a IA produz" (*sic*). O aprendizado, portanto, não pode ser terceirizado para a máquina, a IA deve ser um apoio, não uma muleta cognitiva. Para os profissionais seniores, o desafio é a adaptação. O Entrevistado 6 alerta que "se o profissional experiente não aprender a usar IA, corre o risco de ficar para trás em relação ao mais jovem" (*sic*), criando uma dinâmica onde a experiência técnica precisa ser rapidamente complementada pela fluência digital.

Por fim, a responsabilidade pela educação extrapola o indivíduo e recai sobre as instituições. O Entrevistado 4 compara a necessidade de educação em IA, com campanhas de saúde pública, sugerindo "Campanhas de educação sobre IA... de forma semelhante ao que se faz com campanhas de vacinação" (*sic*). O entrevistado defende que tanto o Estado quanto as empresas têm o dever de explicar riscos, fraudes e usos responsáveis, pois "Se conseguirmos criar um sistema robusto de conscientização... isso muda o jogo" (*sic*). A visão consolidada é que a IA não elimina a necessidade de estudo; pelo contrário, ela exige um humano mais qualificado, capaz de fazer perguntas melhores e julgar respostas complexas. Como resume o Entrevistado 10: "A IA é mais útil nas mãos de quem já sabe fazer, sem IA, aquilo que deseja que a IA faça" (*sic*).

Ética e Responsabilidade: Esta dimensão estabelece o arcabouço moral e legal necessário para que desenvolvedores e operadores sejam passíveis de responsabilização pelas ações dos sistemas de IA priorizando a dignidade humana e a mitigação de danos. Nas entrevistas, a ética deixa de ser um conceito abstrato para se tornar um filtro prático de decisão sobre o que não fazer, mesmo que seja tecnicamente possível. O Entrevistado 1 ilustra essa fronteira moral ao declarar que recusa projetos que violem seus princípios: "há casos em que eu... não teria estômago para trabalhar, como uso de IA para reconhecimento facial em contextos militares" (*sic*). Essa visão é compartilhada pelo Entrevistado 4, que reforça que a tecnologia não tem moralidade própria, dependendo inteiramente do caráter humano por trás dela: "O ponto crítico é sempre quem está manuseando a ferramenta e com qual intenção" (*sic*).

A responsabilidade corporativa também é posta à prova frente ao fenômeno do *ethics-washing*. O Entrevistado 2 faz um paralelo direto com a sustentabilidade, criticando a hipocrisia

de algumas organizações: "Assim como existe *greenwashing* em sustentabilidade, também existe um certo *ethics-washing* em tecnologia: discursos muito bonitos, mas pouca prática efetiva" (*sic*). Ele alerta que o medo de substituição sentido pelos trabalhadores é real e "precisa ser gerenciado pelos gestores e pelas empresas de forma ética e justa, o que nem sempre acontece" (*sic*). O Entrevistado 3 expande essa responsabilidade para o impacto econômico sistêmico, argumentando que decisões de demissão em massa baseadas apenas em eficiência ignoram a interdependência social: "Não se trata de filantropia, mas também não pode ser lucro a qualquer custo" (*sic*).

No campo da integridade intelectual e profissional, a ética enfrenta o desafio da simulação de conhecimento e da fraude. O Entrevistado 6 relata situações em que profissionais usam a IA para mascarar incompetência, afirmando: "Não é a IA que está errada; é o uso, que passa a ser uma forma de simular conhecimento, e não de aprender de fato" (*sic*). No ambiente acadêmico, a Entrevistada 8 expõe um cenário preocupante de desonestidade, onde alunos apresentam trabalhos gerados automaticamente com referências bibliográficas inexistentes: "No comitê de ética, vemos muitos alunos apresentando trabalhos com referências inventadas" (*sic*). Além da fraude individual, há o perigo da manipulação social em larga escala. A Entrevistada 7 classifica os *deepfakes* e a desinformação como ameaças críticas: "*Deepfakes*, uso de IA para manipulação política... Para mim, esse é um dos problemas mais sérios associados à IA hoje" (*sic*).

Por fim, a discussão sobre ética desemboca inevitavelmente na necessidade de regulação e limites claros. O Entrevistado 4 defende a regulamentação não como um entrave, mas como uma garantia civilizatória: "Regulamentação é importante por questão de ordem e decência, definição de responsabilidades, capacidade de punir mau uso" (*sic*). O Entrevistado 1, pensando no futuro das próximas gerações, expressa uma preocupação paternal com a influência de algoritmos sobre crianças e adolescentes: "Eu ficaria extremamente preocupado se, na adolescência, um sistema tipo *ChatGPT* pudesse influenciá-los de formas inadequadas" (*sic*). A conclusão geral, nas palavras do Entrevistado 5, é que em um mundo de incertezas tecnológicas, a âncora deve ser moral: "A principal ferramenta para lidar com esse futuro é ter uma base muito sólida de princípios e valores humanos" (*sic*).

Avaliação de Riscos e *Trade-offs*: Esta dimensão impõe a necessidade de uma visão sistêmica, exigindo que a implementação da IA não seja guiada apenas pela eficácia técnica imediata, mas pela análise ponderada de consequências não intencionais e conflitos de metas. Nas entrevistas, essa avaliação surge como o antídoto contra o deslumbramento tecnológico. O Entrevistado 1 define seu papel consultivo como uma função de maturidade, afirmando que

"um dos maiores desafios hoje é conseguir ser o adulto na sala, ajudar o cliente a sair do *hype* e voltar ao problema real" (*sic*). Ele alerta que, muitas vezes, a pressão para "ter IA" leva a projetos onde a tecnologia é usada apenas como rótulo, o que exige um olhar crítico para identificar quando a solução da moda é, na verdade, um risco desnecessário.

A gestão de *trade-offs* (escolhas, trocas ou contrapartidas) é particularmente visível na tensão entre performance e custo ambiental. O Entrevistado 10 revela que, no mercado atual, a decisão ainda é unidimensional: "A escolha ainda é feita, quase sempre, com base apenas em performance: qual modelo acerta mais? Independentemente do custo ambiental" (*sic*). Ele relata que "Nenhum cliente jamais me perguntou quanto custa ambientalmente adotar IA" (*sic*), evidenciando que o *trade-off* entre acurácia e consumo energético raramente é calculado. O Entrevistado 2 reforça essa barreira econômica, observando que "soluções ambientalmente sustentáveis nem sempre são financeiramente sustentáveis no curto prazo" (*sic*), o que cria um descompasso entre o desejo de sustentabilidade e a viabilidade imediata do projeto. A visão pragmática é trazida pelo Entrevistado 6, ao argumentar que "A questão não é eliminar totalmente a poluição, mas conhecê-la e minimizá-la, reduzindo danos" (*sic*), aceitando o impacto como parte do custo de operar, desde que gerido conscientemente.

No aspecto social, a avaliação de riscos envolve antecipar o efeito borboleta das decisões corporativas. O Entrevistado 3 utiliza a teoria do caos para descrever como demissões em massa afetam toda a cadeia: "É uma dinâmica próxima da teoria do caos: pequenas decisões, somadas, geram impactos sistêmicos" (*sic*). Ele questiona a lógica de lucro a qualquer custo, ponderando que "Não se trata de filantropia, mas também não pode ser lucro a qualquer custo" (*sic*). O Entrevistado 9 compartilha dessa preocupação macro, apontando que, embora exista um potencial enorme de ganho de produtividade, "há o risco de demitir uma massa grande de pessoas em determinadas funções... E o que será feito a respeito disso? Ninguém discute esse ponto com a profundidade necessária" (*sic*).

A dimensão também abrange a governança interna como pré-requisito para assumir riscos. O Entrevistado 10 é enfático ao dizer que a IA não resolve falhas estruturais de gestão: "A IA não pode substituir uma política inexistente nem assumir sozinha um grau de risco que a empresa nunca explicitou" (*sic*). Antes de delegar decisões à máquina, a empresa precisa definir seu apetite de risco. O Entrevistado 5 trabalha exatamente nessa antecipação, construindo "cenários estratégicos para buscar futuros desejáveis... e para evitar futuros indesejáveis" (*sic*), garantindo que a organização não seja pega de surpresa. O Entrevistado 4 exemplifica a postura ética na avaliação de riscos ao recusar clientes quando a aplicação da IA não faz sentido: "Eu disse para ele, com todas as letras, que, naquele momento, aplicar IA

daquele jeito era um erro estratégico" (*sic*), provando que, às vezes, a melhor gestão de risco é não fazer o projeto.

Por fim, a avaliação de riscos toca na lacuna de infraestrutura pública. O Entrevistado 9 alerta para a construção de *data centers* massivos em São Paulo sem contrapartidas claras, criticando que "não vejo, ao mesmo tempo, um registro claro de medidas de mitigação ou de adequação da matriz energética para acomodar esses picos de consumo" (*sic*). Para o Entrevistado 2, a visão de *trade-offs* é muitas vezes bloqueada pela falta de conhecimento sistêmico, pois "Em geral, as pessoas olham apenas uma parte da cadeia e não o ciclo completo" (*sic*), impedindo uma avaliação real sobre se a tecnologia está, de fato, trazendo um saldo positivo para a sociedade.

Utilidade e Apoio à Decisão: Esta dimensão foca na eficácia prática da HCAI: a capacidade da tecnologia de gerar *insights* acionáveis que resolvam problemas reais, em vez de ser apenas uma novidade tecnológica. Nas entrevistas, a utilidade da IA é invariavelmente descrita como uma alavanca para a inteligência humana, funcionando como um auxiliar cognitivo que processa complexidade para que o humano decida com clareza. O Entrevistado 1 define a missão de sua empresa exatamente nesse nicho, utilizando a matemática para responder questões críticas de negócio: "que produto comprar, quanto comprar, qual a melhor rota, qual o melhor plano de produção, previsão e planejamento de demanda" (*sic*). Para ele, o valor não está na ferramenta em si, mas em traduzir problemas de negócio em modelos matemáticos para entregar "uma solução efetiva" (*sic*).

A utilidade se manifesta na capacidade de atuar como um consultor especializado. O Entrevistado 6 oferece o exemplo mais prático dessa polivalência, descrevendo seu uso pessoal: "Eu uso a IA como uma combinação de consultor de negócios, consultor jurídico e analista financeiro" (*sic*). Ele relata como a ferramenta estrutura cálculos de retorno sobre investimento e até planos de internacionalização: "A IA gera um plano de ação detalhado, *site* também em espanhol, SDR que fale o idioma, *chatbot* preparado para responder em espanhol" (*sic*). O Entrevistado 10 expande essa lógica para o ambiente corporativo farmacêutico, criando agentes com *personas* específicas (*marketing*, médico, regulatório) para validar materiais, onde "Cada um desses agentes adiciona uma camada de análise, sem substituir os profissionais humanos" (*sic*).

No entanto, a utilidade real depende inteiramente da estratégia prévia. O Entrevistado 4 alerta que muitas empresas falham porque invertem a ordem: "O problema não é ter IA, o problema é como usar a IA" (*sic*). Ele critica a adoção por modismo, afirmando que "É preciso primeiro definir uma estratégia, entender o problema, estruturar o básico e só depois ver onde

a IA entra para potencializar" (*sic*). Sem essa clareza, a ferramenta poderosa torna-se inútil ou até prejudicial. O Entrevistado 3 reforça que a IA é um suporte à execução técnica, mas não a execução em si: "Ela diz qual parafuso apertar, mas não aperta o parafuso por você" (*sic*).

Um ponto crucial levantado pelos entrevistados é que a utilidade da IA é proporcional à competência do usuário. O Entrevistado 9 sintetiza isso ao dizer que "a IA é tão poderosa quanto a capacidade de perguntar do usuário" (*sic*). Se o humano não souber formular a questão correta, a resposta da máquina será irrelevante. O Entrevistado 10 crava a definição definitiva sobre essa relação de simbiose: "A IA é mais útil nas mãos de quem já sabe fazer, sem IA, aquilo que deseja que a IA faça" (*sic*). Ou seja, a tecnologia acelera o especialista, mas não salva o incompetente. O Entrevistado 3 complementa, observando que a IA ajuda a "organizar, refinar, acelerar" (*sic*), permitindo que pesquisadores condensem aprendizados que "levariam décadas, condensando-os em alguns anos" (*sic*).

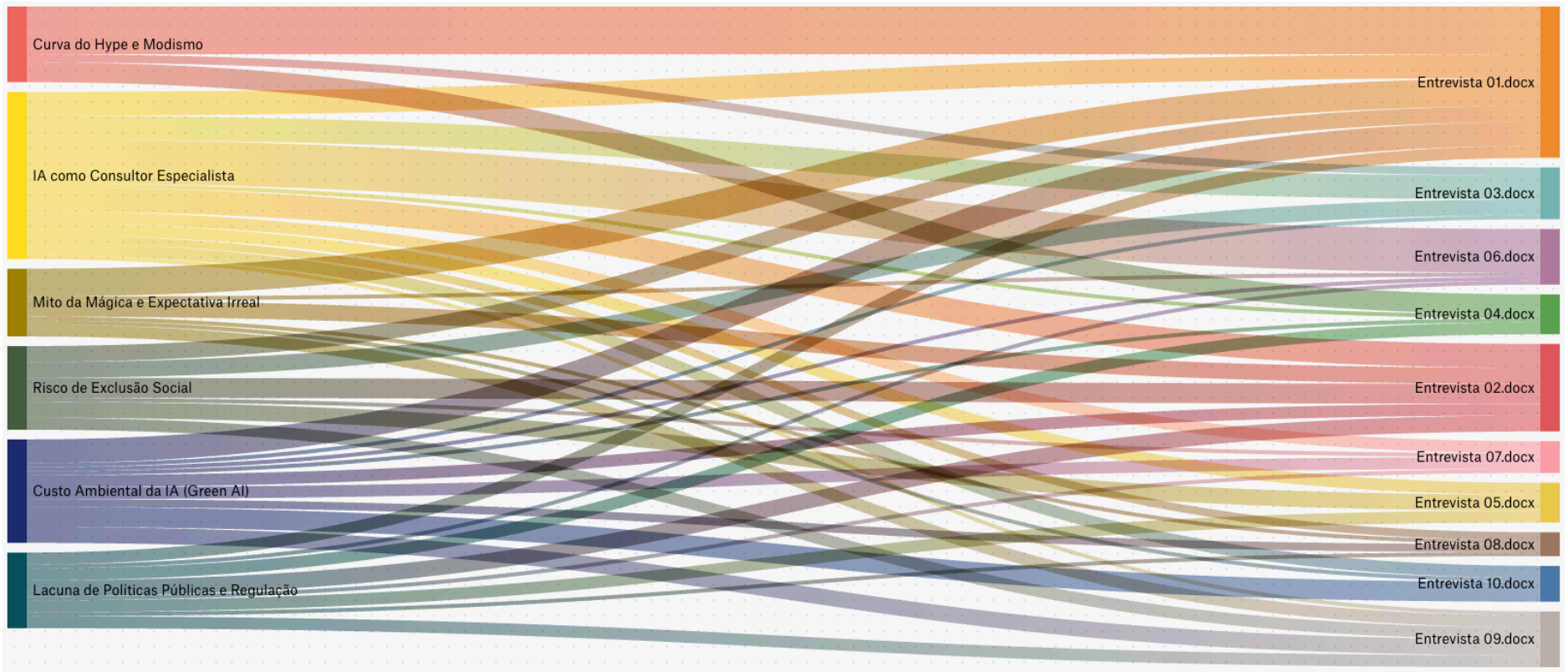
4.3.2 Análise dos Códigos Indutivos

A análise detalhada das 12 dimensões da HCAI revela uma forte aderência da prática profissional aos princípios teóricos da Inteligência Artificial Centrada no Ser Humano, demonstrando que a centralidade humana é encarada não apenas como um imperativo ético, mas como um requisito de viabilidade operacional. Os relatos validam a visão da IA como um instrumento de potencialização, um "consultor especialista", onde a agência humana permanece indispensável para garantir robustez, ética e utilidade real. Contudo, a riqueza das entrevistas extrapolou as fronteiras do *framework* teórico inicial. A realidade do mercado na voz dos entrevistados, trouxe à tona temas emergentes que não estavam previstos nas categorias dedutivas, como a pressão mercadológica por adoção tecnológica ou *hype*, a dissonância cognitiva gerada por expectativas "mágicas" e as contradições práticas entre o discurso de sustentabilidade e o custo energético invisível da IA (*Green AI*). Diante disso, torna-se necessário investigar esses temas que emergiram espontaneamente do discurso dos especialistas, oferecendo um retrato fiel das tensões e desafios não mapeados pela Revisão Sistemática da Literatura.

A codificação indutiva (Quadro 13), diferentemente da dedutiva que busca confirmar a teoria, permitiu capturar a temperatura do mercado e as narrativas emergentes que permeiam o cotidiano dos especialistas entrevistados. A Figura 18 ilustra a distribuição desses temas emergentes, revelando um cenário onde a utilidade prática da IA como Consultor Especialista, a conexão mais volumosa e distribuída entre os entrevistados, coexiste sob forte tensão com

barreiras culturais e estruturais, representadas pela Curva do *Hype*, o Mito da Mágica e a Lacuna de Políticas Públicas.

Figura 18 – Diagrama de Sankey: Distribuição dos Códigos Indutivos



Fonte: Elaborada pelo autor, com dados processados no Atlas.ti (2025).

Visualmente, o diagrama da Figura 18 demonstra que, enquanto a aplicação funcional da IA para "aumentar" a capacidade humana é um consenso transversal (conectando-se fortemente a perfis diversos como E1, E3 e E6 - Quadro 9), as preocupações com as externalidades negativas apresentam distribuições específicas. Nota-se, por exemplo, que o Custo Ambiental da IA e o Risco de Exclusão Social não são preocupações uniformes, mas aparecem com maior densidade em especialistas com experiências mais amplas ou atividade com foco em sustentabilidade (como E7, E9 e E10), sugerindo que essas são "dores" que ainda não permearam completamente a camada operacional do mercado. Esta seção discute essas tensões, contrastando o potencial da ferramenta com a realidade crua de sua implementação.

Curva do *Hype* e Modismo: Esta dimensão, emergente da análise indutiva, reflete a tensão entre a utilidade real da tecnologia e a pressão mercadológica para adotá-la a qualquer custo. Nas entrevistas, o fenômeno é descrito como uma corrida desordenada, movida pelo medo de ficar para trás, fenômeno conhecido como *Fear Of Missing Out* (FOMO) e pela necessidade de projetar uma imagem de inovação, muitas vezes descolada da estratégia de negócio. O Entrevistado 1 descreve o cenário atual como um ambiente saturado, onde "Estamos no meio da curva de *hype*, longe de estabilizar" (*sic*) e onde "Cada dia surge um modelo novo, uma tecnologia nova... Isso gera um ambiente muito ‘quente’ de novidades" (*sic*). Para ele, a dificuldade principal deixou de ser técnica para se tornar uma gestão de ansiedade, pois é preciso "lidar com as expectativas dos clientes que acreditam que agora tudo ficou fácil" (*sic*).

A pressão corporativa para ter um sistema ou alguma solução baseada em IA muitas vezes supera a racionalidade da aplicação. O Entrevistado 4 observa que a tecnologia virou um critério de validação social corporativa: "Hoje, se a empresa não fala de IA, ela vira o patinho feio do mercado" (*sic*). O Entrevistado 1 reforça essa percepção com um exemplo prático de uma concorrência onde a IA não era tecnicamente necessária, mas "a presença de IA não faz diferença real, mas a ausência faz muita diferença em termos de percepção" (*sic*). O Entrevistado 3 confirma que a lógica predominante não é a geração de valor, mas a reação defensiva: "A lógica é: se o meu concorrente tiver IA e eu não tiver, vou perder negócio" (*sic*).

Essa dinâmica leva a implementações superficiais, onde a tecnologia é usada como um "adesivo" moderno. O Entrevistado 1 relata que existe uma pressão nas organizações para "levar alguma coisa de IA" para reuniões de diretoria, o que resulta em projetos onde "IA é usada apenas como rótulo, sem aderência ao problema" (*sic*). O Entrevistado 4 concorda, criticando que "Muita gente vai na onda. Quer usar IA porque está na moda... mas não para pra pensar se faz sentido para aquele negócio" (*sic*). Ele alerta que, sem estratégia, a IA vira "mais um modismo que consome tempo e recursos sem gerar valor real" (*sic*).

Por fim, há uma crítica clara aos impulsionadores desse ciclo: os vendedores de tecnologia. O Entrevistado 1 aponta que o caos é amplificado pelo "discurso dos grandes CEOs de IA... Eles estão cumprindo seu papel de vender modelos, expectativa e produtos... Mas isso bagunça bastante o ambiente" (*sic*). Na fala do entrevistado aparece o desejo de "chegar em 2030 com o *hype* mais acomodado, em um modo mais realista" (*sic*), temendo encontrar executivos prejudicados por iniciativas malsucedidas no caminho. O Entrevistado 4 resume a cura para o modismo: se a empresa não sabe responder o porquê de usar a IA, "então é melhor nem começar, porque a chance de dar um tiro no pé é grande" (*sic*).

Mito da Mágica e Expectativa Irreal: Esta dimensão captura a dissonância cognitiva gerada pelo descompasso entre a promessa mercadológica da IA, vendida como uma solução onipotente e autônoma, e a realidade de sua implementação técnica, que exige dados estruturados, supervisão humana e processos bem definidos. Nas entrevistas, esse "pensamento mágico" é identificado como um dos principais riscos ao sucesso dos projetos. O Entrevistado 9 descreve esse fenômeno com precisão, notando que o usuário muitas vezes adota uma postura passiva: "O usuário muitas vezes adota uma expectativa quase mágica em relação à tecnologia, como se ela estivesse pronta, como se já resolvesse tudo de que ele precisa, inclusive coisas que ele nem disse ou sequer sabia que precisava quando o projeto começou" (*sic*). O perigo reside no choque de realidade: "quando a aplicação chega efetivamente às mãos do usuário, a 'magia' se desfaz e entra a realidade... ocorre uma dissonância cognitiva" (*sic*).

A crença na IA como bala de prata é recorrente. O Entrevistado 1 relata que precisa constantemente gerenciar a frustração de clientes que buscam soluções milagrosas: "ainda não encontramos um caso em que a IA generativa seja realmente a bala de prata que eles imaginavam" (*sic*). Ele descreve um ambiente contaminado por narrativas simplistas, onde "Há uma sensação de que a IA veio para resolver tudo... de que basta colocar uma IA em qualquer problema" (*sic*). O Entrevistado 10 reforça que essa visão é impulsionada externamente: "Há uma narrativa muito forte, impulsionada por mídia e *marketing*, de que basta jogar o problema na IA que ela decidirá sempre da melhor forma" (*sic*).

Essa expectativa irreal é alimentada tanto por grandes executivos quanto por influenciadores digitais. O Entrevistado 1 critica o papel dos líderes do setor, afirmando que "Tudo isso é amplificado pelo discurso dos grandes CEOs de IA... Eles estão cumprindo seu papel de vender modelos, expectativa e produtos... Mas isso bagunça bastante o ambiente" (*sic*). Já o Entrevistado 6 aponta para a trivialização do conhecimento técnico nas redes sociais: "Hoje somos bombardeados nas redes sociais com *prompts* mágicos de dezenas de linhas, que

prometem resultados extraordinários" (*sic*), alertando que "Na prática, isso pouco tem a ver com o uso sério de IA" (*sic*).

As consequências desse mito podem ser severas, levando a decisões gerenciais precipitadas e erros operacionais. O Entrevistado 2 observa que "Algumas empresas, pela empolgação, já saem demitindo muita gente esperando substituir tudo por IA e acabam se arrependendo depois" (*sic*), descobrindo tardiamente que "Existe um grupo de pessoas que acredita que a IA é mágica... o que não é verdade" (*sic*). No ambiente acadêmico, a Entrevistada 8 nota que essa crença na infalibilidade da máquina afeta a formação crítica dos alunos: "Alguns alunos partem da ideia de que a IA detém todo o conhecimento e não erra, quando, na verdade, desconhecem todas essas questões que estão por trás das respostas" (*sic*).

Por fim, a desconstrução do mito exige trazer o foco de volta para os problemas estruturais que a tecnologia, por si só, não resolve. O Entrevistado 9 é pragmático ao afirmar: "não gosto da ideia da IA como tábua de salvação. Não adianta ter o sistema mais elaborado se, por exemplo, na prática, a prefeitura... não faz a coleta seletiva" (*sic*). O Entrevistado 1 aconselha líderes a abandonarem a fantasia: "foquem no mundo real. Comecem pelo problema verdadeiro" (*sic*).

Risco de Exclusão Social: Esta dimensão aborda o temor de que a adoção acelerada da IA aprofunde o abismo entre a elite digitalizada e a força de trabalho convencional, criando uma classe de excluídos digitais. Nas entrevistas, a exclusão social não é tratada apenas como desemprego, mas como um problema estrutural em um país desigual como o Brasil. O Entrevistado 3 oferece uma análise contundente sobre esse cenário, alertando para a criação de um contingente de pessoas dependentes de assistencialismo: "Isso pode gerar um contingente crescente de pessoas dependentes de programas sociais ou ações assistencialistas. É um cenário perigoso, porque cria um exército de pessoas à margem do mercado formal" (*sic*). Ele explica que, devido à baixa qualificação da mão de obra nacional, existe "o risco de que a IA seja aplicada principalmente como instrumento de corte de pessoal, e não como ferramenta para aumentar produtividade e qualificação" (*sic*).

O risco é acentuado para funções operacionais e administrativas básicas. O Entrevistado 2 compara o momento atual à automação industrial, onde "um robô podia fazer o trabalho de quatro ou cinco pessoas" (*sic*), e identifica que "Pessoas em funções muito básicas, sobretudo administrativas, como tarefas repetitivas de organização e arquivamento, correm maior risco de substituição" (*sic*). O Entrevistado 9 corrobora essa visão, questionando a falta de debate sério sobre o destino desses trabalhadores: "há o risco de demitir uma massa grande de pessoas em

determinadas funções... E o que será feito a respeito disso? Ninguém discute esse ponto com a profundidade necessária" (*sic*).

A exclusão também possui um recorte geracional e de letramento digital. O Entrevistado 2 destaca que a imposição de interfaces automatizadas pode alienar partes da população, notando que "Nem todo mundo gosta de conversar com máquinas" (*sic*) e que, muitas vezes, "o atendimento pessoal é insubstituível" (*sic*) para evitar a exclusão de idosos ou pessoas menos afeitas à tecnologia. Além disso, a Entrevistada 7 alerta para a exclusão algorítmica oculta em processos de seleção, onde a IA, "Se não for bem desenhada, tende a reproduzir padrões majoritários e reforçar exclusões existentes" (*sic*), fechando as portas do mercado antes mesmo da entrevista.

Por fim, a tábua de salvação apontada pelos entrevistados é a requalificação, mas ela própria pode ser um vetor de exclusão para quem não tem acesso à educação básica. O Entrevistado 5 é pragmático ao definir a nova regra de sobrevivência: "Não acreditamos que a IA vai substituir o ser humano; acreditamos que o ser humano que não utilizar IA é que será substituído" (*sic*). No entanto, o Entrevistado 3 lembra que "Se uma parcela significativa da população permanece sem educação básica... essas pessoas serão as mais vulneráveis à substituição" (*sic*), sugerindo que a IA pode beneficiar quem já tem privilégio educacional, enquanto empurra os demais para a obsolescência.

Custo Ambiental da IA (*Green AI*): Esta dimensão revela o paradoxo físico da "nuvem": enquanto a interface da IA é etérea e silenciosa, sua infraestrutura é pesada, quente e voraz por recursos naturais. Nas entrevistas, o tema emerge como um ponto cego estratégico. Embora os especialistas reconheçam a gravidade do consumo de energia e água, eles relatam que essa variável é sistematicamente ignorada pelos tomadores de decisão, que priorizam a eficácia algorítmica e o aumento de produtividade. O Entrevistado 10 sintetiza essa invisibilidade com uma constatação dura: "Nenhum cliente jamais me perguntou quanto ‘custa ambientalmente’ adotar IA" (*sic*). Ele explica que a decisão de compra é unidimensional: "A escolha ainda é feita, quase sempre, com base apenas em performance: qual modelo acerta mais? Independentemente do custo ambiental" (*sic*).

O problema é agravado pela falta de incentivos econômicos de curto prazo para a sustentabilidade. O Entrevistado 1 observa que as empresas operam sob a lógica do lucro, onde "As empresas nos contratam porque buscam benefícios financeiros, em última instância" (*sic*). O Entrevistado 2 reforça que existe um descompasso temporal entre ser "verde" e ser lucrativo: "O problema é que soluções ambientalmente sustentáveis nem sempre são financeiramente sustentáveis no curto prazo" (*sic*). Isso cria uma barreira para a adoção de modelos mais

eficientes, mas menos potentes, em detrimento dos *Large Language Models* que consomem energia massiva para treinar e operar.

A infraestrutura física necessária para sustentar o *hype* também gera preocupações locais. O Entrevistado 9 alerta para a instalação de *data centers* em áreas urbanas sem o devido planejamento: "Cito um exemplo: aqui em São Paulo, sei da construção de grandes *data centers*... No entanto, não vejo, ao mesmo tempo, um registro claro de medidas de mitigação ou de adequação da matriz energética" (*sic*). Ele também destaca a cadeia de suprimentos material, lembrando que "A IA demanda alto consumo energético. Ela demanda extração de terras raras e outros minerais para concepção de GPUs" (*sic*). A Entrevistada 8 adiciona à lista o consumo hídrico, muitas vezes esquecido: "Quanto mais avançado o modelo, mais servidores são necessários... mais água é utilizada para resfriar esses servidores" (*sic*).

Contudo, há uma vertente de otimismo pragmático baseada no saldo líquido. A Entrevistada 7 argumenta que a IA pode economizar mais energia do que gasta, ao otimizar sistemas complexos: "o potencial de economia de energia proporcionado pela aplicação de IA em eficiência energética é muito maior do que o consumo adicional que ela gera" (*sic*). O Entrevistado 6 adota uma postura realista, comparando a IA a qualquer outra indústria humana: "Não existe atividade humana sem impacto ambiental... A questão não é eliminar totalmente a poluição, mas conhecê-la e minimizá-la" (*sic*). Ele critica, no entanto, o desperdício trivial, citando "críticas ao hábito de começar toda interação com ‘bom dia, Chat’, como se isso... representasse um desperdício energético desnecessário" (*sic*).

Por fim, a percepção geral é de que a consciência ambiental na IA ainda é incipiente, especialmente nas novas gerações de usuários. A Entrevistada 8 nota que, entre seus alunos, a conexão entre o *prompt* e o impacto não existe: "A preocupação ambiental, por exemplo, não é algo que eu veja aparecer. Não escuto, entre os alunos, alguém dizendo ‘se eu usar IA vou contribuir para o aquecimento global?’" (*sic*).

Lacuna de Políticas Públicas e Regulação: Esta dimensão reflete a percepção generalizada de que o desenvolvimento tecnológico da IA avança em uma velocidade muito superior à capacidade de resposta do Estado, criando um vácuo normativo que gera insegurança jurídica e social. Nas entrevistas, a regulação é vista não apenas como restrição, mas como um elemento necessário de ordem e decência. O Entrevistado 5 utiliza uma lembrança histórica para pontuar essa defasagem, dizendo que "o marco civil demorou décadas para ser estabelecido... A lógica é parecida: primeiro se usa, testa, erra, acontecem coisas indesejadas, e a regulação vem na sequência" (*sic*). No entanto, ele alerta que empresas que aguardam

passivamente a regulação para agir eticamente podem desaparecer, pois "o risco sempre estará presente; o que precisamos é controlá-lo" (*sic*).

A ausência de leis claras expõe a fragilidade da autorregulação corporativa. O Entrevistado 3 é incisivo ao afirmar que, sem a força da lei, as empresas tendem a fazer o mínimo necessário. Ele cita o exemplo da LGPD, onde muitos só agiram "Quando a água bater ..." (*sic*), argumentando que a autorregulação surge "por medo de perder faturamento... e não por convicção" (*sic*). O Entrevistado 4 reforça que a regulamentação é vital para a "definição de responsabilidades, capacidade de punir mau uso e proteção de usuários e empresas que atuam corretamente" (*sic*), especialmente em casos de fraudes cibernéticas. O Entrevistado 1, motivado por uma preocupação paternal com seus próprios filhos, defende uma postura inicial mais rígida: "me parece razoável ser mais rígido no início... em vez de deixar tudo solto e descobrir a *posteriori* que algo aparentemente inofensivo era nocivo" (*sic*).

A complexidade técnica impõe desafios aos legisladores. O Entrevistado 9 aponta um "despreparo dos legisladores para compreender, ao mesmo tempo, os riscos reais e os potenciais reais da IA" (*sic*). Ele destaca a dificuldade de jurisdição, pois "as empresas que hoje treinam os grandes modelos de linguagem não estão sujeitas à legislação brasileira" (*sic*), exigindo uma regulação global. O Entrevistado 2 ilustra o dilema da responsabilidade com o exemplo clássico de um acidente envolvendo um carro autônomo: "de quem é a responsabilidade? Da montadora? Da empresa que desenvolveu a IA? Do proprietário?" (*sic*), concluindo que "governantes ainda estão patinando... parece haver uma pressão do tipo ‘preciso fazer alguma coisa... e depois vejo como fica’" (*sic*).

Por outro lado, existe o temor de que uma regulação malfeita sufoque a inovação. A Entrevistada 8 se posiciona contrária a leis que visem frear o desenvolvimento, defendendo que precisamos "passar por essa fase, aprender com os erros" (*sic*). Já o Entrevistado 6 acredita em uma certa autorregulação do sistema, onde o mercado filtrará o uso irresponsável, pois "Quem usar a IA de forma rasa... provavelmente será filtrado pelo próprio mercado" (*sic*).

A conclusão que emerge é que o Estado deve assumir um papel estruturante, não apenas punitivo. O Entrevistado 9 argumenta que questões macro, como o impacto energético dos *data centers*, exigem políticas públicas prévias: "Antes de transferir essa preocupação integralmente para o empresário, é preciso que haja políticas públicas bem desenhadas que estabeleçam parâmetros".

IA como Consultor Especialista: Esta dimensão ilustra a aplicação mais pragmática identificada nas entrevistas: o uso da IA não como um oráculo autônomo, mas como um copiloto de alto nível, capaz de assumir múltiplas *personas* técnicas (jurídica, financeira,

criativa) sob a regência de um especialista/usuário humano. Nas entrevistas, a IA é descrita como uma ferramenta que permite a um único profissional orquestrar competências multidisciplinares. O Entrevistado 6 oferece o relato mais detalhado desse fenômeno, descrevendo seu uso pessoal: "Eu uso a IA como uma combinação de consultor de negócios, consultor jurídico e analista financeiro" (*sic*). Ele narra um processo iterativo onde a IA ajuda a estruturar propostas comerciais, revisar contratos e até atuar como "advogado do diabo", onde ele pede: "Agora, atue como a outra parte. Liste dez objeções possíveis a este contrato" (*sic*).

A capacidade de simular diferentes perspectivas é formalizada em processos corporativos. O Entrevistado 10 descreve o uso de agentes de IA na indústria farmacêutica que assumem papéis distintos para validar materiais: "Um agente assume o papel de olhar de *marketing*... Outro agente assume a *persona* de médico... Um terceiro pode assumir uma visão regulatória" (*sic*). Essa abordagem permite adicionar camadas de verificação antes que o humano tome a decisão final. O Entrevistado 3 reforça essa visão de potencializador intelectual, utilizando a IA para potencializar seu próprio material criativo e acelerar o pensamento, afirmando que "recorro à IA para... me ajudar a ser mais rápido na forma de pensar, sem substituir o meu pensamento" (*sic*).

A IA atua também como um acelerador de pesquisa e operacionalização técnica. O Entrevistado 1 relata que tarefas de pesquisa bibliográfica que "levariam duas ou três semanas, hoje consigo fazer em um ou dois dias" (*sic*), utilizando modelos como ferramentas auxiliares de pensamento. O Entrevistado 5 utiliza ferramentas específicas para tangibilizar conceitos abstratos, usando o *ChatGPT* como cérebro principal para abstração e outras ferramentas para "dar forma às ideias e apresentar conceitos de maneira gráfica" (*sic*). No campo acadêmico, a Entrevistada 8 utiliza o *NotebookLM* para transformar textos complexos em podcasts e materiais didáticos para seus alunos, ampliando o alcance do conteúdo.

Contudo, a eficácia desse consultor especialista depende inteiramente da capacidade de supervisão do humano. O Entrevistado 6 alerta que nunca aceita os cálculos da IA passivamente: "Abro o *Excel*, refaço os cálculos, comparo os resultados... Quando há divergência, eu questiono" (*sic*). Ele compara a relação com a IA à gestão de um analista júnior: "você precisa cobrar da IA como cobraria de um analista júnior... Perguntar: Por que chegou a esse número? Em que premissas se baseou?" (*sic*). O Entrevistado 9 conclui que, com essa supervisão correta, é possível "fazer com que o trabalho que oito pessoas realizariam seja estruturado por uma única pessoa, com apoio da IA" (*sic*), evidenciando o ganho de eficiência sem perda de controle.

4.3.3 Síntese da Pesquisa de Campo

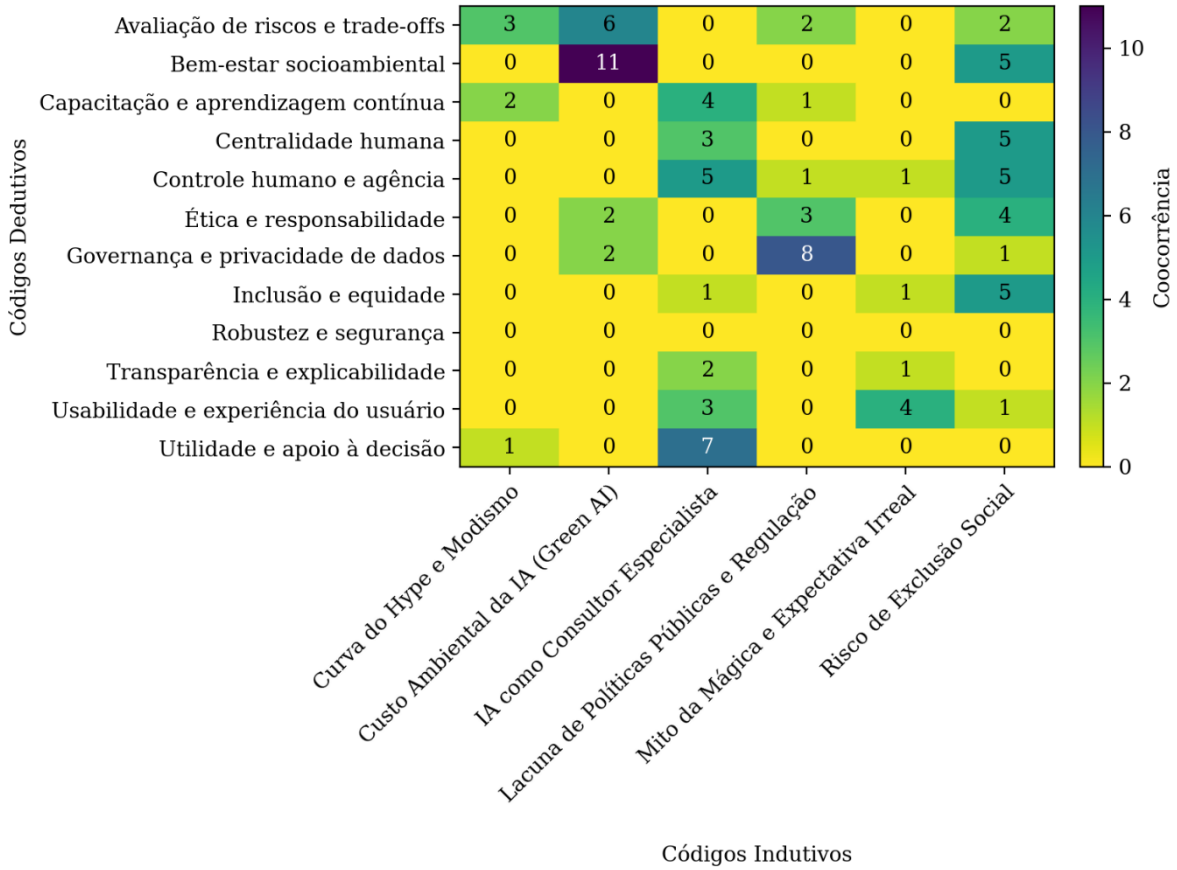
A análise cruzada das entrevistas, conduzida sob a dupla ótica dos códigos dedutivos (baseados no referencial teórico da HCAI) e dos códigos indutivos (emergentes da realidade prática), revela um cenário onde a maturidade teórica colide com a natureza volátil do mercado. Se, por um lado, os princípios da Inteligência Artificial Centrada no Humano se mostraram não apenas desejáveis, mas operacionalmente necessários para o sucesso dos projetos de IA, por outro, o dia a dia das organizações impõe barreiras de modismo, expectativas mágicas e pressões econômicas que desafiam a implementação ética e sustentável dessas tecnologias.

A aplicação dos códigos dedutivos (Seção 4.3.2) confirmou que a Centralidade Humana e o Controle Humano não são vistos pelos especialistas como freios à inovação, mas como garantias de robustez. Como evidenciado, a tecnologia atua como um amplificador de competências. Se materializando como um exoesqueleto ou um copiloto, mas não como um substituto autônomo, reforçando que a agência humana é indispensável para validar decisões críticas e evitar alucinações técnicas.

Contudo, a emergência dos códigos indutivos (Seção 4.3.3) expôs as fissuras desse ideal. O mercado opera sob uma Curva de *Hype* que frequentemente prioriza a posse da tecnologia em detrimento de sua utilidade real, gerando projetos superficiais movidos pelo medo de perder a oportunidade (FOMO) ou de se tornar obsoleto. Além disso, identificou-se uma tensão crítica entre o discurso de sustentabilidade e a prática: enquanto a IA é vendida como ferramenta de eficiência, seu Custo Ambiental (*Green AI*) permanece um ponto cego nas negociações comerciais, onde a performance algorítmica supera sistematicamente a preocupação com o consumo energético e os impactos socioambientais.

Para visualizar as interconexões entre os princípios teóricos e os fenômenos de mercado, a Figura 19 destaca uma matriz que revela onde as tensões e sinergias foram mais intensas durante as entrevistas.

Figura 19 – Mapa de calor de coocorrência entre os códigos Dedutivos e Indutivos



Fonte: Elaborada pelo autor (2025).

A análise da Figura 19 permite destacar três *clusters* principais de convergência que sintetizam os achados desta pesquisa de campo:

i. **Pressão Ambiental e Econômica** (Bem-estar Socioambiental *versus* Custo Ambiental da IA): A intersecção mais forte do mapa (11 coocorrências) ocorre entre o código dedutivo do Bem-estar Socioambiental e o código indutivo do Custo Ambiental (*Green AI*). Isso reflete uma dualidade central identificada nas entrevistas: a IA é percebida simultaneamente como uma ferramenta de otimização de recursos (reduzindo desperdícios e emissões em processos industriais) e como uma nova fonte de demanda energética intensiva. Os entrevistados reconhecem esse *trade-off*, mas apontam que, na ausência de pressão dos clientes, a demanda energética da própria IA acaba negligenciada em favor da potência produtiva dos modelos.

ii. **A Governança no Vácuo Legislativo** (Governança de Dados *versus* Lacuna de Regulação): O cruzamento entre Governança e Privacidade de Dados e Lacuna de Políticas Públicas (8 coocorrências) evidencia uma possível insegurança jurídica do setor. A pesquisa de campo demonstrou que, diante da lentidão do Estado em estabelecer marcos regulatórios claros, as

empresas operam em um regime de autorregulação frágil, muitas vezes motivada mais pelo medo de danos reputacionais do que por convicção ética. A governança interna tenta preencher o vácuo deixado pela lacuna regulatória externa, mas os especialistas alertam que isso é insuficiente para conter abusos sistêmicos ou garantir a soberania de dados e a privacidade das pessoas, frente às *Big Techs*.

iii. **A Maturidade Operacional** (Utilidade e Apoio à Decisão *versus* IA como Consultor): Uma sinergia positiva notável (7 coocorrências) aparece entre Utilidade e Apoio à Decisão e IA como Consultor Especialista. Este *cluster* representa o ponto de equilíbrio onde a HCAI se materializa com sucesso: o uso da IA para assumir *personas* técnicas (jurídica, financeira, criativa) e apoiar a decisão humana, sem substituí-la. Aqui, a tecnologia deixa de ser uma mágica (código indutivo de risco) para se tornar uma ferramenta de produtividade real, condicionada, no entanto, à competência do usuário em supervisionar a máquina.

Por fim, a conclusão transversal que emerge da pesquisa de campo é que o maior risco à implementação de uma IA Centrada no Ser Humano não é tecnológico, mas educacional e social. A forte correlação entre Inclusão e Equidade e Risco de Exclusão Social reforça que a IA atua como uma alavanca seletiva: ela potencializa exponencialmente quem possui letramento digital, mas ameaça tornar obsoletos aqueles que não têm acesso ou capacidade de adaptação, aprofundando o abismo social. Portanto, a viabilidade futura da HCAI depende menos de novos algoritmos e mais de uma estratégia robusta de capacitação e aprendizagem contínua, transformando a IA de uma ameaça de substituição em um instrumento de qualificação da força de trabalho, focada no Desenvolvimento Sustentável.

5 Conclusão

A presente seção dedica-se à conclusão dos resultados obtidos nas três etapas metodológicas deste estudo: a Análise Bibliométrica (Seção 4.1), a Revisão Sistemática da Literatura (Seção 4.2) e a Pesquisa de Campo (Seção 4.3). A triangulação destes dados permite responder à pergunta de pesquisa e atender aos objetivos propostos, confrontando o "estado da arte" (o que a ciência publica), o "que deveria ser" (os achados teóricos) e o "ser" (a realidade prática do mercado).

5.1 Convergência Temática e a Consolidação da Agenda de Pesquisa

O atendimento ao Objetivo Específico 1 (Identificar os impactos da Inteligência Artificial Centrada no Ser Humano e das tecnologias correlatas no âmbito do Desenvolvimento Sustentável) iniciou-se com a constatação, via Bibliometria, de um crescimento exponencial da produção científica, a partir de números modestos em 2020 para um ápice de 145 documentos em 2024. Esse salto quantitativo reflete a urgência global em alinhar o avanço tecnológico aos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável, especialmente impulsionada pela Indústria 5.0 e pela necessidade de soluções para a crise climática.

A identificação dos *clusters* na bibliometria foi fundamental para estruturar a investigação qualitativa subsequente. Os agrupamentos identificados, como "Explicabilidade e modelagem clima-energia" (*Cluster* 2) e "Agricultura, métodos de ML e Sociedade" (*Cluster* 7), não apenas mapearam o campo, mas orientaram a síntese da Revisão Sistemática da Literatura. Foi possível observar que os temas centrais dos artigos mais citados, como a aplicação de IA na área da saúde, a transição energética e a segurança na agricultura, materializam os impactos da IA na sustentabilidade através da eficiência de recursos e da proteção da vida humana.

A RSL confirmou que a HCAI atua como o elo entre a capacidade preditiva da máquina e a necessidade de julgamento humano, essencial para o Desenvolvimento Sustentável. O impacto se manifesta desde a otimização de *smart grids* para descarbonização, até a agricultura de precisão que reduz insumos químicos. A literatura validou que a tecnologia, quando centrada no humano, promove a resiliência e a sustentabilidade, pilares da Indústria 5.0.

5.2 O *Framework* das 12 Dimensões: Da Teoria à Prática

Para atender aos Objetivos Específicos 2 (Identificar desafios e oportunidades para a aplicação da Inteligência Artificial Centrada no Ser Humano em empresas) e 3 (Categorizar desafios e oportunidades para a implementação da Inteligência Artificial Centrada no Ser

Humano no contexto do Desenvolvimento Sustentável, interconectando os estudos científicos, com os resultados da pesquisa de campo), a pesquisa desenvolveu uma contribuição metodológica central: a normalização das 12 Dimensões da HCAI (Quadro 11) identificadas na RSL.

As dimensões serviram como alicerce para a análise da Pesquisa de Campo, permitindo comparar a teoria com a prática dos especialistas. A discussão revela o cruzamento dos códigos dedutivos (teoria) com os códigos indutivos (prática vivida pelos especialistas), como observado na Figura 19, com os seguintes destaques:

i. **O Papel da Explicabilidade (XAI):** A literatura pesquisada aponta a *Explainable AI* como requisito técnico indispensável para confiança e segurança, especialmente em setores críticos como energia e saúde. Na pesquisa de campo, isso foi corroborado, mas com importante ressalva: a explicabilidade é a ferramenta que permite ao especialista humano "abrir a caixa-preta" e questionar a máquina, transformando a IA de um oráculo mágico em um instrumento auditável e confiável.

ii. **Centralidade Humana e Controle:** Tanto a RSL quanto os especialistas rejeitam a substituição total do humano. A teoria da Indústria 5.0 preconiza a colaboração humano-máquina, e os entrevistados confirmaram isso através da metáfora da IA como um "Consultor Especialista" ou "copiloto", onde a decisão final e a responsabilidade ética permanecem humanas.

iii. **A Tensão do "*Green AI*" (Teoria *versus* Realidade):** Um dos achados mais significativos desta triangulação reside na dimensão do "Bem-estar socioambiental". Enquanto a literatura alerta enfaticamente para o custo energético do treinamento e uso dos modelos como um desafio de sustentabilidade, a pesquisa de campo revelou uma invisibilidade mercadológica desse problema. Os especialistas relataram que, na prática, "nenhum cliente jamais perguntou quanto custa ambientalmente adotar IA" (*sic*), prevalecendo a busca por performance em detrimento da eficiência energética. Esse descompasso entre o alerta acadêmico e a apatia do mercado representa um desafio crítico para o Desenvolvimento Sustentável.

5.3 Alternativas para a Aplicação da HCAI

No que tange ao Objetivo Específico 4, que busca analisar alternativas para a aplicação da Inteligência Artificial Centrada no Ser Humano, a discussão dos resultados aponta que a mitigação dos riscos identificados não reside apenas em soluções tecnológicas, mas fundamentalmente em estratégias educacionais e de governança. A pesquisa revelou que a alternativa primordial para combater o risco de exclusão social e o desemprego tecnológico,

mapeados tanto na literatura quanto no campo, encontra-se na educação massiva e no letramento digital. A IA demonstrou um potencial inclusivo surpreendente ao permitir que profissionais com menos formação formal realizem tarefas complexas, exemplificado no caso do porteiro que se tornou arquiteto de *software* mediante programas de capacitação. Isso sugere que a HCAI pode atuar como um nivelador de oportunidades, desde que acompanhada de estratégias robustas de *upskilling* que transformem a tecnologia em um instrumento de qualificação, e não de substituição.

Paralelamente à capacitação, a pesquisa indica que a aplicação segura da HCAI depende de uma governança ativa para preencher o vácuo regulatório existente. Diante da "Lacuna de Políticas Públicas" identificada pelos especialistas e dos riscos de captura corporativa citados na literatura, a alternativa viável para as organizações é a implementação de governança interna rigorosa, que não aguarde a regulação estatal para agir. As evidências apontam que as empresas devem estabelecer seus próprios limites éticos, definindo claramente o apetite de risco e protegendo a privacidade dos dados para evitar danos reputacionais e sociais, agindo por convicção ética e não apenas por medo de sanções futuras. Portanto, a aplicação responsável da HCAI consolida-se a partir da combinação entre a elevação da competência humana e a imposição de limites éticos institucionais.

5.4 Principais Aplicações e Desafios

A integração das análises bibliométrica, sistemática e de campo permite atender plenamente ao Objetivo Geral desta dissertação, que consistiu em analisar as principais aplicações e os desafios associados à implementação da Inteligência Artificial Centrada no Ser Humano no contexto do Desenvolvimento Sustentável. A síntese dos resultados demonstra que a contribuição da HCAI para a sustentabilidade é condicional e permeada por complexos *trade-offs*. Tecnicamente, a HCAI contribui de forma decisiva ao otimizar o uso de recursos naturais, como água e energia, e ao monitorar riscos ambientais com uma precisão inalcançável apenas pela capacidade humana, validando seu papel na agricultura de precisão e na gestão de redes energéticas inteligentes.

Entretanto, essa contribuição técnica é contrabalanceada por desafios sociais e ambientais críticos. Socialmente, a implementação da HCAI enfrenta o paradoxo de poder tanto democratizar o acesso à competência técnica quanto ampliar o fosso da desigualdade digital, dependendo diretamente do grau de letramento dos usuários e da intencionalidade de seus operadores. No campo ambiental, a pesquisa revelou uma contradição importante: a IA é uma ferramenta poderosa para promover a sustentabilidade, mas carrega uma pegada ecológica

pesada decorrente do alto consumo energético de seu treinamento e operação, um custo que, conforme evidenciado na pesquisa de campo, permanece largamente invisível ou ignorado pelo mercado em favor da performance. Assim, conclui-se que a HCAI não é uma solução mágica, mas uma ferramenta que exige supervisão humana constante e uma avaliação sistêmica de seus impactos para efetivamente promover o Desenvolvimento Sustentável.

5.5 Principais Contribuições da Pesquisa

Essa dissertação oferece contribuições originais e multifacetadas para o campo de estudo. No campo da teoria, o trabalho colabora com a proposição e consolidação do *framework* das 12 Dimensões Normalizadas de HCAI, construído a partir da Revisão Sistemática da Literatura. Este modelo visa oferecer à comunidade acadêmica uma régua padronizada para avaliar a aderência de sistemas de IA aos princípios centrados no ser humano e aos ODS, permitindo comparações entre diferentes estudos e aplicações. Em contraste com os *frameworks* sintetizados no Quadro 4, que frequentemente apresentam listas mais extensas, heterogêneas e com níveis variados de abstração, a proposta desta dissertação é organizar e integrar o campo por meio de um conjunto normalizado de dimensões, reduzindo ambiguidades terminológicas e sobreposições conceituais que dificultam a operacionalização. Assim, a pesquisa realizada destaca contribuição em disponibilizar um referencial mais estruturado e integrado, com maior potencial de uso aplicado, capaz de apoiar pesquisadores, organizações do setor privado e instituições do poder público, tanto na mensuração quanto no direcionamento da aplicação da HCAI, favorecendo decisões de projetos, governança e avaliação alinhadas ao Desenvolvimento Sustentável.

Do ponto de vista empírico, a pesquisa traz à luz a realidade pragmática do mercado brasileiro, por meio das entrevistas e com uso dos Códigos Indutivos, como o "Mito da Mágica" e o "Custo Ambiental da IA". Esses achados preenchem uma lacuna importante ao expor as fissuras entre o discurso idealizado da Indústria 5.0 e a prática corporativa, oferecendo um diagnóstico realista que pode subsidiar formuladores de políticas públicas e gestores na mitigação de expectativas irreais e riscos ocultos.

Por fim, a contribuição prática reside na validação do modelo de operação da "IA como Consultor Especialista". A pesquisa demonstra que o caminho mais seguro e eficaz para a adoção da tecnologia nas empresas não é a automação cega, mas a integração da IA como um copiloto sob supervisão, onde a agência humana mantém a responsabilidade final. Este modelo orienta as organizações a priorizarem a validação crítica sobre a velocidade ou produtividade,

garantindo a robustez ética e técnica necessárias para um desenvolvimento verdadeiramente sustentável e centrado no ser humano.

5.6 Limitações da Pesquisa

Embora essa pesquisa tenha cumprido os objetivos propostos e seguido rigorosos protocolos metodológicos, é necessário reconhecer certas limitações que restringem a generalização de seus achados.

Primeiramente, em relação ao escopo bibliográfico, o recorte temporal de 2020 a 2024 e a restrição ao idioma inglês nas bases *Web of Science* e *Scopus* podem ter excluído contribuições relevantes publicadas em outros idiomas ou em periódicos locais não indexados nessas bases globais. Adicionalmente, identificou-se uma limitação técnica na ferramenta *Biblioshiny* (pacote *Bibliometrix*), que, diferentemente do *VOSviewer*, não permitiu a inclusão de um *thesaurus* para a unificação de termos no processamento do Acoplamento Bibliográfico. Isso resultou na dispersão de alguns tópicos que, semanticamente, poderiam estar agrupados, como as variações de "*Explainable AI*".

No que tange à pesquisa de campo, embora a amostra de dez especialistas seja adequada para uma abordagem qualitativa de profundidade, ela apresenta um recorte geográfico e cultural específico, restrito ao mercado brasileiro. Isso contrasta com a Análise Bibliométrica, que revelou uma produção científica majoritariamente concentrada na Europa, China e Estados Unidos, com ausência de autores brasileiros entre os mais produtivos. Essa desconexão geográfica implica que as percepções práticas coletadas nas entrevistas refletem a realidade de um país em desenvolvimento, cujos desafios de infraestrutura e regulação podem diferir dos contextos em que a teoria da HCAI é predominantemente formulada. Além disso, cabe considerar que o Norte Global historicamente ocupa uma posição central na definição de agendas, parâmetros e referenciais sobre como determinados temas devem ser tratados em escala internacional, e, no campo do Desenvolvimento Sustentável, essa dinâmica não se mostra diferente. Nesse sentido, evidencia-se uma distância entre o que os especialistas entrevistados, todos atuantes no Brasil, identificam nas práticas e condicionantes do mercado local e o que a literatura do Norte Global apresenta como ideal normativo para a aplicação da Inteligência Artificial Centrada no Ser Humano.

Ainda na etapa qualitativa, o perfil dos entrevistados, concentrado em cargos de liderança e gestão estratégica (CEOs, *Heads*, Sócios), pode ter gerado um viés de "topo de pirâmide". Embora suas visões sejam fundamentais para entender a tomada de decisão, o estudo não capturou diretamente a percepção dos trabalhadores operacionais ou dos desenvolvedores

juniores, que são frequentemente citados como os grupos mais vulneráveis aos riscos de exclusão e substituição pela IA.

Por fim, o processo de normalização das 12 Dimensões da HCAI e a codificação híbrida das entrevistas, embora baseados na literatura e validados por *software* de análise qualitativa (*Atlas.ti*), carregam inerentemente a subjetividade interpretativa do pesquisador. Portanto, as categorias propostas devem ser compreendidas como uma construção analítica específica deste estudo, passível de refinamentos em investigações futuras.

5.7 Lacunas e Sugestões para Trabalhos Futuros

A triangulação entre a literatura e a prática profissional revelou dissonâncias e áreas inexploradas que sugerem caminhos férteis para a continuidade da pesquisa sobre Inteligência Artificial Centrada no Ser Humano e Desenvolvimento Sustentável.

Uma lacuna crítica identificada reside na dimensão do "Bem-estar socioambiental", especificamente no paradoxo da *Green AI*. A pesquisa de campo demonstrou que, apesar dos alertas teóricos sobre o alto consumo energético e hídrico dos modelos de IA, essa variável permanece praticamente invisível na tomada de decisão corporativa no Brasil. Sugere-se, portanto, a realização de estudos quantitativos que mensurem a pegada de carbono real de projetos de IA em empresas brasileiras, correlacionando esses dados com as políticas de ESG das organizações, para verificar se existe apenas um discurso de sustentabilidade ou uma prática efetiva.

Outra oportunidade de pesquisa emerge da "Lacuna de Políticas Públicas". Considerando a iminência de novas regulações para a IA no Brasil e no mundo, trabalhos futuros poderiam investigar longitudinalmente como a promulgação de marcos regulatórios impacta a adoção da HCAI. Seria relevante analisar se a regulação atua como um impulsionador da governança ética ou se, conforme temido por alguns especialistas, gera barreiras à inovação sem resolver os problemas de fundo.

O risco de exclusão social e a necessidade de requalificação do trabalhador, abrem espaço para pesquisas focadas na Educação e no Trabalho. Recomenda-se investigar a eficácia de programas de letramento em IA voltados para populações vulneráveis ou trabalhadores operacionais, avaliando se a HCAI pode, de fato, atuar como um equalizador de oportunidades ou se aprofunda o abismo digital. Estudos de caso sobre a transformação de funções operacionais em funções de supervisão de IA ("*human-in-the-loop*") seriam valiosos para validar empiricamente a teoria da Indústria 5.0.

Por fim, propõe-se a aplicação do *framework* das 12 Dimensões Normalizadas de HCAI desenvolvido nesta dissertação em estudos setoriais específicos. A pesquisa atual abrangeu múltiplos setores de forma transversal, mas investigações futuras poderiam focar exclusivamente no Agronegócio ou na Saúde Pública, testando a robustez do *framework* e adaptando-o às particularidades regulatórias e operacionais de cada vertical econômica.

REFERÊNCIAS

ABBA, S. I. *et al.* Drinking Water Resources Suitability Assessment Based on Pollution Index of Groundwater Using Improved Explainable Artificial Intelligence. **Sustainability,** v. 15, n. 21, art. 15655, 2023. DOI: https://doi.org/10.3390/su152115655.

ABBASI, M. *et al*. Adaptive and Scalable Database Management with Machine Learning Integration: A PostgreSQL Case Study. **Information**, v. 15, n. 574, p. 1-25, 2024. DOI: https://doi.org/10.3390/info15090574.

ABDALLAH, M.; et al. Simulation and optimization of dynamic waste collection routes. **Waste Management & Research**, v. 37, n. 8, p. 799-811, 2019. DOI: https://doi.org/10.1177/0734242X19833152.

ABC. Academia Brasileira de Ciências. **Recomendações para o avanço da inteligência artificial no Brasil.** Rio de Janeiro: ABC, 2023. Disponível em: https://www.abc.org.br/wp-content/uploads/2023/11/recomendacoes-para-o-avanco-da-inteligencia-artificial-no-brasil-abc-novembro-2023-GT-IA.pdf Acesso em: 30 abr. 2025.

ACSELRAD, H. **Sustentabilidade e território.** 2. ed. Rio de Janeiro: Bertrand Brasil, 2009.

ADEL, A. Future of Industry 5.0 in society: human-centric solutions, challenges and prospective research areas. **Journal of Cloud Computing,** v. 11, art. 40, 2022. DOI: https://doi.org/10.1186/s13677-022-00314-5.

AHUMADA, J. A. et al. Wildlife Insights: a platform to maximize the potential of camera-trap and other passive sensor wildlife data for the planet. **Environmental Conservation**, v. 47, n. 1, p. 1-6, 2019. DOI: https://doi.org/10.1017/S0376892919000298.

AL AWADH, M.; MALLICK, J. A decision-making framework for landfill site selection in Saudi Arabia using explainable artificial intelligence and multi-criteria analysis. **Environmental Technology & Innovation**, v. 33, art. 103464, 2024. DOI: https://doi.org/10.1016/j.eti.2023.103464.

ALKAHTANI, M. *et al*. Interpretation of Bayesian-optimized deep learning models for enhancing soil erosion susceptibility prediction and management: a case study of Eastern India. **Geocarto International**, v. 39, e2367611, 2024. DOI: https://doi.org/10.1080/10106049.2024.2367611.

ALQAHTANI, D. *et al.* Optimizing residential construction site selection in mountainous regions using geospatial data and eXplainable AI. **Sustainability,** v. 16, n. 10, art. 4235, 2024. DOI: https://doi.org/10.3390/su16104235.

ALVES, J. *et al*. Is Industry 5.0 a human-centred approach? A systematic review. **Processes,** v. 11, n. 1, art. 193, 2023. DOI: https://doi.org/10.3390/pr11010193.

ANGWIN, J. *et al*. **Machine bias.** ProPublica, 23 maio 2016. Disponível em: https://www.propublica.org/article/machine-bias-risk-assessments-in-criminal-sentencing. Acesso em: 07 maio 2025.

AMERSHI, S. *et al.* Guidelines for human-AI interaction. **Proceedings of the CHI Conference on Human Factors in Computing Systems**, 2019. DOI: https://dl.acm.org/doi/10.1145/3290605.3300233.

ARDILA, D. et al. End-to-end lung cancer screening with three-dimensional deep learning on low-dose chest computed tomography. **Nature Medicine**, v. 25, n. 6, p. 954-961, 2019. DOI: https://doi.org/10.1038/s41591-019-0447-x.

ARIA, M.; CUCCURULLO, C. Bibliometrix: an R-tool for comprehensive science mapping analysis. **Journal of Informetrics**, Amsterdam, v. 11, n. 4, p. 959-975, 2017. DOI: https://doi.org/10.1016/j.joi.2017.08.007.

ASTOBIZA, A. M. *et al.* AI Ethics for Sustainable Development Goals. **IEEE Technology and Society Magazine**, v. 40, n. 2, p. 66–71, jun. 2021. DOI: https://doi.org/ 10.1109/MTS.2021.3056294.

ATLAS.TI SCIENTIFIC SOFTWARE DEVELOPMENT GMBH, ATLAS.ti. Berlin: ATLAS.ti Scientific Software Development GmbH, 2024. Disponível em: https://atlasti.com/. Acesso em: 6 out. 2025.

AUTOR, D.; SALOMONS, A. Is automation labor displacing? Productivity growth, employment, and the labor share. **Brookings Papers on Economic Activity**, 2019. DOI: https://doi.org/10.3386/w24871.

BALCOMBE, L.; DE LEO, D. Digital Mental Health Challenges and the Horizon Ahead for Solutions (Preprint). **JMIR Mental Health**, 2020. DOI: https://doi.org/10.2196/preprints.26811.

BARDIN, L. **Análise de conteúdo.** Lisboa: Edições 70, 2011.

BELLANTUONO, L. *et al.* Worldwide impact of lifestyle predictors of dementia prevalence: AneXplainable Artificial Intelligence analysis. **Frontiers in Big Data**, v. 5, p. 1027783, 8 dez. 2022. DOI: https://doi.org/10.3389/fdata.2022.1027783.

BHANDARY, A. *et al.* Enhancing Household Energy Consumption Predictions Through Explainable AI Frameworks. **IEEE Access**, v. 12, p. 36764–36777, 2024. DOI: https://doi.org/ 10.1109/ACCESS.2024.3373552.

BIBLIOMETRIX, Biblioshiny: web interface for the bibliometrix package. 2025. Disponível em: https://www.bibliometrix.org/home/index.php/layout/biblioshiny. Acesso em: 5 abr. 2025.

BIBRI, S. E.; JAGATHEESAPERUMAL, S. K. Harnessing the Potential of the Metaverse and Artificial Intelligence for the Internet of City Things: Cost-Effective XReality and Synergistic AIoT Technologies. **Smart Cities**, v. 6, n. 5, p. 109, 2023. DOI: https://doi.org/10.3390/smartcities6050109.

BRAINBOX AI. AI HVAC **Optimization: Reduce building energy consumption by up to 25%**, 2024. Disponível em: https://brainboxai.com/en/solutions/ai-hvac-optimization. Acesso em: 03 mai. 2025.

BRAN, F. *et al.* Artificial Intelligence for Sustainable Agribusiness: Innovations and Challenges. **European Journal of Sustainable Development**, v. 13, n. 3, p. 233, 1 out. 2024. DOI: https://doi.org/ 10.14207/ejsd.2024.v13n3p233.

BRASIL. Lei nº 13.709, de 14 de agosto de 2018. **Lei Geral de Proteção de Dados Pessoais (LGPD)**. Diário Oficial da União, Brasília, DF, 15 ago. 2018.

BROWN, T. *et al.* Language Models are Few-Shot Learners. In: **Advances in Neural Information Processing Systems**, v. 33, p. 1877 -1901, 2020. DOI: 10.48550/arXiv.2005.14165

BUCHELT, A. *et al.* Exploring artificial intelligence for applications of drones in forest ecology and management. **Forest Ecology and Management**, v. 551, p. 121530, 2024. DOI: https://doi.org/10.1016/j.foreco.2023.121530.

BURRELL, J. How the machine 'thinks': Understanding opacity in machine learning algorithms. **Big Data & Society**, v. 3, n. 1, p. 1-12, 2016. DOI: https://doi.org/10.1177/2053951715622512

CAPRA, F.; LUISI, P. L. A visão sistêmica da vida: uma nova concepção científica sobre os sistemas vivos. São Paulo: Cultrix, 2014.

CAULDER, I. *et al*. AI in Focus: BlueDot and the Response to COVID-19. **Lexology**, 30 jul. 2020. Disponível em: https://www.lexology.com/library/detail.aspx?g=a94f63b4-2829-4f62-97f7-43f2aecd12a6 Acesso em: 30 set. 2025.

CERVO, A. *et al*. da. **Metodologia Científica**. 6. ed. São Paulo: Pearson, 2006.

CHEN, S. *et al.* Multi-Objective Optimization in Industry 5.0: Human-Centric AI Integration for Sustainable and Intelligent Manufacturing. **Processes**, v. 12, n. 12, p. 2723, 2 dez. 2024. DOI: https://doi.org/10.3390/pr12122723.

CHHETRI, T. R. *et al*. Towards improving prediction accuracy and user-level explainability using deep learning and knowledge graphs: A study on cassava disease. **Expert Systems with Applications**, v. 233, p. 120955, dez. 2023. DOI: https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.120955

COECKELBERGH, M. **Ética na Inteligência Artificial**. Tradução de Clarisse de Souza et al. São Paulo/Rio de Janeiro: Ubu/Editora PUC-Rio, 2023.

COMISSÃO EUROPEIA. *Ethics Guidelines for Trustworthy AI. Brussels: High-Level Expert Group on AI*, 2019. Disponível em: https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/library/ethics-guidelines-trustworthy-ai. Acesso em: 9 out. 2025.

COSTANZI, D. B.; HANGEN, J. **Sharing information on fisheries activities across international boundaries has benefits.** The Pew Charitable Trusts, 13 maio 2021. Disponível em: https://www.pewtrusts.org/en/research-and-analysis/articles/2021/05/13/sharing-information-on-fisheries-activities-across-international-boundaries-has-benefits. Acesso em: 3 mai. 2025.

COUTO, C. *et al*. Water quality modeling using artificial intelligence-based tools. **International Journal of Design & Nature and Ecodynamics**, v. 7, n. 3, p. 300-309, 2012. DOI: https://doi.org/10.2495/DNE-V7-N3-300-309.

COWLS, J. *et al.* A definition, benchmark and database of AI for social good initiatives. **Nature Machine Intelligence**, v. 3, p. 111-115, 2021. DOI: https://doi.org/10.1038/s42256-021-00296-0.

CNN Brasil. **Trump anuncia investimentos de até US$ 500 bi em infraestrutura para IA.** Disponível em: https://www.cnnbrasil.com.br/internacional/trump-anuncia-investimentos-de-ate-us-500-bi-em-infraestrutura-para-ia/. Acesso em: 28 jan. 2025.

DALY, H. E. Beyond growth: the economics of sustainable development. Boston: Beacon Press, 1996.

DOBLAS, J., *et al.* DETER-R: an operational near-real time tropical forest disturbance warning system based on Sentinel-1 time series analysis. **Remote Sensing**, Basel, v. 14, n. 15, art. 3658, 2022. DOI: https://doi.org/10.3390/rs14153658.

DONTHU, N., *et al.* How to conduct a bibliometric analysis: an overview and guidelines. **Journal of Business Research**, Amsterdam, v. 133, p. 285 -296, 2021. DOI: https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2021.04.070.

DORAN, D. *et al*. What does explainable AI really mean? A new conceptualization of perspectives. **CEUR Workshop Proceedings**, v. 2071, p. 1–8, 2017. Disponível em: https://ceur-ws.org/Vol-2071/CExAIIA_2017_paper_2.pdf.

ECCLES, R. G.; KLIMENKO, S. The investor revolution: shareholders are getting serious about sustainability. **Harvard Business Review**, v. 97, n. 3, p. 106-116, 2019. Disponível em: https://hbr.org/2019/05/the-investor-revolution. Acesso em: 20 abr. 2025.

ELKINGTON, J. Cannibals with forks: the triple bottom line of 21st century business. Oxford: Capstone, 1997.

ESA. European Space Agency. Satellite **- Automatic Identification System (SAT-AIS) overview.** 2025. Disponível em: https://connectivity.esa.int/satellite- --automatic-identification-system-satais-overview. Acesso em: 3 mai. 2025.

ESCALDELAI, F. M. D. *et al*. Avaliação de validade de um sistema computacional na identificação de estudos duplicados. **Escola Anna Nery**, v. 27, 2023. DOI: https://doi.org/10.1590/2177-9465-EAN-2022-0143pt.

FAWZY, S. *et al.* Strategies for mitigation of climate change: a review. **Environmental Chemistry Letters**, v. 18, n. 6, p. 2069 -2094, 2020. DOI: https://doi.org/10.1007/s10311-020-01059-w.

FENG, F. *et al.* Exploring the non-linear impacts of urban features on land surface temperature using explainable artificial intelligence. **Urban Climate**, v. 56, p. 102045, jul. 2024. DOI: https://doi.org/10.1016/j.uclim.2024.102045.

FEREDAY, J.; MUIR-COCHRANE, E. Demonstrating rigor using thematic analysis: a hybrid approach of inductive and deductive coding and theme development. **International Journal of Qualitative Methods**, v. 5, n. 1, p. 80-92, 2006. DOI: https://doi.org/10.1177/160940690600500107.

FLEURY, M. T. L.; WERLANG, S. R. C. Pesquisa aplicada: conceitos e abordagens. In: FGV. **Anuário de Pesquisa -GV**. Rio de Janeiro: Fundação Getúlio Vargas, 2017. p. 10-15. Disponível em: https://periodicos.fgv.br/apgvpesquisa/article/view/72796/69984. Acesso em 12 de abril de 2025.

FREITAS, H. *et al*. O método de pesquisa survey. **Revista de Administração da Universidade de São Paulo**, v. 35, n. 3, p. 105-112, 2000.

FREY, C. B.; OSBORNE, M. A. The future of employment: How susceptible are jobs to computerization? **Technological Forecasting & Social Change**, v. 114, p. 254 280, 2017. DOI: https://doi.org/10.1016/j.techfore.2016.08.019.

FRIEDE, G. *et al*. ESG and financial performance: aggregated evidence from more than 2000 empirical studies. **Journal of Sustainable Finance & Investment**, v. 5, n. 4, p. 210-233, 2015. DOI: https://doi.org/10.1080/20430795.2015.1118917

GASPARIK, A. *et al*. Safety-first AI for autonomous data center cooling and industrial control. **The Keyword - Google Blog**, 17 ago. 2018. Disponível em: https://blog.google/inside-google/infrastructure/safety-first-ai-autonomous-data-center-cooling-and-industrial-control/. Acesso em: 3 maio 2025.

GIACCARDI, E.; REDSTRÖM, J. Technology and more-than-human design. **Design Issues**, v. 36, n. 4, p. 33-44, 2020. DOI: https://doi.org/10.1162/desi_a_00612.

GIL, A. C. **Métodos e técnicas de pesquisa social.** 7. ed. São Paulo: Atlas, 2019.

Google. **Expanding our ML-based flood forecasting**. The Keyword, 9 nov. 2021. Disponível em: https://blog.google/technology/ai/expanding-our-ml-based-flood-forecasting/. Acesso em: 03 mai. 2025.

Google. **How we're helping partners with improved and expanded AI-based flood forecasting.** The Keyword, 11 nov. 2024. Disponível em: https://blog.google/technology/ai/expanding-flood-forecasting-coverage-helping-partners/. Acesso em: 03 mai. 2025.

GUL, K. *et al.* Participatory Visual Methods and Artificial Intelligence-Driven Analysis for Sustainable Consumption Insights. **Sustainability**, v. 16, n. 16, 14 ago. 2024. DOI: https://doi.org/10.3390/su16166956.

GUTIERREZ-ROJAS, D. *et al.* A perspective on the enabling technologies of explainable AI-based industrial packetized energy management. **iScience,** v. 26, n. 12, p. 108415, dez. 2023. DOI: https://doi.org/10.1016/j.isci.2023.108415.

HARTLEY, K. The Epistemics of Policymaking: from Technocracy to Critical Pragmatism in the UN Sustainable Development Goals. **International Review of Public Policy**, 2(2), 233 - 244, 2020. DOI: https://doi.org/10.4000/irpp.1242

HERNÁNDEZ-SAMPIERI, R. *et al*. **Metodologia de Pesquisa.** 5. ed. Porto Alegre: Penso, 2013.

HOANG, T. H. *et al.* Exploring forest fire susceptibility and management strategies in Western Himalaya: Integrating ensemble machine learning and explainable AI for accurate prediction and comprehensive analysis. **Environmental Technology & Innovation**, v. 35, art. 103655, 2024. DOI: https://doi.org/10.1016/j.eti.2024.103655.

HOENIGSBERGER, F. *et al.* Explainable Artificial Intelligence to Support Work Safety in Forestry: Insights from Two Large Datasets, Open Challenges, and Future Work. **Applied Sciences**, v. 14, n. 9, p. 3911, 2024. DOI: https://doi.org/10.3390/app14093911.

HOLSTEIN, K. *et al*. Improving fairness in machine learning systems: What do industry practitioners need?. **Proceedings of the 2019 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems**. 2019. DOI: https://doi.org/10.1145/3290605.3300830.

HOLZINGER, A. *et al.* AI for life: Trends in artificial intelligence for biotechnology. **New Biotechnology**, v. 74, p. 16-24, 2023. DOI: https://doi.org/10.1016/j.nbt.2023.02.001.

HOLZINGER, A. *et al.* From Industry 5.0 to Forestry 5.0: Bridging the gap with Human-Centered Artificial Intelligence. **Current Forestry Reports,** v. 10, n. 6, p. 442-455, 2024a. DOI: https://doi.org/10.1007/s40725-024-00231-7.

HOLZINGER, A. *et al.* Human-Centered AI in Smart Farming: Toward Agriculture 5.0. **IEEE Access**, v. 12, p. 62199-62214, 2024b. DOI: https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3395532.

HOW, M. *et al.* Artificial Intelligence-Enhanced Decision Support for Informing Global Sustainable Development: A Human-Centric AI-Thinking Approach. **Information**, v. 11, n. 1, p. 39, 11 jan. 2020. DOI: https://doi.org/10.3390/info11010039

HUAWEI. **Protecting the rainforest, together with AI.** Huawei Blog, 19 set. 2019. Disponível em: https://www.huawei.com/en/huaweitech/cases/rainforest2. Acesso em: 03 maio 2025.

IAZZOLINO, G.; STREMLAU, N. AI for social good and the corporate capture of global development. **Information Technology for Development**, v. 30, n. 4, p. 626–643, out. 2024. DOI: https://doi.org/10.1080/02681102.2023.2299351.

ILO. **Generative AI and Jobs: A Global Analysis of Potential Effects on Job Quantity and Quality.** Geneva: International Labour Office, 2023. Disponível em: https://www.ilo.org/wcmsp5/groups/public/---dgreports/---inst/documents/publication/wcms_890761.pdf. Acesso em: 07 maio 2025.

IPCC. **Summary for Policymakers**. In: Climate Change 2023: Synthesis Report. Contribution of Working Groups I, II and III to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change [Core Writing Team, H. Lee and J. Romero (eds.)]. 2023. IPCC, Geneva,

Switzerland, pp. 1-34, DOI: 10.59327/IPCC/AR6-9789291691647.001 Disponivel em: https://www.ipcc.ch/report/ar6/syr/downloads/report/IPCC_AR6_SYR_LongerReport_PO.pdf Acesso em: 18 set. 2024.

ISAACSON, W. **Os Inovadores**: **uma biografia da revolução digital.** 1. ed. Rio de Janeiro: Intrínseca, 2014.

ITU. International Telecommunication Union. **The Annual AI Governance Report 2025: Steering the Future of AI.** Geneva, 2025. Disponível em: https://www.itu.int/epublications/publication/the-annual-ai-governance-report-2025-steering-the-future-of-ai. Acesso em: 10 out. 2025.

JEAN-QUARTIER, C. *et al.* The Cost of Understanding—XAI Algorithms towards Sustainable ML in the View of Computational Cost. **Computation,** v. 11, n. 5, p. 92, 2023. DOI: 10.3390/computation11050092.

JOBIN, A. *et al.* The global landscape of AI ethics guidelines. **Nature Machine Intelligence**, v. 1, p. 389-399, 2019. DOI: https://doi.org/10.1038/s42256-019-0088-2.

KANGAS, O. *et al*. The Basic Income Experiment 2017–2018 in Finland: Preliminary Results. **Reports and Memorandums of the Ministry of Social Affairs and Health 2019**, 2019. Diponível em: https://julkaisut.valtioneuvosto.fi/handle/10024/161361 Acesso em: 04 mai. 2025.

KAR, A. K. *et al*. How can artificial intelligence impact sustainability: a systematic literature review. **Journal of Cleaner Production**, v. 376, p. 134120, 2022. DOI: https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2022.134120.

KAUFMAN, D. *et al*. Externalidades negativas da Inteligência Artificial: Conflitos entre limites da técnica e dos direitos humanos. **Revista de Direito e Garantias Fundamentais**, Vitória, v. 24, n. 3, p. 43-71, set./dez. 2023. DOI: https://doi.org/10.18759/rdgf.v24i3.2198.

KHALID, H. *et al.* Robust Multi-Gateway Authentication Scheme for Agriculture Wireless Sensor Network in Society 5.0 Smart Communities. **Agriculture**, v. 11, n. 10, p. 1020, 19 out. 2021. DOI: https://doi.org/10.3390/agriculture11101020.

KIM, M. *et al.* Application of Explainable Artificial Intelligence (XAI) in Urban Growth Modeling: A Case Study of Seoul Metropolitan Area, Korea. **Land**, v. 12, n. 2, p. 420, 6 fev. 2023. DOI: https://doi.org/10.3390/land12020420.

KIM, M.; KIM, G. Modeling and Predicting Urban Expansion in South Korea Using Explainable Artificial Intelligence (XAI) Model. **Applied Sciences**, v. 12, n. 18, p. 9169, 13 set. 2022. DOI: https://doi.org/10.3390/app12189169.

KLUMPP, M. *et al.* Accelerating the Front End of Medicine: Three Digital Use Cases and HCI Implications. **Healthcare**, v. 10, n. 11, p. 2176, 30 out. 2022. DOI: https://doi.org/10.3390/healthcare10112176.

KÖNIG, P. D. *et al*. Consumers are willing to pay a price for explainable, but not for green AI. Evidence from a choice-based conjoint analysis. **Big Data & Society**, v. 9, n. 1, jan. 2022. DOI: https://doi.org/10.1177/20539517211069632.

LAQUA, A. *et al.* Exploring User Experience in Sustainable Transport with Explainable AI Methods Applied to E-Bikes. **Applied Sciences**, v. 13, n. 20, 13 out. 2023. DOI: https://doi.org/10.3390/app132011277.

LAUTERBACH, A. *et al*. **The Artificial Intelligence Imperative: A Practical Roadmap for Business.** 1. ed. New York: Praeger, 2018.

LEFF, E. Saber ambiental: sustentabilidade, racionalidade, complexidade, poder. Petrópolis: Vozes, 2002.

LIPTON, Z. C. The mythos of model interpretability. **Queue**, v. 16, n. 3, p. 31-57, 2018. DOI: https://doi.org/10.1145/3236386.3241340.

LUNDBERG, S. M. *et al.* From local explanations to global understanding with explainable AI for trees. **Nature Machine Intelligence**, v. 2, p. 56-67, 2020. DOI: https://doi.org/10.1038/s42256-019-0138-9.

LUM, K.; ISAAC, W. To predict and serve? **Significance**, v. 13, n. 5, p. 14-19, 2016. DOI: https://doi.org/10.1111/j.1740-9713.2016.00960.

MAARIF, M. R. *et al*. Energy Usage Forecasting Model Based on Long Short-Term Memory (LSTM) and eXplainable Artificial Intelligence (XAI). **Information**, v. 14, n. 5, p. 265, 29 abr. 2023. DOI: https://doi.org/10.3390/info14050265.

MAKKONEN, J. *et al.* Advancing residents' use of shared spaces in Nordic superblocks with intelligent technologies. **AI & SOCIETY**, v. 38, n. 3, p. 1167–1184, jun. 2023. DOI: https://doi.org/10.1007/s00146-022-01604-x.

MAO, Y. *et al.* HI-TAM, a hybrid intelligence framework for training and adoption of generative design assistants. **Frontiers in Computer Science**, v. 6, 29 nov. 2024. DOI: https://doi.org/10.3389/fcomp.2024.1460381.

MARTIN, J. R. *et al.* XAI-Powered Smart Agriculture Framework for Enhancing Food Productivity and Sustainability. **IEEE Access**, v. 12, p. 168412–168427, 2024. DOI: https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3492973.

MARTINI, B. *et al*. Human-Centered and Sustainable Artificial Intelligence in Industry 5.0: Challenges and Perspectives. **Sustainability**, v. 16, n. 13, p. 5448, 26 jun. 2024. DOI: https://doi.org/10.3390/su16135448.

MAYRING, P. Qualitative content analysis. Forum Qualitative Sozialforschung / **Forum: Qualitative Social Research**, v. 1, n. 2, art. 20, 2000. DOI: https://doi.org/10.17169/fqs-1.2.1089.

MEADOWS, D. H., *et al.* **The limits to growth**. New York: Universe Books, 1972

MITCHELL, M., *et al*. Algorithmic fairness: Choices, assumptions, and definitions. **Communications of the ACM**, v. 64, n. 4, p. 58-66, 2021. DOI: https://doi.org/10.1146/annurev-statistics-042720-125902.

MOHER, D. *et al.* PRISMA Group. Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses: The PRISMA Statement. **PLoS Medicine**, v. 6, n. 7, p. e1000097, 2009. DOI: https://doi.org/10.1371/journal.pmed.1000097.

MOSSO, D. *et al*. How much do carbon emission reduction strategies comply with a sustainable development of the power sector? **Energy Reports**, v. 11, p. 3064–3087, jun. 2024. DOI: https://doi.org/10.1016/j.egyr.2024.02.056.

NALLAKARUPPAN, M. K. *et al.* Advancing solar energy integration: Unveiling XAI insights for enhanced power system management and sustainable future. **Ain Shams Engineering Journal**, v. 15, n. 6, p. 102740, jun. 2024. DOI: https://doi.org/10.1016/j.asej.2024.102740

NEWTON, M. H.; ANNETTA, L. A. The Influence of Extended Reality on Climate Change Education. **Science & Education**, 2024. DOI: https://doi.org/10.1007/s11191-024-00518-y.

NGENI, F. *et al*. Prediction of bike-sharing station demand using explainable artificial intelligence. **Machine Learning with Applications**, v. 17, set. 2024. DOI: https://doi.org/10.1016/j.mlwa.2024.100582.

NIILER, E. An AI Epidemiologist Sent the First Warnings of the Wuhan Virus. **WIRED**, 25 jan. 2020. Disponível em: https://www.wired.com/story/ai-epidemiologist-wuhan-public-health-warnings/. Acesso em: 30 set. 2025.

NISHANT, R.; KENNEDY, M.; CORBETT, J. Artificial intelligence for sustainability: challenges, opportunities, and a research agenda. International Journal of Information Management, v. 53, p. 102104, 2020. DOI: https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2020.102104.

NOROUZZADEH, M. S. *et al.* Automatically identifying, counting, and describing wild animals in camera-trap images with deep learning. **Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America,** Washington, DC, v. 115, n. 25, p. E5716-E5725, 2018. DOI: https://doi.org/10.1073/pnas.1719367115.

OECD. **OECD Employment Outlook 2019: The Future of Work**. Paris: OECD Publishing, 2019. Disponível em: https://www.oecd.org/en/publications/oecd-employment-outlook-2019_9ee00155-en.html. Acesso em: 03 maio 2025.

OECD. **AI and the Future of Skills**. Paris: OECD Publishing, 2023. Disponível em: https://www.oecd.org/en/publications/ai-and-the-future-of-skills-volume-2_a9fe53cb-en.htm. Acesso em: 03 maio 2025.

OLATUNJI, S. O. *et al.* Comprehensible Machine-Learning-Based Models for the Pre-Emptive Diagnosis of Multiple Sclerosis Using Clinical Data: A Retrospective Study in the Eastern Province of Saudi Arabia. **International Journal of Environmental Research and Public Health**, v. 20, n. 5, art. 4261, 2023. DOI: https://doi.org/10.3390/ijerph20054261.

OLIVEIRA, A. L.; FIGUEIREDO, M. A. T. Artificial Intelligence: Historical Context and State of the Art. In: ANTUNES, H. S. et al. (Org.). **Multidisciplinary Perspectives on Artificial Intelligence and the Law. Law, Governance and Technology Series**, n. 58. Cham: Springer Nature Switzerland, 2024. p. 3-13. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-031-41264-6_1.

ONU BRASIL. **Objetivos de Desenvolvimento Sustentável** - ODS. Disponível em: https://brasil.un.org/pt-br/sdgs. Acesso em: 25 abr. 2025.

OPENAI. **Hello GPT-4o**. OpenAI, 2024a. Disponível em: https://openai.com/index/hello-gpt-4o/. Acesso em: 22 set. 2024.

OPENAI. **Introducing OpenAI o1 Preview**. OpenAI, 2024b. Disponível em: https://openai.com/index/introducing-openai-o1-preview/. Acesso em: 22 set. 2024.

OUZZANI, M. *et al*. Rayyan—a web and mobile app for systematic reviews. Systematic Reviews, **Systematic Reviews** v. 5, n. 1, p. 210, 2016. DOI: https://doi.org/10.1186/s13643-016-0384-4.

GARIBAY, O. O. *et al.* Six Human-Centered Artificial Intelligence Grand Challenges. **International Journal of Human–Computer Interaction,** v. 39, n. 3, p. 391-437, 2023. DOI: https://doi.org/10.1080/10447318.2022.2153320.

PANAGOULIAS, D. P. *et al.* Intelligent Decision Support for Energy Management: A Methodology for Tailored Explainability of Artificial Intelligence Analytics. **Electronics**, v. 12, n. 21, p. 4430, 27 out. 2023. DOI: https://doi.org/10.3390/electronics12214430.

PANG, T. Y. *et al*. Towards a New Paradigm for Digital Health Training and Education in Australia: Exploring the Implication of the Fifth Industrial Revolution. **Applied Sciences**, v. 13, n. 11, 5 jun. 2023. DOI: https://doi.org/10.3390/app13116854.

PARTARAKIS, N.; ZABULIS, X. A Review of Immersive Technologies, Knowledge Representation, and AI for Human-Centered Digital Experiences. **Electronics**, v. 13, n. 2, p. 269, 2024. DOI: https://doi.org/10.3390/electronics13020269.

PERUCICA, N.; ANDJELKOVIC, K. Is the future of AI sustainable? A case study of the European Union. **Transforming Government: People, Process and Policy**, v. 16, n. 3, p. 347–358, 12 jul. 2022. DOI: https://doi.org/10.1108/TG-06-2021-0106

PIB. Press Information Bureau (Índia). Agriculture Ministry signs a Statement of Intent with IBM for pilot study to utilize Artificial Intelligence & Weather Technology solutions in agriculture. 3 jul. 2019. Disponível em: https://pib.gov.in/newsite/PrintRelease.aspx?relid=191178. Acesso em: 3 mai. 2025.

PFLÜGER, P. M.; GLORIUS, F. Molecular Machine Learning: The Future of Synthetic Chemistry? **Angewandte Chemie International Edition**, v. 59, n. 43, p. 18860–18865, 2020. DOI: https://doi.org/10.1002/anie.202008366.

RAWORTH, K. Doughnut economics: seven ways to think like a 21st-century economist. London: Random House Business Books, 2017.

R CORE TEAM. R: a language and environment for statistical computing. Vienna: R Foundation for Statistical Computing, 2025. Disponível em: https://www.r-project.org/. Acesso em: 5 abr. 2025.

REUELL, P. **Snapshot Serengeti gets a boost from AI.** Harvard Gazette, 24 jul. 2018. Disponível em: https://news.harvard.edu/gazette/story/2018/07/snapshot-serengeti-gets-a-boost-from-ai/. Acesso em: 3 maio 2025.

RIBEIRO, M. T. *et al.* "Why Should I Trust You?": Explaining the Predictions of Any Classifier. **Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining**. 2016. DOI: https://doi.org/10.1145/2939672.2939778.

RICHARDSON, R. J. **Pesquisa social: métodos e técnicas.** 3. ed. São Paulo: Atlas, 1999.

ROLNICK, D. *et al.* Tackling climate change with machine learning. **ACM Computing Surveys**, v. 55, n. 6, art. 113, 2019. DOI: https://doi.org/10.1145/3485128.

ROKHSARITALEMI, S. *et al*. A Review on Mixed Reality: Current Trends, Challenges and Prospects. **Applied Sciences**, v. 10, n. 2, p. 636, 2020. DOI: https://doi.org/10.3390/app10020636

SACHS, I. Caminhos para o desenvolvimento sustentável. Rio de Janeiro: Garamond, 2009

SAMPAIO, R. C. *et al*. **Diretrizes para o uso ético e responsável da Inteligência Artificial Generativa:** um guia prático para pesquisadores. São Paulo: Editora Intercom, 2024.

SANTAGA, F. S. *et al*. Simplified and advanced Sentinel-2-based precision nitrogen management of wheat. **Agronomy**, Basel, v. 11, n. 6, art. 1156, 2021. DOI: https://doi.org/10.3390/agronomy11061156.

SARKER, M. A. A. *et al.* Enhancing smart grid load forecasting: An attention-based deep learning model integrated with federated learning and XAI for security and interpretability. **Intelligent Systems with Applications**, v. 23, set. 2024. DOI: https://doi.org/10.1016/j.iswa.2024.200422.

SCHWARTZ, R., *et al*. Green AI. **Communications of the ACM**, v. 63, n. 12, p. 54 63, 2020. DOI: https://doi.org/10.1145/3381831.

SCHWENDICKE, F. *et al*. Artificial intelligence in dentistry: chances and challenges. **Journal of Dental Research**, v. 99, p. 769-774, 2020. DOI: https://doi.org/10.1177/0022034520915714.

SHAFIQUE, M. N. *et al*. The Synergy Between Industry 5.0 and Circular Economy for Sustainable Performance in the Chinese Manufacturing Industry. **Sustainability**, v. 16, n. 22, p. 9952, 14 nov. 2024. DOI: https://doi.org/10.3390/su16229952.

SHNEIDERMAN, B. Human-centered artificial intelligence: reliable, safe & trustworthy. **International Journal of Human-Computer Interaction**, v. 36, n. 6, p. 495-504, 2020. DOI: https://doi.org/10.1080/10447318.2020.1741118.

SHOKROLLAHI, A. *et al.* Advancing CO2 Solubility Prediction in Brine Solutions with Explainable Artificial Intelligence for Sustainable Subsurface Storage. **Sustainability**, v. 16, n. 17, 23 ago. 2024. DOI: https://doi.org/10.3390/su16177273.

SIGFRIDS, A. *et al.* Human-centricity in AI governance: A systemic approach. Frontiers in Artificial Intelligence, v. 6, 14 fev. 2023. DOI: https://doi.org/10.3389/frai.2023.976887.

SILVA, D. A.; MOURA, F. C. O protocolo PRISMA 2020 como uma possibilidade de roteiro para revisão sistemática em ensino de ciências. **Revista Brasileira de Pós-Graduação**, v. 18, n. 39, p. 1-19, 2022. DOI: https://doi.org/10.21713/rbpg.v18i39.1894

SICHMAN, J. S. Inteligência Artificial e sociedade: avanços e riscos. **Estudos Avançados**, v. 35, n. 101, p. 37-49, 2021. DOI: https://doi.org/10.1590/s0103-4014.2021.35101.004.

SONETTI, G. *et al*. Exploring the Potentials of ICT Tools for Human-Centric Regenerative Design. **Sustainability**, v. 10, n. 4, art. 1217, 2018. DOI: https://doi.org/10.3390/su10041217.

STERGIOU, K.; KARAKASIDIS, T. Optimizing Renewable Energy Systems Placement Through Advanced Deep Learning and Evolutionary Algorithms. **Applied Sciences**, v. 14, n. 23, 21 nov. 2024. DOI: https://doi.org/10.3390/app142310795.

STOCKHOLM RESILIENCE CENTRE. The SDGs wedding cake. 2016. Publicado em: 14 jun. 2016. Disponível em: https://www.stockholmresilience.org/research/research-news/2016-06-14-the-sdgs-wedding-cake.html. Acesso em: 22 dez. 2025.

THE SOCIAL DILEMMA. Direção: Jeff Orlowski. Estados Unidos: **Netflix,** 2020. Documentário. 94 min.

TOMAŠEV, N. *et al.* AI for social good: unlocking the opportunity for positive impact. **Nature Communications**, v. 11, art. 2468, 2020. DOI: https://doi.org/10.1038/s41467-020-15871-z.

TSOKA, T. *et al.* Explainable artificial intelligence for building energy performance certificate labelling classification. **Journal of Cleaner Production**, v. 355, art. 131626, jun. 2022. DOI: https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2022.131626.

TURFAIL, S. *et al*. I. Advancements and Challenges in Machine Learning: A Comprehensive Review of Models, Libraries, Applications, and Algorithms. **Electronics**, v. 12, n. 1789, p. 1-43, 2023. DOI: https://doi.org/10.3390/electronics12081789

TURING, A. M. Computing Machinery and Intelligence. **Mind**, v. 59, n. 236, p. 433 -460, 1950. Disponível em: https://www.csee.umbc.edu/courses/471/papers/turing.pdf. Acesso em: 19 jan. 2025.

UCAR, F. A Comprehensive Analysis of Smart Grid Stability Prediction along with Explainable Artificial Intelligence. **Symmetry,** v. 15, n. 2, p. 289, 20 jan. 2023. DOI: https://doi.org/10.3390/sym15020289.

UNITED NATIONS. **Transforming our world: the 2030 Agenda for Sustainable Development.** New York: UN, 2015. Disponível em: https://sdgs.un.org/2030agenda. Acesso em: 5 abr. 2025.

UNDRR. United Nations Office For Disaster Risk Reduction. **Sendai Framework for Disaster Risk Reduction 2015–2030**. Geneva: UNDRR, 2015. Disponível em:

https://www.undrr.org/publication/sendai-framework-disaster-risk-reduction-2015-2030. Acesso em: 7 out. 2025.

VALLOR, S. The AI mirror: how to reclaim our humanity in an age of machine thinking. Oxford: Oxford University Press, 2024.

VAN BODEGRAVEN, J. **How Anticipatory Design Will Challenge Our Relationship with Technology**. In: Proceedings of the 2017 AAAI Spring Symposium Series, Stanford, CA, USA, 27 -29 mar. 2017. Disponível em: https://aaai.org/papers/15352-15352-how-anticipatory-design-will-challenge-our-relationship-with-technology/. Acesso em: 22 set. 2024.

VAN DER HEEVER, W. *et al.* Understanding Public Opinion towards ESG and Green Finance with the Use of Explainable Artificial Intelligence. **Mathematics**, v. 12, n. 19, art. 3119, 5 out. 2024. DOI: https://doi.org/10.3390/math12193119

VAN ECK, N. J.; WALTMAN, L. Software survey: VOSviewer, a computer program for bibliometric mapping. **Scientometrics**, v. 84, n. 2, p. 523-538, 2009. DOI: https://doi.org/10.1007/s11192-009-0146-3.

VEIGA, J. E. Sustentabilidade: a legitimação de um novo valor. São Paulo: Senac, 2010.

VELOSO, A. *et al*. Understanding the temporal behavior of crops using Sentinel-1 and Sentinel-2-like data for agricultural applications. **Remote Sensing of Environment,** v. 199, p. 415-426, 2017. DOI: https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.07.015.

VINUESA, R. *et al.* The role of artificial intelligence in achieving the Sustainable Development Goals. **Nature Communications**, v. 11, n. 233, 2020. DOI: https://doi.org/10.1038/s41467-019-14108-y

VOSVIEWER, VOSviewer: visualizing scientific landscapes. 2025. Disponível em: https://www.vosviewer.com/. Acesso em: 4 abr. 2025.

WCED. World Commission On Environment And Development. **Our common future.** Oxford: Oxford University Press, 1987

WILLIAMS, C. **Big data insights for wildlife: an introduction to Wildlife Insights**. Vizzuality Blog (Medium), 17 dez. 2019. Disponível em: https://medium.com/vizzuality-blog/big-data-insights-for-wildlife-15b7bdb2563f. Acesso em: 3 mai. 2025.

WU, K. *et al*. Big-data empowered traffic signal control could reduce urban carbon emission. **Nature Communications**, v. 16, art. 2013, 2025. DOI: https://doi.org/10.1038/s41467-025-56701-4.

XU, H. *et al.* Trusted artificial intelligence for environmental assessments: An explainable high-precision model with multi-source big data. **Environmental Science and Ecotechnology**, v. 22, art. 100479, nov. 2024. DOI: https://doi.org/10.1016/j.ese.2024.100479

YANG, S. J. H. *et al.* Human-centered artificial intelligence in education: seeing the invisible through the visible. **Computers and Education: Artificial Intelligence**, v. 2, art. 100008, 2021. DOI: https://doi.org/10.1016/j.caeai.2021.100008.

YIGITCANLAR, T. *et al.* Green artificial intelligence: towards an efficient, sustainable and equitable technology for smart cities and futures. **Sustainability,** v. 13, n. 16, art. 8952, 2021. DOI: https://doi.org/10.3390/su13168952.

ZEB, S. *et al.* Towards defining industry 5.0 vision with intelligent and softwarized wireless network architectures and services: A survey. **Journal of Network and Computer Applications**, v. 223, art. 103796, mar. 2024. DOI: https://doi.org/10.1016/j.jnca.2023.103796

ZHIRONKIN, S.; ABU-ABED, F. Fossil Fuel Prospects in the Energy of the Future (Energy 5.0): A Review. **Energies,** v. 17, n. 22, art. 5606, 2024a. DOI: https://doi.org/10.3390/en17225606.

ZHIRONKIN, S.; ABU-ABED, F. Review of the Transition to Energy 5.0 in the Context of Non-Renewable Energy Sustainable Development. **Energies,** v. 17, n. 18, art. 4723, 2024b. DOI: https://doi.org/10.3390/en17184723.

ZHIRONKIN, S.; DOTSENKO, E. Review of the Transition from Mining 4.0 to 5.0 in Fossil Energy Sources Production. **Energies,** v. 16, n. 15, art. 5794, 2023. DOI: https://doi.org/10.3390/en16155794.

ZHIRONKIN, S.; EZDINA, N. Review of Transition from Mining 4.0 to Mining 5.0 Innovative Technologies. **Applied Sciences,** v. 13, n. 8, art. 4917, 2023. DOI: https://doi.org/10.3390/app13084917.

APÊNDICES

APÊNDICE A – INSTRUMENTO DE COLETA DE DADOS

1. **Contextualização do Participante**

1.1 Qual é o seu cargo atual e há quanto tempo atua nessa posição?

1.2 Qual é o setor de atuação da empresa na qual trabalha?

1.3 Quais são os principais usos de IA no seu dia a dia profissional?

2. **Desafios Atuais em IA (Quebra-gelo técnico)**

2.1 Qual desafio mais complexo você enfrenta hoje ao desenvolver ou aplicar IA na sua organização?

3. **IA e Desenvolvimento Sustentável**

3.1 Em que medida você percebe que a IA pode contribuir para o Desenvolvimento Sustentável no seu setor?

3.1.1 Sondagem: Poderia citar um exemplo concreto dessa contribuição?

3.2 Quais riscos socioambientais associados à IA mais o(a) preocupam (por exemplo, consumo energético, viés algorítmico, impactos no emprego)?

3.2.1 Sondagem: Esses riscos são discutidos ou monitorados pela sua empresa? Como?

4. **IA Centrada no Ser Humano (HCAI) e Governança**

4.1 Você já ouviu falar em Inteligência Artificial Centrada no Ser Humano (HCAI)? Como esse conceito aparece (ou não) nas decisões da empresa?

4.2 Quais práticas ou políticas internas existem para garantir transparência, mitigação de vieses e inclusão nos projetos de IA?

4.3 Que mecanismos externos (normas, leis, certificações) poderiam apoiar uma adoção responsável e sustentável de IA?

5. **Oportunidades Futuras**

5.1 Que fator poderia acelerar, na sua visão, iniciativas de IA alinhadas à sustentabilidade na sua empresa ou setor?

6. **Encerramento**

6.1 Há algo importante sobre IA e Desenvolvimento Sustentável que ainda não discutimos e que você gostaria de acrescentar?

6.2 Qual mensagem final você deixaria a líderes que buscam alinhar IA e sustentabilidade?

APÊNDICE B – CARTA CONVITE

CARTA CONVITE

Prezado(a),

Devido a sua especialização e experiência profissional, você está sendo convidado(a) a participar do projeto de pesquisa intitulado "INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL: IMPACTOS E DESAFIOS APLICADOS AO DESENVOLVIMENTO SUSTENTÁVEL", conduzido pelo pesquisador Bruno de Aguiar Normanha, orientado pela Profa. Dra. Denise Helena L. Ferreira do Programa de Pós-Graduação em Sustentabilidade da Pontifícia Universidade Católica de Campinas (PUC-Campinas).

O objetivo desta pesquisa é identificar e caracterizar os impactos da Inteligência Artificial no desenvolvimento sustentável. Acreditamos que sua participação contribuirá significativamente para o desenvolvimento desta.

A metodologia aplicada será baseada em uma entrevista on-line com duração aproximada de 60 minutos, com a utilização de perguntas abertas. A entrevista será gravada e seu conteúdo transcrito para uso na pesquisa.

Sua participação é voluntária e poderá ser encerrada a qualquer momento, sem prejuízo ou benefício financeiro ou profissional. Garantimos que todos os dados fornecidos serão mantidos em sigilo, e os resultados serão utilizados exclusivamente para fins acadêmicos e publicação em literatura científica. Qualquer informação que permita a identificação dos entrevistados não será compartilhada no trabalho. Reforçamos que o conteúdo dos questionários é sigiloso e não poderá ser compartilhado pelos respondentes da pesquisa.

Estamos à disposição para esclarecer quaisquer dúvidas ou fornecer informações adicionais. Caso aceite o convite, entraremos em contato para fornecer orientações sobre o início da pesquisa.

Desde já, agradecemos imensamente pela sua colaboração e contribuição para este estudo. Atenciosamente,

Bruno de Aguiar Normanha - e-mail: bruno.an2@puccampinas.edu.br; Telefone: (19) 99294-2960 e Profa. Dra. Denise Helena L. Ferreira.

APÊNDICE C – TERMO DE CONSENTIMENTO LIVRE E ESCLARECIDO

TERMO DE CONSENTIMENTO LIVRE E ESCLARECIDO

Você está sendo convidado(a) a participar do projeto de pesquisa intitulado INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL: IMPACTOS E DESAFIOS APLICADOS AO DESENVOLVIMENTO SUSTENTÁVEL, de responsabilidade do(a) pesquisador(a) Bruno de Aguiar Normanha, do Curso de Pós-Graduação em Sustentabilidade, com o objetivo de identificar e caracterizar os impactos da inteligência artificial no desenvolvimento sustentável. A amostra será composta por um total de 10 a 15 profissionais que possuam experiência profissional no desenvolvimento e aplicação da inteligência artificial em empresas.

O seu envolvimento nesse estudo é voluntário, e se dará a partir de uma entrevista *on-line* com perguntas abertas, com duração de aproximadamente 60 minutos, sendo lhe garantido que os seus dados pessoais serão mantidos em sigilo e os resultados obtidos na pesquisa serão utilizados apenas para alcançar o objetivo do trabalho, exposto acima, incluída sua publicação na literatura científica especializada.

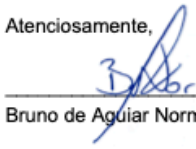
A participação nessa pesquisa não lhe trará qualquer prejuízo ou benefício financeiro ou profissional e, se desejar, a sua exclusão do grupo de pesquisa poderá ser solicitada, em qualquer momento.

Os riscos em participar da pesquisa são baixos. E os seus benefícios são amplos, tanto do ponto de vista científico quanto prático. Além disso, caberá ao pesquisador manter em arquivo, sob sua guarda, por cinco anos, os dados da pesquisa, contendo fichas individuais e todos os demais documentos. Após este período, os dados serão descartados.

O projeto em questão foi analisado e aprovado pelo **Comitê de Ética em Pesquisa com Seres Humanos da Universidade da PUC-Campinas**, telefone de contato (19) 3343-6777, e-mail: comitedeetica@puc-campinas.edu.br, endereço Rua Professor Doutor Euryclides de Jesus Zerbini, 1516, Parque Rural Fazenda Santa Cândida – CEP 13087-571 - Campinas – SP, horário de funcionamento de segunda a sexta-feira das 08h as 12h e das 13h as 17h, que poderá ser contatado para quaisquer esclarecimentos quanto à avaliação de caráter ético do projeto. Dúvidas com relação ao projeto/pesquisa, favor entrar em contato com o(a) pesquisador(a) responsável Bruno de Aguiar Normanha, telefone de contato (19) 99294-2960, e-mail: bruno.an2@puccampinas.edu.br.

Caso concorde(m) em dar o seu consentimento livre e esclarecido para participar do projeto de pesquisa supra-citado, assine o seu nome abaixo.

Atenciosamente,



Bruno de Aguiar Normanha

Estou esclarecido(a) e dou consentimento para que as informações por mim prestadas sejam usadas nesta pesquisa. Também, estou ciente de que receberei uma via integral deste Termo.

Nome/assinatura do(a) participante da pesquisa:
Data:

APÊNDICE D - TERMO DE CONSENTIMENTO PARA TRATAMENTO DE DADOS PESSOAIS

TERMO DE CONSENTIMENTO PARA TRATAMENTO DE DADOS PESSOAIS

TITULAR: _____

Este documento visa registrar a manifestação livre, informada e inequívoca pela qual o(a) Titular concorda com o tratamento de seus dados pessoais para finalidade específica, em conformidade com a Lei nº 13.709 – Lei Geral de Proteção de Dados Pessoais (LGPD).

Ao declarar que concorda com o presente termo, o(a) Titular consente que a ***SOCIEDADE CAMPINEIRA DE EDUCAÇÃO E INSTRUÇÃO (SCEI)***, Mantenedora da ***PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DE CAMPINAS (PUC-Campinas)***, sediada à Rua Professor Doutor Euryclides de Jesus Zerbini, n° 1.516, Parque Rural Fazenda Santa Cândida, CEP 13087-571, Campinas/SP, inscrita no CNPJ sob o nº 46.020.301/0001-88, doravante denominada Controladora, tome decisões referentes ao tratamento de seus dados pessoais, bem como realize o tratamento de seus dados pessoais, envolvendo operações como as que se referem à coleta, produção, recepção, classificação, utilização, acesso, reprodução, transmissão, distribuição, processamento, arquivamento, armazenamento, eliminação, avaliação ou controle da informação, modificação, comunicação, transferência, difusão ou extração deles.

Dados Pessoais

A Controladora fica autorizada a tomar decisões referentes ao tratamento e a realizar o tratamento dos seguintes dados pessoais do(a) Titular:

- Nome completo
- Data de nascimento
- Idade
- Nacionalidade
- Formação Acadêmica
- Cargo

Finalidades do Tratamento dos Dados

O tratamento dos dados pessoais listados neste termo tem a finalidade de:

- possibilitar que a Controladora utilize tais dados em Pesquisas Acadêmicas e de Mercado;
- possibilitar que a Controladora preste contas aos órgãos governamentais e/ou judiciais responsáveis por fiscalizar as Pesquisas Acadêmicas;
- possibilitar que a Controladora utilize tais dados na elaboração de relatórios e emissão de Pesquisa Acadêmica.

Compartilhamento de Dados

A Controladora fica autorizada a compartilhar os dados pessoais do(a) Titular com outros agentes de tratamento de dados, caso seja necessário para as finalidades listadas neste termo, observados os princípios e as garantias estabelecidas pela Lei nº 13.709/18.

Segurança dos Dados

A Controladora responsabiliza-se pela manutenção de medidas de segurança, técnicas e administrativas aptas a proteger os dados pessoais de acessos não autorizados e de situações acidentais ou ilícitas de destruição, perda, alteração, comunicação ou qualquer forma de tratamento inadequado ou ilícito.

Em conformidade com o art. 48 da Lei nº 13.709, a Controladora comunicará ao(à) Titular e à Autoridade Nacional de Proteção de Dados (ANPD) a ocorrência de incidente de segurança, que possa acarretar risco ou dano relevante ao(à) Titular.

Término do Tratamento dos Dados

A Controladora poderá manter e tratar os dados pessoais do(a) Titular durante todo o período em que estes forem pertinentes ao alcance das finalidades listadas neste termo. Dados pessoais anonimizados, sem possibilidade de associação ao indivíduo, poderão ser mantidos por período indefinido.

O(A) Titular poderá solicitar via e-mail (dpo@puc-campinas.edu.br) ou correspondência à Controladora, a qualquer momento, que sejam eliminados os dados pessoais não anonimizados do(a) Titular.

O(A) Titular ficará ciente de que, com a eliminação de seus dados pessoais, ficará excluído da Pesquisa Acadêmica.

Direitos do(a) Titular

O(A) Titular tem o direito de obter da Controladora, em relação aos dados por ela ele tratados, a qualquer momento e mediante requisição:

1. confirmação da existência de tratamento;
2. acesso aos dados;
3. correção de dados incompletos, inexatos ou desatualizados;
4. anonimização, bloqueio ou eliminação de dados desnecessários, excessivos ou tratados em desconformidade com o disposto na Lei nº 13.709/18;
5. portabilidade dos dados a outro fornecedor de serviço ou produto, mediante requisição expressa e observados os segredos comercial e industrial, de acordo com a regulamentação do órgão controlador;
6. portabilidade dos dados a outro fornecedor de serviço ou produto, mediante requisição expressa, de acordo com a regulamentação da autoridade nacional, observados os segredos comercial e industrial;

7. eliminação dos dados pessoais tratados com o consentimento do(a) Titular, para as seguintes finalidades: (i) cumprimento de obrigação legal ou regulatória pela Controladora; (ii) estudo por órgão de pesquisa, garantida, sempre que possível, a anonimização dos dados pessoais; (iii) transferência a terceiro, desde que respeitados os requisitos de tratamento de dados dispostos nesta Lei; ou (iv) uso exclusivo da Controladora, vedado seu acesso a terceiro, e desde que anonimizados os dados, excetuada a hipótese do inciso VII do artigo 18 da Lei nº 13.709/18, com relação à informação das entidades públicas e privadas, com as quais a Controladora realizou uso compartilhado de dados;
8. informação sobre a possibilidade de não fornecer consentimento e sobre as consequências da negativa;
9. revogação do consentimento, nos termos do § 5º do art. 8º da Lei nº 13.709/18.

Direito de Revogação do Consentimento

Este consentimento poderá ser revogado pelo(a) Titular, a qualquer momento, mediante solicitação via e-mail dpo@puc-campinas.edu.br para a Controladora.

Por ser esta a expressão da verdade, firma o presente em **duas vias** de igual teor e forma, na presença das testemunhas abaixo identificadas, para que produza seus efeitos jurídicos e legais.

Campinas, ___ de _____ de 20___.

_____

TITULAR

Testemunhas:

1) _____ 2) _____

Nome: Nome:

CPF: CPF:

ANEXOS

ANEXO A – PARECER CONSUBSTANCIADO DO CEP

PONTIFICIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DE CAMPINAS - PUC/ CAMPINAS

PARECER CONSUBSTANCIADO DO CEP

DADOS DO PROJETO DE PESQUISA

Título da Pesquisa: INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL: IMPACTOS E DESAFIOS APLICADOS AO DESENVOLVIMENTO SUSTENTÁVEL

Pesquisador: BRUNO DE AGUIAR NORMANHA

Área Temática:

Versão: 1

CAAE: 87913525.7.0000.5481

Instituição Proponente: Pontificia Universidade Católica de Campinas - PUC/ CAMPINAS

Patrocinador Principal: Financiamento Próprio

DADOS DO PARECER

Número do Parecer: 7.544.672

Apresentação do Projeto:

O projeto de pesquisa visa explorar como a Inteligência Artificial (IA) pode ser aplicada de maneira ética, estratégica e centrada no ser humano para contribuir com os objetivos do desenvolvimento sustentável. A proposta parte do reconhecimento de que a IA tem desempenhado um papel transformador em diversos setores: como saúde, educação, meio ambiente e planejamento urbano - ao permitir a análise de grandes volumes de dados e a automação de processos decisórios. No entanto, sua implementação também apresenta desafios relevantes, especialmente quando se consideram as implicações éticas, os riscos de exclusão digital e os impactos ambientais decorrentes do uso intensivo de recursos computacionais. A pesquisa pretende investigar de forma aprofundada esses impactos e desafios, analisando tanto na literatura científica quanto as experiências práticas de profissionais que atuam diretamente com IA. A ideia é compreender como a IA pode ser inserida em um ecossistema tecnológico que respeite os princípios da sustentabilidade, equilibrando inovação com responsabilidade social, inclusão e preservação ambiental. Nesse contexto, o projeto se propõe a identificar boas práticas, mapear áreas de aplicação prioritárias e discutir alternativas concretas para a implementação da chamada Inteligência Artificial Centrada no Ser Humano. Ao final, espera-se que a pesquisa ofereça subsídios relevantes para formuladores de políticas, empresas e pesquisadores, contribuindo com diretrizes que favoreçam o uso responsável da IA como instrumento de transformação social positiva.

Endereço: Rua Professor Doutor Euryclides de Jesus Zerbini, nº 1516 - Bloco D
Bairro: Parque Rural Fazenda Santa Cândida **CEP:** 13.087-571
UF: SP **Município:** CAMPINAS
Telefone: (19)3343-6777 **E-mail:** comitedeetica@puc-campinas.edu.br

PONTIFICIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DE CAMPINAS - PUC/ CAMPINAS

Continuação do Parecer: 7.544.672

Objetivo da Pesquisa:

Objetivo primário:

Analisar os contextos de aplicação da Inteligência Artificial Centrada no Ser Humano frente ao desenvolvimento sustentável.

Objetivos secundários:

(i) Identificar os impactos da Inteligência Artificial e das tecnologias correlatas no âmbito do desenvolvimento sustentável;

(ii) Identificar oportunidades para a aplicação da Inteligência Artificial Centrada no Ser Humano e das tecnologias correlatas nas empresas;

(iii) Discutir alternativas para a implementação da Inteligência Artificial Centrada no Ser Humano no contexto do desenvolvimento sustentável.

Avaliação dos Riscos e Benefícios:

Riscos:

A pesquisa apresenta risco mínimo os participantes, pois consiste na realização de entrevistas semi-estruturadas com profissionais da área de Inteligência Artificial, focando exclusivamente em questões profissionais. No entanto, são reconhecidos possíveis desconfortos, como: (i) Fadiga durante a entrevista (com duração de até 1 hora - Teams); (ii) Desconforto com perguntas específicas ¿ caso ocorra, o participante poderá interromper a entrevista a qualquer momento, sem necessidade de justificativa e sem prejuízo algum.

Benefícios:

Os benefícios esperados com a pesquisa incluem: (i) Contribuição científica: a pesquisa aprofunda a compreensão sobre os impactos e desafios da IA no desenvolvimento sustentável, abordando lacunas ainda pouco exploradas na literatura; (ii) Aplicabilidade prática: ao captar a percepção de profissionais do setor, o estudo poderá informar políticas públicas, estratégias empresariais e futuras pesquisas, com foco na adoção ética e sustentável da IA; (iii) Fomento à inovação responsável: o projeto reforça a importância de desenvolver soluções tecnológicas que conciliem eficiência, equidade e sustentabilidade, promovendo uma IA centrada no ser humano; e (iv) Fortalecimento do ecossistema de pesquisa nacional, incentivando iniciativas que equilibrem inovação com impacto social positivo.

Comentários e Considerações sobre a Pesquisa:

A proposta é relevante e oportuna ao investigar os impactos e desafios da aplicação da IA no

Endereço: Rua Professor Doutor Euryclides de Jesus Zerbini, nº 1516 - Bloco D
Bairro: Parque Rural Fazenda Santa Cândida **CEP:** 13.087-571
UF: SP **Município:** CAMPINAS
Telefone: (19)3343-6777 **E-mail:** comitedeetica@puc-campinas.edu.br

contexto do desenvolvimento sustentável, com enfoque em uma abordagem centrada no ser humano. Trata-se de uma temática interdisciplinar que dialoga diretamente com as necessidades contemporâneas de equilibrar inovação tecnológica com responsabilidade social, ambiental e ética. A metodologia adotada é robusta, que combina análise bibliométrica, revisão sistemática da literatura e entrevistas qualitativas com profissionais do setor. Os critérios de inclusão e exclusão dos(as) participantes da pesquisa estão claramente definidos e são competentes para os desfechos primário e final da investigação. A pesquisa não utiliza dados considerados sensíveis, exceto pelos dados pessoais, imagem e voz dos participantes, que serão tratados e preservados de forma adequada. Todos os termos de consentimento e autorizações necessários foram elaborados e redigidos corretamente.

Considerações sobre os Termos de apresentação obrigatória:

Estão presentes os termos de: Termo de Autorização de Uso de Imagem e Voz, Termo de Consentimento para Tratamento de Dados Pessoais, Termo de Consentimento Livre e Esclarecido e a Declaração de Responsabilidade, Compromisso e Confidencialidade, entre outros. Todos adequados.

Recomendações:

Não há.

Conclusões ou Pendências e Lista de Inadequações:

O projeto se encontra em conformidade com as normas éticas, sendo considerado aprovado.

Considerações Finais a critério do CEP:

Dessa forma, e considerando a Resolução CNS nº. 466/12, Resolução CNS nº 510/16, Norma Operacional 001/13 e outras Resoluções vigentes, e, ainda que a documentação apresentada atende ao solicitado, emitiu-se o parecer para o presente projeto: Aprovado. Conforme a Resolução CNS nº. 466/12, Resolução CNS nº 510/16, Norma Operacional 001/13 e outras Resoluções vigentes, é atribuição do CEP ¿acompanhar o desenvolvimento dos projetos, por meio de relatórios semestrais dos pesquisadores e de outras estratégias de monitoramento, de acordo com o risco inerente à pesquisa¿. Por isso o/a pesquisador/a responsável deverá encaminhar para o CEP PUC-Campinas os Relatórios Parciais a cada seis meses e o Relatório Final de seu projeto, até 30 dias após o seu término.

Este parecer foi elaborado baseado nos documentos abaixo relacionados:

PONTIFICIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DE CAMPINAS - PUC/ CAMPINAS

Continuação do Parecer: 7.544.672

Tipo Documento	Arquivo	Postagem	Autor	Situação
Informações Básicas do Projeto	PB_INFORMAÇÕES_BÁSICAS_DO_PROJETO_2516901.pdf	19/03/2025 16:16:00		Aceito
TCLE / Termos de Assentimento / Justificativa de Ausência	Termo_Autorizacao_Uso_Imagem_Voz.pdf	19/03/2025 16:15:12	BRUNO DE AGUIAR NORMANHA	Aceito
TCLE / Termos de Assentimento / Justificativa de Ausência	TERMO_CONSENTIMENTO_TRATAMENTO_DADOS_PESSOAIS.pdf	19/03/2025 16:14:19	BRUNO DE AGUIAR NORMANHA	Aceito
Folha de Rosto	Folha_de_rosto_assinada_BRUNO.pdf	19/03/2025 13:29:38	BRUNO DE AGUIAR NORMANHA	Aceito
Brochura Pesquisa	Instrumento_Coleta_dados.pdf	13/03/2025 18:36:31	BRUNO DE AGUIAR NORMANHA	Aceito
Projeto Detalhado / Brochura Investigador	Final_Projeto_Pesquisa_Bruno_AN.pdf	13/03/2025 18:36:15	BRUNO DE AGUIAR NORMANHA	Aceito
Declaração de Pesquisadores	Profa_Cibele_DECLARACAO_DE_RESPONSABILIDADE_COMPROMISSO_CONFIDENCIALIDADE_co_orientadora.pdf	13/03/2025 18:35:20	BRUNO DE AGUIAR NORMANHA	Aceito
Declaração de Pesquisadores	Profa_Denise_DECLARACAO_DE_RESPONSABILIDADE_COMPROMISSO_CONFIDENCIALIDADE_orientadora.pdf	13/03/2025 18:33:12	BRUNO DE AGUIAR NORMANHA	Aceito
Declaração de Pesquisadores	Pesquisador_DECLARACAO_DE_RESPONSABILIDADE_COMPROMISSO_E_CONFIDENCIALIDADE.pdf	13/03/2025 18:31:57	BRUNO DE AGUIAR NORMANHA	Aceito
Orçamento	Declaracao_custos_recursos.pdf	13/03/2025 18:30:59	BRUNO DE AGUIAR NORMANHA	Aceito
TCLE / Termos de Assentimento / Justificativa de Ausência	TERMO_CONSENTIMENTO_LIVRE_ESCLARECIDO.pdf	13/03/2025 18:30:32	BRUNO DE AGUIAR NORMANHA	Aceito
Declaração de Instituição e Infraestrutura	Declaracao_Infraestrutura.pdf	13/03/2025 18:29:37	BRUNO DE AGUIAR NORMANHA	Aceito
Cronograma	Cronograma.pdf	13/03/2025 18:26:01	BRUNO DE AGUIAR NORMANHA	Aceito

Situação do Parecer:
Aprovado

Necessita Apreciação da CONEP:
Não

Endereço: Rua Professor Doutor Euryclides de Jesus Zerbini, nº 1516 - Bloco D
Bairro: Parque Rural Fazenda Santa Cândida **CEP:** 13.087-571
UF: SP **Município:** CAMPINAS
Telefone: (19)3343-6777 **E-mail:** comitedeetica@puc-campinas.edu.br

PONTIFICIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DE CAMPINAS - PUC/ CAMPINAS

Continuação do Parecer: 7.544.672

CAMPINAS, 05 de Maio de 2025

Assinado por:
GISELE MARA SILVA GONCALVES
(Coordenador(a))

Endereço: Rua Professor Doutor Euryclides de Jesus Zerbini, nº 1516 - Bloco D
Bairro: Parque Rural Fazenda Santa Cândida **CEP:** 13.087-571
UF: SP **Município:** CAMPINAS
Telefone: (19)3343-6777 **E-mail:** comitedeetica@puc-campinas.edu.br