

UNIVERSIDADE CESUMAR - UNICESUMAR
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM GESTÃO DO CONHECIMENTO
NAS ORGANIZAÇÕES

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

**POSSIBILIDADES E LIMITES DA INTELIGÊNCIA HÍBRIDA
NO CONTEXTO DO ENSINO À DISTÂNCIA: UM ESTUDO
NOS NÚCLEOS DE APOIO PEDAGÓGICO E DE
INTELIGÊNCIA ESTRATÉGICA DE UMA INSTITUIÇÃO DE
ENSINO SUPERIOR**

JENIFER FERRAZ CALVI

MARINGÁ

2023

JENIFER FERRAZ CALVI

**POSSIBILIDADES E LIMITES DA INTELIGÊNCIA HÍBRIDA
NO CONTEXTO DO ENSINO À DISTÂNCIA: ESTUDO NOS
NÚCLEOS DE UMA INSTITUIÇÃO DE ENSINO SUPERIOR**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação
em Gestão do Conhecimento nas Organizações da
Universidade Cesumar (Unicesumar) como requisito
parcial para a obtenção do título de Mestre em Gestão do
Conhecimento nas Organizações

Orientadora: Prof^a. Dr^a. Hilka Pelizza Vier Machado
Coorientador: Prof. Dr. Igor Natal

MARINGÁ
2023

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)

C168p

Calvi, Jenifer Ferraz.

Possibilidades e limites da inteligência híbrida no contexto do ensino à distância: um estudo nos Núcleos de Apoio Pedagógico e de Inteligência Estratégica de uma Instituição de Ensino Superior. / Jenifer Ferraz Calvi. – Maringá-PR: UNICESUMAR, 2024.

221 f.; il.; 30 cm.

Orientadora: Profa. Dra. Hilka Pelizza Vier Machado.

Coorientador: Prof. Dr. Igor Natal.

Dissertação (mestrado) – Universidade Cesumar - UNICESUMAR, Programa de Pós-Graduação em Gestão do Conhecimento nas Organizações, Maringá, 2024.

1. Inteligência Artificial. 2. Inteligência natural. 3. Inteligência Híbrida. 4. Gestão do Conhecimento. 5. Educação à distância. I. Título.

CDD – 378

Leila Nascimento – Bibliotecária – CRB 9/1722
Biblioteca Central UniCesumar

Ficha catalográfica elaborada de acordo com os dados fornecidos pelo (a) autor (a).

POSSIBILIDADES E LIMITES DA INTELIGÊNCIA HÍBRIDA NO CONTEXTO DO ENSINO À DISTÂNCIA: ESTUDO NOS NÚCLEOS DE UMA INSTITUIÇÃO DE ENSINO SUPERIOR

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Gestão do Conhecimento nas Organizações da Universidade Cesumar (Unicesumar) como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Gestão do Conhecimento nas Organizações
Linha de Pesquisa: Organizações e Conhecimento

Data da apresentação: 30/08/2023

Banca Examinadora

Prof^a. Dr^a. Hilka Pelizza Vier Machado
Universidade Cesumar (Presidente)

Prof^a. Dr^a. Ângela Mara de Barros Lara
Universidade Cesumar

Prof. Dr. Márcio Pascoal Cassandre
Universidade Estadual de Maringá

MARINGÁ
2023

Dedico este trabalho ao meu esposo que me apoiou e incentivou em todos os momentos.
A minha mãe e aos meus irmãos que vibram pelas minhas conquistas.
A todos os ávidos por conhecimento.

AGRADECIMENTOS

À Deus por ter me concedido resiliência, força e sabedoria.

Ao meu esposo, Wayner, que sempre esteve comigo, me apoiando nos momentos difíceis e comemorando as minhas conquistas. Obrigada por me incentivar e cuidar de nós com tanto zelo e amor.

A Unicesumar, pela concessão da bolsa de estudos institucional. Dos cinco anos de parceria nessa jornada profissional também estive imersa no universo acadêmico pela busca incessantemente do conhecimento.

Ao William Matos, pelo incentivo e por ser um líder inspirador. Obrigada por tudo.

A minha orientadora, profª Drª Hilka Pelizza Vier Machado, pelos ensinamentos, conselhos e sabedoria. Por ter me desafiado e incentivado a ir além do esperado. Por ter aberto uma janela do conhecimento que jamais se fechará. Gratidão a Deus por sua vida.

Aos participantes da pesquisa que contribuíram grandemente com essa dissertação. Vocês foram fundamentais para essa pesquisa.

A profª Drª Angela, sempre atenciosa e incentivadora. Obrigada pelo incentivo para os meus primeiros passos no mestrado.

Aos professores e funcionários do Programa de Pós-Graduação em Gestão do Conhecimento da UniCesumar. Obrigada por todo aprendizado, por cada disciplina ministrada com tanto conhecimento e dedicação.

Aos meus colegas pelas trocas motivacionais e inspiracionais. A intensidade das coisas se amplifica de forma estratosférica no mestrado, mas ter colegas e amigos para desopilar deixa tudo mais leve.

Aos desafios que superei durante toda a jornada (Sl 147:14).

RESUMO

A evolução tecnológica está presente em diferentes áreas do cotidiano, inclusive na Educação. A crescente das tecnologias emergentes aproxima o material e o digital gerando uma simbiose de informações e recursos híbridos. Com os recursos de automatização de processos e tarefas e análise de dados, a IA pode resolver problemas específicos ou mais complexos, que em outro momento, ainda eram resolvidos apenas por humanos. A partir de uma revisão de literatura identificou-se que a inteligência híbrida (IH) tem sido uma temática explorada por pesquisadores de outros países nos últimos cinco anos, com maior ascensão, em especial a China e o Japão, no entanto, o enfoque das pesquisas é direcionado para os sistemas híbridos inteligentes que são sistemas ou dispositivo inteligentes para otimizar os recursos de modelos inteligentes híbridos da máquina. A inteligência natural (IN) e artificial são analisadas em conjunto, com o intuito de entender as possibilidades e limites da geração da IH. A IH é o resultado da combinação das duas inteligências destacadas: IA e IN. A pesquisa tem como objetivo compreender as perspectivas e limites da IH no contexto do ensino a distância na visão dos integrantes dos núcleos de uma instituição de ensino superior. O método utilizado foi estudo de caso. A metodologia é qualitativa com a abordagem indutiva e interpretativista sobre IH no contexto do ensino à distância. Os dados foram coletados com dados primários: de entrevistas, grupo focal e secundários: pesquisa documental. Como resultado da pesquisa identificou-se o uso da IA em pouca escala e conhecimento centralizado em alguns funcionários no núcleo de inteligência estratégica, mas destaca-se as iniciativas individuais para buscar o aprimoramento das habilidades necessárias para utilizar ferramentas e aplicações, introduzindo a IA em seus processos e sistemas. Enquanto no núcleo de apoio pedagógico não foram identificadas iniciativas em IA, mas uma necessidade de automatização de atividades que são repetitivas e são otimistas quanto ao uso da IA para otimizar as atividades. Os entrevistados não apresentam receio de serem substituídos pela máquina, e acreditam que a IA pode ser uma aliada para a co-criação das suas tarefas, colaborando para que o humano possa utilizar o seu tempo livre para outras atividades que envolvam a criatividade e aumento de repertório, e contribuir para o processo do humano de ensinar e aprender com a máquina. O framework proposto aborda a sinergia entre humanos e máquinas, com destaque para a otimização de processos, ferramentas, sistemas e ética. A IA pode apoiar o humano em diversas atividades, assim como na tomada de decisões. No entanto, é crucial enfatizar a necessidade de treinar os indivíduos nas novas ferramentas e identificar os elementos que facilitadores ou dificultadores a interação entre humanos e máquinas para o desenvolvimento da IH. A partir dos resultados das entrevistas e dos grupos focais foram apontadas perspectivas para desenvolvimento da IH nos dois contextos.

Palavras-chave: Inteligência Artificial. Inteligência natural. Inteligência Híbrida. Gestão do Conhecimento. Educação à distância.

ABSTRACT

Technological evolution is present in different areas of everyday life, including Education. The growing number of emerging technologies brings material and digital closer together, generating a symbiosis of information and hybrid resources. With the capabilities of automating processes and tasks and analyzing data, AI can solve specific or more complex problems, which at another time were still only solved by humans. From a literature review it was identified that hybrid intelligence (HI) has been a theme explored by research in other countries in the last five years, with greater ascent, especially China and Japan, however, the focus of research is directed towards the intelligent hybrid systems which are intelligent systems or devices to optimize the capabilities of intelligent hybrid machine models. Natural (NI) and artificial intelligence are taken care of together, in order to understand the possibilities and limits of the generation of HI. HI is the result of the combination of two outstanding intelligences: AI and IN. The research aims to understand the perspectives and limits of HI in the context of distance learning in the view of members of the nuclei of a higher education institution. The method used was case study. The methodology is qualitative with an inductive and interpretive approach on HI in the context of distance learning. Data were collected with primary data: from interviews, focus group and secondary: documentary research. As a result of the research, the use of AI on a small scale and knowledge centralized in some employees in the core of strategic intelligence were identified, but individual initiatives were highlighted to seek the improvement of the necessary skills to use tools and applications, introducing AI in its processes and systems. While in the pedagogical support core, initiatives in AI were not identified, but a need to automate activities that are repetitive and are optimistic about the use of AI to optimize activities. Anxious people do not receive from being replaced by the machine and believe that AI can be an ally for the co-creation of their tasks, collaborating so that humans can use their free time for other activities that involve creativity and increase of repertoire, and contribute to the human process of teaching and learning with the machine. The proposed framework addresses the synergy between humans and machines, with emphasis on the optimization of processes, tools, systems and ethics. AI can support humans in various activities, as well as decision-making. However, it is crucial to emphasize the need to train individuals in the new tools and identify the elements that facilitate or hinder the interaction between humans and machines for the development of HI. Based on the results of the interviews and focus groups, perspectives were identified for the development of the HI in both contexts.

Keywords: Artificial Intelligence. Natural Intelligence. Hybrid Intelligence. Knowledge Management. Distance Education.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 -	Linha do tempo da IA.....	35
Figura 2 -	Aplicações de IA.....	42
Figura 3 -	Áreas e subáreas da IA.....	45
Figura 4 -	Inteligência Híbrida.....	64
Figura 5 -	Geração de IH	65
Figura 6 -	Tríade pessoas, processos e tecnologia.....	79
Figura 7 -	Nuvem de códigos gerados pela IA – entrevistas NAP.....	96
Figura 8 -	Exemplo de uma codificação completa por IA – NAP	97
Figura 9 -	Exemplo de uma codificação em rede por IA – NAP.....	98
Figura 10 -	Nuvem de códigos gerados pela IA – entrevistas NIE.....	99
Figura 11 -	Exemplo da codificação completa por IA do NIE.....	99
Figura 12 -	Exemplo de uma codificação em rede por IA – NIE.....	100
Figura 13 -	Nuvem de palavras NAP.....	103
Figura 14 -	Nuvem de palavras NIE.....	104
Figura 15 -	Fluxograma da geração de questionário.....	110
Figura 16 -	Gráfico de <i>Sankey</i> - Principais categorias de processos do NAP.....	120
Figura 17 -	Gráfico de <i>Sankey</i> - Principais categorias de processos do NIE.....	121
Figura 18 -	Principais sistemas e ferramentas utilizadas no NAP.....	122
Figura 19 -	Principais sistemas e ferramentas utilizadas pelo setor NIE.....	127
Figura 20 -	Gráfico de <i>Sankey</i> – Sistemas e Ferramentas NAP.....	140
Figura 21 -	Gráfico de <i>Sankey</i> – Sistemas e Ferramentas NIE.....	141
Figura 22 -	Gráfico de <i>Sankey</i> – Perspectivas em IA e limites NAP.....	154
Figura 23 -	Gráfico de <i>Sankey</i> - Perspectivas e limites em IA NIE.....	155
Figura 24 -	Frequência de palavras do grupo focal.....	159
Figura 25 -	Guia de perspectivas e desenvolvimento de IH.....	160

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 -	Comparação do processamento de informações IN e IA.....	60
Quadro 2 -	Diferenças entre IA e IN.....	62
Quadro 3 -	Inteligências que se complementam.....	67
Quadro 4 -	Conceitos de GC.....	75
Quadro 5 -	Definições DIKW.....	79
Quadro 6 -	Possibilidades entre GC e IA.....	80
Quadro 7 -	Protocolo de Estudo.....	88
Quadro 8 -	Participantes do NAP.....	91
Quadro 9 -	Participantes NIE.....	92
Quadro 10 -	Dados socioeconômicos dos participantes dos dois setores.....	93
Quadro 11 -	Categorias utilizadas no ATLAS.ti para o NAP.....	102
Quadro 12 -	Categorias utilizadas no ATLAS.ti para o NIE.....	103

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AIED	Inteligência Artificial na Educação
AVA	Ambiente Virtual de Aprendizagem
BI	Business Intelligence
BNC	Base Nacional Comum Curricular
CAAE	Certificado de Apresentação de Apreciação Ética
CNN	Rede Neural Convolucional
CRM	Customer Relationship Management
EAD	Educação à Distância
GC	Gestão do Conhecimento
HAIS	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
IA	Inteligência Artificial
IES	Instituição de Ensino Superior
IH	Inteligência Híbrida
IN	Inteligência Natural
K-NN	K-Nearest Neighbors
LDB	Lei de Diretrizes e Bases da Educação Nacional
MAPA	Material de avaliação prática de aprendizagem
NAP	Serviço Brasileiro de Apoio às Micro e Pequenas Empresas
NAP	Núcleo de Apoio Pedagógico
NIE	Núcleo de Inteligência Estratégica
PDI	Associação Brasileira de Normas Técnicas
PLN	Processamento de Linguagem Natural
RA	Realidade Aumentada
RNA	Rede Neural Artificial
RPA	Automação Robótica de Processos
RPS	Sistema de regras de Produção
RV	Realidade Virtual
T.I	Tecnologia da Informação
TCLE	Termo de Consentimento Livre e Esclarecido

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	13
1.1	DELIMITAÇÃO DO TEMA E PROBLEMA DE PESQUISA.....	16
1.2	OBJETIVOS.....	20
1.2.1	Objetivo Geral.....	20
1.2.2	Objetivos Específicos	21
1.3	JUSTIFICATIVA	21
1.3.1	ADERÊNCIA AO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM GESTÃO DO CONHECIMENTO NAS ORGANIZAÇÕES	23
1.3.2	ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO.....	24
2	REFERENCIAL TEÓRICO	25
2.1	INTELIGÊNCIA NATURAL.....	25
2.2	INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL.....	29
2.2.1	Subáreas e aplicações da IA.....	37
2.2.2	Aprendizado de Máquina.....	41
2.2.3	IA simbólica e IA conexcionista.....	45
2.3	IA E CIÊNCIA DE DADOS.....	46
2.4	ÉTICA DA IA.....	49
2.5	IA NO CONTEXTO EAD.....	54
2.6	INTELIGÊNCIA HÍBRIDA.....	57
2.6.1	Colaboração entre IN e IA.....	64
2.6.2	Sistemas de IH.....	67
2.7	IH E GESTÃO DO CONHECIMENTO.....	73
3	METODOLOGIA	85
3.1	CARACTERIZAÇÃO DA PESQUISA.....	85
3.2	REVISÃO DA LITERATURA.....	86
3.3	MÉTODO.....	87
3.3.1	Aspectos éticos.....	89
3.3.2	Escolha do caso.....	90
3.3.3	Coleta de dados.....	91
3.3.4	Validade e confiabilidade.....	94
3.4	ANÁLISE DE DADOS.....	95

4	APRESENTAÇÃO E ANÁLISE DOS DADOS.....	105
4.1	CONTEXTOS DA PESQUISA.....	105
4.1.1	Contexto das Atividades do NAP.....	108
4.1.2	Contexto das Atividades do NIE.....	110
4.2	PROCESSOS DE EAD NOS NÚCLEOS.....	112
4.2.1	Processo de geração de questionários.....	112
4.2.2	Processo de gestão e análise de dados.....	116
4.3	SISTEMAS E FERRAMENTAS.....	120
4.3.1	Sinergia entre inteligências: interações com os sistemas e ferramentas.....	133
4.3.2	Habilidades técnicas: facilidades e dificuldades	136
4.4	PERSPECTIVAS E LIMITES DA IA.....	140
4.4.1	Grupo focal – Perspectivas dos participantes das entrevistas.....	154
4.4.2	Guia de perspectivas e desenvolvimento de IH.....	159
4.5	RESULTADOS.....	160
5	CONCLUSÕES	164
	REFERÊNCIAS	167
	APÊNDICES	179
	APÊNDICE A – Artigo da revisão bibliométrica (KM Brasil)	179
	APÊNDICE B – Artigo da revisão sistemática	196
	APÊNDICE C – Roteiro de entrevista.....	215
	ANEXO A – Termo de autorização IES.....	217
	ANEXO B - Termo de Consentimento Livre e Esclarecido (TCLE)....	218

1 INTRODUÇÃO

O avanço tecnológico incorpora novas tecnologias ao cotidiano, mas também reestrutura a forma de pensar, de trabalhar, pensar e interagir. Esse avanço tecnológico, impulsionado por diferentes tecnologias está otimizando processos e possibilitando criações que antes eram pouco exploradas ou até mesmo inéditas. As tecnologias emergentes estão se tornando cada vez mais integradas com o mundo material e digital. A transformação digital permite que empresas gerem informações e dados que podem ser utilizados para análises de diversas áreas, além de otimizar processos por meio da tecnologia, ao mesmo tempo que os funcionários e indivíduos de modo geral interagem com essas tendências (FURR; EISENHARDT, 2022). Em 2019, a necessidade de minimizar a interação física e otimizar a eficiência operacional, amplificada pela pandemia da COVID-19, acelerou a implementação de automação em diversos setores (BISSON; BOUKEF, 2021)

Foram diversas áreas impactadas, o setor de saúde, nos processos como a triagem de pacientes e cirurgias assistidas por robôs foram cada vez mais automatizados. Em relação ao varejo e à logística, o boom do comércio eletrônico estimulou o investimento em automação, empregando robôs em centros de distribuição e *chatbots* para suporte ao cliente. A indústria também intensificou a automação, utilizando robôs para tarefas de montagem e embalagem. Em resposta às restrições de distanciamento social, restaurantes e serviços de alimentação abraçaram a automação, e instituições financeiras estão cada vez mais automatizando tarefas administrativas (CHAHAD, 2021).

Por outro lado, o ano de 2022 foi marcado pelo despertar da inteligência artificial (IA), com o desenvolvimento e adoção de sistemas de *chatbot* baseados em IA. O avanço das tecnologias de processamento de linguagem natural e aprendizado de máquina impulsionou o crescimento, permitindo que os *chatbots* oferecessem suporte personalizado e solucionassem problemas de forma eficiente (AMORIM; BARONE; MANSUR, 2008). Esses chatbots, como o ChatGPT, se destacaram por suas capacidades avançadas de processamento de linguagem natural e interação humana (HOLMES; TUOMI, 2022), foram aplicados em diversos setores, como *e-commerce*, mídia, saúde e educação, proporcionando recomendações personalizadas, suporte educacional e até mesmo aconselhamentos e bate-papos com a máquina (KAUFMAN, 2020). No entanto, desafios ainda precisam ser superados em relação a ética e privacidade dos dados. Apesar disso, o entusiasmo gerado pelos *chatbots* em 2022 reforçou o potencial desses sistemas na interação humano-máquina, incentivando progressos constantes e modificando a

maneira como nos comunicamos e interagimos com as máquinas (GONSALES; KAUFMAN, 2023; WANG et al., 2023).

O fato de uma máquina desempenhar atividades humanas é algo comum no campo da IA. Desta forma, um dos maiores receios sempre foi a substituição da mão-de-obra humana pela máquina (RUSSEL, 2021). Outro ponto de reflexão trata-se de quais atividades a máquina é capaz de desempenhar totalmente sozinha, mas não de criar significado para as coisas, o que é de domínio do ser humano e não da máquina (MEYRAN, 2014).

A crescente incorporação da IA no cotidiano é um fato que tem sido observado em diversos setores. Desde o surgimento do despertador inteligente, que se ajusta aos padrões de sono do usuário, até a presença de assistentes virtuais como Alexa ou Siri, que auxiliam na organização de agendas, a IA tem se mostrado cada vez mais relevante. Além disso, sistemas de recomendação em plataformas de streaming e carros autônomos são exemplos de aplicações de IA que têm sido cada vez mais utilizadas. Importante destacar que as possibilidades oferecidas pela IA não se limitam ao cotidiano, mas se estendem a áreas como o reconhecimento de fala, tradução automática, detecção de fraudes em instituições financeiras, reconhecimento facial, desenvolvimento de carros autônomos, diagnóstico médico e chatbots de atendimento ao cliente (BOTELHO; FREITAS, 2022).

Nesse contexto, é importante ressaltar que a tecnologia de IA vem sendo impulsionada pelo estímulo humano e pela capacidade de aprendizado das máquinas. À medida que novas aplicações são desenvolvidas, a máquina adquire novos conhecimentos e se aprofunda sobre os tipos de inteligências existentes.

De acordo com Lecun, Bengio e Hinton (2015), à medida que a tecnologia avança, novas possibilidades são exploradas e novos desafios surgem. É preciso estar atento às implicações éticas e sociais da utilização da IA em diversas áreas, como a privacidade dos usuários e o impacto no mercado de trabalho. de atendimento ao cliente (LUDERMIR, 2021). Nessa perspectiva, à medida que as tecnologias de IA crescem por estímulo humano e da capacidade de aprendizado, a máquina adquire novos conhecimentos e aprofunda-se sobre os tipos de inteligências existentes (LECUN; BENGIO; HINTON, 2015).

O avanço tecnológico traz novas perspectivas sobre a IA e a IN convergindo-se em inteligência híbrida (IH). O homem apresenta a IN baseada nas suas vivências, e a IA, com um conjunto de dados robustos, pode aprender com as informações coletadas e aumentar o repertório de dados. À medida que as tecnologias de IA crescem por estímulo humano e

capacidade de aprendizado, a máquina adquire novos conhecimentos e aprofunda-se sobre os tipos de inteligências existentes (TEIXEIRA, 1998).

As tecnologias de IA estão impulsionando o desenvolvimento de máquinas que emulam características humanas, evidenciado pela crescente presença de robôs humanoides, além de sistemas que se especializam na análise de dados e na automação de processos, fortalecido pelo aprendizado de máquina (D'ARC, 2022). Deste modo, o avanço de novos sistemas em IA traz a reflexão sobre quais são as limitações da máquina e do seu aprendizado (FERREIRA, 2014). A Google, IBM, Microsoft, Facebook, Apple e várias startups, por exemplo, investiram em novos sistemas de IA em especial nas redes neurais artificiais cada vez mais sofisticadas (SILVA NETO; BONACELLI; PACHECO, 2021). Ainda para os autores, um exemplo de sistema de IA que foi lançado em 2020 pela OpenAI foi o *Generative Pre-Training Transformer 3* (GPT-3), um sistema que se baseia em técnicas de aprendizado profundo e constrói conteúdo a partir de comandos mínimos. O sistema é capaz de produzir frases complexas parecendo ser um humano e destaca-se perante outros modelos de linguagem devido ao seu modelo mais generalista e versátil.

Nesse sentido, a IA e IN estão relacionadas na coevolução de novos sistemas em IA e na geração de uma IH. Leodolter (2017, p. 205) define a IH como “uma inteligência coletiva de humanos e elementos de IA que colaboram estreitamente para servir ao propósito de uma unidade”. O autor traz a definição da coexistência e coevolução das duas inteligências para um mesmo objetivo de evolução gerando sabedoria da interação de ambas as partes. Portanto, a IH é a combinação da IN e da máquina, e o estudo da relação entre as duas inteligências tem como objetivo potencializar as habilidades humanas e da máquina (TEIXEIRA, 1998).

Apesar da crescente literatura sobre a interação entre humanos e máquinas, especialmente no contexto das organizações, o campo ainda é incipiente no Brasil. Grande parte dos estudos existentes, predominantemente realizados fora do Brasil, focam em sistemas inteligentes híbridos. Estes estudos visam aprimorar produtos e serviços em setores como agronegócio, ciência da computação, engenharia e matemática. Os principais estudos são: i) Sistemas inteligentes híbridos na relação entre IA e gestão do conhecimento (SÁIZ-BÁRCENA et al., 2015); ii) Uso de ontologias em sistemas computacionais para organizar e integrar informações em diferentes domínios de conhecimento (REMOLONA et al. 2017); iii) sistema inteligente híbrido para previsão de preços de petróleo que combina diferentes técnicas de IA para fornecer previsões precisas (WANG; LIU; LAI, 2004); iv) Modelo de HAIS para aumentar

o desempenho do processo de laminação do aço, que seleciona automaticamente a expressão mais adequada para calcular os parâmetros do modelo (CALVO-ROLLE et al.2013).

No entanto, há uma falta de estudos que se concentram na relação entre a IN e a IA, em especial no contexto da EAD. Essa lacuna de pesquisa é importante de ser preenchida, pois a combinação dessas duas formas de inteligência pode impactar os processos, sistemas e a experiência humana (CAVALCANTI; TAVARES; CASTRO, 2022). Ademais, compreender essa interação pode desenvolver estratégias mais efetivas para a integração da IA no setor educacional e otimizar os resultados efetivos para os humanos e para as organizações. Portanto, essa é uma área que necessita de maior investigação e reflexão (HOLMES; TUOMI, 2022; GONSALES; KAUFMAN, 2023).

Nesse contexto, a IH está presente em diversos setores que possuem aplicações da IA e em que ocorre a interação humana: economia, educação, saúde, segurança e infraestrutura. O enfoque desta dissertação se dá no campo da educação, mais especificamente o ensino superior à distância no setor privado. No âmbito da educação no Brasil, a Lei de Diretrizes e Bases da Educação Nacional (Lei nº 9.394/96), ampara a Educação Básica, o Ensino Fundamental e o Ensino Superior. A educação à distância (EAD) é uma modalidade que utiliza as tecnologias de informação e comunicação entre estudantes e professores para o desenvolvimento de atividades em qualquer lugar que tenha o amparo da tecnologia para que ocorra o processo de ensino e aprendizagem (Decreto 5.622, de 19.12.2005 que regulamenta o Art. 80 da Lei 9.394/96 - LDB).

O avanço da EAD, conforme descrito por Bernal Zamora e Ballesteros-Ricaurte (2017), apresenta a adoção de tecnologias, como QR Code, IA, realidade aumentada e laboratórios virtuais para otimizar o processo de aprendizagem. Além disso, a exploração da IA no contexto do metaverso destaca um esforço contínuo para adaptar e aplicar inovações tecnológicas com o objetivo de aprimorar os objetos de aprendizagem na EAD (KYE et al., 2021). Esse cenário revela uma tendência crescente na educação: a fusão da tecnologia com métodos pedagógicos para criar ambientes de aprendizagem mais imersivos e personalizados.

A interação entre a IA e IN, conforme citado por Peeters et al. (2021), é um exemplo crucial dessa fusão de tecnologias na educação. Ao integrar a IA com abordagens baseadas na IN, cria-se um ambiente educacional sinérgico onde ambas as formas de inteligência colaboram para identificar, gerar e resolver problemas. Essa colaboração não apenas amplia as capacidades humanas através da tecnologia, mas também permite o desenvolvimento de soluções educacionais mais adaptativas que atendem às necessidades individuais dos alunos.

1.1 DELIMITAÇÃO DO TEMA E PROBLEMA DE PESQUISA

Na era moderna, o filósofo francês René Descartes defendeu o conhecimento inato ao ser humano. Autor da frase “Penso, logo existo” que reverbera até os dias atuais a reflexão sobre o ser humano racional, aquele que se distingue de qualquer outro ser vivo pela capacidade de pensar e raciocinar. Para o filósofo, o corpo era uma máquina que do ponto de vista antropocentrismo tinha como o epicentro dotado de inteligência (DESCARTES, 1999).

O pai da filosofia moderna, Descartes (1596-1650) e criador do pensamento cartesiano, acreditava que por meio da matemática, lógica e da ciência era possível expandir a compreensão sobre o mundo. O filósofo defendia a importância da refutabilidade no campo da ciência, em que (1) nada é verdadeiro até ser reconhecido como tal, (2) os problemas precisam ser analisados e resolvidos sistematicamente, (3) as considerações devem partir do mais simples para o mais complexo e (4) o processo deve ser revisto ao fim para que nada importante seja omitido. Para atingir o conhecimento verdadeiro era necessário que todas as teorias fossem indubitáveis, pois por meio da teoria não seria possível corroborar a verdade a não ser pela prática (DESCARTES, 1999).

Para Descartes, se houvessem máquinas formadas por órgãos que denotassem qualquer ser vivo animal, ainda seriam equivalentes a um ser irracional. Mesmo que imitassem as ações do ser humano, não poderiam ser considerados verdadeiros homens, pois nunca poderiam articular palavras, discursar ou simplesmente pensar como os humanos. Em sua frase: “Isso não prova somente que os animais possuem menos razão que os homens, mas que não possuem razão alguma” (DESCARTES, 1999, p. 59), a sua crença era de que para pensar é preciso existir. Outro ponto que o filósofo destaca é sobre a ação e reação aos estímulos que as máquinas não poderiam expressar. Para Descartes, no aspecto moral, é impossível que uma máquina possua condições para agir com a razão em qualquer circunstância da sua existência da mesma maneira que um ser humano pode agir. Na concepção de Descartes, a IN é nata ao ser humano que é capaz de aprender e construir o conhecimento.

Em oposição a esse pensamento, a IA na sociedade moderna implica na aceitação da inteligência não natural como uma aliada para a resolução de possíveis problemas. Além disso, os diversos avanços nos sistemas de IA, as suas aplicações na sociedade atual apontam perspectivas de uma inteligência aprimorada pela capacidade de processamento e armazenamento gerada pela combinação da IA e IN (PEETERS et al., 2021).

Neste contexto, há diversos exemplos de aplicações de IA. Entre elas, citam-se:

assistentes pessoais, robótica, jogos, *softwares*, dispositivos e aplicativos. O método de aprendizado da máquina permite identificar padrões a partir de experiências anteriores, assim como acontece com a mente humana. Essa tecnologia da IA automatiza a construção de modelos analíticos identificando padrões e a tomada de decisões com o aprendizado por meio dos dados inseridos na máquina (RUSSEL; NORVIG, 2013). Ainda na ramificação da IA, mas no subtipo do aprendizado da máquina, existe o aprendizado profundo (*deep learning*) que é uma técnica com o diferencial no uso da rede neural com camadas para o treinamento de algoritmos (LECUN; BENGIO; HINTON, 2015).

Gladkov, Gladkova e Legebokov (2015) abordam o uso de métodos de IA para construir sistemas de gestão do conhecimento (GC). Segundo os autores, o processo de disseminação e transferência do conhecimento é visto como um fator crucial nas organizações, no trabalho analítico e na tomada de decisão utilizando ferramentas eficientes para o processamento e mineração dos dados para a organização das informações e formação do conhecimento. Uma das ferramentas mais eficazes para a resolução de problemas é a lógica difusa (*fuzzy*), é uma técnica de processamento de dados que permite lidar com a incerteza e a imprecisão nas informações, que consiste em sistemas inteligentes híbridos. De acordo com os autores, este método permite um melhor desempenho com informações confusas e desorganizadas, e por meio de um quadro matemático e da lógica difusa, é possível fornecer a solução para a tomada de decisões.

Moscoso-Zea et al., (2019) apresentaram uma infraestrutura de informação híbrida para *business intelligence e analytics* (BI&A) e *knowledge management* (KM) com base em um *data warehouse* (DW) de um repositório de arquitetura empresarial que permite a digitalização do conhecimento e visualização e análise de componentes organizacionais diferentes como pessoas, processos e tecnologia. O modelo proposto na pesquisa apresenta a análise de dados educacionais e processos acadêmicos e para a criação de conhecimento explícito usando diferentes algoritmos e métodos de mineração de dados e análise de aprendizagem.

No Brasil, a temática IH foi abordada em 1998 no livro *Mentes e Máquinas: uma introdução à ciência cognitiva*, do filósofo João de Fernandes Teixeira. Em 2006 o autor foi o precursor sobre o tema na publicação de artigos sobre IH com o artigo *Parcerias Cognitivas entre mentes e máquinas* (TEIXEIRA; GUIMARÃES, 2006). Os autores abordam sobre a ciência da computação, definindo o que são os algoritmos, a máquina de Turing e as diferenças de *hardware* e *software*, este último retratado como a mente humana.

O modelo de ciência cognitiva abordado por Teixeira (1998) foi pioneiro no Brasil e despertou o questionamento sobre os limites e a influência da IA. Em resposta a tal dúvida, o autor firmou os seus estudos sobre o funcionamento das redes neurais artificiais (RNAs) para compreender a relação entre a mente humana e da máquina. Para Teixeira (1998) o cérebro é um processador de informações com neurônios naturais, responsável pela concepção e interpretação de todas as informações capturadas.

As RNAs apresentam *inputs* de um sinal ou informação responsável por um comando à máquina, uma vez que cada neurônio artificial é responsável por apenas um processamento por vez. São criados vários neurônios artificiais para que o sistema tenha um melhor rendimento, e por meio do aprendizado das redes neurais ocorra a formação do raciocínio simbólico da máquina. Essa perspectiva simbólica do raciocínio está relacionada com a forma que o ser humano raciocina (JANIESCH; ZSCHECH; HEINRICH, 2021).

Por outro lado, LeCun et al. (2015) abordam duas visões diferentes do papel dos símbolos na inteligência, tanto biológica quanto na mecânica: uma sustenta que o raciocínio simbólico deve ser codificado desde o início, e o outro afirma que pode ser aprendido através da experiência por máquinas e humanos. Sendo assim, é necessário entender a IN e a IA, e como essa combinação gera a IH.

Atualmente, a interação entre IA e IN ocorre em diversos lugares, sendo alguns deles: (i) aplicativos de celulares, computadores e dispositivos conectados a internet; (ii) algoritmos de recomendação e relevância com o objetivo de potencializar o consumo por recomendações e os destaques de produtos mais vistos; (iii) mecanismos de pesquisas como o *googlebot*, e o *google leans* responsável por encontrar itens a partir de fotos com a imagem que deseja encontrar; *google maps* que revolucionou o deslocamento nas estradas e o *google trip* que ajuda a criar roteiro de viagens, (iv) assistentes pessoais e casas inteligentes usado pela Amazon e Google nos aparelhos eletrônicos, eletrodomésticos e dispositivos móveis; (v) IA na comunicação e no marketing para a análise do comportamento do consumidor com os dados de navegação das redes sociais e sites para a recomendação de vendas; IA na análise de *big data* e carros autônomos, tendo o carro autônomo sem um motorista humano, e o *big data* no tratamento de um grande volume de dados para a geração de informações; (vi) IA no metaverso usará novos modelos de aprendizado de máquina para aprender a imitar o mundo real e criar um mundo virtual com dispositivos digitais; (vii) IA na educação e aprendizagem como na realidade aumentada, computação em nuvem e gamificação; (viii) IA na medicina e saúde também utiliza *big data* para análise de um maior volume de dados, processamento de dados, e

algoritmos que propõem soluções de problemas, a exemplo da análise e diagnósticos na Covid-19; (ix) IA na agricultura: drones com o uso da IA, robôs e máquinas automatizadas para acompanhar as condições das plantações; (x) IA nas empresas e na indústria: processamento ágil de um grande volume de dados aumentando a produtividade e competitividade das empresas (LEODOLTER, 2017; LEE, 2019)

As tecnologias com *big data* são consideradas o *hype*¹ da produtividade, considerado o nível de estabilidade da tecnologia e aceitação pelo público (LEODOLTER, 2017; GARTNER, 2022). A *big data* tem potencial para facilitar a gestão e tratamento de um grande volume de dados para contribuir nos processos, sistemas de controle e automações, utilizando os algoritmos de aprendizado da máquina (LEODOLTER, 2017).

No contexto da IA na educação, é possível utilizar recursos como tecnologias de realidade aumentada, gamificação e computação em nuvem para construir uma experiência de aprendizado aprimorada (LAMPPOPOULOS; KERAMOPOULOS; DIAMANTARAS, 2022). Além disso, Lampropoulos et al. (2022) afirmam que as instituições de ensino superior (IES) exploram as tecnologias baseadas em IA para garantir uma experiência acadêmica de qualidade e o engajamento dos alunos. A EAD tem experimentado um processo de expansão nos últimos anos e continua a crescer no Brasil. Esse método de ensino permite que os alunos estudem de qualquer lugar que tenha acesso à internet (DE ARAUJO; JEZINE, 2021). E por meio dos recursos tecnológicos disponíveis o aluno tem acesso às aulas, aos professores, materiais didáticos e a possibilidade de interagir com *games* que irão atuar como facilitadores do aprendizado (LAMPPOPOULOS et al., 2022).

O conceito de EAD no Brasil é definido oficialmente no Decreto nº 5.622, de 19 de dezembro de 2005:

“Art. 1º Para os fins deste Decreto, caracteriza-se a Educação a Distância como modalidade educacional na qual a mediação didático-pedagógica nos processos de ensino e aprendizagem ocorre com a utilização de meios e tecnologias de informação e comunicação, com estudantes e professores desenvolvendo atividades educativas em lugares ou tempos diversos”. (BRASIL, 2005)

Para Moran (2015, p.1), a EAD pode ser definida como “o conjunto de ações de ensino-aprendizagem que são desenvolvidas através de meios telemáticos, como a internet, a videoconferência e a teleconferência”. A educação à distância precisa se adequar a conjunturas e leis para diferenciá-la de um curso simples de aplicação *on-line*. É necessário estar de acordo com a Lei de Diretrizes e Bases da Educação Nacional (LDB). Em 2020 a portaria nº 882, de

¹ *Hype* é o termo usado para aquilo que está no ápice, são as atualizações e tendências que estão em alta. Na tecnologia este termo é utilizado para representar o ciclo de crescimento e maturação (GARTNER, 2022).

23 de outubro de 2020 homologa o parecer CNE/CP nº 14/2020 do Conselho Pleno do Conselho Nacional de Educação, o qual estabelece as Diretrizes Curriculares Nacionais para a Formação Continuada de Professores da Educação Básica e institui a Base Nacional Comum Curricular (BNCC) para a Formação Continuada de Professores da Educação Básica - BNC-Formação Continuada. Essas diretrizes estabelecem orientações no que diz respeito à imprescindibilidade de lidar com as dinâmicas do processo de aprendizagem por meio da tecnologia, proporcionando, desse modo, aos professores a oportunidade de conceber novas metodologias e abordagens ativas e inovadoras, tanto para o ensino presencial quanto para o ensino remoto ou à distância (BRASIL, 2020).

Nesse sentido, é visto que as tecnologias digitais são fundamentais para a EAD e têm sido utilizadas no ensino à distância, tanto para aumentar a eficácia das aulas como para permitir que estudantes tenham acesso à educação de forma remota. Dentre as tecnologias mais utilizadas no ensino à distância, destacam-se as plataformas de e-learning, que permitem a criação de ambientes virtuais de aprendizagem, e as videoconferências, que possibilitam a comunicação síncrona entre professores e alunos. Além disso, outras tecnologias têm se mostrado eficazes no processo de ensino e aprendizagem, como jogos educacionais, realidade virtual e aumentada e a IA (DE SÁ FILHO; MARTINS MENDONÇA GOMES, 2019).

As tecnologias digitais da informação e comunicação têm colaborado para a relação humano-máquina (TEIXEIRA, 1998). A introdução da IA no EAD é recente, principalmente no ensino híbrido em contributos como os ambientes virtuais de aprendizagem (AVA) em que possuem agentes inteligentes em IA para reconhecer expressões e comportamentos, recursos de tradução automática, a realidade aumentada (RA), realidade virtual (RV) e a gamificação (HOFFMANN, 2021; LAMPROPOULOS, et.al, 2022).

Visando explorar esse contexto de aprendizado, esta pesquisa busca responder à questão: quais são as perspectivas e limites para geração de IH no ensino à distância?

1.2 OBJETIVOS

Para responder à questão de pesquisa acima descrita, este trabalho teve os seguintes objetivos:

1.2.1 Objetivo geral

Esta pesquisa tem como objetivo geral compreender as perspectivas e limites da IH no

contexto do ensino a distância na visão dos integrantes dos núcleos de uma instituição de ensino superior.

1.2.2 Objetivos específicos

1. Descrever os processos de EAD nos núcleos de apoio pedagógico e de inteligência estratégica em uma IES.
2. Identificar e descrever o uso de IA nos dois núcleos.
3. Identificar e analisar, a partir de visões de integrantes dos dois núcleos, possibilidades de produção e limites da IH no ensino à distância.
4. Apresentar um mapa ou guia de perspectivas e desenvolvimento de IH nos contextos analisados.

1.3 JUSTIFICATIVA

O tema IH apresenta um vasto campo a ser explorado dado o avanço das tecnologias em IA e o impacto destes avanços na sociedade como um todo (LEODOLTER, 2017). A IN é a capacidade de compreender, assimilar e adaptar-se às novas circunstâncias, sendo formada por diferentes habilidades cognitivas, incluindo a inteligência lógico-matemática, a inteligência linguística, a inteligência espacial, a inteligência musical, a inteligência interpessoal, a inteligência intrapessoal e a inteligência corporal-cinestésica (GARDNER, 2008). Cada uma dessas habilidades envolve diferentes aspectos cognitivos, desde a compreensão de símbolos e a lógica matemática até a habilidade de se expressar em diferentes idiomas e a capacidade de reconhecer padrões visuais e sonoros (FARIA, 2003). Para Nonaka e Takeuchi (2008), a capacidade intelectual é construída durante todo o ciclo de vida do ser humano com as adversidades e vivências empíricas, ocorrendo a formação do conhecimento tácito. Para os autores, outra capacidade humana voltada ao intelecto é o potencial de tornar o conhecimento explícito e compartilhá-lo com outras pessoas, sobretudo, incentivando o armazenamento deste conhecimento a fim de que ele possa ser compartilhado (NONAKA; TAKEUCHI, 2008).

A interação que ocorre entre o humano e a máquina propicia a combinação de duas inteligências que analisadas separadamente cumprem papéis que se complementam. A relação humano-máquina deve ser simbiótica, onde a computação é vista como um fator de potencialização das habilidades humanas, em vez de uma substituição. Essa interação entre ser humano e o computador apresenta relevância para criar sistemas que possam ser utilizados de

forma mais eficiente pelos seus usuários, uma vez que os computadores têm se tornado cada vez mais presentes no cotidiano, seja no ambiente de trabalho ou na vida pessoal (TEIXEIRA, 1998).

A direção da IA nos últimos tempos se volta para a criação de máquinas com características humanas, com a finalidade de aprimorar suas propriedades que se assemelham às dos seres humanos. Os estudos recentes em aprendizado de máquina possibilitaram que setores como o educacional se beneficiem das tecnologias que automatizam funções humanas, alcançando melhor desempenho com a otimização do tempo pela automação de tarefas (WANG, et al., 2023).

As ferramentas de IA podem ser vistas não apenas como tecnologias emergentes, mas como aliados estratégicos que proporcionam suporte e incremento de capacidade para as empresas. Elas trabalham em parceria com a mão de obra humana, automatizando tarefas e liberando os funcionários para se concentrarem em funções mais complexas e criativas. Esta simbiose entre IA e IN permite um aumento significativo da produtividade, eficiência operacional e competitividade, contribuindo para um cenário empresarial e social cada vez mais dinâmico (LEODOLTER, 2017). Desse modo, a IA não substituirá os seres humanos, mas sim, aperfeiçoará tarefas e ampliará os resultados de atividades que envolvem o processo de tomada de decisão nas organizações (LEE; SESHIA, 2016).

Nas organizações, a IA deixou de ser utilizada apenas para a automação de processos e tarefas e têm surgido novas formas de trabalho entre homem e máquina. O novo formato de trabalho que prevê a parceria entre humanos e robôs, contribui com: 1) mais eficiência; 2) melhores feedbacks; 3) maior precisão nas metas; 4) menor propensão a erros; 5) gestão de recursos; 6) previsão de tendências e, 7) oscilações de mercado e aumento do faturamento (LEE; QIUFAN, 2022; WANG et al., 2023). Nessa perspectiva, a IA é utilizada nas principais tarefas diárias, por meio de robôs, em que a predição e prescrição é uma aliada à tomada de decisão por parte das organizações (CALAGNA et al., 2021).

Na educação, a IA pode personalizar a aprendizagem, oferecer *feedbacks* precisos e otimizar tarefas. A IA pode agregar valor na educação, mas seu uso deve ser ético e responsável (VICARI, 2021). No Brasil, a história da educação com a tecnologia objetivava realçar o papel ativo do aluno, com o ensino de programação sendo visto como um estímulo à criatividade. Além disso, os estudos em técnicas de redes neurais artificiais e aprendizado profundo em IA, o foco das pesquisas em IA foram aplicados para a extração e identificação de padrões a partir dos dados. Desse modo, há muitos recursos de IA que podem ser usados nas diversas áreas da

educação, mas deve ser vista como um instrumento da tecnologia para apoiar docentes, discente e os indivíduos que utilizarem as ferramentas (GONSALES; KAUFMAN, 2023).

Os avanços tecnológicos têm impactado o setor educacional por décadas, promovendo melhorias pedagógicas e na gestão. Notavelmente, a inclusão da IA no ensino superior tem proporcionado oportunidades significativas de desenvolvimento para o setor, beneficiando tanto estudantes quanto docentes no processo de ensino-aprendizagem, como as instituições como um todo (CAVALCANTI; TAVARES; CASTRO, 2022).

Nesse contexto, com os resultados apresentados pela revisão bibliométrica acerca do tema IH, percebeu-se que os estudos sobre o tema da pesquisa, são direcionados para compreender e melhorar a performance do aprendizado da máquina para o aperfeiçoamento das tecnologias da IA. Além disso, eles têm sido realizados em diversos setores que possibilitam as suas aplicações, sendo que estas pesquisas se concentram, em sua maior parte, na China. No Brasil, como comentado anteriormente, o tema é recente e foi abordado pela primeira vez pelo filósofo João de Fernandes Teixeira, em 1996. O ensejo do autor e filósofo foi compreender a evolução das mentes e máquinas no processo de avanços da IA. Ele é autor de publicações sobre o tema: *Será que o Watson Pensa?* (2011), *A humanização dos robôs* (2011), *Somos todos Ciborgues* (2011) e *Cérebro e o Robô* (2015).

A IA pode ser de grande valia na resolução de problemas específicos, repetitivos e muitas vezes complexos nas organizações. A IA e a IN apresentam condições para uma coevolução. Considerando, que todo o aprendizado evolui de forma síncrona e permite que todo o conhecimento criado seja compartilhado na medida em que as informações são geradas pela máquina, nesta dissertação essa complementaridade será analisada no contexto do EAD.

1.3.1 ADERÊNCIA AO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM GESTÃO DO CONHECIMENTO NAS ORGANIZAÇÕES

A pesquisa se enquadra na linha da “Organizações e Conhecimento”, e o tema: “IH no Contexto do Ensino à distância”, com o objetivo de analisar o resultado da combinação entre a IN e artificial no núcleo de apoio pedagógico (NAP) de uma instituição de ensino superior. Nessa perspectiva, a linha de pesquisa vem contribuir com a ampliação das possibilidades de aprendizado e com o uso de recursos tecnológicos que auxiliam na construção do conhecimento. Dessa forma, esta pesquisa é aderente ao Programa de Pós-Graduação em Gestão do Conhecimento nas Organizações, uma vez que detém caráter interdisciplinar. Insere-se no grupo de pesquisa Conhecimento e Inovação cadastrados no grupo de pesquisa do CNPq.

1.3.2 ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO

Esta dissertação é composta por cinco capítulos. O capítulo 1 apresenta a introdução, delimitação do tema e definição do problema de pesquisa, objetivo geral e específicos, justificativa da pesquisa e a aderência ao Programa e a sua estrutura. No capítulo 2 é apresentado o referencial teórico abordando as temáticas envolvidas nos estudos. No primeiro subtópico discorre sobre IN, seguido por IA, subáreas da IA, aprendizado de máquina, IA simbólica e IA conexionista, ética da IA, IA no contexto da EAD, IH, colaboração entre IN e IA, sistemas de IH, IH e Gestão do conhecimento, IA e ciência de dados e IA orientada por dados. No capítulo 3 apresenta-se a metodologia utilizada da pesquisa, fornecendo a caracterização da pesquisa, revisão de literatura, método, aspectos éticos, escolha do caso, coleta de dados, validade e confiabilidade e análise de dados. O capítulo 4 está estruturado com a apresentação e análise de dos dados, seguido pelo contexto da pesquisa, contexto das atividades do NAP, contexto das atividades do NIE, processos de EAD nos núcleos, processo de geração de questionários, processo de gestão e análise de dados, sistemas e ferramentas, sinergia entre inteligências: interação com sistemas e ferramentas, habilidades técnicas: facilidade e dificuldades, perspectivas e limites da IA, resultados do grupo focal, guia de perspectivas e desenvolvimento da IH e a síntese dos resultados. Por fim, no capítulo 5 é apresentada a conclusão

2 REFERENCIAL TEÓRICO

Este capítulo dedica-se à discussão dos conceitos contidos no problema de pesquisa, com base em uma pesquisa bibliográfica sobre os estudos do tema investigado. Primeiramente, conceitos de inteligência natural, a sua geração e as principais habilidades e capacidades humanas. Posteriormente, aprofundou-se a discussão sobre a história da IA, as subáreas da IA, principais inteligências artificiais, os sistemas e aplicações de IA. Foi dedicado um subtópico para a IA e ciência de dados, a fim de enriquecer a análise para os grupos da pesquisa. Seguido pelo tópico de IA no contexto EAD, inteligência híbrida e a colaboração entre IN e IA. Finalizando com sistemas de IH e IH e gestão do conhecimento.

2.1 INTELIGÊNCIA NATURAL

A IN é um conceito complexo e plural que envolve diversas habilidades cognitivas, tais como compreensão, aprendizagem, raciocínio, memória e solução de problemas. De acordo com Miranda (2002), existem diferentes definições e teorias que tentam explicar esse fenômeno, desde as perspectivas psicométricas e fatoriais, que enfatizam a medição e quantificação da inteligência, até as abordagens cognitivas, que destacam o processamento da informação e a tomada de decisão. A inteligência é a característica intelectual do indivíduo que o faz compreender, raciocinar e interpretar, possibilita o poder de escolha, a tomada de decisão, o armazenamento das memórias, a imaginação e sonhos. A IN é a capacidade de compreensão perceptiva e de generalizar soluções e evoluir constantemente (KHALFA, 1996).

O significado de Inteligência pelo dicionário Houaiss e Villar (2008, p. 1.631) consiste em “entendimento e conhecimento”. A inteligência natural denota o conhecer, aprender, e compreender a partir das experiências ao longo da vida e dos desafios que são superados. Diferentemente de outras formas de inteligência, como a lógico-matemática ou a linguística, a inteligência natural não depende apenas de habilidades cognitivas específicas, mas também de fatores emocionais, motivacionais e comportamentais (NUNES; SILVEIRA, 2011).

De acordo com a teoria bifatorial, a IN é composta por duas dimensões: a inteligência fluida e a inteligência cristalizada. A inteligência fluida está associada à capacidade de raciocínio, resolução de problemas e adaptação a situações novas, enquanto a inteligência cristalizada se refere à capacidade de utilizar conhecimentos prévios e experiências para resolver problemas. A teoria foi criada em 1927 pelo psicólogo Charles Spearman, que defende que a inteligência é uma habilidade mental que envolve capacidades cognitivas gerais e específicas, sendo que a inteligência geral é responsável por todas as atividades mentais,

enquanto a inteligência específica é responsável por habilidades específicas. De acordo com essa teoria, a inteligência é dividida em um fator geral (g) e vários fatores específicos (s). O fator geral se refere à inteligência geral de uma pessoa, enquanto os fatores específicos se referem às habilidades específicas, como habilidades verbais, espaciais e matemáticas (GARDNER, 2008).

A teoria bifatorial de Spearman é considerada a primeira teoria do aprendizado e explica que existem dois componentes que determinam o desenvolvimento do processo, e pode ser utilizada para avaliar a inteligência por meio de testes, em que é possível medir tanto o fator geral, quanto os fatores específicos. A teoria teve grande impacto no campo da psicologia e é considerada uma das teorias mais importantes sobre a inteligência (SCHELINI, 2006).

Po sua vez, a teoria das múltiplas inteligências desenvolvida pelo psicólogo Howard Gardner em 1983, propõe que a inteligência não pode ser definida como um conjunto fixo e restrito de habilidades, mas sim como um conjunto de oito inteligências distintas que são igualmente importantes. Gardner (2008) propõe que a IN é composta por oito inteligências diferentes: linguística, lógico-matemática, espacial, musical, cinestésica, interpessoal, intrapessoal e naturalista. Segundo essa teoria, as pessoas possuem habilidades e aptidões em diferentes áreas, podendo ser mais habilidosas em umas do que em outras.

Cada pessoa apresenta uma combinação única dessas inteligências, o que explica as diferenças entre as pessoas em termos de habilidades e preferências. A teoria das inteligências múltiplas sugere a existência de oito formas distintas de inteligência (GARTNER, 2008):

- 1) Inteligência linguística: facilidade em expressar-se oralmente ou por escrita.
- 2) Inteligência lógica: boa memória, facilidade com operações matemática e resolução de problemas complexos.
- 3) Inteligência espacial: facilidade com o aprendizado e manipulação do mundo visual com imagens em 2D ou 3D.
- 4) Inteligência motora: facilidade para realizar movimentos complexos com o corpo, possuindo excelente noção de espaço e distância.
- 5) Inteligência musical: facilidade em identificar e reproduzir sons e harmonias musicais.
- 6) Inteligência interpessoal: capacidade de liderança. Facilidade em persuadir o outro.
- 7) Inteligência intrapessoal: facilidade para a autocompreensão e análise de si.
- 8) Inteligência naturalista: facilidade para diferenciar padrões que estão na natureza.

De acordo com essa teoria, as diferentes formas de inteligência precisam ser

identificadas, valorizadas e estimuladas em contextos educacionais, de forma a permitir que cada pessoa possa desenvolver seu potencial individual, de acordo com suas habilidades e preferências pessoais.

Para Goleman (2021) além das múltiplas inteligências, o indivíduo também pode desenvolver a inteligência emocional. O autor destaca as principais características da inteligência emocional:

a) autoconsciência: conhecimento dos seus pontos fortes e fracos, b) automotivação: resiliência e iniciativa, c) reconhecimento das emoções em outras pessoas: é um processo de empatia, d) controle emocional: capacidade de lidar com as adversidades e, e) relacionamentos interpessoais: saber administrar conflitos (GOLEMAN, 2012). Essa inteligência refere-se à habilidade de reconhecer e lidar com as emoções próprias e dos outros, em que a autoconsciência emocional se refere à capacidade de entender o que se está sentindo e estar conectado com os seus valores e essência. Já a autogestão emocional é a habilidade de gerenciar nossas a própria emoção. A consciência social se refere à capacidade de compreender as emoções dos outros e responder adequadamente a elas, enquanto as habilidades sociais representam a capacidade de se comunicar e relacionar com os outros de maneira efetiva (GARDNER 2008; DE ANDRADE, 2011).

Estas características são devido a consciência e a autopercepção da mente humana pela rede de neurônios naturais do ser humano (TEIXEIRA, 1998). À medida que as pessoas vivenciam experiências, elas desenvolvem habilidades que ampliam seu repertório de memórias e possibilitam o compartilhamento delas com outros indivíduos. Isso ocorre porque as habilidades cognitivas e emocionais são aprimoradas por meio das experiências vividas, contribuindo para o desenvolvimento da inteligência natural e emocional. A construção e o compartilhamento de memórias permitem que as pessoas aprendam com suas próprias vivências e com as experiências de outras pessoas, ampliando o conhecimento e a compreensão do mundo ao seu redor (GARDNER, 2008; GOLEMAN, 2012).

Essa capacidade de compartilhar experiências é intrínseca ao ser humano. Assim sendo, uma inteligência que não seja inata, originária do ser humano, não possuiria as mesmas aptidões para aprender e compartilhar conhecimento. A IA pode executar tarefas específicas de maneira mais eficiente do que os humanos, mas ainda é incapaz de substituir completamente a capacidade humana de adaptação, criatividade e empatia. Além disso, a IA ainda depende de ser programada e orientada pelos humanos (TEIXEIRA, 1998).

Jenkins, (2008, p. 54) cita a inteligência coletiva “como a capacidade das comunidades

virtuais alavancarem a expertise combinada de seus membros”. Essa perspectiva apresentada pelo autor se alinha com o pensamento apresentado por Lévy (2003), de que a inteligência coletiva é a habilidade dos indivíduos de cooperar, fundindo seus conhecimentos, competências e perspectivas individuais para solucionar problemas, tomar decisões e obter resultados que superem as capacidades individuais. Dessa forma, mesmo que a IA seja uma poderosa ferramenta, ainda precisamos do elemento humano, da inteligência coletiva, para maximizar seu potencial e atingir objetivos maiores. Para Lévy (2003, p. 28) “a inteligência coletiva é uma inteligência distribuída por toda parte, incessantemente valorizada e coordenada em tempo real que resulta em uma mobilização efetiva das competências.

Nesse sentido, Maleewong et al. (2008) afirmam que isso significa que uma comunidade de pessoas pode evoluir resolvendo problemas juntas e colaborando, reconhecendo e enriquecendo umas às outras. Enquanto, Yuan et al. (2007) destacam que a inteligência coletiva envolve processos de cooperação, colaboração, compartilhamento de informações e construção conjunta do conhecimento. Em que cada pessoa contribui com seu conhecimento para construir um conhecimento coletivo. Portanto, a inteligência coletiva é a combinação de inteligências individuais, representando para além da soma das inteligências, mas evoluindo à medida que as inteligências atuam individual e coletivamente.

No ambiente de trabalho, a função da inteligência coletiva serve para sustentar a comunidade, permitindo a contínua argumentação e evidência das competências, para uma resposta rápida às oportunidades e desafios cruciais que surgem (DE ANDRADE, 2011).

Lévy (2003) argumenta que a sociedade da informação busca promover um novo humanismo, possibilitando a emergência de um novo espaço antropológico. As diferentes formas de conhecimento, desde a oralidade até a escrita e a informática, têm causado mudanças na sociedade. Logo, essas mudanças têm impacto direto na forma como percebemos a realidade. Desse modo, o autor sugere que sejam criadas alternativas que unam diferentes formas de conhecimento às novas tecnologias intelectuais. Destaca o papel dos diversos agentes sociais na sociedade contemporânea.

A inteligência coletiva não se limita apenas ao aspecto cognitivo, mas também se refere ao trabalho conjunto. Em uma sociedade inteligente, busca-se o reconhecimento da diversidade das habilidades humanas, permitindo o crescimento, a diferenciação e a valorização das singularidades (LÉVY, 2003).

2.2 INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

Turing (1950), considerado um pioneiro nos estudos da IA, escreveu o artigo intitulado "Computing Machinery and Intelligence", que marcou a história da IA ao relacioná-la com a possibilidade de as máquinas possuírem consciência e emoções. Ele propôs o Teste de Turing, que consiste em uma conversa, em linguagem natural, entre um interrogador humano, um ser humano e uma máquina, para determinar qual dos dois é a máquina com base nas respostas fornecidas. Entretanto, filósofos e cientistas da computação argumentam que a capacidade de uma máquina em imitar o comportamento humano não é suficiente para provar que ela é capaz de pensar. Além disso, muitos acreditam que o teste de Turing é muito limitado, pois se concentra apenas na capacidade da máquina em imitar a linguagem humana, e não em outras habilidades cognitivas importantes, como a capacidade de raciocinar, resolver problemas e aprender (KAUFMAN, 2019).

O marco da IA foi em 1956 e ocorreu em *Dartmouth College Conference*², a conferência foi organizada por John McCarthy, Marvin Minsky, Nathaniel Rochester e Claude Shannon e reuniu pesquisadores de diferentes áreas, da matemática, psicologia e engenharia elétrica, para discutir sobre IA. No evento, foram discutidos temas fundamentais para o desenvolvimento da IA nos anos seguintes, como aprendizado de máquina, redes neurais e lógica simbólica. Foi durante a conferência em Dartmouth que o termo IA foi cunhado (GOMES, 2010; SHINDE; SHAH, 2018).

Na década de 1980, houve um impulso na IA, com o desenvolvimento de algoritmos de aprendizado de máquina, que permitiam que as máquinas aprendessem a partir de dados. Com o tempo, esses algoritmos foram aprimorados e ampliados e as técnicas de aprendizado de máquina evoluíram, para que as máquinas pudessem realizar tarefas cada vez mais complexas. Nos últimos anos a IA tem se beneficiado do aumento da capacidade computacional, com o surgimento de tecnologias como a nuvem e o processamento paralelo. Com isso, permite que as máquinas possam processar grandes quantidades de dados com rapidez e eficiência (GOMES, 2010, SHINDE; SHAH, 2018).

John McCarthy foi o criador do LISP (*LIS*t *P*rocessing), uma linguagem de programação baseada em listas que foi lançada pela primeira vez em 1958. McCarthy desenvolveu o LISP com o objetivo de criar uma linguagem que pudesse ser utilizada tanto para pesquisa em IA quanto para programação em geral. O LISP tornou-se uma das linguagens de programação mais

² A Conferência de Dartmouth foi um evento importante que ocorreu em 1956 na faculdade Dartmouth College, em Hanover, New Hampshire, EUA.

influentes devido a sua simplicidade de cálculos com expressões simbólicas em vez de números (MCCARTHY, 1978; YUEN; WONG, 1990).

Em paralelo, Arthur Samuel, um renomado cientista da computação, foi um dos pioneiros no campo do aprendizado de máquina, desempenhando um papel significativo no seu desenvolvimento. Em 1959, Samuel apresentou suas ideias revolucionárias sobre aprendizado de máquina e desenvolveu um programa de computador que possuía a capacidade de jogar xadrez e aprimorar seu desempenho por meio de processos de aprendizagem. A contribuição de Samuel teve um impacto de suma importância na popularização do conceito de aprendizado de máquina (KAUFMAN; SANTAELLA, 2020).

Na década de 1960 Joshua Lederberg e Edward Feigenbaum criaram o primeiro sistema especialista chamado DENDRAL. O sistema foi projetado para realizar análise química e inferências sobre estruturas moleculares complexas. Foi um marco importante no campo da IA demonstrando a viabilidade de utilizar sistemas computacionais para realizar tarefas específicas em áreas de conhecimento especializado. A criação do sistema DENDRAL abriu caminho para o desenvolvimento de diversos outros sistemas especialistas em áreas como saúde, engenharia, finanças, impulsionando o avanço da IA (BUCHANAN; FEIGENBAUM, 1978).

Em 1966, Weizenbaum desenvolveu o programa de computador ELIZA, representando uma das primeiras tentativas de simular uma conversa entre humanos e máquinas. Apesar de não possuir a capacidade de compreender plenamente o significado das palavras ou possuir um conhecimento significativo, o programa foi efetivo em criar a ilusão de uma interação humana. As respostas eram geradas a partir de padrões predefinidos, entretanto, o programa gerava curiosidade e deixava os usuários impressionados com a sua habilidade. O evento teve influência direta nos futuros avanços e no desenvolvimento de chatbots e sistemas de processamento de linguagem natural. Weizenbaum demonstrou preocupações éticas em relação ao uso do programa, devido à confusão que algumas pessoas estabeleciam entre a máquina e um terapeuta real. A criação do ELIZA representou um marco importante na história da IA destacando a habilidade de simular interações humanas e suscitando questões sobre a natureza da inteligência e consciência, tornando-se referência para pesquisas e discussões na área da IA e interação humano e máquina (BASSETT, 2019).

A abordagem simbólica na IA tem permitido a criação de sistemas capazes de realizar tarefas complexas e fornecer soluções especializadas em diversos campos de conhecimento, destacando o sistema O PROLOG (Programming in Logic) e os sistemas especialistas que surgiram na década de 1970. O PROLOG é uma linguagem de programação lógica que se baseia

na resolução de proposições para deduzir respostas a partir de consultas. É usado em aplicações que envolvem o processamento de linguagem natural, representação de conhecimento, sistemas especialistas, análise de dados, entre outros. Além disso, inclui a capacidade de representar e manipular relações lógicas complexas tornando-o uma ferramenta poderosa para resolver problemas que requerem raciocínio lógico. Já os sistemas especialistas são programas de computador que utilizam conhecimento especializado para tomar decisões ou realizar tarefas específicas em determinados domínios. Com isso, o sistema PROLOG e os sistemas especialistas têm contribuído para avanços na área da IA simbólica (HEINZLE, 1995; MENDES, 1997).

A introdução do primeiro robô industrial em uma fábrica automotiva da General Motors (GM) na década de 1980 representou um marco importante na história da automação e da indústria. Esses robôs eram projetados para realizar tarefas repetitivas e monótonas, com a capacidade de movimentar-se com precisão e executar tarefas complexas, como soldagem, pintura, montagem e manuseio de peças, seguindo um conjunto de instruções para realizar as mesmas operações repetidamente, sem fadiga ou erro humano, que anteriormente eram executadas por humanos. Com essa introdução, a GM visava melhorar a qualidade do produto, aumentar a eficiência e reduzir os custos de produção (ROSÁRIO, 2010).

Importante destacar que, apesar da automação ter diminuído os custos de produção através da redução da necessidade de recursos humanos, não ocorreu substituição maciça de trabalhadores humanos por máquinas. A automação trouxe mudanças na dinâmica de trabalho, com os humanos assumindo funções mais especializadas, como programação e manutenção dos robôs. A introdução do primeiro robô industrial na fábrica da GM foi apenas o começo de uma jornada contínua em direção à automação e inovação na indústria automotiva (ROSÁRIO, 2010).

Em 1997, o supercomputador Deep Blue, da IBM, venceu o campeão mundial de xadrez Garry Kasparov em 1997. Foi um marco histórico para a IA e o xadrez. O confronto começou em 1996, com Kasparov vencendo o computador, mas no ano seguinte, durante a revanche, Deep Blue se tornou o primeiro computador a derrotar um campeão mundial em uma partida de seis jogos. Equipado com poder computacional massivo e técnicas de IA específicas para o xadrez, Deep Blue avaliava milhões de posições por segundo e usava algoritmos sofisticados para tomar decisões estratégicas. Essa vitória gerou grande repercussão, levantando questões sobre a capacidade das máquinas de superar a inteligência natural em outras áreas. Desde então, os programas de xadrez têm se aprimorado, e a IA tem sido aplicada em diversas áreas para

resolver problemas complexos e auxiliar na tomada de decisões, tornando essa partida um marco na interseção entre a inteligência natural e a artificial (LEE; QIUFAN, 2022).

O termo aprendizado profundo foi oficialmente introduzido no campo da IA em 2006 pelos pesquisadores Geoffrey Hinton, Yann LeCun e Yoshua Bengio. Esse conceito tem se mostrado em diversas aplicações, abrangendo áreas como visão computacional, reconhecimento de fala, processamento de linguagem natural, entre outras. O aprendizado profundo capacita os sistemas computacionais a aprenderem de forma automática a partir de conjuntos de dados extensos, permitindo a identificação de padrões complexos e a tomada de decisões informadas. A cunhagem desse termo por Hinton, LeCun e Bengio marcou um marco significativo na evolução da IA impulsionando avanços na concepção de algoritmos e arquiteturas de redes neurais profundas (LECUN; BENGIO; HINTON, 2015).

Posteriormente, em 2011, a IBM apresentou o Watson, um sistema de IA, considerado um marco significativo na história da computação. O Watson é um sistema de computação cognitiva que pode processar e compreender dados não estruturados, como texto, imagens e áudio, em alta velocidade. O sistema utiliza técnicas avançadas de processamento de linguagem natural, aprendizado de máquina e raciocínio probabilístico para extrair insights e gerar respostas precisas a partir de grandes volumes de dados (CHEN; ARGENTINIS; WEBER, 2016).

A rede neural profunda AlexNet venceu o desafio ImageNet, classificando com alta precisão um grande conjunto de imagens em diferentes categorias. Desenvolvida em 2012 por Alex Krizhevsky, a AlexNet introduziu camadas convolucionais profundas, impulsionando o desempenho da rede neural em tarefas de classificação de imagens. Essa vitória marcou um avanço significativo na visão computacional, demonstrando o potencial das redes neurais profundas para lidar com grandes volumes de dados de imagens e alcançar resultados precisos. Desde então, a arquitetura da AlexNet tem sido amplamente adotada em diversas aplicações de reconhecimento de imagem, impulsionando avanços em áreas como visão computacional, detecção de objetos e reconhecimento facial (LUDERMIR, 2021).

O sistema de reconhecimento de imagem da Google baseado em redes neurais artificiais foi desenvolvido em 2014. Esse sistema utiliza redes neurais artificiais, em particular as redes neurais convolucionais (CNNs), para identificar e classificar imagens. Por meio do treinamento supervisionado com um conjunto de imagens rotuladas, a rede neural ajusta seus parâmetros para otimizar sua capacidade de reconhecimento de padrões complexos. O sistema de reconhecimento é capaz de realizar diversas tarefas, como detecção de objetos, reconhecimento

facial e classificação de cenas. No entanto, seu desempenho depende da quantidade e qualidade dos dados que são treinados, além de exigir uma forte infraestrutura computacional. O sistema de reconhecimento de imagem da Google tem sido aplicado em áreas como assistentes virtuais e veículos autônomos, impulsionando avanços na visão computacional e viabilizando diversas aplicações práticas (CALDEIRA, 2015). Ainda em 2014, surgiram as primeiras produções científicas sobre as redes Generativas Adversárias (GANs), outro marco significativo para a IA. Os estudos sobre GANs avançaram com o intuito de solucionar problemas no campo do aprendizado profundo, como a geração de dados similares aos *inputs* para treinamento da máquina, ou seja, gerando novos conteúdos (GOODFELLOW et al., 2014).

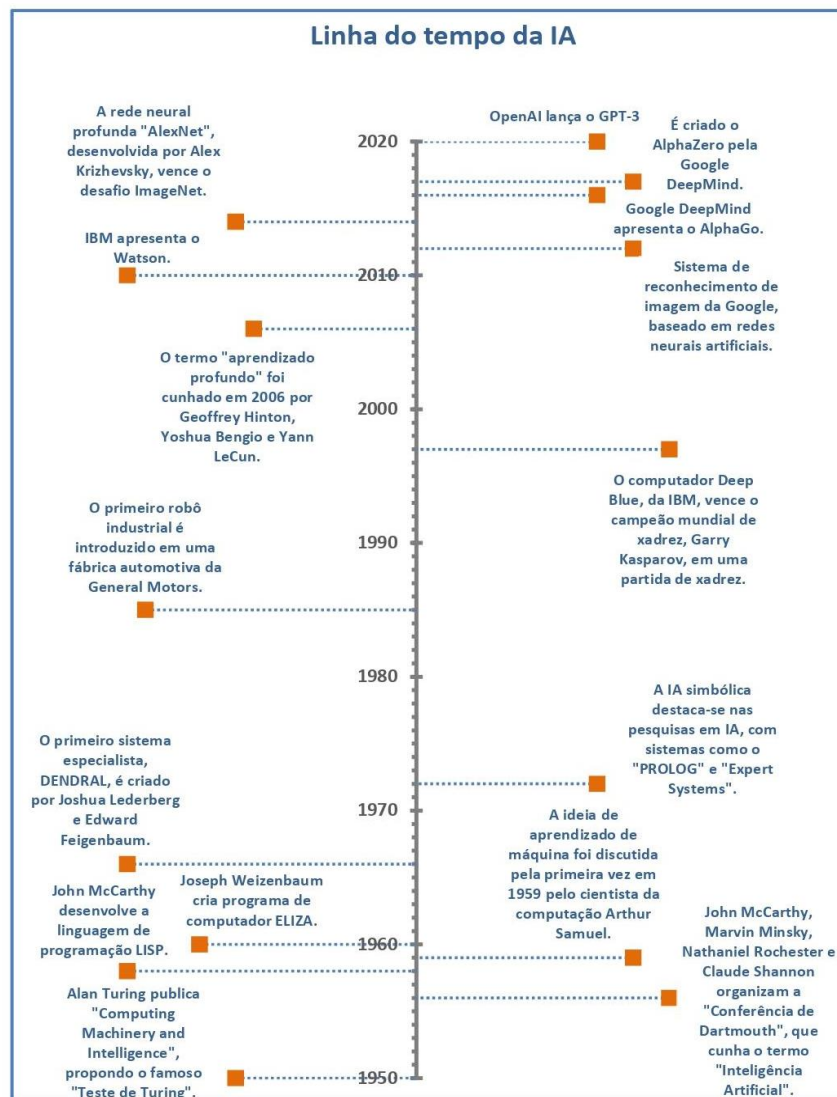
Em 2016, a DeepMind, empresa de IA da Google, lançou o AlphaGo, um sistema especializado em jogar Go. O AlphaGo se destacou por derrotar os melhores jogadores do mundo, representando um avanço significativo na IA e nos jogos. Utilizando técnicas avançadas de aprendizado de máquina, como redes neurais convolucionais e algoritmos de busca, o AlphaGo analisou milhões de jogadas e desenvolveu estratégias efetivas. Ele superou as habilidades humanas ao combinar conhecimento estratégico com jogadas não convencionais. Essa conquista teve um impacto significativo na área da IA demonstrando o potencial das técnicas de aprendizado de máquina para lidar com problemas complexos (CHEN, 2016).

Em 2017, a empresa DeepMind, pertencente à Google, lançou o AlphaZero, um sistema de IA que aprende jogos estratégicos complexos, como xadrez, shogi e Go, por meio do autoaprendizado. O AlphaZero foi projetado para aprender do zero, sem dados humanos preexistentes, e alcançou resultados surpreendentes, superando as melhores estratégias desenvolvidas por jogadores humanos e outros programas de computador. O sistema de IA utilizou redes neurais profundas, algoritmos de busca e aprendizado por reforço para melhorar suas habilidades de jogo. A apresentação do AlphaZero foi um marco importante no campo da IA e dos jogos estratégicos, mostrando o potencial do autoaprendizado e da combinação de redes neurais profundas e algoritmos de busca (ZHANG; YU, 2020).

Em 2020, a OpenAI lançou o GPT-3 (Generative Pre-trained Transformer 3), um modelo de linguagem baseado em IA conhecido por sua capacidade avançada de processar e gerar texto. O GPT-3 é um dos maiores modelos de linguagem já criados e surpreendeu ao gerar texto semelhante ao produzido por seres humanos, respondendo a perguntas, completando frases, traduzindo idiomas, criando histórias e até mesmo escrevendo código de programação. Esse modelo versátil e linguístico capturou a atenção de pesquisadores, desenvolvedores e empresas em diversas áreas (VÉLASQUEZ, 2023).

O lançamento do GPT-3 demonstrou o potencial das redes neurais de linguagem e da tecnologia de geração de texto, impulsionando avanços no processamento de linguagem natural. Apesar dos benefícios, o GPT-3 também gerou preocupações sobre ética, privacidade de dados, responsabilidade e uso adequado, devido à sua capacidade de gerar texto convincente e persuasivo, levantando questões sobre desinformação e manipulação de informações. Em suma, o lançamento do GPT-3 foi um marco significativo no campo da IA e do processamento de linguagem natural, abrindo caminho para novas aplicações e interações entre humanos e máquinas (VÉLASQUEZ, 2023). Na Figura 1 foram listados os principais eventos na evolução da IA desde 1950 à 2020.

Figura 1- Linha do tempo da IA



Fonte: elaborado pela autora com base em Gomes (2010), Shinde e Shah, (2018).

A linha do tempo da IA pode ser mapeada em quatro ondas distintas: a onda da IA da Internet, a onda da IA dos negócios, a onda da IA perceptiva e a onda da IA autônoma. Este avanço foi pontuado por períodos de ceticismo e diminuição do interesse, um fenômeno conhecido como inverno da IA (BOSTROM, 2014).

O inverno da IA refere-se a períodos de desilusão na história da IA, caracterizados por redução no financiamento e interesse público (MCCORDUCK, 2004). O primeiro inverno ocorreu na década de 1970, seguido por outro na década de 1980, quando as expectativas superestimadas não se concretizaram e a pesquisa e desenvolvimento da IA estagnaram (BOSTROM, 2014).

Posteriormente ao inverno da IA, a primeira onda de progresso foi a onda da IA da Internet. Durante este período, o objetivo foi coletar e utilizar grandes volumes de dados para melhorar os sistemas de busca e recomendação (HALEVY; NORVIG; PEREIRA, 2009). Nesse período predominaram o treinamento de algoritmos e as técnicas de aprendizado de máquina supervisionado (RICCI; ROKACH; SHAPIRA, 2011).

A segunda onda, a onda da IA dos negócios, priorizou o desenvolvimento de algoritmos capazes de tomar decisões estratégicas baseadas em dados, por exemplo, na gestão de vendas, na análise preditiva e para as ações do mercado financeiro. Também foi caracterizada pela popularização dos sistemas de apoio à decisão e análises de negócios baseados em IA (PAULEEN; SNOWDEN, 2017).

A terceira onda, a onda da IA perceptiva, foi a combinação da percepção e cognição, com avanços significativos em reconhecimento de voz, visão computacional e processamento de linguagem natural. Estes avanços têm permitido aos sistemas de IA uma interação cada vez mais aprimorada (LECUN et al., 2015).

Por conseguinte, na quarta onda, intitulada a onda da IA autônoma. Essa onda concentra-se no desenvolvimento de sistemas de IA capazes de operar e tomar decisões de forma autônoma, com a mínima supervisão humana. Esta onda é caracterizada por sistemas como veículos autônomos, drones e assistentes pessoais (RUSSEL; NORVIG, 2013).

Em síntese, a história da IA é marcada por ondas de progresso, e por alguns períodos de inverno. Na quarta onda, centrada na IA autônoma, é previsto uma autonomia crescente para a IA levantando questões significativas sobre ética e regulamentação (SICHMAN, 2021).

Para Lee (2019), ocorreram três períodos distintos de desenvolvimento da IA, desde sua concepção até o presente momento. Cada onda é caracterizada por diferentes abordagens,

tecnologias e objetivos, e pode ser considerada uma evolução da anterior. O autor aborda as três ondas da IA da seguinte maneira:

- I. Primeira onda: teve seu início nas décadas de 1950 e 1960, e foi marcada pelo desenvolvimento de sistemas especialistas, que utilizavam conhecimento especializado para solucionar problemas em áreas específicas, como medicina e finanças. Esses sistemas foram desenvolvidos com base em regras e lógica, e não eram capazes de aprender a partir de dados.
- II. Segunda onda: início na década de 1980, e foi marcada pelo desenvolvimento de algoritmos de Aprendizado de Máquina, que permitiam que as máquinas aprendessem a partir de dados. Com o tempo, esses algoritmos foram aprimorados e ampliados, permitindo que as máquinas aprendessem a partir de grandes quantidades de dados.
- III. Terceira onda: começou no início do século XXI e é caracterizada pelo desenvolvimento do aprendizado profundo, que é capaz de aprender com dados extremamente complexos (LEE, 2019).

Cada onda do desenvolvimento da IA representa um progresso em diferentes etapas, de acordo com a complexidade da tecnologia, as técnicas de aprendizado usadas, tipos de problemas que foram resolvidos e a habilidade das máquinas de executar tarefas antes consideradas exclusivas para humanos. O avanço do campo da IA tem contruído um caminho para aplicações mais avançadas. Nesse sentido, a evolução contínua da IA é repleta de desafios, limitações e perspectivas, enquanto o potencial desta tecnologia é explorado em diversas áreas (LEE, 2019).

A IA, como uma forma de inteligência que permite às máquinas aprender com experiências e realizar tarefas complexas, bem como simular a inteligência e o comportamento humano (SEARLE, 1980) tem se apresentado propulsora evolução tecnológica. Nesse contexto de evolução, a IA ser categorizada em dois tipos principais: IA fraca e IA forte. Esses termos, frequentemente usados na discussão sobre o avanço e as implicações da IA, proporcionam uma estrutura para entender as habilidades e potenciais que a tecnologia pode ter. Dessa maneira, tem-se a IA fraca, como a primeira forma de IA, tem sido o motor de inovações nos sistemas de informação, incluindo sistemas inteligentes, hipertextos, bases de conhecimento, interfaces inteligentes, e questões que abordam a interação entre seres humanos e máquinas. Estes sistemas de IA fraca são formados por algoritmos especializados desenvolvidos para resolver problemas em áreas específicas, como apontado (SARACEVIC, 1996).

Expandindo essa visão, segundo Martins (2010), a IA fraca pode ser definida como um sistema de IA projetado para realizar tarefas limitadas, fundamentando-se em um conjunto predefinido de regras e modelos estatísticos. Embora esses sistemas possuam eficácia notável em suas tarefas específicas, eles, em geral, carecem da capacidade de aprendizado e adaptação a novas situações ou contextos. Os Assistentes virtuais, chatbots, sistemas de recomendação e reconhecimento de fala são exemplos ilustrativos de IA frágil. Sistemas especialistas e sistemas de recomendação são paradigmas dessa abordagem de IA (MARTINS, 2010; RUSSEL; NORVIG, 2013). A IA fraca desempenha um papel fundamental na tecnologia de IA que permeia O cotidiano contemporâneo. De fato, o termo "estreito" pode ser mais apropriado para descrever esse tipo de IA, pois está longe de ser verdadeiramente fraca. Tal abordagem possibilita o desenvolvimento de aplicativos robustos, como a Siri da Apple, a Alexa da Amazon, o IBM Watson e veículos autônomos (IBM, 2023).

Segundo a perspectiva de Russel e Norvig (2013), a IA forte é concebida como um sistema de IA que almeja possuir a capacidade de pensar, aprender e resolver problemas de forma análoga aos seres humanos. Por outro lado, a IA forte é aquela que possui a capacidade de entender, aprender e aplicar a lógica de forma similar à humana. Ela pode entender o contexto e tomar decisões complexas, como o reconhecimento e previsão de comportamento: os algoritmos de previsão tornarão a IA mais forte, abrangendo desde aplicações em previsões meteorológicas e do mercado de ações e, ainda mais interessante, previsões sobre o comportamento humano.

2.2.1 Subáreas e aplicações da IA

A IA é uma área da ciência da computação que busca desenvolver sistemas e tecnologias capazes de simular a IN. O objetivo é permitir que as máquinas possam realizar tarefas e resolver problemas que normalmente seriam resolvidos por humanos (RUSSEL; NORVIG, 2013, LEE, 2019). De acordo com resultados de pesquisas, a IA é capaz de reproduzir competências semelhantes às humanas, como raciocínio, aprendizagem, planejamento e criatividade (LEODOLTER, 2017). Os sistemas de IA possibilitam a percepção do ambiente em que estão inseridos, o processamento das informações adquiridas e a resolução de problemas para alcançar um objetivo específico. Segundo Russel e Norvig (2013), a IA é capaz de realizar tarefas que vão desde a simples classificação de dados até a tomada de decisões complexas em ambientes dinâmicos.

Segundo os autores Monard e Baranaukaus (2000) as tecnologias de IA possuem diversas abordagens, técnicas e ferramentas que permitem a criação de sistemas capazes de

realizar processos e tarefas, além de processarem dados em grande escala. A IA abrange diversas subáreas, técnicas, algoritmos e aplicações (RUSSEL; NORVIG, 2013; LEE, 2019).

Os autores classificam e apresentam e classificam as tecnologias em IA:

- i) **Aprendizado de Máquina:** permite que os computadores possam aprender a partir de dados.
- ii) **Aprendizado profundo:** Uma classe de aprendizado da máquina que aprende sem supervisão humana, utilizando dados rotulados e não rotulados.
- iii) **Aprendizado Supervisionado:** O algoritmo de aprendizado de máquina é treinado com dados rotulados.
- iv) **Aprendizado Não- Supervisionado:** O algoritmo de aprendizado de máquina é treinado com dados não rotulados. Isso significa que o trabalho humano não é necessário para tornar o conjunto de dados legível por máquina.
- v) **Aprendizado por Reforço:** A forma como o algoritmo aprende se inspira diretamente em como os seres humanos o fazem.
- vi) **Redes Neurais:** desenvolve modelos computacionais inspirados no funcionamento do cérebro humano, capazes de aprender a partir de dados complexos e realizar tarefas de classificação, previsão e reconhecimento.
- vii) **Visão Computacional:** permite que os computadores possam interpretar e analisar imagens e vídeos.
- viii) **Reconhecimento facial:** é uma tecnologia que permite identificar ou verificar a identidade de uma pessoa a partir de uma imagem digital ou um padrão de vídeo.
- ix) **Robótica:** desenvolve sistemas robóticos autônomos que podem executar tarefas de maneira autônoma.
- x) **Processamento de Linguagem Natural (PLN):** permite que os computadores possam entender, interpretar e gerar linguagem natural.
- xi) **Sistemas de Recomendação:** Resgate de informações.
- xii) **Automação Robótica de Processos (RPA):** Sistemas que automatizam tarefas e interfaces digitais estruturadas.
- xiii) **Sistemas Especialistas:** desenvolve sistemas que possuem conhecimento especializado em um determinado domínio, para tomar decisões e solucionar problemas específicos.

- xiv) Sistemas Multiagentes: concentra-se em desenvolver sistemas compostos por múltiplos agentes autônomos, capazes de interagir entre si para atingir um objetivo comum.
- xv) Sistemas Especializados: um conjunto de regras lógicas de especialistas humanos.

A IA abrange diversas subáreas, técnicas e ferramentas que possuem uma multiplicidade de aplicações. O Aprendizado de Máquina, por exemplo, habilita os computadores a aprenderem a partir do input de dados fornecidos. Essa subárea da IA tem sido aplicada em contextos como sistemas de recomendação, reconhecimento de padrões, processamento de linguagem natural, análise de dados, detecção de fraudes na área financeira e veículos autônomos, impulsionando avanços em áreas como reconhecimento de padrões, previsões e tomada de decisões (MONARD; BARANAUSKAS, 2003; LI, 2017).

O Aprendizado Profundo é uma subárea do Aprendizado de Máquina que emprega dados rotulados e não rotulados para aprender automaticamente a partir de grandes volumes de dados, possibilitando a execução de tarefas complexas, como reconhecimento de imagem e processamento de linguagem natural (LECUN; BENGIO; HINTON, 2015).

O Aprendizado Supervisionado e Não-Supervisionado são técnicas onde os algoritmos são treinados com dados rotulados ou não, respectivamente. Esses métodos são aplicados em diversos contextos, desde previsão de demanda em logística até detecção de anomalias em sistemas de segurança. Em contrapartida, o Aprendizado por Reforço busca emular a forma como os seres humanos aprendem. Essa abordagem foi utilizada no treinamento do sistema *AlphaGo* da *DeepMind*, sendo um dos marcos da IA (MONARD; BARANAUSKAS, 2003).

As Redes Neurais, outra técnica de IA, por sua vez, aplicam modelos computacionais inspirados no funcionamento do cérebro humano. Tais modelos podem aprender a partir de dados complexos e realizar tarefas de classificação, previsão e reconhecimento (LECUN; BENGIO; HINTON, 2015).

A Visão Computacional é outra subárea da IA que permite a interpretação e análise de imagens e vídeos por computadores. Essa técnica é utilizada em uma variedade de situações, incluindo leitura automática de placas de veículos e diagnóstico médico a partir de imagens e radiografias. Dentro dessa subárea, existe a tecnologia de reconhecimento facial que é destacada em sistemas de segurança, smartphones e identificação de passageiros em aeroportos e na educação pode ser utilizado no monitoramento de provas (LUDERMIR, 2021).

A Robótica, uma subárea da IA, concentra-se no desenvolvimento de sistemas robóticos autônomos capazes de executar tarefas. A Robótica encontra aplicação em diversas áreas, incluindo indústrias de manufatura, saúde e em dispositivos domésticos como aspiradores de pó robóticos (CHEN et al., 2016; SHINDE; SHAH, 2018).

O Processamento de Linguagem Natural (PLN) permite que os computadores entendam, interpretem e gerem linguagem natural. Assistentes virtuais como Siri e Alexa, e softwares de tradução automática, como o Google Tradutor e chatbots. Outrossim, os avanços no aprendizado profundo e redes neurais têm aumentado a capacidade dos sistemas de PLN (LECUN; BENGIO; HINTON, 2015).

Os Sistemas de Recomendação, que utilizam técnicas de resgate de informações, têm sido utilizados para personalizar a experiência do usuário em plataformas como Netflix e Spotify, sugerindo filmes, séries e músicas com base no histórico e preferências dos usuários (HEINZLE, 1995; MENDES, 1997).

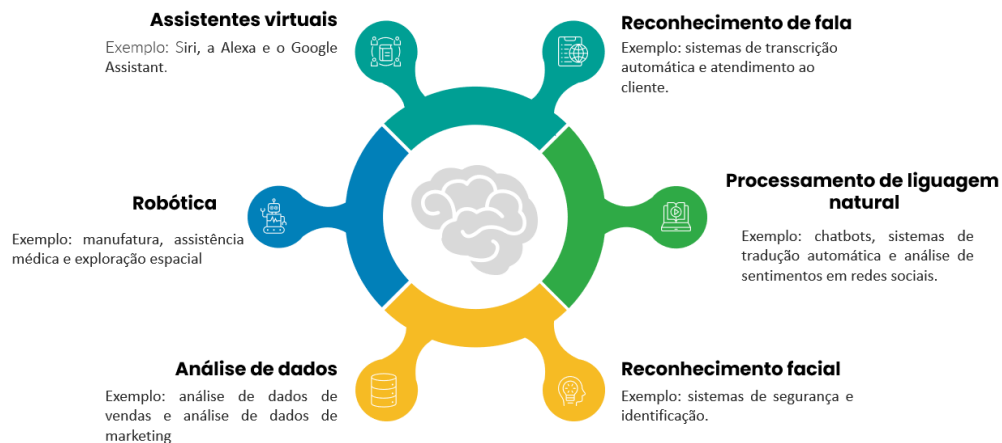
A RPA automatiza tarefas e interfaces digitais estruturadas, em tarefas de entrada de dados, geração de relatórios, exploração espacial e operações de resgate. Além disso, tem o potencial de aumentar a eficiência, reduzir erros e liberar os humanos para se concentrarem em tarefas menos operacionais (BOTELHO; FREITAS, 2022).

Os Sistemas Especialistas são aplicações de IA desenhadas para serem especializadas em uma área de conhecimento específica, como diagnósticos médicos. Eles são alimentados com uma base de conhecimento para simular a tomada de decisões de um humano especialista. Por exemplo, eles podem ser usados para auxiliar profissionais de saúde a tomar decisões clínicas com base em sintomas e históricos de pacientes. Por outro lado, os Sistemas Multiagentes, são agentes autônomos que trabalham em conjunto para atingir um objetivo comum de forma coordenada (HEINZLE, 1995; MENDES, 1997). Para Norvig (2013) cada agente é uma entidade autônoma, capaz de perceber seu ambiente, tomar decisões e agir de acordo com suas próprias estratégias e objetivos. Esses sistemas demonstram como a IA pode coordenar múltiplas entidades para solucionar problemas de maneira mais eficiente do que um único agente poderia fazer sozinho.

As técnicas de IA aumentam as possibilidades quanto as aplicações e ferramentas disponíveis. Com isso, os sistemas de IA que combinam aprendizado de máquina, aprendizado profundo, visão computacional e processamento de linguagem natural estão cada vez mais sendo inseridos no dia a dia das pessoas. Isso pode levar a avanços significativos em áreas como assistentes virtuais, robótica autônoma, diagnóstico médico e muito mais possibilidades. Além

disso, à medida que a IA se torna mais presente no cotidiano, ela contribui com pesquisas, melhorias e pode complementar atividades diárias. Monard e Baranaukas (2000), citam as principais aplicações apresentadas na figura 2.

Figura 2 – Aplicações de IA



Fonte: elabora pela autora com base em Monard e Baranaukas (2000).

Monard e Baranaukas (2000), discutem que de maneira geral, a IA tem impulsionado a interação com dispositivos, otimizando operações, processos e atividades em larga escala. Os assistentes virtuais, como Siri e Alexa, tornaram-se companheiros cotidianos, enquanto o reconhecimento de fala e processamento de linguagem natural aprimoram continuamente a eficiência da comunicação e automação de serviços, o reconhecimento facial desempenha um papel crucial em medidas de segurança e procedimentos de identificação. Paralelamente, a análise de dados impulsiona o marketing e vendas com insights acionáveis, e a robótica avança em campos tão diversos quanto a manufatura. Essas aplicações são exemplos do potencial de uso e impacto da IA na sociedade.

2.2.2 Aprendizado de máquina

O aprendizado de máquina, também conhecido como *machine learning*, é um campo da IA que se concentra no desenvolvimento de algoritmos e técnicas que permitem que as máquinas aprendam a partir de dados e melhorem seu desempenho em tarefas específicas sem serem explicitamente programadas (MONARD; BARANAUSKAS, 2003; LI, 2017).

Desse modo, para aplicar o aprendizado de máquina, é essencial ter conjuntos de treinamento e teste que contenham atributos significativos e os resultados esperados para cada dado, ou seja, o computador precisa dos dados e das respostas para aprender. Logo, após um treinamento inicial, o computador pode ser capaz de reconhecer caracteres semelhantes aos apresentados anteriormente. A modelagem inicial é necessária. Essa modelagem envolve a seleção dos atributos de entrada, o formato e a faixa de valores, a definição do formato de saída e a escolha do classificador, o algoritmo responsável pelo treinamento (MONARD; BARANAUSKAS, 2003; LI, 2017). A construção do conhecimento automático da IA consiste em três tipos principais de aprendizado de máquina: i) aprendizado supervisionado, ii) aprendizado não supervisionado e iii) aprendizado por reforço. No aprendizado supervisionado, os algoritmos são treinados com um conjunto de dados rotulados para aprender a relação entre as entradas e as saídas desejadas (MAHESH, 2020). No aprendizado não supervisionado, os algoritmos são treinados com dados não rotulados e aprendem a identificar padrões e estruturas nos dados. No aprendizado por reforço, os algoritmos aprendem através de tentativa e erro, recebendo recompensas ou penalidades para aprimorar sua performance (MONARD; BARANAUSKAS, 2003). Para os autores, a máquina aprende identificando padrões nos dados fornecidos, inferindo regras e tomando decisões com base nesses padrões. Existem três principais tipos de aprendizado de máquina:

- a) **Aprendizado Supervisionado:** Nesse tipo de aprendizado, os algoritmos são treinados usando um conjunto de dados rotulados, ou seja, dados que já possuem respostas corretas. O objetivo é encontrar um modelo que possa fazer previsões ou classificações corretas para novos dados. O aprendizado supervisionado é usado em problemas como reconhecimento de padrões, classificação de documentos, detecção de fraudes, entre outros.
- b) **Aprendizado Não Supervisionado:** No aprendizado não supervisionado, os algoritmos são alimentados com um conjunto de dados não rotulados, sem informações prévias sobre as respostas corretas. O objetivo é descobrir padrões, estruturas ocultas ou segmentações nos dados. Alguns exemplos de algoritmos de aprendizado não supervisionado incluem clusterização, redução de dimensionalidade e associação de regras.
- c) **Aprendizado por Reforço:** No aprendizado por reforço, a máquina aprende através da interação com um ambiente. O algoritmo toma ações em um ambiente e recebe

feedbacks de recompensa ou punição com base em suas ações. O objetivo é encontrar ações que maximizem as recompensas a longo prazo. O aprendizado por reforço é amplamente utilizado em jogos, robótica e otimização de sistemas complexos.

Os algoritmos de aprendizado de máquina possuem aplicações para resolver problemas, dentre os principais: i) classificação, ii) regressão, iii) clusterização, iv) detecção de anomalias, v) recomendação e vi) análise de texto e processamento de linguagem natural. Nesse sentido, Monard e Baranauskas (2003) apresentam principais algoritmos de aprendizado:

- I. *K-means*: É um algoritmo de clustering (agrupamento) que divide um conjunto de dados em k grupos (clusters) distintos com base na similaridade das amostras entre si.
- II. *Naive Bayes*: É um classificador probabilístico baseado no Teorema de Bayes. Ele assume independência condicional entre as variáveis de entrada e usa essa suposição para calcular a probabilidade de uma amostra pertencer a uma determinada classe. É comumente usado em problemas de classificação de texto e análise de sentimento.
- III. Máquina de Vetor de Suporte (SVM): É um algoritmo de aprendizado supervisionado usado tanto para classificação quanto para regressão. É eficaz em conjuntos de dados com alta dimensionalidade.
- IV. Árvore de Decisão: É um modelo de aprendizado de máquina que utiliza um conjunto de regras binárias para realizar decisões, assemelhando-se a uma estrutura em árvore com nós e ramos. É um método de aprendizado supervisionado usado tanto para classificação quanto para regressão.
- V. Random Forest: É um algoritmo de conjunto (*ensemble*) que combina várias árvores de decisão para realizar classificação ou regressão. A Random Forest melhora a precisão e reduz a tendência ao overfitting em relação a uma única árvore de decisão.
- VI. Regressão Logística: É um algoritmo usado para problemas de classificação binária ou multinomial. A regressão logística estima as probabilidades de uma amostra pertencer a cada classe com base em uma combinação linear das características de entrada. É popular devido à sua simplicidade e interpretabilidade.
- VII. K-NN: É um algoritmo de classificação e regressão baseado na proximidade entre amostras. Para classificação, o K-NN encontra os k-vizinhos mais próximos de uma amostra de teste e atribui a classe mais comum entre esses vizinhos. Para regressão, ele calcula a média dos valores alvo dos k-vizinhos mais próximos.

- VIII. Regressão Linear: É um algoritmo usado para problemas de regressão, onde o objetivo é prever um valor numérico contínuo com base em um conjunto de características. A regressão linear estima a relação linear entre as características e a variável de saída, tentando minimizar a soma dos erros quadrados entre as previsões e os valores reais

Os autores Amorim, Barone e Mansur (2008), ressaltam que um dos componentes mais importantes do aprendizado de máquina são as redes neurais, que são modelos computacionais inspirados no funcionamento do cérebro humano. As redes neurais artificiais são compostas por camadas de neurônios interconectados, que realizam cálculos complexos para processar e aprender a partir dos dados. As redes neurais artificiais são estruturas computacionais inspiradas no funcionamento do cérebro humano, compostas de várias camadas de "neurônios" interconectados que processam informações. Lecun, Bengio e Hinton (2015) destacam a rede neural Boltzmann e MLP. A rede neural de Boltzmann se baseia no princípio da mecânica estatística de Boltzmann. Ela consiste em um conjunto de nós interconectados, chamados unidades de processamento, que podem estar em dois estados: ativo (1) ou inativo (0). As unidades estão conectadas entre si por pesos sinápticos, que determinam a força das conexões. Já a Perceptron Multicamadas (Multilayer Perceptron - MLP) é uma arquitetura clássica de rede neural, composta por múltiplas camadas de neurônios, as unidades de processamento. A rede utiliza uma função não linear para processar os sinais de entrada e produzir uma saída (LECUN; BENGIO; HINTON, 2015).

Além disso, outra subárea do aprendizado de máquina que utiliza redes neurais artificiais, é o aprendizado profundo (LECUN; BENGIO; HINTON, 2015). Segundo os autores, uma das principais vantagens do aprendizado profundo é que ele permite que os algoritmos aprendam de forma automática características úteis e representações abstratas a partir dos dados, sem que seja necessário extrair manualmente essas informações. Por outro lado, o aprendizado profundo tem sido utilizado em muitas aplicações com resultados impressionantes, como carros autônomos, assistentes virtuais, diagnóstico médico, reconhecimento de fala e de imagens. A Figura 3 destaca as principais áreas e subáreas da IA, aprendizado de máquina, redes neurais e aprendizado profundo citadas no texto.

Figura 3 - Áreas e subáreas da IA



Fonte: elaborado pela autora com base em Lecun, Bengio e Hinton (2015).

Lecun et al. (2015), destacam a interconexão das subáreas da IA. Nesse sentido, o aprendizado de máquina como uma subárea da IA com a função de aprender a partir da entrada de dados, constrói modelos que podem fazer previsões e tomar decisões com base em seu histórico. No diagrama destaca-se as principais técnicas utilizadas, assim como as redes neurais que simulam as redes neurais humanas. Enquanto o diferencial do aprendizado profundo como um subcampo do aprendizado de máquina, utiliza as redes neurais com várias camadas para análises mais complexas e em grandes conjuntos de dados.

Nesse contexto, o aprendizado de máquina surge como uma subárea fundamental, encarregada de extrair conhecimento, aprender a partir da entrada de dados, constrói modelos que podem fazer previsões e tomar decisões com base em seu histórico. O diagrama da Figura 3 enfatiza as técnicas mais relevantes nesta área, incluindo as redes neurais, que são projetadas para imitar a complexidade das redes neurais humanas. Por sua vez, o aprendizado profundo, sendo um subcampo do aprendizado de máquina, utiliza as redes neurais com várias camadas para análises mais complexas e em grandes conjuntos de dados (LECUN et al., 2015).

2.2.3 IA simbólica e IA conexionista

A IA simbólica é baseada em conhecimento e fundamentada na representação de conhecimento de forma simbólica por meio de regras e lógica. Essa IA está relacionada em como o ser humano raciocina e ficou popular devido ao surgimento dos sistemas especialistas, que utilizam regras pré-programadas para tomar decisões ou fornecer respostas em domínios específicos, como medicina ou finanças. Também, abrange a influência da linguagem Prolog, que é baseada em regras e símbolos puramente lógicos e representações explícitas de conhecimento e em regras de manipulação para resolver problemas complexos (RUSSEL; NORVIG, 2013). A IA simbólica enfatiza a compreensão e o raciocínio baseados em regras. A linguagem é baseada em lógica na construção de semânticas para a solução de problemas e simulação do conhecimento especialista, conhecido como o sistema baseado em conhecimento. Os mecanismos realizam transformações por meio da manipulação de símbolos, letras, números ou palavras, com o propósito de simular o raciocínio lógico inerente às linguagens utilizadas na comunicação humana máquina (RUSSEL, 2021). Para os sistemas especialistas processarem uma determinada informação é necessário que os dados específicos sejam inseridos manualmente no sistema para que ocorra o processo de mineração de dados e a tomada de decisão. Estes sistemas geraram os sistemas inteligentes (RUSSEL; NORVIG, 2013). Para esse autor, na IA simbólica o estudo é dirigido para a forma como a mente pensa e no funcionamento dos neurônios.

Outrossim, a IA conexionista é responsável por simular os componentes da IN, os neurônios (HAYKIN, 2007). Ela age por inferência, ou seja, consegue identificar padrões por premissas conhecidas e proposições em decorrência de outras hipóteses identificadas como verdadeiras. Baseia-se na inspiração do funcionamento dos neurônios humanos, buscando assim simular os mecanismos presentes no cérebro. Um exemplo tecnológico dessa abordagem é o aprendizado profundo, que representa a capacidade de uma máquina adquirir um aprendizado por meio da imitação das redes neurais presentes no cérebro humano. A abordagem conexionista surgiu em 1943 com a proposta de um modelo matemático para um neurônio (*perceptron*), que foram os primeiros estudos que deram origem às redes neurais artificiais (LECUN; BENGIO; HINTON, 2015).

Embora a IA simbólica e a IA conexionista sejam abordagens distintas, elas podem ser combinadas em sistemas híbridos. Essa integração permite aproveitar as vantagens de cada

abordagem para resolver problemas complexos de forma mais eficaz. Conforme as pesquisas em IA avançam, novas técnicas e abordagens estão surgindo e impulsionando o desenvolvimento de sistemas inteligentes (LECUN; BENGIO; HINTON, 2015).

2.3 IA E CIÊNCIA DE DADOS

A Ciência de dados e a IA são duas áreas relacionadas que se dedicam ao processamento, análise e interpretação de dados para obter informações e automatizar tarefas. A ciência de dados engloba a coleta, organização e análise de conjuntos volumosos de dados para extrair insights e conhecimentos que irão auxiliar em diferentes áreas. Nessa ciência podem ser aplicados métodos estatísticos, algoritmos de aprendizado de máquina, como redes neurais artificiais, algoritmos de árvore de decisão, regressão e agrupamento. Além disso, técnicas de visualização de dados para descobrir padrões, identificar tendências e embasar decisões informadas com base nos dados disponíveis (SHARDA; DELLEN; TURBAN, 2019). Eles fazem uso de uma variedade de ferramentas e linguagens de programação, como Python, R e SQL, para realizar análises e desenvolver modelos de análises preditivas (DE FREITAS, 2023).

Nesse sentido, a IA possui uma relação de vantagem com a ciência de dados, visto que, requer grandes volumes de dados para treinar e aprimorar seus modelos que serão usados nas principais áreas das finanças, saúde e transporte, por exemplo. Enquanto a ciência de dados permite a extração de um grande volume de dados, a IA treina modelos e sistemas que irão auxiliar na resolução de problemas e em automações por meio da visualização de dados para identificar padrões. E complementar a isso, o Business Intelligence (BI) organiza a visualização desses dados com ferramentas de dashboards e relatórios que irão apoiar à tomada de decisão (NEGASH, 2004; DA SILVA, 2022). Contudo, é importante enfatizar que a IA orientada por dados também enfrenta desafios, como a privacidade e a segurança dos dados devido aos vieses quanto aos conjuntos de dados que são utilizados e quanto a interpretação dos resultados. Portanto, é de suma importância aplicar práticas éticas e garantir a transparência no uso e na manipulação dos dados na implementação da IA (CARVALHO, 2021).

A ciência de dados é uma área que se dedica ao estudo e aplicação de métodos, processos e sistemas para extrair conhecimento e insights a partir de dados. Envolve a coleta, armazenamento, processamento, análise e visualização de grandes volumes de dados, com o intuito de gerar indicadores que serão utilizados para a tomada de decisões. Um aspecto importante é a utilização de bancos de dados eficientes (RAUTENBERG; DO CARMO, 2019).

Os bancos de dados permitem o armazenamento centralizado dos dados a serem analisados, proporcionando a capacidade de acessar e manipular esses dados de forma rápida e eficiente. Além disso, os bancos de dados podem ser estruturados de diferentes formas, como bancos de dados relacionais, orientados a documentos ou orientados a grafos, dependendo das necessidades e características dos dados (SAGIROGLU; SINANC, 2013).

Nesse sentido, Sagioglu e Sinanc (2013) abordam sobre o Business Intelligence (BI) exerce um papel importante pois envolve a extração, organização, análise e visualização de dados para auxiliar na tomada de decisões estratégicas nas organizações. Por meio de ferramentas de BI, como dashboards, relatórios e análises, é possível transformar informações em indicadores que fornecerão suporte para decisões informadas e orientadas por dados (MOCOSO-ZEA et al., 2019).

Com relação à orientação por dados, há uma abordagem na qual as decisões e ações são baseadas em dados e análises objetivas chamadas *Data-driven*. Nessa abordagem, os dados são coletados, organizados, analisados e interpretados para extrair informações relevantes e embasar a tomada de decisões. Inclusive, é utilizada em diversos setores e áreas, como negócios, marketing, saúde, finanças, ciência e tecnologia. Além disso, a abordagem *data-driven* é impulsionada pelo avanço da tecnologia e da capacidade de coletar e armazenar grandes volumes de dados (FAN et al., 2021).

Dessa maneira, Fan et al. (2021), a abordagem data-driven tem como objetivo utilizar dados e análises para orientar decisões e ações que permitem uma visão mais fundamentada e embasada em evidências. É necessário ter uma compreensão clara dos objetivos e questões que se deseja abordar, além de utilizar métodos adequados de análise e interpretação dos dados. Além disso, considerações éticas e de privacidade também devem ser levadas em conta ao lidar com dados (PAULEEN; SNOWDEN, 2017).

Existem diversas ferramentas de BI disponíveis no mercado, cada uma com suas características e funcionalidades específicas. Essas ferramentas permitem a criação de dashboards personalizados, a geração de relatórios detalhados e a visualização interativa dos dados. Alguns exemplos de ferramentas populares incluem: i) Tableau; ii) Power BI; iii) QlikView; iv) Qlik Sense; v) Google Data Studio; vi) Apache Superset e vii) D3.js (HARMATIUK; COELHO, 2021).

Considerando a enorme quantidade de dados estruturados e não estruturados fornecidos pelo Big Data, a curadoria desses dados desempenha um papel fundamental no processo decisório, fornecendo às organizações as condições necessárias para realizar análises, obter

insights e tomar decisões com base em informações precisas. A Ciência de Dados surgiu como uma metodologia de suporte ao processo de tomada de decisão, facilitando a obtenção de informações contextualizadas, revelando fenômenos subjacentes nos dados e validando hipóteses estabelecidas anteriormente (RAUTENBERG; DO CARMO, 2019).

A tomada de decisão guiada por dados proporciona assistência aos gestores, resultando em decisões com maior qualidade e aumento da produtividade devido aos relatórios disponíveis. Segundo Rautenberg e Do Carmo (2019) conforme detalhamento a seguir a Ciência de dados desempenha um papel fundamental na gestão das atividades da organização, como a tarefa de a) associação; b) avaliação; diagnóstico; c) monitoramento e d) predição.

- a) Associação: Tarefa na qual o conhecimento de um mapeamento entre dois conjuntos de objetos é utilizado. Por exemplo, considerem-se as tarefas nas quais a conexão entre causa e efeito é evidente, como a falta de óleo em um motor que leva ao desgaste prematuro das peças mecânicas, comprometendo sua vida útil. Outro exemplo cotidiano da tarefa de Relacionamento é a sugestão de um vinho adequado em uma refeição. Dadas as características do prato principal, o sommelier recomenda o vinho ideal a ser consumido. Neste caso, em um ecossistema de Big Data, as regras de associação entre vinhos e pratos principais podem ser abstraídas de bases de dados das vinícolas e das opiniões dos consumidores, por meio dos processos de Mineração de Dados.
- b) Avaliação: O objetivo principal nas tarefas de avaliação é caracterizar um caso conforme as opções de decisão disponíveis. Por exemplo, em um sistema de avaliação de crédito, baseando-se nos históricos de empréstimos realizados e armazenados no ecossistema de Big Data, um gestor pode tomar uma decisão mais informada ao comparar o caso em análise com casos anteriores. Nesse sentido, as opções podem ser conceder o crédito, recusar o crédito, sugerir uma contraproposta ou solicitar mais informações do requerente.
- c) Diagnóstico: Dado um conjunto de atributos, resume-se na tarefa de inferir o estado de um objeto em relação ao conhecimento que rege um domínio. Em um ecossistema de Big Data, o conhecimento do domínio pode ser abstraído dos dados usando soluções computacionais de Ciência de Dados, por meio de heurísticas expressas por regras que caracterizam a compatibilidade ou discrepância de um caso em análise em relação ao comportamento esperado.

- d) Monitoramento: É um processo de diagnóstico iterativo no qual o estado de um objeto é avaliado periodicamente ao longo do tempo. Dados sensíveis são capturados e analisados por regras que definem a dinâmica da normalidade do objeto em monitoramento. Quando anormalidades são detectadas, alertas podem ser disparados para a execução de atividades corretivas. Assim como na tarefa de diagnóstico, em um ecossistema de Big Data, as regras podem ser abstraídas dos dados usando soluções computacionais de Ciência de Dados.
- e) Predição: Nessa tarefa, se prediz eventos futuros com base em um conjunto de dados históricos e em dados atualizados. Exemplos de aplicações voltadas para a Predição incluem a estimativa de vendas e do setor financeiro.

Nesse sentido, a Ciência de Dados converte dados em informações para o Apoio à tomada de decisão. Assim, as habilidades dos especialistas em informática e ciência da informação são necessárias na elaboração de modelos de representação, interfaces de comunicação e dados. Em ambientes de grandes volumes de dados, tais habilidades são úteis para personalizar o conjunto de ferramentas utilizadas pela organização no processo de tomada de decisão orientada por dados (RAUTENBERG; DO CARMO, 2019).

2.3.4 ÉTICA DA IA

Ética é o ramo da filosofia preocupado com os princípios morais que orientam o comportamento humano e a tomada de decisões. Através da ética, busca-se estabelecer padrões de conduta considerados moralmente corretos e justos. Para isso, a ética fornece um conjunto de valores e princípios que ajudam a orientar o comportamento dos indivíduos e promovem o bem-estar coletivo.

Ao se tratar da IA, um campo desenvolvimento acelerado que envolve a criação de sistemas e algoritmos capazes de realizar tarefas que normalmente exigiria a inteligência natural, a aplicação ética torna-se crucial para garantir que essa tecnologia seja utilizada de maneira responsável e benéfica à sociedade como um todo (CARVALHO; SICHMAN 2021). Nesse contexto, Jobin, Ienca e Vayena (2019) destacam que as principais perguntas, que a ética da IA busca responder, são: (a) quais são os limites da coleta e uso de dados?; (b) como evitar a discriminação algorítmica?; (c) quem é responsável pela tomada de decisões de sistemas de IA?

Ainda de acordo com os autores, para abordar essas preocupações éticas, pesquisadores e profissionais propuseram diretrizes e princípios para o uso responsável da IA: transparência,

responsabilidade, privacidade, justiça e segurança. Para Jobin, Ienca e Vayena (2019), esses princípios caracterizam-se como: (i) transparência: refere-se à abertura e clareza no funcionamento dos sistemas de IA, pois é importante que os sistemas de IA sejam compreensíveis e explicáveis, tanto para os especialistas quanto para os usuários finais, permitindo que as pessoas entendam como as decisões são tomadas e evita a opacidade e o viés oculto nos algoritmos de IA; (ii) responsabilidade: envolve a atribuição de responsabilidades claras às partes envolvidas no desenvolvimento e uso de sistemas de IA, incluindo tanto os criadores e desenvolvedores quanto as organizações que os implementaram, garantindo que essas partes sejam responsabilizadas por quaisquer consequências negativas decorrentes do uso inadequado da IA; (iii) privacidade: legislações específicas que visam proteger a privacidade dos indivíduos, para evitar o uso indevido de informações sensíveis e garantir que os dados sejam tratados de acordo com os padrões éticos; (iv) justiça: busca garantir a igualdade e imparcialidade na aplicação da IA, (v) segurança: garante que os sistemas de IA sejam robustos e protegidos contra ataques ou manipulações maliciosas, o que inclui a proteção contra a exploração de vulnerabilidades nos algoritmos de IA e a garantia de que esses sistemas não causem danos físicos, psicológicos ou sociais.

No que tange a aplicabilidade desses princípios (CARVALHO, 2021) exemplifica que no campo da IA explicável, foram desenvolvidas técnicas, como a importância relativa dos recursos (feature importance), que ajudam a identificar quais recursos e dados são mais relevantes para as decisões dos modelos de IA, atribuindo maior transparência ao mostrar quais fatores são considerados pelos sistema ao tomar uma decisão. Seguindo os exemplos dos autores, a Regulação Geral de Proteção de Dados (GDPR) na União Europeia é um caso significativo de legislação que visa proteger a privacidade dos cidadãos em relação à coleta e processamento de dados pessoais, que estabelece regras rígidas para o uso ético de dados e impõe penalidades para organizações que não estejam em conformidade com essas regras.

Algoritmos de aprendizado de máquina, quando treinados com dados que refletem injustiças ou preconceitos da sociedade, podem apresentar viés, fenômeno conhecido como bias algorítmico. Essa questão representa um dos desafios éticos na IA, dado que tais algoritmos têm a capacidade de reproduzir e até mesmo amplificar as desigualdades existentes. Ainda que sejam desenvolvidos por humanos, esses algoritmos podem internalizar e perpetuar os preconceitos e estereótipos presentes nos dados de treinamento, levando a decisões discriminatórias e injustas em diversos setores, desde contratação até justiça criminal e publicidade direcionada (MITTELSTADT et al., 2016).

O viés algorítmico manifestou-se em casos notórios, como o incidente de 2018 envolvendo o sistema de recrutamento da Amazon. Influenciado por dados históricos, o algoritmo passou a associar características de currículos aprovados a candidatos do sexo masculino, penalizando automaticamente currículos que continham palavras-chave associadas ao gênero feminino. Tal viés resultou na exclusão de diversas candidatas qualificadas (DASTIN, 2018).

Sistemas de classificação de crédito utilizados por instituições financeiras também podem sofrer do bias algorítmico, sendo afetados por fatores como raça, gênero e localização geográfica. Um estudo publicado em 2019 na revista *Science* descobriu um algoritmo de um banco americano que emprestava a pessoas negras com taxas mais altas, mesmo quando seus dados financeiros eram similares aos de pessoas brancas (OBERMEYER, 2019).

Diante disso, Mittelstadt et al. (2016) apresentam a relevância do desenvolvimento de técnicas de mitigação de viés, que incluem o ajuste dos dados utilizados para treinamento e a definição de objetivos de aprendizado mais justos, como estratégias fundamentais para combater essa questão.

A privacidade e proteção de dados, é outro dilema recorrente. O debate em torno da coleta e o uso de dados pessoais e a proteção da privacidade dos indivíduos ganhou destaque significativo na sociedade, impulsionado pelo avanço tecnológico e a crescente quantidade de informações pessoais disponíveis online. O dilema central reside na necessidade de coletar e utilizar dados pessoais para diversos fins, como melhorar serviços e personalizar experiências, em contrapartida à proteção da privacidade individual (CAVALHO, 2021).

Neste sentido, a proteção da privacidade é essencial para preservar a autonomia e a liberdade individual, pois a coleta e o uso indiscriminado de dados pessoais podem resultar em violações de privacidade, exposição de informações sensíveis e até mesmo uso indevido dos dados. As políticas de privacidade também são fundamentais para manter relações de confiança entre os indivíduos e as organizações que coletam seus dados. Atualmente no Brasil está vigente a Lei Geral de Proteção de Dados (LGPD), Lei nº 13.709, aprovada em agosto de 2018 e entrou em vigor em setembro de 2020. Inspirada pelo Regulamento Geral de Proteção de Dados (GDPR) da União Europeia, a LGPD foi criada com o objetivo de proporcionar maior controle aos cidadãos sobre suas informações pessoais, aumentando a privacidade dos dados e o poder dos indivíduos em relação ao uso de seus dados pessoais por parte de empresas públicas e privadas. A LGPD estabelece uma série de direitos para os titulares de dados, incluindo o direito de acesso, o direito de correção, o direito de exclusão (conhecido como "direito ao

esquecimento"), o direito de se opor ao processamento, o direito de portabilidade de dados, entre outros. Além disso, a lei estabelece a necessidade de consentimento para a coleta e uso de dados, salvo em algumas exceções específicas (BRASIL, 2019).

Outro tema cada vez mais relevante no campo da ética de IA, é a tomada de decisões autônomas, e a responsabilidade por ações realizadas por sistemas de IA sem intervenção humana. À medida que esses sistemas se tornam mais sofisticados e independentes, é importante definir quem deve ser responsabilizado por suas ações, especialmente quando essas ações podem ter consequências significativas.

Um exemplo considerável é o campo dos veículos autônomos, carros sem motoristas que utilizam algoritmos de IA para dirigir, que estão sendo desenvolvidos por várias empresas. Esses veículos são capazes de tomar decisões complexas no trânsito, ao desviar de obstáculos ou responder a sinais de trânsito. Porém em emergências, onde é necessário escolher entre salvar a vida do motorista ou de pedestres, surgem alguns dilemas éticos difíceis de serem solucionados, como quem deverá ser responsabilizado se um carro autônomo causar um acidente fatal? Seria o desenvolvedor do software, o fabricante do veículo, ou o motorista? (TEIXEIRA, 2011; SICHMAN, 2021).

Para os autores Bostrom e Yudkowsky, (2011) o desenvolvimento de sistemas autônomos deve levar em consideração as questões éticas, desde o início. Eles argumentam que a responsabilidade por ações autônomas deve ser compartilhada entre várias partes, incluindo desenvolvedores, fabricantes, legisladores e usuários. Além disso, os autores sugerem o estabelecimento de padrões éticos e legais claros para orientar o desenvolvimento e o uso desses sistemas. Em concordância, Mittelstadt et al. (2016) discutem a responsabilidade em sistemas autônomos de IA, e argumentam que deve ser atribuída com base na contribuição de cada parte para o resultado final, dependendo do grau de autonomia e das falhas no sistema.

Quando se trata da ética da IA, e as preocupações que a cercam, é imprescindível discutir o impacto da IA no mercado de trabalho e quais as implicações da automação e substituição de empregos. Além das preocupações éticas já mencionadas, à medida que a automação se expande e a IA se torna cada vez mais sofisticada, surgem preocupações sobre o impacto dessas mudanças na economia, nas oportunidades de emprego e nas habilidades necessárias para se destacar profissionalmente (CARVALHO, 2021).

De acordo com Da Silva (2022), a automação têm sido uma força transformadora no mercado de trabalho, com várias tarefas sendo realizadas por máquinas e robôs. Consequentemente, alguns empregos têm sido substituídos, levando à preocupação com a perda

de postos de trabalho. Segundo um relatório do Fórum Econômico Mundial, estima-se que até 2025, cerca de 85 milhões de empregos sejam substituídos por máquinas em setores como manufatura, varejo e serviços.

Embora a automação possa levar a substituição de alguns empregos, também é importante reconhecer o aumento da produtividade que ela pode proporcionar. Um exemplo dado por Manyika et al. (2016), são os chatbots em atendimento ao cliente, que têm sido amplamente utilizados para melhorar o atendimento. Chatbots e assistentes virtuais podem responder a perguntas frequentes e lidar com solicitações básicas, liberando os funcionários para se envolverem em interações mais complexas.

Também é preciso notar que embora a automação possa levar à perda de certos empregos, ela pode criar novas oportunidades. À medida que novas tecnologias surgem, novas profissões e habilidades se tornam necessárias. A transição para uma economia impulsionada pela IA pode criar demanda por especialistas em ciência de dados, engenheiros de IA, e desenvolvedores de robótica. Segundo Davenport (1994), os profissionais responsáveis por desenvolver algoritmos e modelos que permitem que as máquinas aprendam e tomem decisões com base em dados, são os mais procurados no mercado de trabalho.

A regulamentação e a governança efetivas da IA são cruciais para garantir que seu desenvolvimento e uso sejam conduzidos de maneira ética, transparente e responsável, como afirma o EBIA (2021). As políticas e diretrizes claras oferecem um quadro de referência para os desenvolvedores, tornando possível o entendimento dos limites éticos e legais em seu trabalho. Essas diretrizes devem abranger os princípios éticos da IA de forma bem definida, a fomentar a confiança dos usuários e facilitar uma adoção mais ampla e consciente.

De acordo com a EBIA (2021, p. 23) é interessante que as tomadas de decisões de um sistema por exemplo, sejam rastreáveis, criando assim uma curadoria e seleção dos dados empregados em busca de mitigar possíveis erros futuros. Para além disso, o EBIA (2021) aponta para a criação de conselhos de ética em relação à IA, como forma de estimular *accountability* nas organizações. A atribuição de responsabilidade deve ser entendida nesse momento como uma precaução, uma vez que o conselho possa identificar os riscos e impactos das aplicações.

A análise de risco da IA é um componente crucial nas leis de proteção de dados, como a Lei Geral de Proteção de Dados (LGPD) do Brasil. Este processo de avaliação sistemática permite que as organizações identifiquem potenciais perigos associados à IA, considerando suas vulnerabilidades e impactos potenciais, incluindo questões éticas como privacidade, consentimento, transparência, justiça e não discriminação.

Essa abordagem estratégica para gerenciamento de risco não só auxilia as organizações a evitar violações de dados e danos à reputação, mas também assegura conformidade com leis de proteção de dados como a LGPD, construindo a confiança do usuário na tecnologia. Portanto, a análise de risco é fundamental para o sucesso da implementação de IA, para assegurar a conformidade legal, respeitando os princípios éticos e estabelecendo a confiança dos usuários nas novas aplicações de IA.

2.5 IA NO CONTEXTO DO EAD

Segundo Cavalcanti, Tavares e Castro (2022), a aplicação da IA no setor educacional tem o potencial de transformar a maneira como os alunos aprendem, os professores ensinam e as instituições educacionais operam. Para os autores, a IA pode melhorar a personalização da educação, fornecer feedback adaptativo, facilitar o acesso ao conhecimento e automatizar tarefas administrativas.

Na educação, as aplicações de IA estão sendo usadas para gerar novos conteúdos e desenvolver sistemas de ensino adaptativos que podem personalizar o conteúdo de aprendizado para atender às necessidades individuais dos alunos. Além disso, a IA também está sendo usada para desenvolver assistentes virtuais para fornecer feedback e ajudar os professores a gerenciar suas cargas de trabalho (HOLMES; TUOMI, 2022).

Além disso, a IA está fornecendo insights valiosos que podem ser usados para melhorar a tomada de decisões no setor educacional. Por exemplo, os sistemas de IA podem analisar dados de desempenho dos alunos para identificar tendências e padrões, fornecendo informações que podem ser usadas para melhorar os métodos de ensino e os resultados de aprendizado. Essas aplicações estão revolucionando a educação, tornando-a mais personalizada, eficiente e eficaz (HOLMES; TUOMI, 2022; GONSALES; KAUFMAN, 2023).

Vicari (2021) destaca as principais aplicações da IA no EAD, como sendo:

- a) Tutoria Inteligente: a IA pode ser utilizada para criar tutores virtuais que possam auxiliar os alunos em seus estudos, identificando suas dificuldades e sugerindo conteúdos específicos para aprimorar seus conhecimentos. Essa aplicação pode ser feita por meio de chatbots ou assistentes virtuais, por exemplo.
- b) Adaptação de conteúdo: a IA pode ser utilizada para adaptar o conteúdo dos cursos de acordo com o perfil e o ritmo de aprendizado de cada aluno, garantindo que o material seja adequado e desafiador ao mesmo tempo.

- c) **Análise de dados:** a IA pode ser utilizada para analisar grandes volumes de dados e identificar padrões de comportamento dos alunos, ajudando os professores a compreender melhor suas necessidades e oferecer soluções mais personalizadas.
- d) **Avaliação Automatizada:** a IA pode ser utilizada para corrigir e avaliar automaticamente as tarefas e trabalhos dos alunos, garantindo rapidez e precisão na correção.
- e) **Ensino Personalizado:** a IA pode ser utilizada para criar experiências de aprendizado personalizadas, que se adaptem às preferências e necessidades de cada aluno.
- f) **Chatbots educacionais:** Os *chatbots* baseados em IA podem responder às perguntas dos alunos, fornece informações sobre cursos e materiais educacionais, e oferecer suporte técnico. Isso ajuda a melhorar a acessibilidade e a disponibilidade de informações para os alunos.
- g) **Acesso a recursos educacionais:** A IA pode facilitar o acesso a recursos educacionais, como livros, vídeos e materiais de aprendizado online. Ela pode recomendar materiais relevantes com base nos interesses e necessidades dos alunos, ampliando o acesso a uma variedade de conteúdos educacionais.
- h) **Análise de dados e predição de desempenho:** A IA pode analisar grandes volumes de dados educacionais para identificar padrões, tendências e insights úteis. Isso pode ajudar a identificar áreas em que os alunos estão lutando, prever o desempenho acadêmico e fornecer intervenções personalizadas para melhorar o aprendizado.

A implementação da IA no setor educacional requer planejamento, treinamento de professores e colaboração entre educadores, pesquisadores e desenvolvedores de tecnologia. Ao integrar a IA de maneira ética e eficaz, é possível melhorar a qualidade da educação, tornando-a mais personalizada, acessível e eficiente (VICARI, 2021; MALLIK; GANGOPADHYAY, 2023).

De maneira complementar, Holmes e Tuomi (2022) abordam a IA na Educação (AIED), um campo de estudo e prática que utiliza a IA para apoiar a educação com ferramentas para otimizar e facilitar as tarefas de todos os atores envolvidos com a educação. Os autores classificam as ferramentas e aplicações AIED em três categorias distintas, porém inter-relacionadas: (1) focada no aluno, (2) focada no professor, e (3) focada na instituição:

- I. AIED focada no aluno: Esta categoria de AIED é projetada para melhorar a experiência de aprendizagem do aluno. Isso pode incluir Sistemas Tutoriais Inteligentes (ITS) que fornecem instrução personalizada, aplicativos assistidos por IA para auxiliar em áreas específicas como matemática ou aprendizado de idiomas, e simulações assistidas por IA que oferecem experiências de aprendizado imersivas. Além disso, a IA pode ser usada para apoiar alunos com deficiências, fornecendo recursos de acessibilidade, como conversão de texto em fala. Outras aplicações incluem a Escrita Automática de Redação (AEW), *chatbots* para assistência em tempo real, Avaliação Formativa Automática (AFA), e orquestradores de rede de aprendizagem que ajudam a gerenciar e facilitar a colaboração entre os alunos.
- II. AIED focada no professor: Esta categoria de AIED visa auxiliar os professores em suas tarefas diárias e melhorar a eficácia do ensino. Isso pode incluir ferramentas para detecção de plágio, curadoria inteligente de materiais de aprendizagem que ajuda os professores a encontrar e organizar recursos de ensino, e acompanhamento de sala de aula que permite aos professores monitorar o progresso e o comportamento dos alunos. A Avaliação Somativa Automática pode ajudar a reduzir a carga de trabalho dos professores, e os assistentes de ensino de IA podem fornecer suporte adicional em várias tarefas de ensino.

III. AIED focada na instituição: Esta categoria de AIED é usada para melhorar a gestão e a operação das instituições educacionais. Isso pode incluir sistemas de admissão assistidos por IA que ajudam na seleção de alunos, planejamento de curso, programação e criação de horários, e sistemas de segurança escolar. A IA também pode ser usada para identificar estudantes em risco ou que possam abandonar a formação, permitindo intervenções precoces por análises preditivas. Além disso, o e-Proctoring, que é a prova monitorada por meio de IA, também é outro sistema que auxilia o setor da educação (CAVALCANTI; TAVARES; CASTRO, 2022).

A IA na educação, AIED, apresenta um potencial importante na educação em todos os níveis - do aprendizado individual dos alunos, passando pelo trabalho diário dos professores, até a gestão geral das instituições educacionais (HOLMES; TUOMI, 2022). Contudo, os autores destacam a importância da implementação de estratégias para aplicar conceitos para que todos participem do processo de criação e conhecimento da IA na instituição. Logo, na construção do conhecimento a IA pode oferecer ferramentas de conversão de texto em fala para criar versões

em áudio de materiais escritos, e oferecer recomendações personalizadas de materiais de acordo com os hábitos de leitura. Isso permitiria que alunos, professores e funcionários se envolvessem mais com os recursos da biblioteca compartilhada de aprendizado, e assim adaptados ao seu estilo de aprendizado e necessidades individuais. A inclusão e a acessibilidade nas bibliotecas seriam aprimoradas (MOLENAAR; MALLIK; GANGOPADHYAY, 2023).

2.6 INTELIGÊNCIA HÍBRIDA

Para Leodolter (2017, p. 205) “IH pode ser definida como uma inteligência coletiva de humanos e elementos de IA que colaboram estreitamente para servir ao propósito de uma unidade”. A IH está associada à combinação da IN e da máquina para que potencialize a IN em vez de substituí-la (TEIXEIRA, 1998). A parceria cognitiva entre mentes e máquinas têm sido uma alavanca para a fronteira do conhecimento (DENNETT, 1997; TEIXEIRA, 1998; RUSSEL, 2021). Essas parcerias visam combinar as habilidades únicas dos seres humanos e das máquinas para alcançar resultados superiores aos que seriam possíveis para cada um separadamente. Uma das principais vantagens da parceria cognitiva é a capacidade de as máquinas processar grandes quantidades de dados em tempo real, o que pode levar a descobertas e *insights* que seriam impossíveis de se obter apenas com a inteligência natural.

Ao mesmo tempo, as habilidades humanas, como o pensamento crítico, a criatividade e a empatia, são essenciais para a interpretação e contextualização dos resultados gerados pelas máquinas. Logo, a colaboração entre humanos e máquinas pode resultar em soluções mais eficientes e personalizadas para problemas complexos, como no campo da saúde, onde a análise de dados combinada com a expertise médica pode levar a diagnósticos mais precisos e tratamentos mais eficazes. No entanto, vale ressaltar que a parceria cognitiva oriunda das inteligências artificial e natural deve ser desenvolvida de forma ética e transparente, levando em consideração questões de privacidade, segurança e justiça, para garantir que os benefícios sejam compartilhados de forma justa entre as partes envolvidas. Ademais, é importante que a IA seja vista como uma ferramenta que amplia as habilidades humanas, e não como uma substituição para elas (TEIXEIRA, 2006).

Peeters et al. (2021) abordam as perspectivas da IA na sociedade, especificamente como a inteligência irá se relacionar com a artificial nas próximas décadas. Os autores enfatizam as perspectivas no cenário IA versus sociedade, sendo estas:

- I. Perspectiva centrada na tecnologia. Nessa perspectiva ocorre a aposta dos sistemas de IA superarem os humanos em relação ao aprendizado, e, desta forma, conseguirem se destacar sozinha.
- II. Perspectiva centrada no ser humano. Por essa razão, a IA apresenta preponderância apenas em atividades nas quais o humano concorda que pode ser substituído pela máquina, ou em atividades que ele não saiba realizar (RUSSEL; PEETERS et al., 2021).

Portanto, as habilidades individuais podem ser agrupadas e usadas coletivamente em prol de fortalecer as competências do coletivo. Nessa perspectiva, a inteligência coletiva defende a colaboração de ambas as inteligências, ou seja, pessoas e máquinas conectadas coletivamente significa explorar o máximo potencial das duas inteligências.

A perspectiva centrada no ser humano na IA reconhece o papel dos seres humanos na interação com a tecnologia, valorizando as habilidades humanas, enquanto reconhece o papel da IA em complementar certas tarefas. Essa perspectiva deve considerar as questões éticas para garantir a transparência e responsabilidade no desenvolvimento e uso da IA. Ela enfatiza a aprendizagem contínua e primordial na interpretação e aplicação do que é gerado pela IA. Diante disso, a perspectiva centrada no ser humano busca aproveitar o potencial da IA para melhorar o dia a dia, impulsionar a inovação e a parceria entre humanos e máquinas.

Russell e Norvig (2013) destacam a evolução da IA em várias áreas, incluindo sistemas especialistas, robótica, sistemas visuais, processamento de linguagem natural, e planejamento e logística.

- I. Sistemas especialistas: Estes sistemas utilizam IA para fornecer soluções especializadas em uma determinada área do conhecimento. Com base nos dados fornecidos, os sistemas especialistas são capazes de processar as informações e propor soluções relevantes e direcionadas. Este tipo de sistema é comum em domínios complexos como medicina, engenharia e finanças, onde eles podem auxiliar na tomada de decisões ao trazer uma profunda compreensão do campo de estudo.
- II. Robótica: Os robôs, como agentes físicos, representam uma parte significativa do desenvolvimento da IA. Russell e Norvig (2013) dividem os robôs em três categorias:
- III. Manipuladores: São robôs comumente usados em ambientes de manufatura ou produção. Eles realizam tarefas de manipulação física como mover, montar ou até mesmo desmontar objetos.

- IV. Móveis: Estes robôs têm a capacidade de se mover autonomamente em um ambiente. Eles podem ser vistos em uma variedade de situações, desde robôs de entrega autônomos até robôs exploradores em ambientes inóspitos ou perigosos.
- V. Híbridos: Estes são robôs que combinam as características dos manipuladores e dos móveis, podendo se mover autonomamente enquanto manipulam objetos. Estes são comuns em ambientes como armazéns automatizados.
- VI. Sistemas visuais: Esses sistemas utilizam a IA para reconhecer e interpretar comportamentos faciais. Isso pode incluir a identificação de emoções em expressões faciais, reconhecimento de identidade através de características faciais, e até a interpretação de comportamentos mais sutis. Estes sistemas são amplamente utilizados em uma variedade de campos, desde sistemas de segurança até interfaces de usuário amigáveis ao consumidor.

No Quadro 1, é apresentada as principais diferenças do processamento de informações da IN e IA. Com base nessas informações, para o cérebro humano, as atividades como processar e armazenar um grande volume de dados tornam-se atividades mais difíceis. Enquanto, o raciocínio analítico, senso comum, intuição e criatividade são fáceis. Embora o cérebro humano possa aprender com um conjunto pequeno de dados, a IA requer grandes quantidades de dados para aprender e fazer inferências. A IA se destaca em tarefas que envolvem otimização e combinação de dados, bem como personalização para usuários individuais. No entanto, o cérebro humano se destaca com dados empíricos, raciocínio analítico, compreensão de contextos, senso comum e intuição. Além disso, importante destacar a criatividade como um dos principais diferenciais do cérebro humano em relação a máquina em que tem a habilidade inata de gerar novas ideias (LEODOLTER, 2017).

Quadro 1 – Comparação do processamento de informações IN e IA

	Cérebro humano	Cérebro IA (aprendizado profundo)
Dados necessários para aprendizado	Poucos pontos de dados	Enorme quantidade de dados
Otimização quantitativa e combinações (achar um rosto entre um milhão)	Difícil	Fácil
Personalização para cada situação (mostrar para cada usuário um produto diferente para maximizar as compras)	Difícil	Fácil

Conceitos abstratos, raciocínio analítico, inferências, senso comum e intuição	Fácil	Difícil
Criatividade	Fácil	Difícil

Fonte: Lee e Qiufan (2022, p. 49).

As habilidades humanas, como pensamento crítico, criatividade, empatia, percepção espacial, compreensão social e aptidões motoras refinadas, são frutos de processos de aprendizado e adaptação ao longo de gerações (GOLEMAN, 2012). Para o autor, essas capacidades, enraizadas no nosso sistema nervoso e cérebro, ressaltam a complexidade da inteligência natural. Paradoxalmente, tarefas que consideramos intuitivas são desafiantes para a IA, já que essas habilidades complexas são processadas em partes do cérebro que evoluíram muito antes da lógica e razão, tornando-as difíceis de serem traduzidas em algoritmos matemáticos e lógicos.

Nesse contexto, para Dellerman et al. (2019) a busca por reproduzir essas habilidades em máquinas alimenta os estudos em redes neurais artificiais e aprendizado de máquina, objetivando imitar a capacidade de aprendizado e adaptação humana. A colaboração entre humanos e máquinas, por sua vez, pode impulsionar soluções mais eficientes e personalizadas para a resolução de problemas e melhorias, desenvolvendo sistemas inteligentes adaptativos. Com o avanço da IA, esses sistemas inteligentes têm se tornado cada vez mais sofisticados e capazes de entender e interpretar melhor as necessidades humanas. Além disso, a construção de sistemas inteligentes também tem como objetivo reduzir a carga de trabalho humano, automatizando processos e tarefas repetitivas, permitindo que os humanos foquem em atividades mais estratégicas e criativas. Dessa forma, é possível construir uma parceria mais produtiva entre mentes e máquinas, onde cada uma das partes pode contribuir de forma única e complementar para o alcance de objetivos em comum (DELLERMAN et al., 2019; TEIXEIRA, 2006).

Os sistemas inteligentes aprendem por modelos que são baseados em formulações empíricas e baseiam-se em um conjunto de dados (SÁIZ-BÁRCENA et al., 2015). A máquina aprende pela análise dos dados que são armazenados e formam novos modelos analíticos (TEIXEIRA, 1996). Para Russel e Norvig (2013), os agentes inteligentes percebem o ambiente por meio de sensores e agem através deles. Estes agentes são capazes de realizar tarefas que auxiliam o humano. As tarefas variam de acordo com as informações programadas e interpretadas pelos agentes. Os algoritmos são responsáveis pela criação de um agente

inteligente. E é por meio destes algoritmos que os agentes podem desempenhar tarefas que exigem percepção e interpretação do ambiente para oferecer melhor autonomia.

A IA supera os humanos em diversas tarefas de reconhecimento de padrões, aprendizado de máquina e raciocínio. No entanto, apenas os humanos dominam o conhecimento empírico gerado pela vivência, senso comum e as capacidades intrínsecas do ser humano de colaboração, adaptabilidade de emoções (AKATA et al., 2020). Os seres humanos são adaptáveis e flexíveis às mudanças e aos imprevistos que ocorrem durante uma determinada tarefa (TEIXEIRA, 1996). Um destaque para a capacidade singular do ser humano é a de colaborar e ensinar o outro através de ações e resultados (LÉVY, 2003).

Com isso, a IN tem uma capacidade maior de aprendizagem no ambiente social e nas decisões intuitivas, habilidade de aprender com experiências, adaptar-se a novas situações, entender e manipular conceitos abstratos e utilizar o conhecimento para interagir. Por sua vez, a IA utiliza um modelo de aprendizagem supervisionado, não supervisionado, aprendizado por reforço ou redes neurais para identificar padrões e relações em dados complexos (MONARD; BARANAUSKAS, 2003). A IA é caracterizada por ser estável e capaz de automatizar tarefas. Com o destaque para a análise de grandes volumes de dados, o que pode ser muito útil em áreas que analisam um grande volume de dados. Além disso, ela detém a capacidade de armazenar informações rapidamente e produzir e reproduzir informações com facilidade. Por outro lado, a IN é caracterizada por ser criativa e possuir funções sensoriais, o que significa que ela pode compreender e interpretar informações de maneira mais complexa do que a IA. Ela também apresenta a facilidade para compreender padrões dentro de contextos, o que pode ser muito útil em áreas que envolvem criatividade e originalidade. Além disso, a IN evolui naturalmente e empiricamente, o que significa que ela é capaz de aprender com a experiência e a interação com o ambiente. Contudo, ambas as inteligências podem ser utilizadas em conjunto para obter resultados ainda mais eficazes. Por exemplo, a IA pode ser usada para automatizar tarefas rotineiras e analisar grandes volumes de dados, enquanto a IN pode ser usada para interpretar informações complexas e criar soluções criativas para problemas complexos (DELLERMAN et al., 2019). No Quadro 2, são apresentadas as diferenças dos dois tipos de inteligência.

Quadro 2 - Diferenças entre IA e IN

IA	IN
É estável	É criativa
Automação de tarefas	Possui funções sensoriais
Análise de um grande volume de dados	Facilidade para relacionar coisas e padrões
Armazenamento rápido	Evolução natural e empírica

Facilidade para produzir e reproduzir informações	Facilidade para compreender
---	-----------------------------

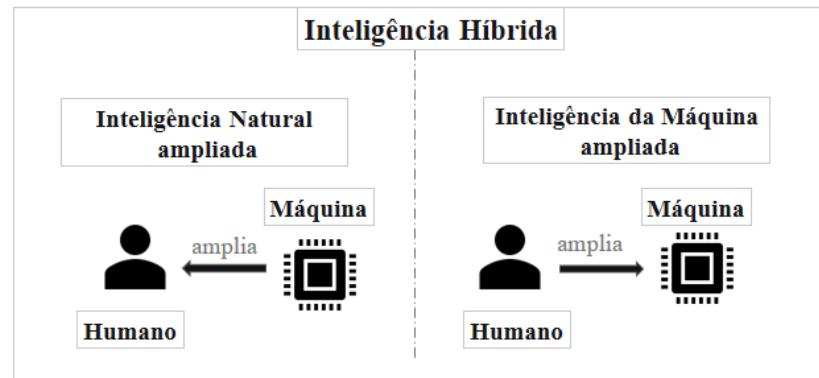
Fonte: elaborado pela autora com base em Dellerman et al. (2019).

Segundo Leodolter (2017), a cooperação cognitiva pode trazer benefícios mútuos em áreas como a automação de tarefas e o suporte à tomada de decisões. Já Dellermann et al. (2019) aborda a IH como a capacidade de alcançar objetivos complexos combinando a Inteligência natural e a artificial, o que pode levar a resultados superiores aos que cada uma poderia ter alcançado separadamente. Além disso, a IA tem o potencial para criar serviços eficientes que permitirão economizar tempo, liberando os humanos de tarefas rotineiras e permitindo que possam se dedicar a trabalhos mais estimulantes e desafiadores. A IA pode trabalhar em conjunto com os humanos de forma simbiótica, com a IA realizando análises quantitativas, otimização e trabalho de rotina, enquanto os humanos contribuem com a criatividade, pensamento crítico e habilidades socioemocionais. Outros ambientes em que a IA fornece informações para auxiliar na tomada de decisões, humanos e máquinas atuam como parceiros de equipe. Por exemplo, no processamento de dados médicos, como tomografias computadorizadas, a IA pode ajudar os médicos a fazer previsões sobre doenças, como o câncer, capacitando-os a tomar decisões mais informadas. Isso pode levar a um aumento da produtividade humana, permitindo que cada indivíduo alcance possa dispendar tempo em atividades que irão melhorar sua qualidade de vida e potencializar o aprendizado (LEE; QIUFAN, 2022). Nesse contexto, a abordagem da IH permite que os especialistas humanos aproveitem o poder preditivo da IA, ao mesmo tempo em que utilizam sua própria intuição e empatia para fazer escolhas com base nas previsões da IA (DELLERMANN et al., 2019).

Segundo Dellermann et al. (2019), a IH envolve a combinação de habilidades humanas e tecnológicas para alcançar resultados ampliados, e é utilizada para alocar tarefas entre humanos e sistemas de IA. Esses sistemas podem melhorar ao longo do tempo por meio das técnicas de aprendizado de máquina e dos algoritmos que fornecem *feedbacks* para que a máquina possa ajustar suas previsões e melhorar seu desempenho ao longo do tempo. Esses mecanismos permitem que os sistemas de IA aprendam com as interações humanas e aprimorem suas habilidades ao longo do tempo. A ideia é que, com a utilização da IH, seja possível alcançar resultados mais eficientes e eficazes do que com o uso exclusivo de habilidades humanas ou tecnológicas. Isso possibilita ampliar as capacidades tanto da mente humana quanto da IA e aplicá-las em tarefas mais complexas. Enquanto as máquinas podem fornecer informações e atualizações em tempo real e os humanos, por sua vez, podem fornecer

às máquinas contexto e orientação humana, e ajudar a garantir que as informações estejam corretas e no contexto adequado. Na Figura 4 é apresentada a IN e IA ampliadas para a geração da IH.

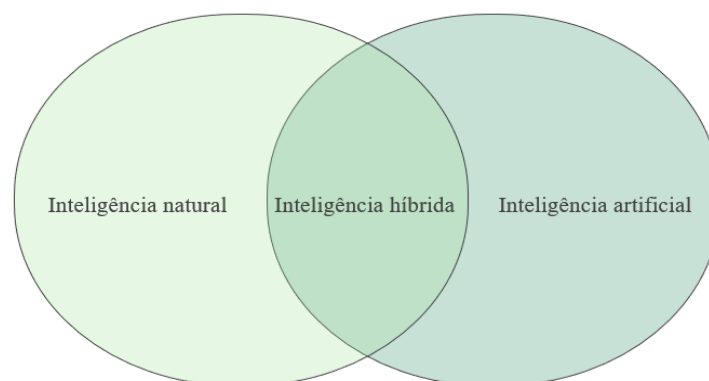
Figura 4 – Inteligência Híbrida



Fonte: Elaborado com base em Dellermann et al. (2019).

Essa abordagem também oferece controle sobre o processo de aprendizagem, garantindo que a IA faça inferências baseadas em critérios interpretáveis por humanos, o que é crucial para a adoção em aplicações e para garantir a segurança. Além disso, a IH possibilita uma personalização melhorada da IA, com base no aprendizado das preferências dos humanos durante a interação. Por fim, a cocriação de IH entre humanos e sistemas de IA pode promover um senso de parceria, aumentando a aceitação e a confiança nessa tecnologia (DELLERMANN, et al., 2019). Na Figura 5 é apresentado o conceito da combinação da IN e IA.

Figura 5 - Geração de IH



Fonte: Adaptado de Dellermann et al. (2019).

Nos últimos dez anos, estudos em IA têm demonstrado que os humanos são agentes fundamentais na tomada de decisões, devido à sua habilidade incomparável na resolução de problemas. Além disso, esses estudos comprovam que o objetivo principal da computação é compensar as deficiências das máquinas em processos cognitivos que requerem inteligência natural, como afirmado por Moradi et al. (2019). Máquinas podem gerar dados e traduzir informações de acordo com a tarefa em questão, graças ao seu aprendizado com base nos inputs e processamento de dados inseridos. De acordo com Liu et al. (2018), a participação humana pode combinar as habilidades dos computadores e algoritmos com a experiência e habilidade humana, permitindo assim a criação de conhecimento.

2.6.1 Colaboração entre IN e IA

Leodolter (2017) considera que as novas tecnologias, em especial a IA, oferecem novas possibilidades de conexão dentro das organizações e também na interação com outros, surge a questão de saber se as organizações podem desenvolver e incorporar algo como uma IH. O autor menciona três perspectivas metafóricas que trazem uma visão abrangente do que está por vir: a transformação digital como uma meta desenvolvimento social, impactando diretamente as organizações para questões estruturais, orientadas a processos; suporte à decisão e automação. Considera-se a cooperação entre o homem e a máquina uma combinação entre as duas inteligências. A colaboração entre humanos e máquinas nas organizações pode ser descrita como uma IH. Essa ideia é inspirada pelo o que é considerado híbrido na biologia, mitologia e tecnologia, onde elementos de diferentes espécies ou tecnologias se combinam para formar algo novo. Uma IH é a inteligência coletiva de humanos e elementos de IA trabalhando juntos para atingir os objetivos propostos (LEODOLTER, 2017). Decerto, para o autor, com o avanço da tecnologia, a interação entre humanos e máquinas está se tornando cada vez mais real.

A combinação da IN e da IA no cotidiano pode influenciar o comportamento humano, como a adoção de novos hábitos, a mudança de preferências e o uso mais frequente da tecnologia. No entanto, é importante lembrar que os seres humanos continuam sendo os principais condutores e tomadores de decisão nessa colaboração. É importante aproveitar o potencial das combinações entre IN e IA, ao mesmo tempo se mantém a autonomia e a capacidade de tomada de decisão humana. Isso significa que, embora as máquinas possam ajudar a melhorar a eficiência e a precisão das tarefas, os seres humanos devem continuar a ter a capacidade de tomar decisões importantes e manter o controle dessa colaboração (LEODOLTER, 2017).

Ao mesmo tempo, no contexto organizacional, a automatização pode liberar os trabalhadores de tarefas monótonas e rotineiras (KAUFMAN, 2020). Dessa forma, a IA pode se tornar uma parceira para aumentar produtividade e do engajamento humano no trabalho. Parte desse trabalho repetitivo pode ser delegado a sistemas inteligentes que aprendem e automatizam rotinas ao observar os trabalhadores e as colaborações em equipe (por exemplo, no agendamento de reuniões). Esses sistemas inteligentes podem ampliar seu alcance ao lidar com exceções, por meio do aprendizado. Por exemplo, a IA pode auxiliar o setor financeiro com identificação de códigos e pedido incorretos e encontrar erros ou discrepâncias, ajudando assim a equipe a se concentrar em tarefas mais estratégicas e significativas (JARRAHI et al., 2023).

As organizações também precisam considerar simultaneamente as oportunidades de melhoria. Desenvolver processos nos quais a IA e os humanos tomam decisões em paralelo e depois comparam os resultados. Alterando esse processo, a tomada de decisão pode ser realizada de forma sequencial em que um humano toma a decisão e a outra parte a valida, ou no caso dos dados e relatórios gerados pela máquina e o humano realiza a validação. Esses processos representam oportunidades de aprendizado mútuo (JARRAHI et al., 2023).

A automação e a IA podem ser aliadas no aprimoramento humano, permitindo que os trabalhadores se concentrem em tarefas mais complexas, estratégicas e criativas, enquanto as tarefas repetitivas são realizadas pelas máquinas. Essa colaboração entre humanos e IA pode impulsionar o aumento coletivo de habilidades e conhecimentos, resultando em maior eficiência e produtividade para as organizações. Com isso, os responsáveis pela tomada de decisão precisam desenvolver uma mentalidade curiosa, fazer perguntas, engajar-se de maneira crítica e ativa com os resultados trazidos pela máquina e dar *feedbacks* que possam ser usados para aprimorar os sistemas de IA. É crucial que os trabalhadores se tornem participantes ativos na interação com a IA, em vez de apenas aceitarem as respostas. Isso implica em um ambiente de aprendizado contínuo, onde os profissionais se atualizam constantemente sobre os avanços da IA, aprimoram suas habilidades analíticas e se tornam capazes de colaborar com os sistemas inteligentes (JARRAHI et al., 2023).

Leodolter (2017) enfatiza que a colaboração entre o homem e a máquina é esperada para se desenvolver de uma forma que aproveite as vantagens de ambos e crie resultados sinérgicos. Em vez de ser vista como uma competição, o foco está na colaboração e complementaridade da inteligência e capacidades humanas com a eficiência e precisão das máquinas. De acordo com

o autor, a combinação dessas inteligências propõe uma evolução em todos os sentidos, incluindo:

- I. **Inteligência ampliada:** As tecnologias de IA vão aumentar as capacidades humanas, fornecendo análise de dados em tempo real, suporte à tomada de decisões e recomendações personalizadas para aprimorar o desempenho humano.
- II. **Fluxos de trabalho cooperativos:** Humanos e máquinas trabalharão em colaboração em fluxos de trabalho integrados, onde as tarefas são alocadas com base nas habilidades e capacidades de cada entidade. Isso pode envolver humanos supervisionando e orientando as máquinas, enquanto as máquinas lidam com tarefas repetitivas ou intensivas em dados.
- III. **Design centrado no ser humano:** Projetar sistemas de IA com foco nas necessidades e usabilidade humanas permitirá uma colaboração sem problemas e interações intuitivas entre humanos e máquinas. Interfaces amigáveis e controles intuitivos facilitarão a colaboração efetiva.
- IV. **Aprendizado e adaptação contínuos:** Tanto humanos quanto máquinas se engajaram em aprendizado contínuo para aprimorar seu desempenho e se manterem relevantes em um ambiente em constante mudança. Humanos aprenderão como colaborar efetivamente com sistemas de IA, e as máquinas continuarão refinando seus algoritmos e modelos com base no feedback e novos dados.

A geração do conhecimento é baseada na coevolução da IA e IN. O fluxo de dados, o aprendizado da máquina, algoritmos e outras tecnologias de IA precisam estar interligadas para a criação do conhecimento, pois a IA promove a interação homem-máquina e aumenta a sua autonomia gradativamente. À medida que as tecnologias em IA avançam rapidamente, é necessário haja o gerenciamento do conhecimento produzido pela IA (LEODOLTER, 2017; LEE; QIU-FAN, 2022). O Quadro 3 destaca-se a IN e IA complementando as suas inteligências.

Quadro 3 – Inteligências que se complementam

IN	IA
Compreender o contexto	Visão computacional
Extrair informações de uma conversa	Processamento de linguagem natural
Planejar e otimizar	Planejamento em IA
Falar	Geração de voz artificial
Interagir	<i>Chatbots</i>
Responder a um problema	Sistemas especialistas
Gerar frases/histórias	Geração de linguagem natural
Reconhecer pessoas/objetos	Reconhecimento facial/objetos

Negociar	Algoritmos de otimização
Aprender padrões	Aprendizagem de máquina
Seguir regras definidas	Automação Robótica de Processos (RPA)

Fonte: elaborado pela autora com base em Lee e Qiufan (2022).

Embora a IA seja capaz de desempenhar muitas tarefas específicas, as máquinas ainda não conseguem alcançar as habilidades de julgamento e de criatividade, com sentimentos, ser sensível e responsável, como habilidades específicas dos humanos. Isto ocorre, pois os computadores executarem uma determinada função não significa que eles possuam a mesma competência humanas, pelo contrário, as pessoas conduzem essas atividades com uma profundidade e sensibilidade que os computadores ainda não possuem. Assim, qualquer sistema de tomada de decisão baseado em máquina, por sua própria natureza, carece de diversos tipos de conhecimento que são únicos nos seres humanos (LEODOLTER, 2017; DELLERMANN, et al., 2019).

2.6.2 Sistemas de IH

Um dos desafios da IA é construir sistemas inteligentes capazes de se adaptarem, aprimorarem e otimizar a inteligência natural, destacando os pontos fortes e compensando as fraquezas. De acordo com Rezende (2003), os sistemas inteligentes podem atuar como humanos, como robôs, usar a lógica racional, como sistemas especialistas, e atuar como agentes inteligentes. Tais sistemas contam com a colaboração de pessoas e tecnologias como Big Data, IoT, redes móveis, visão artificial e realidade aumentada para solucionar problemas complexos e aumentar a eficiência dos processos.

O impasse a ser considerado refere-se às questões éticas, legais e sociais envolvendo a interação entre humanos e máquinas, conforme destacado por Akata et al. (2020). Para esses autores, é importante considerar os atores humanos em suas diferenças e habilidades, enxergando as máquinas como alavancas do potencial cognitivo humano. As máquinas podem contribuir processando grandes volumes de dados e fornecendo informações importantes para a resolução de tarefas, aumentando assim o potencial humano em suas atividades diárias e aliviando situações de sobrecarga da memória a médio e longo prazo, que as máquinas têm mais facilidade em armazenar. Além disso, os autores mencionam os principais desafios para alcançar sistemas de inteligência híbrida:

1) Sistema Híbrido Colaborativo

Os primeiros resultados bem-sucedidos na colaboração complementar entre humanos e

máquinas em tarefas cognitivas surgiram em tarefas de negociação, planejamento, sistemas de apoio à mudança de comportamento. No entanto, existem desafios significativos em promover máquinas como parceiras: é necessário ter uma compreensão computacional dos atores humanos, uma teoria da mente e uma compreensão das ações conjuntas em equipes, bem como das normas sociais, como a reciprocidade, que são cruciais para o trabalho em equipe. Para alcançar essa colaboração, as máquinas inteligentes híbridas precisarão perceber o comportamento social dos funcionários e se comunicar com eles usando várias modalidades. A noção de híbrido colaborativo vai além das noções estabelecidas do aprendizado de máquina e visa a reciprocidade entre agentes humanos e computacionais.

2) Sistema Híbrido Adaptável

Em ambientes onde ocorre o híbrido adaptável, os agentes artificiais e humanos trabalham juntos em ambientes complexos. Esses ambientes raramente são estáticos: a composição e as tarefas da equipe podem mudar, as relações interpessoais evoluem, as preferências podem mudar e as condições externas (por exemplo, recursos e ambiente disponíveis) podem variar ao longo do tempo. Assim, as competências não podem ser fixadas antes da implantação, e os agentes terão que se adaptar e aprender durante a operação. Como tal, a capacidade dos sistemas híbridos de se adaptar ou aprender é um pré-requisito não apenas para um bom desempenho, mas para funcionar. Para realizar tal adaptabilidade, os agentes precisam implantar técnicas de aprendizado de máquina para aprender com dados, experiências e diálogos com outros agentes (humanos ou artificiais).

3) Sistema Híbrido Explicável

As pessoas buscam explicações para aprimorar sua compreensão sobre algo ou alguém, com o intuito de criar um modelo estável que possa ser utilizado para previsão e controle. Uma abordagem atual é distinguir entre interpretação e explicação. Na interpretação, os conceitos abstratos são convertidos em informações úteis para o conhecimento do domínio, como por exemplo, identificar correlações entre camadas em uma rede neural para análise linguística e conhecimento linguístico. Por outro lado, uma explicação fornece aos usuários insights sobre como um modelo chegou a uma decisão ou interpretação. Modelos que descrevem como os humanos explicam decisões e comportamentos podem ser usados para projetar e implementar agentes inteligentes capazes de fornecer explicações, incluindo a maneira como as pessoas utilizam preconceitos e expectativas sociais ao gerar e avaliar explicações.

As máquinas são responsáveis por suas ações e comportamentos éticos? Existem

diferentes abordagens para a modelagem do raciocínio moral em sistemas de IH. Algumas delas buscam traduzir teorias morais conhecidas em modelos de agência moral geral, enquanto outras adotam uma abordagem interativa que permite que os usuários expressem suas normas e valores para o sistema em tempo de execução. Nessa abordagem, a tomada de decisão ética emerge da interação entre homem e máquina. Isso se justifica pelo fato de que, especialmente para tecnologias pessoais e individuais, a escolha de como apoiar uma pessoa é altamente dependente do contexto. De acordo com Akata et al. (2020), a pesquisa em IA e direito tem avançado consideravelmente na área, especialmente no uso de sistemas baseados em conhecimento para processar informações em larga escala em áreas como o direito previdenciário e tributário, bem como para assessoria jurídica e compliance regulatório. No entanto, a aquisição de conhecimento continua sendo um obstáculo para a aplicação prática de técnicas inteligentes em muitos domínios. Embora o aprendizado profundo e o processamento de linguagem natural tenham apresentado oportunidades para superar essa barreira, empregá-los de maneira adequada é um grande desafio.

2.3.4 Sistemas Híbridos Inteligentes

Os sistemas híbridos inteligentes são aqueles que combinam diferentes tipos de IA, como aprendizado de máquina, processamento de linguagem natural e visão computacional, para resolver problemas complexos que exigem várias habilidades do sistema. Esses sistemas podem incluir técnicas de IA mais clássicas, como redes neurais e algoritmos genéticos, quanto técnicas mais recentes, como aprendizado profundo e processamento de linguagem natural. A combinação de diferentes técnicas permite que os sistemas híbridos sejam mais eficientes e precisos em diferentes tipos de tarefas, como reconhecimento de imagem, análise de dados e tomada de decisão. Por exemplo, o reconhecimento de imagem pode ser realizado com maior precisão se for utilizado um sistema híbrido que combine redes neurais convolucionais (CNNs) com algoritmos de processamento de linguagem natural (NLP), permitindo que o sistema entenda melhor o contexto em que as imagens estão inseridas. Da mesma forma, a análise de dados pode ser aprimorada com a combinação de técnicas de aprendizado de máquina supervisionado e não supervisionado, permitindo que o sistema identifique padrões em grandes conjuntos de dados. Além disso, a tomada de decisão pode ser melhorada com a combinação de técnicas de raciocínio lógico e aprendizado por reforço, permitindo que o sistema tome decisões mais informadas e precisas em diferentes situações (EL-DAHSHAN, 2010, IWAZUM; KANEIWA, 2013).

Casteleiro-Roca et al. (2017) evidenciam a aplicação dos sistemas inteligentes híbridos, com a criação de um modelo baseado em uma arquitetura de sistema inteligente híbrido. O modelo utiliza técnicas de agrupamento combinadas com técnicas de regressão. O método proposto de detecção de falhas nas medidas do sensor de BIS também foi verificado usando dados de casos reais. Em outro artigo publicado em 2020 (*Anomaly detection based on intelligent techniques over a bicomponent production plant used on wind generator blades manufacturing*) Ove et al., (2020) exemplificam as técnicas de sistemas inteligentes híbridos para a detecção de anomalias em um sistema de mistura bicomponente usado na fabricação de geradores eólicos. Esses estudos evidenciam a aplicabilidade dos sistemas inteligentes híbridos em diferentes áreas para aprimorar o desempenho de processos e equipamentos.

Buscando compreender a relação entre IA e gestão do conhecimento foram identificadas na revisão de literatura temas como: a) sistemas inteligentes híbridos; b) sistemas inteligentes; c) sistemas híbridos; d) ciência da informação; e) GC; f) sistemas de informação; g) neurocomputação; h) educação e GC; i) tecnologia da informação. Os textos analisados destacaram uma predominância de enfoques em sistemas inteligentes híbridos. Esses sistemas combinam diferentes técnicas e abordagens de IA para aprimorar o desempenho de processos, dispositivos e equipamentos. A combinação de diferentes técnicas permite que os sistemas híbridos sejam aumentem o potencial com diferentes técnicas disponíveis para melhorar o desempenho em tarefas específicas (OVE et al., 2020).

Entre os sistemas inteligentes híbridos mencionados na revisão, destacam-se: Os sistemas inteligentes híbridos artificiais (HAIS) que são uma combinação de dois ou mais sistemas inteligentes que são projetados para complementar as forças e inibir fraquezas de cada sistema. Sáiz-Bárbacena et al. (2015) destacam uma das aplicações mais promissoras dos HAIS na identificação de características especiais de GC. Em um estudo recente, os autores propuseram um HAIS que combina uma RNA com um sistema de regras de produção (RPS). A RNA foi usada para aprender as relações entre os dados de entrada e os dados de saída, enquanto o RPS foi usado para incorporar o conhecimento humano sobre o domínio do problema. O HAIS proposto foi aplicado a um conjunto de dados de GC e foi capaz de identificar um conjunto de características especiais que não foram identificadas por nenhum dos métodos individuais. Esses resultados sugerem que os HAIS podem ser uma ferramenta crucial para a identificação de características especiais de GC.

Os autores ainda destacam, que além das RNAs outras técnicas de aprendizado de máquina, como o aprendizado por reforço e o aprendizado supervisionado, também podem ser

usadas para desenvolver HAIS para GC. Os HAIS podem ser usados para integrar diferentes técnicas de aprendizado de máquina, bem como o conhecimento humano, para criar sistemas mais poderosos e eficientes para a identificação de GC (SÁIZ-BÁRCENA et al., 2015).³

Remolona et al., (2017) descrevem várias ontologias usadas para representar informações em sistemas computacionais. Essas ontologias incluem descrições de materiais, modelos matemáticos, objetos físicos, processos experimentais, propriedades físicas e químicas, reações físicas, químicas e biológicas, conceitos científicos, substâncias químicas puras e valores e dimensões. Cada ontologia é especializada em um tipo específico de informação e contém termos e relações formais que definem o domínio de conhecimento. Esses sistemas de ontologias híbridas organizam e integram informações em sistemas computacionais.

Outro exemplo do uso de sistemas híbridos é o uso para a análise de preços. Wang, Liu e Lai (2004) descrevem a estrutura geral de um sistema de IA híbrido para previsão de preços de petróleo. A abordagem usada para desenvolver esse sistema foi desenvolvida em cinco componentes principais. O primeiro componente é o módulo de interface homem-máquina, que permite a interação entre o usuário e o sistema. O segundo componente é o módulo de mineração de texto baseado na *web*, que coleta dados relevantes da *web*. O terceiro componente é o módulo de previsão de séries temporais baseado em RNA que usa algoritmos de aprendizado de máquina para prever preços futuros. O quarto componente é o módulo de sistema especialista baseado em regras, que usa regras pré-definidas para tomar decisões com base em informações coletadas. O quinto e último componente é o módulo de gerenciamento de bases de dados, que gerencia as informações coletadas e armazenadas em um banco de dados. Esses cinco componentes foram combinados para fornecer previsões precisas de preços futuros de petróleo no mercado. A combinação de diferentes técnicas de IA torna esse sistema híbrido inteligente mais eficiente e preciso do que um sistema que use apenas uma técnica.

Calvo-Rolle et al. (2013) usaram um modelo de HAIS para aumentar o desempenho do processo de laminação do aço. O sistema, baseado em regras de conhecimento e em RNA seleciona a expressão mais adequada para calcular os parâmetros do modelo de forma automática, sem o conhecimento de operadores especializados. Isso torna mais fácil iniciar o processo no qual o sistema desenvolvido é aplicado. Foram feitas três combinações de sistemas inteligentes. No primeiro momento, foi alcançada uma maior clareza avançar nas etapas do ajuste

³ Artigo apresentado no congresso Nacional de Gestão do Conhecimento – KM e aceito na Revista Inteligência Empresarial. O artigo completo da revisão sistemática de literatura está disponível no apêndice A.

de um projeto. Após, foram mostradas contradições entre diferentes métodos, que foram resolvidas pelo uso do modelo. E por fim, foi descrito um método para ajuste automático dos sistemas de controle, permitindo obter um modelo de laminação mais fino baseado em mineração de dados e técnicas.

El-Dahshan et al., (2010) apresentaram uma técnica híbrida para a classificação de imagens de ressonância magnética (MRI). A técnica proposta é composta por três etapas: extração de características, redução de dimensionalidade e classificação. Na primeira etapa, foram obtidas as características relacionadas às imagens de MRI. Na segunda etapa, as características das imagens de ressonância magnética foram reduzidas, usando a análise de componentes principais, para as características mais essenciais. Na etapa de classificação, dois classificadores foram desenvolvidos. O primeiro classificador é baseado em RNA e o segundo classificador é baseado em k-vizinhos mais próximos (K-NN).

Por sua vez, Moscoso-Zea et al., (2019) discutem a infraestrutura híbrida de arquitetura empresarial e inteligência de negócios e análise de dados para gestão do conhecimento em instituições de ensino superior. A infraestrutura proposta é baseada em um *data warehouse* educacional e um repositório que permite a captura de conhecimento e facilita a experimentação usando dados limpos e consistentes. Além disso, essa infraestrutura pode ser usada para análise de dados educacionais e processos acadêmicos, bem como, para a criação de conhecimento explícito usando diferentes algoritmos e métodos de processamento de dados educacionais, aprendizado analítico e processamento analítico.

Em complemento, Peddabachigari et al., 2007 apresentam dois métodos híbridos para modelagem de sistemas de detecção, que combinam árvores de decisão e máquinas de vetores de suporte em um modelo hierárquico de sistema inteligente híbrido e uma abordagem de conjunto que combina os classificadores de base. O modelo de detecção de híbrido combina os classificadores de base individuais e outros paradigmas híbridos de aprendizagem de máquina para maximizar a precisão da detecção e minimizar a complexidade computacional. Portanto, esses resultados empíricos comprovam que os sistemas híbridos propostos fornecem sistemas de detecção mais precisos.

Iwazum e Kaneiwa (2013) mencionam uma abordagem para o gerenciamento do conhecimento, em específico para entender fenômenos biológicos, com o intuito de preencher a lacuna entre a quantidade de informações no nível molecular e a quantidade de informações no nível funcional da célula. No entanto, o conhecimento biológico no nível funcional da célula não. Os autores desenvolveram um sistema de banco de dados biológico para descrever e

entender sistematicamente os comportamentos celulares. Para isto, os autores usaram uma base de dados semântica baseada em ontologia sobre comportamentos celulares com dados multimídia (por exemplo, textos, imagens e filmes). Foram dois anos de pesquisa e coletados 1500 fenômenos celulares extraídos de revistas acadêmicas e livros. Como resultado, a abordagem aumentou a eficiência da sistematização do conhecimento sobre o comportamento celular pela comunidade profissional. Por conseguinte, a abordagem de técnicas híbridas, HAIS, combina o aprimoramento de resultados dos diferentes sistemas individuais, resultando em maior precisão e resultados mais complexos em sistemas híbridos inteligentes.

2.7 IH E GESTÃO DO CONHECIMENTO

A GC é responsável pela geração de valor e vantagem competitiva nas organizações. As pessoas, processos e a tecnologia são fatores indispensáveis para a geração do conhecimento, coordenação, pessoas, tecnologia, processos de uma organização e estrutura organizacional, a fim de agregar valor através da reutilização e inovação (DALKIR, 2017).

O ser humano é singular no ato de gerar conhecimento e ter a iniciativa de compartilhá-lo com a máquina. Assim, à medida que os equipamentos se tornam cada vez mais inteligentes, o sistema de fabricação composto por diversos módulos inteligentes (sensores, controlador, procedimentos etc.) pode completar a geração de dados, coleta e integração de informações, e formar novos elementos de conhecimento por si só. Além disso, os dados e informações que as máquinas automaticamente são capazes de gerar e transformar compartilham conhecimento e as tecnologias existentes podem permitir que as máquinas executem um determinado grau de autonomia para decisão (LIU et al., 2018).

Davenport e Prusak (2000) destacam a importância da integração do conhecimento, especialmente por meio da codificação, para o gerenciamento e compartilhamento de informações. Segundo eles, as informações desempenham um papel fundamental nas organizações, pois compreender como o conhecimento é gerado permite criar condições para compartilhá-lo e disseminá-lo, contribuindo assim para o crescimento das pessoas que compõem a organização e, como resultado, o crescimento organizacional.

Nonaka e Takeuchi (2008) abordam a espiral do conhecimento, destacando a importância da interação social entre o conhecimento tácito e explícito, e, por fim, a conversão do conhecimento. As organizações que incentivam a criação do conhecimento são aquelas que disseminam novos conhecimentos por toda a organização, gerando interações para facilitar a conversão do conhecimento. Para que a criação do conhecimento ocorra nas organizações, é

necessário que o ambiente favoreça essa atividade, com o comprometimento de ambos os lados, tanto das pessoas quanto da organização (NONAKA; TAKEUCHI, 1997).

A GC engloba um conjunto de métodos que abrangem desde a aquisição até a utilização do conhecimento, passando pela sua criação, armazenamento, disponibilização e difusão. Esses métodos são apoiados por tecnologias e estruturas organizacionais, que desempenham um papel fundamental na implementação eficaz dessas práticas. Dessa forma, a GC visa maximizar o valor do conhecimento dentro da organização, promovendo a colaboração, o aprendizado e a inovação (BEJARANO et al., 2006).

A GC em um contexto de relação humano e máquina pode envolver ações planejadas e estruturadas entre os indivíduos e a tecnologia para aumentar a eficiência da organização. A tecnologia desempenha um papel crucial como facilitador na captura, organização e disseminação do conhecimento, permitindo que as informações sejam compartilhadas de forma rápida e acessível. Ao mesmo tempo, os indivíduos são responsáveis por fornecer *insights*, interpretar dados e aplicar o conhecimento (DALKIR, 2017). Essa interação colaborativa entre humanos e máquinas permite a criação de uma IH, onde o conhecimento é constantemente refinado, atualizado e utilizado para impulsionar a inovação e a tomada de decisões. A GC nesse contexto busca criar um ambiente propício para a aprendizagem contínua e aprimoramento mútuo entre humanos e máquina (DELLERMAN et al., 2019).

Além disso, é importante ressaltar que o conhecimento é criado de forma dinâmica e interativa entre o conhecimento tácito e explícito. O conhecimento tácito é a vivência e experiência que uma pessoa engloba, mas que é difícil de expressar e compartilhar, abrangendo informações subjetivas e *know-how*. Esse conhecimento envolve as experiências, crenças e valores de um indivíduo que são adquiridas no decorrer do tempo. Em contrapartida, o conhecimento explícito reúne todo o conhecimento que pode ser codificado e armazenado em bancos de dados (NONAKA; TAKEUCHI, 1997). O Quadro 4 apresenta conceitos de GC e seus respectivos autores.

Quadro 4 – Conceitos de GC

Autores	Definição de GC
Nonaka; Takeuchi, (1997)	O modelo tem como princípio a criação do conhecimento, em que a gestão do conhecimento está refletida no ciclo da Espiral do Conhecimento, ou seja, na transformação do conhecimento tácito em conhecimento explícito. Essa transformação ocorre em tais modos de conversão do conhecimento, ou seja, a socialização, a externalização, a combinação e a internalização.
Davenport; Prusak, (2000)	A gestão do conhecimento é caracterizada como um conjunto de técnicas que visam organizar a criação, disseminação e a utilização do conhecimento para alcançar as metas organizacionais.

Sveiby (2001)	Para Sveiby a gestão do conhecimento é definida pela junção da condução de informações e a condução de pessoas. Visto que, cada indivíduo possui suas competências individuais.
Choo (2002)	A gestão do conhecimento deve conter três processos para a obtenção de êxitos dentro de uma organização, tais processos consistem na criação do conhecimento, criação de significados e tomada de decisões. A integração desses processos resulta em conhecimento organizacional, ou seja, um capital intelectual para a organização.
Wiig, (2004)	A gestão do conhecimento para Wiig é realizar a facilitação, criação, acumulação para a ocorrência da ampliação do conhecimento com grande aptidão e capacidade para o compartilhamento do conhecimento na organização.

Fonte: elaborado pela autora, com base nos autores citados.

Na literatura, Nonaka e Takeuchi foram pioneiros ao propor o modelo conhecido como espiral SECI (socialização, externalização, combinação e internalização). Os diferentes modos de conversão do conhecimento (SECI) ocorrem da seguinte forma: i) na socialização, ocorre a conversão do conhecimento tácito em tácito, e o conhecimento é adquirido por meio da observação e prática; ii) na externalização, há a conversão do conhecimento tácito em explícito, transformando o conhecimento tácito em conceitos e conhecimento explícito; iii) na combinação, ocorre a conversão do conhecimento explícito em explícito, onde o conhecimento explícito é reconfigurado e gera novo conhecimento; e iv) na internalização, há a conversão do conhecimento explícito em tácito, sendo o aprendizado na prática (NONAKA; TAKEUCHI, 1997). Davenport e Prusak (2000), por outro lado, definem a GC como um conjunto de técnicas que visam organizar e facilitar a criação, a disseminação e a utilização do conhecimento para alcançar as metas organizacionais, com enfoque na estruturação e no uso estratégico do conhecimento. Sveiby (2001) destaca a importância de unir a condução de informações e a condução de pessoas na gestão do conhecimento. Ele acredita que cada indivíduo contempla as suas próprias competências individuais, e que essas competências devem ser reconhecidas e aproveitadas para maximizar o potencial da organização. Choo (2002) sugere um modelo que envolve três processos fundamentais para a gestão do conhecimento: criação do conhecimento, criação de significados e tomada de decisões. Ele acredita que a integração desses processos resulta em conhecimento organizacional - uma forma de capital intelectual que pode ser usada para impulsionar o desempenho da organização. Enquanto Wiig (2004) define a gestão do conhecimento como sendo o processo que facilita, cria e acumula conhecimento. O objetivo é ampliar o conhecimento com alta capacidade e aptidão para compartilhá-lo dentro da organização, o que, em última análise, contribui para a inovação e o sucesso a longo prazo da organização.

Davenport (1994) destaca a importância de uma abordagem centrada no ser humano para a gestão da informação, que leve em conta as necessidades e preferências dos seus

usuários. O autor aborda que a TI deve se concentrar mais nas pessoas e nos processos de negócios do que apenas na tecnologia. Segundo o autor, essa abordagem é fundamental para garantir que os sistemas de informação sejam relevantes e úteis para a organização. A GC pode ajudar a maximizar o valor dos sistemas de informação da empresa, com foco em pessoas, processos e tecnologia, garantindo que as informações relevantes sejam capturadas, armazenadas e compartilhadas (DAVENPORT; PRUSAK, 2000).

Em paralelo a esse pensamento, Russel e Norvig (2021) afirmam que o atual cenário tecnológico indica que os humanos precisam se adaptar aos avanços da tecnologia. A publicação de Davenport ocorreu durante o período que ficou conhecido como o inverno da IA, um período em que a IA estava mais inerte, sem marcos históricos e sem publicações de destaque (MCCORDUCK, 2004).

No entanto, a partir de 1998, houve um aumento notável na evolução da tecnologia, marcando o início do que alguns chamam de primeira onda de AI. Como resultado, os seres humanos tiveram que adquirir novas habilidades e competências para acompanhar o ritmo acelerado da tecnologia (RUSSEL; NORVIG, 2013). Por este motivo, o avanço da tecnologia tem exigido uma contínua adaptação dos humanos, ao contrário da ideia original de Davenport.

Ao mesmo tempo, é importante salientar que a perspectiva de Davenport de que a tecnologia deve ser adaptada às necessidades e habilidades humanas ainda é relevante em muitos aspectos, principalmente no sentido de colocar o ser humano no centro, considerando a experiência com os sistemas e tecnologias e a sua interação (NORMAN, 2013; PEETERS et al., 2021).

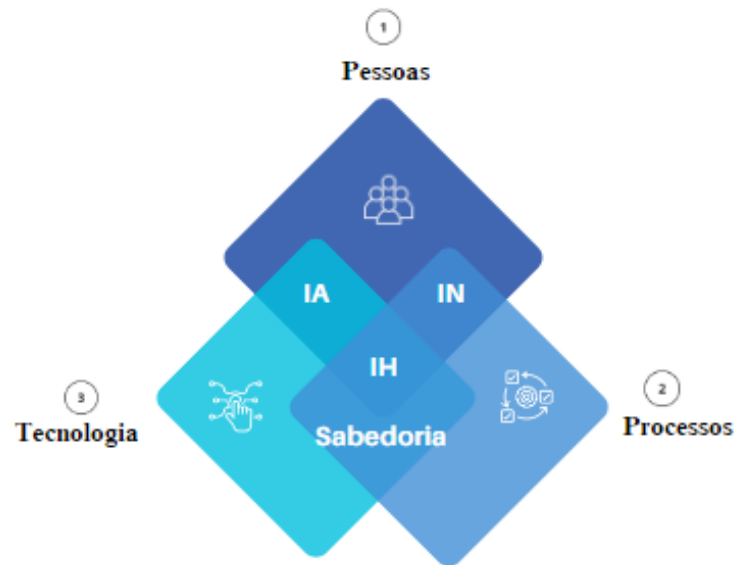
Na GC, essa perspectiva centrada no ser humano tem o potencial de maximizar o valor dos sistemas de informação, garantindo que as informações relevantes sejam capturadas, armazenadas e compartilhadas. Deve considerar além da implantação da tecnologia, mas também nos processos e nas pessoas envolvidas. Deste modo, tanto a gestão da informação como a gestão do conhecimento se beneficia quando se coloca o ser humano no centro, seja na adaptação da tecnologia às necessidades humanas.

A GC pode ajudar a maximizar o valor dos sistemas de informação, garantindo que as informações relevantes sejam capturadas, armazenadas e compartilhadas de maneira eficaz. As empresas precisam adotar uma abordagem holística para a gestão da informação, que leve em conta não apenas a tecnologia, mas também os processos de negócios e as pessoas envolvidas. Ela pode ajudar na criação de repositórios de conhecimento, facilitar a colaboração e a comunicação, e permitir o acesso e a utilização do conhecimento a qualquer momento.

Contudo, a tecnologia não substitui a necessidade de promover uma cultura de compartilhamento de conhecimento e envolver fortemente as pessoas nesse processo (DAVENPORT; PRUSAK, 2000).

Nesse contexto, os sistemas de IA estarão cada vez mais presentes na base de GC das organizações, mas é importante ter em mente que a produção e o gerenciamento de conhecimento são inerentemente centrados no ser humano (DAVENPORT; PRUSAK, 2000; PEETERS et al., 2021). Assim, os papéis mais eficazes da IA na GC serão aqueles que potencializam a IN dos humanos, em vez de tentar substituí-los. Esta combinação resulta em uma inteligência colaborativa, em que IA e IN aprimoram as capacidades um do outro em um contexto de processos embuídos de tecnologia (DELLERMAN et al., 2019). Na Figura 6 é apresentada a tríade pessoas, processos e tecnologia na geração da IH, e por fim da sabedoria.

Figura 6 – Tríade pessoas, processos e tecnologia



Fonte: elaborado pela autora com base em Davenport e Prusak (2000).

Com isso, a visão de complementaridade e aprimoramento mútuo entre humanos e IA na GC pode ser mais bem compreendida pela pirâmide Data-Information-Knowledge-Wisdom (DIKW). Este modelo hierarquiza dados, informação, conhecimento e sabedoria, onde cada nível é construído a partir do anterior, adicionando valor e significado. Na base da pirâmide há os dados, que são fatos brutos, que não possuem contexto ou significado. A partir da organização e análise desses dados, gera-se a informação, que passa a ter sentido e relevância para determinado objetivo ou contexto. O conhecimento é construído a partir da informação, agregando significado e interpretação a essa informação, resultando em uma compreensão mais profunda e contextualizada. Por fim, a sabedoria é o ápice da pirâmide, representando a capacidade de utilizar o conhecimento em situações complexas e para a tomada de decisões. A pirâmide é utilizada principalmente para ações de inteligência de dados através da hierarquização das informações utilizando ciência da informação e GC. Na base da pirâmide são os dados que são primordiais para gerar informações acrescentando contexto e sentido para estes dados depois de processá-los, e a partir da compreensão destas informações gerar o conhecimento, e por fim, a sabedoria que abarca os valores que devem ser considerados, pois envolve o julgamento. O modelo é utilizado em áreas como inteligência de dados e GC, e ajuda a entender como a informação é transformada em conhecimento, o que o torna fundamental para em um contexto de crescimento do uso e armazenamento de dados (SHARMA, 2008).

Em um contexto de GC, onde a IA é utilizada como uma ferramenta para ampliar as capacidades humanas, a tecnologia pode ser vista como facilitadora na transição de dados para

informação e conhecimento. Por outro lado, o papel do ser humano torna-se cada vez mais crucial à medida que nos movemos para o topo da pirâmide, onde o conhecimento é transformado em sabedoria. Desse modo, com o avanço tecnológico, a GC continua a ser uma atividade crucial e fundamentalmente centrada no ser humano (ZELENY, 1987; SHARMA, 2008).

No campo da ciência da informação e GC há estudos sobre a hierarquia DIKW, que abordam as definições sobre cada nível da pirâmide (ZELENY, 1987; SHARMA, 2008). A hierarquia do conhecimento é uma sequência para a geração de sabedoria. A base da pirâmide trata-se da concepção dos dados percorrendo até o topo em que se concebe a sabedoria por meio da compreensão do conhecimento gerando a tomada de decisões (ACKOFF, 1989; SHARMA, 2008).

Zeleny (1987) aborda o conhecimento como a distinção do observador em utilizar sua experiência empírica para distinguir dados e informações, que estão interconectados, mas precisam ser organizados dentro de um contexto para serem compreendidos. Outro teórico frequentemente citado como precursor do assunto é Ackoff (1989), que afirma que a inteligência é a capacidade de aumentar a eficiência e a sabedoria é a capacidade de aumentar a eficácia. De acordo com Ackoff (1989), enquanto o crescimento não exige um aumento no valor, o desenvolvimento requer tal incremento. Nesse sentido, para se alcançar o desenvolvimento, é necessário aumentar a sabedoria por meio da compreensão, conhecimento e informações. A sabedoria envolve valores e raciocínio crítico para julgamentos. O autor destaca que os processos relacionados à eficiência podem ser programados e automatizados por computadores, pois seguem uma sequência lógica. Esses processos são classificados de acordo com a hierarquia DIKW, que inclui dados, informações, conhecimento e sabedoria, como exemplificado no Quadro 5.

Quadro 5 – Definições DIKW

Componentes	Significados
Sabedoria	Compreensão avaliada, e a tomada de decisão a partir do conhecimento gerado.
Conhecimento	Aplicação de dados e informações; respostas a perguntas "como". A informação ganha contexto e é compreendida.
Informação	Os dados são organizados e processados para serem utilizados. Fornecem respostas a "quem", "o quê", "onde" e "quando".
Dado	Pode ser um número, ou qualquer símbolo isolado que não possuem atribuição de valor até o momento.

Fonte: adaptado Zeleny (1987) e Ackoff (1989).

A aplicação da Pirâmide DIKW é fundamental para a análise de dados de qualidade, uma vez que possibilita ir além dos dados brutos e alcançar um nível mais profundo de compreensão, permitindo a tomada de decisões e solução de problemas complexos. Ademais, para as organizações, o modelo disponibiliza dados coletados, selecionados e contextualizados para a análise de dados, contribuindo para uma visão gerencial dos dados obtidos.

Nesse sentido, é fundamental estabelecer uma abordagem que valorize a colaboração entre humanos e IA reconhecendo que a GC é centrada no ser humano. Ao construir uma parceria cognitiva entre humanos e IA, é possível explorar o potencial dessas tecnologias para impulsionar a inteligência colaborativa e alcançar um melhor desempenho. No Quadro 6, é apresentada as aplicações da IA nos processos de GC.

Quadro 6 - Possibilidades entre GC e IA

Possibilidades de uso com a IA usando processos de GC

Processo de GC	Possibilidades	Exemplo
Criação de conhecimento	Análises preditivas; reconhecimento de padrões; Análise de dados; desenvolver novos conhecimentos.	Previsão de vendas; Organização e análise de registros do CRM.
Armazenamento e recuperação do conhecimento	Coletar, classificar, organizar, armazenar e recuperar o conhecimento explícito; analisar e filtrar múltiplos canais de conteúdo e comunicação; facilitar a reutilização do conhecimento por equipes e indivíduos.	Organizar e resumir precedentes legais relacionadas a uma Situação de solução de problemas.
Compartilhamento do conhecimento	Conectar pessoas que lidam com os mesmos problemas; facilitar a inteligência colaborativa e memória organizacional; gerar uma perspectiva abrangente sobre fontes de conhecimento; criar sistemas mais coordenados e conectados entre silos organizacionais.	Facilitar o feedback e revisão por pares em sistemas de comunicação; facilitar o compartilhamento inteligente em tempo real entre os setores.
Aplicação do conhecimento	Aprimorar a aplicação do conhecimento; pesquisar e preparar fontes de conhecimento; oferecer interfaces de sistema mais naturais e intuitivas, como assistentes por voz, exemplo; promover o acesso equitativo ao conhecimento.	Aplicações de perguntas e respostas em manuais on-line para gerenciar o conhecimento do serviço; aplicações de conhecimento mais centradas no ser humano e acessíveis por meio de chatbots; IA e gerenciamento de conhecimento.

Fonte: Jarrahi et al., (2023).

O processo de criação de conhecimento envolve o desenvolvimento de ideias e soluções a partir do zero, mas com mais frequência se trata de uma reconfiguração e combinação do conhecimento de base já existente. Isso permite que as organizações se adaptem a novas situações (DAVENPORT; PRUSAK, 2000). Como resultado, a criação de conhecimento pode assumir a forma de aquisição de conhecimento por meio da busca ou obtenção de informações (JARRAHI et al., 2023).

Um dos principais papéis da GC é estabelecer e manter uma memória organizacional que registre e acompanhe os recursos de conhecimento gerados e adquiridos. O armazenamento e a recuperação eficazes são estratégias essenciais para preservar a memória organizacional (DAMIAN; CABERO, 2020). Esse processo concentra-se principalmente na extração do conhecimento, tornando-o explícito o registrando de forma sistemática para um possível uso, muitas vezes por meio da implementação de repositórios de conhecimento (NONAKA; TAKEUCHI, 2008).

A IA desempenha um papel fundamental na GC, especialmente quando se trata de aprimorar o armazenamento e a recuperação do conhecimento explícito. O uso de IA de aprendizado profundo está intimamente relacionado ao *Big Data*, e esses algoritmos de autoaprendizagem baseados em dados abrem novas possibilidades para coletar, classificar, organizar, armazenar e recuperar grandes volumes de dados gerados pelas organizações, incluindo dados que antes eram considerados complexos e difíceis de analisar (MOSCOSO et al., 2019). Além disso, a IA pode analisar diversos canais de conteúdo e comunicação, gerar resumos, identificar tópicos relevantes, assim como, isolar conhecimento e apresentar insights reutilizáveis que possam ser aplicados a novas situações (DAVENPORT; PRUSAK, 2000).

A exemplo, os algoritmos do Gmail do Google reconhecem grupos sociais implícitos dos destinatários potenciais ao redigir uma mensagem. Dessa forma, a IA de aprendizado profundo aprende com as práticas recorrentes de gestão do conhecimento ou de comunicação de indivíduos ou equipes como o próprio histórico de e-mails. Ao longo do tempo, o sistema pode aprender quais documentos ou mensagens devem ser armazenados para conhecimento (PASCHEN; WILSON; FERREIRA, 2020).

O compartilhamento do conhecimento é fundamental para a resolução de problemas e a tomada de decisões dentro das organizações (DALKIR, 2017). No entanto, muitas vezes, esse processo é afetado por diversas barreiras, como restrições temporais, espaciais e até mesmo funcionais. Com isso, o compartilhamento de conhecimento tende a ser restrito e fragmentado

em muitas organizações, impossibilitando que, de fato, ocorra o compartilhamento do conhecimento (JARRAHI et al., 2023).

Diante disso, a IA surge como uma ferramenta potencial para superar o individualismo organizacional, em que as estruturas organizacionais trabalham de forma independente e sem colaboração, para promover o compartilhamento de conhecimento de forma mais ampla e colaborativa (BEJARANO, et. Al, 2006). Para Jarrahi et al. (2023) a IA pode desempenhar um papel crucial nesse contexto, atuando em duas frentes principais. Em primeiro lugar, ela pode conectar pessoas que estão trabalhando em questões semelhantes, mas que estão separadas por diferentes fronteiras geográficas ou funcionais. Ao reunir esses profissionais, a IA permite a troca de experiências, insights e conhecimentos específicos, enriquecendo o processo de resolução de problemas e tomada de decisões. Em segundo lugar, a IA pode criar sistemas de coordenação mais conectados, fornecendo aos gestores uma visão mais abrangente das limitações de conhecimento existentes na organização. Ao analisar dados sobre a presença, atividade e tarefas dos funcionários, a IA pode identificar oportunidades para conectar pessoas que estão trabalhando em projetos ou problemas técnicos similares. Essa abordagem proativa possibilita a criação de comunidades de aprendizado, nas quais o conhecimento é compartilhado de forma contínua e colaborativa.

Uma das principais contribuições da IA para o compartilhamento de conhecimento é sua capacidade de promover a chamada "inteligência colaborativa". Ao estimular o pensamento criativo, criar uma memória compartilhada entre os membros da equipe e facilitar o *feedback*, assim como, pode ser usada para criar plataformas onde os funcionários possam compartilhar ideias e colaborar em projetos. A IA também pode ser usada identificar lacunas na geração e compartilhamento de conhecimento da organização (JARRAHI et al., 2023). Para isso, é necessário que aja uma reorganização e adaptação de recursos de conhecimento existentes para atender necessidades e contextos específicos. A T.I desempenha um papel crucial ao facilitar a aplicação do conhecimento, fornecendo acesso rápido e eficiente a recursos de conhecimento, além de possibilitar a codificação e automação de rotinas que auxiliam na integração de conhecimentos especializados (DAVENPORT; PRUSAK, 2000).

Os sistemas de IA também oferecem interfaces interativas e intuitivas que permitem o processamento de linguagem natural, possibilitando que as máquinas entendam e simulem conversas humanas. Essa capacidade aprimora a experiência do usuário e facilita a aplicação do conhecimento, fornecendo interações mais conversacionais e acessíveis. Os chatbots, por exemplo, podem engajar-se em conversas naturais com os trabalhadores do conhecimento,

auxiliando na recuperação e aplicação de conhecimento relevante. Essa abordagem reduz as barreiras sociais e garante acesso igualitário ao conhecimento organizacional. No ensino superior, chatbots têm sido utilizados para ajudar os estudantes a acessar o conhecimento organizacional e receber suporte da universidade. Ao fornecer um ambiente de comunicação casual e confortável, os estudantes podem fazer perguntas sensíveis sobre finanças e saúde mental sem receio de possíveis custos sociais (WANG et al., 2023).

Em suma, a integração da IA na GC apresenta potencial para aprimorar a recuperação, criação, compartilhamento e aplicação de conhecimento nas organizações. Ao adotar uma abordagem de colaboração entre humanos e IA, é possível alcançar uma parceria sinérgica em que as capacidades da IA ampliam as habilidades humanas, resultando em uma inteligência colaborativa. No entanto, é crucial garantir que a IA seja integrada aos fluxos de trabalho existentes, promovendo a transparência e a confiança, e valorizando o papel central dos seres humanos na GC (JARRAHI et al., 2023).

3 METODOLOGIA

Para analisar as perspectivas e limites de IH no EAD, foi escolhido realizar a pesquisa em dois núcleos de uma IES, o núcleo de apoio pedagógico e o núcleo de inteligência estratégica. Este estudo, de natureza exploratória e abordagem qualitativa, realizou 18 entrevistas e o grupo focal com 4 participante entre os meses de fevereiro e maio de 2023. Como dados secundários foram utilizados manuais dos dois núcleos, documentos concedidos pela IES, como o PDI vigente. As entrevistas foram transcritas e incluídas no software Atlas.ti, juntamente com os dados complementares, para análise indutiva e interpretativista com base no contexto e percepções contidas no decorrer da coleta de dados e à luz da literatura. Neste capítulo, são descritos os procedimentos metodológicos utilizados em cada uma das etapas da pesquisa. Primeiramente, é apresentada uma breve contextualização com a caracterização da pesquisa. Em seguida, apresenta a revisão de literatura, posteriormente as técnicas que foram adotadas para a coleta e análise dos dados. Por fim, discute-se as formas de avaliação dos métodos, a escolha do caso, aspectos éticos e a validade e confiabilidade da pesquisa.

3.1 CARACTERIZAÇÃO DA PESQUISA

A pesquisa é caracterizada como aplicada, com abordagem exploratória e tipo de estudo qualitativo, com recorte transversal pois analisou os dados coletados em um determinado momento, em um único ponto no tempo (GIL, 2017). A escolha pela abordagem exploratória justifica-se por permitir a observação e compreensão dos aspectos relacionados ao fenômeno em questão (GIL, 2007; SAMPIERI, 2013), como também aproximar o pesquisador do tema que será estudado, conforme defendido por Gil (2007).

Por sua vez, para Minayo (2010, p. 57) o método qualitativo “[...] se aplica ao estudo da história, das relações, das representações, das crenças, das percepções e das opiniões, produtos das interpretações que os humanos fazem a respeito de como vivem, constroem seus artefatos e a si mesmos, sentem e pensam”. A pesquisa qualitativa permite uma abordagem mais questionadora para formular questões abrangentes que poderão ser semiestruturadas sobre o assunto da pesquisa (GASKELL; BAUER, 2005).

Sampieri et al. (2013) abordam o enfoque da pesquisa qualitativa em características: explorar os fenômenos em profundidade, condução no ambiente natural, os significados são extraídos dos dados e não se fundamentam na estatística. A abordagem epistemológica é interpretativista, reconhecendo a importância dos contextos sociais, culturais e históricos na

construção de significados e interpretações. A abordagem usada foi a indutiva, pois não foi considerado nenhum dado ou estrutura teórica como base, mas buscou-se compreender os fenômenos sociais, culturais estudados a partir das perspectivas dos participantes (SACCOL, 2009).

3.2 REVISÃO DE LITERATURA

Foi realizada uma revisão bibliométrica acerca de produções científicas sobre IH. Posteriormente, o artigo resultando dessa pesquisa foi aceito e apresentado no Congresso Nacional de Gestão do Conhecimento – KM. O título do trabalho foi a ‘A coevolução da Inteligência Natural e Artificial: a geração da Inteligência Híbrida’. O artigo completo consta no apêndice A desta dissertação.

Na revisão bibliométrica o resultado das buscas nas bases de dados Scopus e WoS datado de 12 de junho 2022, sem filtro temporal ou por área de conhecimento, foi de 1101 artigos publicados, com o uso do termo “*hybrid intellig**” no campo título. Após o tratamento da base por duplicatas e exclusão a pesquisa concentrou-se no corpus de 632 artigos para realizar a análise dos dados pelo software VOSviewer.

A pesquisa mostrou que a primeira publicação sobre IH foi realizada em 1988 com título *Toward a hybrid intelligent system for scheduling and rescheduling of fms* de Tabe, T e Salvendy, G., publicado no *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, e o ano com maior volumetria sobre o tema foi em 2021. Além disso, trouxe os quinze autores mais produtivos sobre o tema, destes em que a maior predominância de publicações é oriunda da China, Japão e Espanha, com o maior número de publicações por Calvo-Rolle, sendo 14 publicações, seguido por Wang com 12 publicações e Liu, com 11 publicações. Na análise de acoplamento bibliográfico também é visto que Wang e Calvo-Rolle possuem predominam no volume de citações em comum sobre IH. Na análise dos periódicos com o maior número de publicações tiveram destaque o artigo *Applied soft computing journal* com 14 publicações, seguido por *Expert systems with applications* com 14 artigos e *Neural computing and applications* com 11 artigos publicados. Na coautoria por países Hong Kong, México, Estados Unidos, Canadá e Japão foram os precursores na coautoria dos artigos sobre IH com o maior volume de publicações no período de 2012 à 2014, enquanto isso, a Polônia, Arabia Saudita e Nigéria são os países que iniciaram as publicações a partir de 2018.

Na análise dos quinze artigos com maior número de citações, os mais citados são: *Hybrid intelligent techniques for MRI brain images classification* (El-DAHSHAN; HOSNY;

SALEM, 2010) do periódico *Digital Signal Processing: A Review Journal*, com 374 citações, seguido pelo *Modeling intrusion detection system using hybrid intelligent systems* (PEDDABACHIGARI et al., 2007) do periódico *Journal of Network and Computer Applications*, com 299 citações. Ademais, a análise de co-ocorrências de palavras foi feita por clusterização, e o cluster com o maior domínio continha as palavras: modelos híbridos inteligentes, IA, sistemas de aprendizagem, seguido pelo segundo cluster com as palavras: redes neurais, conjuntos difusos e simulação de computador.

A revisão também considerou a busca por IH e GC com os termos *hybrid intellig* AND "knowledge manag*"* ainda nas bases *Scopus e WoS*, sem a aplicação de filtro temporal e busca realizada pelo título, obteve-se o resultado de 3 artigos duplicados. Em ambas as bases foram encontrados os artigos: i) *Organization of Knowledge Management Based Hybrid Intelligent Methods* (GLADKOV; GLADKOVA; LEGEBOKOV, 2015), ii) *Community-driven and Ontology-based Biological Knowledge Management: a Hybrid Approach to Harnessing Collective Intelligence* (IWAZUM; KANEIWA, 2013) e iii) *A Hybrid Infrastructure of Enterprise Architecture and Business Intelligence & Analytics for Knowledge Management in Education* (MOSCOSO-ZEA et al., 2019).

3.3 MÉTODO

O método escolhido foi o estudo de caso, pois “[...] é uma investigação empírica que investiga fenômeno contemporâneo em profundidade em seu contexto de vida real, especialmente quando os limites entre o fenômeno e o contexto não são claramente evidentes” (YIN, 2010, p. 39). A escolha do estudo de caso foi devido ao seu caráter investigativo para a análise do objeto permitindo o aprofundamento sobre o assunto. Diante do problema investigado, o estudo de caso contribuiu para a questão de pesquisa, devido a abordagem indutiva para a análise do fenômeno em questão.

Ao analisar a validade do constructo são definidos os principais conceitos do que estudar e descrever, para a validade interna é visto a causa-efeito das situações internas, sendo necessário a inferência dos eventos observados na pesquisa enquanto a confiabilidade. Para garantir essa validade interna e confiabilidade da pesquisa, foram conduzidas sessões com o grupo focal após a realização das entrevistas. Foram desenvolvidos roteiros diferentes para as entrevistas nos dois núcleos e para o grupo focal, com registro meticuloso de todos os procedimentos, aderindo ao protocolo do estudo de caso (apresentado no Quadro 7). Essa abordagem garante que, ao seguir o mesmo protocolo, outros pesquisadores possam reproduzir

os mesmos resultados (YIN, 2010).

Quadro 7 - Protocolo de Estudo

Protocolo de estudo de caso				
Objetivo geral	Compreender as perspectivas e limites da IH no contexto do ensino a distância, por meio de um estudo no Núcleo de Apoio Pedagógico e Núcleo de Inteligência Estratégica de uma Instituição de Ensino Superior (IES).			
Tema	Possibilidades e Limites da Inteligência Híbrida no Contexto do Ensino à Distância: um estudo nos Núcleos de Apoio Pedagógico e de Inteligência Estratégica de uma Instituição de Ensino Superior			
Objetivos da pesquisa	1. Descrever os processos de EAD no núcleo de apoio pedagógico e de inteligência estratégica em uma IES			
	2. Identificar e descrever o uso de IA nos núcleos.			
	3. Identificar e analisar, a partir de visões de integrantes dos dois núcleos, possibilidades de produção e limites da IH no ensino à distância.			
	4. Apresentar um mapa ou guia de perspectivas e desenvolvimento de IH nos contextos analisados.			
Questões norteadoras				
1. Descrever os processos de EAD no núcleo de apoio pedagógico e núcleo de inteligência estratégica em uma IES.	Explique como você realiza o seu trabalho.	Caracterização do setor que será aplicada a pesquisa.	MORAN (2015), DAVENPORT; PRUSAK (2000), DE ARAUJO; JEZINE (2021), PDI (2023).	Grupo focal, entrevistas, pesquisa documental.
	Quais são as suas principais atividades?			
	Comente sobre os processos do seu setor			
	Principais sistemas e ferramentas que você utiliza.			
2. Identificar e descrever o uso da IA na EAD.	Compreender o cenário atual do uso de IA na IES.	Compreender o cenário atual do uso de IA na IES.	KAUFMAN (2019), VICARI (2021), HOLMES; TUOMI (2022).	Grupo focal, entrevistas, pesquisa documental.
3. Identificar e analisar, a partir de visões de integrantes dos dois núcleos, possibilidades de produção e limites da IH no ensino à distância.	Como é a sua interação com os sistemas? Você acredita que os sistemas poderiam trazer outras soluções, além do que trazem hoje? Como você imagina a máquina ao seu serviço para todas as atividades que precisar? Você já usou ou usa IA no trabalho? Como você	Analisar as perspectivas da relação IA e IN no contexto de um núcleo de apoio pedagógico e de inteligência estratégica para compreender as perspectivas e limites da IH.	TEIXEIRA (2006), RUSSEL; NORVIG (2013), DELLERMAN (2019), PEETERS et al., (2021), LEODOLTER (2017); JARRAHI et al., (2023).	Grupo focal, entrevistas, pesquisa documental e bibliográfica.

	imagina o seu trabalho com a IA mais presente nas suas atividades?			
4. Apresentar um mapa ou guia de perspectivas e desenvolvimento de IH nos contextos analisados.	Quais as perspectivas e limites da IH?	Após a análise e discussões dos dados foi proposto um mapa com perspectivas e limites da IH com base nas visões de todos entrevistados.	LEODOLTER (2017), DELLERMAN et al. (2019), LEE; QIUFAN (2022), JARRAHI et al. (2023).	Grupo focal, entrevistas, pesquisa documental e bibliográfica.
Setores	Núcleo de apoio pedagógico			
	Núcleo de inteligência estratégica			
Fontes de informações	Pesquisa documental. Análise de documentos institucionais, wikis, manual do NAP e NIE e PDI da IES. Entrevistas individuais com todos os funcionários dos dois setores participantes que aceitaram o convite. Setores entrevistados separadamente. Grupo focal composto por um representante de cada setor participante e um representante de cada área que apresentou maior interação com os setores pesquisados.			

Fonte: elaborado pela autora (2023).

O objetivo do estudo de caso foi entender os fenômenos sociais em sua complexidade analisando o fenômeno com enfoque holístico e empírico, considerando os comportamentos do grupo e os processos organizacionais (YIN, 2010). Nesse sentido, o estudo de caso único representativo foi o método mais adequado para a questão de pesquisa pois atendeu aos critérios de enfoque e análise do problema de pesquisa.

3.3.1 Aspectos éticos

Para a realização das entrevistas o projeto foi submetido ao comitê de ética e aprovado sob nº do CAAE 65734822.7.0000.5539. Todos os participantes das entrevistas e do grupo focal assinaram o termo de consentimento livre e esclarecido (TCLE) para participarem da pesquisa. Termo disponível no anexo B deste projeto.

O estudo qualitativo requer que as questões éticas sejam consideradas com rigor, desde o início da coleta dos dados até o tratamento e análise dos dados. O pesquisador tem a responsabilidade pelos dados que serão coletados e a forma como serão tratados. A abordagem e contextualização da pesquisa ao entrevistado também precisa ser transparente e clara para que não gere dúvidas de confiança e credibilidade (DE PAIVA JUNIOR; DE SOUZA LEÃO; DE MELLO, 2011).

3.3.2 Escolha do caso

O critério para a escolha da empresa se deu pelos seguintes motivos: i) a empresa passou recentemente por uma combinação de negócios e foi adquirida por um grupo educacional; ii) com isso, alguns setores iniciaram previamente um mapeamento para otimizar processos, pessoas e tecnologias; iii) a instituição apresenta alguns setores que experimentam tecnologias de IA. Portanto, os setores que participaram da pesquisa foram:

Núcleo de Apoio Pedagógico (NAP), setor responsável pela geração de questionários avaliativos que são liberados no ambiente virtual de aprendizagem (AVA) do aluno. Antes do início da etapa de entrevistas, o setor contava com dez assessores. No entanto, dois funcionários solicitaram demissão, resultando na participação de apenas oito assessores pedagógicos na realização da pesquisa. O setor utiliza diversas ferramentas e sistemas para a geração de questionários e outras atividades. Essas tarefas são repetitivas e rotineiras, exigindo habilidades como atenção e foco nos detalhes, uma vez que são realizadas manualmente em computadores. Nesse contexto, a produtividade desse setor está diretamente relacionada aos recursos da máquina, bem como à habilidade e conhecimento das funções do sistema.

O segundo setor selecionado é o Núcleo de Inteligência Estratégica (NIE). Esse setor possui uma subdivisão, sendo a primeira área a análise de dados, que conta com dois analistas e três especialistas responsáveis pelas atividades de análise de dados. A segunda área é o Business Intelligence (BI), composta por três especialistas e cinco analistas, encarregados das atividades de BI, incluindo a gestão estratégica que abrange a análise de dados e BI. O NIE desempenha um papel fundamental ao disponibilizar relatórios, dashboards e outros recursos que apoiam a tomada de decisão nas demais áreas da instituição. A escolha desse setor levou em consideração o fato de ser um dos setores com maior interação com sistemas e ferramentas para a geração de relatórios, incluindo a possibilidade de aplicação de IA nessas ferramentas, funcionários que já utilizam na sua rotina, e pelo potencial de implantação da IA no setor. É importante ressaltar que o Núcleo de Análise de Dados (NAP) e o Núcleo de Inteligência Estratégica (NIE) são setores distintos, cada um com experiências diferentes em relação ao uso de ferramentas e sistemas.

3.3.3 Coleta de dados

A coleta de dados para este estudo foi realizada seguindo um método de triangulação, conforme sugerido por De Paiva et al. (2011), que incluiu fontes primárias e secundárias de informação. As fontes primárias de dados foram entrevistas individuais e discussões em grupos focais, enquanto as fontes secundárias foram obtidas por meio de pesquisa documental. A

utilização de fontes primárias permitiu uma análise aprofundada das experiências e percepções individuais, enquanto a pesquisa documental possibilitou um entendimento do contexto mais amplo. Na análise documental, foram vistos os seguintes documentos: i) Plano de desenvolvimento institucional (PDI), ii) Wikis, manual do NAP, manual do NIE.

A partir da análise do PDI foi possível confirmar os fluxos e processos de cada setor, compreendendo o contexto e definições de papéis e responsabilidades. O acesso ao manual do NAP Wiki contribuiu para a construção do fluxograma do setor. Enquanto, o material do NIE facilitou o entendimento das principais ferramentas usadas no setor e a subdivisão entre análise de dados e BI.

Para a realização das entrevistas semiestruturadas foram elaboradas as perguntas norteadoras com um roteiro, disponível no apêndice B. As entrevistas semiestruturadas possibilitaram que as perguntas fossem feitas com mais flexibilidade, com esse formato de perguntas o entrevistado pode discorrer com mais liberdade sobre o tema. Em contrapartida, para aplicação das entrevistas, a gestão do núcleo de inteligência estratégica solicitou um encontro virtual para uma apresentação do projeto de pesquisa, conceitos e aplicações da IA, a fim de contextualizar a equipe sobre do tema. O treinamento ocorreu em 09/03/2023 e teve uma duração de 2 horas e 15 minutos.

Quanto às entrevistas, todas foram gravadas com o consentimento dos participantes e conduzidas individualmente. Ao todo, foram feitas 18 entrevistas semiestruturadas com membros dos dois núcleos, resultando em 13 horas e 24 minutos de gravações e 185 páginas transcritas. No NAP foram realizadas 4 horas e 51 minutos de gravação. No quadro 8 e 9 estão listados os participantes e duração de cada entrevista.

Quadro 8 – Participantes do NAP

Setor	Entrevistado	Cargo	Duração da entrevista
X	N01 (presencial)	Assessor Pedagógico Jr	35min
X	N02 (presencial)	Assessor Pedagógico Jr	30min
X	N03 (presencial)	Assessor Pedagógico Jr	28min
X	N04 (presencial)	Assessor Pedagógico Jr	40min
X	N05 (presencial)	Assessor Pedagógico Jr	30min
X	N06 (presencial)	Assessor Pedagógico Jr	32min
X	N07 (presencial)	Assessor Pedagógico Jr	40min
X	N08 (presencial)	Assessor Pedagógico Jr	36min

Fonte: elaborado pela autora (2023).

No Quadro 9 estão listados os participantes do Núcleo de Inteligência estratégica. Todos os entrevistados participaram da entrevista por google meet individualmente. A duração total das entrevistas com o setor perfaz 8 horas e 33 minutos.

Quadro 9 – Participantes NIE

Setor	Entrevistado	Cargo	Duração da entrevista
Y	I01 (por google meet)	Analista de Gestão e Planejamento	40min
Y	I02 (por google meet)	Especialista de Sistemas	30min
Y	I03 (por google meet)	Analista de Gestão e Planejamento	40min
Y	I04 (por google meet)	Analista de BI	35min
Y	I05(por google meet)	Gerente de Inteligência Estratégica	1h
Y	I06(por google meet)	Analista de BI	50min
Y	I07(por google meet)	Especialista de Inteligência Estratégica	1h15
Y	I08(por google meet)	Analista de BI JR	40min
Y	I09(por google meet)	Especialista de Gestão e Planejamento	50min
Y	I10(por google meet)	Especialista de Business Intelligence	1h20

Fonte: elaborado pela autora (2023).

Ao considerar as especificidades de cada setor, foi realizado um roteiro de entrevistas diferente para cada núcleo, seguindo as questões norteadoras. Assim, para o NIE, o roteiro foi concebido para investigar se há a utilização de IA no setor, se possuem conhecimento sobre a IA, e qual percepção sobre os sistemas e ferramentas de BI. Também, a interação com essas ferramentas e com a máquina, processo para a tomada de decisões estratégicas no trabalho, bem como suas principais funções de coleta, processamento e análise de dados. Os entrevistados compartilharam onde o uso de IA levou a uma melhoria significativa nos processos de BI, e a compartilhar suas perspectivas sobre a IA na área e como percebem a combinação da IN e IA coexistindo.

Por outro lado, para o NAP, a estrutura do roteiro de entrevistas foi delineada para compreender o processo de geração de questionários e outras atividades pertinentes ao setor. Como a máquina e a IA podem facilitar os processos de trabalho e qual é o nível de conhecimento sobre a IA no setor. Além disso, as questões foram direcionadas para a interação com sistemas e ferramentas, os principais desafios e limitações enfrentados ao lidar com a máquina, e as melhorias significativas que podem ser observadas como resultado do uso da IA. No Quadro 10, foram listados os dados socioeconômicos dos participantes.

Quadro 10 – Dados socioeconômicos dos participantes dos dois setores

Entrevistado	Cargo	Idade	Formação	Estado relacional	Tempo de empresa
N06 (presencial)	Assessor Pedagógico Jr	22	Ciências Contábeis	Solteiro	1 ano e 2 meses
N01 (presencial)	Assessor Pedagógico Jr	23	Artes Visuais	Solteiro	11 meses
N03 (presencial)	Assessor Pedagógico Jr	24	Ensino Superior em andamento	Casado	10 meses
N04 (presencial)	Assessor Pedagógico Jr	24	Direito	Solteiro	1 anos e 3 meses
N02 (presencial)	Assessor Pedagógico Jr	25	Ensino Superior em andamento	Solteiro	4 anos e 4 meses
N08 (presencial)	Assessor Pedagógico Jr	25	Processos Gerenciais	Casado	2 anos e 2 meses
N05 (presencial)	Assessor Pedagógico Jr	27	Biologia	Solteiro	2 anos
N07 (presencial)	Assessor Pedagógico Jr	27	Ensino Superior em andamento	Solteiro	1 ano e 10 meses
I03 (por google meet)	Analista de Gestão e Planejamento	30	Engenharia de Produção	Solteiro	1 ano e 4 meses
I01 (por google meet)	Analista de Gestão e Planejamento	31	Gestão comercial	Casado	6 anos
I06(por google meet)	Analista de BI	31	Ensino Superior completo	Casado	2 anos
I10(por google meet)	Especialista de Business Intelligence	33	Graduação em Ciências Contábeis	Casado	3 anos e 6 meses
I04 (por google meet)	Analista de BI	34	Engenharia Química	Solteiro	2 anos e 2 meses
I08(por google meet)	Analista de BI JR	34	Ensino Superior em andamento	Solteiro	3 meses
I07(por google meet)	Especialista de Inteligência Estratégica	35	Administrador	União estável	6 anos e 11 meses
I05(por google meet)	Gerente de Inteligência Estratégica	36	Engenharia de Produção	Casado	5 anos
I09(por google meet)	Especialista de Gestão e Planejamento	36	Ensino Superior completo	Solteiro	6 anos
I02 (por google meet)	Especialista de Sistemas	49	MBA em Business Intelligence	Solteiro	5 anos e 8 meses

Fonte: elaborado pela autora (2023).

Após a transcrição e análise das entrevistas, a última etapa da coleta de dados foi a técnica de grupo focal. Para a realização desta etapa, foram realizadas duas sessões em um grupo com quatro participantes: (1) Assessor Pedagógico do Núcleo de Apoio Pedagógico (NAP), (1) Especialista em Business Intelligence (BI), (1) Tutor Pedagógico e (1) Head de Sistemas (TI). O critério de seleção baseou-se na maior experiência e vivência dos participantes

nos processos e ferramentas de seus respectivos setores, levando em consideração a atuação mais direta dos setores de tutoria e Tecnologia da Informação (T.I.), que foram mencionadas durante as entrevistas. Além disso, a seleção dos participantes dos dois setores considerou também a vivência de cada participante em sua área. Foi elaborado um cronograma para agendar os participantes, e em seguida os convites foram enviados através da ferramenta Teams, contendo a data, horário e o Termo de Consentimento Livre e Esclarecido (TCLE), disponível no anexo B.

O grupo focal envolvendo os setores do NAP e NIE ocorreu de dinâmica e interativa, permitindo a exposição de opiniões e contribuindo para aprofundar a compreensão da temática, centrada em três tópicos principais: sistemas, processos e perspectivas. Os tópicos foram discutidos abrangendo o uso de ferramentas, análise de dados, integração de sistemas, automação de processos, relacionamento entre áreas, desafios e problemas, além das perspectivas e limites da IA. Foram realizadas 2 horas e 30 minutos de gravação, totalizando 39 páginas transcritas. A técnica de grupo focal, utilizada como uma fonte primária e desempenhou um papel importante para o aprofundamento dos tópicos das entrevistas e no preenchimento de lacunas por meio da discussão entre as áreas envolvidas. Além disso, essa abordagem apresentou vantagens, como a troca de experiências entre os participantes e aprofundamento da pesquisa.

Nesse contexto, as sessões ocorreram em 01/06/2023 e 05/06/2023 com a duração de 1 hora e 15 minutos em cada encontro, totalizando 2 horas e 30 minutos. Os encontros foram realizados por videoconferência e gravados pela plataforma teams com a autorização dos participantes. A pesquisadora foi responsável por moderar as sessões do grupo focal, garantindo a fluidez da discussão e mantendo uma postura neutra em relação aos tópicos abordados (RESSEL, 2008).

3.3.4 Validade e confiabilidade

A pesquisa qualitativa possui natureza interpretativa, e para evitar vieses e subjetividade, é importante assegurar a validade e a confiabilidade dos dados coletados e analisados. Para fortalecer a validade dos resultados, foi adotada a triangulação de dados, que consistiu na combinação de diferentes fontes de informação, como entrevistas, pesquisa documental e grupo focal (DE PAIVA et al., 2011). Essa abordagem permitiu uma visão abrangente do fenômeno estudado, proporcionando maior confiabilidade dos resultados.

Minayo (2010) reforça a necessidade de combinar e cruzar múltiplas perspectivas, levando em conta o contexto e as histórias por trás da investigação. Nesse sentido, a técnica de triangulação permite o uso de várias abordagens como grupo focal, entrevistas individuais e pesquisa documental. Todas essas técnicas buscam realizar uma análise empírica e teórica do fenômeno estudado, com uma subsequente análise qualitativa dos dados coletados, seguida por uma interpretação crítica, comparativa e triangular, conforme sugerido por Gomes et al. (2005).

No grupo focal, assim como as entrevistas, foi conduzido por uma estrutura flexível, permitindo aprofundar as questões à medida que surgiam. Para isso, foi utilizado um roteiro adaptado ao contexto e às necessidades das entrevistas e do grupo focal, seguindo as diretrizes estabelecidas por Gil (2007) e Minayo et al. (2010), o roteiro era mais um guia orientador do que um questionário rígido, que ajudou a explorar completamente as ideias, experiências e opiniões dos participantes.

A construção do *corpus* da pesquisa também foi crucial. O *corpus* textual das entrevistas e do grupo focal perfazem 224 páginas transcritas, sendo 185 páginas de entrevistas e 39 páginas do grupo focal. Importante destacar que foi feita a análise de dados exaustiva, conforme sugerido por Marquezan (2009) e De Paiva et al. (2011). Além disso, para atender ao objetivo de pesquisa de um tema pouco explorado, demandou a construção de um corpus que garantisse uma análise rica de dados, estressando todos dados apresentados (DE PAIVA et al., 2011).

3.4 ANÁLISE DE DADOS

Os dados foram analisados de modo indutivo, com o objetivo de compreender e interpretar o significado dos dados coletados, levando em consideração o sentido e contexto presentes nas informações para responder aos objetivos de pesquisa interpretando as respostas e interações dos participantes (SACCOL, 2009). A abordagem interpretativista buscou valorizar a perspectiva dos participantes e explorar a complexidade e subjetividade dos fenômenos estudados, permitindo o aprofundamento na análise dos dados, garantindo uma compreensão mais detalhada e contextualizada do fenômeno. Por meio do método indutivo, a análise de dados se baseou na construção de teorias e explicações a partir das observações e evidências encontradas, ao invés de partir de hipóteses pré-estabelecidas (SACCOL, 2009; VIEIRA; RIVERA, 2012).

A análise do conteúdo foi dividida da seguinte forma: 1) pré-análise, que buscou sistematizar as ideias iniciais e inclui a seleção dos documentos a serem analisado; 2) análise das entrevistas e do grupo focal para iniciar a codificação dos dados. A codificação foi o

A nuvem de palavras da codificação por IA apresenta 3 macro categorias, sendo eles: i) gestão de dados, ii) otimização e iii) automação. O termo Gestão de dados é uma codificação que não condiz com a análise do contexto falas, no texto os participantes citam o banco de questões e unificação de sistemas e ferramentas, assim como, a organização e gestão de atividades. Desse modo, o algoritmo identificou um padrão e associou os termos à gestão de dados. Quanto as palavras otimização e automação foram atribuídas de forma mais assertiva, no entanto, ainda muito amplo. A codificação abrangeu um parágrafo inteiro das falas e não apenas o trecho que de fato deveria ser codificado pela análise. No exemplo da Figura 8, a IA codificou 279 códigos gerados e 122 citações das 8 entrevistas do NAP. Base de codificação IA usada nos exemplos das Figuras 7 a 12.

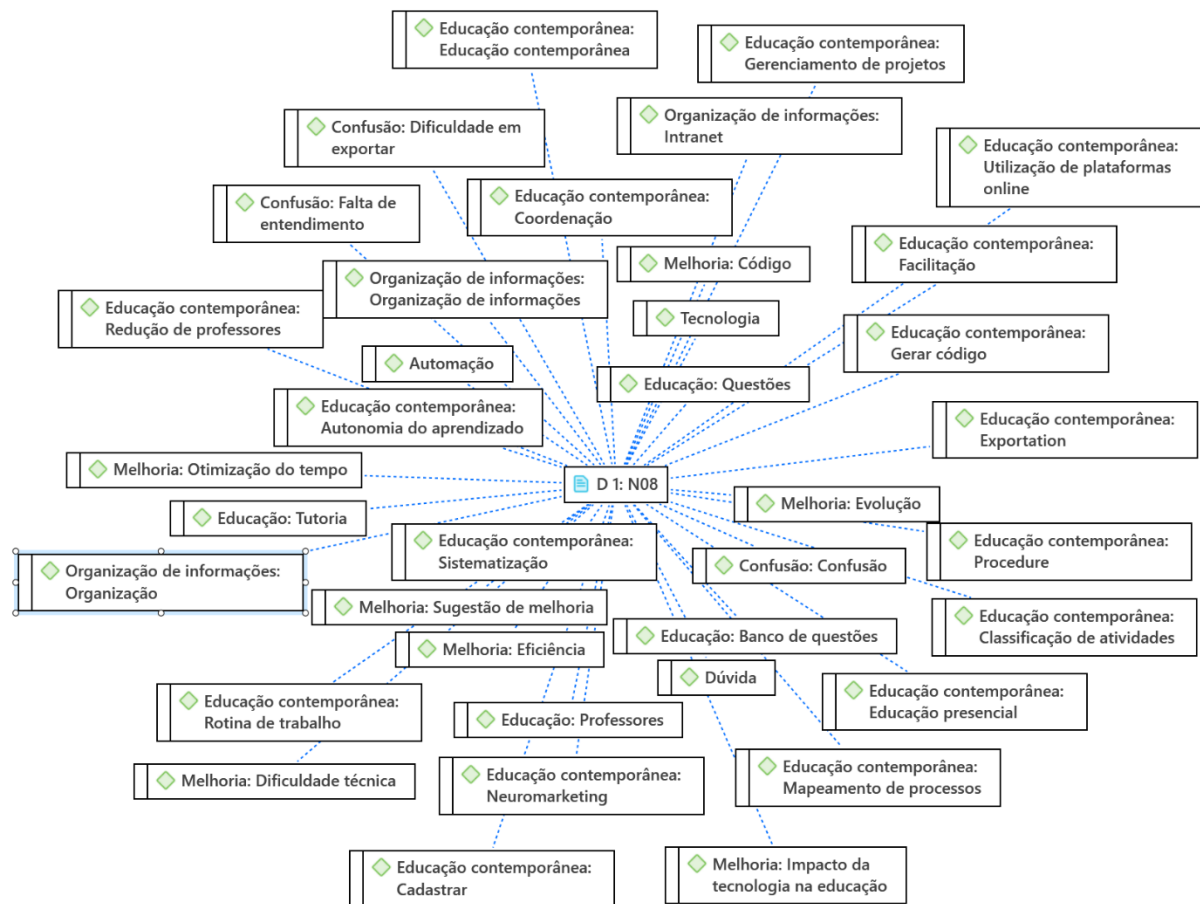
Figura 8 – Exemplo de uma codificação completa por IA – NAP

The image shows a screenshot of the ATLAS.ti software interface. On the left, a text excerpt is displayed within a blue highlight, preceded by a small number '6'. The text reads: "Elas ficam num outro banco, né. No banco de questões, mas dentro da intranet. E esse banco de questões ele é, ãh, é basicamente o que assim ele serve o nome já induz né, daí a a parte da coordenação né, tutoria professores, eles cadastram essas questões nesse banco. E aí elas são geradas através das questões cadastradas dentro do banco. Daí as questões são geradas dentro da intranet, ela gera um código né." On the right side of the text, a vertical list of codification tags is shown, each preceded by a green diamond icon. The tags are: "Educação contemporânea: Ca...", "Educação contemporânea: Co...", "Educação contemporânea: Ger...", "Educação: Banco de questões", "Educação: Professores", "Educação: Questões", "Educação: Tutoria", and "Organização de informações: I...". At the bottom of this list, the text "Organização de informações: Intra" is partially visible. A small vertical label on the far left of the tag list reads "1:3 Elas ficam num outro ba...".

Fonte: elaborado pela autora com o software ATLAS.ti, versão 23 (2023).

Na Figura 8 a codificação por IA agrupou os principais termos dentro no grupo ‘educação’, ‘educação contemporânea’ e ‘organização de informações’. Dessa maneira, como um ponto negativo, a codificação por IA não incluiu as anotações, memos e análise de contextos sem agrupar toda a citação. No entanto, destaca-se a análise do sentido apresentado pelos principais códigos que a IA agrupou: ‘banco de questões’, ‘professores’, ‘questões’ e ‘tutoria’, inseridos corretamente na categoria ‘educação’. Com isso, a codificação por IA apoia na identificação das principais categorias.

Figura 9 – Exemplo de uma codificação em rede por IA - NAP



Fonte: elaborado pela autora com o software ATLAS.ti, versão 23 (2023).

Na figura 9, destacam-se os códigos: educação e melhoria. No entanto, na codificação sem o uso de IA (Figura 13) a nuvem de palavras destacou que os termos mais utilizados pelos entrevistados foram: i) questão, apareceu 129 vezes, ii) questionário, 108 vezes, iii) sistema, 81 vezes e iv) portal iv) vezes. Essa análise mostra que a codificação da IA não apresenta a percepção para analisar contextos e por isto gera códigos muito amplos. Na Figura 10 apresenta-se a nuvem de palavras com os códigos gerados pelas IA.

Figura 10 – Nuvem de códigos gerados pela IA – entrevistas NIE



Fonte: elaborado pela autora com o software ATLAS.ti, versão 23 (2023).

Ao todo foram 732 códigos gerados e 364 citações geradas pela IA das 10 entrevistas do NIE.

Figura 11 – Exemplo de uma codificação completa por IA - NIE

O grande objetivo são as automatizações pra que cada vez menos tenham interferências humanas ou no sentido de manipular um dado, de extrair um dado, de compilar um dado, né, e gerar uma informação. Então todos esses sistemas de alguma forma nos proporciona esse fluxo mais automatizado de dado, informação e indicador.

- 1:20 O grande objetivo...
- ◆ Análise de dados: Automatizaç...
- ◆ Análise de dados: Compilação...
- ◆ Análise de dados: Extração de...
- ◆ Análise de dados: Fluxo de da...
- ◆ Análise de dados: Geração de i...
- ◆ Análise de dados: Indicadores
- ◆ Análise de dados: Manipulaçã...
- ◆ Contexto: Interferência humana

Fonte: elaborado pela autora com o software ATLAS.ti, versão 23 (2023).

Nesse recorte da codificação por IA, citada na Figura 11, há 8 códigos associados a uma mesma citação. Em uma primeira análise os códigos correspondem de forma generalizada à mensagem que a citação deseja emitir. No entanto, o código é abrangente e não captura todas as nuances e subtextos presentes na citação. Mesmo com a sofisticação da IA no software Atlas.ti, a interpretação e análise final ainda requerem o julgamento humano. Isto se deve ao fato de que a IA, embora capaz de identificar padrões e temas, pode não conseguir detectar e compreender plenamente as sutilezas da linguagem e os contextos culturais ou emocionais que estão muitas vezes implícitos nas entrevistas. Assim, a IA serve como uma ferramenta de apoio valiosa no processo de análise de dados, mas a interpretação final e aprofundada ainda depende da perspicácia e compreensão do pesquisador. Na Figura 12 a coficação feita IA é apresentada

no gráfico de redes.

Figura 12 – Exemplo de uma codificação em rede por IA - NIE



Fonte: elaborado pela autora com o software ATLAS.ti, versão 23 (2023).

Na figura 12, destacam-se os códigos: análise de dados e desenvolvimento profissional. Em cocontrapartida, na Figura 14, sem a codificação por IA, o termos mais citados foram: i) ferramenta, apareceu 206 vezes, ii) informação, 112 vezes, iii) power BI, 101 vezes e iv) banco, 93 vezes. Essa análise mostra que a codificação da IA não apresenta a percepção para analisar contextos e por isto gera códigos muito amplos.

Em ambas as amostras comparativas percebe-se que a codificação da IA mesmo de forma ampla foi assertiva no sentido de identificar uma tendência de palavras e conceitos mais citados, e com isso propor códigos que podem ser usados como norteadores para criar categorias. Por esse motivo, não foi utilizada a opção de codificação por IA para não perder

nenhum elemento relevante para a interpretação e análise dos dados, uma vez que, como pode ser observado, o corpus do texto ficou extremamente fragmentado com o uso da IA para codificação, prejudicando os contextos e os sentidos das falas. O objetivo de apresentar as figuras é para destacar o volume de códigos amplos que foram gerados e justificar a decisão pela análise tradicional.

Dessa forma, a análise foi realizada permitindo uma compreensão mais profunda e contextualizada das informações coletadas. Nesse sentido, do *corpus* das entrevistas foram gerados 169 códigos no NAP, dos quais restaram 77 após o agrupamento. O total de citações foi de 275, juntamente com 22 memos e 17 redes. Esses números representam o total de códigos gerados, o total após o agrupamento e o total de categorias por setor. A categorização inicial resultou em 13 categorias. Após uma nova análise, algumas categorias foram agrupadas por similaridades. Quanto ao Núcleo de inteligência estratégica foram 467 códigos, após o agrupamento restaram 152 códigos, 575 citações, 52 memos e 10 redes.

Para os dois núcleos foram utilizados o mesmo modelo de análise, ou seja, os mesmos tipos de gráficos do ATLAS.ti. Sendo assim, a nuvem de palavras foi gerada com o *corpus* de todas as entrevistas respectivas a cada setor, separadamente, nas Figuras 13 e 14, respectivamente. O gráfico de sankey foram gerados com os códigos categorizados e apresenta de forma visual os principais fluxos que possuem conexão entre si, são os laços mais fortes de citação do entrevistado ao código relacionado a citação. Além disso, largura das setas no gráfico é apresentada de proporcionalmente a conexão desse fluxo. As Figuras 16 e 17, foram geradas com as principais categorias dos processos do NAP e do NIE respectivamente. A Figura 18 e 19 apresentam os sistemas e ferramentas do NAP e NIE, respectivamente. As Figuras 22 e 23 apresentam as perspectivas e limites da IA no NAP e NIE, respectivamente.

Para o grupo focal foi usado como modelo de Valverde, Mesías e Peris-Blanes (2022). Os critérios utilizados para considerar os aspectos analíticos i) forte, médio, ii) baixo e iii) muito baixo das percepções do grupo foram a frequência com que os tópicos foram abordados durante as sessões. Para realizar a análise dos dados foram criadas novas categorias para agrupamento de cada setor. Os critérios utilizados foram o agrupamento das categorias de acordo com os objetivos específicos da pesquisa. Assim, ainda para o grupo focal, foi gerado um *tradmap* com a frequência de palavras, na Figura 24. Na Figura 25 é apresentado um guia de perspectivas e desenvolvimento de IH, para a criação foi considerado as cinco categorias identificadas durante a análise e discussão dos dados da pesquisa: processos, sistemas e ferramentas, perspectivas e limites da IA. Nos Quadros 11 e 12 mostram as categorias criadas para cada núcleo,

respectivamente.

Quadro 11 – Categorias utilizadas no ATLAS.ti para o NAP

1. Descrição dos principais processos
Principais atividades
Processos
Geração de questionários
Áreas relacionadas
2. Descrição quanto ao uso dos sistemas e ferramentas
Sistemas e ferramentas
Facilidades e dificuldades com sistemas
Unificação de sistemas
Interação com sistemas
3. Perspectivas e limites em IA
Perspectivas em IA
Combinação IA e IN
Sugestão de melhorias
Limites

Fonte: elaboradora pela autora (2023).

Após a codificação e posteriormente categorização dos dados das entrevistas foi feito o primeiro agrupamento de categorias. Contudo, após a aplicação do grupo focal, optou-se por reagrupar os códigos para a análise e discussão dos dados. Na descrição dos principais processos as categorias principais atividades, processos e geração de questionários foram reagrupadas. Na descrição quanto ao uso das ferramentas e sistemas facilidades, dificuldades com sistemas e interação com os sistemas foram reagrupados. Por fim, Perspectivas em IA, sugestão de melhorias e limites foram reagrupados para a análise e discussão dos dados.

Na Figura 13, a nuvem de palavras destacou os termos mais utilizados pelos entrevistados foram: i) questão, apareceu 129 vezes, ii) questionário, 108 vezes, iii) sistema, 81 vezes e iv) portal iv) vezes. O termo questão refere-se a questão utilizada para a geração dos questionários, os questionários são as atividades geradas, já o sistema é utilizado para a geração dos questionários e o portal é um dos principais sistemas responsáveis por essa geração. Nesse sentido, as palavras mais frequentes são relativas ao principal processo, a geração de questionários, realizado pelo NAP. No Quadro 12 é apresentada as categorias do NIE que foram utilizadas para a análise de dados no ATLAS.ti.

Figura 13 - Nuvem de palavras NAP



Fonte: elaborado pela autora (2023).

A seguir é apresentada a categorização utilizada para o NIE. Para esta primeira etapa, para os dois núcleos, foi feita uma análise metódica de todos os dados das entrevistas, grupo focal e análise documental.

Quadro 12 – Categorias utilizadas no ATLAS.ti para o NIE

1. Descrição dos principais processos
Principais atividades
Processos
Análise de dados
BI
Áreas relacionadas
2. Descrição quanto ao uso dos sistemas e ferramentas
Sistemas e ferramentas
Facilidades e dificuldades com os sistemas
Interação com sistemas e entre sistemas
Habilidades técnicas
3. Perspectivas e limites em IA
Perspectivas em IA
Combinação IA e IN
Limites
Sugestão de melhoria

Fonte: elaborado pela autora (2023).

4 APRESENTAÇÃO E ANÁLISE DOS DADOS

Este capítulo tem por objetivo apresentar, descrever e discutir os resultados encontrados através da análise dos dados. Para isso, é apresentado o contexto da pesquisa, contexto dos dois núcleos entrevistados. Posteriormente os processos de EAD e os respectivos principais processos realizado pelos dois núcleos. Na seção seguinte, os principais sistemas e ferramentas utilizados em suas respectivas rotinas, aprofundando a discussão em dois subtópicos, um de sinergia entre inteligências para compreender a interação com sistemas e ferramentas e habilidades técnicas para entender as facilidades e dificuldades encontradas nessa interação humano e máquina. Após, a perspectivas e limites da IA na visão dos entrevistados, apresentação e análise do grupo focal com as perspectivas dos participantes das entrevistas e por fim, é apresentado um guia de perspectivas e desenvolvimento de IH.

4.1 CONTEXTOS DA PESQUISA

A Instituição de Ensino Superior (IES) foi criada em 1986. Iniciou suas atividades em 1990, após receber autorização do Ministério da Educação (MEC), reunindo 200 alunos no primeiro ano. Em 2006, obteve credenciamento para oferecer cursos de graduação e pós-graduação na modalidade de Educação a Distância (EAD). Em 2020, foi elevada à categoria de Universidade. Já em 2021, a IES passou por uma mudança de mantenedora e por uma fusão com outra Instituição. Atua em 3 grandes áreas do conhecimento: (i) Ciências Exatas, Tecnológicas e Agrárias; (ii) Ciências Humanas e Sociais Aplicadas; e (iii) Ciências Biológicas e da Saúde. Além de cursos de pós-graduação lato sensu, a Instituição também oferece na pós-graduação stricto sensu, com 4 Programas de Mestrado e 2 Programas de Doutorado.

A metodologia do EAD da IES está pautada em três principais abordagens: i) metodologias imersivas; ii) metodologias ativas e iii) metodologias ágeis. As metodologias imersivas para os cursos de graduação on-line, ativas para os cursos com metodologia híbrida (*on-line* com presencialidade nos polos) e as ágeis para os cursos de pós-graduação (PDI, 2023). Essa metodologia on-line é um modelo de ensino que ocorre integralmente através da internet, com todas as atividades e interações acontecendo em ambiente virtual. Por outro lado, a metodologia ativa tem como objetivo envolver os estudantes ativamente na construção de seu próprio conhecimento, enquanto o professor assume o papel de facilitador do processo de aprendizagem.

Ao contrário das abordagens tradicionais, onde o aluno é passivo, na metodologia ativa ele é instigado a pensar e participar ativamente em todo o processo. Por fim, a metodologia ágil

tem suas raízes no mundo da tecnologia e engloba um conjunto de princípios e valores que visam tornar os processos mais flexíveis, adaptáveis e colaborativos. No contexto educacional, a metodologia ágil pode ser aplicada em projetos de aprendizagem, incentivando os estudantes a trabalharem em equipe, colaborar uns com os outros e desenvolver habilidades, como resolução de problemas e tomada de decisões. As metodologias imersivas na modalidade EAD consistem em uma técnica de aprendizagem que a instituição adotou e que envolvem ferramentas tecnológicas para fomentar a experimentação, instrução e criação por parte dos alunos. Esse processo pode ocorrer por meio das aulas ao vivo, aulas conceituais, *lives*, atividade de estudo, material de avaliação prática de aprendizagem - MAPA, fóruns, nivelamentos e prova (PDI, 2023).

O curso de Educação a Distância da IES utiliza-se de uma plataforma de aprendizagem com a nomenclatura Studeo. O processo de ensino na EAD se dá por meio de aula virtual gravada ou ao vivo, com material didático impresso ou on-line e, sendo todos disponibilizados no Studeo.

Para a modalidade EAD, a metodologia on-line é estruturada para uma experiência de aprendizagem on-line. Essas metodologias ocorrem por meio de atividades pedagógicas com foco na aprendizagem experiencial e prática do estudante em situações do contexto da profissão. Na metodologia híbrida é definido como um programa de educação formal que mescla momentos em que o aluno estuda os conteúdos e instruções usando recursos online e outros em que o ensino ocorre de forma presencial, podendo interagir com outros alunos e com tutores e/ou especialistas de carreira (PDI, 2023).

As disciplinas são lecionadas de acordo com a Diretriz Curricular Nacional (DCN) e oferecidas de acordo com a matriz curricular do curso durante o módulo. As aulas são registradas e disponibilizadas no Ambiente Virtual de Aprendizagem (AVA) para os estudantes, que podem ser aulas editadas com partes gravadas em estúdio e partes gravadas externamente pelo professor em um local fora da instituição. Aulas ao vivo acontecem semanalmente para cada uma das disciplinas matriculadas, nas quais os alunos têm a oportunidade de interagir com o professor por meio *do chat online*.

As avaliações dessas disciplinas consistem em i) Atividade de Estudo, que é avaliação que o aluno realiza referente ao conteúdo abordado na disciplina; ii) Material de Avaliação Prática de Aprendizagem (MAPA), é uma atividade avaliativa que visa desenvolver habilidades e competências, utilizando uma abordagem prática e interdisciplinar que considere as necessidades de vivência e experimentação dos alunos; iii) Semana de Conhecimentos Gerais

(SCG), é a semana planejada e organizada pelos cursos de graduação e ofertada em formato de palestras on-line que ficam gravadas, com temas atuais agrupando cursos por grandes áreas, respeitando o caráter inter e multidisciplinar; iv) O fórum, constitui em atividade assíncrona, e proporciona ao estudante um processo de reflexão teórico-prática a respeito do conteúdo tratado na disciplina; v) Projetos de ensino, que têm por finalidade promover o desenvolvimento integral do estudante, com atividades que aprofundem os estudos em tópicos específicos do conteúdo programático das disciplinas ministradas, assim como sua imersão no ambiente profissional; vi) Provas curriculares, ocorrem presencialmente, com exceção dos alunos ingressantes do primeiro módulo que farão apenas atividades on-line; vii) A prova de segunda oportunidade é destinada aos estudantes que não realizaram a prova curricular da disciplina ou que estão em dependência, desde que tenham realizado no mínimo 50% das atividades das disciplinas encerradas, conforme prazo estipulado no calendário acadêmico; viii) Avaliação substitutiva, ocorre em data prevista em calendário acadêmico aos estudantes que não puderam realizar a prova presencial obrigatória e aqueles que não obtiveram nota suficiente para aprovação na disciplina (MORAN, 2015; PDI, 2023).

As diretrizes metodológicas são definidas de acordo com os planos educacionais dos programas, levando em conta os fatores que promovem o aprendizado personalizado, em equipe e a realização de análises teóricas. Os cursos são organizados de forma modular, em que cada módulo dura aproximadamente três meses, permitindo que os ingressos sejam, basicamente, trimestrais, totalizando quatro entradas durante o ano letivo. Cada módulo tem a duração total de 10 semanas. Há cursos em que as disciplinas iniciam na semana 1 do módulo e finalizam na semana 5, neste caso o aluno estuda uma disciplina de cada vez, e há outros cursos que iniciam na semana 1 e finalizam na semana 10, normalmente os cursos da metodologia híbrida em que o aluno estuda duas disciplinas no mesmo período. De acordo com o calendário acadêmico da IES, o aluno pode ingressar nos meses de fevereiro, maio, agosto e outubro, estes são os períodos para o início de cada módulo (PDI, 2023).

A avaliação discente comporta dois tipos de avaliações ao longo do processo de aprendizagem: avaliação formativa e avaliação somativa. A avaliação formativa é aquela que prioriza não apenas o resultado da aprendizagem, mas, principalmente, o seu sucesso. Ela é fundamental para acompanhar o desenvolvimento do estudante e proporcionar informações sobre o seu aprendizado durante todo o curso (PDI, 2023). Trata de aspectos como: participação, assiduidade no ambiente virtual de aprendizagem, postura colaborativa do estudante em relação aos seus pares, neste caso, por meio do fórum. A participação é

concretizada pela realização de todas as atividades propostas, a entrega de trabalhos e atividades nas datas pré-estabelecidas, participação em chats, fóruns, enquetes, envio de e-mails e mensagens ao professor mediador e aos professores formadores. No modelo da IES, o resultado é composto pela soma das notas das provas compostas por questões objetivas, bem como das atividades avaliativas (como fóruns e MAPA, atividades discursivas e Desafios Profissionais desenvolvidas ao longo da disciplina). O resultado levará o estudante à aprovação ou à reprovação nas disciplinas.

A avaliação do aproveitamento acadêmico por disciplina é realizada de acordo com o projeto pedagógico de cada curso, mensurando-se em notas de zero a dez. O acadêmico será considerado aprovado caso sua média final seja maior ou igual a 6,0 (seis). O estudante que não obtiver a média final suficiente (maior ou igual a 6,0), ou ainda o estudante que tiver faltado à aplicação de qualquer uma das avaliações que compõe a média, pode solicitar a realização da prova substitutiva.

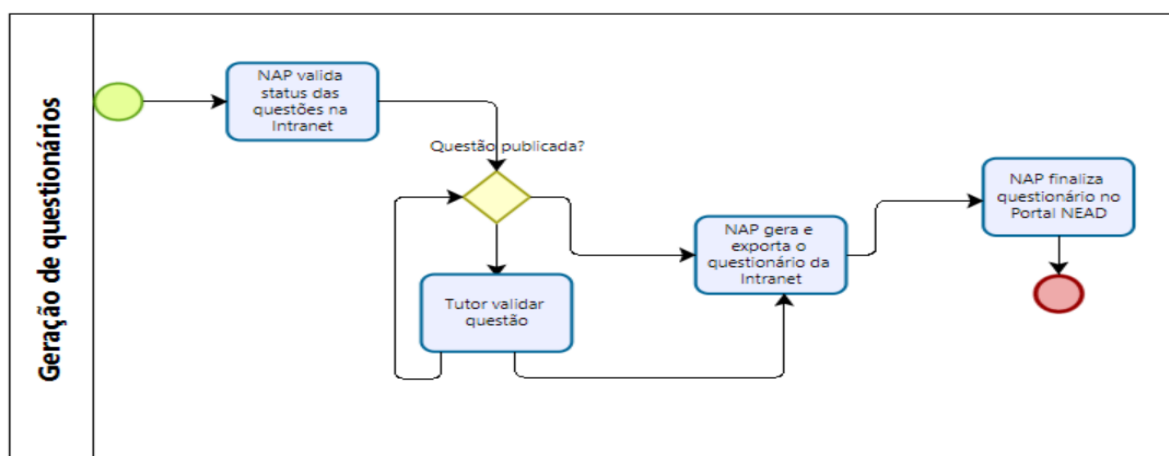
4.1.1 CONTEXTO DAS ATIVIDADES DO NAP

É o setor responsável pela tramitação de questionários de Graduação, Pós-graduação e Cursos Profissionalizantes, tanto internamente quanto em materiais disponibilizados no AVA chamado Studeo, plataforma desenvolvida pela IES. O setor é formado 8 por assessores pedagógicos com formações em diferentes áreas, faixas etárias e tempo de atividade na organização (Quadro 10) que interagem diariamente com sistemas para a geração de questionários. O setor recebe relatórios e apoio das áreas de Tecnologia da Informação (TI) e, por meio desses dados é possível identificar erros sistêmicos, otimizar a liberação de questionários para os alunos e até mesmo reduzir o tempo necessário para ajustar questionários. O NAP integra a Pró-reitoria de EAD, na área de Operações de Ensino. Suas principais atividades estão relacionadas com as seguintes diretorias: Graduação On-line e Híbridos, Produção de materiais, Educação Continuada, Serviços Acadêmicos, Processos e Projetos, T.I, Demandas Regulatórias e Gestão de Polos. As principais atividades realizadas pelo NAP são:

- a) criação do calendário acadêmico da graduação, pós-graduação e profissionalizantes de uso interno utilizado pela equipe de postagem de materiais, CRM (*Customer Relationship Management*), BackOffice e outras áreas;
- b) calendários com os prazos das atividades – por módulo – disponibilizado aos estudantes no AVA;

- c) questionários das disciplinas digitais fazem parte da grade curricular dos alunos da graduação do ensino presencial. A disciplina acontece totalmente on-line no AVA do aluno.
- d) geração de questionários para atividade de estudo, MAPA e provas, postagem de atividades, vínculo de turmas nos questionários;
- e) formatação de provas presenciais da Graduação, d) envio de provas presenciais aos polos e liberação de lista de presença de provas aos polos;
- f) alterações eventuais em gabarito/texto de questionários já liberados aos alunos. Na Figura 15 é apresentado o fluxograma da geração de questionários, sendo a principal atividade realizada pelo NAP.

Figura 15 – Fluxograma da geração de questionário



Fonte: Elabora pela autora com base no manual de atividades do setor (2023).

Os questionários são um instrumento de avaliação do conhecimento do aluno. São atividades geradas para serem disponibilizadas aos estudantes. Essa ferramenta de avaliação pode ser uma atividade de estudo, MAPA, prova, ou qualquer outra terminologia associada à avaliação pedagógica. As questões utilizadas pelo NAP na elaboração desses questionários são inseridas por docentes, professores formadores e especialistas em conteúdos do curso, contratados pela IES, com a finalidade de criar perguntas direcionadas a uma disciplina específica. Essa inserção é realizada no repositório de questões mantido no sistema intranet da instituição. Após o cadastro, a tutoria responsável por cada curso e disciplina realiza a conferência para verificar se as questões atendem aos requisitos estabelecidos na contratação. Posterior a validação das questões, caso a tutoria identifique alguma inconsistência, as questões retornam para o professor fazer a correção. Na próxima etapa, se a questão estiver de acordo, o

tutor altera o status daquela questão para correção ortográfica e anti plágio, e, por fim, após todas as correções e validações, a questão é publicada.

Com isso, se as questões estiverem com o status de publicação, o NAP pode gerar os questionários, de acordo o tipo de avaliação que se trata. O questionário pode conter, a exemplo, 10 questões objetivas no caso de uma atividade de estudo ou prova on-line, 1 questão discursiva para o MAPA. A composição da nota difere conforme a organização pedagógica do curso destacado no item de princípios metodológicos.

A primeira etapa para a geração dos questionários é realizada na Intranet. Para isto é necessário que as questões estejam publicadas no banco de questões. A próxima etapa e finalização desse questionário ocorre no Portal NEAD, onde são inseridas as informações de horário, nota e tipo de questionário, e por fim, o questionário é compartilhado no *Studeo* para o aluno ter acesso, conforme a data de liberação da referida atividade. Após salvar o questionário no portal NEAD, a atividade é liberada para o aluno de acordo com o prazo estabelecido para início daquela atividade e, para isto, o questionário precisa estar com a data de liberação programada para que o aluno possa ter acesso.

Além disso, o NAP realiza adaptações em questionários de provas, como o ajuste do tamanho de fonte, conversão do arquivo em formato PDF para formato Word, ajuste do espaçamento entre linhas e direciona para as provas que precisam de descrição de imagem e tradução em libras para a Unidade de Inclusão e Recursos Acessíveis (UNIR). A UNIR é um núcleo de apoio para o estudante com deficiência e/ou necessidades educacionais especiais da EAD, que tem como objetivo garantir a acessibilidade em todos os espaços, conteúdos, materiais, ações e processos da instituição, independentemente das limitações físicas, sensoriais e intelectuais, integrando e articulando atividades para promover a inclusão educacional e social desses indivíduos. As adaptações de atividades são realizadas para os estudantes que possuem necessidades educacionais especiais aquele que apresentem alguma dessas necessidades: limitação visual, auditiva, física, intelectual ou múltipla.

4.1.2 CONTEXTO DAS ATIVIDADES DO NIE

O NIE integra a vice-presidência de Operações corporativas, na área de Tecnologia da Informação em *Business Intelligence*. Em seu escopo de trabalho, o setor de inteligência estratégica atende a todas as áreas da organização, realizando a análise e interpretação de dados, geração de indicadores relevantes para todas as áreas da organização, com o objetivo de fornecer suporte à tomada de decisões estratégicas.

A área passou por dois momentos importantes, o primeiro em 2015, em que ocorreu a formação da área de BI, e em 2018, ano em que a área foi segmentada em analistas de BI e analistas de gestão. Nessa fase, o NIE percebeu a importância da inteligência de dados. Com isso, iniciaram uma abordagem mais ativa na análise e interpretação de dados com o time de gestão, possibilitando insights e informações objetivas para a tomada de decisões estratégicas em diversos setores da empresa. Além disso, o NIE também se dedica a fazer projeções de metas, gerando cenários com base na análise de dados históricos. Essas projeções auxiliam a direção da empresa na definição de estratégias e na tomada de decisões mais fundamentadas em dados.

A área de BI é responsável pela construção de *dashboards*, estruturação de relatórios, desenvolvimento e gestão de diários de bordo (painéis de visualização de indicadores) e suporte ao ambiente de BI utilizando as ferramentas *Qlik* e *Power BI*. Já a área de gestão é responsável pela análise de dados, gestão de indicadores, realização de estudos com insights para o negócio, criação de relatórios estratégicos e operacionais, e book de indicadores. Ao todo são 13 funcionários distribuídos em i) análise de dados em que (02) analistas e (03) especialistas e ii) *Business intelligence* (BI), são (03) especialistas e (05) analistas, incluindo a gestão estratégica (Quadro 10).

As principais atividades do setor incluem:

- i) Tratamento de dados: Quando os dados não estão estruturados nas ferramentas existentes, a equipe precisa preparar e tratar os dados que serão utilizados nas análises para que possam ser utilizados nas análises. Isso pode ocorrer em consultas de Linguagem de consulta estruturada (SQL) ou diretas ao banco de dados.
- j) Construção de painéis e relatórios: É feita a construção de painéis e relatórios para oferecer uma visão acessível e detalhada das informações. Essas construções são feitas pelas ferramentas *Power BI* ou *Qlikview*.
- k) Gestão e Planejamento: gestão de indicadores, acompanhamento e análises dos *dashboards* para auxiliar no planejamento de metas.
- l) Coleta de requisitos: Identificação das necessidades das áreas e das informações que desejam visualizar nos *Dashboards*.
- m) Análise de dados como apoio ao negócio: fornece números, insights e desdobramentos dos dados para auxiliar nas decisões estratégicas.

Essas ferramentas possibilitam a criação de painéis para visualização de dados, relatórios detalhados e análises aprofundadas, facilitando o acesso e a visualização e compreensão dos dados por todos.

4.2 PROCESSOS DE EAD NOS NÚCLEOS

O primeiro objetivo específico desta pesquisa foi descrever os principais processos de EAD nos dois núcleos. As principais atividades mapeadas para o NAP, foram: geração de questionários, conferências de atividades, validação de informações referentes as disciplinas modulares às outras áreas. Essas validações são relacionadas à vigência da atividade; composição de nota cadastrada; tipo de questionário, e se o questionário será liberado para alunos ingressantes ou veteranos. Em relação ao NIE, as principais atividades mapeadas foram: a análise, gestão de dados, BI e áreas relacionadas. Com isso, foram identificados os principais processos realizados para extração e gerenciamento dos dados, criação de relatórios e painéis (*dashboards*) interativos para as áreas, buscando otimizar os processos decisórios nas áreas. Dessa maneira, foram destacados os principais processos, considerando os apontamentos da pesquisadora e as falas dos entrevistados.

4.2.1 Processo de geração de questionários

No NAP o processo de geração de questionários é a principal atividade do setor, abarcando tarefas minuciosas, e por sua vez repetitivas, tendo em vista a geração manual de cada questionário e a análise detalhada para cada atividade. Além da geração de questionários, há outras atividades e responsabilidades que devem ser cumpridas no dia a dia, como conferências e validações de planilhas, chamados eletrônicos, e-mails e acionamentos no *Teams* para atendimento à outras áreas da IES, como coordenação de cursos e tutores pedagógicos, (N04) destaca alguns processos realizados com as ferramentas citadas:

Quando eu chego, a primeira coisa que eu abro é o Monday, Intranet, o portal e o e-mail. Então eu vejo né se tem algum e-mail direcionado para mim para conseguir responder assim que eu chego. Também eu vejo Teams, né, se tem alguma coisa assim também direcionada para mim. Vou fazendo as demandas do dia, que é a geração de atividade e o que tiver que validar também (N04).

Por exemplo, ao registrar os códigos dos questionários no *Monday*, é possível ter uma visão geral de quantos questionários já foram realizados e quais ainda precisam ser feitos. Isso ajuda a evitar erros e atrasos, além de permitir o acompanhamento do que é realizado diariamente:

Então a gente gera os questionários e cada questionário tem um código, a gente coloca no Monday porque assim a gente consegue se organizar quantos questionários já foi realizado e quais cursos e quais disciplinas acontecerão no módulo (N06).

O setor organiza as demandas e faz o gerenciamento das atividades que devem ser desempenhadas durante todo o processo da geração dos questionários. A organização é fundamental para que os questionários possam gerados dentro dos prazos estabelecidos. São utilizadas ferramentas para a gestão de demandas e responsabilidades de forma mais efetiva. (N02) cita como é feita essa organização:

Então eu organizo o número de atividades que precisam de acordo com os cursos. Eu organizo o nome das disciplinas todo o módulo, verifico a questão da disciplina se está com o status publicada e gero o questionário dessa disciplina. Insiro todos os dados nesse questionário, preencho o questionário e finalizo eh conferindo (N02).

Um dos principais processos do NAP envolve a criação e validação de questionários. A criação de questionários inicia-se na intranet, utilizando um banco de questões para formar a base do questionário. Uma vez que o questionário é gerado e todas as questões necessárias estão cadastradas, é exportado para o Portal, onde são inseridos detalhes adicionais como data, hora e nota. Para (N02) o cuidado com os detalhes no preenchimento de todas as informações dos questionários é importante para não cometer erros:

Tem que dar uma atenção também no passo a passo em como é realizada eh a descrição do questionário, os dados que estão inseridos ali a gente precisa ter essa atenção porque qualquer errinho ali vai aparecer no ambiente para o aluno. É fácil para conseguir identificar os erros né quando acontece algum erro de, é, inserção de turmas no sistema, nome de disciplina, curso, código de curso. Então a gente consegue identificar onde foi que errou, qual foi o erro, e como corrigir aquele erro, eu consigo lidar bem, hoje (risos) com esse sistema (N02).

Outro processo de geração de questionários são as adaptações no formato e composição das provas. São as provas adaptadas para alunos com deficiências, como por exemplo deficiência visual, que necessitam de mais tempo para fazer a prova ou que precisam de adaptações como descrição de imagens. (N04) destaca esse processo:

A gente realiza as adaptações das provas UNIR, no caso das provas de libras, a gente faz a prova normal e a equipe da UNIR que tem os intérpretes de libras, eles fazem as aulas gravadas pros alunos, descrição de imagem a gente faz a prova, sem colocar nenhuma imagem e aumento de fonte a gente aumenta a fonte de acordo com o que o aluno consegue visualizar melhor (N04).

Os principais processos dos núcleos estão interligados com as outras áreas da IES. Isso significa que um único processo pode envolver vários setores, como a geração de um questionário, a liberação de uma prova ou a extração de uma base de dados. Os processos da

organização dependem da colaboração entre os diferentes departamentos, de definições claras, não somente para a manutenção das operações diárias, mas também para a implementação de novas tecnologias, por exemplo. Para Araujo (2016), as IEs possuem processos complexos, vistos de maneira macro para o ambiente externo e de forma micro para o ambiente interno. O autor destaca a existência de dois cenários distintos que moldam a gestão de processos nestas instituições: os sistemas abertos e os sistemas fechados. Os primeiros, com seus processos rudimentares, são mais resistentes às mudanças e apresentam desafios na gestão. Por outro lado, os sistemas fechados são flexíveis e mais receptivos à inovação, buscando constantemente a excelência. Os processos asseguram a eficiência dos sistemas de informação e a disseminação dos dados relevantes e a tecnologia pode ser usada como facilitadora desses processos (LEODOLTER, 2017).

Por meio dessa comunicação entre as áreas é possível validar informações quanto às árvores e código de questões que podem ser utilizadas para a geração dos questionários. Nesse contato o assessor confirma as informações com todos os envolvidos no processo. Na visão do entrevistado (N05):

O tutor colabora para a geração dos questionários porque ele faz a parte da validação da questão e o coordenador também. Então essa parte da validação da questão é para confirmar se conteúdo que está dentro da questão que foi cadastrada está correto ou se tem algum erro (N05).

O processo de validação também inclui verificar o status das questões que serão utilizadas no questionário, utilizando *tags* para conferir se as questões foram validadas pelos tutores. Esse é um processo de preparação para a geração dos questionários em que o entrevistado detalha a importância da assertividade das informações inseridas no sistema. A criação de um questionário requer a seleção das questões validadas e prontas para serem usadas. A "conferência" mencionada na frase é a etapa de revisão do questionário após sua criação. É importante para evitar qualquer erro que possa prejudicar a experiência do aluno. Além disso, o setor mantém a comunicação constante com os tutores pedagógicos, especialmente quando é necessária a validação ou publicação de questões na etapa dessa conferência, como pode ser observado no seguinte excerto:

Verifico se todas as questões que eu preciso para o questionário da atividade estão cadastradas. Se cadastradas eu vou gerar o questionário. Depois de gerado questionário tem a conferência. Isso no dia perfeito que dá tempo de fazer tudo. Mas no dia a dia real a conferência acaba ficando para o outro dia (N07).

As organizações têm capacidades de produzirem informações e dados que podem ser explorados para análise em uma variedade de setores, além de oferecer oportunidades para a

otimização de processos através do uso de tecnologia (BISSON; BOUKEF, 2021; FURR; EISENHARDT, 2022). Um dos entrevistados enfatizou o processo de preenchimento dos dados referentes aos questionários, gerados no módulo, na ferramenta *Monday*. Isso ocorre para as disciplinas, turmas do módulo estejam organizados para que os questionários sejam gerados corretamente no sistema. Como apontado pelo entrevistado, essa atividade é manual e está sujeita a erros, mas, ressalta-se o interesse pela automatização do processo:

Todas as nossas atividades e todos os cursos eu acho que se pudesse ser automatizado acho ficaria mais viável e a gente só teria o trabalho digamos assim de conferir, né. Não que a gente não faça isso, mas a gente precisa inserir manualmente um por um, cuidar de buscar e anotar cada turma, por exemplo, dos cursos, né. Falando dos cursos, a gente anota cada turma para inserir em cada elemento no Monday, por exemplo, às vezes são seis elementos de uma disciplina, de um curso, então a gente vai inserindo um por um ali para poder ter os dados e gerar aquela atividade daquela disciplina. Então a gente faz isso normalmente em todas as disciplinas em todos os cursos, então acho que se eu pudesse ter a serviço para automatizar seria ótimo (N02).

A conferência dos vínculos dos currículos em uma planilha extensa é uma tarefa analítica, e envolve a habilidade de analisar detalhadamente o que foge do padrão estabelecido. Além disso, identifica os possíveis erros e inconsistências. Para além do raciocínio lógico, é importante ressaltar que o analítico é uma das principais habilidades singulares ao ser humano. É nesse momento que o pensamento raciocínio analítico prescindem do humano (LEE; QIU-FAN, 2022). O entrevistado (N07) cita a conferência minuciosa realizada na planilha de currículos das disciplinas modulares. Essa atividade é analítica e é realizada para garantir que as provas sejam geradas com as questões corretas, como ele descreve:

Ah, para as análises de vínculos de currículos a gente abre uma planilha bem extensa e faz análise linha a linha, e verifica currículo por currículo da disciplina que a gente está conferindo e disciplina por disciplina para verificar se os todos os vínculos estão feitos nas árvores (N07).

O processo de ocorrências de provas também é realizada pelo NAP. Esse processo acontece nas semanas cinco e dez de cada do módulo acadêmico. Durante esses períodos, o setor recebe as ocorrências dos alunos apontando possíveis inconsistências e iniciam a etapa de verificação e validação, para que as questões contestadas sejam analisadas no banco de questões. Conforme o resultado, a questão é cancelada. Esse processo é destacado pelo participante (N03):

As ocorrências, na semana cinco e na semana dez nós temos os alunos fazem as provas. E daí quando eles questionam alguma questão, né. As vezes a formatação da questão desconfigura alguma coisa, enunciado da questão. A gente recebe essas ocorrências, né. Esses problemas que aparecem e a gente tenta dar uma tratativa, se a

ocorrência confere ou não. Ah, daí a gente analisa as questões, a gente puxa a questão que o aluno está falando e analisa se confere ou não, se realmente a gente precisa anular aquela questão ou se a questão é válida e vai continuar do jeito que está. E aí o critério para dizer se concede a anulação é verificando na internet, abre a questão e lê se a questão está certa ou não (N03).

Nesta seção os entrevistados detalham as suas atividades no processo de geração de questionários, tarefa que envolve várias etapas, desde a criação manual até a análise minuciosa para cada atividade. Além de gerar questionários, o setor lida com conferências, validações de planilhas, atendimentos eletrônicos, e-mails e comunicações com outras áreas interligadas, como coordenação de cursos e tutores pedagógicos. As principais ferramentas como Monday e Intranet são usadas para organizar e gerenciar as demandas, garantindo que os questionários sejam gerados e validados dentro dos prazos estabelecidos. A interconexão entre os vários setores da IES é vital, pois um único processo pode envolver múltiplos departamentos, enfatizando a importância da colaboração e comunicação para a eficiência e implementação de novas tecnologias. A validação das informações é crucial e inclui a verificação de detalhes como o status das questões e a organização das turmas para a geração correta dos questionários. A assertividade na inserção das informações e a conferência após a criação dos questionários são passos essenciais para manter a qualidade e precisão do processo, que pode ser ainda mais otimizado com a automação, de acordo com os comentários dos entrevistados.

4.2.2 Processo de gestão e análise de dados

A capacidade de gerenciar e interpretar grandes volumes de dados é fundamental para a tomada de decisões estratégicas. Nesse cenário, a área de gestão e BI do NIE viabilizam os indicadores, os dados e informações necessárias para as áreas da IES atuarem nas definições de estratégias; análise de metas, projeções financeiras, evasão e outras demandas. O NIE fornece indicadores-chave para diversas equipes em projetos de *dashboards*, relatórios e análises, destacado pelos entrevistados (I05) e (I06). Em outro fragmento, o entrevistado I09 observa uma crescente demanda por ferramentas para atender ao volume maior de dados, ele cita Power BI, SQL e Qlik View, mas enfatiza ter mais conhecimento em *Power BI*. O seguinte trecho ilustra a dinâmica desse processo:

Seja fazendo melhorias em painéis, seja construindo painéis, poder fazer lupas e dar mais visibilidade seja para operação, ou seja, para níveis mais estratégicos de o que pode ser melhor, eh, tratado, né. Como eu falei ah o resultado não está legal faz uma lupa no grupo de polos, faz uma lupa no grupo de cursos, faz uma lupa de gestores, então, tem N possibilidades de desdobramentos que às vezes o próprio painel já fornece isso, mas o time de análise de dados vem, eh, construindo esse raciocínio para levar numa reunião, para enviar por um e-mail (I05).

No contexto diário de suas tarefas, os entrevistados são da equipe de BI e estão envolvidos na extração de dados e na entrega dos painéis de visualização desses dados para uma determinada área. Isso pode envolver tanto a criação de novos painéis quanto a correção de erros ou a implementação de melhorias em painéis existentes. O setor trabalha em colaboração com a equipe de gestão para garantir que as ferramentas criadas atendam às suas necessidades. Além disso, destacam a habilidade de adaptação e aprendizado das ferramentas de BI. Por fim, o papel do desenvolvedor é essencial para transformar os dados brutos em informações precisas e acessíveis, facilitando a tomada de decisões na organização, como mencionado por eles:

Eu trabalho principalmente no desenvolvimento da aplicação desde a aquisição de dados até a entrega do painel para o usuário final, né. Então, o meu dia a dia é basicamente o desenvolvimento do próprio painel ou alguma correção de algum erro ou implementação de melhorias, não sou tão responsável pela análise dos dados, isso fica mais para o time de gestão. Eh, então meu foco mesmo é na parte de desenvolvimento, desenvolvimento de aplicação (I04).

O BI é a equipe de *Business Intelligence* e aí a gente sempre abrevia para BI, né. Ele é uma equipe que desenvolveria os *dashboards*, né, esses painéis onde nós temos as visões de indicadores, eh, macro até o micro, né. Então, por exemplo, alunos captados desde o volume total até alunos captados por curso, alunos captados por polo e assim por diante. Então eu posso desenvolver várias visões em cima desses painéis, desses *dashboards* (I06).

A equipe de gestão e planejamento de dados é responsável pela gestão dos indicadores, acompanhamento e análise. Segundo o entrevistado (I03) as análises podem incluir questões relacionadas ao comportamento para uma determinada ação preditiva ou preventiva. O entrevistado (I09) se refere a uma mudança de uma abordagem centrada na análise de indicadores e apresentação de resultados, para uma abordagem centrada na exploração de grandes conjuntos de dados para gerar insights mais acurados, como comentado por eles:

Hoje, eu ainda faço, né, bastante de gestão de indicadores, acompanhamento e análises. Eh, também faço as projeções de meta e passei a atuar bem mais, né, com essas ferramentas de análise de dados; os *dashboards* quando eles são, eh, muito numerosos, né, quando é meio que impossível de se trabalhar com o Excel, por exemplo, e venho a favorecer muito o uso de algumas ferramentas como o *Power BI* que é o que eu melhor sei usar, né. Mas também o Qlik, que eu aprendi um pouquinho melhor como é que fazia. “A gente passou de uma fase de gestão e planejamento, que era mais desenvolver análises em cima de indicadores, oportunidades, eh, e apresentação até, né, dos resultados de maneira mais objetiva, e hoje a gente está mais desenvolvendo uma parte mais de inteligência de dados mesmo, né (I09).

Mas ali o meu trabalho no núcleo é analista de gestão e planejamento, então basicamente, eh, as diretorias, gerencias pedem às vezes algumas análises ou algum estudo, vem com algum questionamento e a gente faz essa tratativa nos dados para eles ou falarem, não, estava certo, ou não, não era isso, né (risos) que eu estava esperando. Por exemplo, sei lá, o arrasto de boleto para os alunos, será que faz sentido essa ação de prorrogar o prazo de pagamento da mensalidade do aluno? Foi positivo?

E as campanhas comerciais, qual que é o efeito que está cada uma, em cada uma das semanas, está atendendo o público da maneira que queria, questão de ticket de faturamento, né, comparado com o ano passado, por exemplo (I03).

Segundo o entrevistado I07, em determinados momentos do ano, a ênfase das análises de indicadores destacam-se para a captação, enquanto em outros momentos, concentra-se no engajamento, retenção e demais áreas, considerando os principais indicadores de assiduidade, pagamento de mensalidades e engajamento. Com isso, o trabalho do NIE vai além da análise de dados e entrega de *dashboards*, como mencionado por (I05) . É necessária a compreensão das necessidades, problemas e do conhecimento dos processos e da organização.

E isso vale, por exemplo, para um *Dash* de retenção, de permanência, uso de cobrança ali, eu não uso muito, mas é engajamento, então tem vários *Dashes* que a gente acaba usando em algum momento, né. Alguns meses usou mais porque quando, esse ano vai ser diferente, mas até dois mil e vinte e um chegava em abril, maio e junho não era tanto captação, a gente já ia muito ali pra engajamento que está estudando, o que está pagando, quem está fazendo as atividades, quem está assistindo as aulas, então a gente focava na permanência, tudo que envolvia inadimplência, então a gente acaba tendo esse olhar (I07).

A gente não é só uma área técnica, a gente não tá na questão superficial de entregar um número, a gente realmente entende a importância dele, porque a gente vive o esse dia a dia com a operação (I05).

Em relação ao relacionamento entre os setores, os entrevistados discutiram o papel dos diferentes setores e a interação entre eles. Foi destacada a colaboração e a conexão entre os setores pelo entrevistado (I10). Isso indica que as soluções oferecidas são adaptadas para resolver problemas específicos enfrentados por cada área, oferecendo uma personalização para atender um determinado problema, de acordo com a necessidade de cada setor, como citado por ele:

Então, a gente tem muito contato com as áreas de performance, as áreas de negócio, então, de acordo com o tipo de problema específico que a área precisa resolver, a gente pode trazer uma solução, um produto que a gente chama de um painel, de um relatório, ou de um dashboard, né, dependendo do termo, eh, que a gente usa (I10).

O entrevistado I06 cita outra área relacionada ao núcleo, a área de DBAs é responsável por modelar a estrutura interna do banco de dados e call center:

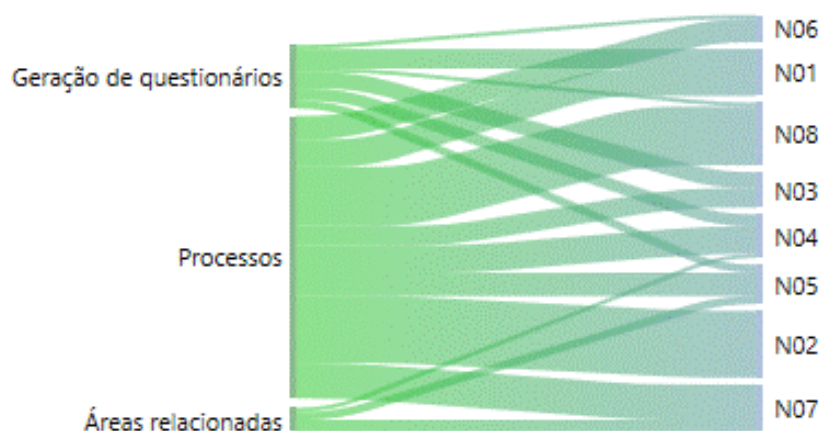
Temos bastante contato com a T.I, né. São os DBAs, que são os administradores desse banco de dados, que conseguem estruturar e gerenciar esse o banco. E quem rastreia as conexões do banco de dados, rastreia as conexões, as permissões, quem acessa, quem deixa de acessar, quem modela. Se eu não me engano, quem modela a estrutura ali dentro do banco de dados para conectar no sistema também é um DBA” Já atuei com o *call center*, aliás eu já atuei, tenho atuado e talvez vou atuar muito ainda por conta das demandas que já tem ali cadastradas, mas basicamente, eh eu já atuei ali na célula de resgate do *call center*, né. Então para dar uma visão ali pro pessoal do *Call Center* fazer o funil de vendas que eles recebem (I06).

Em relação aos processos, é crucial abordar a documentação. A documentação de processos é essencial para assegurar que os procedimentos possam ser repetidos, melhorados e compartilhados entre os membros das equipes (DE ARAUJO; JEZINE, 2021). Documentar é uma forma de armazenar o conhecimento para todos os membros da organização, facilitando o treinamento, a resolução de problemas e a colaboração. Além disso, a capacidade de capturar, armazenar e acessar o conhecimento é fundamental para manter a competitividade e o desenvolvimento. A documentação, nesse sentido, não é apenas um registro estático, mas algo em evolução, que pode ser usado para orientar na tomada de decisões e para treinar novos colaboradores. (NONAKA; TAKEUCHI, 2008). Um dos entrevistados descrever a documentação, como pode ser observado no trecho a seguir:

Como que eu faço uma publicação no *Power BI*? Como que eu faço uma programação de carga dentro do *Jenkins*. Como que eu versiono o meu projeto utilizando *VS Code* e eu salvo dentro do *GitHub* depois. Então, são várias coisas que a gente precisa documentar, e a gente hoje não tem uma ferramenta, seja organizacional ou dentro do nosso setor que vai nos permitir fazer isso. Aí a gente está com um projeto, justamente para estudar algumas soluções de mercado, seja ela paga ou gratuita, e a gente já está chegando em alguns nomes, por exemplo, a intenção é utilizar, eh, ferramentas *open source* também, então a gente já está estudando uma chamada *Wiki.js*. Até o site dela é Wiki mesmo, de Wikipedia, eh, onde ela vai nos permitir justamente isso, eu vou conseguir documentar nela, seja escrevendo, digitando normalmente, ela também tem alguns suportes, por exemplo, com linguagem de marcação chamada Markdown para documentar projetos. Ela tem algumas integrações, por exemplo, com repositório de código, como *GitLab*, como *GitHub*, tem integração com o banco de dados. Então, a gente busca essa versatilidade de ferramenta que nos ajude a, justamente, documentar qualquer coisa que seja relacionada a nossa operação e que eu possa compartilhar isso com o restante da organização (I10).

Para compreender as categorias que tiveram mais co-ocorrências de citações foi feita a análise a partir do diagrama de *Sankey*. Seguindo a ordem do NAP, NIE e um comparativo das relações mais relevantes entre as categorias nos dois núcleos. A análise de *sankey* apresentada na Figura 15 mostra os fluxos da categoria rotina de geração de questionários é uma das relações mais fortes. Ela é uma das rotinas mais citadas pelos entrevistados N01, N03, N05, N07 e N08. Além disso, o N02 tem o maior fluxo para rotina que abarca as principais tarefas diárias do setor e N04 destaca a frequência de citações referentes às provas adaptadas para alunos com alguma deficiência. O N06 mostra o maior fluxo para *Monday* - principal ferramenta para organizar as disciplinas do módulo. Sendo assim, a rotina de geração de questionários é uma categoria-chave no sistema representado, com várias outras categorias apresentando ligações fortes, conforme apresentado na Figura 16.

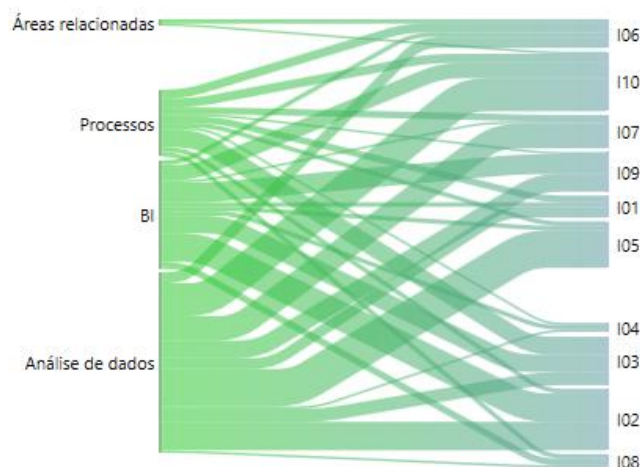
Figura 16 – Gráfico de *Sankey* - Principais categorias de processos do NAP



Fonte: elaborado pela autora com apoio do software ATLAS.ti versão 23 (2023).

A seguir, a Figura 16 mostra quais foram as principais categorias associadas a processos do NIE, de acordo com os entrevistados.

Figura 17 – Gráfico de *Sankey* - Principais categorias de processos do NIE



Fonte: elaborado pela autora, com auxílio do software ATLAS.ti, versão 23 (2023).

A análise de *Sankey* apresentada na Figura 17 mostra que a categoria 'Análise de dados' é o destino das relações mais fortes entre as categorias e citações. Ela recebe fluxos significativos das categorias 'I01', 'I02', 'I05', 'I06', 'I07' e 'I10'. Portanto, a 'Análise de dados' é uma categoria-chave, com outras categorias apresentando ligações fortes. Em comparativo aos dois núcleos, na Figura 16, análise do NAP, é destacada a 'Rotina de geração de questionários'.

A frequência da categoria 'Rotina de geração de questionários' recebe os maiores fluxos dos entrevistados 'N01', 'N03', 'N05', 'N07', e 'N08', apresentadas na Figura 16, seguindo a análise de dados da Figura 17, evidenciando o maior fluxo na Figura 17, que contém a 'Análise de dados' com destaque para os participantes 'I01', 'I02', 'I05', 'I06', 'I07', e 'I10'.

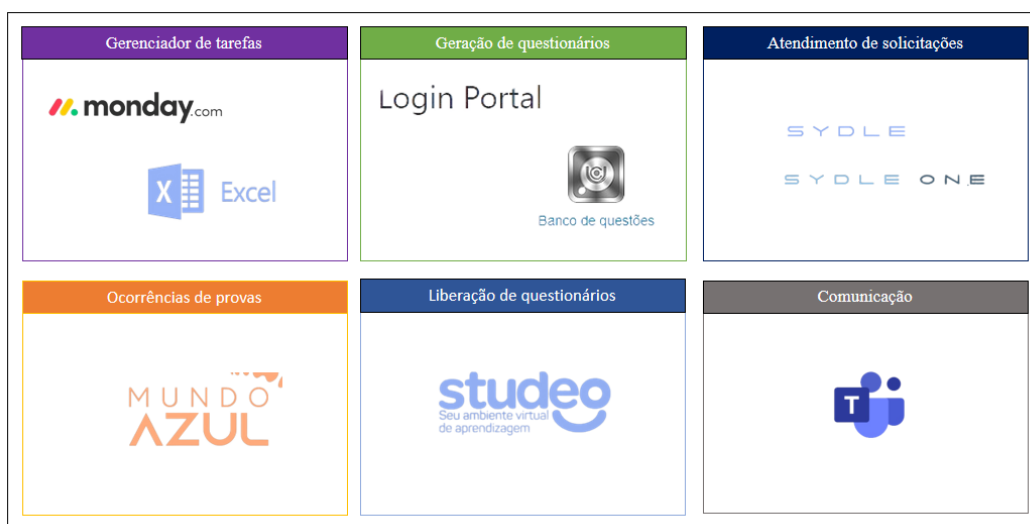
4.3 SISTEMAS E FERRAMENTAS

O segundo objetivo específico desta dissertação foi identificar e descrever o uso de IA nos dois núcleos. Para isso, foram analisadas as categorias dos sistemas e ferramentas, facilidades e dificuldades com os sistemas, unificação de sistemas, interação com sistemas e habilidades técnicas.

Os sistemas e ferramentas são aliados na gestão de tarefas e na organização das informações. Nesse cenário, a tecnologia, os processos e as pessoas estão diretamente interconectados, conforme argumentado por Davenport e Prusak (2000), onde os processos envolvem indivíduos e a tecnologia atua como um facilitador deste processo. Dessa forma, é possível garantir que as informações relevantes sejam coletadas, armazenadas e compartilhadas de forma efetiva, ampliando o valor dos sistemas de informação e melhorando a eficiência dos processos corporativos, como proposto por Nonaka e Takeuchi (2019).

Para realizar essa atividade, o setor utiliza sistemas e ferramentas digitais que auxiliam na gestão e organização de suas tarefas. Entre os principais sistemas utilizados pelo NAP estão a Intranet, o Portal NEAD, o *Studeo*, o *Sydle Seed*, o *Sydle One*, o Mundo Azul, *Teams* e o *Monday*. A Figura 18 apresenta os principais sistemas e ferramentas do setor.

Figura 18 - Principais sistemas e ferramentas utilizadas no NAP



Fonte: elaborado pela autora com base no manual do setor (2023).

A Intranet é um sistema da IES que hospeda o banco de questões. Nesse sistema é possível cadastrar questões que serão utilizadas nas atividades acadêmicas e nas provas, assim como, fazer cadastro das árvores e currículos de cada disciplina dos cursos. Árvore é nome dado ao local em que será feito o cadastro de todas as questões de determinada disciplina. Na intranet é possível validar o status das questões e acompanhar todas as etapas até a sua publicação, como aguardando correções, correção ortográfica, aguardando validação, e por fim, publicadas. Dentre outras funções, a Intranet também permite a criação de novas árvores, liberar acesso às árvores, consultar questionários de provas e cadastrar modelos de provas, como explicam dois participantes desta pesquisa:

A geração do questionário começa pela Intranet, na qual a gente preenche com alguns dados básicos, por exemplo: a data inicial do questionário, atividade que vai nesse questionário, em alguns tipos de questionário a gente já coloca as turmas dos alunos (N06).

A intranet é responsável por hospedar as questões dos professores, é um banco de questões, um banco de dados voltados para conteúdo (N07).

O Portal Núcleo de Educação à distância (NEAD) é um sistema de gestão da EAD, que permite o acesso à base de dados de todos os alunos da IES. Acesso aos dados comerciais, pedagógico, logística, comunicação, permanência, pós-graduação e relatórios, citado por N01. O *Studeo* é utilizado para a consulta, quando necessário, se determinado questionário foi liberado no AVA do aluno. *Studeo* é o AVA da IES que foi lançado em 2018. É o ambiente onde o aluno encontrará suas disciplinas cursando e as já cursadas, atividades diversas e toda a informação de sua vida acadêmica, como citado por N03. Para acompanhamento das solicitações, para a geração de questionários, geração de questionários das disciplinas digitais e possíveis ajustes de questionários, o setor utiliza o *Sydle seed*. O *Sydle Seed* é um sistema de gestão de fluxos de trabalho da *Business Process Management* (BPM). Atualmente todos os processos desta plataforma estão sendo migrados para a *Sydle One*.

O NAP realiza o atendimento das solicitações enviadas por meio do *Sydle One*, um sistema de gestão integrada corporativa, voltado ao atendimento de demandas abertas por outras áreas relacionadas. Estas geralmente incluem solicitações para cancelamento de questões que requerem ajustes nos questionários ou para resolução de alguma inconsistência detectada em algum questionário gerado (N06). Os três excertos apresentados a seguir ilustram a utilização dos sistemas, de acordo com as respectivas finalidades:

O portal é onde a gente faz a segunda etapa da criação do questionário. Cria primeiro na Intranet com as questões que a gente puxa as questões da internet nós exportamos pro portal e lá nós preenchemos a data, a nota e o evento e lyceum, que são os mais importantes e ali nós salvamos e esse código que a gente gera no portal. É uma das principais ferramentas do dia a dia (N01).

O studeo é onde os questionários ficam disponíveis, é o Ambiente virtual de aprendizagem dos alunos. Esse ambiente é uma outra plataforma que a gente também tem acesso. Nele a gente consegue identificar quais são as atividades, disciplina que o aluno tá cursando no momento e validar o questionário (N03).

O sydle One é um sistema através de ticket quando alguns outros setores precisam que a gente realize determinadas demandas ou se não às vezes como, por exemplo, um questionário foi feito com uma questão que não era pra ser feita os cursos pedem que seja corrigido através do sydle pra que seja realizado, refeito, excluído ou cancelado (N06).

Além destes, o setor utiliza o sistema “Mundo Azul” para conferir a prova presencial realizada pelo aluno para atender as demandas de ocorrências de provas. O Mundo Azul é sistema para gerenciamento dos processos da sede e polos da IES. Atualmente é utilizado para liberação e gestão das avaliações digitais presencial, realizadas pelos alunos no polo de apoio presencial, como pré-requisito para composição da nota curricular, conforme calendário acadêmico.

O NAP utiliza a ferramenta *Teams* para comunicação com a equipe e demais áreas e reuniões. Trata-se de um aplicativo da *Microsoft* que integra todas as pessoas da empresa, possui ferramentas e chats que possibilitam a interação e colaboração de todos os membros da equipe. Como resumo o entrevistado (N04):

O *teams* é como se fosse um *whatsapp*, é um meio de comunicação que a gente tem interna. Eh, aqui no trabalho que a gente consegue se comunicar com as pessoas e outras áreas aqui de dentro da instituição, a comunicação é rápida e mais fácil do que mandar um e-mail (N04).

A ferramenta *Monday* é utilizada para o gerenciamento de todas as demandas da equipe. A organização das demandas principais abrange a sequência das disciplinas, a diferenciação de matrizes curriculares, a distinção entre alunos ingressantes e veteranos, o monitoramento do status das atividades, o controle dos códigos gerados via Intranet e Portal NEAD. Além disso, a plataforma serve como repositório de informações utilizadas por toda a equipe, incluindo editais, comunicados, formulários, planilhas. O *Monday* é uma ferramenta de gerenciamento de projetos que facilita a organização e criação de projetos, processos e rotinas de trabalho. Com uma interface semelhante a uma planilha Excel, organizada em linhas e colunas, o sistema oferece automatizações que conferem maior agilidade nas alterações de status das demandas diárias, como pode ser constatado a seguir:

Então, a gente tem alguns sistemas que nós usamos no nosso dia a dia. Ah, primeiro o *Monday*, Ah, a gente tem algumas informações ali das atividades que nós temos que gerar e daí com isso a gente joga na intranet que é um site que a gente também tem acesso e nós preenchemos com as datas, questões e com as turmas também. De início, nós exportamos pro portal que é outra ferramenta que nós utilizamos e no portal a gente preenche de novo com a diferença da nota do questionário que a gente coloca direto no portal, também o tipo de evento, tipo *lyceum* que eu acho que é mais pra galera da avaliação que é mais conhecido e nós salvamos. O portal é onde a gente faz a segunda etapa da criação do questionário. Cria primeiro na Intranet com as questões que a gente puxa as questões da internet nós exportamos pro portal e lá nós preenchemos a data, a nota e o evento e *lyceum*, que são os mais importantes e ali nós salvamos e esse código que a gente gera no portal. É uma das principais ferramentas do dia a dia (N01).

A ação repetitiva de tarefas, particularmente a necessidade de inserir informações similares em sistemas distintos, acarreta em retrabalho para os entrevistados. Eles descreveram os sistemas como funcional e fácil de usar. Entretanto, o retrabalho no preenchimento de informações foi identificado como um obstáculo que impacta a experiência de uso e a produtividade. De acordo com os entrevistados (N05) e (N07), o fato dos sistemas não serem integrados aumenta o tempo usado para a tarefa que poderia ser atribuído à outras atividades:

Eu acho que unificar também o sistema porque praticamente a mesma coisa que a gente faz na intranet a gente faz no portal (N04).

Eu acho que talvez não seja um sistema separado. Talvez ser um sistema unificado antes era só o portal. Agora é a intranet e o portal. Talvez ser um sistema só. Não serem dois. Porque a gente começa a geração do questionário em um e passa pro outro pra finalizar e o que aparece pro outro em outro ambiente pro aluno (N05).

O meu único pesar nesses sistemas é a fragmentação mesmo dos três sistemas. Justamente por ser três me gera uma desorganização muito grande e daí a gente tem que colocar uma quarta ferramenta pra nos organizarmos e conseguir usar esses sistemas em conjunto. "Teve uma conversa na XX de um sistema unificado, né. Que seria a unificação de todos os sistemas, eu não sei se isso ainda existe. Isso seria muito bom porque ajuda na organização. Eu costumava falar que você fica catando grãozinho. Você pega um feijãozinho daqui um feijãozinho gelado pra conseguir fazer sua janta. Então se você conseguisse pegar todos os ingredientes num lugar só de um mercado só ficaria mais fácil (N07).

Outro ponto destacado pelo entrevistado N07, é que além do retrabalho, sistemas distintos podem ser mais suscetíveis a facilitar erros por esquecimento humano no preenchimento de alguma informação. Inclusive, o gerenciador de tarefas *Monday* é uma ferramenta utilizada diariamente pelo NAP justamente pelo volume de códigos de questionários gerados e pelo uso de sistemas distintos, que contribuiu para que seja usada outra ferramenta para organizar as informações, conforme citado por (N02):

No *Monday* a gente tem uma automatização que é interessante. No momento que a gente insere um código e a gente está gerando atividade, a gente insere o código e ele

já marca ali como feito. Então eu acho que várias questões de organização no trabalho como a gente já tem uma plataforma em que a gente organiza, né (N02).

Apesar desse apontamento, alguns entrevistados relataram os benefícios desses sistemas que contribuem para o dia a dia no trabalho, incluindo a facilidade de uso das ferramentas disponíveis. Os sistemas foram caracterizados como intuitivos pelos usuários, com ícones claros facilitando a compreensão de suas funções (N01, N07 e N02):

E daí no *sydle* a gente tem alguns ícones no canto superior direito da tela e eles são bem assim como que eu posso falar, “óbvio”, a gente sabe o que significa, tem um ícone por exemplo de três pontinhos que é pra explicar, pra mostrar quais opções que a gente tem ali pra fazer no *Sydle*. Tem um que é um “olhinho” que é pra ver como que está o andamento do processo, outro como se fosse um microfonezinho que é pra gente atender o chamado. Então assim é bem intuitivo, é essa palavra. A gente sabe o que significa ninguém nunca me falou, mas eu deduzi que qual é a função de cada um desses ícones e qual a função do programa como um todo (N01).

A parte sistêmica ela é bem simples na verdade de lidar. Não é uma parte muito difícil. Exige muita atenção, mas ela é simplificada. Tem vários, com que eu posso fazer as portas de acesso do sistema são onde tem que liberar, vai tá escrito liberar, onde tem que colocar a data de início, vai tá escrito data de início, é tudo muito claro (N07).

Mas cada sistema tem uma forma de você manusear e entender cada parte do processo desse sistema né, então é, hoje eu consigo lidar muito bem com esse sistema né, a gente as vezes até vai no automático ali e insere alguma coisa e já sabe como aquilo vai ficar lá no final. "As demandas vão aparecendo eu vou anotando e eh inserindo ali também, ali no Monday. Todas as nossas atividades e todos os cursos eu acho que Eh se pudesse né? Ser automatizado acho ficaria mais viável e a gente só teria o trabalho digamos assim de conferir, né. A gente anota cada turma de cada curso pra inserir em cada elemento no Monday, por exemplo, às vezes são seis elementos de uma disciplina, de um curso, então a gente vai inserindo um por um ali para poder ter os dados e gerar aquela atividade daquela disciplina. Então a gente faz isso normalmente em todas as disciplinas em todos os cursos, então acho que se eu pudesse ter a serviço pra automatizar esse tipo de inclusão por exemplo (N02).

Os sistemas e ferramentas cumprem um papel específico, seja no planejamento das atividades, na geração de questionários, na resposta a solicitações ou na adaptação de provas para os alunos (CAVALCANTI; TAVARES; CASTRO, 2022). A interação com os sistemas é bastante intuitiva, sendo possível, por exemplo, deduzir a função de cada botão sem explicações detalhadas, pois trata-se de um hábito de associação e aprendizado de sistemas (N01). Outro ponto ocorre quando o fato de o entrevistado ter crescido na era da tecnologia contribuir para essa facilidade de interação, um fenômeno observado por Prensky (2001) ao discutir os chamados "nativos digitais". Os entrevistados (N01 e N03) relatam facilidade na interação com os sistemas, e atribuem isso a familiaridade com a tecnologia desde a adolescência. Eles descrevem os sistemas como intuitivos e fáceis mexer, com ícones autoexplicativos que facilitam o uso. Portanto, a vivência desde jovens com a tecnologia pode ser facilitador do aprendizado dos sistemas e ferramentas, mas não necessariamente um dificultador, uma vez

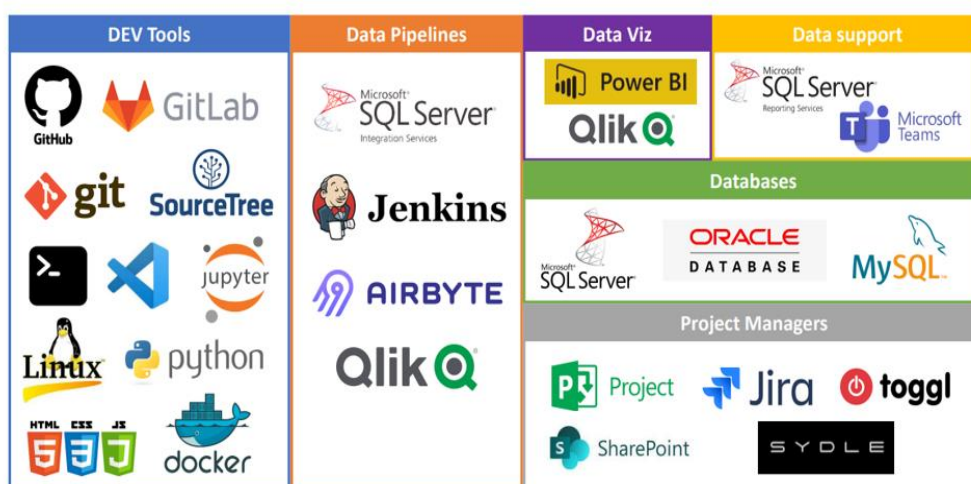
que envolve o desenvolvimento de habilidades individuais que podem ser aperfeiçoadas, de acordo com Gardner (2008). Selecionou-se dois excertos para ilustrar:

Eu cresci na época da tecnologia. Então eu não tinha uma dificuldade pra entender o sistema, então eu acho bem prático os sistemas, né. A gente às vezes ver algum ícone ali a gente já sabe do que se trata, assim a gente não precisa perguntar pra ninguém, é intuitivo (N01).

Mas assim, essa interação da pessoa e máquina, eu consigo ver algo tranquilo por ser um sistema fácil de compreender. De ambos eu, ambos os sistemas são fáceis sim de trabalhar, de mexer. Os ícones são autoexplicativos e a gente aprende em pouco tempo (N03).

Na área de análise, gestão de dados e BI no NIE, são utilizadas ferramentas que facilitam a coleta, organização e interpretação dos dados. Por exemplo, na visualização de dados, ferramentas como *Power BI* e *Qlik* possibilitam a criação de representações gráficas intuitivas, revelando padrões e tendências nos dados. No suporte a dados, *SQL Server* e *Microsoft Teams* auxiliam no gerenciamento, armazenamento e compartilhamento de dados. Para controle de versões e desenvolvimento, utiliza-se o *Git* e o *SourceTree*, que ajudam na colaboração e controle de código-fonte. No gerenciamento de bancos de dados, de acordo com os participantes, *SQL Server*, *Oracle* e *MySQL* permitem um armazenamento mais seguro dos dados. E, por fim, os gerenciadores de projetos como *Jira* e *Sydle* são empregados para planejar, executar e monitorar projetos, garantindo o acompanhamento das atividades e prazos. Na Figura 19 são apresentadas as principais ferramentas e sistemas utilizados pelo NIE.

Figura 19 – Principais sistemas e ferramentas utilizadas pelo setor NIE



Fonte: NIE (2023).

O NIE utiliza uma lista de ferramentas e sistemas que são organizadas em seis grandes categorias. Essas categorias, incluem: versionamento de dados, mantém o histórico de versões criadas; *pipeline* de dados, automatiza etapas do processamento de dados; visualização de dados, *gráficos e dashboards*; suporte a dados, armazenamento de dados; banco de dados, gerenciador de dados e gerenciador de projetos, acompanhamento das etapas dos projetos. A seguir, será apresentada uma descrição para cada categoria.

As ferramentas da categoria de versionamento de dados (*Dev Tools*) permitem que a equipe possa fazer ajustes e gerenciar código acompanhando o histórico de alterações que foram feitas. Essas ferramentas facilitam a colaboração entre os membros da equipe e evitam que as outras versões dos códigos se percam. Entre as ferramentas de versionamento de dados, destacam-se Git, GitLab, GitHub, *SourceTree*, *Visual Studio Code*, Linux, *Jupyter*, *Python*, HTML, CSS e *JavaScript* e o Docker (NEGASH, 2004; DA SILVA, 2022):

- a) Git: é um sistema de controle de versão distribuído utilizado para gerenciar o código-fonte de projetos colaborativos. Git permite que vários desenvolvedores trabalhem no mesmo projeto ao mesmo tempo, cada um com sua própria cópia do código. Isso torna o Git ideal para projetos grandes e complexos, onde é necessário rastrear mudanças no código ao longo do tempo.
- b) GitLab e GitHub: plataformas online que hospedam repositórios de código Git, permitindo que desenvolvedores trabalhem em equipe, revisem e controlem as versões do código. GitLab e GitHub são duas das plataformas de hospedagem de código Git mais populares. Ambos oferecem uma variedade de recursos, incluindo repositórios privados e públicos, integração com ferramentas de terceiros e rastreamento de erros.
- c) *SourceTree*: é uma interface gráfica para o Git, que simplifica o gerenciamento e a visualização de repositórios Git. *SourceTree* é uma ferramenta gratuita que torna mais fácil usar o Git, mesmo para quem não tem experiência com o sistema. Ele oferece uma interface gráfica que permite aos usuários visualizar e gerenciar seus repositórios Git, bem como fazer check-in, checkout e reverter alterações no código.
- d) *Visual Studio Code*: um editor de código personalizável que oferece recursos para edição, depuração e desenvolvimento de programas. *Visual Studio Code* é um editor de código gratuito e de código aberto desenvolvido pela Microsoft. É uma ferramenta que pode ser usada para desenvolver uma variedade de tipos de software, incluindo aplicativos web, aplicativos desktop e aplicativos móveis.

- e) *Linux*: um sistema operacional de código aberto utilizado por desenvolvedores devido a sua flexibilidade, estabilidade e recursos. O *Linux* é executado diversos tipos de dispositivos. Além disso, é conhecido por sua estabilidade, segurança e flexibilidade, tornando-o uma escolha popular para desenvolvedores.
- f) *Jupyter*: é uma ferramenta que pode ser usada para explorar e analisar dados de forma interativa. Essa ferramenta é bastante usada para compartilhar trabalhos e colaborar em projetos.
- g) *Python*: é uma linguagem de programação bastante utilizada na comunidade de desenvolvimento de sistemas devido à sua simplicidade e vasta biblioteca padrão. É uma linguagem popular para uma variedade de tarefas, incluindo desenvolvimento web, ciência de dados e IA.
- h) *HTML*, *CSS* e *JavaScript*: são linguagens para o desenvolvimento de páginas web, permitindo a estruturação do conteúdo, a estilização e o comportamento dinâmico das páginas. *HTML* é usado para estruturar o conteúdo de uma página, *CSS* é usado para estilizar a aparência da página e *JavaScript* é usado para adicionar comportamento dinâmico à página.
- i) *Docker*: permite a criação, distribuição e execução de aplicativos em ambientes isolados, que podem ser usados para executar aplicativos de forma consistente em diferentes plataformas.

A pipeline de dados (*Data pipeline*) é uma estrutura que permite a movimentação e transformação de dados brutos de várias fontes para um armazenamento centralizado, servindo como um repositório de dados. Pode ser um *Data Lake*, ou um repositório de dados estruturados, *data warehouse*, a fim de facilitar a análise e o processamento posterior. Existem diversas ferramentas disponíveis para construir e gerenciar pipelines de dados. Algumas das ferramentas mais utilizadas, incluem:

- j) *SQL Server*: um sistema de gerenciamento de banco de dados relacional que oferece recursos avançados para armazenamento e manipulação de dados. Pode ser usado para integrar e transformar dados em um processo.
- k) *Jenkins*: uma ferramenta de automação de código aberto amplamente utilizada para a construção e implantação contínua de software. Pode ser configurado para executar tarefas de extração, transformação e carga (ETL) como parte de um *pipeline* de dados.
- l) *AirByte*: uma plataforma de integração de dados de código aberto que facilita a criação de pipelines de dados de forma rápida e flexível. Oferece conectores pré-construídos

para várias fontes de dados e permite a orquestração e monitoramento dos fluxos de dados.

- m) *QlikView*: ferramenta usada para a análise de dados, painéis de visualizações e elaboração de relatórios. Os dados podem ser carregados de diferentes plataformas para extração e geração de relatórios e dashboards.

A visualização de dados (*Data Viz*) utiliza representações gráficas para comunicar informações e insights de forma clara e intuitiva. Através de gráficos, tabelas, diagramas e mapas, essa visualização de dados permite que os usuários identifiquem padrões e tendências de maneira mais acessível. As ferramentas mais utilizadas, são:

- n) *Power BI*: uma plataforma de visualização de dados da Microsoft que permite criar dashboards interativos, relatórios e gráficos personalizados. Ele oferece recursos para conectar-se a várias fontes de dados, realizar transformações e criar visualizações interativas.
- o) *Qlik*: fornece recursos para análise e visualização de dados, os dados são apresentados de maneira interativa, criando visualizações mais dinâmicas e painéis de controle personalizados.

O suporte a dados (*Data Support*) refere-se às ferramentas e tecnologias utilizadas para gerenciamento e manipulação de dados. Algumas ferramentas comumente utilizadas nesse contexto são:

- p) *SQL Server*: um sistema de gerenciamento de banco de dados relacional desenvolvido pela *Microsoft*. Ele fornece recursos abrangentes para armazenamento, recuperação e análise de dados estruturados.
- q) *Microsoft Teams*: uma plataforma de colaboração e comunicação que inclui recursos para compartilhamento e colaboração de dados. Os usuários podem compartilhar documentos, trocar mensagens e realizar reuniões virtuais, facilitando o trabalho em equipe e o suporte a dados.

Um banco de dados (*DataBases*) é um conjunto organizado de informações estruturadas, que são armazenadas eletronicamente em um sistema de computador. Geralmente, o banco de dados é controlado por um Sistema de Gerenciamento de Banco de Dados (DBMS), que gerencia o acesso, a manipulação e a recuperação dos dados. Esses sistemas são essenciais para armazenar e gerenciar grandes volumes de dados de forma eficiente. Alguns exemplos populares de bancos de dados são:

- r) *SQL Server*: um sistema de gerenciamento de banco de dados relacional desenvolvido pela Microsoft. Ele oferece recursos avançados para armazenar, consultar e manipular dados estruturados.
- s) *Oracle*: um dos sistemas de gerenciamento de banco de dados mais utilizados no mundo. Ele fornece uma ampla gama de recursos para gerenciar dados de forma escalável e segura, sendo popular em empresas de grande porte.
- t) *MySQL*: um sistema de gerenciamento de banco de dados relacional de código aberto baseado em SQL. É amplamente utilizado em aplicações web e tem uma comunidade ativa de desenvolvedores.

Os gerenciadores de projetos (*Project Managers*) são ferramentas que auxiliam na organização, planejamento, execução e monitoramento de projetos. Eles ajudam a acompanhar as tarefas, prazos, recursos e o progresso geral do projeto. Alguns exemplos de gerenciadores de projetos são:

- u) *Jira*: uma plataforma de gerenciamento de projetos e rastreamento de problemas amplamente utilizada no desenvolvimento de software ágil. Ele permite o acompanhamento de tarefas, sprints, backlog e colaboração em equipe.
- v) *Project*: um *software* de gerenciamento de projetos da Microsoft oferece recursos para planejamento, agendamento, atribuição de recursos e monitoramento do progresso do projeto.
- w) *SharePoint*: uma plataforma de colaboração da Microsoft que inclui recursos para gerenciamento de documentos, compartilhamento de informações, colaboração em equipe e gerenciamento de projetos.
- x) *Toggl*: uma ferramenta de rastreamento de tempo que permite acompanhar o tempo gasto em tarefas e projetos. É útil para monitorar a produtividade e o uso eficiente do tempo da equipe.
- y) *Sydle*: uma solução completa de gerenciamento de projetos que inclui recursos para planejamento, rastreamento de tarefas, colaboração em equipe, compartilhamento de arquivos e comunicação.

Dentre as principais ferramentas utilizadas na análise de dados, SQL se destaca por permitir consultas eficientes em bancos de dados (I01), enquanto ferramentas como Power BI tem funções que o *Qlik View* e *Sense* não possuem (I02). No entanto, a estruturação de dados, *Data Warehouse* (DW) é na maioria das vezes estruturado através do *Visual Studio Code* (I03). Incluindo, a linguagem de programação *Python* que tem tido destaque na ciência de dados,

sendo usada para uma variedade de tarefas. Por fim, ferramentas de versionamento de código, como Git, GitLab e GitHub, são indispensáveis para o controle e compartilhamento de versões de códigos (I02). Nos excertos apresentados a seguir pode ser observado como os participantes se referem à utilização dos sistemas, de acordo com as finalidades destes:

Eh, SQL, é uma ferramenta que nós utilizamos mais pra consulta no banco de dados onde, eh, o pessoal de engenharia faz toda a parte que não é do núcleo, é mais T.I, faz toda a extração dessas informações de sites, ferramentas, aplicações específicas, faz toda a extração, eh o tratamento desses dados e aí depois disponibiliza isso pra nós dentro seja de tabelas específicas dentro ou bancos específicos ou DW que já é um banco pra mais estruturado que é o Data Warehouse (I01).

Power BI que é uma ferramenta de visualização de dados, de relatórios (I04).

QlikView é uma ferramenta de BI vê uma ferramenta de BI, tá. Então ela é, ela é parecida com o que a gente tem no Power BI, só que a entrega é diferente, no Power BI a gente tem uma entrega self-service que o próprio usuário pode fazer algumas coisas diferentes, e que no clique isso não tem. Então o Qlik é uma ferramenta que ele, vamos dizer que o QlikView é o *front-end* do que a gente faz, tá. Então essa é a diferença, né, entre um e o outro (I02).

QlikView, está sendo descontinuado da Qlik. Ele é um produto da Qlik. Então, o View se torna Sense. Tanto que hoje não é disponibilizado o View, só o Sense. Como a gente tem um contrato muito antigo a gente tem coisas no antigo e no novo. É uma ferramenta melhorada. É que se perde algumas coisas bacanas que o View permitia, mas é melhorada (I05).

DW é o Data Warehouse, que é uma construção que trabalha. A gente, eh, tira a mesma construção do banco de dados do SQL. A gente faz uma construção a parte, né, no Visual Studio que chama DW, né, então ele atende marketing, financeiro, a gente pode, eh, separar cada um, né. E aí a gente usar só o DW pra puxar as informações no Power BI (I03).

Hoje a gente usa muito *SQL Server*, eh, que na verdade é onde fica o nosso banco de dados, é o DW tudo a gente construiu tudo no próprio SQL então a gente faz algumas consultas, algumas ligações direto de lá e hoje a gente tem duas ferramentas principais pra daí fazer pra trabalhar com o dado já mais estruturado, né, que é QlikView que é a ferramenta que gente vai descontinuar, porque a própria empresa descontinua e criou uma nova, então a gente tá migrando dessa ferramenta do QlikView para o Power BI que aí sim é a ferramenta nova que a gente vai usar (I04).

O Python ele é uma ferramenta de, eh, como eu posso dizer, eh, de *data Science*. É uma ciência de dados. Então nele a gente faz o programa, né? Então a gente consegue programar uma extração, tirar uma imagem, enviar um e-mail e tem muita coisa. E assim, eh, eu sei o mínimo, né, zero vírgula, muitos zeros, um (I02).

A gente tem outras ferramentas, por exemplo, de versionamento de código, né. Então, a gente utiliza o Git e a gente salva todos os projetos, seja de BI, seja de construir em Python, seja as queries em SQL, a gente salva tudo isso em repositório remoto que, seja aí por parte da XX, o GitLab, ou por parte da YY, a gente utiliza o GitHub (I10).

As ferramentas de *BI QlikView* e *Power BI* permite que os usuários criem painéis e relatórios de forma acessível. A vantagem do *Power BI*, destacada pelo entrevistado I02, é ser intuitivo. Ele enfatizou que, mesmo sem experiência prévia com a ferramenta, os usuários

podem criar *dashboards* facilmente, uma vez que a ferramenta remete ao uso do Excel. O *Power BI* apresenta oportunidades em relação a licença, conforme mencionado pelo entrevistado I01, existem diferentes níveis de acesso e funcionalidades, que são determinados pela licença adquirida. Para organizações maiores ou aquelas com necessidades específicas, isso pode resultar na necessidade de adquirir pacotes de licença maiores para acessar funcionalidades adicionais (DA SILVA, 2022). Os entrevistados (I02) e (I01) comentaram a utilização dessas ferramentas, como pode ser observado a seguir:

QlikView e o Power BI são duas ferramentas, como a gente está fazendo a migração de uma para outra então, elas basicamente são meio que equivalentes ali na função principal. O Power BI, ele parecido com o QlikView, como eu disse ele é um self-service, o usuário final consegue, eh, mexer, então é muito simples de mexer, é muito intuitivo. Então, se você precisar construir, ah, não sei nada de Power BI, se você pegar pra mexer você vai conseguir construir um dashboard tranquilamente, né, usando o Excel também, uma base do Excel, uma base do banco de dados, é bem bacana o Power BI que é o que a gente tá entrando agora (I02).

“O que poderia melhorar por exemplo, dentro do Power BI que ela já é uma ferramenta que de migração que nós estamos adotando agora é um nível a mais de uma licença porque ela tem níveis de acordo com o que você paga, se você paga X, você tem acesso a tal coisa, se você paga Y, você tem e ,eh, isso inclusive nós identificamos e estamos em negociação pra subir esse nível para que nós possamos ter acesso a esses, a mais da ferramenta pra poder entregar o necessário. Desafio de ir aumentando os níveis de acesso ao a mais do Power BI, porque nós sabemos o que nós precisamos, nós já vemos alguns que vamos ter daqui um, dois, três, quatro anos de necessidade, inclusive em questões de se acontecer um dia de entrar numa nova empresa dentro do grupo ou alguma coisa nesse sentido. Eh, e vendo isso nós já vemos, olha, esse pacote, vamos usar o termo, não vai atender, então nós já precisamos do próximo pacote de acessos e ferramentas de BI pra que nós tenhamos possamos ter acesso a determinadas funcionalidades pra que a gente consiga atender as demandas.” (I01).

Nota-se, de acordo com (I01), que fusões futuras podem requerer uma ampliação das ferramentas, o que já vem ocorrendo, em função da quantidade de dados que são necessários serem analisados. Nesse sentido, a utilização dos sistemas enfrenta o desafio de equilibrar a flexibilidade e facilidade para os usuários, com a capacidade dos sistemas de trabalhar com o volume de dados requerido. Aliado a esse aspecto, observou-se que alguns usuários desenvolvem preferências por sistemas ou ferramentas, como destacou (I10) sobre o uso de ferramentas de versionamento de código facilita a integração, depuração, suporte a outras linguagens:

E no dia a dia, eu mesmo tenho algumas preferências de ferramentas também, né. Então, eu uso muito, eh, o VS Code, por exemplo, para desenvolvimento. Então, tudo que eu preciso desenvolver, seja de SQL, seja em Python, eh, a gente tem alguns trabalhos em Python, então, também com alguma linguagem de programação, eu utilizo a ideia do VS Code. Uso também, eh, Linux, dentro do meu ambiente aqui para fazer algum tipo de desenvolvimento, por preferência mesmo (I10).

Atualmente, a equipe está avançando em um projeto de análise de dados que utiliza aprendizado de máquina para desenvolver análises preditivas. Com a aplicação de técnicas de *machine learning* é possível identificar padrões nos dados que podem indicar quando um aluno está não está engajado no curso e identificar pontos a serem melhorados (RUSSEL; NORVIG, 2013). Além disso, a análise de comportamento baseada em novos dados, suporte à tomada de decisão e as análises de gestão em IA são atividades fundamentais para as organizações na era da informação e tecnologia, conforme discutido por Pauleen e Snowden (2017).

As capacidades analíticas e preditivas dos sistemas de IA podem fornecer insights significativos que potencializam a eficácia das estratégias de negócios e a qualidade das decisões tomadas (MONARD E BARANAUKAUS, 2000). Segundo, o entrevistado (I10) esse tipo de análise com o aprendizado de máquina permite uma nova perspectiva dos dados:

A gente está começando a caminhar com o *Machine Learning*, com outras soluções voltadas à inteligência, né, que vai nos possibilitar enxergar os dados de uma outra forma, né. Então, a gente já tem um projeto iniciado agora no início de março, que é construir um modelo de *Machine Learning*, por exemplo, para a preditiva de, por exemplo, no caso da evasão. É, então eu tenho todo um volume gigantesco de dados aí para trás que eu posso fazer esse treinamento, seja uma classificação, por exemplo, se eu vou evadir ou não (I10).

Por outro lado, o entrevistado (I05) salienta que há alternativas distintas de algoritmos para análises preditivas que não são necessariamente aprendizado de máquina:

A gente vê que às vezes não é tão longe, tão distante porque eu não preciso fazer algo, né, que seja *Machine Learning*, alguma coisa assim, mas assim, tem outros tipos de algoritmos que eu possa criar vai me proporcionar uma análise preditiva, tanto que pode ser assertiva, né, que vai agregar valor (I05).

O NIE pretende explorar as funcionalidades da IA para otimizar o conjunto de dados disponíveis, com o objetivo de treinar os modelos que categorizam com base em probabilidades. Um exemplo disso são as análises preditivas implementadas para monitorar a evasão de estudantes, onde esses modelos são empregados para classificar os alunos de acordo com a análise de comportamento do aluno.

4.3.1 Sinergia entre inteligências: interações com os sistemas e ferramentas

No que se refere à interação com sistemas e ferramentas, estas disponibilizam opções de personalização para melhor satisfazer as necessidades dos usuários. Contudo, há um equilíbrio entre oferecer opções suficientes para personalização e manter a interface do usuário de forma clara e intuitiva. O aspecto visual das ferramentas tem relevância para a usabilidade por parte do usuário e, nesse sentido, a personalização e as preferências individuais se tornam diferenciais (LEODOLTER, 2017; DELLERMAN et al., 2019). A subjetividade quanto às

preferências pessoais influencia a experiência com a ferramenta, como destacam os entrevistados (I04, I03, I08 e I06), existe uma limitação na habilidade de uma ferramenta de IA para fazer uma escolha em termos de design, pois a tomada de decisão é feita pelo humano:

Eu tenho uma opinião, ah, eu prefiro, por exemplo, um layout mais escuro, uma tela mais escura outra pessoa prefere uma tela -mais clara, independente delas contrastar, né. Tanto a tela escura ser uma tela bem-feita, uma tela um pouquinho com a tela clara também. Eh eu acho que ela peca um pouco nessa questão. Eh, não é nem questão de pecar, eu acho, mas é pra minha própria limitação IA mesmo, é tomar a decisão. A decisão final, ah, vai ser assim e ponto. Eu acho que isso ainda não tem muito como acontecer, porque envolve muito o fator humano, né, desejo uma pessoa, opinião de outra pessoa, é a vontade da outra pessoa ver dessa forma, ao longo (I04).

No Power BI eu também vou ter essas mesmas expressões só que pra linguagem dele, né. Então eu vou ter que configurar talvez, claro que vai trazer a base pra SQL, mas as vezes ela não vem exatamente do jeito que a gente quer, né? Então a gente tem que, ah, vou somar essa coluna com essa, vou transformar essa nisso, então são esses detalhes assim que a gente tem que fazer pra transformar aquela base bruta em alguma coisa que a gente queira mostrar pro usuário e também a formatação de qual gráfico eu vou querer mostrar né (I03).

Eu andei lendo um newsletter já tem uns dois meses já, que assim, para o setor de análise de BI mesmo a DataViz, né, eh, que ele vai seguir para um lado mais automatizado do dashboard, poder interagir com a fala mesmo, né, ou digitar, óh, quero saber quantos, sei lá, quantas vendas teve no primeiro trimestre de dois mil e dezesseis, né. O próprio Dashboard, ele já te trazer isso. Então, eu creio que essa vai ser a tendência para análise de BI. Claro, vai um tempo para acontecer isso, né. Mas acho que assim, a interação humana com o DataViz e Dashboards, essas ferramentas elas vão ser bem mais interativas do que só fica lá clicando em botões pra você filtrar. É só o fato de você falar ou escrever você já vai tá conseguindo ver esses dados. Então, de nada adianta você ter um Excel, um Power BI, um Tableau da vida ou qualquer ferramenta de inteligência, se você não souber mapear, e aí onde que entra o lado humano (I08).

Em relação a outras ferramentas de IA, eu já cheguei a utilizar uma vez o Midjourney, eu acho que é um que é pelo Discord. Bom, você entra lá na salinha do Discord e descreve em N linhas, a imagem que você quer que apareça e ele te retorna quatro, acho que é quatro imagens, de acordo com o que você descreveu, eh depois de um certo processamento. Ele funciona muito bem, porque você consegue ver lá no Discord, você consegue ver o das outras pessoas, né. E ela vai retornando tudo no mesmo Chat, então a gente vê. Eu lia as descrições dos usuários lá e os retornos e é incrível a capacidade dela, da criação de imagem com IA (I06).

Os entrevistados relataram a experiência com o uso de ferramentas como *Power BI*, *Qlick View*, *jenkins*, *docker*, *Linux*, *excel* e *Qlik Sense* (HARMATIUK; COELHO, 2021). O entrevistado (I02), ressaltou o uso de Python para automatizar processos internos e a importância de testes automatizados e ferramentas de verificação de códigos. Enquanto o (I09) reforça a preferência pelo *Power BI*, pois acredita que “se entendem”. O entrevistado menciona a semelhança do *Power BI* com o *Excel*, mas reforça que o *Power BI* engloba uma apresentação com painéis mais interativos e intuitivos pela facilidade de manipular gráficos, ajustar cores,

inserir imagens e até mesmo realizar cálculos. Essa percepção positiva da usabilidade do Power BI é amplificada pelo fato de que o entrevistado sabe como manipular a ferramenta e se sente confortável com o sistema. (I10) destaca a experiência com a ferramenta Jenkins e do *Docker* para simular um ambiente *Linux* em sua máquina. O entrevistado enfatiza a facilidade e a eficiência do *Jenkins*, demonstrando sua preferência por essa abordagem. Além disso, o entrevistado (I04) destaca a usabilidade e atualização constante das funcionalidades do *Power BI*. Melhor detalhamento pode ser observado nos excertos apresentados a seguir:

Olha, a facilidade que ele te dá de você poder construir coisas a partir dele que te traz benefícios maiores, e assim, não é algo que é ah por exemplo trabalhar com Phyton você vai ah você não vai conseguir achar nada, meu você acha tudo você acha tudo que você precisa sobre Phyton na internet e sempre tem gente te ajudando, sempre tem gente dando uma ideia melhor, então por exemplo, tem processos que você faz no Phyton que tem gente que fala assim, óh, se você fizer uma linha diferente vai te melhorar o tempo, entendeu. Acho que a facilidade que a gente tem com ele, assim ele é uma ferramenta, um start que tem muitas outras ferramentas que a gente pode trabalhar (I02).

O desenvolver ali, da minha parte, eu acho muito gostoso de fazer. Então, você transformar o gráfico, pintar as cores, inserir uma imagem, fazer um cálculo, eu gosto disso. E ele é muito parecido com o Excel, mas eu acho que o para os painéis do que o Power dá uma visão mais interessante Excel. Eu gosto muito do Power BI. Eh, eu gosto porque eu entendo ele (risos). Eh, eu acho fácil e o desenvolvimento lá dentro é legal. O desenvolver ali, da minha parte, eu acho muito gostoso de fazer. Então, você transformar o gráfico, pintar as cores, inserir uma imagem, fazer um cálculo, eu gosto disso (I09).

Então eu consigo fazer inclusive, ah, tem um, por exemplo, né, o Jenkins, ele roda em um, preferencialmente, né, em um ambiente Linux, por exemplo, e aí, o que eu fiz? Bom, antes de eu solicitar um servidor para instalar Jenkins para o TI, por exemplo, eu posso simular tudo isso na minha máquina. Então, já que eu tinha o Linux instalado, eu utilizei de uma outra tecnologia aberta, que é o docker, por exemplo, o docker funciona no Windows também. E aí, eu subi como se fosse uma máquina virtual dentro do meu Linux para instalar o Jenkins e fazer todas as simulações que eu preciso. Então é uma facilidade do dia a dia que eu acho que eu já não consigo mais abandonar, por exemplo (I10).

Então, você consegue fazer no Excel assim algumas coisas, não tudo, mas para quem está ali configurando ele torna o trabalho bem mais fácil, né. Então, tipo assim, no Excel eu teria que tipo, selecionar isso, configurar aquilo e no não, eu quero fazer a mesma coisa, vou selecionar um botão, basicamente, sabe. Então, ele já tá automatizando assim, né (I03).

Uma ferramenta que eu conheço há cinco anos e eu ainda peno muito pra fazer qualquer coisinha lá dentro. É bem diferente do meu dia a dia, do meu raciocínio do dia a dia, né. Por mais que eu consiga entender o raciocínio do QlikView, ainda me falta muita essa questão, eu acho que essas vírgulas, aspas, que a gente precisa usar (I09).

Power BI mesmo, todo mês está tendo uma atualização, ele traz às vezes um gráfico diferente, né. E comparando com Excel novamente, né. Às vezes, eh aquele gato gráfico velocímetro, por exemplo. No Excel é uma trabalhadeira pra você fazer, é tipo uma gambiarra. Já no Power BI, é basicamente você clica ali num botão ele já transforma a sua base naquele gráfico, né. Outro exemplo, são gráficos de região

geográfica, né. Então eu tenho uma tabela ali de com os estados, né, e o resultado ali de cada estado no Excel, eu nem sei se tem essa possibilidade, mas no Power com um clique ali eu escolho o gráfico tipo mapa, ele já me traz o mapa ali do Brasil com as bolinhas assim, de acordo com o tamanho de cada resultado, então tipo assim, eh tem infinitas possibilidades assim deles tornarem mais fácil esse visual, né (I04).

Nos fragmentados, destaca-se a interação entre humanos e máquinas, apontada por Leodolter (2017). Os entrevistados demonstram facilidade com as ferramentas e destacam a praticidade e usabilidade dos sistemas. Assim, demonstram que as máquinas podem auxiliar nas etapas mais complexas. Em paralelo, o ser humano mantém controle e a autonomia, decidindo a organização dos dados e a personalização dos gráficos. Nesse cenário de cooperação cognitiva, a IA e os humanos não estão em oposição, mas trabalham juntos e combinam habilidades (DELLERMAN et al., 2019).

Os entrevistados (N01) e (N07) descrevem as ferramentas de análise de dados como acessíveis e fáceis de utilizar:

Eu cresci na época da tecnologia, então eu não tinha uma dificuldade para entender o sistema, bem prático as coisas, né (N01).

A parte sistêmica ela é bem simples na verdade de lidar. Não é uma parte muito difícil. Exige muita atenção, mas ela é simplificada. Tem vários, com que eu posso fazer as portas de acesso do sistema são onde tem que liberar, vai está escrito liberar, onde tem que colocar a data de início, vai está escrito data de início, é tudo muito claro (N07).

Inicialmente, o entrevistado (N02) encontrou certa dificuldade na interação com os sistemas, mas com o tempo, começou a sentir confortável com a plataforma. Ele destaca a importância de aprender e compreender cada fase do processo. Teixeira (1998) pontua que a interação entre o ser humano e a máquina gera aprendizado e com a crescente presença de máquinas tanto no ambiente profissional quanto na vida pessoal, é importante que os sistemas possam ser utilizados de forma mais acessível e interativa pelos humanos. A experiência de (N02) em se adaptar ao uso das ferramentas corrobora o processo descrito por Gardner (2008) e Goleman (2012):

Hoje eu já tenho uma facilidade com os sistemas da XX do EAD. No começo não era assim, quando eu entrei, eram vários sistemas que a gente precisava utilizar e pra manejar era um pouco complicado. Mas cada sistema tem uma forma de você manusear e entender cada parte do processo desse sistema né, então é, hoje eu consigo lidar muito bem com esse sistema né, a gente as vezes até vai no automático ali e inseri alguma coisa e já sabe como aquilo vai ficar lá no final (N02).

Desse modo (N02) continuou a usar esses sistemas, adquiriu habilidades que não apenas aumentaram sua eficiência no uso dessas ferramentas, mas também enriqueceram seu conhecimento sobre essas ferramentas. Isso indica uma ampliação do conhecimento enquanto

aprendia a lidar com novas situações e problemas. Com a prática, o entrevistado se tornou mais confiante e mais adaptável aos sistemas e à novos desafios.

4.3.2 Habilidades técnicas: facilidades e dificuldades

Segundo a definição de Khalfa (1996), a inteligência é a competência de compreender, raciocinar, interpretar e tomar decisões. Nesse cenário, as habilidades técnicas em ferramentas de BI, linguagem de programação e outras competências, são um exemplo da aplicação dessa inteligência no NIE. Elas são desenvolvidas através da aplicação da inteligência para a utilização de ferramentas para a coleta, gestão e análise de dados do núcleo. O desenvolvimento das habilidades técnicas envolve um contínuo processo de aprendizado e adaptação. O aprendizado constante e desenvolvimento dessas habilidades contribui para a evolução da IN, pois os novos aprendizados estimulam raciocínio e a resolução de problemas. Para desenvolver essas habilidades são promovidos treinamentos constantes para as equipes, conforme mencionado por I10.

A gente está começando a caminhar com o Machine Learning, com outras soluções voltadas a inteligência, né, que vai nos possibilitar enxergar os dados de uma outra forma, né. Então, a gente já tem um projeto iniciado agora no início de março, que é construir um modelo de Machine Learning, por exemplo, para a preditiva de, por exemplo, no caso da evasão. É, então eu tenho todo um volume gigantesco de dados aí para trás que eu posso fazer esse treinamento, seja uma classificação, por exemplo, se eu vou evadir ou não (I10).

Com as habilidades em BI e linguagem de programação, é possível analisar dados de forma mais rápida e tomar decisões mais precisas. A equipe utiliza *Python* para automatizar processos, desenvolver IA, criar painéis de visualização de dados e empregar indicadores-chave de desempenho para avaliar resultados. Da mesma forma, é crucial a habilidade de interpretar os resultados alcançados para transformar em *insights* importantes para a IES. O entrevistado I02, por exemplo, reconhece a necessidade de atualização contínua, e destaca o aprendizado da linguagem *Python*. Ele ressalta a importância do aprendizado prático no trabalho com essas ferramentas:

Agora com essas ferramentas novas com o Python. Então isso daí para mim hoje eu tô estudando, né. Então a gente tem sempre que se atualizar. Então esse, eh, na verdade não é nem dificuldade, né. Mas é um conhecimento que a gente tem que adquirir dia a dia, trabalhando com a ferramenta, né. Eu já fiz alguns cursos de Python, mas quando você estuda algo que você acaba não desenvolvendo, eh, ou em um tempo menor você acaba esquecendo. A gente pesquisa muita coisa, né (I02).

Já I03 revela que antes de se unir à equipe, seu conhecimento era limitado ao Excel. Sua experiência com o *SQL*, *Qlik* e *Power BI*, no entanto, foi adquirida através de sua imersão na

equipe e ele ainda está aprendendo. Enquanto, I08 destaca a ferramenta *QlikView*, com a qual ele nunca tinha trabalhado antes, e ressalta a "capacidade de processamento e organização":

Então quando eu entrei no setor, já dia vinte e três vai fazer um ano, eu só sabia o Excel mesmo, né. Pegar essas de relatório já pronto e montar esse visual, né. De gráficos, colocar o filtro para ficar mais fácil. Eh, eu entrei com esse intuito, né. De aprender um pouco mais, então foi aqui que eu descobri o SQL, Qlik, Power BI, que eu estou aprendendo ainda, né (I03).

O entrevistado (I08) tem estudado ciência de dados por conta própria, pois se interessa pelo assunto, como ele comentou:

Atualmente, a ferramenta do *QlikView*, então para mim é algo muito novo eu nunca tinha trabalhado com essa ferramenta, estou aprendendo ferramenta. Bom, eu assim, eu particularmente eu gosto pra caramba, né. Que eu já venho estudando IA e ciência de dados já, já tem uns projetos aí. Então, é assim, o que me fascina um pouco é a capacidade de processamento e organização, né (I08)

Em contrapartida, o entrevistado (I09) prefere aprofundar o conhecimento na linguagem SQL, em que reforça ser capaz de elaborar consultas simples, estando em uma fase de aprofundamento das funções da ferramenta. O entrevistado ressalta a versatilidade da ferramenta e acredita que dominar essa linguagem permitirá extrair dados do *QlikView* ou Power BI, agregando valor para o seu conhecimento pessoal:

Então, eu queria muito me desenvolver mais no próprio SQL mesmo. Eu acho que é uma ferramenta que eu uso, eu tenho um conhecimento mais superficial, eu consigo fazer poucas, eh, consultas ali que eu mesma elaboro, né. Eh, mas eu acho que se eu dominasse mais o SQL, entende que eu posso ter a ferramenta que eu quiser, seja um *QlikView* ou um Power BI. Se eu domino o SQL eu trago esses dados para qualquer ferramenta. Eu acho que o SQL poderia agregar mais, tanto o meu conhecimento no SQL, né, quanto a utilização do próprio SQL dentro das ferramentas. A gente já utiliza, né, no Power BI, não tem outra forma, a gente pega direto do SQL (I09).

Os fragmentos apresentados são exemplos reforçam a importância do aprendizado contínuo e a adaptação a novas ferramentas. Ademais, é importante mencionar que a curva de aprendizado para essas ferramentas pode ser um desafio. O *QlikView* por exemplo, apresenta uma interface menos interativa e prática que o *Power BI*. Os trechos seguintes ilustram as dificuldades, de acordo com os participantes:

Atualmente, a ferramenta do *QlikView*, então pra mim é algo muito novo eu nunca tinha trabalhado com essa ferramenta, venho apanhando e aprendendo ao mesmo tempo com essa ferramenta (I08).

Se eu soubesse mais de linguagem de programação SQL talvez também me ajudaria mais sabe? A ter um resultado ali mais fácil tratar já trazer o relatório de uma maneira mais fácil. Ah às vezes eu quero saber alguma informação que me ajudaria mais só que eu não tenho nesse banco. Então para incluir essa informação no código de programação, eu ainda não tenho esse conhecimento, né. Então fazendo isso eu sei que me ajudaria mais também (I03).

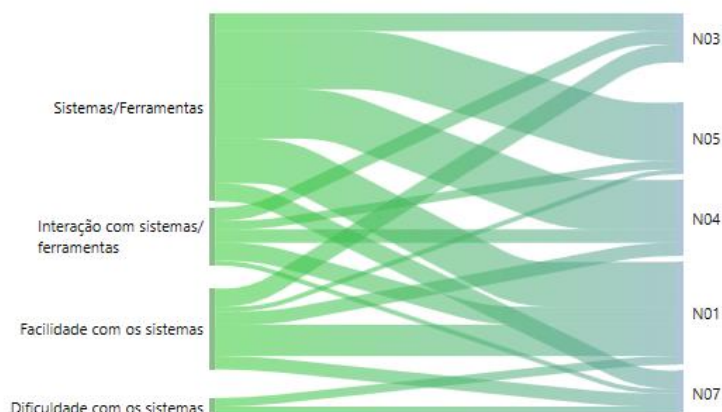
A parte de Power BI, eu arrisco, a gente vai migrar, acho que já foi falado isso para você, a gente vai passar do *QlikView* para *Power BI*. Então é uma migração que vai acontecer. Eh, não sou muito familiar, já usei no passado (I07).

Tenho, eu ainda tenho dificuldades com elas por conta da programação em si, porque todas elas usam um pouquinho de programação, né. E como eu nunca tinha visto, visto eu já tinha, mas atuado nisso antes, para mim ainda é um pouquinho complicado essa adaptação. Inclusive é por esse motivo que eu pesquiso bastante, inclusive no ChatGPT em relação a códigos. Esse ainda um ponto que eu tenho dificuldades, mas que não é um impeditivo para minha atuação, eu consigo atuar, mas com esse passo a mais que eu tenho que dar, digamos assim (I06).

O entrevistado (I06) relata dificuldades com as ferramentas de BI devido à sua falta de experiência anterior. Apesar dessas dificuldades, o entrevistado continua pesquisando e aprendendo, usando ferramentas como o ChatGPT para se familiarizar com códigos. A entrevistada está usando uma aplicação de IA para auxiliá-la na programação. Esta perspectiva também enfatiza o desenvolvimento de habilidades com o apoio das tecnologias de IA, pode ser um fator chave para superar as dificuldades técnicas e resolver problemas (PEETERS et al., 2021).

Em ambas as análises, a categoria 'Sistemas/Ferramentas' surge como o principal destino das relações mais fortes, indicando sua importância nos respectivos sistemas. Nas duas análises, existem várias outras categorias que apresentam ligações fortes para a categoria 'Sistemas/Ferramentas', sugerindo que esta categoria tem um papel central nas interações do sistema. Embora a categoria 'Sistemas/Ferramentas' seja um ponto focal em ambos os sistemas, as categorias que apresentam ligações fortes para ela são diferentes em cada sistema. No primeiro sistema, as categorias 'N01', 'N04', 'N05', 'N07' e 'N08' (Figura 20) têm ligações fortes, enquanto no segundo sistema, são as categorias 'I01', 'I02', 'I04', 'I05', 'I06', 'I07', 'I09' e 'I10' (Figura 21).

Figura 20 – Gráfico de Sankey – Sistemas e Ferramentas NAP



Fonte: elaborado pela autora, com auxílio do software ATLAS.ti, versão 23 (2023).

Figura 21 - Gráfico de Sankey – Sistemas e Ferramentas NIE



Fonte: elaborado pela autora (2023).

A análise do diagrama de *Sankey*, na Figura 21, mostra que a categoria 'Sistemas/ferramentas' são as relações mais fortes dos entrevistados 'I01', 'I02', 'I04', 'I05', 'I06', 'I07', 'I09' e 'I10'. Além disso, 'I03' e 'I08' têm o maior fluxo para 'Habilidades técnicas'. Isso indica que 'Sistemas/ferramentas' é uma categoria-chave no sistema representado, com outras categorias apresentando ligações fortes. Com isso, indicar a importância dos sistemas e ferramentas no contexto analisado, bem como as habilidades técnicas necessárias para operá-los.

Nesse sentido, a categoria 'Facilidade com os sistemas' também se destaca, recebendo os maiores fluxos de 'N02' e 'N03'. No segundo sistema, é a categoria 'Habilidades técnicas' que

recebe os maiores fluxos de 'I03' e 'I08'. Estas similaridades e diferenças sugerem que, embora os sistemas possuam uma estrutura similar com 'Sistemas/Ferramentas' como um ponto central, as interações específicas e as frequências dos fluxos variam entre os sistemas. Portanto, isso pode refletir as particularidades do contexto ou do propósito de cada sistema.

4.4 PERSPECTIVAS E LIMITES DA IA

O terceiro objetivo específico dessa dissertação foi identificar e analisar, a partir de visões de integrantes dos dois núcleos, possibilidades de produção e limites da IH no ensino à distância. Para isso, foram analisadas as categorias perspectivas e limites em IA, combinação IA e IN e sugestões de melhorias.

Nos fragmentos (N05, N07) há um reconhecimento de que a IA tem o potencial de evoluir e auxiliar em várias áreas, mas também há um reconhecimento de que sempre haverá espaço para melhorias tanto do lado da máquina quanto do lado humano. O entrevistado aborda a de que IA como uma ferramenta útil que pode melhorar os processos, mas que também precisa de supervisão humana. Leodolter (2017) enfatiza a interseção e cooperação entre a IA e IN, e reconhece a importância de ambas as formas de inteligência e busca a coevolução e coexistência de ambas para atingir objetivos comuns. Dois participantes expressaram suas visões sobre a integração das inteligências, como se observa:

Eu acho bom porque é sinal que muita coisa vai evoluindo e vai auxiliando a gente no dia a dia. Se fazia de forma muito manual agora tem como automatizar. E daí a inteligência artificial eu acho que vem auxiliando. Acho que em vários aspectos. No setor, várias eu esqueço essa palavra. Eu não vou lembrar. Em várias áreas. E eu acho que vem facilitando (N05).

Por mais aprimorado que ele seja, sempre vai ter algo que eu vou poder aprimorar no serviço. Então, sempre vai ter algo a ser implementado. Não sei se eu imagino o computador fazendo tudo. "Já estamos naquela fase de que a inteligência artificial também aprimora a humana. Mas, sempre vai ter alguma coisa pra aprimorar dos dois lados (N07).

O entrevistado (I08) sugere um cenário em que não será necessário digitar para emitir um comando para os painéis de visualizações de dados. Ele reforça que essa interação será feita por meio de comandos de voz ou entrada de texto, sugerindo uma maior automação, facilidade de uso e experiência do usuário na análise de dados.

Para o setor de análise de BI mesmo a DataViz, né, eh, eu tendo acreditar que ele vai seguir para um lado mais automatizado, então como que eu tô querendo dizer, você chegar no seu Dashboard e simplesmente ou interagir com a fala mesmo, né, ou digitar (I08).

Goleman (2012) destaca que as habilidades humanas vão além do domínio técnico, ressaltando a importância de competências como o pensamento crítico e a criatividade. Essas habilidades são essenciais na interpretação e utilização de dados para tomar decisões informadas. Do mesmo modo, a empatia e o relacionamento interpessoal que auxiliam no entendimento dos dados dentro de um contexto mais amplo, considerando o impacto das informações transferidas.

A máquina em si, não vai conseguir também processar isso, ter, eh, entregar para você de uma forma rápida se você não tiver passo a passo que ela deva seguir. Então, é aonde que vem, pô, não é só você pegar os dados, conectar num QlikView ou Power BI, que ele já vai fazer a mágica acontecer. Não! Tem todo um processo ali onde entra, né, o lado humano, com, tem uma regra X pra esses dados, que é uma regra de negócio tal que a ferramenta ela vai usar todas as, como é que eu falo?! As funções, né, as funções de cálculos que eles tem ali dentro que essas ferramentas têm para estar realizando e validando essa regra de negócio que você colocou. Para o setor, eu acho que as máquinas vão ficar mais para o automático, né, e dar liberdade para nós aqui. O bônus é que fica mais livre para entender o consumo, ah, onde eu vou render mais. Vou poder trabalhar mais com o lado criativo do negócio em si. E a máquina fica com a parte mais automática (I08).

Os entrevistados destacam a importância da IA em suas rotinas de trabalho, e reforçam a participação e decisão humana em todas as etapas de uso da IA. (I10) cita a IA como uma ferramenta de suporte e não uma ameaça. O entrevistado (I04) menciona a importância do aprendizado de novas ferramentas e linguagens de programação para melhorar o uso da IA. (I03) destaca o ChatGPT como uma ferramenta de economia de tempo que destaca-se perante ao Google. Logo, as ferramentas de IA apoiam nas atividades diárias e auxiliam aumentando a produtividade (GONSALES E KAUFMAN, 2023). Por fim, (I06) utiliza o ChatGPT para auxiliar na composição de códigos de linguagem de programação. Ambos participantes destacam a otimização do tempo com o uso do ChatGPT.

Eu acho que ainda existe essa dependência da inteligência artificial com a inteligência natural, né, do homem. Então a gente ainda precisa abastecer e criar. E uma vez que ela é criada, eu acho que ainda assim, ela precisa dessas, eh, manutenções eu diria. Então, eu tenho muita expectativa sim, porque o meu entendimento é que, ela vai mais me auxiliar do que eu tenho que ficar preocupado que ela vai me tomar algum outro posto, por exemplo, né. Então eu tenho essa expectativa de eu vou ter uma, literalmente, uma parceira forte para me ajudar no dia a dia, seja para trabalho. Eu acho assim que elas podem caminhar juntas, eh, por exemplo, eh, até pegando o gancho do ChatGPT, por exemplo. Muita coisa a gente está vendo, por exemplo, ah, várias integrações, o Bing está com ChatGPT, ou não sei que serviço embutiu o ChatGPT (I10).

Eu andei lendo da Microsoft já estava desenvolvendo algo do tipo, né, com o Power BI. Não sei se está vingando ou não, está. Eu lembro que eu caí nesse artigo que você simplesmente, no caso você ia digitar lá, você ia fazer uma pergunta para o Power BI e ele já iria te trazer a resposta ali. Tipo um ChatGPT da vida, né, só que em texto. É necessário saber principalmente nos problemas que a gente precisa resolver, porque

não envolve apenas o conceito, né, a contextualização sobre IA, mas envolve aprender é N ferramentas, né, igual eu costumo dizer para que nos possibilite fazer isto, né. Então, seja uma linguagem de programação, seja uma ferramenta que eu vou salvar o meu código, seja alguma outra tecnologia que eu preciso aprender, para que eu consiga trabalhar com isso (I04).

Óh, para falar a verdade, hoje eu nem uso mais o Google, tudo que eu tenho dúvida já procurou lá no ChatGPT que ele já dá uma resposta muito melhor, eh, é direto, você faz uma pergunta, ele já te responde exatamente o que você precisa de referência para te dar referência. Então, isso me poupa muito tempo, muito tempo mesmo. É basicamente isso que eu procuro, né. Eh, aumentar a minha produtividade, então se, por exemplo, com o ChatGPT hoje, o tempo que eu perderia procurando as coisas no Google, eu consigo implementar mais velocidade. É este tipo de situação que eu espero. Eu vi a um bom tempo atrás que ela criava alguns exemplos de painéis também, mas não lembro o nome dela não. Ela dava algum certo por exemplo lá, esse é o tema, eu quero esse tipo de gráfica, esse tipo de gráfico e esse tipo de indicador. E aí a própria ferramenta gerava algumas ideias para você. Então, isso também me ajudava muito, só que não lembro o nome dela. Eu até procurei há um tempo, mas não encontrei (I03).

O ChatGPT, que eu uso com uma certa frequência até eh principalmente pra compor códigos por exemplo. E no DAX, por exemplo, vez ou outra eu consulto o próprio de ChatGPT pra saber como que faz alguma coisa ou se eu consigo melhorar o que o que eu já tenho pra otimizar a performance, porque como a gente trabalha muito com dado, dependendo da volumetria de dados, eh eles sobrecarregam o sistema ou consomem muita memória do sistema. Mas dependendo do como o código é feito, eh eu consigo fazer de uma maneira mais que ele consuma menos mas que traga o mesmo resultado e o por exemplo o ChatGPT consegue me fornecer isso. Eu já fiz testes e tem funcionado. Mas hoje, propriamente dito, eu acho que tá colaborando muito pra, não só no trabalho, mas eu acho que num contexto geral tem ajudado bastante os seres humanos, né. As duas linguagens de forma híbrida, na atuação pessoal, profissional (I06).

Para os entrevistados, a IA e IN devem caminhar juntas. Eles acreditam que a IA trará mais vantagens do que desvantagens nessa parceria com os humanos. Apesar disso, ressaltam que nem todas as tarefas podem ser confiadas inteiramente à IA, é importante que o ser humano assuma o protagonismo nessa relação (TEIXEIRA, 2006; DELLERMAN, 2019). Além disso, eles acreditam na combinação entre as inteligências e aprimoramento mútuo entre IA e IN. Por mais avançada que a máquina seja, sempre haverá espaço para aprimoramento humano, reforçando o pensamento de coexistência. Teixeira (1998) propõe o conceito de IH como o resultado da coexistência e coevolução entre a IN e a IA, parceiras em um mesmo objetivo. Essa relação interativa entre as duas inteligências visa melhorar os sistemas inteligentes em IA e criar uma combinação IN com as capacidades da IA (JARRAHI et al., 2023).

É não sei se eu estou errado em pensar assim, mas eu vejo mais positivos. Mais coisas positivas do que negativas, né. A gente está partindo para o futuro, né. Isso é inevitável. Então eu acho que a tendência nossa é só desenvolver, crescer. Então, acho que as duas inteligências caminhando junto, eu acho que é muito bom, é algo muito positivo. Eu acho que sempre, que nem eu falei, né. Puxa vida, né. Se trabalhar, uma inteligência artificial sozinha sem eu e uma inteligência comigo. Então eu vejo que

para algumas funções eu acho que deixar só para inteligência artificial, ok, mas eu acho que não é tudo que você pode deixar só para ela comandar, né. Mas a ambas as inteligências caminhando junto, acho que isso só traz benefício eu acho que para todo mundo, né. Então, tanto para mim quanto para o próximo, né. Pensando no futuro assim, eu acho que é nossa, muito bacana (I02).

Porém, a máquina, em si, ela não vai conseguir também processar isso, ter, eh, entregar para você de uma forma rápida se você não tiver passo a passo que ela deva seguir. Então, é aonde que vem, pô, não é só você pegar os dados, conectar num QlikView ou Power BI, que ele já vai fazer a mágica acontecer. Não! Tem todo um processo ali onde entra, né, o lado humano, com, tem uma regra X para esses dados, que é uma regra de negócio tal que a ferramenta ela vai usar todas as, como é que eu falo?! As funções, né, as funções de cálculos que eles têm ali dentro que essas ferramentas têm para estar realizando e validando essa regra de negócio que você colocou. A própria medicina, que nem hoje mesmo eu li um artigo que o algoritmo ele conseguiu, o nosso olho humano não ia conseguir detectar um surgimento de um nódulo na mama, e o algoritmo lá conseguiu detectar, e aí. Pô, sério, tem que ter uma coexistência nisso daí? (I08).

Já estamos naquela fase de que a inteligência artificial também aprimora a humana. Sempre vai ter alguma coisa para aprimorar dos dois lados. Por mais aprimorada que a máquina seja, sempre vai ter algo que eu vou poder aprimorar no serviço. Então, sempre vai ter algo a ser implementado. Não sei se eu imagino o computador fazendo tudo (N07).

Os fragmentos (N01, N02, N03 e N05) reforçam a capacidade da IA de automatizar tarefas, otimizar o tempo e melhorar a eficiência. A IA é vista como uma ferramenta que pode lidar com tarefas manuais e rotineiras (JARRAHI et al., 2023). A IA permite que as pessoas liberem o seu tempo para se concentrar em outras atividades que requerem mais habilidades humanas, análise de dados, resolução de problemas complexos e tomada de decisões estratégicas, como citado por eles:

Então se exportasse já com todas as informações que a gente preenche de uma vez só ou se fosse um sistema integrado, unificado otimizaria muito o nosso tempo a gente faria um questionário que a gente leva o dobro de tempo para encher a gente faz metade do tempo, então eu acho que sim (N01).

Todas as nossas atividades e todos os cursos eu acho que Eh se pudesse né? Ser automatizado acho ficaria mais viável e a gente só teria o trabalho digamos assim de conferir, né. Não que a gente não faça isso, mas a gente precisa inserir manualmente um por um, cuidar de buscar e anotar cada turma, por exemplo, dos cursos, né. Falando dos cursos, a gente anota cada turma para inserir em cada elemento no *Monday*, por exemplo, às vezes são seis elementos de uma disciplina, de um curso, então a gente vai inserindo um por um ali para poder ter os dados e gerar aquela atividade daquela disciplina. Então a gente faz isso normalmente em todas as disciplinas em todos os cursos, então acho que se eu pudesse ter a serviço para automatizar automatização (N02).

Eu acho facilitaria, se as informações fossem juntas quando exporta o questionário, iria otimizar o tempo, acredito. Porque por mais que sejam, eh é uma coisa rápida, você colocar datas e horários todo o trabalho inteiro, se a gente for juntar todos os questionários colocar datas e horários, acumula um tempo aí que poderia estar utilizando para uma outra atividade (N03).

Eu acho bom porque é sinal que muita coisa vai evoluindo e vai auxiliando a gente no dia a dia. Se fazia de forma muito manual agora tem como automatizar. E daí a inteligência artificial eu acho que vem auxiliando. Acho que em vários aspectos. Em várias áreas. E eu acho que vem facilitando (N05).

A automação, potencializada pela IA, pode aliviar os humanos de tarefas repetitivas e rotineiras, liberando-os para atividades que envolvem habilidades inerentes aos humanos, como criatividade, pensamento criativo e análises de contextos (PEETERS et al., 2021). Isso tem o potencial de melhorar a eficiência, minimizar erros gerados por tarefas manuais e aumentar a produtividade, conforme apresentado por Leodolter (2017) e Dellermann et al. (2019). Nesse sentido, a automação de tarefas pela IA não substitui a necessidade de intervenção humana, mas cria um ambiente colaborativo onde máquinas e humanos podem trabalhar em conjunto para alcançar melhor desempenho.

No fragmento (I01), o entrevistado destaca as possibilidades de automações com IA para a liberação dos humanos de tarefas rotineiras e repetitivas, permitindo que eles se concentrem em outras atividades (DELLERMAN et al., 2019). Além disso, o entrevistado visualiza a IA como uma maneira de acelerar os testes e o desenvolvimento de painéis visuais, como ele menciona:

As possibilidades são muitas, pois através dessa inteligência como falado nós vamos poder, eh, liberar mais um humano pra que nós possamos desenvolver mais visões, eh, refinar visões que inclusive já existem hoje, mas nós não temos às vezes esse tempo de voltar e se debruçar sobre e pensar em encontrar caminhos e poder ter uma interação, eh, com mais calma com o cliente pra área cliente pra poder sentir as dores, ver exatamente aquilo que ele precisa, então através desse tempo que na que a inteligência artificial, eh, nos liberaria dessas desses trabalhos corriqueiros de ficar corrigindo coisa que parou, retomando coisa que deu problema ou conferindo dados e também acho que é algo muito bom querendo ou não, eh, a velocidade que nós vamos conseguir trazer para as nossas atividades né, que, eh, as vezes no desenvolvimento mesmo pra desenvolver nós precisamos fazer muitos testes. Tento uma hipótese, não deu certo, tenta outra hipótese, não deu certo, tenta outra hipótese. E através de uma inteligência artificial nós conseguimos fazer esses testes de uma maneira muito mais assertiva, mais rápida, trazendo melhores resultados para a empresa, né, e para o setor (I01).

Para o entrevistado (I04) cita a IA como uma ferramenta útil para análise de comportamento e para a tomada de ações preditivas. Isso indica uma visão do potencial da IA em fornecer insights, orientar decisões estratégicas e otimizar a resposta às necessidades dos alunos ou clientes antes mesmos deles se manifestarem, como ele expressou:

Para verificar tipo de comportamento de aluno, eh, e ter algumas, eh, digamos essa análise preditivas. Se acontecer tal coisa né, a gente toma tal ação, e se esse aluno, eh, fizer tal coisa, a gente toma essa outra ação. Antes do aluno, do próprio aluno, pensar em fazer. Eu acho que isso é interessante para qualquer tipo de negócio (I04).

O entrevistado (N01) destaca retrabalho gerado por sistemas distintos e sugere como melhoria sistêmica, a automatização desses sistemas e ferramentas usados para a geração de questionários (CAVALCANTI; TAVARES; CASTRO (2022)). De acordo com ele, as mesmas informações são preenchidas em sistemas diferentes, embora ambos façam parte do mesmo processo de geração de questionário:

Eu imagino um sistema assim único integrado onde a gente coloca as informações principais do que a gente vai fazer ali no sistema, eu vou lá copio a disciplina data, o curso ele já era sozinho tudo sim a gente tem que ficar com o tipo lyceum e evento que é uma coisa que se repete, né? (N01).

Segundo o entrevistado (I02) ele detém uma familiaridade com as ferramentas como *Qlik*, *SQL*, *Visual Studio* e *Power BI*, mas reconhece que novas ferramentas, como *Python*, exige um esforço contínuo para dominar (RAUTENBERG; DO CARMO, 2019). Ele destaca que o aprendizado aliado a prática das ferramentas aprendidas para que possa interagir com a ferramenta e desenvolver a habilidade técnica. Como I02 aponta, pode-se fazer cursos e aprender sobre uma ferramenta ou linguagem, mas sem a prática contínua, é possível que não desenvolva a habilidade.

O diário de bordo é um painel visual com informações atualizadas diariamente sobre o resultado de captação e evasão de alunos, projeções financeiras e principais indicadores de gestão para os polos. Esse painel é carregado a partir do banco de dados SQL, gerado automaticamente para cada polo e enviado por e-mail. Esse processo permite que as lideranças tomem decisões com base nas informações atualizadas para potencializar estratégias comerciais, acadêmicas, financeiras e de gestão. Os principais desafios para o NIE são referentes as travas e erros no carregamento do banco de dados. Por ser um processo automatizado, o analista é acionado quando ocorre algum problema, e isso gera atraso em outras demandas que precisam ser pausadas para resolver o problema, como mencionou (I01):

Então a gente tem que parar outras demandas, as análises específicas para às vezes o cliente lá na ponta falou chegou pra mim ou o núcleo chegou errado. É isso mesmo? Pra gente parar o que está fazendo, pra ir lá confirmar se essa informação está correta. Pra achar onde que deu esse problema e às vezes é uma vírgula, às vezes é uma carga de alguma coisa, às vezes um computador que reiniciou por uma queda de energia. E uma inteligência artificial fazendo esse processo de conferência pra gente dentro das várias aplicações, liberaria o humano pra desenvolver outras coisas (I01).

Um sistema de IA poderia gerenciar a execução do procedimento, detectando e resolvendo problemas em tempo real. Isso poderia evitar interrupções indesejadas e liberar a equipe para se concentrar em outras responsabilidades. Por exemplo, a IA poderia identificar falhas no carregamento de dados e resolver a situação sem necessidade de intervenção humana. Além disso, a IA poderia verificar a precisão das informações antes do envio, garantindo a

distribuição de dados atualizados (DELLERMAN et al., 2019; PEETERS et al., 2021). De acordo com o entrevistado (I05):

Em vez de eu ter um analista monitorando tudo isso, né, essa, linguagem vai contribuir pra toda essa estrutura. Ajuda na produtividade porque daí eu não preciso ter uma pessoa pra estar sustentando, eh, de alguma forma o fluxo, né, monitorando esse fluxo, eh a questão das próprias integrações mesmo. Então acho que as oportunidades eh são mais nesse sentido, é ganho de ganho de tempo, aumento de produtividade e também garantir mais a confiabilidade do número, né. Se eu tenho esses gatilhos de monitoramento, logicamente é pra dar um resultado mais aferido do meu indicador. Então isso também vai contribuir (I05).

Os entrevistados acreditam que a IA tem potencial para melhorar o ambiente de trabalho, automatizando tarefas repetitivas e diminuindo a margem de erro, liberando tempo para atividades mais complexas. Isso se alinha com o pensamento de Dellermann (2019) que defende a ideia que a IA pode aumentar a produtividade sem necessariamente representar uma ameaça ao trabalho humano. O entrevistado (I05) enfatiza o papel da IA para identificar alertas de potenciais problemas nos fluxos de trabalho, por outro lado o (N01) destaca a otimização do tempo.

Gerar uma inteligência que me dê me deixe mais visual e comunique, me alerte de um problema que pode estar acontecendo dentro desse fluxo de cargas, eh, vai ser muito produtivo (I05).

Não vejo como uma ameaça, perca do meu emprego, vejo isso como uma melhoria na verdade. A gente fala, não que isso vai roubar o meu trabalho eu tenho que fazer assim e “tals” mas eu acho que as coisas vem pra melhorar. Ah, mas assim, as coisas acontecem para melhorar e assim eu acho o que agrega é o fato de fazendo essas melhorias e otimizando o nosso tempo a gente ganha mais tempo para fazer outras atividades ou a gente faz aquela atividade com um foco melhor, com uma segurança maior e com uma taxa de erro menor então eu acho que é uma coisa boa (N01).

O entrevistado (N03) cita a otimização de tempo que a IA pode proporcionar, substituindo tarefas manuais por processos automatizados e permitindo que os humanos concentrem seus esforços em áreas onde a intervenção humana é mais necessária. Ele ressalta a capacidade superior de armazenamento de dados da máquina em comparação com a capacidade humana, um fator que pode ser essencial em uma época de big data. Nesse sentido, a automação por IA é percebida para que pode aumentar a produtividade, permitindo o armazenamento e o processamento de grandes volumes de dados e proporcionando resultados dinâmicos, conforme citado pelo entrevistado (I10). As observações indicam um otimismo geral sobre a integração de IA nos processos de trabalho e a capacidade dessa tecnologia de facilitar as tarefas diárias. Para o entrevistado (I05) a linguagem *Python* tem o potencial para fornecer automatizações mais eficientes, destaca que as automatizações reduzem a necessidade de intervenção humana na manipulação, extração e compilação de dados. O uso da IA para essas

tarefas pode não apenas aumentar a eficiência, mas também melhorar a precisão e reduzir possíveis erros, como mencionado pelos participantes:

Acho que traz uma otimização do tempo. Às vezes, a gente perde tempo, fazendo algumas coisas que poderiam ser mais ágeis através da inteligência artificial. Eu acho que a capacidade de armazenamento de dados da máquina é muito boa né. Então por exemplo a gente não consegue, seres humanos não conseguimos armazenar tantos dados quanto uma máquina consegue. De que às vezes a gente precisa lembrar de algumas coisas ou executar qualquer coisa e a máquina consegue fazer por mim exemplo uma planilha no Excel que faz a conta lá tudo certinho ela consegue me facilitar isso uma calculadora ou um bloco de notas ou lembretes. Eu acho que nesse sentido é uma coisa muito positiva. Nesse serviço que é a entrevista artificial. Ela pode trazer também muitas automatizações, de facilitar o trabalho mesmo, né (N03).

E ela me permite fazer outras coisas também, por exemplo, automatização de processos, né. Isso que a gente está querendo fazer, por exemplo, com o *Jenkins* é justamente isso, é pegar o Python, e ele vai me permitir via chamadas de APIs, por exemplo, automatizar alguns processos de carga (I10).

Eh, uma das grandes apostas que eu incentivo muito o time é o Python. Eu acho que essa linguagem ela tem muito potencial e amplitude de nos proporcionar ainda mais automatizações. Então, eh, nas conversas que eu tenho com os especialistas do time, oportunidades são diversas, né. Inclusive de criar eh lógicas, né, dentro dessa linguagem, pensar em oportunidades, ou alguma lacuna num processo desse fluxo de dados que pode estar acontecendo que eu acho que o Python vai nos ajudar muito ainda nessa automatização (I05).

O grande objetivo são as automatizações para que cada vez menos tenham interferências humanas ou no sentido de manipular um dado, de extrair um dado, de compilar um dado, né, e gerar uma informação. Então todos esses sistemas de alguma forma nos proporcionam esse fluxo mais automatizado de dado, informação e indicador (I05).

A IA auxilia na realização de tarefas que, embora simples, podem ser trabalhosas e demoradas, como a criação de uma consulta SQL. Ele também elogia as melhorias contínuas nas sugestões de código fornecidas pela IA ao trabalhar com *Python*. Além disso, o entrevistado menciona como a IA está sendo incorporada em outras ferramentas, como o *Power BI*, que agora pode entender perguntas escritas em linguagem natural e fornecer respostas com base nos dados disponíveis (DAVENPORT; PRUSAK, 2000). Além disso, o entrevistado descreve como a IA está se tornando comum no seu dia a dia, tanto no trabalho quanto em casa. Por exemplo, comandos de voz para assistentes virtuais, como a *Alexa*, estão se tornando interações comuns e incorporadas na rotina diária (CAVALCANTI, TAVARES E CASTRO, 2022). Ele acredita que a IA tem o potencial de mudar radicalmente a maneira como vivemos e trabalhamos, servindo como uma aliada em uma variedade de tarefas e contextos. Na visão do entrevistado (I10):

Mas em vários casos, geralmente quando eu vou utilizar, que eu preciso digitar alguma coisa, é bem assertivo, é bem assertivo mesmo. Então, eh, por exemplo, ah eu preciso, até coisas bem simples, por exemplo, como eu estou construindo um simples select

no SQL, por exemplo, e eu preciso fazer aquele trabalho manual de renomear várias coisas assim, por exemplo, eh, fazer os apelidos dos campos ali, por exemplo, e eu começo digital e ela já vem preenchendo tudo pra mim. Aquilo, nossa, traz uma agilidade enorme assim, um ganho enorme e as sugestões que ela fornece, eu percebi que vem melhorando a cada dia, quando eu preciso trabalhar com o Python que eu percebo que ela é bem assertiva. Então, por exemplo, ah eu preciso construir aqui uma requisição, eh, utilizando a API do Power BI, e vai me permitir da minha máquina aqui ou de algum outro ambiente, fazer atualização de um painel que está on-line. O próprio Power BI vem embarcando também algumas soluções de IA dentro dele, eh, principalmente para linguagem natural, né. Então, por exemplo, ah, eu posso digitar alguma coisa ali relacionada a minha base de dados que eu preciso, por exemplo, ah qual foi a maior venda de dois mil e vinte e dois? Ele vai entender, vai pegar essas palavrinhas chaves aqui, vai entender o que eu tenho na minha base e vai tentar responder isso para mim. Claro que eu ainda preciso evoluir muito ainda, mas ele já consegue me entregar alguma coisa. A gente está começando a caminhar mais com a IA, né. Estou chamando-a para o meu dia a dia aqui, e eu acho que a gente vai literalmente mudar de patamar com essa inteligência, que a gente vai trazer para dentro de casa. E o que eu vejo é que ela vai ser uma forte aliada no nosso dia a dia, não só pra trabalho, mas pra qualquer coisa, por exemplo, né. Então, hoje eu consigo, por exemplo, falar Alexa, liga o ar-condicionado, ah, Alexa, apaga a luz aqui, por exemplo, e você vê que cada vez mais essas pequenas interações vão fazendo parte do seu dia a dia e qualquer coisa que eu estou consumindo hoje de serviço, principalmente com relação à tecnologia, já tem muito a IA (I10).

No âmbito da GC, a IA serve como uma alavanca para potencializar habilidades humanas, atuando como um catalisador na evolução de dados para informação e, posteriormente, conhecimento. Contudo, à medida que avançamos para o ápice da pirâmide, onde o conhecimento se converte em sabedoria, a relevância do ser humano intensifica-se. Assim, mesmo diante do progresso tecnológico, a GC persiste como uma prática vital, com o humano no centro (ZELENY, 1987; SHARMA, 2008). Nesse sentido, em relação aos limites da IA, os entrevistados (N05 e N08) enfatizam a importância da análise humana e do pensamento crítico, que são características que as máquinas, por mais avançadas que sejam, ainda não conseguem replicar. A máquina, por exemplo, possui um maior processamento lógico e um melhor desempenho na execução de tarefas programadas, mas sua capacidade de analisar cenários complexos e interpretar contextos ainda é limitada (LEODOLTER, 2017). O entrevistado (N05) menciona a importância do julgamento humano na organização de uma tarefa minuciosa, um contexto que requer uma análise criteriosa e analítica das situações. O entrevistado (N08), por outro lado, expressa preocupação com a possível dependência da tecnologia, que pode resultar em uma perda de habilidades cognitivas humanas.

Ademais, o entrevistado (I06) destaca como a IA, como representada pelo Chat, é uma ferramenta útil, mas requer uma orientação humana para fornecer resultados corretos. Dependendo de como a pergunta é realizada, a IA pode produzir resultados variados, e ter diversas interpretações. Por isso, o papel fundamental do ser humano no processo de *inputs* das informações (MORADI et al., 2019). Nesse contexto, o papel da análise humana, do

conhecimento e da parceria são essenciais em meio ao crescente uso da IA (LIU et al., 2018). Nesse sentido, os entrevistados salientam, respectivamente:

Eu acho que talvez o olhar mais analítico porque a máquina seria programada né. E o ser humano, a gente consegue talvez observar não sei alguma coisa que talvez possa acabar passando batido. A máquina consegue ter o raciocínio lógico. Porque são informações imputadas a máquina, e ela vai conseguir ter esse processamento de sim e de não comandos do que fazer né. Por exemplo às vezes na organização de um curso a máquina não conseguiria fazer para se dirigir ao ser humano para analisar toda a situação do curso, analisar como que pode, o que pode o que não pode. Às vezes o fato de a gente precisar liberar um questionário, mas aí tem uma data não tem que analisar por que às vezes o aluno já tem acesso a resposta as vezes não às vezes já passou do prazo de liberação de nota então tem que ter essa parte da análise que a máquina não conseguiria (N05).

Às vezes a gente está com preguiça de ler, de alguma coisa, a gente já joga lá no Google já vem em várias coisas né. Então se daqui a alguns anos a criança, ah não quero escrever uma redação vou jogar lá no *google* e já vai vem pronto. Então é bem assustador. Então é algo diferente e um tema muito importante para gente poder entender como que a inteligência humana se torna tão importante para que não se perca né (N08).

Então, hoje virou rotina, deixar o Chat aberto e colocar ali o que a gente precisa de vez em quando, né. Então, muito tentador isso né, já faz parte da rotina então é eu vejo o próprio Chat, ele é uma inteligência artificial então ele não sabe exatamente o que eu quero, se eu não falar pra ele exatamente o que eu quero, então dependendo de como eu descrevo as informações que eu preciso que ele me traga, eu posso mudar minimamente uma frase, buscar de novo, e ele me vai me trazer algo eh completamente diferente não iria, mas diferente do que ele me trouxe da primeira vez (I06).

Os entrevistados (I07, I06 e I09) enfatizam a importância da parametrização adequada para a IA funcionar corretamente. Para (I07) a maneira como configura-se a IA é de suma importância, pois erros no ensino da máquina podem levar a resultados errados. Enquanto (I06) tem receio de como essa conveniência pode afetar a capacidade de pensar e raciocinar, particularmente em crianças e adolescentes. Em contrapartida, (I09) questiona se uma máquina seria capaz de desenvolver emoções, mas sugere que a IA só pode desenvolver ou imitar aspectos racionais que podemos mensurar:

Então, vai ter coisas que a gente nem imagina. Mas, eh, eu enxergo a máquina, vamos dizer assim, todos esses sistemas, a partir do momento que ela for configurada, parametrizado da daquilo que a gente quer, ela, eh, a questão pra mim é a parametrização. decisões mais corretas, mais embasadas, claro que tudo como vai ser a forma que eu vou falar pra ela me falar, porque pra ela me falar, como eu já falei, como eu disse antes, eu tenho que para me parametrizar, se eu parametrizar errado, ela vai me falar errado. Se eu ensinar ela errado, ela vai me falar errado. Então, a gente de alguma forma, tem que ensinar ela certo, pra que não (I07).

Simplesmente porque a gente vai ter tudo à mão vai digital que for que a gente quer, já vai trazer, a gente não vai precisar mais pensar pra fazer, tentar resolver eh raciocinar, digamos assim, né. Então por um lado seria ótimo, que eu já teria tudo na mão e agilizaria meu trabalho, né. Mas por outro eu entendo que talvez afetaria o eh

nossa capacidade de pensar, falando bem genericamente. E isso eu tô falando no meu caso, por exemplo, né. Mas pegando, sei lá, uma pessoa mais nova que tá começando agora, como que isso afetaria ela, que é mais propensa, que é a fase que tá se desenvolvendo mais, né, que o cérebro, se desenvolve mais como se desenvolveria nesse caso tendo tudo à mão assim (I06).

E um passo além, seria essa questão das emoções, né. Mas eu acho que também fica muito a parte de individual, né, do indivíduo. Não acho que a máquina seria capaz, né, de desenvolver tamanha, eh, complexidade, mas talvez o racional que a gente consegue talvez mensurar, algo assim, ela consiga desenvolver (I09).

O entrevistado (I07) destaca o interesse por uma IA mais intuitiva que possa entender o que o usuário quer, não apenas executar comandos específicos. Ele também menciona sobre a IA se desenvolver de forma lógica e racional, mas não emocionalmente.

Enquanto o entrevistado (I02) apresenta preocupação de que a IA possa controlar as ações dos humanos. Ele acredita que a IA pode ser útil se usada corretamente e com os limites adequados. Enfatiza que nem todas as coisas devem ser controladas pela IA, é importante que o humano esteja no controle das atividades da IA (SICHMAN, 2021).

Eu sinto muita falta dela ser mais intuitiva, né. Eh, muitas vezes a gente sabe o comando, sabe a lógica do comando, mas a máquina não sabe entregar aquilo que a gente quer. E um passo além, seria essa questão das emoções, né. Mas eu acho que também fica muito a parte de individual, né, do indivíduo. Não acho que a máquina seria capaz, né, de desenvolver tamanha, eh, complexidade, mas talvez o racional que a gente consegue talvez mensurar, algo assim, ela consiga desenvolver (I07).

É, sei lá, a gente acaba achando que um dia ela vai dominar a gente, né. Então ela que vai falar assim, ah, não, você não vai fazer isso, não. Ah, eu quero mais, você não vai fazer, né, de tão bem programada que ela vai estar, né. Mas, eh, eu acho que é um conjunto que no início assim acho que vai dar muito bem, né. Desde que a gente tenha os limites certos pra cada um, né. Então eu vejo que pra algumas funções eu acho que deixar só pra inteligência artificial, ok, mas eu acho que não é tudo que você pode deixar só pra ela comandar, né (I02).

Para o entrevistado (I03) o avanço da IA pode resultar em uma superinteligência quando robôs começarem a se comunicar entre si. Uma das principais dificuldades apontadas pelo entrevistado é de que é necessário tempo para implementar e adquirir esse conhecimento, principalmente em relação ao desenvolvimento da linguagem e conceitos de IA.

Tem muitas coisas ainda pra acontecer, né. E tem aquele medo, né, será que os robôs conversando com os robôs, né? Que foi o que a gente comentou, né, na apresentação. Vão criar uma superinteligência, né, depois que eles já estiverem estruturados. Hoje a nossa limitação é conhecimento, eu acho isso. É conhecimento, é tempo pra poder implementar, pra poder adquirir esse conhecimento, mas eu acho que é mais a questão de aprendizado mesmo, de desenvolvimento da linguagem, desenvolvimento de conceito (I03).

Em concordância a esse pensamento, (I06) destaca a urgência de uma regulação para o uso responsável e ético da IA diante do crescimento exponencial da tecnologia:

Então é eu vejo o próprio Chat, ele é uma inteligência artificial então ele não sabe exatamente o que eu quero, se eu não falar pra ele exatamente o que eu quero, então dependendo de como eu descrevo as informações que eu preciso que ele me traga, eu posso mudar minimamente uma frase, buscar de novo, e ele me vai me trazer algo eh completamente diferente não iria, mas diferente do que ele me trouxe da primeira vez. Me preocupa um pouco no futuro como isso, como a gente vai lidar quando for mais avançado o negócio e acredito que tenha que ter alguma regulação mínima, de governos, logo nesse sentido. Eh, não pra, é uma pergunta complexa, né. Mas acho que a regulação tem que ter no mínimo pelo menos nesse caso, principalmente na parte ética da coisa, né. Então eu acho que vai chegar num momento que também vai ser inevitável o governo se debruçar em cima, acho que já tem surgido algumas movimentações nesse sentido (I06).

A preocupação com os desafios éticos e decisões éticas que as máquinas podem enfrentar, e questiona se a sociedade está pronta para lidar com esses desafios. Ele também destaca a importância da educação e do acesso à tecnologia, assim como o estranhamento que as pessoas podem sentir ao interagir com algoritmos no dia a dia, conforme citado por (I08).

Acho que vai ter um estudo de caso, porque é tanta variabilidade que pode ter, tanta variação de acidentes, de decisões que as máquinas, no caso, vão tomar, que podem ser éticas ou não, mas é ética ao ponto de salvar uma vida, poupar uma vida e manter a outra, vai ser nesse sentido. Eu acho que vai pesar muito. Se a nossa sociedade vai saber lidar com isso, é outros quinhentos. Aí eu aposto de novo. Políticas de educação, de emergir essa galera nisso daí, porque muita coisa ainda é nova para muita gente que não tem acesso. Eu falo isso porque assim, muita gente que tem acesso na internet imagina ver um algoritmo falando para ela, ah, “hoje você quer comer batata frita?” E ele, “nossa, como que ele adivinhou que eu ia comer batata frita?”. Então é bem sério isso, eu acho que vai muito por acerto e erros, tentativa e erro (I08).

A IA é ressaltada como uma ferramenta capaz de simplificar o trabalho e introduzir novos métodos de execução de tarefas. Contudo, (N08) expressa alguma preocupação quanto à rapidez e abrangência com que a IA pode completar tarefas, sugerindo que isso pode ser um pouco perturbador, complementa:

Algo que facilitaria todo o trabalho. Não só facilitando, mas também trazendo outras, eh opções né. De fazer a mesma atividade de forma diferente, né. Mas precisa ter cuidado. Pois talvez seja um pouco perigoso. Mas é meio assustador assim você pensar eh falar para o eh uma redação sobre tal coisa e daí ele já vem pronto (N08).

Nessa mesma perspectiva, (I09) destaca a IA como um aliado. Porém, reforça a necessidade de regulamentação para evitar abusos e a disseminação mentiras que a IA pode tratar como verdade.

A IA é uma aliada, mas precisa de regulamentação, né. Para que a gente não fique usando, assim como absurdos e para que ele também não consuma mentiras como se fosse verdade e acabe se desenvolvendo em cima disso (I09).

De acordo com o entrevistado (I10), existem questionamentos acerca da aptidão da IA em produzir arte, uma vez que ela não apresenta sentimentos, emoções e a vivência humana.

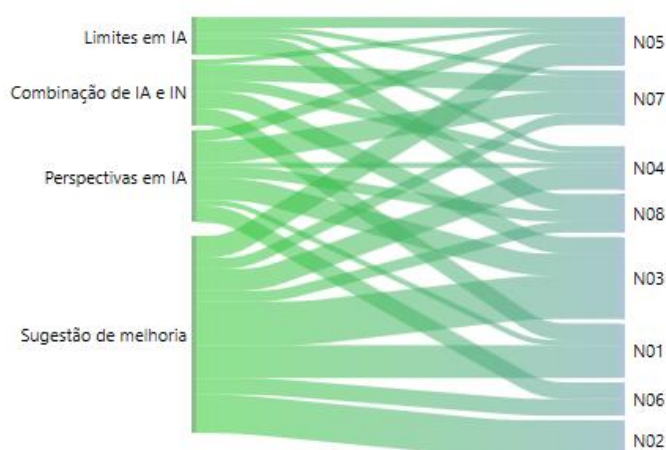
A arte é a expressão humana de alguma coisa. Então, eu carrego o contexto do ser humano, por exemplo, que eu vou fazer alguma arte, e eu carrego sentimentos, eu carrego experiências, eu carrego N situações que isso vai transcrever na arte que eu preciso desenvolver. E a IA consegue fazer isso? No meu entendimento hoje eu acho que não (I10).

O entrevistado (N07) ressalta a preocupação com a possível redução do trabalho humano e a necessidade de níveis de especializações avançadas à medida que a IA avança.

Um ponto negativo seria a diminuição de custo porque diminuição de custo significa menos gente. Menos gente, menos trabalho (risos). Ou talvez a exigência de uma certa especialidade, especialização, que a pessoa que está fazendo hoje às vezes não tem, ou não consiga ter futuramente conforme o sistema vai avançando (N07).

Em resumo, os entrevistados pontuam os benefícios da IA, mas também expressam uma variedade de preocupações, incluindo a precisão da parametrização, a influência na capacidade humana de pensar, a necessidade de regulamentação, a possibilidade de superinteligência, a capacidade da IA de replicar experiências e sentimentos humanos, e o impacto no emprego. Eles concordam que a implementação e o uso da IA devem ser cuidadosamente considerados (TEXEIRA, 1998; LEODOLTER, 2017; DELLERMAN, 2019; SICHMAN, 2021). Na Figura 22 e 23 é apresentado o gráfico de sankey em que apresenta os fluxos mais fortes de citações dos entrevistados.

Figura 22 – Gráfico de Sankey – Perspectivas em IA e limites NAP

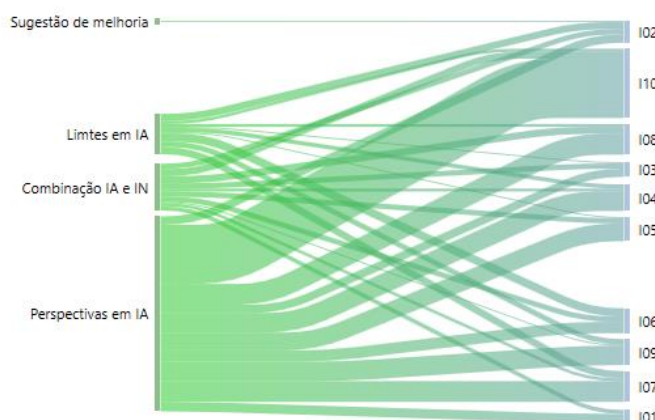


Fonte: elaborado pela autora, com auxílio do software ATLAS.ti, versão 2023 (2023).

A análise do diagrama de Sankey apresenta que a categoria 'Sugestão de melhoria' são as relações mais fortes, recebendo fluxos dos entrevistados 'N01', 'N02', 'N03', 'N04' e 'N05'.

Além disso, 'N06' e 'N07' têm o maior fluxo para 'Perspectivas em IA', enquanto 'N08' tem o maior fluxo para 'Limites'. Portanto, 'Sugestão de melhoria' é uma categoria-chave no sistema representado, com outras categorias apresentando ligações fortes para ela. Isso indica a importância das sugestões de melhoria no contexto analisado, bem como as perspectivas em IA e os limites percebidos.

Figura 23 – Gráfico de Sankey - Perspectivas e limites em IA NIE



Fonte: elaborado pela autora, com auxílio do software ATLAS.ti, versão 23 (2023).

A análise do diagrama de Sankey, Figura 23, mostra que a categoria 'Perspectivas em IA' é uma das relações mais fortes. Ela recebe fluxos significativos das categorias 'I01', 'I02', 'I03', 'I04', 'I05', 'I06', 'I07', 'I08', 'I09', e 'I10', sugere que 'Perspectivas em IA' é uma categoria-chave no sistema representado, com várias outras categorias apresentando ligações fortes para ela. Este achado pode indicar a importância das perspectivas em IA no contexto analisado, e como as várias categorias se relacionam com ela.

Na Figura 22, referente ao NAP, a análise destaca a categoria 'Sugestão de melhoria' como sendo a que apresenta relações mais fortes, recebendo contribuições dos entrevistados 'N01' até 'N05'. Além disso, é mencionado que 'N06' e 'N07' direcionam seus fluxos para 'Perspectivas em IA', enquanto 'N08' tem seu fluxo voltado para 'Limites'. Enquanto essa categoria na Figura 23 do NIE destaca-se por ter relações mais fortes com as citações dos entrevistados.

4.4.1 Grupo focal – Perspectivas dos participantes das entrevistas

No grupo focal os participantes mencionaram exemplos de uso da IA para automatizar tarefas específicas e a integração da IA no EAD. Também foi discutido um projeto de *machine learning* para análise de dados de alunos e prevenção da evasão escolar, e a utilização da IA como ferramenta de apoio à análise e tomada de decisões. Os insights gerados pela discussão forneceram um panorama do funcionamento dos dois núcleos e as possibilidades de melhorias futuras.

Quadro 14 – Tópicos abordados no grupo focal

Sistemas, processos e Perspectivas	Aspectos analíticos abordados no grupo focal	Percepção dos funcionários
Uso de ferramentas	Observado como forte (++++), médio (+++) baixo (++) muito baixo (+)	
Uso de e-mails institucionais e ferramentas como o Outlook e o WhatsApp para agilizar a comunicação interna.	Ferramentas institucionais para comunicações internas	+ + + +
Ferramenta para organizar demandas e informações.	Organização de demandas na ferramenta Monday	+ + + +
Fluxos de informação e organização correta.	A importância da organização das informações para gerar os questionários	+ + + +
Análise de dados e ferramentas utilizadas		
Uso de ferramentas como o Power BI, Click View e Qlik Sense para análise de dados.	Ferramentas para a visualização de indicadores - NIE	+ + + +
Utilização de linguagens de programação como Python para automatização de processos internos.	Habilidades técnicas para novas ferramentas como python	+ +
Testes automatizados e ferramentas para verificação de códigos	Ferramentas operando com IA mas um humano verificando os dados	+ + +
Desenvolvimento de projetos de governança de dados e ciência de dados.	Novos projetos para governança e dados	+ + +
Integração de sistemas		
Uso de ferramentas de gerenciamento de projetos	Ferramentas que otimizam o tempo	+ + + +
Interação entre diferentes sistemas e migração de informações entre eles.	Dados e informações em único lugar	+ + +
Divisão do núcleo para diferentes atividades.	Distribuição de demandas por habilidade técnica no setor responsável	+ +
Automação de processos e ferramentas		
Automação como forma de otimizar processos e evitar erros.	Aproveitar a capacidade de armazenamento e processamento da máquina	+ + + +
Importância das automações no dia a dia de trabalho	Usar a máquina para as atividades manuais	+ + + +

Crescimento do número de alunos e necessidade de automações para lidar com essa demanda.	Com o aumento das demandas as automações seriam uteis	+ +
Iniciativas de automação em andamento e projetos recentes que trouxeram benefícios.	O uso da IA está em discussão no setor para além das automações	+ +
Sistemas, processos e Perspectivas	Aspectos analíticos abordados no grupo focal	Percepção dos funcionários
Relacionamento entre áreas		
Papel das diferentes áreas e relacionamento entre elas.	Contato com as áreas relacionadas às principais demandas operacionais	+ +
Demandas específicas de cada área com foco no aluno		
Trabalho da equipe pedagógica para garantir a geração dos questionários	Todos os setores precisam cumprir as suas etapas para que o NAP possa gerar os questionários	+ + +
Contato com outras áreas para realizadas das demandas.		
Integração de sistemas		
Integração entre sistemas e busca por soluções que unifiquem as informações em um só lugar.	Unificar sistemas para não ter que buscar ou preencher informações em ferramentas distintas	++
Importância da integração de sistemas na área do NAP e sincronização de dados.		
Desafios na integração de sistemas e dificuldades quando os sistemas não estão interligados.		
Conferência de informações para evitar erros	Sistemas unificados minimizam erros	+ + +
Desafios e problemas		
Sobrecarga nos sistemas e problemas de conexão entre eles.	Problemas sistêmicos	+
Dificuldades na integração e interligação dos sistemas utilizados.		
Preenchimento manual de informações	Tarefa manual de preenchimento de planilhas, sistemas e ferramentas	+
Retrabalho devido à falta de comunicação entre sistemas.	Preenchimento manual das mesmas informações em sistemas diferentes	+ +
Perspectivas e limites da IA		
Aplicação da IA em setores onde não há substituição completa de seres humanos.	A IA pode otimizar o tempo e aumentar a produtividade dos humanos	+ +
Exemplos de uso da IA para automatizar tarefas específicas.	Automações de ferramentas, automatização de tarefas manuais, lembretes.	+ + + +
Integração da IA e IN no EAD	Uso da IA como suporte a criação de novos conteúdos, automatizar tarefas e resolução de problemas.	+ + +
Sistemas, processos e Perspectivas	Aspectos analíticos abordados no grupo focal	Percepção dos funcionários
Ampliação do conhecimento humano com o uso da IA, sem substituí-lo.	Parceria entre humanos e máquinas para criar em conjunto - co-criar	+ +

Projeto de machine learning para análise de dados de alunos e prevenção da evasão escolar.	Tendências de IA na educação para melhorar a experiência do aluno	+ + +
Utilização da IA como ferramenta de apoio à análise e tomada de decisões.	Geração de <i>KPIs</i> e relatórios para a tomada decisão com maior precisão	+ + + +
Habilidades técnicas relevantes para implementação da inteligência artificial.	Linguagens de programação, cursos e treinamentos para aprender novas habilidades.	+ +

Fonte: elabora pela autora com base em Valverde, Mesías e Peris-Blanes (2022).

No contexto das ferramentas digitais, o uso de emails institucionais e ferramentas de organização como Monday foram destacados como fortes (++++), evidenciando a importância dessas ferramentas para a comunicação e a organização de tarefas.

A análise de dados também foi destacada como uma área de importância, com o uso de ferramentas como Power BI, Click View e Qlik Sense recebendo um alto nível de percepção (++++). No entanto, o uso de linguagens de programação como Python para automatização de processos internos foi percebido como de importância média (++) , o que pode sugerir uma oportunidade para o desenvolvimento de habilidades técnicas entre os funcionários.

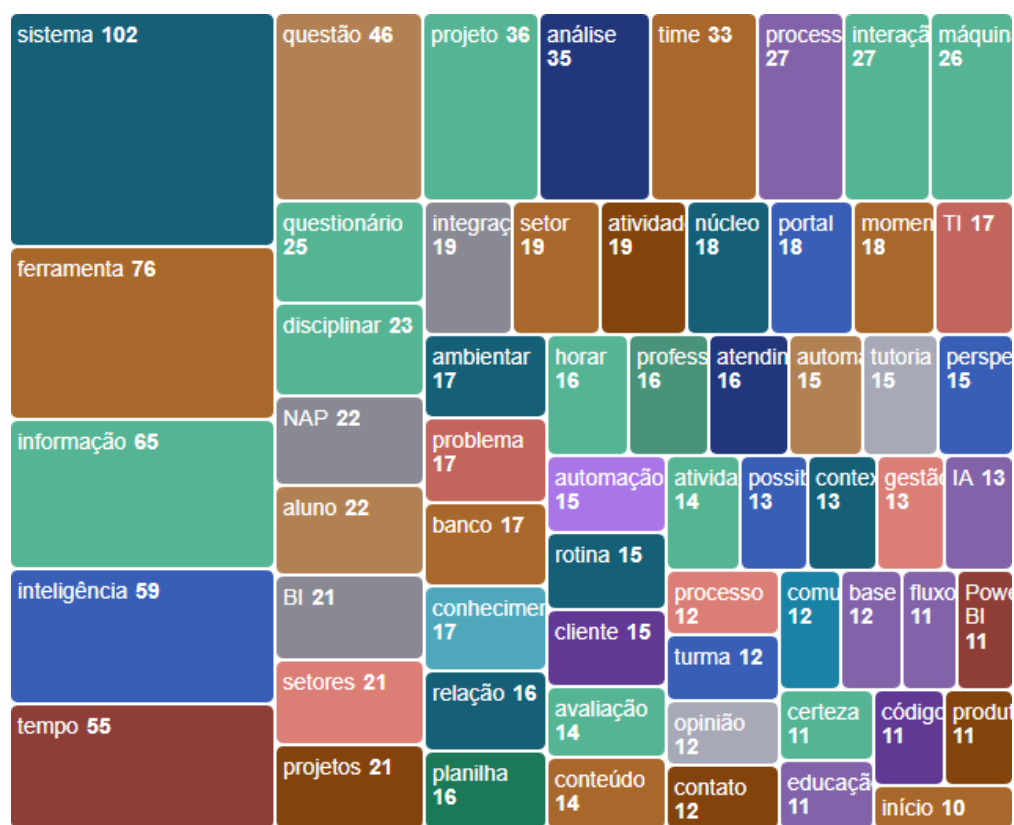
Em relação à integração de sistemas, a percepção foi média (+++), com destaque para a utilização de ferramentas de gerenciamento de projetos. Há um reconhecimento do valor da integração de sistemas para otimização do tempo, mas também desafios na migração de informações entre diferentes sistemas.

A automação de processos foi vista como muito positiva (++++), especialmente no contexto de um crescente número de alunos e a necessidade de lidar com essa demanda. O papel da IA foi considerado em andamento e projetos recentes que trouxeram benefícios.

As perspectivas sobre a IA destacaram que a IA pode otimizar o tempo e aumentar a produtividade (++) e existe um interesse em sua aplicação para a automatização de tarefas (+++). No entanto, há também um reconhecimento dos limites da IA, com uma ênfase na necessidade de uma parceria entre humanos e máquinas para co-criar (++) .

Em suma, o grupo focal destacou a importância das ferramentas e sistemas, análise de dados, integração de sistemas e automação de processos no ambiente de trabalho atual. A IA é vista como uma ferramenta promissora, mas há um reconhecimento da necessidade de habilidades técnicas e treinamento para maximizar seu potencial. A Figura 24 apresenta a Frequência de palavras do grupo focal.

Figura 24 – Frequência de palavras do grupo focal



Fonte: elaborado pela autora (2023).

As palavras destacadas nas discussões foram “sistemas” tiveram destaque nas palavras mais citadas, seguidas de “ferramentas”, “informação” e “inteligência”. Os sistemas e ferramentas estão no centro das discussões nos dois núcleos, uma vez, em todos os processos ocorre a interação direta do humano com a máquina por meio desses sistemas. A informação foi mencionada como principal insumo para os dois setores, no sentido de que o NIE gera dados e informações através de relatórios para as áreas e o NAP consome essas informações a geração dos questionários. Outros destaques foram tempo, no critério de gestão e organização das atividades.

As discussões também envolveram o uso da IA para gerenciamento de tarefas, análises de dados e automação nos dois núcleos. Discutiu-se como a IA poderia ajudar a otimizar o tempo necessário para completar tarefas, otimizar a alocação de recursos e fornecer insights úteis trabalhando com um grande volume de dados. Tiveram exemplos de como a IA já está sendo usada, como na sugestão de códigos de linguagem de programação para desenvolvedores e na análise de dados. Discutiu-se também a possibilidade de usar a IA para monitorar a qualidade dos dados, o que seria particularmente útil para garantir a integridade dos dados

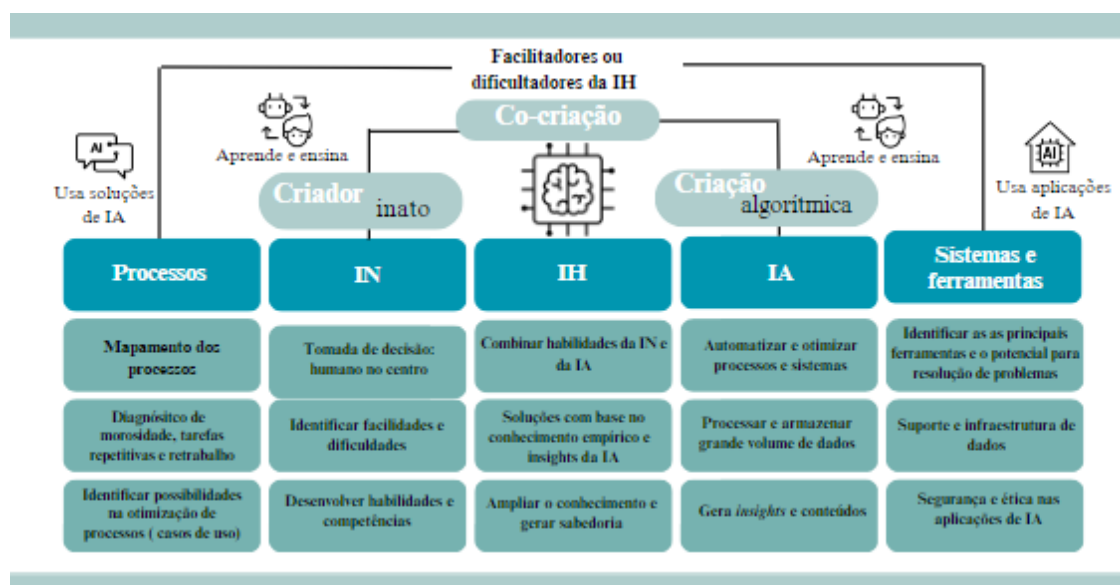
durante a migração de um sistema para outro. Assim como, as análises preditivas na IES. A unificação de sistemas, sistemas interligados e capazes de se comunicar entre si para que a IA possa ser implementada. Foram abordadas as diferenças entre a inteligência humana e a IA. As habilidades técnicas para o trabalho em equipe e a criatividade foram apontados como aspectos que são exclusivos da IN e são difíceis de serem replicados pela IA. A visão geral é que a IA deve ser vista como uma ferramenta para complementar e melhorar a eficiência do trabalho humano, combinando as habilidades intrínsecas do ser humano com as habilidades da IA.

4.4.2 Guia de perspectivas e desenvolvimento de IH

O desenvolvimento do guia considerou uma estruturação lógica, sistemática e de acordo com os dados apresentados e analisados durante a pesquisa. O *framework* serve como um roteiro para guiar a análise e interpretação, assim como a aplicação dos resultados em contextos práticos para novas pesquisas (MORADI et al., 2019).

Para construir esse framework, foram usadas as cinco categorias identificadas durante a análise e discussão dos dados da pesquisa. Foram consideradas como base: processos, sistemas e ferramentas, perspectivas e limites da IA. Estas categorias se destacaram como centrais nas entrevistas e no grupo focal, assim como fundamentais para atingir os objetivos da pesquisa. Na Figura 25, são apresentadas as perspectivas e desenvolvimento de IH.

Figura 25 – Guia de perspectivas e desenvolvimento de IH



Fonte: elaborado pela autora (2023).

A estruturação foi estabelecida a partir da inter-relação entre os resultados apresentados

e a discussão desses resultados (entrevistas, grupo focal e pesquisa documental) à luz da teoria da fundamentação teórica. Deste modo, o framework apresenta a síntese das principais contribuições da pesquisa, como um guia de perspectivas e desenvolvimento de IH. Conceitualmente, o modelo propõe a IH como resultado da simbiose entre a IN - o criador inato - e a IA, que representa a criação algorítmica. Enquanto os aspectos de processos e ferramentas e sistemas surgem como elementos que podem potencializar ou dificultar essa interação, eles são cruciais para entender a dinâmica e para a co-criação da IH. Quando se observa a categoria "Processos", nota-se o destaque para o mapeamento de processos, a identificação de problemas como morosidade, tarefas que se repetem excessivamente e situações de retrabalho. Também é ressaltada a importância de visualizar possibilidades na otimização de processos.

Na vertente da "IN", a ênfase é dada ao desenvolvimento de habilidades e competências. Também se valoriza a capacidade de ampliar o conhecimento e gerar sabedoria a partir dele. A "IH" destaca a importância do ser humano no centro da tomada de decisão. Outrossim, ressaltase o valor da geração de *insights* e conteúdos, oriundos da sinergia entre a IH e IA, um processo que pode ser entendido como co-criação (DELERMAN, 2019; JARRAHI et al., 2023).

Em relação a "IA", destaca-se a automação e otimização de processos e sistemas. Referente a sua habilidade de processar e armazenar um grande volume de dados. Ainda nesta categoria, é crucial abordar a segurança e a ética envolvidas nas aplicações da IA, bem como a capacidade de construir soluções embasadas tanto em conhecimento empírico quanto nos *insights* gerados pela própria IA.

Do mesmo modo, na categoria "Sistemas e Ferramentas", a importância é dada ao suporte e à infraestrutura de dados. A identificação de facilidades e dificuldades nesse âmbito também é outro ponto de destaque. Desta forma, este framework proposto não apenas organiza e sintetiza os achados da pesquisa, mas também fornece uma estrutura para futuras investigações e aplicações práticas no domínio da IH.

4.5 RESULTADOS

Os estudos que introduziram o tema da IH na literatura se concentraram nos sistemas híbridos inteligentes. O objetivo desses trabalhos é propor soluções combinando duas ou mais técnicas e algoritmos de IA incluindo aprendizado de máquina, processamento de linguagem natural e redes neurais.

As pesquisas de Wang, Liu e Lai (2004) destacaram a utilidade dos modelos híbridos em previsões de valores do petróleo. Seguido por Peddabachigari et al. (2007) que exploraram

modelos híbridos para sistemas de detecção. El-Dahshan (2010) abordou os sistemas híbridos inteligentes no contexto do reconhecimento de imagem. Calvo-Rolle et al. (2013) utilizaram SHIs para otimizar o procedimento de laminação do aço, enquanto Iwazum e Kaneiwa (2013) enfatizaram a análise de dados e reconhecimento de imagem. Sáiz-Bárbacena et al. (2015) propuseram a integração de redes neurais artificiais e sistemas baseados em regras de produção. Casteleiro-Roca et al. (2017) apresentaram um modelo para identificar defeitos em sensores, e a importância das ontologias destacada por Remolona et al. (2017). Moscoso-Zea et al. (2019) se concentraram na gestão do conhecimento no ensino. Por fim, Ove et al. (2020) ressaltaram a aplicabilidade dos SHIs em detectar irregularidades em geradores eólicos. Outros estudos sobre modelos de IA, om o uso de técnicas híbridas, sistemas cognitivos, aprendizado de máquina, pesquisas em setores da indústria, software, saúde e agricultura. Foi observada uma tendência nos textos em relação aos Sistemas Híbridos Inteligentes Artificiais (HAIS) e às Redes Neurais Artificiais (ANS). As principais áreas de estudo que tiveram evidência foram em ciência da computação, sistemas de informação, sistemas inteligentes híbridos e GC. Alguns artigos específicos que combinam GC e temas correlatos à IH também foram destacados estudos sobre ontologias como um ponto de ligação entre IH e GC. Além disso, destacaram-se os autores Tsui, E., Wang, W. M. (2013) com os estudos do capital intelectual e os sistemas híbridos inteligentes baseados em conhecimento, e os autores Céndon (2016) e Abdalla (2021) com as publicações sobre sistemas inteligentes híbridos e a GC. Gladkov, Gladkova e Legebokov (2015) com o estudo sobre os métodos de IA na construção de sistemas de GC, quanto importância da disseminação e transferência de conhecimento nas organizações, trabalho analítico e tomada de decisão. Seguido por Moscoso-Zea et al., (2019), em relação a infraestrutura de informação híbrida para *business intelligence e analytics* (BI&A) e GC para análise de dados educacionais e processos acadêmicos para a criação do conhecimento explícito, visando disseminar o conhecimento nas organizações.

Dentre os resultados da pesquisa, destaca-se as obras do professor e filósofo brasileiro João de Fernandes Teixeira (1996, 1998, 2006 e 2011). Ele foi um dos pioneiros a abordar o tema IH no Brasil, iniciando o debate sobre a combinação da IA e IN. Um de seus artigos mais notórios sobre o assunto é "Inteligência Híbrida: parcerias cognitivas entre mentes e máquinas" (2006). Em suas obras o autor discorreu as capacidades da mente humana, como intuição e empatia, com a capacidade de processamento de dados das máquinas. Não menos relevantes, outros autores que contribuíram para a análise e discussão dos dados da pesquisa foram: Leodolter (2017), Dellerman (2019); Peeters et al., (2021); Jarrashi et al. (2023) que discutem

sobre potencial da IA ampliar as capacidades e habilidades cognitivas humanas, gerando IH e permitindo novos resultados em diversas áreas, incluindo a educação. A visão futura é uma integração mais profunda entre humanos e máquinas, levando a colaborações mais produtivas.

Na educação, os estudos sobre IA trouxeram os autores Kaufman (2019), Vicari (2021), Holmes e Tuomi (2022) Gonsales e Kaufman (2023), Cavalcanti, Tavares e Castro (2022) com os estudos sobre a personalização do ensino, análises de desempenho aluno e colaboradores, formação contínua, automação de tarefas administrativas da IES e do docente. Nesse contexto, ao consolidar essas observações, tornou-se evidente a contribuição da IA para apoiar as organizações e os seus setores, e em destaque o contexto educacional para melhorar processos, sistemas e ferramentas, assim como a relevância da combinação da IA e IN envolvendo esses pilares dentro da organização.

Estudos recentes, em 2023, como o de Burger, Nitsche e Arlinghaus (2023) reforçam as descobertas desta pesquisa, o artigo explora os limites da IA em comparação com a IH. O estudo destaca as vantagens e desvantagens da combinação das duas formas de inteligência, culminando em um modelo proposto para a IH em compras. O artigo estuda proposições sobre a relação de ambas as inteligências e a aprendizagem mútua. Por fim, a pesquisa conclui que depender exclusivamente de IA ou da IN pode ser arriscado em certos processos, enquanto uma abordagem híbrida equilibra deficiências e otimiza desempenho em termos de custo, tempo e qualidade.

Correia et al. (2023) publicaram nesse ano, o artigo sobre a interação humano e máquina ainda é pouco explorada. Os autores estudam o design da IA centrado no ser humano e propõe uma estrutura para entender a interação humano e máquina. O objetivo da relação coevolutiva entre humanos e algoritmos para o design de sistemas inteligentes. Também, identificou uma lacuna em compreender a ética e a justiça na IA, bem como a necessidade de estratégias de governança.

Krinkin e Hichkina (2023), destacam as vantagens e desvantagens de uma IA centrada em dados. Os autores investigaram a IH coevolutiva, enfatizando a combinação entre a IN e da máquina. O estudo mostrou que as arquiteturas cognitivas atuais desconsideram o papel crucial do ser humano, apontando a necessidade da sua inclusão para solucionar problemas complexos. Por fim, destacam a relevância dos seres humanos auxiliando os sistemas de IA na resolução de problemas mutuamente.

Nesse contexto, as publicações recentes corroboram com as abordagens Teixeira, (2006); leodolter, (2017); Dellerman et al., (2019); Jarrahi et al., (2023) que defendem a IH

como a combinação das inteligências natural e artificial em que ambas inteligências se ampliam. Assim, compreende-se que os estudos da IH continuando avançando frente a necessidade de entender as perspectivas e potencialidades da interação humano e máquina.

A dissertação preenche uma lacuna acerca de um tema que sofreu uma evolução de 2001 a 2022, ao comparar a evolução das publicações, autores seminais, e autores atuais com mais recentes em IH. Através de uma análise detalhada, foi possível identificar mudanças sobre os estudos mais amplos de IH. Sendo estudos que tratava, de sistemas e modelos híbridos que abarca a combinação de dois ou mais modelos, visando o aprimoramento desses modelos. Em relação, a evolução dos estudos em GC e IH, no entendimento da relação dos modelos híbridos e do conhecimento humano empregado na construção desses modelos, assim como a interação do humano com a máquina. Por fim, evoluindo para os estudos da combinação da IA e IN na geração da IH no contexto organizacional, com a abordagem da co-criação e simbiose das inteligências. Nesse sentido, delimitando ao contexto da educação, com o objetivo de explorar a ampliação das habilidades e técnicas humanas e da máquina a partir da combinação da IA e IN (TEIXEIRA, 2006; LEODOLTER, 2017; DELLERMAN et al., 2019).

CONCLUSÕES

A pesquisa teve como objetivo compreender as perspectivas e limites da IH no contexto do ensino a distância na visão dos integrantes dos núcleos de uma instituição de ensino superior. Dessa forma, buscou responder a seguinte questão de pesquisa: “quais são as perspectivas e limites para geração de IH no ensino à distância?”.

Quanto aos resultados alcançados em cada objetivo da pesquisa, o primeiro objetivo foi a descrição dos processos de EAD nos núcleos NAP e NIE, a análise permitiu descrever todos os processos, principais atividades e áreas relacionadas referentes aos dois núcleos e onde estão alocados dentro da estrutura da IES. O segundo objetivo buscou identificar e descrever o uso de IA nos dois núcleos, identificou-se que no NAP não são utilizados ferramentas e sistemas de IA, mas há uma interação frequente com os sistemas sem aplicação de IA para a execução de atividades, reforçando a interação com algum tipo de tecnologia. Os colaboradores sugerem a automação de tarefas repetitivas e a integração de sistemas que atualmente não são interconectados, e precisam repetir as mesmas informações em sistemas diferentes. Para os entrevistados do NAP as facilidades e a usabilidade dos sistemas foram pontos destacados.

Em contrapartida, no NIE, os resultados indicaram que a IA é utilizada em uma escala limitada dentro da área, com o conhecimento concentrado em determinados funcionários. Contudo, ressalta-se o esforço individual e coletiva em busca de desenvolver habilidades técnicas para a implementação de ferramentas e aplicações que incorporam a IA em seus processos e sistemas por parte dos colaboradores e da liderança. Destacou-se o apoio da IA no desenvolvimento de tarefas e no aprimoramento de ferramentas que auxiliam na tomada de decisões.

O terceiro objetivo, focado na análise das perspectivas da relação entre a IA e IN no contexto do EAD, permitiu compreender sobre as possibilidades e limites da IH. As visões e experiências dos integrantes dos dois núcleos foram essenciais para perceber a relação entre humano e processos, ferramentas e IA e a combinação de IA e IN na educação. No atingimento desse objetivo identificou-se que a interação humano e máquina ocorre de forma automática por parte dos funcionários. Mas quando destacado a relação IA e IN nota-se que há uma evolução de parceria cognitiva para a criação e geração de IH. Há um consenso entre os entrevistados de que a IA pode ser uma aliada para a co-criação das suas tarefas, colaborando para que o humano possa utilizar o seu tempo livre para outras atividades que envolvam a criatividade e aumento de repertório, e contribuir para o processo do humano de ensinar e

aprender com a máquina. A partir dos resultados das entrevistas e dos grupos focais foram apontadas perspectivas para desenvolvimento da IH nos dois contextos.

Nos dois grupos, observou-se que os envolvidos ressaltaram mais vantagens do que desvantagens no uso da IA. Eles enfatizaram a IA como uma parceira no aumento do conhecimento, na otimização de processos, ferramentas e sistemas, e no aprimoramento de habilidades técnicas. Destacam que a criatividade é uma característica singular ao ser humano, sendo capacidades que a IA não possui, representando um dos principais diferenciais humano. Os núcleos concordam que nessa parceria entre IA e IN, o ser humano deve permanecer no centro dessa colaboração. A maioria dos entrevistados não apresentam receio de serem substituídos pela IA, pois acreditam que, na medida que a tecnologia evoluiu novas oportunidades surgirão e novas habilidades serão desenvolvidas. No entanto, enfatizam a necessidade de regulação, com foco na ética relacionada à IA e no uso responsável.

Os dois núcleos enfatizaram um aspecto convergente: a relevância da sinergia entre IA e IN na co-criação. Esta co-criação integra a inventividade humana às capacidades das ferramentas e sistemas, que propõem conteúdos, simplificando o ato criativo. Desse modo, a IA agiliza a procura por informações, processa e disponibiliza esses dados em um único lugar de forma consolidada. Além disso, à medida que o ser humano insere criatividade, subjetividade e contexto, a IA adapta suas respostas e conteúdos conforme a demanda solicitada. Nesse sentido, destaca-se a importância de manter o humano no centro do processo e da tomada de decisão. Essa perspectiva ressalta a singularidade da criatividade humana, reforçando que, mesmo com todas as suas habilidades avançadas, a IA permanece como uma ferramenta de apoio ao ser humano.

Assim, para o atingimento do quarto objetivo, foi sugerido um *framework* com base nos resultados da pesquisa e à luz da teoria, servindo como guia para perspectivas e desenvolvimento de IH. Esse modelo foi estruturado em cinco categorias: processos, sistemas e ferramentas, perspectivas e limites da IA. Destacou-se os facilitadores e dificultadores da IH dentro dos processos e sistemas e ferramentas, quanto ao uso e aplicações de IA, assim como a ênfase do ensino-aprendizagem que pode ocorrer entre IN e IA para a criação da IH. A categoria "Processos" abrange o mapeamento e otimização, enquanto "IN" enfatiza habilidades e geração de sabedoria. "IH" destaca o papel humano na tomada de decisões e sinergia com a IA. "IA" aborda automação, processamento de dados, segurança e ética. "Sistemas e Ferramentas" sublinham infraestrutura e desafios. Este framework não apenas sintetiza as descobertas, mas também orienta para futuras pesquisas em IH. Com isso, é fundamental enfatizar a necessidade

de treinar os indivíduos nas novas ferramentas e identificar os elementos que facilitadores ou dificultadores a interação entre humanos e máquinas para o desenvolvimento da IH

A partir da análise das entrevistas e dos grupos focais, a visão dos entrevistados sobre IA alinha-se com as perspectivas apresentadas Teixeira (2006) e Leodolter (2017), quanto a combinação da IA e IN para ampliar as habilidades humanas e melhorar os resultados obtidos. De encontro a esse pensamento, os dois núcleos, não apenas desmistificam o medo da substituição tecnológica, como também visualizam a IA como uma ferramenta de co-criação, como abordam Dellerman et al. (2019) e Jarrahi et al. (2023).

Os dois núcleos entrevistados, destacam importância das habilidades humanas, como a criatividade e expansão de repertório, e acreditam que a IA pode potencializar esses atributos ao assumir tarefas mais mecânicas e repetitivas. Neste contexto, o ensinamento mútuo entre humanos e máquinas é visto como crucial. Além disso, outros autores deste estudo, como Gladkova e Legebokov (2015) e Vicari, (2021) também corroboram com o pensamento da coevolução entre ambas as inteligências no contexto educacional e de GC. Portanto, relação às contribuições práticas para o EAD, as automatizações de processos podem liberar os funcionários das tarefas repetitivas e burocráticas podem feitas uma vez invista-se em treinamentos e capacitação tecnológica. A formação contínua das novas ferramentas e tecnologias é fundamental para os funcionários e docentes. Nesse sentido, com base na conclusão desse estudo, surgem perspectivas claras para o desenvolvimento da IH em diferentes contextos para avançar nesta área de estudo.

REFERÊNCIAS

- ACKOFF, Russell L. From data to wisdom. **Journal of applied systems analysis, IEEE**. v. 16, n. 1, p. 3-9, 1989.
- AKATA, Zeynep et al. A research agenda for hybrid intelligence: augmenting human intellect with collaborative, adaptive, responsible, and explainable artificial intelligence. **Computer**, v. 53, n. 08, p. 18-28, 2020.
- ALAVI, Maryam; TIWANA, Amrit. Knowledge management: The information technology dimension. **The Blackwell handbook of organizational learning and knowledge management**, p. 104-121, 2003.
- AMORIM, Maurício JV; BARONE, Dante; MANSUR, André Uebe. Técnicas de aprendizado de máquina aplicadas na previsão de evasão acadêmica. In: **Brazilian Symposium on Computers in Education** (Simpósio Brasileiro de Informática na Educação-SBIE). 2008. p. 666-674.
- ARAUJO, Luis César, G. et al. **Gestão de Processos - Melhores Resultados e Excelência Organizacional**, 2ª edição. Disponível em: Biblioteca integrada. Grupo GEN, 2016.
- BASSETT, Caroline. C. The computational therapeutic: exploring Weizenbaum's ELIZA as a history of the present. **AI & Soc** 34, 803–812 (2019). <https://doi.org/10.1007/s00146-018-0825-9>.
- BEJARANO, Viviane Carvalho et al. Equipes e comunidades de prática como estruturas complementares na gestão do conhecimento organizacional. **Journal of Technology Management & Innovation**, v. 1, n. 3, p. 100-106, 2006.
- BERNAL ZAMORA, Leonardo; BALLESTEROS-RICAURTE, Javier Antonio. Metodologia para a construção de objetos virtuais de aprendizagem, baseada na realidade aumentada. **Sophia**, v. 13, n. 1, p. 4-12, 2017.
- BISSON, C., BOUKEF, N. Exploring the Relationship between Digital Transformation Intelligence and Organizational Agility. **IEEE International Conference on Technology Management, Operations and Decisions (ICTMOD)**. Marrakech, Marrocos, 2021, p. 1-8, doi: 10.1109/ICTMOD52902.2021.9739479.
- BOSTROM, Nick. The control problem. Excerpts from superintelligence: Paths, dangers, strategies. **Science Fiction and Philosophy: From Time Travel to Superintelligence**, p. 308-330, 2016.
- BOTELHO, L. IA nos negócios: 6 setores que utilizam Inteligência Artificial. **Aquarela**, 23, set. 2022. Disponível em: < <https://www.aquare.la/ia-nos-negocios/>>. Acesso em: 01, out. 2022.
- BRASIL. Decreto 5.622, de 19 de dezembro de 2005. Regulamenta o artigo 80 da Lei no 9.394, de 20 de dezembro de 1996, que estabelece as diretrizes e bases da educação nacional.

BRASIL. **Educação Conectada**. Disponível em: <<http://educacaoconectada.mec.gov.br/todas-noticias/219-novas-diretrizes-reforcam-uso-da-tecnologia-nos-processos-de-aprendizagem>>. Acesso em: 18 mai. 2023.

BRASIL. **Lei de Diretrizes e Bases da Educação Nacional**, LDB nº 9394/1996. Disponível em: <<https://www2.senado.leg.br/bdsf/bitstream/handle/id/70320/65.pdf>>. Acesso em: 16 jul. 2022.

BRASIL. Ministério da Ciência, Tecnologia e Inovação. **Estratégia Brasileira de Inteligência Artificial**. Junho de 2023. Disponível em: <https://www.gov.br/mcti/pt-br/acompanhe-o-mcti/transformacaodigital/inteligencia-artificial> > Acesso em: 20 jul. 2023.

BUCHANAN, Bruce G.; FEIGENBAUM, Edward A. DENDRAL and Meta-DENDRAL: **Their applications dimension. Artificial intelligence**, v. 11, n. 1-2, p. 5-24, 1978.

BURGER, Markus; NITSCHKE, Anna-Maria; ARLINGHAUS, Julia. Hybrid intelligence in procurement: Disillusionment with AI's superiority?. **Computers in Industry**, v. 150, p. 103946, 2023.

CALDEIRA, Fátima Hassan. O mecanismo de busca do Google e a relevância na relação sistema-usuário. **Letrônica**, v. 8, n. 1, p. 91-106, 2015.

CALVO-ROLLE, José Luis et al. A hybrid intelligent system for PID controller using in a steel rolling process. **Expert Systems with Applications**, v. 40, n. 13, p. 5188-5196, 2013.

CARVALHO, André CARLOS Ponce de Leon et al. Inteligência Artificial: riscos, benefícios e uso responsável. **Estudos Avançados**, v. 35, p. 21-36, 2021.

CASTELEIRO-ROCA, José-Luis et al. Hybrid intelligent system to perform fault detection on BIS sensor during surgeries. **Sensors**, v. 17, n. 1, p. 179, 2017.

CAVALCANTI, W. et al. Aplicação da Inteligência Artificial no Ensino Superior: Áreas e Características. **Revista ADM. MADE**, v. 25, n. 1, p. 040-061, 2022.

CHAHAD, José Paulo Zeetano. A Pandemia da COVID-19 Acelerou o Processo de Automação. **Boletim Informações Fipe**, n. 494, p. 14-27, 2021.

CHEN, Jim X. A evolução da computação: AlphaGo. **Computação em Ciência e Engenharia**. v. 18, n. 4, pág. 4-7, 2016.

CHEN, Xuefeng et al. PSO-VFA: A Hybrid Intelligent Algorithm for Coverage Optimization of UAV-Mounted Base Stations. **Journal of Internet Technology**, v. 23, n. 3, p. 487-495, 2022.

CHEN, Yanyan et al. Development of a Hybrid Intelligent Process Model for Micro-Electro Discharge Machining Using the TTM-MDS and Gaussian Process Regression. **Micromachines**, v. 13, n. 6, p. 845, 2022.

CHEN, Ying; ARGENTINIS, JD Elenee; WEBER, Griff. IBM Watson: como a computação cognitiva pode ser aplicada aos desafios de big data na pesquisa de ciências da vida.

Terapêutica clínica. v. 38, n. 4, pág. 688-701, 2016.

CHOO, Chun Wei. Information management for the intelligent organization: the art of scanning the environment. **Information Today**, Inc., 2002.

CORREIA, António. et al. Designing for Hybrid Intelligence: A Taxonomy and Survey of Crowd-Machine Interaction. *Applied Sciences*, v. 13, n. 4, p. 2198, 2023.

CRESWELL, John W.; CRESWELL, J. David. **Projeto de pesquisa:- Métodos qualitativo, quantitativo e misto.** Penso Editora, 2021.

D'ARC, T. O que é inteligência artificial: 16 exemplos no seu dia a dia. **SmartHint**, 25 de mar, 2022. Disponível em: <<https://exame.com/pop/engenheiro-do-google-diz-que-inteligencia-artificial-da-empresa-ganhou-vida/>> Acesso em: 01 de out. 2022.

DA SILVA, Leonardo Ferreira. Dados Abertos Governamentais conectados em Big Data: framework conceitual. **Editora Dialética**, 2022.

DALKIR, K. **Knowledge management in theory and practice.** Third ed. London: Cambridge, 2017.

DAMIAN, Ieda Pelógia Martins; CABERO, M. O. R. O. M. Mapeamento da Produção Científica sobre Gestão do Conhecimento e Memória Organizacional: um Enfoque Sobre os Modelos de Implantação e os Fatores Críticos de Sucesso. **Perspectivas em Gestão do Conhecimento**, v. 10, n. 3, p. 226-245, 2020.

DAVENPORT, T. H.; PRUSAK, L. Working knowledge. How organizations manage what they know. Massachusetts: **Harvard Business School Press**, 2000.

DAVENPORT, T. Saving IT's Soul: Human-Centered Information Management. **Harvard Business Review**: 1994. Disponível em: <<https://hbr.org/1994/03/saving-its-soul-human-centered-information-management>>. Acesso em: 18 mar. 2023.

DE ANDRADE, Ilza Almeida et al. Inteligência coletiva e ferramentas web 2.0: a busca da gestão da informação e do conhecimento em organizações. **Perspectivas em Gestão & Conhecimento**, v. 1, n. 1, p. 27-43, 2011.

DE ARAÚJO, Rhoberta Santana; JEZINE, Edineide. A expansão da educação a distância no Brasil e as contradições entre capital e trabalho. **Revista Internacional de Educação Superior**, v. 7, p. e021041-e021041, 2021.

DE FREITAS, N. **Inteligência de negócios e análise de dados.** Editora Senac São Paulo, 2023.

DE PAIVA JÚNIOR, F. et al. Validade e confiabilidade na pesquisa qualitativa em administração. **Revista de Ciências da Administração**, v. 13, n. 31, 2011.

DE SÁ FILHO, P.; MARTINS MENDONÇA GOMES, R. Tecnologias digitais e usabilidades no ensino a distância. **Revista UFG**, Goiânia, v. 19, 2019. DOI:

10.5216/revufg.v19.61452. Disponível em:

<<https://revistas.ufg.br/revistaufg/article/view/61452>>. Acesso em: 18 fev. 2023.

DELLERMANN, Dominik et al. Hybrid intelligence. **Business & Information Systems Engineering**, v. 61, p. 637-643, 2019.

DENNETT, Daniel. C. **Tipos de mentes: rumo a compreensão da consciência**. Rio de Janeiro: Rocco, 1997.

DESCARTES, René. **Meditações sobre a filosofia primeira**. Campinas, SP: Edições COMEDECON e IFCH-UNICAMP, 1999.

Diário Oficial [da] República Federativa do Brasil. Brasília, DF, 20 dez. 2005. Disponível em: <<https://www2.camara.leg.br/legin/fed/decret/2005/decreto-5622-19-dezembro-2005-539654-publicacaooriginal-39018-pe.html>> Acesso em: 11 set. 2022.

EL-DAHSHAN, El-Sayed Ahmed; HOSNY, Tamer; SALEM, Abdel-Badeeh M. Hybrid intelligent techniques for MRI brain images classification. **Digital signal processing**, v. 20, n. 2, p. 433-441, 2010.

FAN, Cheng et al. Advanced data analytics for enhancing building performances: From data-driven to big data-driven approaches. In: Building Simulation. **Tsinghua University Press**, p. 3-24, 2021.

FARIA, L. Inteligência humana: abordagens biológicas e cognitivas. **Paidéia**: Ribeirão Preto, SP: 2003. DOI: <https://doi.org/10.1590/S0103-863X2003000200011>.

FERREIRA, Thiago Borne. Não estamos violando a primeira lei de asimov: drones e os limites da inteligência artificial. **Coleção Meira Mattos: revista das ciências militares**, v. 8, n. 32, p. 125-130, 2014.

FREITAS, T. Os 4 setores mais promissores para o uso de Inteligência Artificial no Brasil. **StartSe**, 6 set. 2022. Disponível em: <<https://www.startse.com/artigos/os-4-setores-mais-promissores-para-uso-de-inteligencia-artificial-no-brasil/>>. Acesso em: 01, out. 2022.

FURR, Nathan; OZCAN, Pinar; EISENHARDT, Kathleen. O Que é a Transformação Digital? Tensões Fundamentais enfrentadas pelas Empresas estabelecidas no Cenário Mundial. **Revista Inteligência Competitiva**, v. 12, n. 1, 2022.

GARDNER, Howard E. **Multiple intelligences: New horizons in theory and practice**. Basic books, 2008.

GARTNER. What's New in Artificial Intelligence from the 2022 **Gartner Hype**. Disponível em: <[Cyclehttps://www.gartner.com/en/articles/what-s-new-in-artificial-intelligence-from-the-2022-gartner-hype-cycle](https://www.gartner.com/en/articles/what-s-new-in-artificial-intelligence-from-the-2022-gartner-hype-cycle)>. Acesso em: 24, setembro de 2022.

GASKELL, G.; BAUER, M. W. Para uma prestação de contas pública: além da amostra, da fidedignidade e da validade. In: BAUER, M. W.; GASKELL, G. (Ed.). **Pesquisa qualitativa com texto, imagem e som: um manual prático**. 4. ed. Petrópolis: Vozes, 2005.

GIL, A. C. **Como elaborar projetos de pesquisa**. 4ª ed. São Paulo: Atlas, 2007.

GLADKOV, L.; GLADKOVA, V. et al. Organization of knowledge management based on hybrid intelligent methods. In: **Software Engineering in Intelligent Systems**. Springer, Cham, 2015.

GOLEMAN, Daniel. **O cérebro e a inteligência emocional: novas perspectivas**. Objetiva, 2012.

GOMES, D. dos S. Inteligência Artificial: conceitos e aplicações. **Olhar Científico**. v1, n. 2, p. 234-246, 2010.

GOMES, R.; SOUZA, et al. **Organização, processamento, análise e interpretação de dados: o desafio da triangulação**. Rio de Janeiro: Fiocruz, 2005.

GONSALES, P.; KAUFMAN, D. IA na educação: da programação à alfabetização em dados. ETD - **Educação Temática Digital**, Campinas, SP, v. 25, n. 00, p. e023032, 2023. DOI: 10.20396/etd.v25i00.8666522.

GOODFELLOW, Ian et al. Generative adversarial nets. **Advances in neural information processing systems**, v. 27, 2014.

HALEVY, Alon; NORVIG, Peter; PEREIRA, Fernando. The unreasonable effectiveness of data. **IEEE intelligent systems**, v. 24, n. 2, p. 8-12, 2009.

HARMATIUK, Lucas; COELHO, Taiane Ritta. Ferramentas de BI para inteligência competitiva: o caso Ebanx. **Revista Brasileira de Educação em Ciência da Informação**, v. 8, 2021.

HAYKIN, S. **Redes neurais: princípios e prática**. [S.l.]: Bookman Editora, 2007.

HEINZLE, Roberto et al. **Protótipo de uma ferramenta para criação de sistemas especialistas baseados em regras de produção**. UFSC, 1995. Disponível em: <https://repositorio.ufsc.br/xmlui/handle/123456789/157957>. Acesso em: 17 mai.2023.

HOLMES, Wayne; TUOMI, Ilkka. State of the art and practice in AI in education. **European Journal of Education**, v. 57, n. 4, p. 542-570, 2022.

HOUAISS, Antônio; VILLAR, Mauro de Salles. **Grande Dicionário Houaiss da Língua Portuguesa**. Rio de Janeiro: Objetiva, 2008.

IWAZUM, Michiaki; KANEIWA, Ken. Community-Driven and Ontology-Based Biological Knowledge Management: A Hybrid Approach to Harnessing Collective Intelligence. In: 2013 14th ACIS International Conference on Software Engineering, **Artificial Intelligence, Networking and Parallel/Distributed Computing**. IEEE, 2013. p. 387-393.

JARRAHI, Mohammad Hossein et al. Artificial intelligence and knowledge management: A partnership between human and AI. **Business Horizons**, v. 66, n. 1, p. 87-99, 2023.

JENKINS, Henry. **Cultura da Convergência**. São Paulo: Aleph, 2008.

JOBIN, A.; IENCA, M.; VAYENA, E. The global landscape of AI ethics guidelines. **Nature Machine Intelligence**, v. 1, n. 9, p. 389-399, 2019.

KAUFMAN, Dora. A inteligência artificial irá suplantará a inteligência humana?. **Estação das Letras e Cores**. EDI, 2019.

KAUFMAN, Dora; SANTAELLA, Lucia. O papel dos algoritmos de inteligência artificial nas redes sociais. **Revista Famecos**, v. 27, n. 1, p. e34074-e34074, 2020.

KHALFA, Jean. **A natureza da Inteligência**. UNESP, 1996.

KRINKIN, Kirill; SHICHKINA, Yulia. Cognitive architecture for Co-evolutionary hybrid intelligence. In: International Conference on Artificial General Intelligence. **Cham: Springer International Publishing**, 2023. p. 293-303.

KYE B.; HAN, N.; KIM E.; PARK Y.; JO, S. Educational applications of metaverse: possibilities and limitations. **J Educ Eval Health**. Doi: 10.3352/jeehp.2021.18.32, Epub, 2021.

LAMPROPOULOS, G., KERAMOPOULOS, E., DIAMANTARAS, K., & EVANGELIDIS, G. Augmented reality and gamification in education: A systematic literature review of research, applications, and empirical studies. **Applied Sciences**, v. 12, n. 13, p. 6809, 2022.

LECUN, Yann; BENGIO, Yoshua; HINTON, Geoffrey. Deep learning. **nature**, v. 521, n. 7553, p. 436-444, 2015.

LEE, E. A; SESHIA, S. A. **Introduction to embedded systems: A cyber-physical systems approach**, MIT Press, 2016.

LEE, K. F. **Inteligência artificial**. Rio de Janeiro: Globo, 2019.

LEE, Kai-Fu; QIUFAN, Chen. **2041: Como a inteligência artificial vai mudar sua vida nas próximas décadas**. São Paulo: Globo, 2022.

LEODOLTER, Werner. **Digital Transformation shaping the Subconscious Minds of Organizations**. DOI: 10.1007/978-3-319-53618-7. Springer: 2017.

LÉVY, Pierre. **A inteligência coletiva: por uma antropologia do ciberespaço**. 4 ed. São Paulo: Loyola, 2003.

LI, Yuxi. Deep reinforcement learning: An overview. **arXiv preprint arXiv:1701.07274**, 2017.

LIU, Ran; REN, Zong-qiang; WANG, Zhen-yu. Dualism of Knowledge Creation for Human-Machine Interactive Processing. In: **2018 2nd IEEE Advanced Information Management, Communicates, Electronic and Automation Control Conference (IMCEC)**. p. 1487-1490, 2018.

LUDERMIR, Teresa Bernarda. Inteligência Artificial e Aprendizado de Máquina: estado atual e tendências. **Estudos Avançados**, v. 35, p. 85-94, 2021.

MAHESH, Batta. Machine learning algorithms-a review. **International Journal of Science and Research (IJSR)**. v. 9, p. 381-386, 2020.

MALEE-WONG, K.; ANUTARIYA, C.; WUWONGSE, V. A collective intelligence approach to collaborative knowledge creation. In: **INTERNATIONAL CONFERENCE ON SEMANTICS, KNOWLEDGE AND GRID**, 4., 2008, Beijing. Anais [...]. Beijing: IEEE, 2008. p. 64-70. DOI: 10.1109/SKG.2008.80.

MALLIK, Sruti; GANGOPADHYAY, Ahana. Proactive and reactive engagement of artificial intelligence methods for education: a review. **Frontiers in Artificial Intelligence**, v. 6, p. 1151391, 2023.

MANYIKA, J.; CHUI, M.; MIREMADI, M. Where machines could replace humans—and where they can't (yet). **Harvard Business Review**, v. 94, n. 7/8, p. 60-67, 2016.

MARIANO, Ari Melo; ROCHA, Maíra Santos. Revisão da literatura: apresentação de uma abordagem integradora. In: AEDM International Conference. 2017. p. 427-442.

MARTINS, Agnaldo Lopes. Potenciais aplicações da Inteligência Artificial na Ciência da Informação. **Informação & Informação**, v. 15, n. 1, p. 1-16, 2010.

MCCARTHY, John. History of LISP. In: **History of programming languages**. 1978. P. 173-185.

MCCORDUCK, Pamela; CFE, Cli. Machines who think: A personal inquiry into the history and prospects of artificial intelligence. **CRC Press**, 2004.

MENDES, P.; MACHIAVELLI, J.; GUSMÃO, C. Avaliação de tecnologias de recomendação de conteúdo baseadas em Inteligência Artificial numa visão educacional. In: **25º CIAED Congresso Internacional ABED de Educação a Distância**. 2019.

MENDES, Raquel Dias. Inteligência artificial: sistemas especialistas no gerenciamento da informação. **Ciência da informação**, v. 26, p. 39-45, 1997.

MEYRAN, R. São os humanos, não as máquinas, que criam significado. **Unesco**, 2014. Disponível em: < <https://pt.unesco.org/courier/2018-3/sao-os-humanos-nao-maquinas-que-criam-significado>>. Acesso em: 19, junho de 2022.

MINAYO, M. C. S. **Introdução**. In: MINAYO, M. C. S.; ASSIS, S. G.; SOUZA, E. R. (Org.). Avaliação por triangulação de métodos: Abordagem de Programas Sociais. Rio de Janeiro: Fiocruz, 2010.

MINAYO, M. C. S. O desafio do conhecimento: Pesquisa Qualitativa em Saúde. (12ª edição). São Paulo: **Hucitec-Abrasco**, 2010.

MIRANDA, Maria José. A inteligência humana: contornos da pesquisa. **Paidéia (Ribeirão Preto)**, v. 12, p. 19-29, 2002.

MITTELSTADT, B. D. et al. The ethics of algorithms: Mapping the debate. **Big data &**

society, v. 3, n. 2, 2016. Disponível em: <https://doi.org/10.1177/2053951716679679>. Acesso em: 15.mai.2023.

MOLENAAR, Inge. Towards hybrid human-AI learning technologies. **European Journal of Education**, v. 57, n. 4, p. 632-645, 2022.

MONARD, Maria Carolina; BARANAUKAS, José Augusto. Aplicações de Inteligência Artificial: Uma Visão Geral. **São Carlos: Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação de São Carlos**, 2000.

MONARD, Maria Carolina; BARANAUSKAS, José Augusto. Conceitos sobre aprendizado de máquina. **Sistemas inteligentes-Fundamentos e aplicações**, v. 1, n. 1, p. 32, 2003.

MORADI, Morteza; MORADI, B.; BAYAT, F.; TOOSI, A.N. Collective hybrid intelligence: towards a conceptual framework. **International Journal of Crowd Science**, Vol. 3, n. 2, 2019.

MORAN, José Manuel; VALENTE, José Armando. **Educação a distância: pontos e contrapontos**. Summus Editorial, 2015.

MOSCOSO-ZEA, Oswaldo; CASTRO, J.; PAREDES-GUALTOR, J.; LUJÁN-MORA. A hybrid infrastructure of enterprise architecture and business intelligence & analytics for knowledge management in education. **IEEE access**, v. 7, p. 38778-38788, 2019.

NEGASH, S. Inteligência de Negócios. Communications of the Association for Information Systems, v. 13, 2004. Disponível em: <https://doi.org/10.17705/1CAIS.01315>.

NONAKA, I.; TAKEUCHI, H. **Gestão do Conhecimento**. Porto Alegre: Bookman, 2008.

NONAKA, I; TAKEUCHI, H; RODRIGUES, A.B; CELESTE. **Criação de conhecimento na empresa: como as empresas japonesas geram a dinâmica da inovação**. Rio de Janeiro: Elsevier, 1997.

NORMAN, Don. **The design of everyday things: Revised and expanded edition**. Basic books, 2013.

NUNES, A. I. B. L.; SILVEIRA, R.N. Inteligência. In: _____. **Psicologia da Aprendizagem: processos, teorias e contextos**. 3. ed. Brasília: Líber Livro, 2011.

OBERMEYER, Z.; Powers, B.; Vogeli, C.; Mullainathan, S. Dissecting racial bias in an algorithm used to manage the health of populations. **Science**, v. 366, n. 6464, p. 447-453, 2019.

OVE, E.; CASTELEIRO-ROCA, J.; et al. Anomaly detection based on intelligent techniques over a bicomponent production plant used on wind generator blades manufacturing. **Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial**, v. 17, n. 1, p. 84-93, 2020.

PASCHEN, Jeannette; WILSON, Matthew; FERREIRA, João J. Collaborative intelligence: How human and artificial intelligence create value along the B2B sales funnel. **Business Horizons**, v. 63, n. 3, p. 403-414, 2020.

PAULEEN, David J. Dave Snowden on KM and big data/analytics: Interview with David J. Pauleen. **Journal of Knowledge Management**, v. 21, n. 1, p. 12-17, 2017.

PEDDABACHIGARI, Sandhya et al. Modeling intrusion detection system using hybrid intelligent systems. **Journal of network and computer applications**, v. 30, n. 1, p. 114-132, 2007.

PEETERS, Marieke MM et al. Hybrid collective intelligence in a human–AI society. **AI & society**, v. 36, p. 217-238, 2021.

PRENSKY, Marc. Digital natives, digital immigrants part 2: Do they really think differently?. *On the horizon*, v. 9, n. 6, p. 1-6, 2001.

RAUTENBERG, Sandro; DO CARMO, Paulo Ricardo Viviurka. Big data e ciência de dados: complementariedade conceitual no processo de tomada de decisão. **Brazilian Journal of Information Science: research trends**, v. 13, n. 1, p. 56-67, 2019.

REMOLONA, Miguel Francisco M. et al. Hybrid ontology-learning materials engineering system for pharmaceutical products: Multi-label entity recognition and concept detection. **Computers & Chemical Engineering**, v. 107, p. 49-60, 2017.

RESSEL, Lúcia Beatriz et al. O uso do grupo focal em pesquisa qualitativa. **Texto & Contexto-Enfermagem**, v. 17, p. 779-786, 2008.

REZENDE, Solange Oliveira. **Sistemas inteligentes: fundamentos e aplicações**. Editora Manole Ltda, 2003.

RICCI, Francesco; ROKACH, Lior; SHAPIRA, Bracha. Introdução ao manual de sistemas de recomendação. In: Manual de sistemas de recomendação . Boston, MA: **springer** US, 2010. p. 1-35.

ROSÁRIO, João Maurício. **Robótica Industrial I Modelagem, Utilização e Programação**. Editora Baraúna, 2010.

ROTHENBERG, A. Paradoxo de Moravec: Consideração no Contexto de Duas Funções do Hemisfério Cerebral. **Acta Neurologica et Psychiatrica Scandinavica**, v. 55, p. 108-111, 2013. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/BF03379600>.

RUSSEL, S., NORVIG, P. **Inteligência Artificial**. Rio de Janeiro: Elsevier. 2013.

RUSSELL, S. **Inteligência artificial a nosso favor: Como manter o controle sobre a tecnologia**. Tradução de Berilo Vargas. São Paulo: Companhia das Letras, 2021.

SACCOL, Amarolinda Zanela. Um retorno ao básico: compreendendo os paradigmas de pesquisa e sua aplicação na pesquisa em administração. **Revista de Administração da UFSM**, v. 2, n. 2, p. 250-269, 2009.

SAGIROGLU, Seref; SINANC, Duygu. Big data: A review. In: 2013 **international conference on collaboration technologies and systems (CTS)**. IEEE, 2013. p. 42-47.

SÁIZ-BÁRCENA, L., HERRERO, Á., CAMPO, M. Á. M. D., & MARTÍNEZ, R. D. O. Easing knowledge management in the power sector by means of a neuro-genetic system. **International Journal of Bio-Inspired Computation**, 7(3), 170-175, 2015.

SAMPIERI, R.H., COLLADO, C.F., LUCIO, M.P.B. **Metodologia de Pesquisa**. Porto Alegre: Penso, 2013.

SARACEVIC, Tefko. Ciência da informação: origem, evolução e relações. **Perspectivas em ciência da informação**, v. 1, n. 1, 1996.

SCHELINI, Patrícia Waltz. Teoria das inteligências fluida e cristalizada: início e evolução. **Estudos de Psicologia (Natal)**, v. 11, p. 323-332, 2006.

SEARLE, J.R. **Minds, Brains, and Programs. Behavioral and Brain sciences 3**. Cambridge: Cambridge University Press. p. 417-457, 1980.

SHARDA, R.; DELEN, D.; TURBAN, E. **Business Intelligence e Análise de Dados para Gestão do Negócio**. 4 ed. Porto Alegre: Bookman, 2019.

SHARMA, Nikhil. The origin of the data information knowledge wisdom (DIKW) hierarchy. **Preuzeto**, 2008.

SHINDE, Pramila P.; SHAH, Seema. A review of machine learning and deep learning applications. Fourth international conference on computing communication control and automation (ICCUBEA). **IEEE**, 2018. p. 1-6.

SICHMAN, Jaime Simão. Inteligência Artificial e sociedade: avanços e riscos. **Estudos Avançados**, v. 35, p. 37-50, 2021

SILVA NETO, Victo José da; BONACELLI, Maria Beatriz Machado; PACHECO, Carlos Américo. O sistema tecnológico digital: inteligência artificial, computação em nuvem e Big Data. **Revista Brasileira de Inovação**, v. 19, 2021.

SILVA, Geylsson Nascimento; DE ARRUDA, José Nilton Conserva. Teste de Turing: Um computador é capaz de pensar?. In: **Congresso Nacional de Pesquisa e Ensino em Ciência (CONAPESC)**, 2016.

STAIR, Ralph M. et al. **Princípios de sistemas de informação**. Cengage Learning, 2023.

SVEIBY, K. E. **Gestão do conhecimento: as lições dos pioneiros**. Global Brands Sveiby Associados, 2001.

TEIXEIRA, João de Fernandes. **Cérebro, Máquina e Consciência: Uma Introdução à Filosofia da Mente**. São Carlos: Editora da UFSCar, 1996.

_____. **Mentes e máquinas: Uma introdução à ciência cognitiva**. Porto Alegre, RS: Artes Médicas, 1998.

TEIXEIRA, J. de F.; GUIMARÃES, A. S. Inteligência Híbrida: parcerias cognitivas entre mentes e máquinas. **Informática na educação: teoria & prática**, Porto Alegre, v. 9, n. 2, 2006.

_____. A humanização dos robôs. *Filosofia* (São Paulo), São Paulo, p. 36-37, 15 ago. 2011.

_____. O cérebro e o Robô: inteligência artificial, biotecnologia e a nova ética. 1ª ed. São Paulo: Editora Paulus, 2015.

_____. Será que o Watson pensa? *Filosofia* (São Paulo), São Paulo, p. 54-55, 15 abr. 2011.

_____. Somos todos Ciborgues. *Filosofia* (São Paulo), São Paulo, p. 54-55, 15 mai. 2011.

TSUI, E., et al. (2014). Knowledge-based extraction of intellectual capital-related information from unstructured data. **Expert Systems with Applications**, 41(4), 1315-1325.

VALVERDE, R.O, et al. Transições justas por meio de inovações agroecológicas na agricultura familiar na Guatemala: facilitadores e barreiras para a igualdade de gênero. **Inovação Ambiental e Transições Sociais**, v. 45, pág. 228-245, 2022.

VICARI, R. M. Influências das Tecnologias da Inteligência Artificial no ensino. **Estudos Avançados**, [S. l.], v. 35, n. 101, p. 73-84, 2021. DOI: 10.1590/s0103-4014.2021.35101.006. Disponível em: <https://www.revistas.usp.br/eav/article/view/185034>. Acesso em: 21 jun. 2023.

VIEIRA, Almir Martins; RIVERA, Dario Paulo Barrera. A Hermenêutica no Campo Organizacional: duas possibilidades interpretativistas de pesquisa. **Revista Brasileira de Gestão de Negócios**, v. 14, p. 261-273, 2012.

WANG, Shouyang; YU, Lean; LAI, Kin Keung. A novel hybrid AI system framework for crude oil price forecasting. In: Chinese academy of sciences symposium on data mining and knowledge management. Berlin, Heidelberg: **Springer Berlin Heidelberg**, 2004. p. 233-242.

WANG, Weitian et al. Facilitating human–robot collaborative tasks by teaching-learning-collaboration from human demonstrations. **IEEE Transactions on Automation Science and Engineering**, v. 16, n. 2, p. 640-653, 2018.

WANG, Yuntao et al. Uma pesquisa sobre o ChatGPT: conteúdos, desafios e soluções gerados por IA. **arXiv preprint arXiv:2305.18339**, 2023.

Watson is AI for Business. IBM, 2022. Disponível em: < https://www.ibm.com/watson/about?mhsrc=ibmsearch_a&mhq=watson>. Acesso em: 09 out. 2022.

What is artificial intelligence (AI)? **International Business Machines**. IBM, 2023. Disponível em: < <https://www.ibm.com/topics/artificial-intelligence> >| IBM. Acesso em 10 mai. 2023.

WIIG, Karl. How Effective Decision Making Leads to Corporate Success. **Elsevier Butterworth–Heinemann 200 Wheeler Road**, Burlington, MA, 2004.

YIN, R. **Estudo de Caso: Planejamento e Métodos**. 4ª ed. Porto Alegre: Bookman, 2010.

YUAN, W.; CHEN, Y.; WANG, R.; DU, Z. Collective Intelligence in Knowledge Management. In: XU, L.D.; TJOA, A.M.; CHAUDHRY, S.S. (Eds.). Research and Practical Issues of Enterprise Information Systems II. IFIP — **The International Federation for Information Processing**, v. 254. Boston: Springer, 2007. Disponível em: https://doi.org/10.1007/978-0-387-75902-9_72.

YUEN, C. K.; WONG, W. F. BaLinda Lisp: a parallel list-processing language. In: [1990] **Proceedings of the 2nd International IEEE Conference on Tools for Artificial Intelligence**, Herndon, VA, USA, 1990. Pp. 618-624. DOI: 10.1109/TAI.1990.130409.

ZELENY, M. Management support systems: towards integrated knowledge management. **Human systems management**, 7(1), 59-70, 1987.

ZHANG, Hongming; YU, Tianyang. AlphaZero. Deep Reinforcement Learning: Fundamentals. **Research and Applications**, p. 391-415, 2020.

APÊNDICE A – ARTIGO DA REVISÃO BIBLIOMÉTRICA⁴**KMBrasil 2022**

Humanidade, Tecnologia e Conhecimento:
adaptabilidade contínua em mundo em transformação
São Paulo (SP), Brasil, 19 a 22 de setembro de 2022

**Coevolução da inteligência natural e
artificial: a geração da Inteligência Híbrida**

JENIFER FERRAZ CALVI
Jeniferferraz94@gmail.com

**KMBrasil
2022**

Congresso Brasileiro de
Gestão do Conhecimento

⁴ ⁴ Artigo apresentado no congresso Nacional de Gestão do Conhecimento – KM e aceito na Revista Inteligência Empresarial.

HILKA PELIZZA VIER MACHADO
(UNICESUMAR)

hilka.machado@unicesumar.edu.br

Área temática:

**TEMA 9 – Tecnologia da Informação Inteligente e
Gestão do Conhecimento (TIGC)**

TEMA 9 – Tecnologia da Informação Inteligente e Gestão do Conhecimento (TIGC)

Coevolução da inteligência natural e artificial: a geração da Inteligência híbrida

Resumo

Nos últimos anos a inteligência artificial (IA) tem atingido uma grande proporção com o seu crescimento acelerado. No que tange à autonomia nas tomadas de decisões e nos limites que podem ser parametrizados, desde a configuração da máquina e até o seu funcionamento, os algoritmos são responsáveis pela programação dos sistemas inteligentes. Para otimizar esses sistemas é importante focar na combinação da inteligência humana e da máquina, esta última representada pela IA. Esta combinação é entendida como inteligência híbrida (IH). A presente pesquisa tem como objetivo mapear os estudos sobre IH, a fim de identificar perspectivas para estudos no campo da gestão do conhecimento. Para isso, foi realizado um estudo bibliométrico nas bases de dados da Scopus e Web of Science, sem delimitação temporal, com os termos de busca “hybrid intellig*”. A busca inicial resultou em 683 artigos em ambas as bases. Os resultados da pesquisa indicaram as principais referências do tema, e a análise confirmou que o Brasil não possui notória participação no volume de publicações produzidas, sendo a maior parte das publicações oriundas da China. Os estudos apontam que os temas inteligência artificial e sistemas inteligentes híbridos apresentam uma crescente de publicações e que há uma lacuna pouco explorada para pesquisas sobre a relação simbiótica do homem e máquina.

Palavras-chave: Inteligência híbrida. Inteligência artificial. Sistemas inteligentes híbridos. Gestão do conhecimento. Revisão bibliométrica.

Abstract

In recent years artificial intelligence (AI) has reached a large proportion with its accelerated growth. Regarding autonomy in decision-making and the limits that can be parameterized, from the configuration of the machine to its operation, the algorithms are responsible for the programming of intelligent systems. To optimize these systems it is important to focus on the combination of human and machine intelligence, the latter represented by AI. This combination is understood as hybrid intelligence (HI). The present research aims to map the studies on HI, in order to identify perspectives for studies in the field of knowledge

management. For this, a bibliometric study was carried out in the Scopus and Web of Science databases, without temporal delimitation, with the search terms “hybrid intellig*”. The initial search resulted in 683 articles in both databases. The research results indicated the main references on the subject, and the analysis confirmed that Brazil does not have a notorious share in the volume of publications produced, with most publications coming from China. Studies show that the topics of artificial intelligence and hybrid intelligent systems have a growing number of publications and that there is a little explored gap for research on the symbiotic relationship between man and machine.

Keywords: Hybrid intelligence. Artificial intelligence. Hybrid intelligent systems. Knowledge management. Bibliometric review.

1. Introdução

Uma linha do tempo com início no século XVIII até o século XXI traz a reflexão que a tecnologia da informação está em constante evolução, demarcando uma evolução digital, com o surgimento da inteligência artificial. É crescente a participação da inteligência artificial (IA) no cotidiano, demarcando uma relação entre o homem e a máquina (LEODOLTER, 2017; PEETERS et al., 2021).

Furr, Ozcan e Eisenhardt (2022) citam a transformação digital como um processo da crescente evolução digital. Ao abordar sobre as três tensões centrais da transformação digital, a tensão elencada como terceira trata-se de pessoas *versus* ferramentas. Essa tensão abarca as ferramentas digitais com foco nos algoritmos com as habilidades de imitar a capacidade humana.

Ao mesmo tempo em que essa realidade provoca desafios para organizações, ela representa uma oportunidade para elas criarem valor (URBINATI; BOGERS; CHIESA; FRATTINI, 2019). Para o campo da gestão do conhecimento, métodos que envolvem inteligência híbrida podem propiciar uma sinergia a partir da combinação entre inteligência artificial (IA) e inteligência humana (GLADKOV; GLADKOVA; LEGEBOKOV, 2015). Para entender a IA faz-se necessário compreender o processo de aprendizagem da máquina (GARRETT, 2022). Esse tipo de aprendizagem perpassa pelo conhecimento de *Machine learning* e *Deep learning*, temas que podem dirimir as dúvidas que cercam este processo de como as máquinas aprendem (SAMUEL 1959; HINTON, 2015; OSTHEIMER et al., 2021).

Inteligência híbrida refere-se à uma inteligência coletiva de humanos e elementos de Inteligência Artificial que colaboram estreitamente para servir ao propósito de uma unidade” (LEODOLTER, 2017, p. 205). Nesse sentido, a relação do homem e da máquina está relacionada ao conceito de inteligência híbrida. A combinação de humanos e máquinas para a inovação ou apenas uma atividade cotidiana pode resultar em uma prática de inteligência híbrida (TEIXEIRA, 1998; PEETERS et al., 2021; EBEL et al., 2021). Face à evolução da transformação digital, esse tipo de inteligência será cada vez mais necessário para a implementação de sistemas e para a gestão do conhecimento nas organizações.

No Brasil, a temática IH foi abordada em 1998 no livro *Mentes e Máquinas: uma introdução a ciência cognitiva* do filósofo João de Fernandes Teixeira. Em 2006 o autor foi o precursor sobre o tema na publicação de artigos sobre IH com o artigo *Parcerias Cognitivas entre mentes e máquinas* (TEIXEIRA; GUIMARÃES, 2006). Em suas obras os autores

abordam sobre a ciência da computação, definindo o que são os algoritmos, a máquina de Turing e as diferenças de hardware e software, este último retratado como a mente humana.

No que diz respeito à IH nas organizações, o tema é incipiente no Brasil. Os estudos no exterior estão direcionados para os sistemas inteligentes híbridos. Estes estudos têm como objetivo a melhoria de produtos e serviços nas áreas do agronegócio, ciência da computação, engenharia e matemática. Neste cenário, o estudo sobre a IH no relacionamento entre humanos e máquinas propicia uma lacuna para esta pesquisa (LECUN; BENGIO; HINTON, 2015). Com isso, a presente pesquisa tem como objetivo mapear os estudos sobre IH, a fim de identificar perspectivas para estudos no campo da gestão do conhecimento. Para atingir esse objetivo, foi realizado um estudo bibliométrico nas bases de dados da Web of Science e Scopus, tendo sido identificadas 431 publicações. Este artigo apresenta o resultado das análises da produção científica sobre o tema.

Este artigo está estruturado em cinco seções: a primeira e presente seção corresponde à introdução. A segunda apresenta os principais conceitos relacionados à inteligência artificial, inteligência híbrida e gestão do conhecimento. A terceira seção apresenta o método utilizado no levantamento dos dados. A quarta seção constitui a análise dos dados obtidos pela revisão bibliométrica e a quinta seção contempla as considerações finais.

2 Referencial Teórico

2.1 Inteligência artificial

Tendo em vista a evolução tecnológica ao longo dos anos, é importante enfatizar sobre a geração dos computadores e a influência desta evolução no mundo contemporâneo percorrendo pelo seu processo de evolução. A primeira geração de computadores foi de 1942 à 1959 tendo o ENIAC (Eletronic Numerical Integrator and Computer) como o primeiro computador eletrônico. Este período teve relevância com o estudo das válvulas para o aumento da velocidade dos computadores, que por sua vez, exigiam muita energia para o funcionamento da máquina e consequentemente faziam com que a válvula queimasse com frequência. Na segunda geração de computadores, que foi de 1959 à 1965, os estudos avançaram e a válvula responsável por aumentar a velocidade foi substituída por um transistor e corrigiu as falhas do primeiro computador. O transistor é um disposto semicondutor possui três camadas e é utilizado para conduzir sinais eletrônicos e potências elétricas. A terceira geração, 1966 à 1969, teve o seu ciclo marcado pela substituição dos transistores por uma tecnologia mais desenvolvida de circuitos integrados, tecnologia responsável por aumentar o processamento simultâneo. O ponto central da quarta geração (1971-1981) foi marcado pelo descobrimento do microprocessador, diretamente responsável pelo surgimento dos computadores pessoais. Por sua vez, a quinta geração, é composta pelos computadores modernos que são oriundos dos circuitos integrados, fruto dos estudos iniciados na terceira e geração e ampliados nas últimas décadas (MONTEIRO, 2007; GUGIK, 2009). Neste ínterim, com a evolução dos computadores, a IA percorria os primeiros passos ainda em meados de 1950. Mas, foi em 1956, no Dartmouth College Conference que a IA teve o marco inicial. Surgiu com o principal objetivo de resolver problemas por meio de sistemas computacionais (SICHMAN, 2021).

O fato de uma máquina desempenhar atividades humanas é algo comum no campo da IA. Desta forma, um dos maiores receios sempre foi a substituição da mão-de-obra humana pela máquina (RUSSEL, 2019). Outro ponto de reflexão trata-se de quais atividades a máquina

é capaz de desempenhar totalmente sozinha, mas não de criar significado para as coisas, o que é de domínio do ser humano e não da máquina (UNESCO, 2014).

Para Turing (1950), a máquina não se tornaria pensante sozinha. Para que ocorresse o aprendizado seria necessário programar e ensinar a máquina. A partir de 1959 desenvolveram-se os primeiros estudos da tecnologia *Machine Learning* (aprendizado da máquina) na utilização de algoritmos para entender os dados. Depois disso, em meados do final do século XX, foram iniciados os estudos sobre o termo de *Deep Learning* e as redes neurais artificiais, que são inspiradas nos neurônios do cérebro. Desta forma, os algoritmos reconhecem padrões e correlações dos dados, com o objetivo de aprender e melhorar continuamente (LECUN; BENGIO; YOSHUA; HINTON, 2015).

Em 1997, o primeiro computador venceu um jogo de xadrez contra um humano. Em 2012, no teste de Turing, um jogador criado pela IA venceu um outro competidor, que também era provido de IA, e convenceu a todos que era mais humano do que todos os competidores presentes. O teste de Turing é um interrogador que tem como objetivo avaliar a inteligência de uma máquina versus a inteligência humana. Alan Turing foi o criador da máquina de Turing e um dos principais precursores da IA (SILVA; DE ARRUDA, 2016; LIMA, 2017; PEETERS et al., 2021).

Lee (2019) aborda as quatro ondas da inteligência artificial (IA) como primordial para a evolução ao longo dos anos na história. Ele define as ondas na seguinte ordem: IA da internet, IA de negócios, IA de percepção e IA autônoma. A primeira onda tornou-se popular em 2012 e baseia-se em como os sistemas inteligentes aprendem com as preferências dos seus usuários. Isto ocorre pelo uso de algoritmos de IA para realizar recomendações personalizadas. Estas recomendações objetivam personalizar a experiência humana com o uso da máquina, com o objetivo de possibilitar novos aprendizados da máquina através das respostas que são fornecidas pelo humano. Na segunda onda o foco está sob o banco de dados que as empresas já possuíam de seus clientes e a introdução da IA para otimizar o processo de análise e obtenção de resultados, considerando um grande volume de dados. A terceira onda abarca a ampliação do aprendizado da máquina, no sentido de melhoria dos seus sistemas inteligentes. Os sistemas inteligentes crescem com o objetivo de resolver problemas complexos. Por tanto, as atividades complexas podem ser automatizadas por meio dos sistemas inteligentes. Para isto, é necessário que ocorra o aprendizado profundo da máquina, que se dá através da interação do homem e da máquina. Por fim, a quarta onda, a IA autônoma, é a integração das três ondas supracitadas, resultante na combinação de dados mais complexos em que a máquina possui autonomia na resolução de problemas e tarefas complexas do cotidiano (LEE, 2019).

Peeters et al. (2021) abordam as perspectivas da IA na sociedade, especificamente como a inteligência se relacionará com a artificial nas próximas décadas. Os autores enfatizam as perspectivas no cenário IA versus sociedade, sendo estas: i) perspectiva centrada na tecnologia: nesta perspectiva da tecnologia ocorre a aposta da tecnologia ser superior ao ser humano em relação ao aprendizado, e desta forma conseguir se destacar sozinha. ii) perspectiva centrada no ser humano: a IA possui preponderância apenas em atividades que o humano concorda que pode ser substituído pela máquina, ou que não saiba realizar. Neste contexto, a perspectiva da inteligência coletiva defende a colaboração de ambas as inteligências. Pessoas e máquinas conectadas coletivamente significa explorar o máximo potencial das duas inteligências juntas (RUSSEL, 2019; PEETERS et al., 2021); iii) perspectiva da inteligência coletiva. Para Lévy

(2003, p. 28) “a inteligência coletiva é uma inteligência distribuída por toda parte, incessantemente valorizada coordenada em tempo real que resulta em uma mobilização efetiva das competências”. Já para Jenkins (2008, p. 54), a inteligência coletiva “é a capacidade das comunidades virtuais de alavancar a expertise combinada de seus membros”. Portanto, as habilidades individuais podem ser agrupadas e usadas coletivamente em prol de fortalecer as competências do coletivo.

2.2 Inteligência Híbrida e Gestão do Conhecimento

Inteligência híbrida está associada à combinação da inteligência humana e da máquina, com o objetivo de potencializar a inteligência humana em vez de substituí-la (TEIXEIRA, 2006). A parceria cognitiva entre mentes e máquinas tem sido uma alavanca para a fronteira do conhecimento (DENNETT, 1997; RUSSEL, 2019). A convergência das duas inteligências pode colaborar para que sistemas inteligentes sejam aprimorados (RUSSEL, 2019). Conforme Leodolter (2017), a inteligência híbrida, enquanto uma inteligência coletiva de humanos e elementos de Inteligência Artificial, colabora estreitamente para um propósito específico. Os sistemas inteligentes aprendem por modelos que são baseados em formulações empíricas e baseiam-se em um conjunto de dados (SÁIZ-BÁRCENA et al., 2015). A máquina aprende pela análise dos dados que são armazenados e formam novos modelos analíticos (TEIXEIRA, 1996).

Para Russel e Norvig (2004) os agentes inteligentes percebem o ambiente por meio de sensores e agem através deles. Este agente é capaz de realizar tarefas que auxiliam o humano. As tarefas variam de acordo com as informações programadas e interpretadas pelos agentes. Os algoritmos são responsáveis pela criação de um agente inteligente. E é por meio destes algoritmos que os agentes podem desempenhar tarefas que exigem percepção e interpretação do ambiente para oferecer maior autonomia.

Sáiz-Bárcena, Herrero, Campo & Martínez (2015) partem do conceito de um sistema inteligente híbrido combina redes neurais (ANNS) e algoritmos genéticos (GAS) formando um sistema híbrido inteligente artificial (HAIS). Para os autores, um HAIS é um aliado importante para a tomada de decisões de gestão do conhecimento (GC). A GC é caracterizada como um conjunto de técnicas que visam organizar a criação, disseminação e a utilização do conhecimento para alcançar as metas organizacionais. Os autores propõem um modelo baseado em processos, tais como: geração, codificação coordenação e transferência (DAVENPORT & PRUSAK, 2003).

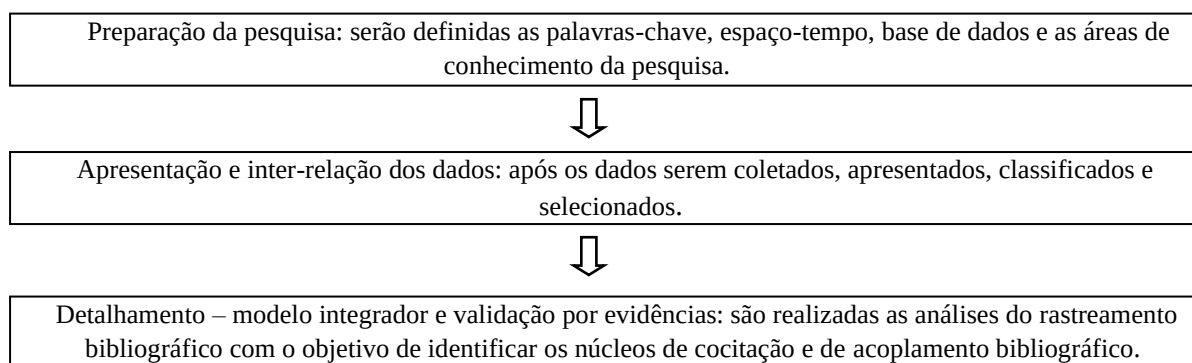
Neste sentido, a relação entre humanos e máquina é importante para a GC. Bukowitz e Williams (2002, p.36) afirmam que “a gestão do conhecimento fornece uma nova lente, através da qual a organização e o próprio processo de gestão podem ser vistos. Ela traz para o foco diferentes aspectos da organização, que, por sua vez, terão impacto tanto no que é gerenciado quanto em como isso é feito”. A GC objetiva o compartilhamento do conhecimento e na transformação do conhecimento tácito e explícito (NONAKA; TAKEUCHI, 1997). Assim, uma aprendizagem a ser considerada é a aprendizagem de habilidades de robô como transferência de conhecimento. A transferência de conhecimento tem sido amplamente empregada na área de aprendizagem multitarefa, bem como no controle. Proposta que tem como objetivo generalizar e reutilizar as informações sobre a habilidade do robô, e dentro deste contexto, os métodos se concentram principalmente na generalização da trajetória definida pelo usuário considerando as limitações da máquina quanto a absorção de informações, produtividade e

segurança durante o processo de compartilhamento de habilidades e conhecimento (GAWALI; GAWALI, 2021). Neste íterim, a GC contribui com um modelo baseado no planejamento a longo prazo, em que a tomada de decisão é de grande importância para o processo de gestão (CHOO, 2002).

3. Método e Materiais de Pesquisa

O presente estudo utiliza uma abordagem exploratória e quantitativa e para isto foi realizada uma revisão bibliométrica da literatura. A bibliometria é uma técnica quantitativa e estatística que tem como finalidade medir, por meio de análises, a produção de pesquisas científicas (ARAUJO, 2006). O estudo tem como apoio o método da Teoria do Enfoque Meta Analítico Consolidado – TEMAC. O método TEMAC possui três etapas em seu método (MARIANO; ROCHA, 2017):

Figura 1: Etapas do artigo



Fonte: elaborado pelas autoras (2022).

A primeira fase foi uma pesquisa exploratória e bibliográfica com abordagem quantitativa nas bases de dados *Web of Science* e *Scopus* por meio de uma revisão da literatura sobre inteligência híbrida (CRESWELL, 2007). Na segunda fase após inter-relacionar as duas bases foram removidas as duplicatas e selecionado apenas uma base para dar continuidade no estudo. Na última fase iniciou-se o gerenciamento dos resultados a fim de analisar as referências (MOLINERA et al., 2015). Para o gerenciamento inicial das referências foi utilizado o Zotero e para a síntese e geração de gráficos foi utilizado o *software VOSviewer* para a construção das redes bibliométricas.

Tabela 1 - Definição do *string* de pesquisa e resultado das bases de dados

Base de dados	Palavras-chave	Camp os	String de busca	Período	Resultados	Duplicados	Elegíveis
Web of Science	"hybrid intellig*"	Title	"hybrid intellig*" (Title) and Early access (Delete – document types and Articles (document types)	1992-2022	469	418	51

Scopus	"hybrid intellig*"	Title	Title ("hybrid intellig*") AND (L imit- TO (Pubstage , "fin al")) AND (Limit- to (Doctype , "ar"))	1988- 2022	632		632
Total							683

Fonte: Elaborado pelas autoras (2022).

Na etapa de preparação da pesquisa foi definida palavra-chave e o termo de busca. A busca foi realizada no dia 12/06/2022 e retornou os resultados elencados na Tabela 1, contendo o termo de busca “*hybrid intellig**” com o uso do asterisco para abranger um número maior de variações verbais. Os filtros aplicados foram apenas para o tipo de documentos ‘artigos’ e fase de publicação final. Não foi aplicado delimitação temporal, e por áreas do conhecimento com o objetivo de ampliar os resultados da pesquisa. A base de dados WoS considerou as publicações a partir de 1992 a 2022 e a base de dados Scopus considerou a partir de 1988 a 2022. No levantamento bibliográfico também foi considerado o termo de busca *hybrid intellig* AND "knowledge manag*"* utilizando os filtros para o tipo de documento ‘artigo’, publicação em fase final período de publicações atemporal e sem limitar as áreas de conhecimento. O resultado obtido na base de dados Scopus e Web of Science foi de 3 artigos duplicados em ambas as bases.: i) *Organization of Knowledge Management Based Hybrid Intelligent Methods* (GLADKOV, L.A; GLADKOVA, N.V; LEGEBOKOV, A.A), ii) *Community-driven and Ontology-based Biological Knowledge Management: a Hybrid Approach to Harnessing Collective Intelligence* (IWAZUM, M.; KANEIWA, K.) e iii) *A Hybrid Infrastructure of Enterprise Architecture and Business Intelligence & Analytics for Knowledge Management in Education* (MOSCOSO-ZEA, O., et al.).

A apresentação e inter-relação dos dados, após integrar o resultado das duas bases foi realizada a remoção de duplicatas. Ao todo foram identificados 469 resultados na Web of Science, e 632 resultados na Scopus perfazendo 1101 resultados. Dos 1101 resultados, 418 documentos estavam duplicados nas duas bases, sendo apenas 51 contidos na Web of Science e 214 na Scopus após exclusão dos duplicados. Sendo assim, foi escolhida a base de dados da Scopus considerando a maior abrangência de periódicos indexados em seu banco de dados, bem como o maior número de artigos. Sendo assim, a pesquisa se concentrou no corpus de 632 periódicos da base Scopus.

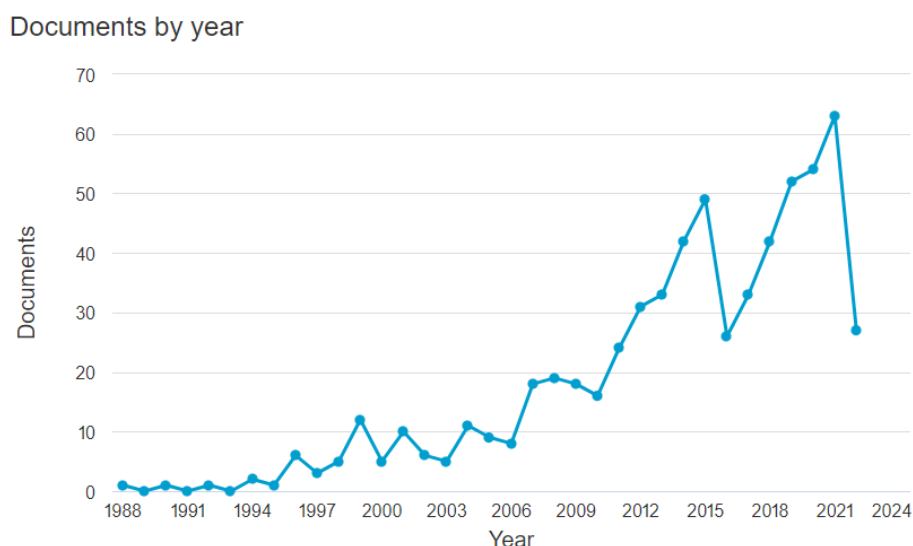
Para o modelo integrador e validação por evidências, foi realizado o tratamento dos dados de pesquisa por meio da exportação da base .csv da Scopus para o software VOSviewer para a criação de gráficos de citações, acoplamento bibliográfico e coautoria.

4. Apresentação e Discussão dos Resultados

4.1 Evolução dos estudos

O gráfico 1 apresenta uma linha histórica da produção anual de artigos sobre o tema da pesquisa.

Gráfico 1 – Produção científica anual sobre a temática Inteligência Híbrida



Fonte: Base de dados Scopus (2022)

Os primeiros trabalhos sobre a temática desta pesquisa, indexados na Scopus estão datados em 1988 tendo o primeiro artigo pelo título *Toward a hybrid intelligent system for scheduling and rescheduling of fms* de Tabe, T e Salvendy, G., publicado no *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*.

Em 34 anos foram publicados 632 artigos, com média de 18,5 artigos/ano. A maior crescente foi nos últimos 5 anos. O ano com maior produção foi o de 2021, perfazendo 62 artigos. Por sua vez, no ano seguinte, em 2022 é visto uma queda na produção acadêmica considerando a constância e volume de publicações anuais. Portanto, a baixa produção a partir de 2021 demonstra que há oportunidades para preencher lacunas geradas pelo tema de pesquisa.

Na Tabela 2 são apresentados os 15 autores mais produtivos sobre o tema. Ao total foram encontrados 284 autores.

Tabela 2 – Autores mais produtivos

Autores	Nº de artigos publicados
Calvo-rolle, J.	14
Wang, Y.	12

Liu, Y.	11
Casteleiro-roca, J.	10
Chai, T.	9
Zhang, Y.	8
Li, S.	8
Pham, B.	7
Quintian, H.	7
Bui, D.	7
Chen, X.	7
Li, Y.	6
He, z.	6
Owolabi, T.	6
Yu, H.	5

Fonte: elaborado pelas autoras (2022).

O autor que mais publicou foi Calvo-rolle com catorze publicações, seguido por Wang com doze e Liu com onze publicações. Sob a ótica de três grupos de 5 autores considerando-os *clusters*, de forma vertical e decrescente, é possível identificar uma maior concentração de publicações dos 5 primeiros autores representando 45,5%, o segundo grupo representa 30% das publicações e o terceiro grupo é responsável por 24,2% da produção científica. o que representa um conhecimento mais difuso sobre a temática. Na Tabela 3 estão listados os periódicos com o maior número de artigos publicados. Os três primeiros periódicos da lista destacam-se pela produtividade de 41% das produções científicas.

Tabela 3 – Periódicos com o maior número de publicações

Ranking	Periódico	Publicações
1	<i>Applied soft computing journal</i>	14
2	<i>Expert systems with applications</i>	14
3	<i>Neural computing and applications</i>	11
4	<i>Applied sciences (switzerland)</i>	7
5	<i>Engineering with computers</i>	7
6	<i>Informatika i ee primeneniya</i>	7
7	<i>Dongbei daxue xuebao/journal of northeastern university</i>	6
8	<i>Journal of intelligent and fuzzy systems</i>	6
9	<i>Knowledge-based systems</i>	6
10	<i>Control engineering practice</i>	5
11	<i>Engineering applications of artificial intelligence</i>	5
12	<i>Information sciences</i>	5
13	<i>Isa transactions</i>	5
14	<i>Journal of ambient intelligence and humanized computing</i>	5
15	<i>Mathematical problems in engineering</i>	5

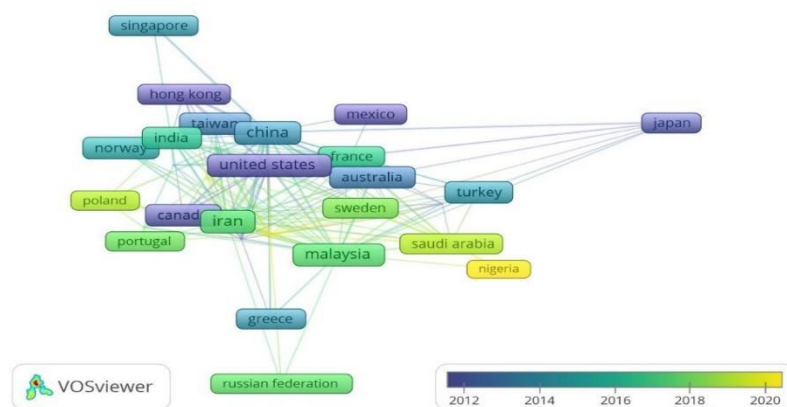
Fonte: elaborado pelas autoras (2022).

No cluster principal encontram-se os dois primeiros periódicos mais produtivos com o mesmo número de artigos publicados (14) e na terceira ordem o periódico com 11 artigos publicados. Destaca-se: i) cluster 1: *Applied soft computing jornal* (14 artigos), *Expert systems*

with applications (14 artigos) e *Neural computing and applications* (11 artigos). Os três periódicos juntos representam 36,11% das publicações, sendo responsável por uma parcela expressiva de artigos publicados. ii) Cluster 2: *Applied sciences (Switzerland)*, *Engineering with computers* e *Engineering with computers* representando 19,44%. iii) Cluster 3: *Dongbei daxue xuebao/Journal of Northeastern University*, *Journal of Intelligent and Fuzzy Systems* e *Knowledge-based systems* representam 16,66%. iiiii) Cluster 4: *Control engineering practice*, *Engineering applications of artificial intelligence*, *Information sciences*, *Isa transactions*, *Journal of ambient intelligence and humanized computing* e *Mathematical problems in engineering* perfazendo 27,77% das publicações.

No Gráfico 2, apresentado a seguir, pode se visualizar as co-autorias de publicações, por países.

Gráfico 2 – coautoria por países



Fonte: VOSviewer (2022).

Conforme dados apresentados no Gráfico 2, percebe-se que os países Hong Kong, México, Estados Unidos, Canadá e Japão formam o primeiro *cluster* de coautoria com publicações mais antigas (2012-2014), seguido por China, Singapura, Austrália, Turquia, Grécia e Noruega formando um segundo *cluster* com publicações de 2014-2016, o terceiro cluster é formado por Índia, França, Irã, Malásia, Portugal, possuindo as publicações mais recentes Rússia e Suécia (2016- 2018), por fim, o último *cluster* e composto por Polônia, Arábia Saudita e Nigéria (2018-2020).

Tabela 4 – Publicações com o maior número de citações

Periódico	Autores	Ano	Título	Citações
Digital Signal Processing: A Review Journal	El-Dahshan E.-S.A., Hosny T., Salem A.-B.M.	2010	Hybrid intelligent techniques for MRI brain images classification	374
Journal of Network and	Peddabachigari S., Abraham	2007	Modeling intrusion detection	299

Computer Applications	A., Grosan C., Thomas J.		system using hybrid intelligent systems	
Neural Computing and Applications	Bahrammirzaee A.	2010	A comparative survey of artificial intelligence applications in finance: Artificial neural networks, expert system and hybrid intelligent systems	267
Tunnelling and Underground Space Technology	Armaghan i D.J., Mohamad E.T., Narayanasamy M.S., Narita N., Yagiz S.	2017	Development of hybrid intelligent models for predicting TBM penetration rate in hard rock condition	228
Expert Systems with Applications	Seera M., Lim C.P.	2014	A hybrid intelligent system for medical data classification	216
Expert Systems with Applications	Polat K., Güneş S.	2009	A novel hybrid intelligent method based on C4.5 decision tree classifier and one-against-all approach for multi-class classification problems	198
Expert Systems with Applications	Lei Y., Zuo M.J., He Z., Zi Y.	2010	A multidimensional hybrid intelligent method for gear fault diagnosis	183
Mobile Information Systems	Haq A.U., Li J.P., Memon M.H., Nazir S., Sun R., García-Magarinõ I.	2018	A hybrid intelligent system framework for the prediction of heart disease using machine learning algorithms	181
Landslides	Tien Bui D., Tuan T.A., Hoang N.-D., Thanh N.Q., Nguyen D.B., Van	2017	Spatial prediction of rainfall-induced landslides for the Lao Cai area (Vietnam) using a hybrid intelligent approach of least	179

	Liem N., Pradhan B.		squares support vector machines inference model and artificial bee colony optimization	
IEEE Transactions on Neural Networks	Castillo O., Melin P.	2002	Hybrid intelligent systems for time series prediction using neural networks, fuzzy logic, and fractal theory	173
Environm ental Earth Sciences	Shirzadi A., Bui D.T., Pham B.T., Solaimani K., Chapi K., Kavian A., Shahabi H., Revhaug I.	2017	Shallow landslide susceptibility assessment using a novel hybrid intelligence approach	161
IEEE Transactions on Power Systems	Amjady N., Majedi S.F.	2007	Transient stability prediction by a hybrid intelligent system	160
IEEE Transactions on Power Systems	Haque A.U., Nehrir M.H., Mandal P.	2014	A hybrid intelligent model for deterministic and quantile regression approach for probabilistic wind power forecasting	157
Applied Mathematics and Computation	Zheng Y., Liu B.	2006	Fuzzy vehicle routing model with credibility measure and its hybrid intelligent algorithm	147
IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics	Wang C.- H., Lin T.-C., Lee T.-T., Liu H.-L.	2002	Adaptive hybrid intelligent control for uncertain nonlinear dynamical systems	141

Fonte: elaborado pelas autoras (2022).

A Tabela 4 apresenta os 15 artigos mais citados, perfazendo 3064 citações com a concentração maior de citações nos 4 primeiros artigos que perfazem 45% do total de artigos citados. O artigo de Dahshan *et al.*, de 2010, publicado no *Digital Signal Processing: A Review Journal* acumula o maior volume de citações, representando mais de 12% do total de citações.

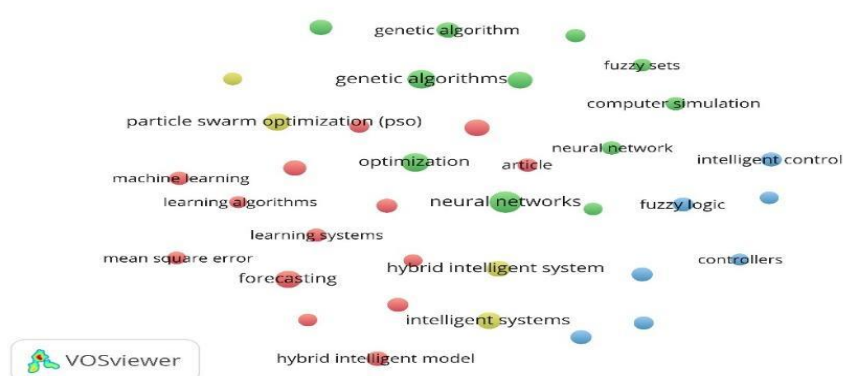
A Figura 2 abarca o mapa por acoplamento bibliográfico em que indica a ocorrência das citações entre dois artigos com base no número de referências. A análise de Acoplamento Bibliográfico possibilita o estudo do desenvolvimento das linhas de pesquisa, permitindo identificar os núcleos de pesquisa, os pesquisadores e os artigos mais importantes em um domínio científico (CARVALHO, 1975). É visto que os autores Wang, Calvo-Rolle e Chan Chien apresentam predominância de referências citadas em comum.

Figura 2: Acoplamento bibliográfico



Fonte: VOSviewer (2022).

Figura 3: Co-ocorrências de palavras-chave



Fonte: VOSviewer (2022).

Identifica-se na Figura 3, quatro *Clusters* de palavras. O *cluster* verde contém termos genética e algoritmos, *cluster* vermelho modelos híbridos inteligentes, inteligência artificial, sistemas de aprendizagem, *cluster* amarelo sistemas inteligentes, sistemas híbridos inteligentes e o *cluster* azul controle, controle inteligente e lógica difusa. As principais palavras-chaves indexadas pela Scopus que mais se destacam são: *genetic algorithm*, *neural network* e *hybrid systems*. Em relação ao cluster azul vale destacar o termo *logic fuzzy* que significa lógica difusa

e baseia-se na concepção de que as tomadas de decisões são embasadas em informações vagas e imprecisas, e é utilizado para obter respostas no conceito de verdades parciais e o valor das variáveis pode ser qualquer número real entre 0 e 1 (KOSKO; ISAKA, 1993; ZADEH, 1998). Sendo assim, os clusters de co-ocorrências vermelho, azul e amarelo demonstram que os estudos estão propensos à reflexão da temática de inteligência híbrida.

5. Conclusões

Os resultados da pesquisa indicaram as principais referências do tema na revisão de literatura e a análise confirmou que o Brasil não possui notória participação no volume de publicações produzidas, sendo a maior parte das publicações oriundas da Espanha e China. Desta forma, o tema não possui representatividade no Brasil e o maior número de publicações está centralizado na China. O ano com maior produção foi 2021, perfazendo 62 artigos. Em 2022 é observada uma queda na produção acadêmica considerando a constância e volume de publicações anuais. Portanto, a baixa produção a partir de 2021 demonstra que há oportunidades para preencher lacunas geradas pelo tema de pesquisa.

Os autores mais produtivos foram Calvo-Rolle com catorze publicações, seguido por Wang com doze e Liu com onze publicações. Os periódicos com maior produtividade tiveram uma maior centralização em três periódicos: *Digital Signal Processing: A review Journal*, *Journal of Network and Computer Applications* e *Neural Computing and Applications*. As principais palavras-chaves indexadas pela Scopus que mais se destacam foram: *genetic algorithm*, *neural network* e *hybrid systems*.

Nos periódicos encontrados os sistemas híbridos inteligentes foram os modelos mais citados dentro da temática de inteligência híbrida. Nestes estudos, os modelos de IH centralizam-se na contribuição da inteligência natural do homem para a geração de inteligência artificial da máquina e a combinação disto resulta em novas tecnologias de IA. No entanto, o presente trabalho encontrou uma lacuna na combinação de ambas as inteligências para a geração de um conceito para além do conhecimento, buscando entender como se dá a geração de sabedoria da coevolução do homem e da máquina.

Para pesquisas futuras, o sugere-se uma revisão sistemática da literatura com o objetivo de analisar a relação entre as publicações e potencialidades para a área de GC. Os estudos apontam que os temas inteligência artificial e sistemas inteligentes híbridos possuem uma crescente de publicações e que há uma lacuna pouco explorada para pesquisas sobre a relação simbiótica do homem e máquina, por sua vez, o resultado dessa combinação sendo a geração de sabedoria. Sendo assim, o cerne da pesquisa traz luz à temática inteligência híbrida, aprofundando o assunto para estudos futuros.

Referências

- ARAÚJO, C. A. Bibliometria: evolução histórica e questões atuais. **Em Questão**, Porto Alegre, v. 12, n. 1, p. 11-32, jan./jun. 2006.
- BUKOWITZ, Wendi R; WILLIAMS, Ruth L. **Manual da Gestão do Conhecimento: ferramentas e técnicas que criam valor para a empresa**. Porto Alegre: Bookman, 2002.

CARVALHO, M.M. Análise bibliométrica da literatura de Química no Brasil. **Ciência da Informação**, v. 4, n. 2, 119-141, 1975.

CHOO, Chun Wei. Information management for the intelligent organization: the art of scanning the environment. **Information Today**, Inc., 2002.

CRESWELL, J. W. **Projeto de pesquisa: Métodos qualitativo, quantitativo e misto**. 2. ed. Porto Alegre: Artmed, 2007.

DAVENPORT, T. H. **Conhecimento empresarial: como as organizações gerenciam o seu capital intelectual**. Rio de Janeiro: Elsevier, 2003.

DENNETT, Daniel. C. **Tipos de mentes: rumo a compreensão da consciência**. Rio de Janeiro: Rocco, 1997.

EBEL, Philipp et al. Hybrid intelligence in business networks. **Electronic Markets**, v. 31, n. 2, p. 313-318, 2021.

FURR, Nathan; OZCAN, Pinar; EISENHARDT, Kathleen. O Que é a Transformação Digital? Tensões Fundamentais enfrentadas pelas Empresas estabelecidas no Cenário Mundial. **Revista Inteligência Competitiva**, v. 12, n. 1, p. e0410-e0410, 2022.

GARRETT, F. Entenda como pensa uma inteligência artificial. **TechTudo**, 2022. Disponível em: < <https://www.techtudo.com.br/noticias/2022/04/entenda-como-pensa-uma-inteligencia-artificial.ghtml>> Acesso em: 19, junho de 2022.

GAWALI, M. B.; GAWALI, S. S. Optimized skill knowledge transfer model using hybrid Chicken Swarm plus Deer Hunting Optimization for human to robot interaction. **Knowledge-Based Systems**, 220, 106945, 2021.

GLADKOV, L. A.; GLADKOVA, N. V.; LEGEBOKOV, A.A. Organization of Knowledge Management Based on Hybrid Intelligent Methods. **Advances in Intelligent Systems and Computing**, 349. 2015.

GUGIK, Gabriel. A história dos computadores e da computação. **TecMundo**, 2009. Disponível em: <www.tecmundo.com.br/1697-A-Historia-dos-computadores-e-da-computacao.htm> Acesso: 01 de junho de 2022

JENKINS, Henry. **Cultura da Convergência**. São Paulo: Aleph, 2008.

KOSKO, Bart; ISAKA, Satoru. Fuzzy logic. **Scientific American**, v. 269, n. 1, p. 76-81, 1993.

LEE, K. F. **Inteligência artificial**. Rio de Janeiro: Globo, 2019.

LÉVY, Pierre. **A inteligência coletiva: por uma antropologia do ciberespaço**. 4 ed. São Paulo: Loyola, 2003.

LIMA, W.D. Computadores e Inteligência – uma explicação elucidativa sobre o teste de Turing. **Outras Palavras**, v. 13, n. 1, 2017.

LECUN, Yann; BENGIO, Yoshua; HINTON, Geoffrey. **Deep learning**. **nature**, v. 521, n. 7553, p. 436-444, 2015.

LEODOLTER, Werner. Digital Transformation shaping the Subconscious **Minds of Organizations**. DOI: 10.1007/978-3-319-53618-7. Springer: 2017.

MARIANO, Ari Melo; ROCHA, Maíra Santos. **Revisão da literatura: apresentação de uma abordagem integradora**. In: AEDEM International Conference. 2017. p. 427-442.

MOLINERA, J. A. M; PEREZ, M. R. VIEDMA, E. H. Creating Knowledge databases for storing and sharing people knowledge automatically using group decision making and fuzzy ontologies. Elsevier: **Information Sciences**. p. 418-434, jan. 2015.

MONTEIRO, M. A. **Introdução à organização de computadores**. 5ª ed. Rio de Janeiro: LTC, 2007.

NONAKA, Okujiro; TAKEUCHI, Hirotaka. **Criação de conhecimento na empresa: como as empresas japonesas geram a dinâmica da inovação**. Rio de Janeiro: Elsevier, 1997.

RUSSELL, Stuart. **Human compatible: Artificial intelligence and the problem of control**. Penguin, New York, 2019.

RUSSEL, S., NORVIG, P. **“Inteligência Artificial”**. Rio de Janeiro: Elsevier. 2004.

SAMUEL, Arthur L. “Some Studies in Machine Learning Using the Game of Checkers”. **IBM Journal of Research and Development**, 1959.

UNESCO. São os humanos, não as máquinas, que criam significado. **Unesco, 2014**. Disponível em: < <https://pt.unesco.org/courier/2018-3/sao-os-humanos-nao-maquinas-que-criam-significado>>. Acesso em: 19, junho de 2022.

SÁIZ-BÁRCENA, L., HERRERO, Á., CAMPO, M. Á. M. D., & MARTÍNEZ, R. D. O. Easing knowledge management in the power sector by means of a neuro-genetic system. **International Journal of Bio-Inspired Computation**, 7(3), 170-175, 2015.

SCHUMPETER, Joseph Alois. **A teoria do desenvolvimento econômico**. 2ª Ed. São Paulo; Nova Cultura, 1984.

SILVA, Geylsson Nascimento; DE ARRUDA, José Nilton Conserva. Teste de Turing: Um computador é capaz de pensar? In: **Congresso Nacional de Pesquisa e Ensino em Ciência (CONAPESC)**, 2016.

TEIXEIRA, J. F. **Mentes e máquinas: Uma introdução à ciência cognitiva**. Porto Alegre, RS: Artes Médicas, 1998.

TEIXEIRA, J. de F.; GUIMARÃES, A. S. Inteligência Híbrida: parcerias cognitivas entre mentes e máquinas. **Informática na educação: teoria & prática**, Porto Alegre, v. 9, n. 2, 2006.

TEIXEIRA, João de Fernandes. **Cérebro, Máquina e Consciência: Uma Introdução à Filosofia da Mente**. São Carlos: Editora da UFSCar, 1996.

URBINATI, A.; BOGERS, M.; CHIESA, V.; FRATTINI, F. Creating and capturing value from Big Data: A multiple-case-study analysis of provider companies. **Technovation**, 84-85, p. 21-36, 2019.

ZADEH, L. A. Fuzzy logic. in **Computer**, vol. 21, no. 4, 83-93, 1988, DOI: 10.1109/2.53.

APÊNDICE B – ARTIGO DA REVISÃO SISTEMÁTICA

Hybrid Intelligence and Knowledge Management: the symbiosis of man and machine⁵

ABSTRACT

*The convergence between the human and machine relationship is associated with the concept of hybrid intelligence, which has aroused growing interest in academia. **Objective:** The article aims to carry out a systematic review on the theme of Hybrid Intelligence and Knowledge Management. **Methodology:** For this, searches were carried out in the Scopus and Web of Science databases with the terms “hybrid intellig* AND “knowledge manag*”. The search suffered 53 results in Scopus and 49 in WoS. Of the 102 results, 19 were duplicate articles, 30 in Web of Science and 35 in Scopus after excluding duplicates. Thus, 84 articles were obtained for depuration for data treatment after analysis, 17 articles were excluded without adherence to the research theme. **Relevance:** The partnership between natural and artificial intelligence seeks to harness the unique abilities of both humans and machines to achieve superior results. One of the main advantages of this partnership is the capacity of the machines to process large volumes of data in real time, which enables discoveries and insights that would be inaccessible only with the natural intelligence of the human being, and the machine is able to learn through feedbacks in a very faster. **Results:** The results indicated the existence of an opportunity for the development of new research in the area of Hybrid Intelligence and Knowledge Management. **Theoretical contributions:** A relationship of similarity between hybrid intelligent systems and Hybrid Intelligence was observed, since both focus on the large area of intelligent systems. For future research, there is an opportunity to seek new works on the HI theme, such as the combination of AI and IN, since it is a topic that is still little explored.*

Keywords: hybrid intelligence; natural intelligence; artificial intelligence; knowledge management; systematic review.

Inteligência Híbrida e a Gestão do Conhecimento: a simbiose homem e máquina

RESUMO

A convergência entre a relação humana e máquina está associada ao conceito de inteligência híbrida, que tem despertado crescente interesse no meio acadêmico. **Objetivo:** O artigo tem como objetivo realizar uma revisão sistemática sobre o tema da Inteligência Híbrida e a Gestão do Conhecimento. **Metodologia:** Para isso, foram realizadas buscas nas bases de dados Scopus e Web of Science com os termos “hybrid intellig* AND “knowledge

⁵ Artigo aprovado para os anais e para apresentação no XII Congresso Internacional de Conhecimento e Inovação – ciKi 2022.

manag*". A pesquisa retornou 53 resultados na Scopus e 49 na WoS. Dos 102 resultados, 19 artigos estavam duplicados, sendo 30 na Web of Science e 35 na Scopus após exclusão dos duplicados. Sendo assim, obteve-se 84 artigos para depurados para tratamento dos dados após análise foram excluídos 17 artigos sem aderência ao tema da pesquisa. **Relevância:** A parceria entre a inteligência natural e artificial busca aproveitar as habilidades únicas tanto dos seres humanos quanto das máquinas para alcançar resultados superiores. Uma das principais vantagens dessa parceria é a capacidade das máquinas de processar grandes volumes de dados em tempo real, o que possibilita descobertas e insights que seriam inacessíveis apenas com a inteligência natural do ser humano, e a máquina consegue aprender por feedbacks em um processo muito mais rápido. **Resultados:** Os resultados indicaram a existência de uma oportunidade para o desenvolvimento de novas pesquisas na área de Inteligência Híbrida e Gestão do Conhecimento. **Contribuições teóricas:** Observou-se uma relação de similaridade entre os sistemas inteligentes híbridos e a Inteligência Híbrida, uma vez que ambos se concentram na grande área de sistemas inteligentes. Para pesquisas futuras há oportunidade de buscar novos trabalhos acerca do tema IH como a combinação da IA e IN uma vez que é um tema ainda pouco explorado.

Palavras-chave: inteligência híbrida; inteligência natural; inteligência artificial; Gestão do conhecimento; revisão sistemática.

1. INTRODUÇÃO

O avanço tecnológico traz novas perspectivas sobre a inteligência artificial (IA) e a sua relação com o ser humano. Tais perspectivas são geradas pelo rápido aprendizado da máquina com a facilidade de absorção de informações e simulação de inteligência (Gottsfritz, 2020). Isso contribui para a implementação de sistemas híbridos baseados na utilização da IA, o que representa uma perspectiva para a inovação organizacional e para a capitalização do conhecimento (Manuti e Monachino, 2020).

A convergência da relação humano e máquina está associada ao conceito de inteligência híbrida (IH), que tem despertado crescente interesse no meio acadêmico (Teixeira, 2006). Para Leodolter (2017, p. 205) a IH pode ser definida como “uma inteligência coletiva de humanos e elementos de IA que colaboram estreitamente para servir ao propósito de uma unidade”. Com isso, a IH é a combinação da inteligência natural (IN) e da máquina, e o estudo da relação entre as duas inteligências tem como objetivo potencializar os sistemas inteligentes (Teixeira, 1998).

O objetivo principal dos estudos em IA é aprimorar o aprendizado da máquina imitando o cérebro humano com o aperfeiçoamento das redes neurais artificiais (Lecun, Bengio, Yoshua e Hinton, 2015). Contudo, há que se considerar a importância do capital intelectual para empresas intensivas em conhecimento (Tsui, Wang, Linlin e Cheung, 2013) no fornecimento de apoio a decisões e, nesse sentido, torna-se relevante discutir ambos tipos de conhecimento e aprendizado, do homem e da máquina, de forma integrada. No entanto, são poucos os estudos que abordam a questão de forma integrada. Entendendo a relevância deste tema para a área de Gestão do Conhecimento (GC), foi feita uma revisão sistemática sobre os temas IH e GC. Esta revisão de literatura tem como objetivo descrever o estado da arte dos estudos sobre os temas GC e a IH de forma combinada, a fim de compreender a amplitude dos estudos e identificar novas perspectivas de estudos futuros.

Este artigo está segmentado em cinco seções: a primeira e presente seção corresponde à introdução. A segunda apresenta os principais conceitos relacionados à IH, GC e sistemas inteligentes. A terceira seção apresenta o método utilizado no levantamento dos dados. A quarta seção constitui a análise dos dados obtidos pela revisão sistemática da literatura e a quinta seção contempla as considerações finais.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 INTELIGENCIA HÍBRIDA

Atualmente robôs são capazes de aprender técnicas de manipulação de forma eficaz, a partir da instrução humana para realizar atividades. Em comparação com os métodos tradicionais, a programação de demonstração tem várias vantagens, como, por exemplo, não necessitar necessariamente de um professor humano com conhecimento especializado e habilidades e, muito significativamente, apresentar características humanas, incluindo conformidade, bem como flexibilidade, que podem ser consideradas quando se programa por modelos de demonstração, o que promoverá o sucesso da realização da tarefa (Gawali e Gawali, 2021).

A IH é um conceito que visa integrar as capacidades cognitivas dos seres humanos com o poder de processamento e análise das máquinas, resultando em uma abordagem sinérgica que combina as duas inteligências: a humana e a artificial (Teixeira, 2006).

A abordagem da IH reconhece que as habilidades humanas, como criatividade, intuição, empatia e julgamento ético, desempenham um papel fundamental na solução de problemas complexos e na tomada de decisões. Por outro lado, as máquinas possuem a capacidade de processar grandes volumes de dados, aprender com eles e executar tarefas de forma rápida e precisa. Ao combinar essas habilidades, a IH busca superar as limitações individuais de cada abordagem (Dellermann, Söllner, Ebel e Leimeister, 2019). Para os autores, a colaboração eficaz entre humanos e máquinas permite a obtenção de resultados ampliados, uma vez que as máquinas podem identificar padrões, fornecer insights acionáveis e automatizar processos rotineiros. A IH busca explorar essa sinergia para enfrentar desafios complexos e promover avanços em diversas áreas.

A IH é baseada na ideia de que humanos e máquinas possuem capacidades complementares que podem ser combinadas para ampliar o desempenho um do outro (Dellermann et al., 2019). A exemplo, Rothenberg (2013), aborda o paradoxo de Moravec referindo-se a disparidade entre as tarefas que são facilmente realizadas pela IA e aquelas que desafiam a percepção e a mobilidade humanas. A IA enfrenta dificuldades em replicar o senso comum humano, que se baseia em dois procedimentos cognitivos distintos: sistema 1, caracterizado por um pensamento intuitivo, automático e afetivo, e sistema 2, associado a um raciocínio lógico, consciente e que segue regras racionais estritas da teoria da probabilidade. A IN se destaca no pensamento do sistema 1, exibindo flexibilidade, criatividade, empatia e adaptabilidade. Além disso, a colaboração entre humanos e máquinas pode resultar em soluções mais eficientes e personalizadas para problemas complexos, como no campo da saúde, onde a análise de dados combinada com a expertise médica pode levar a diagnósticos mais

precisos e tratamentos mais eficazes. No entanto, vale ressaltar que a parceria cognitiva oriunda das inteligências IA e IN devem ser desenvolvidas de forma ética e transparente, levando em consideração questões de privacidade, segurança e justiça, para garantir que os benefícios sejam compartilhados de forma justa entre as partes envolvidas. Ademais, é importante que a IA seja vista como uma ferramenta que amplia as habilidades humanas, e não como uma substituição para elas (TEIXEIRA, 2006)

Segundo Teixeira (2006), ao integrar as capacidades cognitivas dos seres humanos com o poder de processamento e análise das máquinas, a IH busca superar as limitações individuais de cada abordagem. Reconhecendo a importância das habilidades humanas, como criatividade, intuição, empatia e julgamento ético, juntamente com a capacidade das máquinas de processar grandes volumes de dados e automatizar tarefas, essa abordagem oferece a oportunidade de obter resultados superiores na solução de problemas complexos e na tomada de decisões.

Além disso, a IH levanta questões éticas e sociais importantes. É crucial considerar a responsabilidade e a transparência na tomada de decisões colaborativa entre humanos e máquinas, garantindo que o desenvolvimento e a implementação de sistemas inteligentes sejam guiados por princípios éticos. A colaboração entre humanos e máquinas oferece um potencial transformador em diversos setores, impulsionando avanços significativos na sociedade (Teixeira, 2006; Dellermann et al.; 2019; Jarrahi, Askay, Eshraghi, e Smith, 2023).

Nesse contexto, autores como Huang, Peng e Wen (2020) destacam que o reconhecimento de detalhes é um paradigma básico de raciocínio que permite simular um mecanismo de raciocínio humano até certo ponto. Essa capacidade de reconhecimento de detalhes pode ser aplicada na interação inteligente homem-computador, possibilitando a resposta a perguntas e a extração de conhecimento, além de requerer a compreensão da semântica das premissas e hipóteses, assim como de suas relações lógicas. Portanto, ao considerar a colaboração entre humanos e máquinas na IH, é necessário também explorar as capacidades de reconhecimento de detalhes e o papel da compreensão semântica para garantir uma interação ética (Carvalho, 2021).

Ainda de acordo Huang, Peng e Wen (2020) o reconhecimento de detalhes requer conhecimentos de fundo e senso comum, além de focar no reconhecimento da vinculação textual. Por outro lado, Gawali e Gawali (2021) mencionam a transferência de conhecimento como um método eficaz de aprendizagem de habilidades de robô, onde a generalização da trajetória definida pelo usuário é explorada. No entanto, devido à diversidade de tarefas e incertezas ambientais, a transferência de trajetória pode não garantir a rigidez necessária para a

manipulação segura e produtiva do robô (parágrafo 3). Portanto, ao abordar a IH, é essencial considerar tanto o reconhecimento de detalhes na colaboração homem-máquina quanto os desafios enfrentados na transferência de habilidades robóticas, a fim de alcançar resultados eficazes e seguros.

2.2 GESTÃO DO CONHECIMENTO

Na GC, o conhecimento, segundo Nonaka e Takeuchi (2008, p.23) se constrói por meio de “quatro modos de conversão de conhecimento: (1) socialização de tácito para tácito; (2) externalização: de tácito para explícito; (3) combinação: de explícito para explícito; e (4) internalização: de explícito para tácito. A capacidade de gerar e partilhar conhecimento é uma habilidade intrínseca ao ser humano. O indivíduo constrói o seu conhecimento tácito e desenvolve o seu conhecimento explícito ao longo da sua jornada pessoal e profissional. Logo, para que haja a efetividade do processo de GC, faz-se necessário o ambiente organizacional propício para o estímulo do conhecimento (Nonaka e Takeuchi, 2008).

A IH é a simbiose da IN e artificial, sendo que se desenvolvem simultaneamente e completam-se no processo. Leodolter (2017, p. 205) afirma que “IH pode ser definida como uma inteligência coletiva de humanos e elementos de IA que colaboram estreitamente para servir ao propósito de uma unidade”. Tem-se assim que a IH é importante para promover a conversão do conhecimento nas organizações, pois, cada vez mais, as organizações estão implementando máquinas e robôs em seus processos de produção e de oferta de bens e serviços.

Entre os estudos consultados, Gawali e Gawali (2021) desenvolveram uma metodologia de transferência de conhecimento entre computadores e humanos usando a transferência de aprendizagem por reforço (TERL). Foi possível observar que o movimento do braço robótico foi alcançado com a ajuda de um dos paradigmas básicos de aprendizagem da máquina, denominado aprendizado por reforço (RL). Para este fim, as características de ação do RL foram otimizadas por um algoritmo híbrido meta-heurístico com a integração do algoritmo da otimização de dispositivos de caça. O movimento desejado com base nos movimentos cinemáticos de entrada foi determinado pela RNA. O objetivo principal do RL otimizado era maximizar a recompensa, minimizando assim a diferença de erro entre o movimento previsto e o desejado. De acordo com Gawali e Gawali (2021), o desempenho efetivo do modelo proposto foi comprovado pela análise experimental da RL baseada na otimização do desempenho dos dispositivos de caça (CS-DHOA) sobre a RL convencional e outras abordagens heurísticas baseadas na RL. O número de recompensas alcançadas pelo CS-DHOA-RL proposto é 2,04%

melhor que o WOA-RL, 82% melhor que o RL, 70% melhor que o DHOA-RL, 100% melhor que o CSO-RL e 66,6% melhor que o FF-RL. Isto deixou comprovado que a proposta desenvolvida obteve o máximo RL quando comparado com outros algoritmos e o resultado valida o processo de interação entre humanos e robôs.

A GC em um contexto de relação humano e máquina pode envolver ações planejadas e estruturadas para entre os indivíduos e a tecnologia para aumentar a eficiência da organização. A tecnologia desempenha um papel crucial como facilitador na captura, organização e disseminação do conhecimento, permitindo que as informações sejam compartilhadas de forma rápida e acessível. Ao mesmo tempo, os indivíduos são responsáveis por fornecer insights, interpretar dados e aplicar o conhecimento (DALKIR, 2017). Essa interação colaborativa entre humanos e máquinas permite a criação de uma IH, onde o conhecimento é constantemente refinado, atualizado e utilizado para impulsionar a inovação e a tomada de decisões. A GC nesse contexto busca criar um ambiente propício para a aprendizagem contínua e aprimoramento mútuo entre humanos e máquina (DELLERMANN et al., 2019).

Portanto, a GC desempenha um papel crucial na interação entre humanos e máquinas, reconhecendo a importância tanto do conhecimento tácito quanto do explícito. Além disso, é importante ressaltar que o conhecimento é criado de forma dinâmica e interativa entre o conhecimento tácito e explícito (DALKIR, 2017). Para a autora, o conhecimento tácito é a vivência e experiência que uma pessoa possui, mas que é difícil de expressar e compartilhar, abrangendo informações subjetivas e *know-how*. Por outro lado, segundo Nonaka e Takeuchi (2008), para o conhecimento explícito, ocorre a conversão do conhecimento individual em conhecimento coletivo, na qual o conhecimento tácito passa por um processo de transformação.

Desse modo, ao adotar abordagens planejadas e estruturadas de GC, as organizações podem aumentar a eficiência ao utilizar a tecnologias em IA como facilitadora na captura, organização e disseminação do conhecimento. Ao mesmo tempo, os indivíduos desempenham um papel essencial ao fornecer *insights*, para interpretar dados e aplicar seu conhecimento para impulsionar a tomada de decisões (Jarrahi et al., 2023). Essa colaboração contínua entre humanos e máquinas gera uma parceria entre ambas as inteligências, IA e In, resultando em uma IH em constante aprimoramento (Teixeira, 2006). Nesse contexto, a GC busca estabelecer um ambiente propício para a aprendizagem contínua e o aprimoramento mútuo, promovendo a criação dinâmica de conhecimento e a valorização do conhecimento tácito de cada indivíduo.

2.4 ÉTICA DA IA

A ética desempenha um papel fundamental no desenvolvimento e uso responsável da IA. É por meio da ética que buscamos estabelecer padrões morais corretos e justos, orientando o comportamento humano e a tomada de decisões. Para por Jobin, Ienca e Vayena (2019) a ética busca responder a questões essenciais, como os limites da coleta e uso de dados, a prevenção da discriminação algorítmica e a definição de responsabilidades na tomada de decisões dos sistemas de IA.

Para abordar essas preocupações éticas, os autores propõem diretrizes e princípios para o uso responsável da IA sendo eles: (i) responsabilidade, (ii) privacidade, (iii) justiça e (iv) segurança. A transparência é um princípio importante, garantindo que os sistemas de IA sejam compreensíveis e explicáveis, evitando opacidade e viés oculto nos algoritmos. A responsabilidade é outro princípio-chave, atribuindo claramente a responsabilidade aos criadores e desenvolvedores de IA, bem como às organizações que a utilizam, para garantir que sejam responsabilizados por eventuais consequências negativas. A privacidade, justiça e segurança também são princípios fundamentais para o uso ético da IA protegendo os indivíduos, evitando discriminação e garantindo a proteção dos sistemas (Jobin, Ienca e Vayena 2019).

No que tange a aplicabilidade desses princípios Carvalho (2021) destaca que é um dos desafios éticos mais significativos na IA. Isso ocorre quando algoritmos reproduzem e amplificam preconceitos e desigualdades já presentes na sociedade. Os algoritmos podem absorver e perpetuar os preconceitos e estereótipos presentes nos dados de treinamento, levando a decisões discriminatórias em áreas como contratação e concessão de crédito. Esforços estão sendo feitos para mitigar esse viés, por meio de técnicas de ajuste de dados e definição de objetivos de aprendizado justos.

A proteção da privacidade e dos dados pessoais também é um dilema ético relevante na era da IA. A coleta indiscriminada de dados pessoais pode levar a violações de privacidade e uso indevido dessas informações. As regulamentações como a Regulação Geral de Proteção de Dados (GDPR), no Brasil, a Lei nº 12.965 sancionada Lei de Proteção de Dados Pessoais (LGPD) em vigência desde 2020, tem como objetivo estabelecer diretrizes claras para a coleta, uso e processamento de dados pessoais, visando proteger a privacidade dos indivíduos e manter a confiança na relação entre usuários e organizações (CARVALHO, 2021).

Neste sentido, a proteção da privacidade é essencial para preservar a autonomia e a liberdade individual, pois a coleta e o uso indiscriminado de dados pessoais podem resultar em violações de privacidade, exposição de informações sensíveis e até mesmo uso indevido dos dados. As políticas de privacidade também são fundamentais para manter relações de confiança entre os indivíduos e as organizações que coletam seus dados.

3. METODOLOGIA

A revisão sistemática de literatura (RSL) tem como objetivo identificar novos estudos sobre determinado tema de forma sistematizada avaliando a sua qualidade, validade e aplicabilidade na pesquisa (Takahashi, Guanilo, Bertolozzi e Mariano, 2011). Assim, a RSL estabelece uma prévia dos estudos recentes, os seus principais resultados e contribuições futuras (Tranfield, Denyer, Smart, 2003 e Rowe, 2014) e, por sua vez, identifica lacunas que podem ser exploradas sobre a temática da pesquisa. É de suma importância que o pesquisador leve em consideração o levantamento bibliográfico para revisão prévia da literatura, pois, deste modo a pesquisa terá embasamento teórico para o seu problema de pesquisa (Snyder, 2019). Sampaio e Mancini (2007) a descrevem como uma estratégia de pesquisa que se fundamenta na literatura existente sobre um determinado tema, e, para Galvão e Pereira (2014), se trata de um estudo secundário ao se fundamentar em estudos primários. Wazlawick (2014) reitera que isto passa pela análise de um conjunto de fenômenos com o propósito de identificar aqueles que não sejam de conhecimento público, servindo de base para uma pesquisa mais elaborada. A fundamentação teórica parte do aprofundamento da revisão de literatura, sendo determinante para o êxito da pesquisa científica (Vosgerau e Romanowski, 2014).

Para o desenvolvimento desta pesquisa foi utilizada a teoria de enfoque Meta-analítico Consolidado – TEMAC de Mariano e Rocha (2017). TEMAC é um modelo de revisão sistemática definido em 3 etapas: (i) preparação da pesquisa, (ii) apresentação e inter-relação dos dados e (iii) detalhamento, modelo integrador e validação por evidências.

A primeira etapa da pesquisa é a preparação. Consiste na busca sistemática na literatura, que foi realizada nas bases de dados Web of Science e Scopus no dia 28 de junho de 2022. Nesta etapa foram definidas palavras-chave ou termos de busca. A busca foi realizada com os termos “hybrid intellig* AND "knowledge manag*” contendo o asterisco para abranger um número maior de variações verbais, e nos campos de buscas foi considerado ‘*article title*’, ‘*abstract* e *key words*’. Os filtros aplicados foram apenas para o tipo de documentos ‘artigos’ e fase de publicação final. Não foi aplicado filtro temporal, e por áreas do conhecimento com o objetivo de ampliar os resultados da pesquisa. Em ambas as bases foi obtido o resultado de artigos datados de 2001 à 2022 a pesquisa retornou 53 resultados na base da Scopus e 49 resultados na base da WoS.

Na segunda etapa foi realizada a preparação dos dados. As bases.csv da Scopus e xls da WoS foram exportadas para unificar em um arquivo da planilha do Excel. Após integrar o

resultado das duas bases, foi realizada a remoção de duplicatas. Ao todo foram identificados 49 resultados na *Web of Science*, e 53 resultados na Scopus perfazendo 102 resultados. Dos 102 resultados, 19 artigos estavam duplicados nas duas bases, sendo apenas 30 contidos na Web of Science e 35 na Scopus após exclusão dos duplicados. Sendo assim, obteve-se 84 artigos para depurados para tratamento dos dados.

Foi realizada leitura dos títulos e resumos dos 84 artigos por ambas pesquisadoras. Após, foram excluídos 17 artigos que, por critério de exclusão de não estarem relacionados com o debate entre IH e GC, foram removidos devido à falta de aderência ao objetivo desta pesquisa. As temáticas excluídas foram: a) semânticas probabilísticas por modelos matemáticos; b) perfil de competências para professores de ensino médio; c) sistemas de informação para decisões de marketing; d) vantagem competitiva para empresas familiares; e) cadeia de suprimentos; f) inovação digital; g) educação continuada; i) risco de crédito; j) classificador híbrido matemático; l) processo de integração de esqueletos; m) base de conhecimento de colheitadeira; n) fatores humanos em sistemas cooperativos pelo cálculo N; o) modelo de decisão híbrido em espécies de aquicultura; p) computação bayesiana híbrida, DNA decisional; q) tecnologia de diagnóstico e r) literatura geocientífica. Para inclusão, as publicações obedeceram ao seguinte critério: fazer referência à IH e GC no título ou resumo. Exceção foi feita para sistemas inteligentes híbridos, que apresenta similaridade ao conceito de IH, e por este motivo permaneceu na base de dados.

Restaram 67 artigos que foram lidos na íntegra por ambas pesquisadoras (Quadro 1). Foi construída uma planilha contendo as seguintes informações: autor, título, jornal, ano de publicação, objetivo do estudo, tipo de estudo/metodologia, área de estudo e principais resultados. Os dados foram analisados por autor, país e os resultados das pesquisas agregados para fornecer uma avaliação da discussão no campo.

4 APRESENTAÇÃO E ANÁLISE DOS RESULTADOS

Esses artigos foram revisados e sintetizados e, em seguida, classificados em temáticas, apresentados no Quadro 1, conforme sugere Torracco (2016).

Quadro 1 Artigos selecionados

Autor	Título	Journal	no
Padma T., Shantharajah S.P. & Ramadoss P.	Hybrid Fuzzy AHP and Fuzzy TOPSIS Decision Model for Aquaculture Species Selection	International Journal of Information Technology and Decision Making	022

Caban, J; Nieoczym, A; Dudziak, A; Krajka, T & Stopkova, M	The Planning Process of Transport Tasks for Autonomous Vans-Case Study	Applied sciences- Basel	022
Oliveira, CS; Sanin, C & Szczerbicki, E	Smart Knowledge Engineering for Cognitive Systems: A Brief Overview	Cybernetics and systems	022
Robinson, P. N. & Haendel, M.	Ontologies, Knowledge Representation, and Machine Learning for Translational Research: Recent Contributions	IMIA Yearbook of Medical Informatics	021
Sartas M. S; Cummings, A. G. & Akramkhanov, A.	A Human Machine Hybrid Approach for Systematic Reviews and Maps in International Development and Social Impact Sectors	Forests	021
Tang, Jingjing et al.	Robust cost-sensitive kernel method with Blinex loss and its applications in credit risk evaluation	Neural Networks	021
Xue, Wu & Chen	Optimizing Ontology Alignment Through an Interactive Compact Genetic Algorithm	ACM Transactions on Management Information Systems	021
Selvaraj, R; Nagarajan, SK	Land Cover Change Detection from Remotely Sensed IoT Data for Assessment of Land Degradation: A Survey	Journal of Information & Knowledge Management	021
Van den Broek, E et al.	When the machine meets the expert: Ethnography	MIS Quarterly	021
Abdalla, A, N et al.,	Integration of energy storage system and renewable energy sources based on artificial intelligence: An overview	Journal of Energy Storage	021
Giuseppe D'Aniello, et al.	Knowledge-driven fuzzy consensus model for team formation	Expert Systems with Applications 184.	021
Gawali, M, B; Gawali, S, S.	Optimized skill knowledge transfer model using hybrid Chicken Swarm plus Deer Hunting Optimization for human to robot interaction	Expert Systems with Applications 220.	021
Castaño F.et al.,	Quality monitoring of complex manufacturing systems on the basis of model driven approach	Smart Structures and Systems	020
Manuti A. & Monachino D.	Managing knowledge at the time of artificial intelligence: An explorative study with knowledge workers	East European Journal of Psycholinguistics	020
Zhang, XG; Sun, SQ & Zhang, KJ	A New Hybrid Improved Method for Measuring Concept Semantic Similarity in WordNet	International Arab Journal of Information Technology	020
Aswani, R; Ghrera, S, P; Chandra, S; Kar, A, K.	A hybrid evolutionary approach for identifying spam websites for search engine marketing	Evolutionary Intelligence	020
Huang, X; Peng, Y; Wen, Z.	Visual–Textual Hybrid Sequence Matching for Joint Reasoning	IEEE Transactions on Cybernetics.	020
Lee, P, C; Long, D; Ye, B &	Dynamic BIM component recommendation method based on probabilistic	Advanced Engineering Informatics	020

Lo Loew, R; Bleimann, U; Walsh, P., T, P.	matrix factorization and grey model			
Manuti, A & Monachio, D.	Managing knowledge at the time of Artificial intelligence: an explorative study with knowledge workers.	East European Journal of Psycholinguistics	of	020
De Campos, Souza, P, V; Rezende, T, S; Guimaraes, A, J; Araujo, V, S; Batista, L, O; da Silva, G, A; Araujo, V, J, S.	Evolving fuzzy neural networks to aid in the construction of systems specialists in cyber attacks	Journal of Intelligent & Fuzzy Systems	of	019
Fang, H; Lu, W; Li, Q; Kong, J; Liang, L; Kong, K; Zhu, Z.	Predictive Analytics based Knowledge-Defined Orchestration in a Hybrid Optical/Electrical	IEEE. China		019
Arup Roy & Soumya B.	Datacenter Network Testbed Hybrid Group Recommendation Using Modified	Journal of Information & Knowledge Management	of	018
Chintan Bhatt; Youakim Badr; Saurav Mallik Poonam Tanwar; T.V. Prasad & Kamlesh Dutta	Termite Colony Algorithm: A Context Towards Big Data Natural language processing for hybrid knowledge representation	Int. J. Advanced Intelligence Paradigms		018
Weitian Wang, Rui Li, Yi Chen, Z. Max Diekel, & Yunyi Jia Chengbin Wang, Xiaogang Ma, Jianguo Chen & Jingwen Chen	Facilitating Human-Robot Collaborative Tasks by Teaching-Learning-Collaboration from Human Demonstrations Information extraction and knowledge graph construction from geoscience literature	IEEE Transactions on automation science and Engineering Computers and Geosciences	on	018 018
Atrey, A; Seghbroeck, G, V; Volckaert, B; Turck, F.	BRAHMA+ A Framework for Resource Scaling of Streaming and ASAP Time-Varying Workflows	IEEE Transactions on Network and on Network and Service Management		018
Chen, Quin; and Hu, Qinmin; Huang, Xiang; He, Liang.	Modeling Queries with Contextual Snippets for Information Retrieval	ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology.		018
Dias, C, G; de Sousa, C, M.	A Neuro-Fuzzy Approach for Locating Broken Rotor Bars in Induction Motors at Very Low Slip	Journal of Control, Automation and Electrical Systems	of	018
Alberto Fernández-Isabel, et al.	A unified knowledge compiler to provide support the scientific community	Knowledge-Based Systems.		018

Moscoso-Zea, O, M; Castro, J; Gualtor, J. P & Mora, S, M.	A Hybrid Infrastructure of Enterprise Architecture and Business Intelligence & Analytics for Knowledge Management in Education	IEEE. Translations and content mining	018
Remolona et al.	Hybrid Ontology-Learning Materials Engineering System for Pharmaceutical Products: Multi-label Entity Recognition and Concept Detection.	Computers and Chemical Engineering	017
Cendón, J, A; Alba, J, M, F & Fernández, R, F; Pavón, J.	Implementation of context-aware workflows with multi-agent systems	Neurocomputing	016
Herrero et al.	A hybrid proposal for cross-sectoral analysis of knowledge management	Soft Comput.	016
Teso, Stefano et al., Paokanta P. & Srichairatanakool S.	Structured learning modulo theories A new algorithm of ensemble learning for medical knowledge-based systems and knowledge-based systems: Hybrid Bayesian computing (multinomial logistic regression case-based C5.0-mixed classification and regression tree)	Artificial Intelligence International Journal of Innovative Computing, Information and Control	015
Bárcena, L, S; Herrero, A; Manzanedo, M, G; del Campo; Martínez, R, O	Easing knowledge management in the power sector by means of a neuro-genetic system	International Journal of Bio-Inspired Computation	015
Szczerbicki, E., Graña, M., Posada, J. P. & Toro, C.	Current Research Earch Advances and Implementation in Smart Knowledge-Based Systems part II	Cybernetics and Systems: an International Journal	014
Kaewboonma N., Tuamsuk K. & Buranarach M.	Ontology modeling for a drought management information system	Libres	014
Mahmood, F, N; Ismail, A. Amirah Ismail	Semantic Similarity Measurement Methods: The State-of-the-art	Research Journal of Applied Sciences, Engineering and Technology	014
Tsui, E. et al., Wang, Chen-Shu	Knowledge-based Extraction of intellectual capital-related information from unstructured data An Agent-Based expert system architecture for product return administration	Expert Systems with Applications IEICE Trans Inf. & Syst.	013
Kolozali, S; Barthet, M; Fazekas, G & Sandler, M.	Automatic Ontology Generation for Musical Instruments Based on Audio Analysis	IEEE Transactions on audio, speech, and language processing	013
Sanin et al	Decisional DNA: A multi-technology shareable knowledge structure for decisional experience	Neurocomputing 88 42–53	012
Sutanto et al	Emergent Leadership in Virtual Collaboration Settings: A Social Network Analysis Approach	Long Range Planning	011

Thomopoulos, R. et al.	Artificial intelligence-based decision support system to manage quality of durum wheat products	Quality Assurance and Safety of Crops & Foods	009
Vazirnezhad, B. et al.,	Speaker adapted dynamic lexicons containing phonetic deviations of words	Journal of Zhejiang University Science A	009
Xiang, Y; Zhang, SH; Shen, YZ; Shi, ML	Pattern-Oriented Workflow Generation and Optimization	Journal of Universal Computer Science	009
Dadzie, A,S et al.,	Applying semantic web technologies to knowledge sharing in aerospace engineering	Journal of Intelligent Manufacturing	009
Castiello, C; Castellano, G, Fanelli, A, M.	MINDFUL: A framework for Meta-Inductive neuro-Fuzzy Learning	Information Sciences	008
Choy, K, L; Chow, K, H; Tan, K. H; Chan, Chin-kin; Mok, C, M; Wang, Q.	Leveraging the supply chain flexibility of third party logistics – Hybrid knowledge-based system approach	Expert Systems with Applications	008
Mira, J, M.	Symbols versus connections: 50 years of artificial intelligence	Neurocomputing	008
Mizutani, T; Igarashi,S; Shio, M; Ikeda, Y.	Human factors in continuous time-concerned cooperative systems represented by NS-labeled calculus	Front. Comput. Sci	008
de Amorim, B.P; Vasconcelos, G.C & Brasil, L.M	Hybrid neural systems for large scale credit risk assessment applications	Journal of intelligent & Fuzzy Systems	007
Choy, K,L; Tan, K, H; Chan, F,T, S. S.	Design of an intelligent supplier knowledge Management Systema – an integrative approach	Journal of Engineering Manufacture	007
Green, A.	Business information – a natural path to business intelligence: knowing what to capture	The journal of information and knowledge management systems.	007
Azzini, A & Ceravolo, P	Evolutionary ANNs for improving accuracy and efficiency in document classification methods	Knowledge-based intelligent Information and Engineering Systems, Pt 3, proceedings	006
Huang, W; Mille, A.	ConKMeL: a contextual knowledge management framework to support multimedia e-Learning	Multimed Tools Appl.	006
Sun Y., Peng Q., Zhang X.-Y., Lu B.-C.	Fault diagnosis technology based on hybrid structure tree	Computer Integrated Manufacturing Systems, CIMS	005
Chen, A.P. & Chen, M. Y	A unifying ontology modeling for knowledge management	Knowledge-based intelligent Information and Engineering Systems,	005
Wang, Shouyang; Yu, Lean & Lai, K.K.	A Novel Hybrid AI System Framework for Crude Oil Price Forecasting	CASDMKM	004

Kim, I.C	FCA-based ontology augmentation in a medical domain	Practical aspects of Knowledge Management Proceedings	004
Ioannis Hatzilygeroudis, I; Prentzas, J.	Using a hybrid rule-based approach in developing an intelligent tutoring system with knowledge acquisition and update capabilities	Expert Systems with Applications	004
Loew, R; Bleimann, U & Walsh, P.	Knowledge broker network based on communication between humans	Campus-wide Information Systems	004
Martinez, JJ & Canos, JH	A grid architecture for building hybrid museums	Web and communication technologies and internet-related social issues - HSI 2003	003
Chau,K, W; Chuntian, C; Li, C,W.	Knowledge Management System on flow and Water quality modeling	Expert System with Applications.	002
Von Wangenheim, CG; Bortolon, A; von Wangenheim, A	A hybrid approach for the management of FAQ documents in Latin languages	Case-based reasoning research and development, proceedings	001
Rocha, Luis Mateus	Evidence Sets: Modeling Subjective e Categories	International Journal of General Systems	999

Fonte: elaborado pelas autoras (2022).

4.1 DISCUSSÕES

Entre os principais temas abordados estão: modelagem e tomada de decisão usando técnicas híbridas, como o modelo de decisão fuzzy AHP e Fuzzy TOPSIS; engenharia de conhecimento inteligente para sistemas cognitivos; ontologias, representação do conhecimento e aprendizado de máquina para pesquisa translacional; abordagens híbridas para revisões sistemáticas e mapeamento em setores de desenvolvimento internacional e impacto social; métodos avançados de avaliação de riscos e avaliação de crédito com base em técnicas de aprendizado de máquina; alinhamento e otimização de ontologias; detecção de mudanças na cobertura do solo a partir de dados IoT para avaliação da degradação do solo; integração de sistemas de armazenamento de energia e fontes de energia renovável com base em IA; modelos de transferência de conhecimento para interação humano-robô; monitoramento de qualidade de sistemas de manufatura complexos com base em abordagens orientadas a modelos; gerenciamento do conhecimento com foco em IA, colaboração, aprendizagem e extração de informações e construção de grafos de conhecimento a partir de literatura geocientífica.

Esses temas refletem a diversidade de aplicações e avanços na área de GC e IA, abordando desde aspectos teóricos até aplicações práticas em diferentes setores. A análise dos artigos mostrou que os sistemas inteligentes híbridos possuem uma relação de similaridade com

a IH uma vez que se concentram na grande área dos sistemas inteligentes. Os temas com maior aderência encontrados foram: a) sistemas inteligentes híbridos; b) sistemas inteligentes; c) sistemas híbridos; ciência da informação; d) GC; e) sistemas de informação; f) neuro computação; g) educação e GC; h) tecnologia da informação. Ademais, identificou-se um número crescente de *frameworks* para aplicação e sugestões de novos modelos para serem implantados. Salienta-se ainda a predominância de enfoques sobre sistemas inteligentes que visam melhorar o desempenho de processos, dispositivos e equipamentos.

Nos textos analisados identificou-se referências a HAIS (Sistemas Híbridos Inteligentes artificiais) e ANS (redes neurais artificiais). Na análise apoiada pelo HAIS proposta por Sáiz-Bárcena, Herrero, Campo e Martínez (2015) eles identificaram a validade do sistema proposto na identificação de um conjunto de características especiais de GC (Sáiz-Bárcena, Herrero, Campo & Martínez, 2015). Os autores que possuem maior destaque de citações e produções científicas são: Tsui, E., Wang, W. M., Cai, L., Cheung, C.F. e Lee, W.B (2014), apresenta 75 citações no artigo Knowledge-based extraction of intellectual capital-related information from unstructured data. Sobre a ótica de relevância pode-se destacar 13 artigos que concentram o maior número de citações na temática sobre sistemas inteligentes híbridos e GC representando 19% dos artigos analisados. Os principais autores sobre este estudo são Abdalla (2021), Céndon (2016), Atrey (2018), Bárcena (2015), De Campos (2019), Días (2018), Alberto (2018), Gawali (2021), Herrero (2016, Mira (2008), Mizutani (2008) e Moscoso-Zea (2018).

As áreas de maior abrangência dos artigos citados distribuem-se na ciência da computação, sistemas da informação, sistemas inteligentes híbridos e GC com a maior representatividade na pesquisa. Artigos que possuem GC e áreas correlatadas a IH foram: a) Implementation of context-aware workflows with multi-agent systems, b) BRAHMA+: A Framework for Resource Scaling of Streaming and ASAP Time-Varying Workflows, c) Easing knowledge management in the power sector by means of neuro-genetic system, d) Evolving fuzzy neural networks to aid in the construction of systems specialists in cyber-attacks, e) A unified knowledge compiler to provide support the scientific community, f) A hybrid proposal for cross-sectoral analysis of knowledge management. Ao todo, representam 6 artigos ou 8,9% da base total dos artigos revisados.

Por fim, é interessante salientar a incidência de artigos sobre ontologias, evidenciando como um tema de interface entre os constructos IH e GC. De modo geral, observa-se que o tema vem demonstrando interesse crescente, mas ainda são poucos os estudos no campo.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

A revisão sistemática da literatura desvelou os conceitos da IH e GC em áreas distintas do conhecimento, mas que possuem similaridade. Sendo assim, a pesquisa apresentou os resultados obtidos pela revisão de literatura nas bases de dados Scopus e WoS, datados de 2001 à 2022, termo de busca “hybrid intellig* AND "knowledge manag*” sendo feita a leitura de 67 artigos por ambas pesquisadoras. O objetivo foi atingido e foi possível observar que os temas IH e GC mostram uma relação co-evolutiva de estudos sobre a simbiose homem e máquina.

Os resultados da pesquisa indicam que há uma lacuna oportuna para o desenvolvimento de novas pesquisas de IH e GC e que os sistemas inteligentes híbridos possuem uma relação de similaridade com a IH uma vez que se concentram na grande área dos sistemas inteligentes. Para pesquisas futuras há oportunidade de buscar novos trabalhos acerca do tema IH como a combinação da IA e IN uma vez que é um tema ainda pouco explorado.

REFERÊNCIAS

- Carvalho, A. C. P. D. L. (2021). Inteligência Artificial: riscos, benefícios e uso responsável. *Estudos Avançados*, 35, 21-36.
- Dalkir, K. (2017). Knowledge management in theory and practice. (3ª ed.). London: Cambridge.
- Dellermann, D., Söllner, M., Ebel, P., & Leimeister, J. M. (2019). Hybrid intelligence. *Business & Information Systems Engineering*, 61, 637-643.
- Faria, P. M. (2019). Revisão Sistemática da Literatura: contributo para um novo paradigma investigativo. *Champaign: CG Publisher*.
- Galvão, T. F., & Pereira, M. G. (2014). Revisões sistemáticas da literatura: passos para sua elaboração. *Epidemiologia e Serviços de Saúde*, 23(1), 183-184.
- Gawali, M. B., & Gawali, S. S. (2021). Optimized skill knowledge transfer model using hybrid Chicken Swarm plus Deer Hunting Optimization for human to robot interaction. *Knowledge-Based Systems*, 220, 106945.
- Gottsfritz, Carlos Augusto; Venturelli, Suzete (2020). Das coisas nascem coisas sencientes. *PÓS: Revista do Programa de Pós-graduação em Artes da EBA/UFMG*, v. 10, n. 19, p. 23-41, 2020.
- Huang, X., Peng, Y., & Wen, Z. (2020). Visual-textual hybrid sequence matching for joint reasoning. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 51(12), 5692–5705.

- Jarrahi, M. H., Askay, D., Eshraghi, A. & Smith, P. (2023). Artificial intelligence and knowledge management: A partnership between human and AI. *Business Horizons*, 66(1), 87-99.
- Jobin, A., Ienca, M., & Vayena, E. (2019). The global landscape of AI ethics guidelines. *Nature Machine Intelligence*, 1(9), 389-399.
- Lecun, Yann; Bengio, Yoshua; Hinton, Geoffrey (2015). Deep learning. *nature*, v. 521, n. 7553, p. 436-444.
- Leodolter, Werner (2017). Digital Transformation shaping the Subconscious Minds of Organizations. *Springer*. DOI: 10.1007/978-3-319-53618-7.
- Manuti, A., & Monachino, D. (2020). Managing Knowledge at the Time of Artificial Intelligence: An Explorative Study with Knowledge Workers. *East European Journal of Psycholinguistics*, 7(2).
- MARIANO, Ari Melo; ROCHA, Maíra Santos. (2017). Revisão da literatura: apresentação de uma abordagem integradora. In: *AEDEM International Conference*. p. 427-442.
- Nonaka, I.; Takeuchi, H. *Gestão do Conhecimento*. Porto Alegre: Bookman, 2008.
- Polanyi, M. (2015). *Personal knowledge*. In M. J. Nye (Ed.), The University of Chicago Press.
- Rothenberg, A. (2013). Paradoxo de Moravec: Consideração no Contexto de Duas Funções do Hemisfério Cerebral. *Acta Neurologica et Psychiatrica Scandinavica*, 55, 108-111. <https://doi.org/10.1007/BF03379600>.
- Rowe, F (2014). What literature review is not: diversity boundaries and recommendations. *European Journal of Information Systems*, 23(3), p. 241-255.
- Sáiz-Bárcena, L., Herrero, Á., Campo, M. Á. M. D., & Martínez, R. D. O. (2015). Easing knowledge management in the power sector by means of a neuro-genetic system. *International Journal of Bio-Inspired Computation*, 7(3), 170-175.
- Sampaio, R. F., & Mancini, M. C. (2007). Estudos de revisão sistemática: um guia para síntese criteriosa da evidência científica. *Brazilian Journal of Physical Therapy*, 11(1), 83-89.
- Snyder, Hannah (2019). Literature review as a research methodology: An overview and guidelines. *Journal of Business Research*, 104.
- Takahashi, R. F. et al (2011). Systematic review: general notions. *Revista da Escola de Enfermagem da USP*, 45, p. 1260-1266.
- Teixeira, J. de F., & Guimarães, A. S. (2006). Inteligência Híbrida: parcerias cognitivas entre mentes e máquinas. *Informática na educação: teoria & prática*, 9(2), Porto Alegre.

- Teixeira, J. F. (1998). *Mentes e máquinas: Uma introdução à ciência cognitiva*. Porto Alegre, RS: Artes Médicas.
- Torraco, R. J. (2016). Writing integrative literature reviews: using the past and present to explore the future. *Human Resource Development Review*, 1-25.
- Tranfield, D., Denyer, D., & Smart, P. (2003). Towards a methodology for developing evidence-informed management knowledge by means of systematic review. *British journal of management*, 14(3), 207-222.
- Tsui, E., Wang, W. M., Cai, L., Cheung, C. F., & Lee, W. B. (2014). Knowledge-based extraction of intellectual capital-related information from unstructured data. *Expert Systems with Applications*, 41(4), 1315-1325.
- Vosgerau, D. S. R. Romanowski, J. P. (2014). Estudos de revisão: implicações conceituais e metodológicas. *Rev. Diálogo Educ., Curitiba*, v. 14, n. 41, p. 165-189.
- Wazlawick, R. S. (2014). *Metodologia de pesquisa para ciência da computação* (Vol. 2). Rio de Janeiro: Grupo Gen.
- Zuboff, S. (2019). *The Age of Surveillance Capitalism: The Fight for a Human Future at the New Frontier of Power*.

APÊNDICE C – Roteiro de entrevista

Orientações	
Nome do entrevistado: _____	
Nome dos pesquisadores presentes: <u>Jenifer ferraz Calvi</u>	
Data da entrevista: ____ / ____ / ____	Local da entrevista: _____
Contato inicial:	
☐ Agradecer pela disponibilidade em receber o (s) pesquisador (es). Objetivos da entrevista: i) Descrever os processos de EAD nos núcleos de apoio pedagógico e de inteligência estratégica em uma IES, ii) Identificar e descrever o uso de IA nos dois núcleos, iii) Identificar e analisar, a partir de visões de integrantes dos dois núcleos, possibilidades de produção e limites da IH no ensino à distância e iv) Apresentar um mapa ou guia de perspectivas e desenvolvimento de IH nos contextos analisados.	
☐ Explicar as informações contidas <u>no termo de consentimento de entrevista</u> .	
☐ Solicitar a assinatura do <u>termo de consentimento de entrevista</u> .	
☐ Entregar uma via assinada pelo pesquisador para o entrevistado.	
Procedimentos iniciais:	
☐ Preparar o gravador.	
☐ Iniciar a gravação.	
Questões para entrevista	
1. Explique como você realiza o seu trabalho: <i>Objetivo de entender quais as atividades o entrevistado (a) desempenha no setor.</i>	
2. Você interage com os sistemas? Como? Explique. <i>Objetivo de compreender qual a opinião do entrevistado (a) sobre a interação com a máquina e geração do IH.</i>	
3. Acredita que o sistema poderia trazer outras soluções, além do que traz hoje? <i>Objetivo de compreender a opinião do entrevistado (a) quanto ao papel dos sistemas na IES/setor.</i>	
4. Como você imagina a máquina ao seu serviço para todas as atividades que precisar? <i>Objetivo de identificar as possibilidades de apoio da IA no setor.</i>	
5. Comente algo que desejar:	
Características socioeconômicas dos entrevistados:	
☐ Idade?	
☐ Nível de educação?	
☐ Ocupação atual?	
☐ Estado relacional?	
☐ Possui filhos?	
☐ Onde reside atualmente?	
Considerações finais:	
☐ Perguntar ao entrevistado se há alguma informação adicional que gostaria de acrescentar em relação aos assuntos abordados durante a entrevista.	

-
- ☐ Perguntar se o entrevistado ficou com alguma dúvida.
-

Finalização e agradecimento:

- ☐ Agradecer a disponibilidade do entrevistado em fornecer as informações.
- ☐ Salientar que os resultados da pesquisa estarão à disposição dele e, se tiver interesse, deverá entrar em contato com o pesquisador.

ANEXO A – TERMO DE AUTORIZAÇÃO DA IES

Maringá, 07 de novembro de 2022

Ao Senhor (a)

Por este meio, apresentamos JENIFER FERRAZ CALVI do curso Pós-graduação *Stricto Sensu* “Gestão do Conhecimento nas Organizações”, regularmente matriculada nesta Instituição de Ensino.

Na oportunidade, solicitamos autorização para que realize a pesquisa por meio de questionário/entrevista/observação com a equipe do núcleos de apoio pedagógico e inteligência estratégica.

Ainda por meio deste mui respeitosamente, solicitamos a vossa senhoria autorização para acesso aos conteúdos e resultados de avaliação ao projeto de pesquisa intitulado “Possibilidades e limites da inteligência híbrida no contexto do ensino à distância: um estudo nos núcleos de apoio pedagógico e de inteligência estratégica de uma instituição de ensino superior”, no ano de 2022. Justificamos nosso pedido pela necessidade de coletar dados a serem utilizados na pesquisa vinculada ao Programa de Pós-Graduação *Stricto Sensu* Universidade Cesumar - Unicesumar.

Agradecemos vossa compreensão e colaboração no processo de desenvolvimento desta pesquisa. Em caso de dúvida procurar a coordenação do Programa de Pós-graduação em Gestão do Conhecimento nas Organizações pelo telefone: (44) 3309-2629 ou pelo e-mail: nelson.tenorio@unicesumar.edu.br

Atenciosamente,

.....

PROF. Dr. Nelson Tenório

*Coordenador dos Programas de Pós-Graduação Stricto Sensu em Gestão do
Conhecimento nas Organizações*

ANEXO B – TERMO DE CONSENTIMENTO LIVRE E ESCLARECIDO (TCLE)

Nº do CAAE 65734822.7.0000.5539

Título do Projeto: A Inteligência Híbrida no contexto do ensino à distância

Você está sendo convidado a participar de uma pesquisa cujo objetivo é compreender as possibilidades de relação entre a inteligência artificial e a inteligência natural para a geração de inteligência híbrida no contexto do ensino à distância. Esta pesquisa está sendo realizada pelo programa de pós-graduação stricto sensu em Gestão do Conhecimento nas Organizações.

Se você aceitar participar da pesquisa, os procedimentos envolvidos em sua participação são os seguintes: compreendem na realização de uma entrevista presencial, que será conduzida por um roteiro semiestruturado e será gravada apenas mediante sua autorização.

Os possíveis riscos ou desconfortos decorrentes da participação na pesquisa são: tempo da entrevista, cansaço, além do desconforto ao abordar determinado tema. Além destes, pondera-se que há riscos característicos dos meios eletrônicos, pois existem limitações que impedem os pesquisadores de assegurar a total confiabilidade e o potencial risco de violação de suas informações.

Os possíveis benefícios decorrentes da participação na pesquisa são a oportunidade de conhecer a opinião dos participantes sobre a inteligência híbrida e o compartilhamento dessa compreensão, além promover o conhecimento sobre a inteligência híbrida no contexto do ensino à distância aos funcionários.

Sua participação na pesquisa é totalmente voluntária, ou seja, não é obrigatória. Caso você decida não participar, ou ainda, desistir de participar e retirar seu consentimento, não haverá nenhum prejuízo ao vínculo institucional que você recebe ou possa vir a receber na instituição.

Não está previsto nenhum tipo de pagamento pela sua participação na pesquisa e você não terá nenhum custo com respeito aos procedimentos envolvidos, porém, poderá ser ressarcido por despesas decorrentes de sua participação, cujos custos serão absorvidos pelo orçamento da pesquisa.

Caso ocorra alguma intercorrência ou dano, resultante de sua participação na pesquisa, você receberá todo o atendimento necessário, sem nenhum custo pessoal.

Os dados coletados durante a pesquisa serão sempre tratados confidencialmente. Os resultados serão apresentados de forma conjunta, sem a identificação dos participantes, ou seja, o seu nome não aparecerá na publicação dos resultados.

Caso você tenha dúvidas, poderá entrar em contato com o pesquisador responsável Jenifer Ferraz Calvi pelo telefone (44) 99138-8809 ou com o Comitê de Ética em Pesquisa da Unicesumar pelo telefone (44) 30276360 ramal 1345, ou no 5º andar do Bloco Administrativo, de segunda à sexta, das 8h às 17h.

Esse Termo é assinado em duas vias, sendo uma para o participante e outra para os pesquisadores.

Nome e assinatura do
participante da pesquisa

Nome e assinatura do
pesquisador que aplicou o
TCLE

Local e Data: _____