

**UNIVERSIDADE DO VALE DO RIO DOS SINOS (UNISINOS)
UNIDADE ACADÊMICA DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM GESTÃO E NEGÓCIOS
NÍVEL MESTRADO**

EDUARDO ESTIMA DA SILVEIRA

**PROPOSTA DE *FRAMEWORK* PARA IMPLEMENTAÇÃO
DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL NO SEGMENTO MÉDIAS EMPRESAS
DE BANCO PÚBLICO BRASILEIRO**

Porto Alegre

2023

EDUARDO ESTIMA DA SILVEIRA

**PROPOSTA DE *FRAMEWORK* PARA IMPLEMENTAÇÃO
DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL NO SEGMENTO MÉDIAS EMPRESAS
DE BANCO PÚBLICO BRASILEIRO**

Dissertação apresentada como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Gestão e Negócios, pelo Programa de Pós-Graduação em Gestão e Negócios da Universidade do Vale do Rio dos Sinos (UNISINOS).

Orientador: Prof. Dr. Marcelo André Machado

Porto Alegre

2023

S587p Silveira, Eduardo Estima da.
Proposta de framework para implementação de inteligência artificial no segmento médias empresas de banco público brasileiro / por Eduardo Estima da Silveira. – 2023.
174 f. : il. ; 30 cm.

Dissertação (mestrado) — Universidade do Vale do Rio dos Sinos, Programa de Pós-Graduação em Gestão e Negócios, Porto Alegre, RS, 2023.
“Orientador: Dr. Marcelo André Machado”.

1. Inteligência artificial. 2. Implementação. 3. Setor bancário. 4. Setor público. I. Título.

CDU: 336.712:004.8

EDUARDO ESTIMA DA SILVEIRA

**PROPOSTA DE *FRAMEWORK* PARA IMPLEMENTAÇÃO
DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL NO SEGMENTO MÉDIAS EMPRESAS
DE BANCO PÚBLICO BRASILEIRO**

Dissertação apresentada como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Gestão e Negócios, pelo Programa de Pós-Graduação em Gestão e Negócios da Universidade do Vale do Rio dos Sinos (UNISINOS).

Aprovado em (dia) (mês) (ano)

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Dusan Schreiber – FEEVALE – RS

Prof. Dr. José Antônio Valle Antunes Júnior – UNISINOS – RS

Orientador: Prof. Dr. Marcelo André Machado – UNISINOS – RS

Ao Ian, meu amado filhote.

AGRADECIMENTOS

Agradeço à minha esposa Andreza pela paciência e pelo apoio incondicional neste e em tantos outros projetos.

Agradeço ao meu irmão Felipe por me ajudar na definição do problema de pesquisa e pelas importantes indicações de profissionais a serem entrevistados.

Meu sincero agradecimento aos profissionais que, generosamente, dispuseram seu tempo para participar das entrevistas e fornecer informações valiosas.

Agradeço aos professores Dr. Dusan Schreiber e Dr. José Antônio Valle Antunes Júnior por engrandecerem este estudo com seus preciosos apontamentos.

Meu agradecimento aos professores do Programa Profissional em Gestão e Negócios da UNISINOS e, em especial, ao professor Dr. Marcelo André Machado pela orientação em todas as fases da pesquisa.

Sou grato aos colegas do banco com os quais tive oportunidade de interagir ao longo dos últimos 15 anos. Serei injusto por não citar todos, mas mais injusto ainda se não nominar aqueles que incentivaram este tão desejado projeto: Marciele, Roberta, Rodrigo, Rogério e Tinalli. Peço a compreensão por não mencionar os nomes completos em virtude de resguardar a confidencialidade da instituição.

Aos primeiros mestres da minha vida, Cristina e Carlos, muito obrigado!

“Isso que vocês vão começar a fazer hoje já deveria ter sido feito, no mínimo, há cinco anos.”

(Entrevistado E01, doutor em ciência da computação e cientista de dados, sobre implementação de inteligência artificial no banco público pesquisado)

RESUMO

O uso de inteligência artificial (IA) no ambiente organizacional vem se disseminando e apresenta oportunidades e ameaças para organizações. O setor bancário é considerado intenso na adoção de técnicas de IA. Por outro lado, as organizações públicas têm enfrentado dificuldades em acompanhar as inovações tecnológicas no mesmo ritmo que as organizações privadas. Neste estudo investigou-se a implementação de IA no segmento médias empresas de banco público brasileiro, objetivando a proposição de um artefato, denominado *framework*, para orientar a adoção de IA no contexto pesquisado. Utilizou-se o método *design science research* para proposição, desenvolvimento e avaliação do *framework*. O artefato proposto consolidou elementos identificados por meio de pesquisa bibliográfica, observação participante, pesquisa documental e entrevistas semiestruturadas. O *framework* elaborado apresenta três etapas para implementação de IA: preparar, pilotar e escalar. A cada uma das etapas foram associados fatores críticos que merecem atenção dos gestores para a adequada implementação de IA. Os fatores mencionados são: dados, apoio, governança, pessoas, conscientização, colaboração, parcerias, riscos, vieses, caso de uso, definições de projeto, supervisão humana, monitoramento, otimização, transferência de conhecimento e transparência.

Palavras-chave: inteligência artificial; implementação; setor bancário; setor público.

ABSTRACT

The use of artificial intelligence (AI) in the organizational environment has been disseminating and presents opportunities and threats to organizations. The banking sector is considered intensive in the adoption of AI techniques. On the other hand, public organizations have faced difficulties in keeping up with technological innovations at the same pace as private organizations. This study investigates the implementation of AI in the medium-sized companies segment of a Brazilian public bank, aiming to propose an artifact, referred to as a framework, to guide the adoption of AI in the researched context. The design science research method was employed for the proposition, development, and evaluation of the framework. The proposed artifact consolidates elements identified through bibliographic research, participant observation, documentary research, and semi-structured interviews. The developed framework presents three stages for AI implementation: prepare, pilot, and scale. Critical factors associated with each of these stages deserve attention from managers for the proper implementation of AI. The mentioned factors include: data, support, governance, people, awareness, collaboration, partnerships, risks, biases, use case, project definitions, human-in-the-loop, monitoring, optimization, knowledge transfer, and transparency.

Key-words: artificial intelligence; implementation; banking sector; public sector.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Princípio básico e arquitetura de uma rede neural.....	54
Figura 2 - <i>Framework</i> de Alsheibani, Cheung e Messom (2018): adoção de IA no nível da firma.....	73
Figura 3 - <i>Framework</i> de Alsheibani <i>et al.</i> (2020): seis passos para criar valor a partir de IA.....	74
Figura 4 - <i>Framework</i> de Champion <i>et al.</i> (2020): gerenciando a implementação de IA no setor público	76
Figura 5 - <i>Framework</i> de Reim, Åström e Eriksson (2020): roteiro para implementação de modelo de negócios de IA.....	77
Figura 6 - <i>Framework</i> de Sharma <i>et al.</i> (2022): modelo para implementação de sucesso	80
Figura 7 - <i>Framework</i> de Chen <i>et al.</i> (2022): adoção de IA no marketing business-to-business (B2B).....	82
Figura 8 - Etapas da <i>design science research</i> e suas saídas	90
Figura 9 - Modelo conceitual da classe de problemas desta pesquisa	92
Figura 10 - Desdobramento do método de pesquisa no método de trabalho.....	96
Figura 11 - Modelo conceitual dos assuntos buscados para composição da revisão qualitativa da literatura	99
Figura 12 - Exemplo de aplicação da síntese temática na identificação dos fatores críticos para implementação de IA	101
Figura 13 - Versão preliminar F0 do artefato.....	120
Figura 14 - Primeiro protótipo da versão F1	124
Figura 15 - Segundo protótipo da versão F1	128
Figura 16 - Versão F1 do artefato	129
Figura 17 - Evolução do artefato da versão F0 para F1	130
Figura 18 - Supervisão humana como estratégia de mitigação de risco em ferramentas de IA.....	135
Figura 19 - Versão F2 do artefato	142
Figura 20 - Versão F2 do artefato (detalhada)	143
Figura 21 - Evolução do artefato da versão F1 para F2	144
Figura 22 - Versão F3 do artefato	148
Figura 23 - Evolução do artefato da versão F2 para F3	149

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1 - Número de publicações sobre IA relacionada a negócios, contabilidade e administração, entre 2016 e 2020	26
Gráfico 2 - Número de publicações sobre técnicas de IA no mercado financeiro, entre 1991 e 2020	27

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 - Tipologia risco e valor	67
Quadro 2 - Fatores críticos para implementação de IA associados à tecnologia	69
Quadro 3 - Fatores críticos para implementação de IA associados à organização...	70
Quadro 4 - Fatores críticos para implementação de IA associados ao ambiente	71
Quadro 5 - Relação de <i>frameworks</i> existentes identificados.....	72
Quadro 6 - Desafios à implementação de IA conforme Alsheibani <i>et al.</i> (2020)	75
Quadro 7 - Passos para implementação de modelo de negócios de IA conforme Reim, Åström e Eriksson (2020).....	78
Quadro 8 - Fases para assegurar a qualidade de um sistema de IA conforme Freeman, Rahman e Batarseh (2021).....	79
Quadro 9 - Síntese das abordagens dos <i>frameworks</i> analisados	84
Quadro 10 - Correspondência entre fatores críticos mencionados nos <i>frameworks</i> e fatores críticos identificados na literatura	84
Quadro 11 - Síntese das etapas de implementação de IA identificadas nos <i>frameworks</i>	88
Quadro 12 - Método de trabalho adotado	97
Quadro 13 - Termos de busca pesquisados para revisão qualitativa da literatura	99
Quadro 14 - Critérios de inclusão e exclusão utilizados para a revisão qualitativa da literatura	100
Quadro 15 - Temas resultantes da síntese temática.....	101
Quadro 16 - Dinâmica aplicada nesta pesquisa para realização da observação participante.....	103
Quadro 17 - Aspectos observados no contexto de pesquisa	104
Quadro 18 - Documentos selecionados nesta pesquisa	106
Quadro 19 - Autores dos documentos selecionados nesta pesquisa.....	108
Quadro 20 - Passos adotados nesta pesquisa para realização das entrevistas	110
Quadro 21 - Identificação e perfil dos profissionais entrevistados.....	112
Quadro 22 - Tópicos guias utilizados nas entrevistas semiestruturadas.....	113
Quadro 23 - Descrição resumida das entrevistas realizadas na etapa 2	114
Quadro 24 - Atributos para avaliação da utilidade do <i>framework</i>	116
Quadro 25 - Alinhamento do método de trabalho aos objetivos de pesquisa	118

Quadro 26 - Síntese dos resultados e temas emergentes identificados na observação participante	125
Quadro 27 - Fatores críticos identificados na revisão da literatura que foram abordados nos documentos analisados	132
Quadro 28 - Outros fatores críticos para implementação de IA identificados na pesquisa documental	134
Quadro 29 - Fatores críticos identificados na revisão da literatura que foram abordados pelos entrevistados.....	139
Quadro 30 - Outros fatores críticos para implementação de IA identificados nas entrevistas semiestruturadas.....	140

LISTA DE SIGLAS

BC	Banco Central do Brasil
DSR	<i>Design Science Research</i>
IA	Inteligência Artificial
TI	Tecnologia da Informação
TOE	<i>Technology - Organization - Environment</i>

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	17
1.1 TEMA	18
1.2 PROBLEMA DE PESQUISA	20
1.3 OBJETIVOS	23
1.4.1 Objetivo geral	23
1.4.2 Objetivos específicos.....	23
1.4 JUSTIFICATIVA	23
2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	26
2.1 INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL NO AMBIENTE ORGANIZACIONAL.....	28
2.1.1 Contexto da IA no ambiente organizacional.....	28
2.1.2 Breve histórico da IA.....	31
2.1.3 Conceitos de IA	34
2.1.3.1 IA como disciplina científica	35
2.1.3.2 IA como ferramenta tecnológica.....	35
2.1.3.3 IA como capacidades organizacionais	36
2.2 CASOS DE USO DE IA.....	37
2.2.1 Casos de uso de IA no setor bancário	38
2.2.1.1 Casos de uso voltados à estratégia	40
2.2.1.2 Casos de uso voltados aos processos	41
2.2.1.2 Casos de uso voltados aos clientes	42
2.2.1 Casos de uso de IA no setor público.....	43
2.3 FATORES CRÍTICOS PARA IMPLEMENTAÇÃO DE IA	46
2.3.1 Fatores críticos associados à tecnologia	50
2.3.1.1 Qualidade dos dados.....	50
2.3.1.2 Disponibilidade, suficiência e acessibilidade dos dados.....	51
2.3.1.3 Infraestrutura tecnológica apropriada.....	52
2.3.1.4 Transparência e explicabilidade	53
2.3.1.5 Uso de IA como objetivo em si mesmo	55
2.3.1.6 Vieses.....	55
2.3.1.7 Visibilidade dos benefícios	56
2.3.2 Fatores críticos associados à organização	57
2.3.2.1 Apoio institucional.....	57

	15
2.3.2.2 Atitude colaborativa	58
2.3.2.3 Compreensão do ambiente e das regras de negócio	58
2.3.2.4 Conhecimento por parte dos gestores.....	59
2.3.2.5 Cultura e características organizacionais	60
2.3.2.6 Nível de maturidade	60
2.3.2.7 Pessoas com as competências necessárias	62
2.3.2.8 Resistência à mudança	62
2.3.2.9 Visão estratégica clara	64
2.3.3 Fatores críticos associados ao ambiente	64
2.3.3.1 Aspectos regulatórios.....	64
2.3.3.2 Custo financeiro	66
2.3.3.3 Privacidade dos usuários	66
2.3.3.4 Seleção e contratação de fornecedores.....	67
2.3.3.5 Outros fatores críticos associados ao ambiente.....	68
2.3.4 Síntese dos fatores críticos para implementação de IA	68
2.4 FRAMEWORKS PARA IMPLEMENTAÇÃO DE IA	72
2.4.1 <i>Framework</i> de Alsheibani, Cheung e Messom (2018): adoção de IA no nível da firma	73
2.4.2 <i>Framework</i> de Alsheibani <i>et al.</i> (2020): seis passos para criar valor a partir de IA	74
2.4.3 <i>Framework</i> de Champion <i>et al.</i> (2020): gerenciando a implementação de IA no setor público	75
2.4.4 <i>Framework</i> de Reim, Åström e Eriksson (2020): roteiro para implementação de modelo de negócios de IA.....	77
2.4.5 <i>Framework</i> de Freeman, Rahman e Batarseh (2021): asseguramento da IA	78
2.4.6 <i>Framework</i> de Sharma <i>et al.</i> (2022): modelo para implementação de sucesso	80
2.4.7 <i>Framework</i> de Chen <i>et al.</i> (2022): adoção de IA no marketing <i>business-to-business</i> (B2B)	81
2.4.8 Análise comparativa e síntese dos <i>frameworks</i>	83
3 MÉTODO.....	89
3.1 MÉTODO DE PESQUISA	89
3.1.1 Classe de problemas desta pesquisa	91

3.1.2 Tipo de artefato proposto	93
3.2 CONTEXTO DE PESQUISA	94
3.3 MÉTODO DE TRABALHO	95
3.3.1 Etapa 1 - Proposição do artefato	97
3.3.1.1 Pesquisa bibliográfica.....	98
3.3.1.2 Observação participante.....	102
3.3.2 Etapa 2 - Desenvolvimento do artefato	105
3.3.2.1 Pesquisa documental	105
3.3.2.2 Entrevistas semiestruturadas	109
3.3.3 Etapa 3 - Avaliação do artefato	115
3.4 SÍNTESE E ALINHAMENTO DO MÉTODO AOS OBJETIVOS DE PESQUISA	117
4 PROPOSIÇÃO, DESENVOLVIMENTO E AVALIAÇÃO DO ARTEFATO.....	119
4.1 PROPOSIÇÃO DO ARTEFATO.....	119
4.1.1 Versão preliminar F0.....	119
4.1.2 Elementos da pesquisa bibliográfica e da revisão da literatura	121
4.1.3 Elementos da observação participante	124
4.1.4 Versão F1 do artefato.....	128
4.1.4.1 Evolução do artefato da versão F0 para F1	130
4.2 DESENVOLVIMENTO DO ARTEFATO	131
4.2.1 Elementos da pesquisa documental.....	131
4.2.2 Elementos das entrevistas semiestruturadas	138
4.2.3 Versão F2 do artefato.....	142
4.2.3.1 Evolução do artefato da versão F1 para F2	144
4.3 AVALIAÇÃO DO ARTEFATO.....	145
4.3.1 Versão F3 do artefato.....	145
5 CONSIDERAÇÕES FINAIS	151
5.1 LIÇÕES APRENDIDAS.....	151
5.2 LIMITAÇÕES DA PESQUISA	153
5.3 SUGESTÕES PARA PESQUISAS FUTURAS.....	154
REFERÊNCIAS.....	155
APÊNDICE A – ARTIGOS UTILIZADOS NA REVISÃO DA LITERATURA.....	166
APÊNDICE B – MODELO UTILIZADO PARA AVALIAÇÃO DO ARTEFATO	172

1 INTRODUÇÃO

Em 2022, o orçamento em tecnologia dos bancos brasileiros cresceu 18% em relação ao ano anterior, somando R\$ 34,9 bilhões e representando uma das maiores altas dos últimos anos (FEBRABAN, 2023). Esse crescimento, conforme Pesquisa Febraban de Tecnologia Bancária 2023, foi impulsionado especialmente por tecnologias como inteligência artificial (IA).

Entre as aplicações tecnológicas utilizadas pelos bancos, destacam-se os *chatbots* (FEBRABAN, 2022a), programas computacionais que simulam e processam conversas humanas escritas ou faladas (ORACLE, 2022). Em 2021, os bancos brasileiros registraram mais de 653 milhões de chamados atendidos por meio desses programas (FEBRABAN, 2022a). Embora *chatbots* nem sempre envolvam algoritmos de IA em seu funcionamento, os sistemas mais sofisticados contam com técnicas de IA, como processamento de linguagem natural¹ e *machine learning*². O uso dessas técnicas permite a interação de usuários com dispositivos digitais como se estivessem se comunicando com pessoas reais. No mercado bancário brasileiro, as interações dos clientes via *chatbots* são, em sua maioria, atendimentos transacionais, como consulta de saldos e agendamento de transferências. Esse tipo de demanda apresentou crescimento de 53% entre 2020 e 2021, sinalizando tendência de crescente adesão dos clientes brasileiros a essa solução (FEBRABAN, 2022a).

Por se tratar de uma das indústrias com maior volume de clientes e de dados, os bancos são pressionados a disponibilizar serviços e produtos hiperpersonalizados para todos os segmentos. A inteligência artificial é percebida pelo setor bancário como solução capaz de contribuir efetivamente para esse processo, melhorando a eficiência, aumentando a diferenciação e influenciando a experiência dos clientes (FEBRABAN, 2022b; FEBRABAN, 2022c).

Por conta do avanço do uso de IA nesse e em outros setores da sociedade, a regulação tem sido objeto de atenção no mundo todo. No ambiente regulatório

¹ Processamento natural de linguagem é considerado um dos mais importantes subcampos da IA (RUSSEL; NORVIG, 2010). Trata-se de "processo no qual as máquinas podem entender e analisar linguagem tal qual fazem os humanos" (JARRAHI, 2018, p. 578).

² *Machine learning* é considerada uma das técnicas de IA mais usadas nos últimos anos e consiste em algoritmos capazes de "aprender" a partir dos dados coletados e de métodos estatísticos (ENHOLM *et al.*, 2022). A técnica permite que sistemas se adaptem a novas circunstâncias, detectem e extrapolem padrões (RUSSEL; NORVIG, 2010).

brasileiro, o tema é discutido desde 2020 pelo Poder Legislativo (ANPD, 2023). Atualmente, está em tramitação no Senado Federal o Projeto de Lei nº 2338, de 2023, que dispõe sobre o uso da IA no Brasil (BRASIL, 2023).

1.1 TEMA

O uso de *chatbots* pelos bancos brasileiros ilustra o entusiasmo das empresas com essas tecnologias e compõe quadro que se revela mais abrangente: o da transformação digital. Mais do que tendência, a transformação digital vem se constituindo como novo paradigma no ambiente organizacional, ganhando cada vez mais espaço em publicações e pesquisas científicas nos campos de administração e de negócios. Profissionais de mercado e comunidade acadêmica têm utilizado o termo “Indústria 4.0” para se referir a essa mudança, baseada no uso intensivo de tecnologias digitais, tanto nos processos produtivos quanto nos produtos colocados à disposição do consumidor (PREM, 2015; ISSA *et al.*, 2018). Para Scheer (2019), esses novos modelos de negócios digitais são a essência do que chama de “Organização 4.0”. O sucesso desses negócios, conforme o autor, está baseado em dez impulsionadores: personalização, objetos com autocontrole, emergência de produtos com baixas margens de custos, serviços inteligentes, efeitos advindos das dinâmicas coletivas, empresas enxutas com crescimento exponencial, inteligência artificial, infraestrutura e plataformas (SCHEER, 2019).

Novos e inovadores modelos de negócios desafiam organizações já estabelecidas a acompanhar a transformação e se manter competitivas (FISCHER *et al.*, 2020). Os desafios que se impõem nessa jornada são consideráveis e independem do tamanho e do nível de sofisticação das empresas. Mesmo companhias grandes e célebres como General Electric e Ford Motor Company, por exemplo, apresentaram dificuldades em se adaptar ao ambiente de transformação digital (MARGIONO, 2020). Os esforços, contudo, tendem a ser recompensados, já que empresas que conseguem dominar as tecnologias digitais têm apresentado maior nível de rentabilidade quando comparadas a seus competidores, conforme Westerman *et al.* (2014).

A melhoria da eficiência operacional pode ser um dos fatores que contribui para isso. Estudo com 47 bancos na Índia aponta para o impacto positivo na eficiência técnica decorrente da adoção de ferramentas de IA aplicadas a *chatbots*

(MOR; GUPTA, 2021). O uso de IA, a propósito, ganha cada vez mais evidência no meio empresarial. A busca por vantagem competitiva tem levado diversas organizações a investirem nessas tecnologias (ENHOLM *et al.*, 2022).

A literatura sobre o tema indica que o uso de aplicações baseadas em IA pode adicionar valor aos mais diferentes tipos de negócios, por meio de incremento de receitas, redução de custos e aumento de eficiência (ALSHEIBANI; MESSOM; CHEUNG, 2020). Entretanto, o alcance desses benefícios por meio de IA envolve complexidade que tende a ser subestimada. As expectativas e riscos decorrentes da implementação dessa tecnologia demandam não apenas habilidades técnicas, mas também competências de gestão (GARTNER, 2020a).

Diversos setores da economia revelam impactos da transformação digital, alguns de forma mais proeminente. O setor bancário, em especial, tem sido revolucionado com mudanças na forma como os produtos e serviços são selecionados, criados e oferecidos (MISHRA; SANT, 2021). Pesquisa realizada na Suíça com pessoas economicamente ativas indica que, entre os anos 2020 e 2021, o número daqueles que usaram pela primeira vez serviços bancários de forma *online* quase dobrou. O movimento foi impulsionado pela pandemia do COVID-19, mas não pode ser considerado um fenômeno temporário, visto que a maior parte dos respondentes planejava continuar utilizando os serviços virtuais (DELOITTE, 2022).

O surgimento de entrantes no setor, como *fintechs* e *bigtechs*, evidencia o avanço de empresas com base tecnológica e de grandes companhias de tecnologia que almejam expandir sua atuação para o ramo financeiro. Trata-se de movimento que promete ganhos de eficiência e aumento dos padrões de serviço oferecidos aos consumidores, mas também implica novos riscos e exige atenção das autoridades regulatórias. Para os bancos que já atuam no mercado, um dos dilemas enfrentados é se devem competir ou cooperar com os entrantes do setor, dado que não possuem o mesmo nível de expertise tecnológica (OECD, 2020).

No Brasil, o setor bancário também experimenta importantes inovações associadas a esse ambiente de transformação digital. Em 2020 e 2021, o Banco Central do Brasil (BC) conduziu a introdução das tecnologias *Pix* e *Open Banking*, respectivamente. A primeira corresponde à solução para pagamentos instantâneos, em que os recursos são transferidos entre contas em poucos segundos. A segunda consiste na possibilidade de clientes de produtos e serviços financeiros compartilharem suas informações entre as instituições autorizadas pelo BC, bem

como movimentar suas contas bancárias a partir de diferentes plataformas e não apenas pelo aplicativo ou site de seu próprio banco (BC, 2022a; BC, 2022b). Os clientes têm apresentado significativo interesse nesses serviços. No período de um ano, o Pix alcançou 51 milhões de usuários cadastrados. No caso do *Open Banking*, a quantidade de usuários pessoa física com consentimento para doação de dados cresceu 18% entre dezembro de 2021 e abril de 2022. No mesmo período, o crescimento de empresas que aderiram ao serviço foi de 60% (FEBRABAN, 2022c).

Em relação ao uso de IA, a indústria bancária tem se destacado como uma das principais na adoção dessas tecnologias (GHANDOUR, 2021). Entre as diversas aplicações utilizadas no setor, destacam-se os sistemas de processamento natural de linguagem voltados a atendimento de clientes, o monitoramento e detecção de transações fraudulentas, a automação de processos repetitivos e o uso de *big data* para oferecer serviços mais rápidos e personalizados. Ainda que o uso de IA já seja realidade no mercado bancário brasileiro, observa-se que os diversos *players* estão em diferentes estágios na adoção e no domínio dessas tecnologias (FEBRABAN, 2022c).

1.2 PROBLEMA DE PESQUISA

O sistema financeiro no Brasil é composto por bancos públicos e privados, que são os agentes especializados na intermediação e custódia do dinheiro (BC, 2022c). Em geral, os bancos públicos são constituídos na forma de empresas públicas ou sociedades de economia mista. A atual legislação brasileira impõe que contratações de serviços e aquisições de bens realizadas por essas instituições sejam precedidas de licitação, a fim de assegurar a seleção da proposta mais vantajosa (BRASIL, 2016). Tal obrigação, contudo, pode prejudicar a competitividade dos bancos públicos, uma vez que a notória burocracia desse processo retarda o acompanhamento de inovações do mercado, especialmente associadas à tecnologia. Em um cenário de crescente adesão de consumidores a serviços digitais, a dificuldade de atualização tecnológica tende impactar negativamente o desempenho dessas instituições. Assim, encontrar formas de superar esse entrave pode ser útil tanto para os bancos como para as organizações públicas de maneira geral.

Pesquisas têm sido conduzidas no intuito de identificar os caminhos apropriados para as organizações que almejam se lançar à Indústria 4.0 e promover inovações baseadas em transformação digital (ZAOUI; SOUSSI, 2020; BICAN; BREM, 2020; ZIYADIN; SUIEUBAYEVA; UTEGENOVA, 2020). Apesar do crescente interesse nesse movimento, a maioria dos estudos voltados à inovação de modelo de negócios é focada em economias desenvolvidas, havendo carência de pesquisas voltadas a organizações oriundas de países emergentes (MIHALACHE; VOLBERDA, 2021).

Adicionalmente, repara-se que os estudos existentes sobre IA na indústria bancária são, em geral, fundamentados em abordagens descritivas e fontes de dados secundárias. A realização de estudos empíricos sobre o tema é, portanto, necessária nesse campo de conhecimento (GHANDOUR, 2021).

Considerando que a implementação de tecnologia se trata de fenômeno com implicações práticas, entende-se apropriado conduzir pesquisas que enfoquem a construção de conhecimento aplicável às organizações. Nesse sentido, a abordagem baseada no paradigma *design science* pode propiciar resultados proveitosos ao tema. Diferente das ciências tradicionais (naturais e sociais) que são direcionadas ao entendimento dos fenômenos, os estudos em *design science* são voltados à prescrição. Pesquisas conduzidas sob esse paradigma visam “desenvolver e projetar soluções para melhorar sistemas existentes, resolver problemas ou, ainda, criar novos artefatos que contribuam para uma melhor atuação humana” (DRESCH; LACERDA; ANTUNES JÚNIOR, 2015, p. 57).

O contexto do mercado bancário brasileiro parece ser propício à condução de estudo que busque contribuir para o preenchimento das lacunas apontadas. Trata-se de setor em economia emergente e reconhecido pela forte transformação digital.

A utilização de um banco público brasileiro como contexto de estudo permite explorar elementos facilitadores e dificultadores da atualização tecnológica no ambiente das instituições públicas. Cabe destacar que o controle estatal de instituições bancárias é característica marcante do sistema financeiro no Brasil (VINHADO; SILVA, 2017). A intervenção estatal nesse setor, apesar de controversa, é sustentada pela premissa de que, ao participar do mercado, o governo pode financiar projetos que não seriam financiados pelos bancos privados (BARROS; SILVA; OLIVEIRA, 2021). Assim, o papel dos bancos públicos brasileiros está estreitamente ligado à promoção de acesso bancário a populações menos

favorecidas e ao financiamento de projetos considerados socialmente importantes (VINHADO; SILVA, 2017). Além disso, argumenta-se que os bancos públicos podem influenciar a atuação dos bancos privados, aumentando a competição do setor (MARTINS; BORTOLUZZO; LAZZARINI, 2014).

Ainda que desempenhem funções sociais e políticas, os bancos públicos não estão alheios à lógica de mercado, necessitando também apresentar sustentabilidade econômica em seus negócios e geração de resultados (VINHADO; SILVA, 2017). Em suma, as instituições públicas são apontadas como peças importantes na engrenagem do sistema financeiro brasileiro e merecem pesquisas dedicadas à melhoria de seu desempenho.

A opção pelo segmento de clientes médias empresas se justifica como recorte necessário para direcionamento do artefato a ser desenvolvido e avaliado neste estudo. As instituições bancárias têm, tradicionalmente, utilizado estratégias de segmentação para obter maior assertividade na abordagem a seus clientes. O segmento empresarial, especialmente de médias empresas, demonstra ser promissor para os bancos. Pesquisa realizada pela Fundação Dom Cabral, com empresas de faturamento anual entre R\$ 4,8 milhões e R\$ 300 milhões, apontou que o segmento conseguiu administrar seus custos de maneira bastante saudável em 2020 e 2021, período mais conturbado da pandemia do COVID-19 (BRANCO, 2022). Os indicadores financeiros dessas empresas foram bastante positivos, com robustas margens, principalmente nos setores de serviços e indústria. O bom desempenho apresentado em período crítico na economia mundial levou à redução da percepção de risco sobre essas empresas e, conseqüentemente, tornaram-se segmento de alto interesse para os bancos.

Em vista do caráter prescritivo deste estudo, a principal intenção é propor, desenvolver e avaliar artefato que permita solução satisfatória ao problema de pesquisa. Os artefatos, frequentemente, são associados a coisas físicas, mas também podem ser criações abstratas, como constructos, modelos, métodos e instanciações (MANSON, 2006). Na literatura sobre tecnologia e sistemas da informação, observa-se que pesquisas realizadas sob o paradigma *design science* seguidamente apresentam a proposição de *frameworks* para resolução de problemas (HEVNER *et al.*, 2004; MARCH; SMITH, 1995; NUNAMAKER; CHEN; PURDIN, 1991). Levando em conta a utilidade desse tipo de artefato e a aderência

ao campo de estudo em questão, a escolha nesta pesquisa também é pela proposição de *framework*.

Nesse contexto de transformação digital no setor bancário, considerando a relevância do papel dos bancos públicos no Brasil e diante dos desafios organizacionais apresentados, propõe-se a seguinte questão de pesquisa: **como implementar inteligência artificial no segmento médias empresas de banco público brasileiro?**

1.3 OBJETIVOS

1.4.1 Objetivo geral

Propor *framework* para implementação de inteligência artificial no segmento médias empresas de banco público brasileiro.

1.4.2 Objetivos específicos

- a) identificar casos de uso de inteligência artificial no setor bancário e no setor público;
- b) descrever os fatores críticos para implementação de inteligência artificial no contexto pesquisado;
- c) identificar e analisar *frameworks* existentes para implementação de inteligência artificial;
- d) elaborar *framework* para implementação de inteligência artificial no contexto pesquisado e avaliar o artefato junto a gestores do banco e profissionais com experiência na aplicação dessa tecnologia.

1.4 JUSTIFICATIVA

A transformação digital no ambiente organizacional tem sido explorada sob diversos aspectos nos últimos anos, com estudos mencionando desafios e oportunidades proporcionados pela adoção de novas tecnologias, em especial, a inteligência artificial (GHANDOUR, 2021). A possibilidade de adicionar valor a partir dessa tecnologia tem atraído atenção de organizações de diferentes setores, públicas e privadas. Nessa linha, o levantamento preliminar da literatura indica

existência de muitas pesquisas sobre a adoção de IA no setor bancário. Trata-se, portanto, de discussão bastante atual e que parece estar entre os principais tópicos de pauta dos gestores que atuam nesse mercado.

Contudo, observa-se que as pesquisas recentes se concentram mais no entendimento tecnológico do que na identificação dos desafios organizacionais envolvidos na implementação de IA (ALSHEIBANI *et al.*, 2020). A efetiva adoção de IA pelas organizações não está absolutamente esclarecida e a pesquisa sobre o tema ainda é bastante limitada (RAHMAN *et al.*, 2023). É preciso endereçar a IA como necessidade de negócio, além de transpor desafios práticos que implicam, por exemplo, compor equipes capazes de lidar com a tecnologia, desenvolver o sistema e assegurar seu funcionamento com a infraestrutura disponível (MOGAJI; NGUYEN, 2021).

O estudo voltado a banco público brasileiro proporciona contexto profícuo à medida que expõe obstáculos enfrentados pelas instituições públicas, especialmente em decorrência de maior burocracia envolvida na contratação de serviços e adoção de novas tecnologias. O manuseio de dados por meio de IA requer conhecimentos técnicos específicos e recursos de *hardware* e *software* robustos que suportem grande volume e variedade de dados. O tratamento de informações precisa garantir a devida segurança e observar regulamentação cada vez mais voltada à proteção da privacidade. Nesse sentido, o ambiente regulatório apresenta inovações que merecem atenção, como a Lei Geral de Proteção de Dados Pessoais (LGPD). Como instituição pública, o banco objeto deste estudo teria entraves em compartilhar dados de clientes com empresas especializadas na implementação de IA, não sendo essa uma alternativa disponível *a priori*. A adoção de novas tecnologias nesse cenário não se trata, portanto, de tarefa simples.

O processo de desenvolvimento de *framework* para implementação de IA nesse contexto pode oferecer contribuições práticas para diferentes públicos. Primeiro, as organizações com atuação no Brasil que almejam implementar IA podem se beneficiar pela síntese da pesquisa que leva em conta o contexto brasileiro. Segundo, para o setor bancário é importante incrementar a compreensão sobre as melhores formas de aplicação de tecnologias que permitam alavancar sua eficiência econômica (MISHRA; SANT, 2021). Terceiro, para as instituições públicas brasileiras, independente do campo de atuação, o artefato também pode ser útil,

certamente demandando adaptações ao contexto específico de cada instituição, mas ainda assim podendo ser utilizado como guia para adoção de IA.

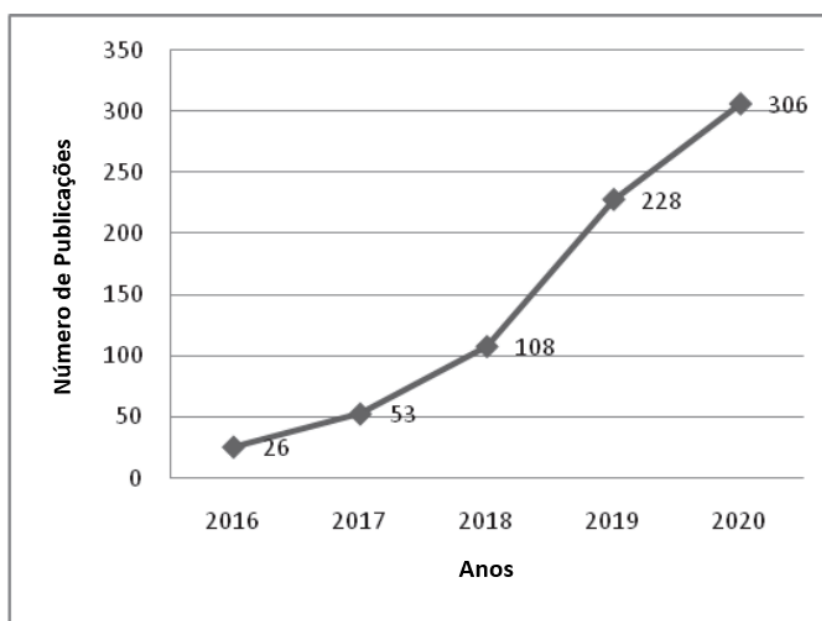
Finalmente, com este estudo, pretende-se contribuir para avanço do conhecimento aplicável às organizações sobre implementação de IA, visando alcance de objetivos organizacionais (ex.: redução de custos, aumento de receitas). Embora a escolha aqui seja voltada especificamente ao uso de IA no setor bancário brasileiro, almeja-se que o conhecimento gerado pelo artefato proposto possa ser replicado também para adoção de outras tecnologias e em setores de atividades econômicas diversos.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Embora a IA tenha recebido muita atenção nos últimos anos, cabe destacar que o tema não é algo novo (ENHOLM, 2022), tendo sua origem como campo de pesquisa em meados da década de 1950 (MCCARTHY *et al.*, 1955; SUN; MEDAGLIA, 2019; WANG, 2019). Conforme Ruiz-Real *et al.* (2021), a produção científica sobre IA voltada ao ambiente de negócios inicia já nos anos 1960 e se amplia continuamente ao longo das décadas seguintes, com rápido crescimento, em especial, a partir de 2008.

Em análise bibliométrica realizada a partir de dados coletados da base *Scopus*, referente ao período de 2016 a 2020, Yadav (2021) constata tendência crescente na pesquisa de IA relacionada a negócios, contabilidade e administração, conforme mostrado no Gráfico 1:

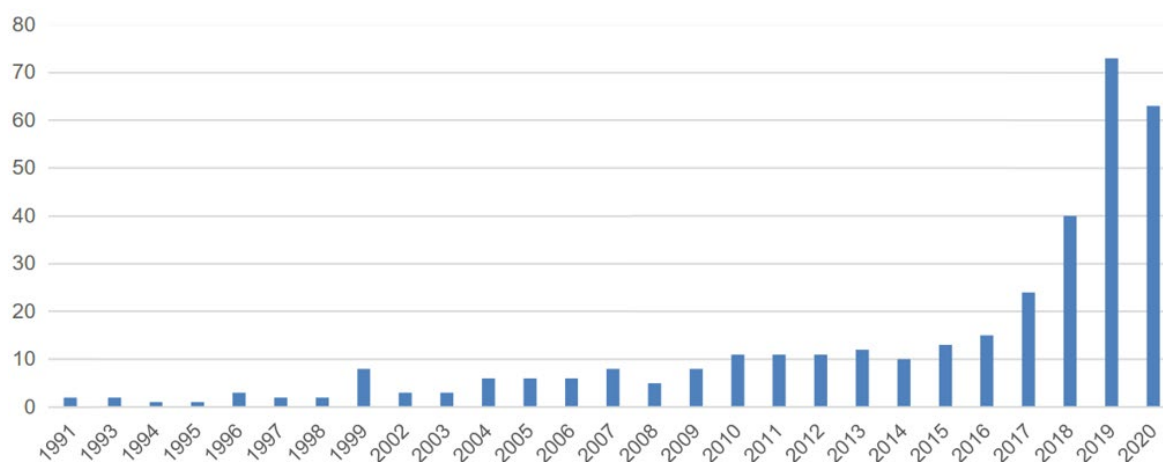
Gráfico 1 - Número de publicações sobre IA relacionada a negócios, contabilidade e administração, entre 2016 e 2020



Fonte: adaptado de Yadav (2021, p. 2).

A pesquisa sobre aplicação de IA no mercado financeiro também apresenta número crescente de publicações nos últimos anos, de acordo com levantamento realizado por Janková (2021) a partir de dados da base *Web of Science*. Os resultados se referem ao período de 1991 a 2020 e são apresentados no Gráfico 2:

Gráfico 2 - Número de publicações sobre técnicas de IA no mercado financeiro, entre 1991 e 2020



Fonte: adaptado de Janková (2021, p.4).

Esse incremento na produção científica sobre IA, notadamente nos últimos anos, constitui-se em desafio para a composição de uma fundamentação teórica sobre o assunto. Neste trabalho, para delimitação da literatura a ser revisada, buscou-se bibliografia que abordasse os seguintes assuntos: transformação digital e Indústria 4.0, IA nas organizações, implementação de IA, IA no setor bancário e IA no setor público. Considerando a intensificação da produção científica sobre IA nos últimos anos e o dinamismo do tópico, optou-se pela busca de publicações recentes (prioritariamente dos últimos 5 anos). O detalhamento da pesquisa bibliográfica que resultou na revisão qualitativa da literatura é apresentado no capítulo 3.

Esta fundamentação teórica está estruturada em quatro subcapítulos. O primeiro tem como função introduzir o tema IA, com abordagem sobre contexto, breve histórico e conceitos. No segundo subcapítulo, a intenção é apresentar o emprego de IA no ambiente organizacional por meio de casos de uso no setor bancário e no setor público. No terceiro subcapítulo são abordados os fatores críticos para implementação de IA sob a perspectiva da organização. O quarto subcapítulo é dedicado a identificação e análise de *frameworks* existentes para implementação de IA.

2.1 INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL NO AMBIENTE ORGANIZACIONAL

O desenvolvimento de IA foi intensificado ao longo das últimas três décadas, beneficiado pelo aumento da capacidade de processamento dos computadores (DOUMPOS *et al.*, 2023). Nesse período, gigantes como Google, Amazon, IBM e Apple têm buscado liderar os avanços em IA como meio para ganhar vantagem competitiva e participação de mercado (ALSHEIBANI; CHEUNG; MESSOM, 2018). O uso de IA, contudo, não se restringe às grandes empresas do ramo de tecnologia, permeando também o ambiente organizacional em diferentes setores, como saúde, transporte e indústria (CHEN *et al.*, 2022). Atualmente, já é possível afirmar que a IA tem se tornado importante para organizações na criação de valor para seus negócios (ENHOLM *et al.*, 2022).

Para melhor compreensão da IA e da sua inserção no ambiente organizacional, apresenta-se neste subcapítulo uma abordagem introdutória sobre o tema, dividida em três partes. A primeira parte é dedicada à contextualização, com enfoque em transformação digital e Indústria 4.0. Após, aborda-se de forma breve o histórico da IA. Por fim, discorre-se sobre os diferentes conceitos de IA observados na literatura consultada.

2.1.1 Contexto da IA no ambiente organizacional

A emergência da IA nas organizações não se trata de fenômeno isolado, tampouco é a única tecnologia que desponta nesse ambiente (KLINGENBERG; BORGES; ANTUNES, 2021; INDRIASARI *et al.*, 2022). Na literatura consultada, os conceitos *transformação digital*, *quarta revolução* e *Indústria 4.0* são, em geral, associados ao momento atual no qual o uso de IA e outras tecnologias digitais induz profundas mudanças não apenas nas organizações, mas na sociedade (FOURIE; BENNETT, 2019; KLINGENBERG; BORGES; ANTUNES, 2021; VIAL, 2019).

Klingenberg, Borges e Antunes (2021) destacam que IA pertence ao grupo de tecnologias habilitadoras da Indústria 4.0, responsáveis por gerar, transmitir, guardar e processar dados, criando conhecimento. Os autores identificaram 111 tecnologias na literatura sobre Indústria 4.0, tais como internet das coisas, *big data*, *cloud computing* e *blockchain*. Essas, além da própria IA, são as mesmas mencionadas por Indriasari *et al.* (2022) como tecnologias emergentes no setor bancário,

utilizadas em aplicações digitais interativas para prover produtos e serviços centrados no cliente.

Para Vial (2019, p. 118), a transformação digital pode ser entendida como processo que combina “informação, computação, comunicação e tecnologias de conectividade”. Trata-se de conceito que reflete a complexidade do ambiente onde as empresas operam e os impactos da digitalização nos indivíduos, nas organizações e na sociedade (VIAL, 2019). Seguindo essa mesma ideia, Fourie e Bennett (2019, p. 152) se referem à quarta revolução industrial como sendo a “incorporação da tecnologia digital em todos os aspectos da sociedade, bem como conectividade e sistemas massificados” que culminam, por exemplo, em tecnologias como IA. Klingenberg, Borges e Antunes (2021, p. 571), por sua vez, observam que a expressão Indústria 4.0 “define o novo estágio dos sistemas industriais, no qual conexão em rede, automação e processos inteligentes serão flexíveis e autoconfiguráveis”.

Conforme nota Vial (2019), a literatura associa a transformação digital a uma série de benefícios potenciais para as organizações: ganhos de eficiência operacional, redução de custos, inovação, melhoria de desempenho financeiro, melhoria de reputação e vantagem competitiva. Por outro lado, o uso generalizado de tecnologias digitais também implica resultados indesejados, como riscos relacionados à segurança e à privacidade, suscitando discussões sobre o uso ético da tecnologia (VIAL, 2019). Outro aspecto que merece destaque é o fato de as organizações não oriundas do mundo digital frequentemente interpretarem a transformação digital como possível ameaça que precisa ser combatida. Isso ocorre devido às tecnologias digitais facilitarem a recombinação de produtos e serviços, reduzirem barreiras de entrada em mercados e facilitarem a informação e a comunicação dos consumidores, podendo prejudicar a sustentabilidade da vantagem competitiva das empresas atuais (VIAL, 2019).

Ainda que a “tecnologia seja um elemento central nas chamadas revoluções industriais” (KLINGENBERG; BORGES; ANTUNES, 2021, p. 570), as estratégias de transformação digital não são equivalentes a iniciativas de TI: demandam, na verdade, um redesenho estrutural que alinhe estratégias de TI com estratégias de negócio (REIM; ÅSTRÖM; ERIKSSON, 2020). Nesse sentido, Zaoui e Souissi (2020) notam que a literatura sobre transformação digital oferece uma visão multidimensional, não restrita à visão orientada a TI. Trata-se mais de um “processo

de transformação estratégico” do que simplesmente a adoção de tecnologia (ZAOUI; SOUISSI, 2020, p. 626). Vial (2019) observa que as tecnologias sozinhas geram pouco valor para uma empresa, sendo o seu uso em contexto específico que permite a descoberta de novas formas de criar valor. Por isso, a habilidade de uma organização em combinar tecnologias se revela particularmente relevante (VIAL, 2019).

Klingenberg, Borges e Antunes (2021, p. 572) analisam a Indústria 4.0 como “um paradigma orientado a dados, pois dados são a essência da digitalização”. Os autores constataam que os dados possuem todas as características dos recursos-chaves explorados nas revoluções industriais dos últimos 200 anos: são cada vez mais baratos, aparentemente inesgotáveis, têm potencial para aplicação em diversos produtos, processos e setores; além de aumentar o poder do capital e do trabalho (KLINGENBERG; BORGES; ANTUNES, 2021). Nesse sentido, em relação ao setor bancário, Indriasari *et al.* (2022, p. 111) sugerem que as instituições deveriam “mudar o paradigma para orientação a dados e análises das operações bancárias usando *big data* e IA”.

Entre as tecnologias que compõem esse ambiente de transformação digital e Indústria 4.0, a literatura confere papel de protagonismo para a IA (ALSHEIBANI *et al.*, 2020; CHOWDHURY *et al.* 2023; FOURIE; BENNETT, 2019; SHARMA *et al.* 2022). Para Fourie e Bennett (2019, p. 152), “das tecnologias que amadurecerão nesta revolução, a mais antecipada, em uma dualidade de esperança e medo, é a IA”. Alsheibani *et al.* (2020, p. 1) observam que a IA é considerada a tecnologia associada à Indústria 4.0 “mais transformadora do nosso tempo”. Sharma *et al.* (2022, p. 9), por sua vez, argumentam que, com o dinâmico modelo de negócios da Indústria 4.0, a IA tem que ser prioridade mesmo em organizações do setor público, sendo necessária uma “reciclagem da força de trabalho atual”. Na mesma linha, Chowdhury *et al.* (2023, p. 7) mencionam que as “empresas precisam desenvolver habilidades e expertise em IA entre sua força de trabalho para apoiar a transformação digital”.

O grande volume de dados gerados a partir das tecnologias digitais habilita as organizações a oferecerem soluções inovadoras a partir da coleta de dados das interações de consumo, sendo necessários esforços na exploração desse manancial de dados em benefício próprio (VIAL, 2019). Nesse sentido, desponta na literatura consultada a ideia de que a IA é a ferramenta apropriada para extração de

conhecimento a partir do manancial de dados característico desta era de transformação digital e Indústria 4.0 (DOUMPOS *et al.*, 2023; LIU; HAN, 2022; MERHI; 2023; RUIZ-REAL *et al.*, 2021). Sobre esse aspecto, Ruiz-Real *et al.* (2021, p. 112) argumentam que a “IA é o aliado perfeito” das empresas na análise de dados provenientes das interações com consumidores imersos no mundo digital. Liu e Han (2022) relacionam a explosão de dados à rápida expansão da internet e da tecnologia da informação (TI), o que demanda capacidade para processar e analisar em tempo real essa grande massa de dados. Tal situação representa potencial para desenvolvimento de *deep learning*¹, uma das técnicas de IA (LIU; HAN, 2022). Na mesma linha, Merhi (2023) observa que os grandes volumes de dados levam as organizações a dependerem mais de tecnologias como IA, que ajudem a processar dados e usar os resultados para alcançar vantagem competitiva. Doumpos *et al.* (2023), por sua vez, destacam que com IA é possível manusear relacionamentos complexos em dados envolvendo imagens, vídeos ou textos em formatos não estruturados, o que se torna uma necessidade cada vez mais premente para as organizações.

2.1.2 Breve histórico da IA

A ideia de uma inteligência associada a máquinas, ao menos da forma como nos referimos atualmente, começa a se estabelecer, possivelmente, nos anos 1940, conforme Wang (2019). No início dessa década, com a criação do computador eletrônico programável (BURKS, 2002), as pessoas logo perceberam que a capacidade desse equipamento não era limitada somente a cálculos numéricos, podendo ser empregada em tarefas que demandassem inteligência humana (WANG, 2019). Foi também nesse período, precisamente em 1942, que o escritor estadunidense Isaac Asimov publicou “Runaround”, texto de ficção científica cujo enredo se desenvolve a partir das “Três Leis da Robótica”².

¹ *Deep learning* pode ser considerada uma técnica derivada de *machine learning*. Caracteriza-se pelo uso de redes neurais artificiais com muitas camadas “escondidas”, remetendo à estrutura do cérebro humano e seu funcionamento a partir dos neurônios. Recentemente, essa técnica tem ganhado considerável atenção por possibilitar resultados precisos em vários domínios (ENHOLM *et al.* 2022).

² As três leis da robótica propostas por Asimov em sua obra de ficção científica são: (1) um robô não pode ferir um ser humano ou, por inação, permitir que um ser humano seja ferido; (2) um robô deve obedecer às ordens dadas por seres humanos, exceto se essas ordens conflitarem com a primeira lei; (3) um robô deve proteger sua própria existência desde que essa proteção não conflite com a primeira e a segunda leis (HAENLEIN; KAPLAN, 2019).

A temática explorada por Asimov, contudo, não fica restrita à literatura ficcional, ganhando espaço também na academia. É nela onde emerge o movimento cibernético, cuja fundação é atribuída ao matemático estadunidense Norbert Wiener, com a publicação, em 1948, do livro *Cybernetics: Or Control and Communication in the Animal and the Machine* (ADAMI, 2021). Dois anos depois, o matemático inglês Alan Turing publica seu artigo seminal *Computing Machinery and Intelligence*, onde descreve como testar a inteligência de máquinas (HAENLEIN; KAPLAN, 2019). O que se convencionou chamar de “Teste de Turing” é considerado ainda hoje uma referência para identificar inteligência em um sistema artificial: se um humano interagindo com outro humano e uma máquina é incapaz de distinguir a máquina do humano, então a máquina é considerada inteligente (HAENLEIN; KAPLAN, 2019).

Ainda que o tema já estivesse presente na produção literária da época, considera-se que o termo *inteligência artificial*, como indicação de campo de pesquisa, tenha sido cunhado em 1955 por McCarthy, Minsky, Newell e Simon, como proposta de estudos para uma conferência no Dartmouth College no ano seguinte (MCCARTHY *et al.*, 1955; SUN; MEDAGLIA, 2019; WANG, 2019). Nessa proposta são mencionados conceitos de IA utilizados até os dias atuais, como computadores automáticos, programação a partir de linguagem natural, redes neurais³ e autoaperfeiçoamento (MCCARTHY *et al.*, 1955).

As duas décadas que se seguiram foram marcadas por significativo sucesso no campo da IA, a exemplo da criação do *chatbot* Eliza, em 1966, por Joseph Weizenbaum, fazendo florescer a abordagem do processamento de linguagem natural (ADAMI, 2021; HAENLEIN; KAPLAN, 2019). Por volta do início dos anos 1970, contudo, inicia-se o período considerado como “inverno da IA”, caracterizado pela redução de financiamento e de interesse nesse campo (ADAMI, 2021; SUN; MEDAGLIA, 2019; WANG, 2019). Críticas do congresso estadunidense aos altos gastos com pesquisas sobre IA e frustração dos objetivos de alguns projetos na época, culminaram com o fim do apoio dos governos do Estados Unidos e da Grã-Bretanha à pesquisa de IA nas universidades, bem como a disseminação de dúvidas sobre a viabilidade de a IA alcançar o que se propunha (HAENLEIN; KAPLAN, 2019;

³ O termo se baseia na hipótese de que a atividade mental humana consiste, primordialmente, em uma atividade eletroquímica em rede, desempenhada por células cerebrais chamadas neurônios. Inspirados nessa hipótese, alguns dos primeiros trabalhos sobre IA se propuseram a criar redes neurais artificiais (RUSSEL; NORVIG, 2010). Atualmente, a arquitetura de redes neurais artificiais é efetivamente empregada em técnicas de IA, como *deep learning* (ENHOLM *et al.*, 2022).

WANG, 2019). Esse período de estagnação persistiu até meados dos anos 1990 (SUN; MEDAGLIA, 2019).

A atenção do mundo se voltou novamente à IA em 1997, quando o computador *Deep Blue*, desenvolvido pela IBM, venceu o campeão mundial de xadrez Garry Kasparov (ADAMI, 2021; ASHTA; HERRMANN, 2021). Em 2011, outra criação da IBM ganhou notoriedade: o sistema *Watson* se tornou vencedor do *Jeopardy*, famoso programa de televisão estadunidense de perguntas e respostas, superando os melhores jogadores humanos da competição (ADAMI, 2021; ASHTA; HERRMANN, 2021; SUN; MEDAGLIA, 2019). Em 2015 foi a vez do programa *AlphaGo* vencer o campeão mundial do jogo de tabuleiro Go (HAENLEIN; KAPLAN, 2019). O programa foi desenvolvido pela empresa *DeepMind Technologies*, adquirida posteriormente pela Google (ADAMI, 2021). Seu funcionamento era baseado em redes neurais artificiais na forma da tecnologia *deep learning*, tendo sido treinado⁴ com cerca de 30 milhões de jogos de Go (ASHTA; HERRMANN, 2021). Atualmente, a maior parte das aplicações rotuladas como IA é baseada em redes neurais e *deep learning* (HAENLEIN; KAPLAN, 2019).

A popularização da IA ganhou novo capítulo no final de 2022 com o lançamento da versão pública do *ChatGPT*, *chatbot* desenvolvido pela empresa estadunidense OpenAI. A ferramenta atraiu a atenção mundial por responder a qualquer requisição humana descrita em linguagem natural e, em apenas dois meses após seu lançamento, superar mais de 100 milhões de usuários ativos (WU *et al.*, 2023).

Marcada por períodos de maior ou menor euforia, a evolução da IA chega a um momento de interesse e uso crescentes nos últimos anos. Alsheibani, Cheung e Messom (2018) observam que, ainda que vários aspectos venham sendo desenvolvidos há décadas, apenas recentemente a IA chegou ao nível comercial. Collins *et al.* (2021) atribuem a atual disseminação do uso de IA à convergência de dois fatores técnicos: maior disponibilidade de dados e maior capacidade de processamento computacional.

Alguns autores, como Indriasari *et al.* (2022), destacam, ainda, que a pandemia COVID-19 desempenhou papel importante na aceleração da adoção de

⁴ Na literatura sobre IA, o verbo *treinar* é comumente empregado para designar uma função desempenhada pelos algoritmos de IA, indicando o processo de inserção e processamento de um conjunto de dados que habilita uma máquina a realizar inferências e previsões (ENHOLM *et al.*, 2022).

IA. O estabelecimento de *lockdown* em alguns países impulsionou a digitalização de serviços que permitissem evitar o contato físico entre humanos e, assim, reduzir os riscos de contágio (COLLINS *et al.*, 2021; INDRIASARI *et al.* 2022). Alguns desses serviços digitais foram viabilizados justamente por aplicações baseadas em IA, como *chatbots* (FARES; BUTT; LEE, 2022).

2.1.3 Conceitos de IA

A definição do conceito de *inteligência artificial* constitui em si um objeto de discussão que parece estar longe de obter concordância entre a comunidade acadêmica. Para Wang (2019, p. 7), trata-se de “um campo que carece não somente de uma fundação teórica comum, mas também de um consenso a respeito de seu propósito de pesquisa”. O autor entende que o campo da IA é uma mistura de múltiplos campos que acabam sendo chamados de IA muito mais por razões históricas do que lógicas (WANG, 2019). Na mesma linha, Mikalef e Gupta (2021) observam que, ainda que IA tenha sido tópico de interesse ao longo de várias décadas, ainda falta uma definição universalmente aceita na literatura. Em revisão sistemática da literatura sobre IA em sistemas de informação, Collins *et al.* (2021) constatam que muitos estudos sobre IA sequer oferecem uma definição sobre o tópico ou, ainda, apresentam conceitos sem mencionar a referência. Entre os textos analisados pelos autores, a fonte mais citada como referência para definição de IA são as edições do livro “Artificial Intelligence: A Modern Approach”, de Russel e Norvig (2010) (COLLINS *et al.*, 2021). Russel e Norvig (2010), por sua vez, apresentam quatro tipos de definições para IA: pensando como humanos, pensando racionalmente, agindo como humanos e agindo racionalmente. Esses autores optam pelo enfoque da racionalidade, concentrando a abordagem nos “princípios gerais de agentes racionais e os componentes para construção deles” (RUSSEL; NORVIG, 2010, p. 5).

Para uma concepção mais clara do termo, Enholm *et al.* (2022) propõem distinguir IA em três áreas chaves: como disciplina científica, como ferramenta tecnológica e como capacidades organizacionais. Essas perspectivas conceituais são abordadas a seguir.

2.1.3.1 IA como disciplina científica

O entendimento da IA como “disciplina científica” remonta a própria origem do termo, atribuída a McCarthy *et al.* (1955) quando propuseram estudos sobre o que, então, convencionou-se chamar de inteligência artificial. Na ocasião, os pesquisadores descreveram IA como campo de pesquisa voltado a “fazer máquinas usarem linguagem, formarem abstrações e conceitos, resolverem problemas atualmente reservados somente a humanos e aprimorarem a si mesmas” (MCCARTHY *et al.*, 1955, p. 2).

Desde então, as definições de IA tendem a endereçar o significado do termo como reprodução do comportamento humano por máquinas, conforme observam Mikalef e Gupta (2021). Os autores notam que a IA é frequentemente referida como campo do conhecimento relacionado à tentativa de “reproduzir processos cognitivos humanos”, sendo enfatizado o foco na emulação de mecanismos de aprendizado, processamento de informações e tratamento de situações que exigem resolução de problemas (MIKALEF; GUPTA, 2021, p. 3). Assim, preliminarmente, IA é descrita como estudo de “máquinas que conseguem pensar como humanos, raciocinar e tomar decisões” (ALSHEIBANI; CHEUNG; MESSOM, 2018, p. 1).

Enholm *et al.* (2022, p. 5) adotam o conceito de IA como uma “disciplina aplicada que visa possibilitar sistemas a identificar, interpretar, fazer inferências e aprender a partir de dados para alcançar objetivos organizacionais e sociais predeterminados”. Conforme os autores, alguns pesquisadores enfatizam a ideia de que máquinas dotadas de IA não necessitam de programação explícita para executar tarefas, sendo capazes de interpretar, aprender, planejar e agir por conta própria (ENHOLM *et al.*, 2022).

2.1.3.2 IA como ferramenta tecnológica

A concepção de IA como ferramenta tecnológica pode ser entendida como desdobramento da disciplina científica. Nessa perspectiva, IA é geralmente associada a sistemas inteligentes. Wang (2019, p. 17) define inteligência como sendo “a capacidade de um sistema de processamento de informação se adaptar ao seu ambiente enquanto opera com conhecimentos e recursos insuficientes”. A insuficiência de conhecimentos e recursos, para o autor, é o que caracteriza o

ambiente habitual onde opera um sistema inteligente. Caso dispusesse de conhecimentos e recursos suficientes, o sistema “saberia” exatamente o procedimento a ser adotado para resolver cada problema, tornando desnecessária a inteligência (WANG, 2019).

Nessa linha, Reim, Åström e Eriksson (2020, p. 1) definem IA como “sistemas inteligentes criados para usar dados, análises e observações a fim de performar certas tarefas sem a necessidade de terem sido programados para fazer isso”. Os autores destacam também que ferramentas de IA têm capacidades de aprendizado, desenvolvimento contínuo e rápida escalabilidade. Tais sistemas permitem extrair informações de grandes e complexos conjuntos de dados e comprimir essas informações em uma escala gerenciável (REIM; ÅSTRÖM; ERIKSSON, 2020).

Campion *et al.* (2020) entendem IA como sistemas que, para um dado conjunto de objetivos definidos por humanos, podem fazer previsões, recomendações ou decisões, influenciando ambientes reais ou virtuais. Esses sistemas usam comandos de entrada feitos por máquinas e/ou humanos para perceber o ambiente, abstrair essas percepções em modelos e formular opções de informação ou ação, podendo operar em variados níveis de autonomia (CAMPION *et al.*, 2020).

Mikalef e Gupta (2021, p. 3), por sua vez, definem IA como “a habilidade de um sistema em identificar, interpretar, fazer inferência e aprender a partir de dados para alcançar metas organizacionais e sociais predeterminadas”.

Ainda sob a perspectiva de ferramenta tecnológica, Van Noordt e Misuraca (2022, p. 2) consideram IA como “formas especiais de Tecnologias de Informação e Comunicação”, resultando em aplicações capazes de perceber conteúdos (auditivos, visuais e textuais), detectar anomalias, fazer previsões, planejar e controlar.

2.1.3.3 IA como capacidades organizacionais

Em uma abordagem mais recente, alguns autores adotam a noção de IA como capacidades organizacionais necessárias à sua implementação (MIKALEF; GUPTA, 2021; CHOWDHURY *et al.*, 2023). Fundamentada na visão baseada em recursos, que explora a concepção de ativos tangíveis e intangíveis, bem como processos que habilitam as empresas a empregarem seus recursos de forma mais

eficiente (KOZLENKOVA; SAMAHA; PALMATIER; 2014), essa abordagem assume a perspectiva da organização que visa adotar ferramentas baseadas em IA.

Reim, Åström e Eriksson (2020) sugerem que, ao usar IA, as empresas devem desenvolver capacidades específicas relacionadas a estratégia, tecnologia, dados e segurança. Mikalef e Gupta (2021, p. 2) adotam essa visão descrevendo as capacidades organizacionais de IA como “a habilidade de uma empresa em selecionar, orquestrar e aproveitar seus recursos específicos de IA”. Já Chowdhury *et al.* (2023, p.3) entendem as capacidades de IA como o conjunto de “recursos organizacionais técnicos e não técnicos que irão ajudar a capturar o valor potencial da implementação de IA”. Entre os recursos mencionados pelos autores estão infraestrutura técnica, recursos financeiros, habilidades técnicas, cultura organizacional, gestão do conhecimento e governança (CHOWDHURY *et al.*, 2023).

2.2 CASOS DE USO DE IA

Organizações e governos têm adotado IA em ritmo crescente, face à gama de benefícios vislumbrados, tais como redução de custos, diminuição de erros humanos, aumento de produtividade e melhoria nos processos decisórios (MERHI, 2023). Com a incorporação de tecnologias aos negócios, as organizações experimentam crescimento relevante de geração de dados, demandando ferramentas capazes de converter esse volume de dados em conhecimento útil, o que pode ser realizado com o emprego de IA (RIS; STANKOVIĆ; AVRAMOVIĆ, 2020).

A aplicação de IA no ambiente organizacional tem ocorrido tanto para finalidades internas quanto externas às organizações, conforme Enholm *et al.* (2022). As finalidades internas são, em geral, associadas a automação de tarefas, melhoria de processos e incremento de capacidades humanas. Já as finalidades externas envolvem o contato direto do consumidor com soluções baseadas em IA (ENHOLM *et al.*, 2022). A literatura indica, ainda, que a IA tem catalisado a inovação em modelos de negócios, habilitando a disrupção de indústrias (REIM; ÅSTRÖM; ERIKSSON, 2020).

Para exemplificar o emprego de IA no ambiente organizacional, apresenta-se a seguir casos de uso reportados na literatura. Considerando o contexto do

problema de pesquisa proposto, optou-se pelos enfoques no setor bancário e no setor público.

2.2.1 Casos de uso de IA no setor bancário

A literatura consultada aponta o setor bancário como uma das indústrias mais intensas na adoção e no investimento em IA (FOURIE; BENNETT, 2019; GHANDOUR, 2021; MOGAJI; NGUYEN, 2022; RAHMAN *et al.*, 2023). Para Fourie e Bennett (2019), isso se deve ao significativo processo de digitalização pelo qual passam as instituições financeiras, resultando em um maior volume de dados sendo coletado de seus consumidores. Ghandour (2021) atribui a penetração da IA nessa indústria à disseminação de redes de autoatendimento e, em especial, ao advento da internet, que possibilita a oferta de serviços bancários *online*.

O uso de IA na indústria bancária repercute e reconfigura a própria competitividade do setor, a exemplo da emergência de *neobanks* e *bigtechs* (ASHTA; HERRMANN, 2021; EL-GOHARY *et al.*, 2021). El-Gohary *et al.* (2011) chamam a atenção para o surgimento dos chamados *neobanks*, instituições bancárias sem unidades físicas que operam totalmente de modo digital. Os *neobanks* não utilizam a robusta infraestrutura que convencionalmente os bancos tradicionais precisam manter. Esses novos *players* têm despertado a atenção do público jovem e atraído os que até então não possuíam relacionamento com bancos (EL-GOHARY *et al.*, 2021). Ashta e Herrmann (2021), por sua vez, reparam na possibilidade de as *bigtechs* se tornarem competidores na indústria financeira, o que tem provocado medo nas instituições existentes. Essas grandes empresas tecnológicas possuem uma cultura de experimentação e oferta de produtos que atraem a atenção dos consumidores, além de deterem muitos dados. Seria fácil para elas, portanto, oferecer serviços financeiros. A realização de empréstimos a consumidores diretamente por meio de redes sociais, inclusive, já é uma realidade possibilitada pelo uso de IA (ASHTA; HERRMANN, 2021).

Liu e Han (2022) destacam que os dados financeiros gerados pelos bancos comerciais guardam características apropriadas aos modelos de IA, como continuidade, grande dimensão e variabilidade temporal. Conforme Dobre (2020), o aproveitamento da disponibilidade desses dados para conversão em informação útil pode ser viabilizado por meio de IA. Isso não seria necessariamente factível

utilizando-se os sistemas bancários existentes até então, observam Ris, Stanković e Avramović (2020). Para esses autores, o processo decisório baseado em dados massivos em um sistema antigo é muito custoso, incorrendo em erros por conta de informações incompletas e inapropriadas. O emprego de IA permitiria lidar com essa questão, oferecendo um processo mais ágil e em maior conformidade com a regulamentação (RIS; STANKOVIĆ; AVRAMOVIĆ, 2020). Ashta e Herrmann (2021) salientam que a IA viabiliza, ainda, a realização de tarefas que não seriam passíveis de serem desempenhadas apenas por humanos, como o exemplo do reconhecimento facial, que possibilita verificar se um mesmo rosto tem múltiplos contratos ou contas bancárias.

Conforme Doumpos *et al.* (2023), os bancos empregam IA em aplicações variadas, tais como avaliação de risco, avaliação de desempenho e serviços aos consumidores. Com base na literatura consultada, é possível distinguir duas abordagens para a categorização dos casos de uso de IA no setor bancário: uma que considera o benefício da aplicação e outra que considera o nível de contato da aplicação com o consumidor final.

A primeira abordagem é utilizada por Fourie e Bennett (2019), que propõem três categorias de benefícios proporcionados pela IA: redução de custos; geração de receita; e segurança e regulação. A redução de custos advém do aperfeiçoamento e racionalização das operações, possibilitada pela expressiva coleta de dados que os bancos fazem em seus processos. A geração de receita, por sua vez, é proporcionada pelas vendas cruzadas e identificação de produtos com maior propensão de serem adquiridos pelos clientes, o que tem sido tão efetivo quanto a tradicional gestão de relacionamento. Já os benefícios com segurança e regulação são possibilitados, por exemplo, pela automatização da interpretação de documentos regulatórios, economizando centenas de horas e habilitando os bancos a executarem regras de forma precisa, mesmo em contextos de constantes mudanças normativas (FOURIE; BENNETT, 2019).

A segunda abordagem para categorização dos casos de uso de IA leva em conta o nível de proximidade da aplicação com o consumidor e é empregado por Bhattacharya e Sinha (2022) e Fares, Butt e Lee (2022). Conforme esses autores, os bancos utilizam IA em aplicações de *front office* (voltadas ao cliente, como assistentes de voz), *middle office* (voltadas a processos aparentes aos clientes, como digitalização de documentos) e *back office* (voltados a processos não

aparentes aos clientes, como monitoramento de risco) (BHATTACHARYA; SINHA, 2022; FARES; BUTT; LEE, 2022). Em revisão sistemática de literatura sobre utilização de IA no setor bancário, Fares, Butt e Lee (2022) constataam que, além de aplicações voltadas a clientes e processos, também são relatados usos de IA relacionados à estratégia das instituições bancárias. Assim, conforme esses autores, as aplicações podem estar associadas, fundamentalmente, a três temas: estratégia, processos e clientes (FARES; BUTT; LEE, 2022). A seguir, apresenta-se casos de uso de IA no setor bancário sob essas perspectivas.

2.2.1.1 Casos de uso voltados à estratégia

As aplicações voltadas à estratégia estão associadas à adoção de IA de um ponto de vista da organização (FARES; BUTT; LEE, 2022). A respeito desse tema, foram identificados usos relacionados a tomada de decisão, gerenciamento de riscos e prevenção a fraudes.

Ghandour (2021) destaca que o emprego de IA nos bancos permite que os executivos tomem decisões mais bem informadas, sendo uma ferramenta aliada ao processo decisório. Ashta e Herrmann (2021), por sua vez, observam que o uso de IA é propício à compreensão de riscos de mercado, permitindo coletar dados e analisar diferentes impactos de maneira mais rápida do que os humanos fariam. Nessa linha, Doumpos *et al.* (2023) reporta que o uso de *deep learning* vem sendo usado com sucesso em rotinas de gerenciamento de risco, como a análise de risco de contrapartes.

Merece destaque o uso de IA para fins de prevenção a fraudes, sendo mencionado por diversos autores (FOURIE; BENNETT, 2019; GHANDOUR, 2021; MOGAJI; NGUYEN, 2022; RAHMAN *et al.*, 2023). Fourie e Bennett (2019) relatam o uso de *machine learning* para identificação de transações fraudulentas. Os autores sustentam que o emprego de IA, comparado a outros métodos, é mais favorável à detecção de fraudes, visto que os padrões mudam rapidamente (FOURIE; BENNETT, 2019). Rahman *et al.* (2023) e Mogaji e Nguyen (2022) ressaltam que as tecnologias de IA possibilitam que fraudes sejam detectadas com mais agilidade e menor custo. Na detecção de fraudes no uso de cartões de crédito, por exemplo, as redes neurais artificiais são treinadas usando o comportamento normal do usuário

do cartão, o que habilita o sistema a identificar qualquer atividade suspeita (MOGAJI; NGUYEN, 2022).

2.2.1.2 Casos de uso voltados aos processos

A literatura consultada apresenta muitos casos de uso de IA voltados a processos nas instituições bancárias. A automatização de tarefas repetitivas e os benefícios decorrentes, tais como economia de custos e minimização de falhas humanas são destacados por Ghandour (2021), Rahman *et al.* (2023) e Mogaji e Nguyen (2022). Na mesma linha, Mor e Gupta (2021) constatam uso crescente de aplicações de IA na indústria bancária para fins de aumento de desempenho e redução de ineficiências técnicas, também mencionando a redução do trabalho humano em tarefas repetitivas. Ris, Stanković e Avramović (2020) comentam que serviços financeiros oferecidos de forma virtual empregam algoritmos que verificam automaticamente a integridade dos dados. Caso fosse utilizada força de trabalho humana para dar suporte 24 horas por dia a esses serviços, os custos operacionais dos bancos aumentariam consideravelmente (RIS; STANKOVIĆ; AVRAMOVIĆ, 2020). Assim, diante da alta eficácia das aplicações, o uso de IA nas operações é percebido como alternativa ao aumento do número de empregados na indústria bancária (MOR; GUPTA, 2021).

Entre os exemplos de aplicações de IA em processos, Bhattacharya e Sinha (2022) citam a extração automatizada de informações de documentos, que permite converter textos impressos para textos codificados, de forma rápida, eficiente e sem necessidade de conferência manual. Doumpos *et al.* (2023), por sua vez, mencionam o uso de IA para prever a demanda de dinheiro em espécie nos caixas eletrônicos, baseado em fatores do ambiente.

Conforme Fares, Butt e Lee (2022), a literatura apresenta diversos casos de uso na análise e na concessão de crédito, indicando que a IA tende ser mais efetiva do que métodos tradicionais nesses processos. Os autores comentam que abordagens convencionais fazem com que a decisão sobre o crédito leve cerca de duas semanas. A integração com IA, por sua vez, permite que os consumidores recebam o resultado de crédito de forma instantânea (FARES; BUTT; LEE, 2022). Além do ganho de tempo, a redução de inadimplência também aparece como um dos benefícios resultantes do emprego de IA, conforme sugerem Liu e Han (2022).

Os pesquisadores analisaram o caso de bancos chineses que, ao adotaram a IA na análise de risco de crédito, obtiveram redução do percentual de empréstimos inadimplentes. A obtenção de dados para análise de crédito também é beneficiada com emprego de IA. Fourie e Bennett (2019) e Ashta e Herrmann (2021) relatam casos de instituições que avaliam a concessão de empréstimos com base nos dados disponíveis nas redes sociais de seus clientes. Tal processo dispensa intervenção humana para análise de documentos, possibilitando que os custos operacionais sejam muito baixos (ASHTA; HERRMANN, 2021).

2.2.1.2 Casos de uso voltados aos clientes

Ghandour (2021) e Fares, Butt e Lee (2022) observam o uso de IA como ferramenta para entender melhor as necessidades e os comportamentos dos consumidores, permitindo a personalização de produtos e serviços financeiros. Para El-Gohary *et al.* (2021), a interatividade possibilitada pela IA nos serviços bancários pode resultar em experiências mais ricas e satisfatórias para os clientes, que tendem a se sentirem priorizados e valorizados por seu banco.

Dobre (2020) relata que sistemas de IA podem ser utilizados para identificar o canal de preferência dos clientes. Nessa linha, Rahman *et al.* (2023) mencionam casos de bancos que conseguem reconhecer padrões de comportamento e criar oportunidades de marketing, como a identificação de horários mais adequados para interagir com os clientes. Conforme Mogaji e Nguyen (2022), a identificação de padrões específicos para prever atividades futuras é viabilizada por meio do emprego de *deep learning*, a partir de informações extraídas tanto de dados dos clientes quanto das transações que realizam.

Entre as aplicações de IA voltadas diretamente ao cliente no setor financeiro, o uso de *chatbots* certamente é um dos que vem recebendo maior atenção na literatura, conforme notam Mogaji e Nguyen (2022). Em pesquisa sobre bancos indianos, Bhattacharya e Sinha (2022) constatam que o emprego de *chatbots* em plataformas de atendimento é o caso mais comum de implementação de IA. El-Gohary *et al.* (2021) sustentam que os *chatbots* têm potencial de impactar positivamente a experiência dos consumidores, permitindo oferecer atendimento 24 horas por dia, sete dias por semana. Com a tecnologia de processamento natural de linguagem, pode ser difícil diferenciar se a interação é realizada por um humano ou

por um sistema de IA (EL-GOHARY *et al.*, 2021). A popularidade dos *chatbots* segue tendência do uso intensivo de aplicativos de troca de mensagens, sendo adotados em maior proporção pelo público mais jovem, conforme El-Gohary *et al.* (2021) e Mogaji e Nguyen (2022). Na mesma linha, Rahman *et al.* (2023) observam que a idade do consumidor tem papel importante sobre a intenção em adotar serviços bancários baseados em IA. Conforme El-Gohary *et al.* (2021), o público jovem, em especial, tem expressado frustração com a experiência oferecida pelos bancos tradicionais, já que se acostumou a acessar serviços altamente personalizados e sob demanda. O uso de aplicativos como Whatsapp e Uber elevou as expectativas dos consumidores a respeito dos serviços digitais que são oferecidos (EL-GOHARY *et al.*, 2021).

Alguns autores alertam, contudo, que a satisfação com o uso de aplicações baseadas em IA não é uma unanimidade entre os clientes (EL-GOHARY *et al.*, 2021; FOURIE; BENNETT, 2019; RIS; STANKOVIĆ; AVRAMOVIĆ, 2020). Em *survey* realizada por Ris, Stanković e Avramović (2020), parcela de 67% dos respondentes indicou não preferir o uso de *chatbots* para acessar serviços bancários. El-Gohary *et al.* (2021) observam que o uso de IA em *chatbots* não é necessariamente percebido pelos consumidores como uma forma de aprimorar a experiência com o banco. Fourie e Bennett (2019) chamam a atenção para o fato de muitos clientes ficarem insatisfeitos ao interagir com um *chatbot* quando a expectativa, na verdade, era de ser atendido por um humano. Por essa razão, algumas organizações têm aprimorado resultados provendo supervisão humana nas respostas geradas pelos sistemas de IA. Essa combinação de *chatbot* e humanos permite alcançar uma considerável redução de custos e, ao mesmo tempo, evitar uma experiência insatisfatória dos consumidores com a tecnologia (FOURIE; BENNETT, 2019). Fares, Butt e Lee (2022) também destacam a relação entre humanos e tecnologia como integração essencial nas aplicações de IA.

2.2.1 Casos de uso de IA no setor público

Em que pese o crescente debate sobre o tema, o uso de IA no setor público permanece baixo comparado ao setor privado e, por vezes, com soluções tradicionais de automação sendo equivocadamente rotuladas como IA (NEUMANN; GUIRGUIS; STEINER, 2022). Desouza, Dawson e Chenok (2020) atribuem a baixa

adoção de IA nesse setor à necessidade de as organizações públicas lidarem com elementos mais complexos do que as organizações privadas, tais como questões políticas, sociais, legais e econômicas. Para Van Noordt e Misuraca (2022), a introdução de novos serviços públicos baseados em IA acaba não sendo tão comum em virtude dos riscos éticos associados.

Sun e Medaglia (2019) observam certa dicotomia no uso de IA no setor público, o que leva, inevitavelmente, a algum grau de incerteza sobre sua implementação nesse contexto. Por um lado, as aplicações são vistas como habilitadoras de eficiência, automação de trabalho cognitivo e melhoria dos serviços aos cidadãos. Por outro lado, a introdução de IA é acompanhada por desafios relativos a violação de privacidade por conta da vigilância digital, reforço de preconceitos na formulação de políticas públicas e destruição de empregos causada pela automação (SUN; MEDAGLIA, 2019).

A respeito das implicações do uso de IA nos trabalhadores do setor público, Sun e Medaglia (2019) mencionam quatro impactos possíveis: alívio, quando a IA assume tarefas banais e alivia os trabalhadores para realizarem tarefas mais valiosas; divisão, quando a IA ajuda a dividir um trabalho em pedaços menores, assumindo o máximo possível deles e deixando os humanos fazerem o resto; substituição, quando a IA realiza todo o trabalho realizado por um humano; e ampliação, quando a IA torna os trabalhadores mais eficazes, complementando suas habilidades (SUN; MEDAGLIA, 2019).

Apesar dos potenciais impactos negativos nos trabalhadores e das complexidades inerentes ao setor público, a adoção de IA pelos governos cresce rapidamente, conforme Van Noordt e Misuraca (2022). Em estudo sobre 250 casos de uso nas administrações públicas de 30 países europeus, os pesquisadores confirmaram que a IA é, de fato, usada para apoiar uma variedade de aspectos em cada função governamental, sendo principalmente aplicada como ferramenta para melhorar a prestação de serviços públicos (VAN NOORDT; MISURACA, 2022). Para Neumann, Guirguis e Steiner (2022), ainda que normalmente exista menos pressão competitiva para adoção de novas tecnologias no setor público, a prontidão dos consumidores ao uso de IA e as expectativas dos cidadãos podem criar pressão nas organizações públicas. Sun e Medaglia (2019, p. 370) destacam ainda que a “IA representa, em princípio, uma tecnologia ideal a ser aplicada ao contexto do setor público, onde as condições ambientais estão em constante mudança e a

programação prévia não pode considerar todos os casos possíveis”. Nessa linha, Van Noordt e Misuraca (2022) sugerem, por exemplo, que a detecção de problemas sociais por meio de IA é mais precisa, rápida e eficiente do que técnicas tradicionais.

Conforme alguns autores, o propósito da adoção de IA pelo setor público difere do propósito da adoção pelo setor privado (ALSHEHHI; CHEAITOU; RASHID, 2022; DESOUZA; DAWSON; CHENOK, 2020). Desouza, Dawson e Chenok (2020, p. 211) mencionam que o setor público deve considerar um “valor mais holístico do que simplesmente ganhos de eficiência”. Alshehhi, Cheaitou e Rashid (2022), por sua vez, afirmam que as organizações do setor privado visam fundamentalmente maximizar valor por meio da adoção de IA, enquanto as organizações do setor público almejam minimizar riscos e maximizar valor. Nesse sentido, Van Noordt e Misuraca (2022) destacam que um dos benefícios mais comuns proporcionados pela IA no setor público é a detecção de transações fraudulentas e práticas de corrupção, o que aumenta a possibilidade de realização de auditorias. Neumann, Guirguis e Steiner (2022) destacam que o setor público pode se beneficiar com o uso de IA em áreas como automação de processos, detecção de fraudes, alocação de recursos e gestão do conhecimento. Sobre essa última área, Sun e Medaglia (2019) analisaram o caso de hospitais públicos chineses que utilizaram o sistema IBM *Watson*, aplicação de IA que ajuda médicos na decisão sobre tratamentos personalizados. O sistema permite coletar informações de um paciente específico e buscar correspondência em uma grande base de conhecimento que inclui milhões de páginas de literatura médica. A base de conhecimento é atualizada semanalmente, permitindo que o sistema aprenda continuamente e forneça sugestões de tratamento cada vez mais precisas (SUN; MEDAGLIA, 2019).

Em linhas gerais, a aplicação de IA no setor público é voltada a três funções principais, conforme destacam Van Noordt e Misuraca (2022): formulação de políticas, gestão interna e prestação de serviços públicos. Trata-se de categorização compatível com aquela proposta por Fares, Butt e Lee (2022) para o setor bancário, sendo formulação de políticas equivalente a estratégia, gestão interna equivalente a processos e prestação de serviços equivalente a clientes.

2.3 FATORES CRÍTICOS PARA IMPLEMENTAÇÃO DE IA

A literatura consultada apresenta, de forma geral, aspectos dificultadores e facilitadores à implementação de IA no ambiente organizacional. Predomina a abordagem de aspectos dificultadores, denominados como “desafios” (CAMPION *et al.*, 2020; DESOUZA; DAWSON; CHENOK, 2020; GHANDOUR, 2021; SHARMA *et al.*, 2022; SUN; MEDAGLIA, 2019) ou “barreiras” (CHEN *et al.*, 2022; RADHAKRISHNAN; CHATTOPADHYAY, 2020). Já aspectos facilitadores aparecem com menos enfoque e são denominados como “capacidades” (CHOWDHURY *et al.*, 2023; DESOUZA; DAWSON; CHENOK, 2020; MIKALEF; GUPTA, 2021; REIM; ÅSTRÖM; ERIKSSON, 2020), “requisitos” (SEYIDZADE; ILDIKO, 2020), “estratégias” (CAMPION *et al.*, 2020), “determinantes” (RADHAKRISHNAN; CHATTOPADHYAY, 2020) ou “fatores” (FREEMAN; RAHMAN; BATARSEH, 2021; NEUMANN; GUIRGUIS; STEINER, 2022).

Uren (2020) e Merhi (2023) adotam a denominação “fatores críticos de sucesso” para designar aspectos que podem impactar a implementação de projetos de IA. Conforme Uren (2020), a expressão foi cunhada em 1979 por Rockart (1979) para ajudar executivos a definirem suas necessidades de informação e, desde então, tem sido amplamente adotada na literatura de administração, especialmente para o estudo de sistemas de informação. Merhi (2023) observa que fatores que impactam a implementação de sistemas de informação são frequentemente discutidos pelos pesquisadores sob as perspectivas de sucesso ou falha, sendo sucesso um indicativo de objetivos alcançados e falha um indicativo de expectativas e requisitos não atendidos. Conforme Merhi (2023, p. 2), é “crucial examinar os fatores que impactam o sucesso da implementação de sistemas de IA”, já que falhas nesses sistemas significam que recursos e esforços foram jogados fora (MERHI, 2023).

Nesta pesquisa, visando adotar uma abordagem abrangente dos aspectos relacionados à implementação de IA e em linha com a denominação utilizada por Uren (2020) e Merhi (2023), optou-se pelo uso da expressão “fatores críticos”. Suprimiu-se o termo “de sucessos” para que o conceito não se restrinja a fatores que afetam positivamente a implementação da IA. Assim, emprega-se aqui “fatores críticos” para nominar tanto aspectos considerados facilitadores (ex.: capacidades,

requisitos, estratégias, determinantes), quanto aspectos considerados dificultadores (ex.: desafios, barreiras).

A atribuição de criticidade aos fatores que impactam o desenvolvimento de aplicações de IA depende fortemente do público de interesse que está sendo considerado (CAMPION *et al.*, 2020). Diferentes públicos terão diferentes entendimentos e vieses sobre quais desafios estão em jogo (SUN; MEDAGLIA, 2019). Assim, é necessário esclarecer que, nesta pesquisa, os fatores são estabelecidos dentro da perspectiva do gestor da organização, sendo qualificados como críticos os aspectos com potencial para impactar os objetivos organizacionais.

É oportuno mencionar que, na literatura consultada, os termos *implementação* e *adoção* são comumente empregados como sinônimos. Para Radhakrishnan e Chattopadhyay (2020, p. 1), por exemplo, “adoção é o processo de implementação de uma nova tecnologia na organização e sua aceitação e uso pelos usuários”. Contudo, Campion *et al.* (2020) adotam significados distintos para os termos, utilizando-os para designar diferentes momentos de um projeto de inovação no setor público. Para os autores, a adoção se refere à etapa na qual ocorre a decisão por adotar a IA e, portanto, antecede a implementação. Já a etapa de implementação, na concepção de Campion *et al.* (2020), é entendida como a execução do projeto, podendo ser dividida em diferentes fases. A distinção entre adoção e implementação é realizada pelos autores para evidenciar que os fatores críticos podem apresentar importâncias diferentes ao longo de um projeto de IA. No setor público, por exemplo, “durante a etapa de adoção, o nível de apoio político condiciona a decisão sobre o emprego de IA”, portanto, esse fator apresenta maior relevância nessa etapa do projeto do que na etapa de implementação (CAMPION *et al.*, 2020, p. 34).

Ainda que Campion *et al.* (2020) façam a diferenciação conceitual entre adoção e implementação, assume-se nesta pesquisa a equivalência de ambos termos, em linha com a maior parte da literatura consultada. Prioriza-se o emprego do termo implementação por exprimir melhor as ideias de “colocar em execução” e “providenciar o necessário para a realização” (IMPLEMENTAÇÃO, 2022). Tanto implementação quanto adoção são aqui empregados como conceitos que designam o processo como um todo e não apenas partes ou etapas determinadas. Conforme Neumann, Guirguis e Steiner (2022), esse processo resulta em algo novo para a organização que implementa, tal como a introdução e o uso de tecnologia, produto, processo ou prática. A adoção de IA envolve a utilização produtiva de infraestrutura

e aplicações de TI que apoiem operações, gestão e tomada de decisão (NEUMANN; GUIRGUIS; STEINER, 2022).

A importância do enfoque sobre a implementação é ressaltada por Campion *et al.* (2020) e Sharma *et al.* (2022). Esses autores observam que a maioria dos desafios de um projeto de IA são manifestados durante a implementação. Merhi (2023) também partilha esse entendimento, sustentando que os benefícios advindos da IA só podem ser alcançados por meio de uma implementação de sucesso. Para Vial (2019), a implementação envolve certos obstáculos e requer que as organizações cultivem disposição a tomar riscos. Conforme o autor, é presumível que as organizações se deparem com resistências na implementação, tais como a relutância dos empregados quando tecnologias disruptivas são introduzidas (VIAL, 2019). Zaoui e Souissi (2020), por sua vez, destacam que a implementação é a fase mais concreta de um projeto de transformação digital, exigindo preparação e direcionamento. As autoras defendem uma visão multidimensional do processo, o que implica extrapolar a visão restrita a TI (ZAOUI; SOUISSI, 2020).

Comparada a outras inovações de TI, a implementação de IA é considerada como sendo de maior complexidade (MERHI, 2023; NEUMANN; GUIRGUIS; STEINER, 2022), sendo influenciada por muitos fatores (RADHAKRISHNAN; CHATTOPADHYAY, 2020). Merhi (2023) considera que IA não é fácil de usar e implementar e, portanto, requer que as organizações aprimorem sua capacidade absorptiva, conceito definido originalmente por Cohen e Levinthal (1990) como a capacidade de uma empresa reconhecer o valor, assimilar e aplicar uma informação externa nova para fins comerciais (COHEN; LEVINTHAL, 1990; ZAHRA; GEORGE, 2002). Essa maior complexidade de implementação, para Reim, Åström e Eriksson (2020, p. 182), deve-se ao fato de que a “IA não é uma tecnologia independente que pode ser empregada como uma função individual”, mas um “conceito guarda-chuva” que compreende diferentes técnicas (ex.: *deep learning*, *machine learning*).

Fourie e Bennett (2019) destacam que desenvolver e executar uma estratégia de IA não é livre de riscos e, por isso, a adoção deve ser cuidadosamente gerida. As organizações que simplesmente “deixam a máquina rodar” podem enfrentar problemas com órgãos reguladores e com seus próprios clientes (FOURIE; BENNETT, 2019, p. 161).

Assim, no intuito de oferecer contribuição teórica para mitigação de riscos e maximização dos benefícios associados à implementação de IA, buscou-se

identificar os fatores críticos reportados na literatura recente sobre o tema. Conforme originalmente proposto por Rockart (1979), o processo de identificação dos fatores críticos pode ajudar a determinar os aspectos que deveriam receber maior atenção e cuidado contínuo dos gestores.

Nas referências bibliográficas consultadas é frequente o uso do *framework* TOE (*Technology - Organization - Environment*) para abordagem de fatores críticos à implementação de IA (ALSHEIBANI; CHEUNG; MESSOM, 2018; ALSHEHHI; CHEAITOU; RASHID, 2022; ENHOLM *et al.*, 2022, NEUMANN; GUIRGUIS; STEINER, 2022; RADHAKRISHNAN; CHATTOPADHYAY, 2020). Radhakrishnan e Chattopadhyay (2020) evidenciam isso ao realizarem revisão da literatura sobre fatores determinantes e barreiras na adoção de IA. Os autores identificaram 16 teorias voltadas ao processo de implementação de IA, sendo que a teoria que embasa o *framework* TOE é a que aparece de forma mais recorrente para abordar a adoção de IA sob a perspectiva organizacional (RADHAKRISHNAN; CHATTOPADHYAY, 2020). Proposta por Tornatzky e Fleischer (1990), essa abordagem foi originalmente desenvolvida para investigação da adoção de sistemas de informação (NEUMANN; GUIRGUIS; STEINER, 2022). Conforme Alsheibani, Cheung e Messom (2018), a teoria do *framework* TOE propõe que a decisão sobre adoção de uma inovação não é tomada unicamente com base em fatores tecnológicos, mas também influenciada pelos contextos organizacionais e ambientais. Assim, no *framework* TOE a adoção da tecnologia envolve a análise de três dimensões: tecnologia, organização e ambiente.

Visto que se trata de modelo amplamente empregado na literatura consultada, optou-se pela utilização dessa abordagem para agrupar os fatores críticos para implementação de IA identificados nas referências pesquisadas. A aplicação dessa teoria evidencia que a literatura consultada menciona aspectos associados às três dimensões, validando a utilidade do *framework* TOE.

Cabe mencionar que a apuração do nível de criticidade dos fatores relacionados à implementação de IA se apresenta em estágio inicial na literatura, com algumas poucas propostas de hierarquia de importância, como nos estudos de Sharma *et al.* (2022) e Merhi (2023). Assim, a ordem de apresentação a seguir não representa o nível de criticidade dos fatores, sendo esse um aspecto que carece de mais investigações.

2.3.1 Fatores críticos associados à tecnologia

Conforme o *framework* TOE, a dimensão tecnológica inclui todas as tecnologias relevantes disponíveis dentro e fora da organização (ALSHEIBANI; CHEUNG, MESSOM, 2018). Com base na literatura consultada, a implementação de IA nas organizações suscita a observância dos seguintes fatores críticos associados à tecnologia:

2.3.1.1 Qualidade dos dados

Conforme Freeman, Rahman e Batarseh (2021), a performance de um sistema de IA é afetada principalmente por dois componentes: dados e algoritmos. Para os autores, esses “são os principais combustíveis para qualquer modelo de IA” (FREEMAN; RAHMAN; BATARSEH, 2021, p. 6). Merhi (2023, p. 4) estabelece que “os dados são o oxigênio da IA e sem eles os sistemas simplesmente não têm valor algum”. Uren (2020) corrobora com essa ideia afirmando que dados são, de fato, fatores críticos de sucesso para a IA. Sharma *et al.* (2022) também têm esse entendimento e consideram a qualidade dos dados como sendo o fator de maior influência para o sucesso da implementação de IA.

Freeman, Rahman e Batarseh (2021) afirmam que o emprego de IA já provou ser bastante efetivo, inclusive superando o nível de performance humana em determinadas tarefas. Contudo, chamam atenção para o fato de inúmeros pesquisadores mostrarem que os algoritmos de IA não conseguem se igualar ao desempenho humano quando pequenos ruídos são adicionados aos dados. Dados incompletos, viesados ou incertos levam a resultados deteriorados (FREEMAN; RAHMAN; BATARSEH, 2021). A baixa qualidade pode induzir a erros (BHATTACHARYA; SINHA, 2022) e não produzir resultados compreensíveis (ASHTA; HERRMANN, 2021). Esse tema é referido na literatura com a expressão em inglês *garbage in, garbage out* ou “lixo que entra, lixo que sai”, em tradução livre. A expressão indica que a inserção de dados de baixa qualidade resulta na obtenção de conclusões equivocadas. É preciso, portanto, assegurar o devido cuidado com a acurácia e integridade dos dados, especialmente à medida que aumentam em volume e variedade (ASHTA; HERRMANN, 2021). Conforme Uren (2020) destaca, é

desafiador integrar dados provenientes de fontes múltiplas, lidar com dados duplicados e com dados faltantes.

Merhi (2023) observa que a acurácia e a confiabilidade dos dados devem ser checadas antes, durante e depois da implementação de sistemas de IA. *Campion et al.* (2020) recomendam o estabelecimento de diretrizes e procedimentos de qualidade de dados, o que implica minimizar a fragmentação e adotar uma sistemática de padronização. *Sharma et al.* (2022) também destacam esse ponto, afirmando que os dados precisam ser coletados e preparados especificamente para o uso em sistemas de IA.

Alguns autores chamam atenção para o fato de o mercado financeiro ser caracterizado pela fragmentação de dados, o que prejudicaria o bom funcionamento de um sistema de IA. *Doumpos et al.* (2023) observam que no setor bancário os dados são tipicamente afetados por ruídos e *outliers* (“pontos fora da curva”, em tradução livre). *Ashta e Herrmann* (2021) explicam que a maior fragmentação de dados no mercado financeiro se deve ao fato de esse ser um ecossistema de mudanças dinâmicas. Isso tende a dificultar a performance dos algoritmos, já que podem buscar estabelecer modelos preditivos onde necessariamente não existem padrões (*ASHTA; HERRMANN, 2021*).

2.3.1.2 Disponibilidade, suficiência e acessibilidade dos dados

O volume insuficiente de dados ou mesmo a falta deles constituem um dos principais desafios à implementação de IA, conforme destacam *Sun e Medaglia* (2019). Na ausência de dados, sistemas e algoritmos de IA simplesmente não poderão aprender ou processar (*BHATTACHARYA; SINHA, 2022; SHARMA et al., 2022*). *Ghandour* (2021) observa que a capacidade preditiva de um sistema de IA depende, primordialmente, da disponibilidade de grandes conjuntos de dados. *Merhi* (2023) reforça que, quanto mais dados forem usados pelos sistemas de IA, maior será a acurácia das decisões resultantes. Na mesma linha, *Sharma et al.,* (2022) propõem que algoritmos de IA precisam ter acesso a dados para fornecer previsões e recomendações precisas. Para *Desouza, Dawson e Chenok* (2020), as organizações precisam determinar se os dados estão disponíveis, acessíveis e passíveis de análise a fim de que possam obter vantagens dos algoritmos. Conforme *Sun e Medaglia* (2019), antes de focarem nas aplicações de IA, os gestores

deveriam se concentrar em estabelecer a quantidade, a integração e a continuidade dos dados. Em comum, esses autores destacam que a disponibilidade e a quantidade suficiente de dados são primordiais para um projeto de IA.

A acessibilidade aos dados também é reportada como essencial (UREN, 2020), embora autores como Neumann, Guirguis e Steiner (2022) constatem que não seja necessariamente um dos principais desafios para as organizações. Ainda assim, a resistência em relação ao compartilhamento de dados é um ponto destacado na literatura, como mencionam Fares, Butt e Lee (2022). Os autores chamam a atenção para o fato de muitos clientes hesitarem em compartilhar suas informações, ainda que os sistemas de IA proporcionem benefícios para eles mesmos. A resistência em compartilhar dados também é observada dentro das próprias organizações, conforme constatações nos estudos de Sun e Medaglia (2019) e *Campion et al.* (2020). As áreas de uma organização que detêm os dados buscam assegurar que a privacidade dos clientes não está sendo comprometida e, por isso, podem dificultar o acesso por medo dos riscos de reputação organizacional. Para aumentar a disposição ao compartilhamento de dados, *Campion et al.* (2020) sugerem construir acordos entre as unidades envolvidas em um projeto de IA e ressaltam a importância do papel das relações interpessoais. Uren (2020), na mesma linha, alerta para necessidade de se estabelecer confiança entre os parceiros do projeto para permitir o compartilhamento de dados dentro de acordos que estejam em conformidade com a legislação. Outro ponto relevante sobre a acessibilidade dos dados é a definição de quais meios técnicos serão utilizados para o compartilhamento (ex.: aplicações, *cloud*) (UREN, 2020).

2.3.1.3 Infraestrutura tecnológica apropriada

A falta de infraestrutura tecnológica apropriada é considerada uma das mais importantes barreiras enfrentadas pelas organizações na adoção de IA (MERHI, 2023). A implementação demanda significativos recursos computacionais, mais complexos do que a infraestrutura de sistemas tradicionais (SHARMA *et al.*, 2022). Conforme Merhi (2023), algumas das características desejáveis à infraestrutura tecnológica são: integração entre sistemas, flexibilidade, escalabilidade, segurança e confiabilidade.

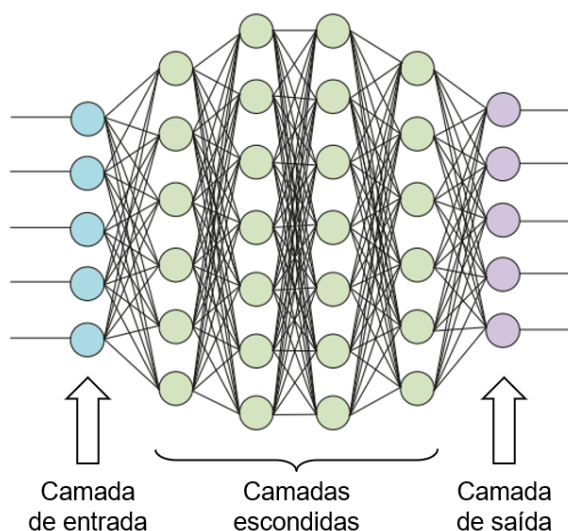
Os sistemas de IA requerem integração com outros sistemas para coletar e compor um conjunto amplo de dados. Esses sistemas precisam ser flexíveis o suficiente para incorporar novas fontes de dados, atributos e dimensões adicionais à medida que seu uso ganha escala. A adequada comunicação entre os sistemas de IA e os sistemas existentes na organização pode ser problemática e requer *hardware* e *software* apropriados (MERHI, 2023).

A segurança e a confiabilidade dos sistemas também são pontos destacados. Bhattacharya e Sinha (2022) observam que fontes de dados incorretas podem levar a brechas de segurança, comprometendo a confiabilidade dos sistemas. Para Merhi (2023), todos os grupos envolvidos devem estar seguros quanto a proteção contra incidentes e confiantes que os dados não serão perdidos ou mal utilizados.

2.3.1.4 Transparência e explicabilidade

A falta de transparência e de explicabilidade dos sistemas de IA é tema recorrente na literatura e reconhecidamente um dos grandes desafios associados a essa tecnologia (ASHTA; HERRMANN, 2021; CAMPION *et al.*, 2020; DESOUZA; DAWSON; CHENOK, 2020; FOURIE; BENNETT, 2019; FREEMAN; RAHMAN; BATARSEH, 2021; GHANDOUR, 2021; MERHI, 2023; NEUMANN *et al.*, 2022; REIM; ÅSTRÖM; ERIKSSON; 2020; SUN; MEDAGLIA, 2019; VAN NOORDT; MISURACA, 2022). Ghandour (2021, p. 1582) menciona que os “sistemas de IA frequentemente não demonstram como geram suas conclusões”. Åström e Eriksson (2020) explicam que a complexa composição de diferentes funções e o nível de abstração de um sistema de IA prejudica a rastreabilidade daquilo que é processado. Alguns autores se referem a esse problema com a expressão em inglês *black box*, ou “caixa preta”, em tradução livre (ASHTA; HERRMANN, 2021; REIM; ÅSTRÖM; ERIKSSON; 2020). Liu e Han (2022) esclarecem que algumas pesquisas no campo da IA focam em abordagens de redes neurais como concepção da arquitetura de processamento de dados. Essa estrutura é elucidativa sobre a dificuldade em rastrear os parâmetros que levam o sistema a gerar um determinado resultado. Conforme apresentado na Figura 1, a arquitetura de uma rede neural pressupõe a existência de camadas internas que ficam “escondidas”:

Figura 1 - Princípio básico e arquitetura de uma rede neural



A falta de transparência na operação do sistema adiciona mais complexidade aos projetos de IA (DESOUZA; DAWSON; CHENOK, 2020). Neumann *et al.* (2022) notam que a falta de entendimento e de explicação afeta a confiança no sistema e a aceitação da tecnologia pelos usuários finais. Ashta e Herrmann (2021) destacam que a falta de transparência deixa os usuários desconfortáveis. Os mesmos autores observam que as organizações precisam, com frequência, explicar as razões que levaram a uma determinada decisão ou mudança, o que torna necessário o desenvolvimento de técnicas que permitam a auditoria dos sistemas. Freeman, Rahman e Batarseh (2021) afirmam que, para que a IA atinja seus objetivos científicos e práticos e para que todos possam desfrutar de seus benefícios, pesquisadores, profissionais e investidores precisam demonstrar que se trata de uma tecnologia justa, confiável e explicável.

No setor financeiro, a falta de transparência dos sistemas tem implicações para os gestores e para os órgãos reguladores. Ghandour (2021) observa que, por conta da inexplicabilidade característica dessas tecnologias, executivos bancários podem estar expostos a vieses em seu processo de tomada de decisão. Fourie e Bennett (2019, p. 158), por sua vez, lembram que “a importância sistêmica da indústria financeira para a economia e as externalidades associadas à prestação desses serviços significam que ser capaz de explicar decisões é primordial para cumprir os requisitos regulatórios”. Para os autores, embora a transparência total dos algoritmos muitas vezes seja inatingível, alcançar algum tipo de explicabilidade

é crucial, já que é cada vez mais exigida pelos reguladores (FOURIE; BENNETT, 2019).

2.3.1.5 Uso de IA como objetivo em si mesmo

De acordo com a literatura consultada, algumas empresas são levadas a adotar a IA simplesmente porque o uso dessa tecnologia tem sido uma prática crescente no ambiente organizacional (NEUMANN; GUIRGUIS; STEINER, 2022; UREN, 2020; VAN NOORDT; MISURACA, 2022). Nessa situação, a implementação não é motivada por um problema de negócio concreto, mas tão somente para acompanhar uma tendência de mercado. Alguns autores embasam essa ideia, como Uren (2020, p. 7), ressaltando “a importância de endereçar problemas reais de negócios, em oposição à falácia de somente buscar problemas que se encaixam na tecnologia disponível”. No estudo conduzido pela autora é enfatizado que a IA nem sempre é a melhor solução a ser empregada (UREN, 2020). Na mesma linha, Neumann, Guirguis e Steiner (2022) sustentam que a IA deveria resolver problemas previamente não resolvidos, e não problemas criados apenas para que a tecnologia possa ser utilizada. A adoção de IA em situações que não requerem necessariamente essa tecnologia também é observada no setor público. Van Noordt e Misuraca (2022, p. 11), em estudo com países da União Europeia, constataram que, em alguns casos, “ter sistemas de IA implementados na administração pública foi considerado um objetivo em si mesmo, sem uma clara conexão com qualquer função governamental essencial ou com a melhoria das práticas de gestão pública”.

2.3.1.6 Vieses

Os resultados gerados pelos sistemas de IA não são livres de falhas, conforme ressaltado por autores como Van Noordt e Misuraca (2022). Eles observam que há uma tendência em acreditar que decisões automatizadas baseadas completamente em dados são melhores do que decisões tomadas por humanos. Contudo, lembram os autores, isso não é necessariamente verdade, pois, em muitos casos, decisões automatizadas são “amparadas em dados de baixa qualidade ou com vieses, o que aumenta os riscos de tomar decisões baseadas em um quadro impreciso ou parcial da realidade” (VAN NOORDT; MISURACA, 2022, p.

3). Fourie e Bennett (2019) registram que há um crescente corpo de conhecimento indicando que as decisões das máquinas são afetadas pelos quadros de referência humanos. Para os autores, “os vieses são um construto social que atormenta a sociedade há muito tempo, estão refletidos nos algoritmos e antecedem o surgimento da IA” (FOURIE; BENNETT, 2019, p. 159). Assim, sistemas de IA podem cometer erros que perpetuam estereótipos baseados em gênero, raça ou religião (FOURIE; BENNETT, 2019). Doumpos *et al.* (2023) oferecem exemplo disso no setor financeiro, citando o uso de *machine learning* no gerenciamento de risco de crédito. Os autores reconhecem que a técnica de IA aumenta a acurácia da avaliação de risco. Por outro lado, “pode discriminar consumidores de grupos particularmente vulneráveis e não oferecer explicação satisfatória sobre recusa de crédito, o que prejudica a inclusão financeira” (DOUMPOS *et al.*, 2023, p. 12).

Em comum, esses autores entendem que a existência de vieses nos sistemas de IA pode dificultar o sucesso da adoção dessas tecnologias, o que exige medidas para enfrentar o problema. Como sugestão para prevenir vieses, Ashta e Herrmann (2021, p. 218) mencionam que “cientistas de dados precisam selecionar conjuntos de dados representativos, analisá-los e integrar outros conhecimentos existentes”. Também recomendam que as organizações busquem expandir a diversidade das equipes que atuam com IA, a fim de incluir profissionais com vivências não técnicas, como escritores, linguistas e sociólogos (ASHTA; HERRMANN, 2021). Desouza, Dawson e Chenok (2020, p. 211) lembram que “tecnologias de aprendizado contínuo podem aprender a partir de dados errados”, por isso propõem que sistemas de IA devem ser auditados. Fourie e Bennett (2019, p. 161), por sua vez, não acreditam em uma fórmula simples para resolver o “complexo e abstrato problema dos vieses”. Os autores defendem uma abordagem multidisciplinar mais equilibrada, envolvendo uma combinação de cientistas de dados e sociais, bem como análises quantitativas e qualitativas (FOURIE; BENNETT, 2019).

2.3.1.7 Visibilidade dos benefícios

O êxito na implementação de IA está relacionado à percepção de ganhos efetivos provenientes do uso da tecnologia. Alsheibani, Cheung e Messom (2018) se referem a esse aspecto como “vantagem relativa”, conceito que remete ao benefício percebido pela adoção de IA em comparação a outras tecnologias. Nessa linha,

Sharma *et al.* (2022, p. 12) recomendam que “empresas e autoridades governamentais deveriam priorizar áreas onde a IA possa trazer benefícios visíveis e rápidos”. Alguns benefícios podem ser quantificáveis, como aumento de receitas e redução de custos. Já outros, como experiência do cliente e confiança dos empregados, não são quantificáveis e, por isso, podem representar dificuldades em comunicar os ganhos proporcionados por um sistema de IA (MERHI, 2023). Sun e Medaglia (2019) constataram que o desconhecimento das pessoas em geral sobre as capacidades e vantagens da IA representou entrave na adoção da tecnologia no contexto de serviços públicos de saúde na China.

2.3.2 Fatores críticos associados à organização

A dimensão organizacional descreve as características e os recursos que influenciam o processo de adoção de uma tecnologia, como tamanho da empresa e estrutura gerencial (ALSHEIBANI; CHEUNG, MESSOM, 2018). Assim, apresenta-se a seguir os fatores críticos para implementação de IA, identificados na literatura consultada, que estão associados à organização:

2.3.2.1 Apoio institucional

O suporte da alta administração é considerado vital para o sucesso da implementação de IA, tendo em vista os altos custos envolvidos, a necessidade de alocação de recursos e o valor estratégico que um sistema de inteligência de dados representa para uma organização. Além disso, a adoção de IA requer o desenvolvimento de políticas e normas internas relacionadas aos dados coletados e aos algoritmos utilizados pelos sistemas, tornando imprescindível o apoio institucional (MERHI, 2023).

Contudo, obter apoio da alta administração sobre a necessidade de implementar IA, compor uma equipe adequada para execução, implementar o sistema e assegurar seu funcionamento correto não é tarefa simples (MOGAJI; NGUYEN, 2022). Ainda assim, sugere-se que a adoção de IA seja uma decisão feita no mais alto nível da organização, pois o patrocínio institucional proporciona a legitimidade necessária para o impulsionamento dos projetos (CAMPION *et al.*, 2020). Do contrário, a falta de disposição por parte dos gestores da organização

representaria um significativo entrave na implementação (SHARMA *et al.*, 2022). Além disso, os benefícios decorrentes de um projeto de inovação são mais poderosos quando as estruturas organizacionais conseguem institucionalizar essa inovação (CAMPION *et al.*, 2020).

2.3.2.2 Atitude colaborativa

Os casos de uso de IA reportados na literatura indicam para uma atitude mais colaborativa por parte das organizações, bem como o estabelecimento de confiança entre as partes envolvidas e o reconhecimento dos diferentes interesses presentes em um projeto. Ashta e Herrmann (2021, p. 211) chamam a atenção para o fato de que a “IA tem revolucionado a estratégia dos atores no mercado financeiro, forçando a se tornarem mais abertos e colaborativos”. Da mesma forma, no setor público, os esforços colaborativos e a integração entre *stakeholders* (partes interessadas, em tradução livre) são destacados como fatores decisivos para implementação de IA, conforme Sharma *et al.* (2022). Campion *et al.* (2020) também observam que o desenvolvimento de IA envolve a colaboração com outras organizações e recomendam, como estratégia de gestão, a identificação dos *stakeholders*. Os autores sugerem planejamento e execução de ações que gerem engajamento formal e informal das partes interessadas na adoção de IA (CAMPION *et al.*, 2020). Considerando as diferentes visões dos *stakeholders*, Sun e Medaglia (2019) sugerem que seja adotada uma estratégia de tomada de decisão descentralizada para envolver todas as partes na formulação das diretrizes que guiarão a adoção da nova tecnologia.

2.3.2.3 Compreensão do ambiente e das regras de negócio

Freeman, Rahman e Batarseh (2021, p. 6) destacam a importância da “compreensão do domínio no qual se espera que um algoritmo de IA performe”. Para tanto, é necessária conexão entre as regras de negócios e o modelo de IA, bem como a definição clara sobre o problema estratégico que precisa ser resolvido. Isso pode representar um desafio à implementação, pois implica na composição de equipes que mesclam profissionais oriundos de áreas distintas. O conflito potencial advindo da interação entre colaboradores da área de marketing e desenvolvedores

de tecnologia, por exemplo, não pode ser ignorado (MOGAJI; NGUYEN, 2022). Ainda assim, a falta de compreensão daquilo que se espera do modelo de IA frente ao ambiente e aos objetivos de negócios pode fazer com que a adoção da tecnologia seja considerada ineficaz. Fourie e Bennett (2019) ilustram essa situação com o uso de IA na avaliação de risco para concessão de cartões de crédito. Conforme os autores, os algoritmos são programados para atingirem uma determinada meta. Contudo, o objetivo do emissor do cartão pode ser tanto a maximização de lucros quanto o aumento de participação de mercado. Cada um desses objetivos irá demandar variáveis diferentes nos algoritmos (FOURIE; BENNETT, 2019).

2.3.2.4 Conhecimento por parte dos gestores

O desconhecimento sobre IA, especialmente por parte dos gestores da organização, pode causar resistência e limitar sua implementação (SHARMA *et al.*, 2022). Ainda assim, Mogaji e Nguyen (2022) observam que a perspectiva dos gestores em relação à adoção de IA tem sido ignorada pelos pesquisadores.

A falta de conhecimento sobre IA tende a ser mais acentuada no setor público, onde a maior parte dos gestores geralmente não possui experiência de atuação externa, como em empresas privadas (DESOUZA; DAWSON; CHENOK, 2020). Sharma *et al.* (2022) observam que, em nações desenvolvidas, os governos têm investido no fortalecimento da pesquisa e do desenvolvimento da tecnologia no setor público. Porém, essa não é a realidade de nações em desenvolvimento, impondo obstáculo adicional às organizações públicas nesses países (SHARMA *et al.* 2022).

Uren (2020) observa a importância de a IA ser direcionada às necessidades estratégicas do negócio, o que implica em gestores inteirados sobre as especificidades da IA para reconhecer quais problemas podem ser solucionados por ela. Nesse sentido, Mogaji e Nguyen (2022) sustentam que gestores precisam ser treinados e auxiliados na compreensão de IA no ambiente de serviços financeiros, para que possam entender como ela afeta os negócios digitais e as operações. Dessa forma, é possível evitar investimentos desnecessários em problemas nos quais o uso de IA não é apropriado ou que possam ser resolvidos com tecnologias mais baratas (UREN, 2020).

2.3.2.5 Cultura e características organizacionais

Fares, Butt e Lee (2022) ressaltam que, ainda que a IA possa proporcionar benefícios, a cultura organizacional tende a ser um grande desafio para obtenção dos ganhos de eficiência decorrentes de sua implementação. Merhi (2023) observa que a adoção de IA impacta as decisões tomadas na organização e as expectativas individuais, exercendo influência em valores, ideais e crenças compartilhados pelos empregados. Os autores destacam que os processos tendem a sofrer mudanças e a estrutura organizacional deve se adequar aos novos sistemas implementados (MERHI, 2023).

Alsheibani, Cheung e Messom (2018) apontam que o tamanho da organização é característica relevante na adoção de IA, observando que empresas maiores têm vantagens na implementação de tecnologias por disporem de mais recursos financeiros e técnicos. Enholm *et al.* (2022, p. 19) observam que organizações divididas em “silos funcionais” irão encontrar mais desafios na adoção de IA. Estruturas excessivamente compartimentadas não facilitam uma abordagem holística para resolver problemas, já estruturas organizacionais ágeis são mais flexíveis e podem responder rapidamente a mudanças, facilitando a inovação (ENHOLM *et al.*, 2022). Nessa linha, Neumann, Guirguis e Steiner (2022) citam que as organizações do setor público têm como característica adotar métodos tradicionais para o gerenciamento de projetos digitais. Enquanto em muitos projetos são adotados métodos ágeis, as organizações públicas insistem em um gerenciamento que não dá suporte ao ciclo necessário de tentativa e erro para soluções de IA (NEUMANN; GUIRGUIS; STEINER, 2022).

2.3.2.6 Nível de maturidade

As organizações podem apresentar diferentes níveis de maturidade em relação à IA, aspecto que precisa ser considerado na implementação, conforme destacam alguns autores (ALSHEIBANI; MESSOM; CHEUNG; 2019; NEUMANN; GUIRGUIS; STEINER, 2022; UREN, 2020). Neumann, Guirguis e Steiner (2022) sugerem que a importância dos fatores tecnológicos e organizacionais varia dependendo do estágio no processo de adoção de IA em que a organização se encontra. Alsheibani, Messom e Cheung (2019) descrevem cinco níveis de

maturidade, já Uren (2020) identifica três estágios pelos quais as organizações passam ao adotarem IA.

O modelo proposto por Alsheibani, Messom e Cheung (2019) pressupõe um nível inicial, no qual ainda há falta de conhecimento organizacional. Nesse nível, as responsabilidades de IA são descentralizadas, não há uma unidade dedicada para essas tecnologias e, portanto, a organização não possui governança ou princípios de operação de IA definidos. No segundo nível de maturidade as capacidades de IA são bem desenvolvidas e já existe uma estrutura centralizada e uma estratégia inicial de IA. No terceiro nível a organização se torna mais consciente dos riscos e das oportunidades proporcionados pela IA, há uma estratégia focada em tecnologia e padrões de procedimentos definidos. No quarto nível as capacidades organizacionais estão muito bem desenvolvidas, há apoio total da alta administração e emprego de ciência de dados para tomada de decisão usando IA. Finalmente, no quinto nível a organização se encontra no último estágio de maturidade de IA, com responsabilidades claramente definidas em cada projeto e estrutura de dados flexível e proativa para alcançar impacto nos negócios (ALSHEIBANI; MESSOM; CHEUNG, 2019).

Uren (2020), por sua vez, constata três estágios de maturidade associados ao uso de IA pelas organizações. O primeiro consiste no estabelecimento das bases necessárias à implementação de IA, no qual o aprimoramento das práticas internas relacionadas a dados é atividade crítica. Nesse estágio, a organização apresenta interesse inicial pelas tecnologias, utilizando “aplicações de ganho imediato”: soluções mais simples, mas que já mostram o valor que pode ser obtido com o uso de IA (UREN, 2020, p. 5). O estágio posterior é o de adoção da IA, caracterizado pela experimentação de tecnologias e desenvolvimento de projetos que empregam quantidades relativamente limitadas de IA para resolver problemas. Durante esse estágio a organização constrói capacidades internas e acessa habilidades adicionais por meio da colaboração com parceiros externos. Por fim, o terceiro estágio é caracterizado pelo uso de aplicações de IA sofisticadas que resultam na criação de valor para o negócio (UREN, 2020).

Para Neumann, Guirguis e Steiner (2022), nas organizações com baixa maturidade em IA, a preocupação principal é voltada a questões administrativas, como encontrar a melhor maneira de iniciar os projetos e atrair pessoas motivadas e os parceiros certos. Uren (2020) observa que organizações com experiência prévia

em análise de dados e estatística estão em vantagem no entendimento de o que a IA pode proporcionar para elas e, por isso, tendem a chegar a estágios mais elevados de maturidade (UREN, 2020).

2.3.2.7 Pessoas com as competências necessárias

O desenvolvimento de projetos de IA requer que as pessoas na organização tenham uma compreensão básica sobre como a tecnologia pode resolver problemas que envolvam dados (CAMPION *et al.*, 2020). Profissionais com habilidades em ciência de dados, contudo, podem estar indisponíveis (BHATTACHARYA; SINHA, 2022). Conforme Merhi (2023), a falta de conhecimento e a necessidade de competências técnicas, interpessoais e gerenciais por parte da equipe de um projeto de IA dificultam sua implementação. O autor destaca ainda que um projeto de IA exige uma liderança forte e um gestor que, além de competências técnicas, apresente competências negociais (MERHI, 2023).

A adoção de IA requer, por exemplo, pessoas com capacidades específicas em lidar com possíveis vieses ocultos durante a análise de dados (GHANDOUR, 2021). A falta de habilidades nesse quesito por parte dos empregados torna difícil a adoção de IA pelos bancos, conforme observam Rahman *et al.* (2023). No setor público, montar equipes de trabalho com competências em IA é particularmente desafiador, pois o acesso a profissionais de TI existentes e o recrutamento de novos empregados pode ser prejudicado devido às organizações públicas serem consideradas menos inovadoras (NEUMANN; GUIRGUIS; STEINER, 2022). Conforme Sharma *et al.* (2022), o desconhecimento sobre a tecnologia e a falta de experiência poderiam ser resolvidos com treinamento e realização de *workshops* para os empregados desenvolverem habilidades específicas em IA.

2.3.2.8 Resistência à mudança

Ainda que a IA ofereça benefícios como aumento de produtividade e auxílio na tomada de decisões, convencer todos dentro de uma organização a adotá-la permanece sendo um desafio (ALSHEIBANI; CHEUNG; MESSOM, 2018). Merhi (2023) observa que as organizações são responsáveis pelas decisões que adotam e essa condição, associada ao medo do desconhecido, pode inibir a implementação

de tecnologias com potencial impacto no processo de tomada de decisão. As pessoas, em geral, apresentam resistência em relação à adoção da IA por conta do receio de possíveis consequências adversas (MERHI, 2023). A relutância de profissionais ao uso da IA pode ser motivada pela falta de conhecimento ou pelo medo de serem progressivamente substituídos pela tecnologia (ASHTA; HERRMANN, 2021; CHEN *et al.*, 2022; SUN; MEDAGLIA, 2019).

Em relação à falta de conhecimento, é preciso considerar que os indivíduos são menos propensos a confiarem em uma aplicação baseada em IA se não entenderem como ela funciona (REIM; ÅSTRÖM; ERIKSSON, 2020). Além disso, conforme destacam Barakat e Dabbous (2019), o sucesso da implementação depende da percepção dos empregados de como a nova tecnologia pode afetar seus empregos. Aqueles que percebem que a tecnologia irá melhorar suas habilidades em realizar tarefas estarão mais dispostos a utilizá-la e, assim, fortalecer sua adoção na organização. Por outro lado, aqueles que se sentirem ameaçados pela nova tecnologia irão impedir a implantação e o uso dela (BARAKAT; DABBOUS, 2019). Nessa linha, Ghandour (2021) sustenta que as preocupações sobre desemprego não podem ser ignoradas. Conforme o autor, a implementação de IA em larga escala no setor bancário implica maior automação de tarefas, o que pode levar a reações hostis e resignação por parte dos empregados afetados (GHANDOUR, 2021).

A resistência à mudança pode ocorrer também entre os clientes da organização (GHANDOUR, 2021; NEUMANN; GUIRGUIS; STEINER, 2022). Ao estudarem a adoção de IA em organizações públicas na Suíça, Neumann, Guirguis e Steiner (2022) constataram que a perspectiva do consumidor é relevante nesse processo e que o sucesso da implementação irá depender da disposição de clientes internos e externos ao uso dos novos serviços baseados em IA. Ghandour (2021) observa que a automação extensiva de atendimento por meio da IA pode não ser necessariamente desejável para o consumidor. A falta de contato humano no atendimento pode afetar o relacionamento com clientes, prejudicando a confiança, a satisfação e a lealdade deles (GHANDOUR, 2021).

2.3.2.9 Visão estratégica clara

A falta de planos estratégicos para o desenvolvimento de IA é considerada um desafio para as organizações (SUN; MEDAGLIA, 2019). Antes da implementação recomenda-se estabelecer uma visão estratégica para o projeto de IA, o que envolve clareza sobre objetivos, operações, aquisição de dados e processos decisórios (MERHI, 2023). Quando não há formalização sobre o que se espera com o uso da IA, “os projetos surgem mais por motivos tecnológicos do que por motivos estratégicos” (NEUMANN; GUIRGUIS; STEINER, 2022, p. 15).

2.3.3 Fatores críticos associados ao ambiente

A dimensão do ambiente se refere à estrutura do setor, como fornecedores e aspectos regulatórios, conforme *framework* TOE (ALSHEIBANI; CHEUNG, MESSOM, 2018). Com base na literatura consultada, a implementação de IA nas organizações implica a observância dos seguintes fatores críticos associados ao ambiente:

2.3.3.1 Aspectos regulatórios

A crescente adoção de IA pelas organizações tem suscitado discussões e divergências sobre a necessidade de regulação. Mogaji e Nguyen (2022) e Rahman *et al.* (2023) defendem direcionadores claros por parte das autoridades regulatórias, bem como o papel delas em garantir que todas as partes interessadas sejam informadas das normas.

A proteção de dados, em especial, é mencionada com frequência como um desafio regulatório (NEUMANN; GUIRGUIS; STEINER, 2022). Fourie e Bennett (2019, p. 159) alertam que o extensivo emprego de IA no mercado financeiro pode “criar consequências não intencionais significativas, abrir a porta para risco sistêmico ou alterar a natureza da supervisão regulatória”. Para os autores, confiança e transparência são princípios cruciais em um mundo de sistemas financeiros superinteligentes (FOURIE; BENNETT, 2019).

Uren (2020) repara que na literatura não há consenso sobre o efeito da regulação ser positivo ou negativo sobre o sucesso da adoção de IA. Enquanto

alguns autores defendem que a regulação governamental pode estimular a prontidão das empresas para a IA, outros propõem que o estabelecimento de leis rigorosas sobre o tratamento de dados pessoais prejudicará o desenvolvimento da tecnologia (UREN, 2020). Alsheibani, Cheung e Messom (2018), por exemplo, mencionam que a pressão competitiva e os aspectos regulatórios são os principais fatores do ambiente que estimulam a adoção de inovações. Por outro lado, Bhattacharya e Sinha (2022) citam a necessidade de alinhamento a padrões regulatórios como um desafio à implementação de IA.

A regulação da IA implica dificuldades práticas, conforme observam alguns autores. Fourie e Bennett (2019) reconhecem que, embora novas formulações de leis, como *General Data Protection Regulation* (GDPR) na União Europeia e *Consumer Data Right* na Austrália, estejam se adaptando à nova era digital, ainda há muito o que avançar no campo regulatório. Para os autores, o rápido progresso tecnológico dificulta o acompanhamento das leis: “regulação e legislação são intrinsecamente projetadas para a tecnologia de ontem” (FOURIE; BENNETT, 2019, p. 159). Outra dificuldade, observada por Neumann, Guirguis e Steiner (2022), trata-se da falta de clareza sobre a aplicação da regulação. No campo da tecnologia digital é comum que as leis deixem espaço para interpretações, tornando a conformidade às normas bastante desafiadora para um projeto de IA. Os autores destacam ainda que regulamentações e outros requisitos específicos tendem a ser mais impactantes no setor público, dificultando a adoção de novas tecnologias nesse ambiente (NEUMANN; GUIRGUIS; STEINER, 2022).

A entrada de novas empresas no mercado de serviços financeiros, facilitada pelo uso de IA, gera preocupações e questionamentos de alguns pesquisadores. Fourie e Bennett (2019) mencionam que o *Financial Stability Board*, organismo internacional que monitora o sistema financeiro mundial, reconhece que a IA irá tornar os mercados mais eficientes e melhor para os consumidores. Contudo, a entidade também vislumbra que os efeitos de rede associados à adoção dessas tecnologias em larga escala podem levar à criação sistemática de novos *players*. Sobre esse tema, Fourie e Bennett (2019, p. 157) fazem a seguinte provocação: “quais seriam as implicações econômicas de um sistema financeiro em que a detecção de fraudes ou a decisão de crédito dependesse de dados coletados do seu celular ou de empresas de mídia social?”.

2.3.3.2 Custo financeiro

O elevado custo financeiro é destacado por alguns autores como possível entrave à execução de um projeto de IA. Sharma *et al.* (2022) mencionam que o custo de implementação de inovações, experimentações e tentativas é altamente expressivo para as organizações. Bhattacharya e Sinha (2022) também apontam para a ideia de que o desenvolvimento de tecnologias de IA tem custo alto. Esse aspecto pode desencorajar as organizações a adotarem a tecnologia, caso não disponham dos recursos financeiros necessários (MERHI, 2023). Neumann, Guirguis e Steiner (2022) comentam que, no setor público, os processos de orçamento são geralmente rígidos, o que restringe o surgimento de projetos e a inovação.

2.3.3.3 Privacidade dos usuários

A disseminação de aplicações baseadas em IA suscita questões importantes relativas à privacidade e desafia as organizações a se adequarem aos requisitos legais sobre o tema (CHEN *et al.*, 2022). Alguns autores concordam que o uso da IA pode ameaçar a privacidade e atribuem isso ao vasto aumento da disponibilidade de dados e do poder computacional dessa tecnologia, conforme mencionam Fourie e Bennett (2019). Chen *et al.* (2022) também afirmam que as poderosas capacidades de análise de dados da IA têm causado preocupações sobre privacidade nos consumidores. Na mesma linha, Sharma *et al.* (2022) observam que os usuários são hesitantes em compartilhar seus dados pessoais, por isso os autores defendem o estabelecimento de práticas padrão a serem adotadas pelas organizações para preservar a privacidade.

Ghandour (2021) destaca que a violação da privacidade tem implicações sérias para as empresas, podendo resultar, em alguns casos, em “responsabilidades legais caras, danos à reputação, perda de participação de mercado e ameaça à continuidade do negócio” (GHANDOUR, 2021, p. 1582). Sun e Medaglia (2019) relatam preocupações dos órgãos reguladores na China com o compartilhamento de dados pessoais com empresas estrangeiras, o que pode ser considerado uma ameaça à segurança do país. Considerando que a adoção de IA continua crescendo, especialmente no setor bancário, Fares, Butt e Lee (2022)

observam que questões relacionadas à privacidade se tornaram uma área chave de pesquisa e precisam ser mais bem examinadas.

2.3.3.4 Seleção e contratação de fornecedores

Uma das questões centrais para as organizações, em projetos de implementação tecnológica, é determinar se o sistema a ser adotado será desenvolvido internamente ou adquirido no mercado. Desouza, Dawson e Chenok (2020) ressaltam que a organização precisa olhar cuidadosamente para qual tipo de conhecimento deveria ser desenvolvido internamente e qual poderia ser terceirizado. Para auxiliar na decisão, os autores sugerem considerar os níveis de risco e valor envolvidos, conforme Quadro 1.

Quadro 1 - Tipologia risco e valor

	Baixo valor	Alto valor
Baixo risco	Explorar parcerias	Desenvolver internamente
Alto risco	Terceirizar o trabalho	Explorar parcerias

Fonte: adaptado de Desouza, Dawson e Chenok (2020, p. 208).

Dobre (2020) aborda esse dilema no contexto do setor bancário. O autor observa que os bancos podem construir seus próprios sistemas no intuito de deter o controle da tecnologia. Contudo, isso não impede que os profissionais responsáveis pelo desenvolvimento deixem a organização, acarretando dificuldades em dar manutenção ao sistema que foi implementado. A estratégia alternativa seria a aquisição da tecnologia no mercado. Embora essa opção tenda a ser mais facilmente aprovada pela administração interna do banco, pode resultar em um problema de dependência de fornecedor pela instituição contratante. A depender do tipo de relacionamento contratual estabelecido entre as partes, o banco pode ter dificuldades em mudar de fornecedor caso isso seja necessário (DOBRE, 2020). Desouza, Dawson e Chenok (2020, p. 208) lembram ainda que, “se muito trabalho é terceirizado, a organização pode enfrentar custos elevados de manutenção para implementações futuras”. Outro aspecto a ser observado, de acordo com Merhi (2023), é que a seleção de um fornecedor de tecnologia deve levar em consideração a compatibilidade do sistema a ser adquirido com a estrutura tecnológica atual da organização, evitando disrupções que dificultem a implementação.

2.3.3.5 Outros fatores críticos associados ao ambiente

A literatura consultada menciona outros dois aspectos críticos na adoção de IA associados ao ambiente: pressão competitiva e questões éticas.

Em relação à pressão competitiva, Alsheibani, Cheung e Messom (2018) destacam que a ameaça de perder vantagem competitiva motiva as organizações a adotarem inovações. Neumann, Guirguis e Steiner (2022) observam que a pressão competitiva exerce influência mesmo em organizações do setor público, já que os cidadãos carregam expectativas baseadas em suas experiências com serviços oferecidos pelo setor privado. Radhakrishnan e Chattopadhyay (2020) também atribuem importância à pressão externa como fator que pode determinar a adoção de IA pelas organizações.

Em relação à ética, a implementação de IA levanta questões significativas, como o desencadeamento de consequências não intencionais, a mudança no processo de pensamento e nos valores humanos e a incapacidade de explicação dos resultados gerados (FOURIE; BENNETT, 2019). Os sistemas podem conter vieses e não lidar apropriadamente com julgamento de valores, dilemas morais e questões de discriminação (MERHI, 2023).

2.3.4 Síntese dos fatores críticos para implementação de IA

Para um panorama geral sobre os fatores críticos identificados na literatura consultada, apresenta-se a seguir síntese por meio de três quadros. Cada um deles apresenta os fatores associados a uma das perspectivas do *framework* TOE, nesta ordem: tecnologia, organização e ambiente. Os quadros contêm descrição dos fatores, referências correspondentes e a subseção na qual foram abordados nesta dissertação.

Quadro 2 - Fatores críticos para implementação de IA associados à tecnologia

Fator crítico para implementação de IA	Descrição	Referências	Subseção
Qualidade dos dados	Dados incompletos, viesados ou incertos levam a resultados deteriorados e conclusões equivocadas, sendo necessário garantir a acurácia e integridade dos dados, especialmente em setores financeiros marcados por mudanças dinâmicas.	Ashta e Herrmann (2021); Bhattacharya e Sinha (2022); Campion <i>et al.</i> (2020); Doumpos <i>et al.</i> (2023); Freeman, Rahman e Batarseh (2021); Merhi (2023); Uren (2020)	2.3.1.1
Disponibilidade, suficiência e acessibilidade dos dados	A falta de dados é um desafio chave para a implementação efetiva da IA, afetando a capacidade de aprendizado, processamento e precisão dos sistemas e dos algoritmos.	Bhattacharya e Sinha (2022); Campion <i>et al.</i> (2020); Desouza, Dawson e Chenok (2020); Fares, Butt e Lee (2022); Ghandour (2021); Merhi (2023); Neumann; Guirguis; Steiner (2022); Sharma <i>et al.</i> (2022); Sun e Medaglia (2019); Uren (2020)	2.3.1.2
Infraestrutura tecnológica apropriada	Integração entre sistemas, flexibilidade, escalabilidade, segurança e confiabilidade são características desejáveis à infraestrutura tecnológica de sistemas de IA.	Bhattacharya e Sinha (2022); Merhi (2023); Sharma <i>et al.</i> (2022)	2.3.1.3
Transparência e explicabilidade	A falta de transparência e explicabilidade característica dos sistemas de IA gera implicações para gestores, órgãos reguladores e usuários.	Ashta e Herrmann (2021); Campion <i>et al.</i> (2020); Desouza, Dawson e Chenok (2020); Fourie e Bennett (2019); Freeman, Rahman e Batarseh (2021); Ghandour, (2021); Merhi, (2023); Neumann <i>et al.</i> , (2022); Reim, Åström e Eriksson (2020); Sun e Medaglia, (2019); Van Noordt e Misuraca (2022)	2.3.1.4
Uso de IA como objetivo em si mesmo	Algumas organizações adotam a tecnologia somente para acompanhar uma tendência de mercado.	Neumann, Guirguis e Steiner (2022); Uren (2022); Van Noordt e Misuraca (2022)	2.3.1.5
Vieses	Os resultados dos sistemas de IA podem conter falhas por conta de dados viesados.	Ashta e Herrmann (2021); Desouza, Dawson e Chenok (2020); Doumpos <i>et al.</i> (2023); Fourie e Bennett (2019); Van Noordt e Misuraca (2022)	2.3.1.6
Visibilidade dos benefícios	Nem todos têm clareza sobre os benefícios advindos da implementação de IA, especialmente em relação aos benefícios não quantificáveis.	Alsheibani, Cheung e Messom (2018); Merhi (2023); Sharma <i>et al.</i> (2022); Sun e Medaglia (2019)	2.3.1.7

Fonte: elaborado pelo autor com base na literatura consultada.

Quadro 3 - Fatores críticos para implementação de IA associados à organização

Fator crítico para implementação de IA	Descrição	Referências	Subseção
Apoio institucional	A alta administração deve estar disposta a implementar o projeto, legitimando a iniciativa e assegurando acesso aos recursos necessários.	Campion <i>et al.</i> (2020); Sharma <i>et al.</i> (2022); Merhi (2023); Mogaji e Nguyen (2022)	2.3.2.1
Atitude colaborativa	A adoção de IA requer colaboração, integração, engajamento e estabelecimento de confiança entre as partes envolvidas.	Ashta e Herrmann (2021); Champion <i>et al.</i> (2020); Sharma <i>et al.</i> (2022); Sun e Medaglia (2019)	2.3.2.2
Compreensão do ambiente e das regras de negócio	A falta de compreensão daquilo que se espera do modelo de IA pode fazer com que a implementação seja ineficaz.	Fourie e Bennett (2019); Freeman, Rahman e Batarseh (2021); Mogaji e Nguyen (2022)	2.3.2.3
Conhecimento por parte dos gestores	O desenvolvimento de projetos de IA requer compreensão por parte dos gestores sobre o funcionamento das tecnologias.	Campion <i>et al.</i> (2020); Desouza, Dawson e Chenok (2020); Sharma <i>et al.</i> (2022); Mogaji e Nguyen (2022); Uren (2020)	2.3.2.4
Cultura e características organizacionais	IA impacta nas decisões tomadas pela organização e tem influência na cultura organizacional, ao mesmo tempo em que as características organizacionais exercem influência na implementação de novos sistemas.	Alsheibani, Cheung e Messom (2018); Enholm <i>et al.</i> (2022); Fares, Butt e Lee (2022); Merhi (2023); Neumann, Guirguis e Steiner (2022)	2.3.2.5
Nível de maturidade	Cada organização se encontra em um nível de maturidade de IA distinto, o que pode demandar diferentes iniciativas para implementação. Aquelas com experiência prévia em análise de dados e estatística estão em vantagem e tendem a chegar a estágios mais elevados de maturidade.	Alsheibani, Messome Cheung (2019); Neumann, Guirguis e Steiner (2022); Uren (2020)	2.3.2.6
Pessoas com as competências necessárias	A implementação de IA requer conhecimento e competências técnicas, interpessoais e gerenciais, exigindo capacitação e treinamento das equipes.	Bhattacharya e Sinha (2022); Champion <i>et al.</i> (2020); Ghandour (2021); Merhi (2023); Neumann; Guirguis e Steiner (2022); Rahman <i>et al.</i> (2023); Sharma <i>et al.</i> (2022)	2.3.2.7
Resistência à mudança	As pessoas, em geral, preferem não mudar e oferecem resistência por conta de eventuais consequências adversas advindas de uma nova tecnologia.	Alsheibani, Cheung e Messom (2018); Ashta e Herrmann (2021); Barakat e Dabbous (2019); Chen <i>et al.</i> (2022); Ghandour (2021); Merhi (2023); Neumann, Guirguis e Steiner (2022); Reim, Åström e Eriksson (2020); Sun e Medaglia (2019)	2.3.2.8

Visão estratégica clara	Antes da implementação é recomendado estabelecer uma visão estratégica sobre objetivos, operações, aquisição de dados e processos decisórios.	Merhi (2023); Neumann, Guirguis e Steiner (2022); Sun e Medaglia (2019)	2.3.2.9
-------------------------	---	---	---------

Fonte: elaborado pelo autor com base na literatura consultada.

Quadro 4 - Fatores críticos para implementação de IA associados ao ambiente

Fator crítico para implementação de IA	Descrição	Referências	Subseção
Aspectos regulatórios	IA tem suscitado discussões e divergências sobre a necessidade de regular o uso da tecnologia.	Alsheibani, Cheung e Messom (2018); Bhattacharya e Sinha (2022); Fourie, Bennett (2019); Mogaji e Nguyen (2022); Neumann, Guirguis e Steiner (2022); Rahman <i>et al.</i> (2023); Uren (2020)	2.3.3.1
Custo financeiro	A organização precisa dispor de recursos financeiros pois o alto custo pode desencorajar a implementação de IA.	Bhattacharya e Sinha (2022); Merhi (2023); Neumann, Guirguis e Steiner (2022); Sharma <i>et al.</i> (2022)	2.3.3.2
Privacidade dos usuários	A disseminação de IA suscita questões importantes de privacidade e desafia as organizações a se adequarem aos requisitos legais sobre o tema.	Chen <i>et. al.</i> (2022); Fares, Butt e Lee (2022); Fourie e Bennett (2019); Ghandour (2021); Sharma <i>et al.</i> (2022); Sun e Medaglia (2019)	2.3.3.3
Seleção e contratação de fornecedores	A decisão sobre desenvolver internamente ou adquirir sistemas no mercado deve ser realizada cuidadosamente.	Desouza, Dawson e Chenok (2020); Dobre (2020); Merhi (2023)	2.3.3.4
Outros fatores críticos associados ao ambiente	A pressão competitiva pode incentivar as organizações a adotarem IA. O uso de sistemas de IA levanta questões éticas como julgamento de valores, dilemas morais e discriminação.	Alsheibani, Cheung e Messom (2018); Fourie e Bennett (2019); Merhi (2023); Neumann, Guirguis e Steiner (2022); Radhakrishnan e Chattopadhyay (2020)	2.3.3.5

Fonte: elaborado pelo autor com base na literatura consultada.

O mapeamento dos aspectos que demandam atenção na adoção de IA não esgota o tema, visto que as escolhas metodológicas empregadas nesta pesquisa podem ter suprimido outros fatores que mereceriam destaque. Ainda assim, a organização dos fatores críticos identificados na literatura consultada, conforme apresentado nos quadros anteriores, forma arcabouço teórico e fornece subsídios úteis para identificação e análise de *frameworks* para implementação de IA, abordados no próximo subcapítulo.

2.4 FRAMEWORKS PARA IMPLEMENTAÇÃO DE IA

A identificação de artefatos existentes constitui etapa do método *design science research* (DSR), permitindo conhecer boas práticas e lições adquiridas a partir de soluções desenvolvidas para resolver problemas similares (DRESCH; LACERDA; ANTUNES JÚNIOR, 2015). Nesse sentido, identificou-se *frameworks* que abordam a implementação de IA no ambiente organizacional sob a perspectiva gerencial. Para isso, buscou-se estudos recentes conduzidos em diferentes contextos, mas que guardam relação com o ambiente pesquisado (banco público brasileiro). Assim, foram identificados *frameworks* que se destinam à adoção de IA em organizações públicas e privadas, provenientes de estudos conduzidos em economias desenvolvidas (ex.: Suécia, Estados Unidos) e emergentes (ex.: China, Índia). A relação de *frameworks* identificados é apresentada no Quadro 5.

Quadro 5 - Relação de *frameworks* existentes identificados

Autor(es)	Framework	Ano	Pais	Contexto organizacional	Periódico / Conferência
Alsheibani, Cheung e Messom (2018)	Adoção de IA no nível da firma	2018	Austrália	Organizações públicas e privadas	<i>Pacific Asia Conference on Information Systems (PACIS)</i>
Alsheibani <i>et al.</i> (2020)	Seis passos para criar valor a partir de IA	2020	Austrália	Organizações públicas e privadas	<i>Americas Conference on Information Systems</i>
Campion <i>et al.</i> (2020)	Gerenciando a implementação de IA no setor público	2020	Estados Unidos	Setor público	<i>Computer</i>
Reim, Åström e Eriksson (2020)	Roteiro para implementação de modelo de negócios de IA	2020	Suécia	Organizações privadas	<i>AI</i>
Freeman, Rahman e Batarseh (2021)	Asseguramento da IA	2021	Estados Unidos	Não especificado	<i>Social Sciences</i>
Sharma <i>et al.</i> (2022)	Modelo para implementação de sucesso	2021	Índia	Setor público de economia emergente	<i>Government Information Quarterly</i>
Chen <i>et al.</i> (2022)	Adoção de IA em marketing business-to-business (B2B)	2022	China	Marketing B2B	<i>Journal of Business & Industrial Marketing</i>

Fonte: elaborado pelo autor.

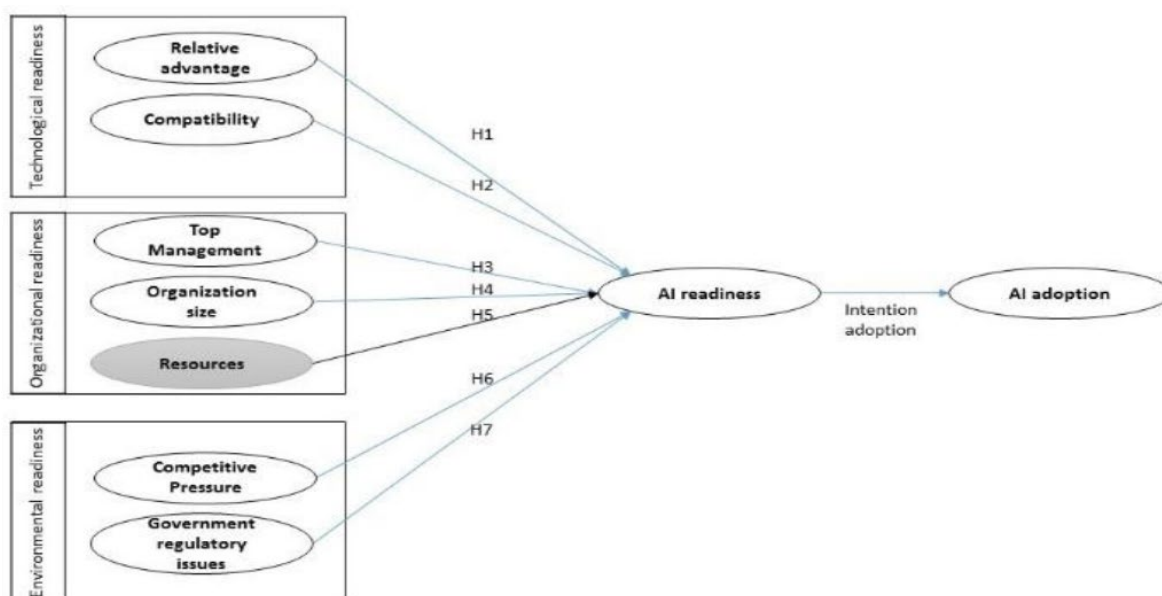
As análises dos *frameworks* são apresentadas nas subseções a seguir. Para cada artefato são descritas as características gerais e o contexto organizacional ao qual é direcionado. Além disso, são identificadas as lentes teóricas que embasam o

framework e apontadas contribuições e lacunas frente ao problema de pesquisa deste estudo. Observa-se que diferentes fatores críticos são considerados nos artefatos, assim busca-se evidenciar o conjunto de fatores abordados em cada um deles. Por fim, é realizada análise comparativa e síntese dos *frameworks* identificados.

2.4.1 *Framework* de Alsheibani, Cheung e Messom (2018): adoção de IA no nível da firma

Alsheibani, Cheung e Messom (2018) propõem *framework* destinado à adoção de IA por organizações públicas e privadas, conforme apresentado na Figura 2. Utilizam como principal embasamento a teoria TOE, que enfoca os aspectos relacionados a tecnologia, organização e ambiente. Empregam como conceito chave a prontidão para IA, que consiste no nível de preparo que a organização apresenta para adotar a tecnologia.

Figura 2 - *Framework* de Alsheibani, Cheung e Messom (2018): adoção de IA no nível da firma



Fonte: Alsheibani, Cheung e Messom (2018, p. 5).

O *framework* apresenta fatores que afetam a adoção de IA pelas organizações, separados em três categorias, conforme a teoria TOE: prontidão tecnológica, prontidão organizacional e prontidão ambiental. Neste artefato, são

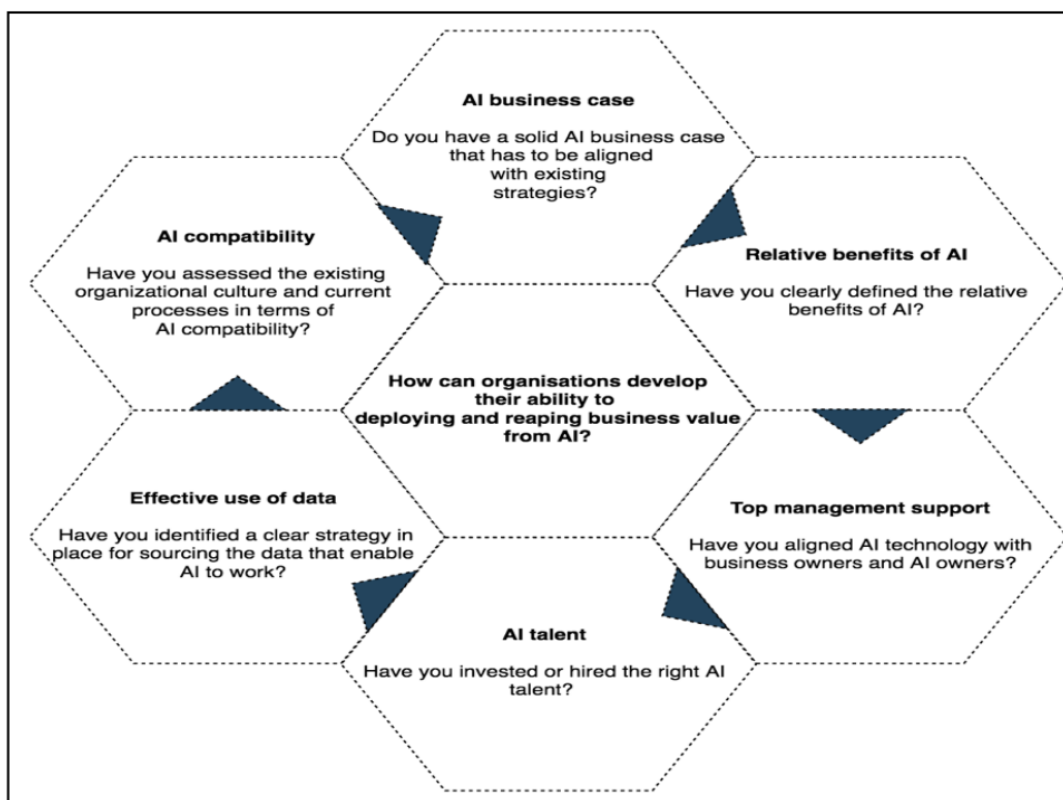
evidenciados sete fatores que afetam a prontidão das empresas para a adoção de IA: vantagem relativa, compatibilidade, apoio da alta administração, tamanho da organização, recursos, pressão competitiva e regulamentação governamental. Os autores sugerem que recursos humanos, organizacionais e tecnológicos são conjuntos de fatores críticos para prontidão das organizações à adoção de IA.

Como lacuna, pode-se citar que a definição dos fatores que compõem o *framework* foi feita com base na experiência passada e prática dos pesquisadores, carecendo de maior embasamento teórico. Outro aspecto, conforme reconhecem os próprios autores, refere-se ao fato de não ter sido conduzida uma validação do artefato junto a organizações (ALSHEIBANI; CHEUNG; MESSOM, 2018).

2.4.2 *Framework* de Alsheibani *et al.* (2020): seis passos para criar valor a partir de IA

Alsheibani *et al.* (2020) propõem *framework* com base na literatura sobre inovação de TI na perspectiva da organização, apresentado na Figura 3.

Figura 3 - *Framework* de Alsheibani *et al.* (2020): seis passos para criar valor a partir de IA



Fonte: Alsheibani *et al.* (2020, p. 5).

Os autores identificam seis desafios para que a organização desenvolva sua habilidade de implementar e colher valor da IA. Esses desafios são apresentados na forma de questões, que podem servir como uma lista de checagem para os gestores, conforme Quadro 6.

Quadro 6 - Desafios à implementação de IA conforme Alsheibani *et al.* (2020)

Desafio	Questão
Caso de negócio de IA	Você possui um caso de negócio sólido de IA que está alinhado com as estratégias existentes?
Benefícios relativos da IA	Você definiu claramente os benefícios relativos da IA?
Apoio da alta administração	Você alinhou a tecnologia de IA com os proprietários do negócio e os proprietários da tecnologia?
Talento de IA	Você investiu ou contratou o talento de IA certo?
Uso efetivo de dados	Você identificou uma estratégia clara para obter os dados que permitem que a IA funcione?
Compatibilidade da IA	Você já avaliou a compatibilidade da IA com a estrutura interna da organização e os processos atuais?

Fonte: adaptado de Alsheibani *et al.* (2020).

O *framework* enfatiza a noção de que possuir somente os recursos técnicos requeridos não é suficiente para adoção de IA, sendo necessário também alinhamento estratégico e apoio da alta administração. A compatibilidade dos sistemas com a cultura e com os processos organizacionais, por exemplo, são elementos que ganham destaque.

Os autores utilizam uma representação circular do processo de implementação de IA, estabelecendo uma ordem de passos que devem ser seguidos e apresentando os desafios inerentes a cada um desses passos. Contudo, no *framework* não há indicação de qual é o passo inicial, ficando esse ponto em aberto. Assim, o artefato tende a funcionar mais como *checklist* sobre prontidão do que propriamente como um guia sequencial para implementação de IA.

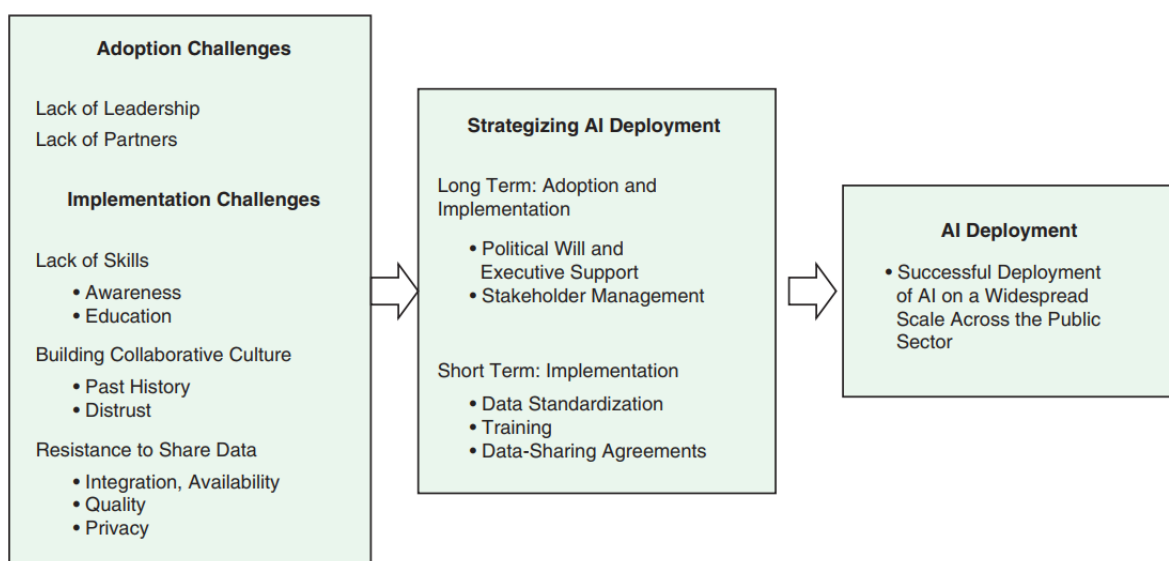
2.4.3 *Framework* de Champion *et al.* (2020): gerenciando a implementação de IA no setor público

Campion *et al.* (2020) propõem *framework* direcionado ao gerenciamento de implementação de IA no setor público, conforme Figura 4. O artefato é embasado na perspectiva dos desafios organizacionais que devem ser enfrentados para implementação da tecnologia. No modelo proposto pelos autores, a adoção e a

implementação são tratadas como etapas distintas, sendo a primeira relacionada à decisão de investimento na tecnologia e a segunda relacionada à execução do projeto em si.

O *framework* oferece uma lista de desafios que devem ser superados em ambas as etapas. Apresenta estratégias de curto e longo prazos e considera que o sucesso da implementação é alcançado quando o uso da IA ganha escala. O conjunto de fatores críticos abordados compreende os seguintes itens: liderança, parcerias, habilidades, cultura colaborativa, resistência no compartilhamento de dados, disposição política e apoio executivo, gerenciamento das partes interessadas, padronização de dados, treinamento e acordos de compartilhamento de dados (CAMPION *et al.*, 2020).

Figura 4 - *Framework* de Campion *et al.* (2020): gerenciando a implementação de IA no setor público



Fonte: Campion *et al.* (2020, p. 35).

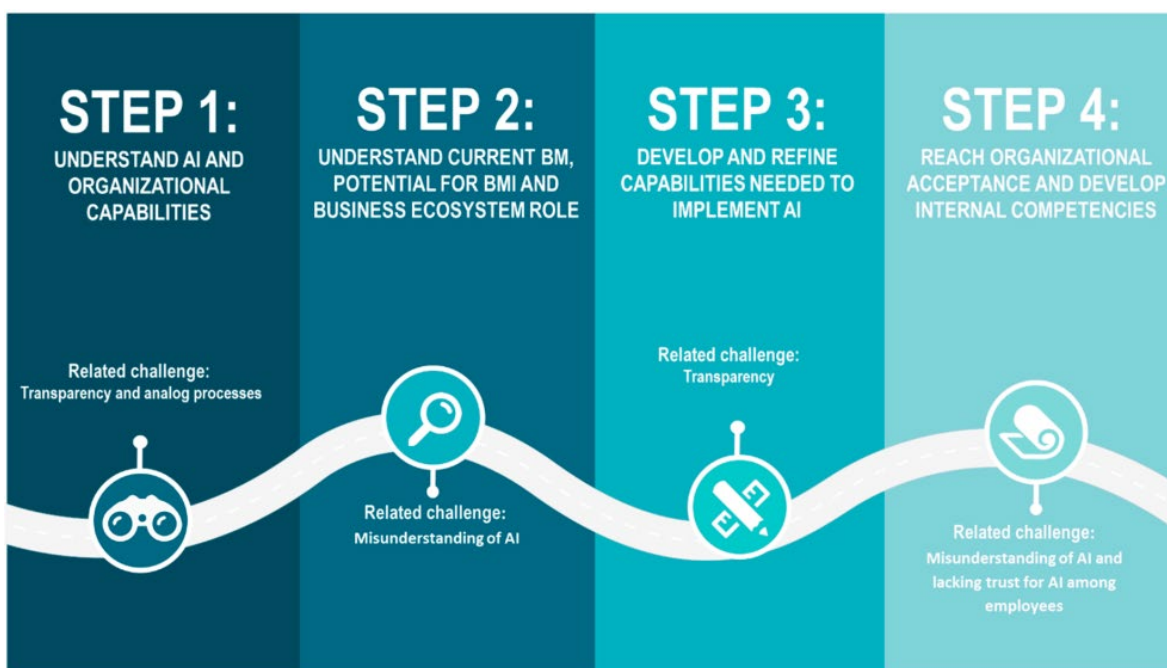
O artefato tem como mérito o fato de ser direcionado à realidade específica do setor público, capturando a importância não somente do apoio executivo, mas também da disposição política para o sucesso do projeto no longo prazo. As setas no *framework* remetem à ideia de sequência de etapas e ordem de ações a serem seguidas para implementação da IA. O artefato indica estratégias distintas para curto e longo prazos, sendo as de curto focadas na preparação de dados e as de longo focadas na obtenção de apoio das lideranças e gerenciamento das partes interessadas.

Embora os autores considerem habilidades individuais como um dos fatores críticos à implementação, não são esclarecidas as ações que devem ser tomadas pela organização para que seus colaboradores possam adquirir as competências requeridas. O enfoque ao desenvolvimento de habilidades é dado aos gestores da organização, não sendo explorado como esse processo ocorre em relação às equipes técnicas. Também não são abordados arranjos contratuais com fornecedores ou parcerias possíveis que podem ser estabelecidas para habilitar a organização pública a conduzir projetos de IA.

2.4.4 *Framework* de Reim, Åström e Eriksson (2020): roteiro para implementação de modelo de negócios de IA

Reim, Åström e Eriksson (2020) abordam a implementação de IA como processo capaz de redefinir o modelo de negócio das organizações. Baseados em revisão da literatura sobre essa perspectiva de uso das tecnologias, propõem *framework* destinado à inovação de modelo de negócio por meio da IA, conforme Figura 5.

Figura 5 - *Framework* de Reim, Åström e Eriksson (2020): roteiro para implementação de modelo de negócios de IA



Fonte: Reim, Åström e Eriksson (2020, p. 187).

O artefato consiste em roteiro composto por quatro passos organizados em uma sequência pré-estabelecida, conforme Quadro 7. Também são mencionados os principais desafios enfrentados durante a implementação da tecnologia, conforme visão dos autores: transparência, digitalização de processos analógicos, incompreensão sobre IA e falta de confiança da IA entre os empregados.

Quadro 7 - Passos para implementação de modelo de negócios de IA conforme Reim, Åström e Eriksson (2020).

Passo	Descrição
1	Compreender IA e as capacidades organizacionais
2	Compreender o modelo de negócio atual, o potencial para inovação e o papel do ecossistema de negócios
3	Desenvolver e aperfeiçoar as capacidades necessárias para implementar IA
4	Alcançar aceitação organizacional e desenvolver competências internas

Fonte: adaptado de Reim, Åström e Eriksson (2020).

O *framework* é útil ao guiar a implementação de IA nas operações das empresas por meio de etapas consecutivas, oferecendo um roteiro aplicável a ampla gama de organizações. Tem como mérito enfatizar a importância de compreender o ecossistema de negócios, extrapolando os aspectos estritamente ligados à tecnologia. Contudo, por se tratar de modelo genérico, pode limitar a aplicação em contextos específicos. Além disso, o *framework* não leva em consideração o nível de maturidade da organização quanto à adoção de IA, não esclarecendo qual o momento certo para iniciar a implementação.

2.4.5 *Framework* de Freeman, Rahman e Batarseh (2021): asseguramento da IA

Freeman, Rahman e Batarseh (2021) trabalham com o conceito *assurance IA*, expressão em inglês que remete à ideia de assegurar que um sistema de IA seja considerado confiável. Conforme os autores, trata-se processo a ser aplicado durante todo o ciclo de engenharia de IA, para garantir que os resultados produzidos sejam “válidos, verificados, baseados em dados, confiáveis e explicáveis para um leigo, éticos no contexto de sua implantação, imparciais e justos para seus usuários” (FREEMAN; RAHMAN; BATARSEH, 2021, p. 2).

O modelo é fundamentado no método Seis Sigma, utilizado para implementação de sistemas de gerenciamento da qualidade. Conforme Kadry (2018), o método foi originalmente desenvolvido pela empresa Motorola em 1987 e

estabelece como meta a obtenção de apenas 3,4 partes defeituosas a cada um milhão. O modelo DMAIC (*define-measure-analyze-improve-control*) representa uma técnica específica do método Seis Sigma e visa encorajar o pensamento criativo e ajudar as pessoas a encontrarem soluções permanentes para os problemas de negócios (KADRY, 2018). Utilizando-se do modelo DMAIC, Freeman, Rahman e Batarseh (2021) propõem *framework* composto de seis fases para assegurar a qualidade de um sistema de IA, conforme apresentado no Quadro 8.

Quadro 8 - Fases para assegurar a qualidade de um sistema de IA conforme Freeman, Rahman e Batarseh (2021)

Fase	Descrição
Definir	Estabelecer as fundações do processo e envolver todas as partes interessadas.
Mensurar	Medir os atributos dos algoritmos utilizados, como performance, vieses, segurança, proteção, confiabilidade, explicabilidade e comportamento ético.
Caracterizar e contextualizar	Considerar as diferentes perspectivas que impactam a execução do programa de qualidade do sistema de IA, como ambiente operacional, sistema e infraestrutura de <i>hardware</i> .
Planejar a estratégia	Estabelecer estratégia que incorpore verificações formais em todo processo de uso da IA, como simulações e testes que assegurem a confiabilidade dos algoritmos.
Executar e analisar	Realizar a testagem do algoritmo e dedicar tempo para readequar o programa, caso necessário.
Monitorar e incrementar	Realizar monitoramento permanente para garantir a adequação do sistema diante de mudanças e estabelecer processo de melhoria contínua dos algoritmos por meio de introdução de dados novos mais relevantes.

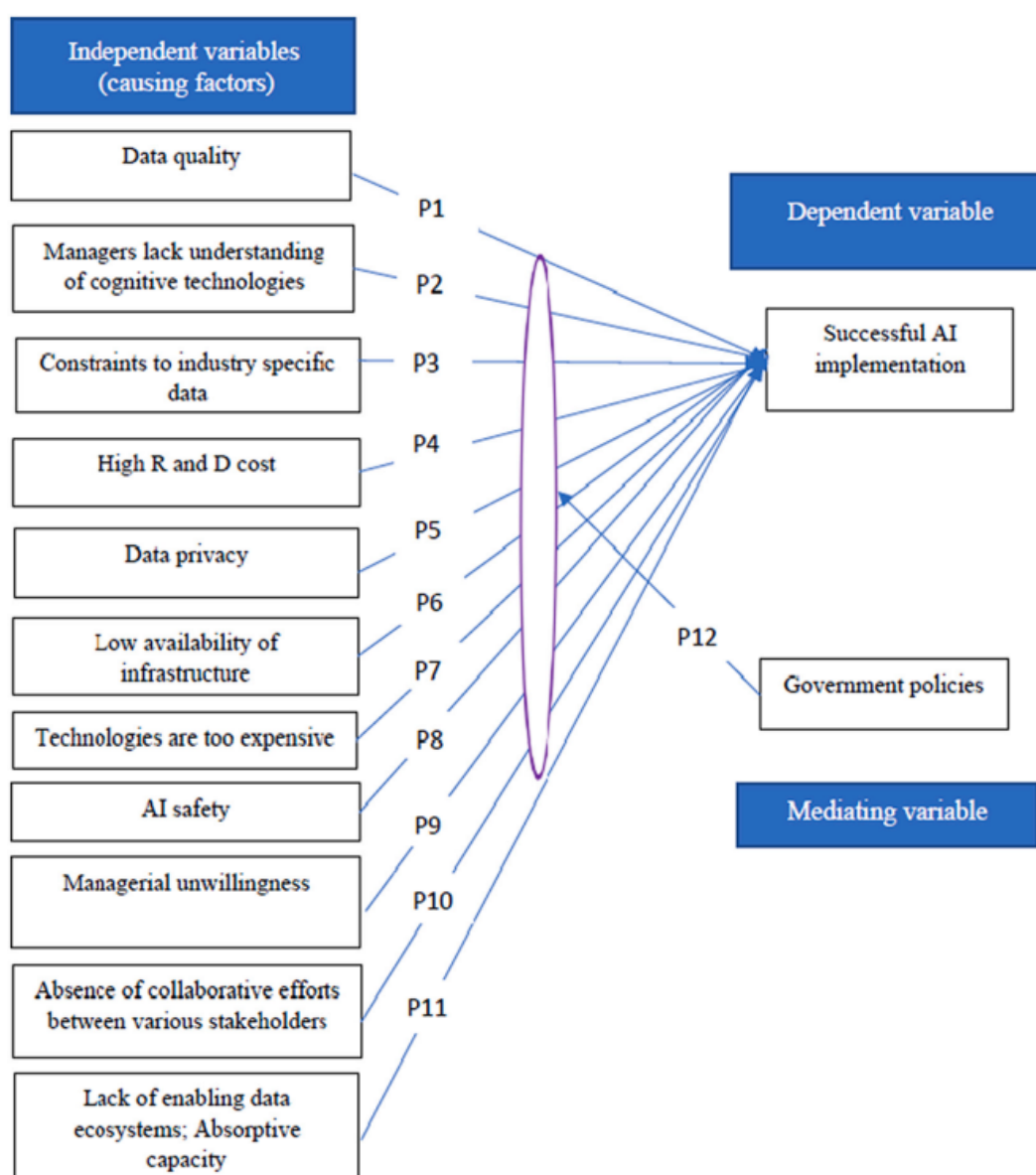
Fonte: adaptado de Freeman, Rahman e Batarseh (2021).

É preciso reconhecer que o enfoque deste *framework* recai sobre o gerenciamento da qualidade dos sistemas de IA e não exatamente sobre a implementação da tecnologia. Assim, não são abordadas, por exemplo, capacidades da organização ou competências das pessoas requeridas para a adoção de IA. Entretanto, o artefato proposto por Freeman, Rahman e Batarseh (2021) oferece importante contribuição ao enfatizar a necessidade de assegurar que o sistema de IA produza resultados confiáveis, explicáveis e éticos. O estudo dos autores tem também o mérito de incorporar outros *frameworks* relacionados a processos estatísticos, sistemas de IA, gerenciamento da qualidade e engenharia de sistemas.

2.4.6 *Framework* de Sharma *et al.* (2022): modelo para implementação de sucesso

Sharma *et al.* (2022) propõem *framework* que opera em contexto do setor público de economia emergente (Índia), conforme Figura 6. Baseado no método DEMATEL, os autores determinam as relações de causa e efeito entre variáveis com potencial para afetar a implementação de IA nesse ambiente.

Figura 6 - *Framework* de Sharma *et al.* (2022): modelo para implementação de sucesso



Fonte: Sharma *et al.* (2022, p. 10)

Conforme os autores, o método DEMATEL é amplamente utilizado em diferentes domínios, consistindo em modelo matemático para categorização de fatores de causa e efeito. É considerado o método mais adequado para examinar a interdependência e o nível de influência de fatores em um sistema complexo (SHARMA *et al.*, 2022).

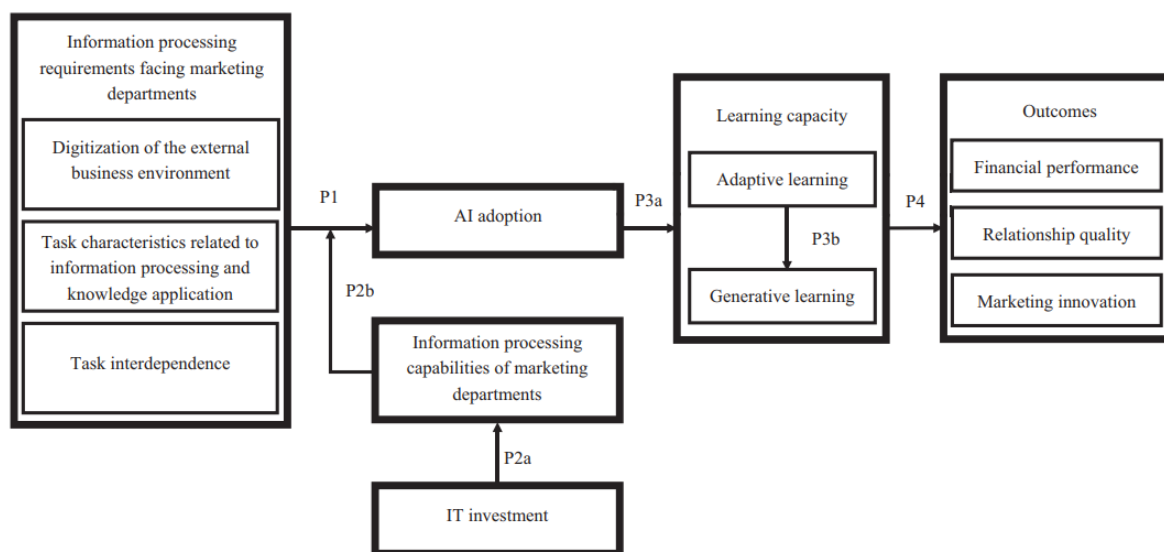
O *framework* proposto apresenta onze variáveis independentes como fatores de causa: qualidade de dados, falta de conhecimento de gestores, restrições de acesso a dados, alto custo de pesquisa e desenvolvimento, privacidade de dados, baixa disponibilidade de infraestrutura, tecnologias muito caras, segurança, falta de disposição gerencial, ausência de colaboração e falta de ecossistemas de dados compatíveis. Tais fatores, conforme o modelo, explicam o sucesso da implementação de IA.

O *framework* enfatiza o papel central de políticas governamentais no contexto do setor público, estabelecendo esse fator como variável de mediação entre os fatores de causa e o sucesso da implementação de IA. Contudo, ainda que o artefato apresente fatores que afetam o sucesso da implementação de IA, não os classifica em termos de grau de importância. Também não oferece uma perspectiva do processo de implementação em si, como, por exemplo, sequência de etapas a serem seguidas pelas organizações.

2.4.7 *Framework* de Chen *et al.* (2022): adoção de IA no marketing *business-to-business* (B2B)

Chen *et al.* (2022) propõem *framework* que relaciona dois construtos: adoção de IA e marketing *business-to-business* (B2B), conforme Figura 7. Como fundamentação, utilizam as abordagens *Information Process Theory* (IPT), ou teoria do processo informacional, em tradução livre; e *Organizational Learning Theory* (OLT), ou teoria do aprendizado organizacional, em tradução livre.

Figura 7 - *Framework* de Chen *et al.* (2022): adoção de IA no marketing business-to-business (B2B)



Fonte: Chen *et al.* (2022, p. 1034)

Conforme Chen *et al.* (2022), a teoria do processo informacional preconiza que resolver a incerteza é tarefa central na organização. Nessa perspectiva, incerteza é conceituada como a diferença entre o montante de informação requerido para desempenhar determinada atividade e o montante de informação que a organização detém. Assim, uma estratégia efetiva reconhece o equilíbrio entre as capacidades de processamento de informação da organização e o montante de informação disponível. Para alcançar esse equilíbrio, as organizações podem reduzir as informações requeridas ou incrementar as capacidades de processar as informações. Nesse modelo teórico, a IA é considerada um mecanismo que permite atingir esse equilíbrio por incrementar as capacidades de processamento da informação (CHEN *et al.*, 2022).

A teoria do aprendizado organizacional, por sua vez, coloca em evidência o aprendizado como acumulação de conhecimento e compreensão de seus potenciais benefícios. O conhecimento, nessa perspectiva, é criado pelo fluxo de informação e o aprendizado organizacional corresponde ao processamento eficiente de informações de dentro e fora da organização (CHEN *et al.*, 2022).

O *framework* proposto pelos autores estabelece que a adoção de IA demanda requisitos de processamento de informação e que capacidades de processamento desempenham papel moderador, afetadas pelo investimento em TI. O artefato sugere que a adoção de IA gera capacidade de aprendizado e resulta em ganhos

financeiros, melhoria de relacionamento com clientes e inovação. Os autores mencionam os seguintes fatores críticos à adoção de IA: falta de motivação de gestores, resistência à adoção de IA, complexidade dos negócios e segurança da informação (CHEN *et al.*, 2022).

Merece destaque a originalidade do *framework* em relacionar a adoção de IA com marketing B2B. Outro aspecto relevante é que o artefato coloca em evidência os resultados gerados pela implementação da tecnologia e não apenas etapas intermediárias de implementação. Entretanto, cabe ressaltar que o modelo de Chen *et al.* (2022) se destina à adoção de IA no contexto de marketing B2B, explicando a relação dos elementos nesse ambiente específico, mas não aprofunda o processo de implementação em si.

2.4.8 Análise comparativa e síntese dos *frameworks*

A partir das análises individuais dos *frameworks* é possível observar que, ainda que tenham como traço comum a implementação de IA no contexto organizacional, apresentam concepções e embasamentos teóricos distintos. Em termos gerais, é possível estabelecer três linhas de abordagem presentes nesses artefatos. A primeira evidencia os fatores críticos à implementação de IA, sendo esse o caso dos artefatos de Alsheibani, Cheung e Messom (2018) e Sharma *et al.* (2022). A segunda linha apresenta a implementação de IA como processo e é utilizada por Champion *et al.* (2020), Chen *et al.* (2022) e Freeman, Rahman e Batarseh (2021). Por fim, há ainda uma combinação das duas abordagens, sendo essa a linha adotada por Alsheibani *et al.* (2020) e Reim, Åström e Eriksson (2020). No Quadro 9 é apresentada síntese das abordagens dos *frameworks* analisados.

Quadro 9 - Síntese das abordagens dos *frameworks* analisados

Abordagem	Framework	Autor(es) do framework
Fatores críticos	Adoção de IA no nível da firma	Alsheibani, Cheung e Messom (2018)
	Modelo para implementação de sucesso	Sharma <i>et al.</i> (2022)
Processo	Gerenciando a implementação de IA no setor público	Campion <i>et al.</i> (2020)
	Adoção de IA em marketing business-to-business (B2B)	Chen <i>et al.</i> (2022)
	Asseguramento da IA	Freeman, Rahman e Batarseh (2021)
Combinação de fatores críticos e processo	Seis passos para criar valor a partir de IA	Alsheibani <i>et al.</i> (2020)
	Roteiro para implementação de modelo de negócios de IA	Reim, Åström e Eriksson (2020)

Fonte: elaborado pelo autor.

O primeiro grupo enfatiza os fatores críticos que merecem atenção para uma implementação de IA bem-sucedida. O segundo grupo enfatiza as etapas que se sucedem no processo de implementação de IA. Já o terceiro combina as duas abordagens, colocando em evidência os fatores críticos que devem ser considerados e a sequência de etapas que deve ser seguida.

Todos os artefatos destacam um conjunto específico de fatores críticos à implementação de IA. As diferentes denominações utilizadas pelos autores, contudo, dificultam a síntese. Por isso, optou-se pela aplicação do *framework* TOE para realizar a correspondência entre os fatores mencionados nos artefatos e os fatores identificados na literatura. O fator crítico “recursos” presente no *framework* de Alsheibani, Cheung e Messom (2018) é abrangente e, por isso, considerou-se que está associado, de forma geral, à perspectiva da organização. A correspondência entre os fatores presentes nos *frameworks* e aqueles identificados na literatura é apresentada no Quadro 10.

Quadro 10 - Correspondência entre fatores críticos mencionados nos *frameworks* e fatores críticos identificados na literatura

Fator crítico mencionado no framework	Autor(es) do framework	Fator crítico correspondente identificado na literatura	Perspectiva no framework TOE
Padronização de dados	Campion <i>et al.</i> (2020)	Qualidade dos dados	Tecnologia
Qualidade de dados	Sharma <i>et al.</i> (2022)		
Uso efetivo de dados	Alsheibani <i>et al.</i> (2020)	Disponibilidade, suficiência e acessibilidade dos dados	
Resistência para compartilhar dados	Campion <i>et al.</i> (2020)		
Restrições de acesso a dados específicos	Sharma <i>et al.</i> (2022)		

Compatibilidade	Alsheibani, Cheung e Messom (2018)	Infraestrutura tecnológica apropriada		
Ambiente operacional, sistema e infraestrutura de hardware	Freeman, Rahman e Batarseh (2021)			
Confiabilidade dos algoritmos	Freeman, Rahman e Batarseh (2021)			
Baixa disponibilidade de infraestrutura	Sharma <i>et al.</i> (2022)			
Ausência de ecossistemas de dados habilitadores	Sharma <i>et al.</i> (2022)			
Segurança, proteção	Sharma <i>et al.</i> (2022)			
Investimento em TI	Chen <i>et al.</i> (2022)			
Transparência	Reim, Åström e Eriksson (2020)	Transparência e explicabilidade		
Vantagem relativa	Alsheibani, Cheung e Messom (2018)	Visibilidade dos benefícios		
Benefícios relativos	Alsheibani <i>et al.</i> (2020)			
Caso de negócio de IA	Alsheibani <i>et al.</i> (2020)			
Resultados (performance financeira, qualidade de relacionamento, inovação)	Chen <i>et al.</i> (2022)			
Apoio da alta administração	Alsheibani, Cheung e Messom (2018); Alsheibani <i>et al.</i> (2020)	Apoio institucional		Organização
Disposição política e apoio executivo	Campion <i>et al.</i> (2020)			
Falta de disposição ou motivação dos gestores	Sharma <i>et al.</i> (2022)			
Acordos de compartilhamento de dados	Campion <i>et al.</i> (2020)	Atitude colaborativa		
Cultura colaborativa	Campion <i>et al.</i> (2020)			
Gerenciamento das partes interessadas	Campion <i>et al.</i> (2020)			
Falta de parcerias	Campion <i>et al.</i> (2020)			
Envolver todas as partes interessadas	Freeman, Rahman e Batarseh (2021)			
Ausência de esforços colaborativos entre as partes interessadas	Sharma <i>et al.</i> (2022)			
Interdependência de tarefas	Chen <i>et al.</i> (2022)			
Noção dos fatores do ambiente	Freeman, Rahman e Batarseh (2021)	Compreensão do ambiente e das regras de negócio		
Falta de compreensão de gestores sobre tecnologias cognitivas	Sharma <i>et al.</i> (2022)	Conhecimento por parte dos gestores		
Tamanho da organização	Alsheibani, Cheung e Messom (2018)	Cultura e características organizacionais		
Compatibilidade com a cultura e os processos da organização	Alsheibani <i>et al.</i> (2020)			
Talentos de IA	Alsheibani <i>et al.</i> (2020)	Pessoas com as competências		

Falta de liderança	Campion <i>et al.</i> (2020)	necessárias	
Falta de habilidades	Campion <i>et al.</i> (2020)		
Incompreensão sobre IA	Reim, Åström e Eriksson (2020)		
Processos analógicos	Reim, Åström e Eriksson (2020)	Resistência à mudança	
Falta de confiança da IA entre os empregados	Reim, Åström e Eriksson (2020)		
Recursos	Alsheibani, Cheung e Messom (2018)	(fator associado, de forma geral, à perspectiva da organização)	
Questões de regulamentação governamental	Alsheibani, Cheung e Messom (2018)	Aspectos regulatórios	
Políticas governamentais	Sharma <i>et al.</i> (2022)		
Alto custo de pesquisa e desenvolvimento	Sharma <i>et al.</i> (2022)	Custo financeiro	
Tecnologias são muito caras	Sharma <i>et al.</i> (2022)		
Privacidade de dados	Sharma <i>et al.</i> (2022)	Privacidade dos usuários	
Pressão competitiva	Alsheibani, Cheung e Messom (2018)	Outros fatores críticos associados ao ambiente	

Fonte: elaborado pelo autor.

Com base no Quadro 10, é possível identificar que os fatores relacionados à tecnologia e à organização são os mais recorrentes nos *frameworks*. Em relação aos fatores tecnológicos, destacam-se disponibilidade, suficiência e acessibilidade dos dados (ex.: resistência para compartilhar dados, restrições de acesso a dados específicos), infraestrutura tecnológica apropriada (ex.: compatibilidade, investimento em TI) e visibilidade dos benefícios (ex.: vantagem relativa, benefícios relativos). Já em relação aos fatores organizacionais, são enfatizados apoio institucional (ex.: disposição política e apoio executivo), atitude colaborativa (ex.: acordos de compartilhamento de dados, cultura colaborativa) e pessoas com as competências necessárias (ex.: talentos de IA, falta de habilidades). Fatores associados ao ambiente também aparecem, porém com menos enfoque. Aspectos regulatórios, custo financeiro, privacidade dos usuários e pressão competitiva são fatores relacionados a essa perspectiva que estão presentes nos *frameworks*.

A síntese dos fatores críticos por meio da aplicação do *framework* TOE sinaliza para a relevância dos aspectos não tecnológicos na adoção de IA. Isso leva a entender que uma ênfase demasiada na tecnologia, sem observância dos fatores organizacionais e ambientais, implica em chances de a implementação não ser bem-sucedida.

Em relação às etapas que devem ser conduzidas, com base na análise dos *frameworks*, é possível distinguir três momentos distintos: uma etapa preparatória, uma etapa de execução em pequena escala e uma etapa de disseminação ou ganho de escala.

A etapa preparatória tem como função proporcionar compreensão e desenvolvimento das capacidades organizacionais necessárias à implementação de IA (REIM; ÅSTRÖM; ERIKSSON, 2020). É nesse momento que a organização busca preencher os requisitos à implementação, tais como suporte da alta administração (ALSHEIBANI *et al.*, 2020), investimentos em TI (CHEN *et al.*, 2022), envolvimento de partes interessadas e estabelecimento de verificações no processo para assegurar a confiabilidade dos algoritmos (FREEMAN; RAHMAN; BATARSEH, 2021). A etapa preparatória é também apresentada como o período no qual a organização precisa enfrentar os desafios associados ao uso de IA, suprimindo lacunas como falta de habilidades, cultura colaborativa e compartilhamento de dados (CAMPION *et al.*, 2020).

A preparação é sucedida por uma etapa de execução em pequena escala, momento em que ainda é preciso superar eventual falta de confiança na IA entre os empregados, alcançar aceitação da organização e desenvolver competências internas (REIM; ÅSTRÖM; ERIKSSON, 2020). Nesse momento, recomenda-se desenvolver um caso de negócios de IA sólido que esteja alinhado às estratégias existentes (ALSHEIBANI *et al.*, 2020). Esse estágio ainda requer um monitoramento permanente para garantir que o sistema opere adequadamente diante de mudanças (FREEMAN; RAHMAN; BATARSEH, 2021).

Por fim, superadas as etapas de preparação e de execução em um âmbito menor, chega-se ao momento de disseminação e ganho de escala (CAMPION *et al.*, 2020). Nesse estágio, a organização começa a acessar os resultados da implementação de IA, obtendo benefícios como melhorias na performance financeira e na qualidade de relacionamento com clientes (CHEN *et al.*, 2022). O Quadro 11 apresenta síntese das etapas de implementação de IA identificadas nos *frameworks*.

Quadro 11 - Síntese das etapas de implementação de IA identificadas nos *frameworks*

Ordem	Etapa identificada	Evidências nos <i>frameworks</i>	Autor(es) do <i>framework</i>
1	Preparação	Suporte da alta administração	Alsheibani <i>et al.</i> (2020)
		Entender IA e capacidades organizacionais	Reim, Åström e Eriksson (2020)
		Desenvolver e refinar capacidades necessárias para implementação de IA	Reim, Åström e Eriksson (2020)
		Superação de desafios, tais como falta de habilidades, cultura colaborativa, compartilhamento de dados	Campion <i>et al.</i> (2020)
		Investimentos em TI	Chen <i>et al.</i> (2022)
2	Execução em pequena escala	Caso de negócios de IA	Alsheibani <i>et al.</i> (2020)
		Realizar monitoramento permanente para garantir a adequação do sistema diante de mudanças	Freeman, Rahman e Batarseh (2021)
		Alcançar aceitação da organização e desenvolver competências internas	Reim, Åström e Eriksson (2020)
		Transpor a falta de confiança na IA entre os empregados	Reim, Åström e Eriksson (2020)
3	Disseminação e ganho de escala	Ganho de escala	Campion <i>et al.</i> (2020)
		Obtenção de resultados como performance financeira e qualidade de relacionamento com cliente	Chen <i>et al.</i> (2022)

Fonte: elaborado pelo autor.

Com base na síntese apresentada, conclui-se que os *frameworks* analisados oferecem uma abordagem linear do processo de implementação de IA. Trata-se de sequência com início, meio e fim. Essa concepção será retomada e explorada no capítulo 4 para proposição do artefato, objetivo desta pesquisa.

3 MÉTODO

Neste capítulo pretende-se detalhar o caminho percorrido para proposição, desenvolvimento e avaliação do *framework*. A seção está organizada em quatro partes. Na primeira são apresentados o método *design science research*, a classe de problemas pesquisada e o tipo de artefato proposto. Na segunda parte é abordado o contexto no qual a pesquisa foi realizada. A terceira detalha o método de trabalho realizado, indicando as etapas de pesquisa e os procedimentos utilizados para coleta e análise de dados. Por fim, na quarta parte são apresentados resumo das escolhas metodológicas e alinhamento do método aos objetivos de pesquisa.

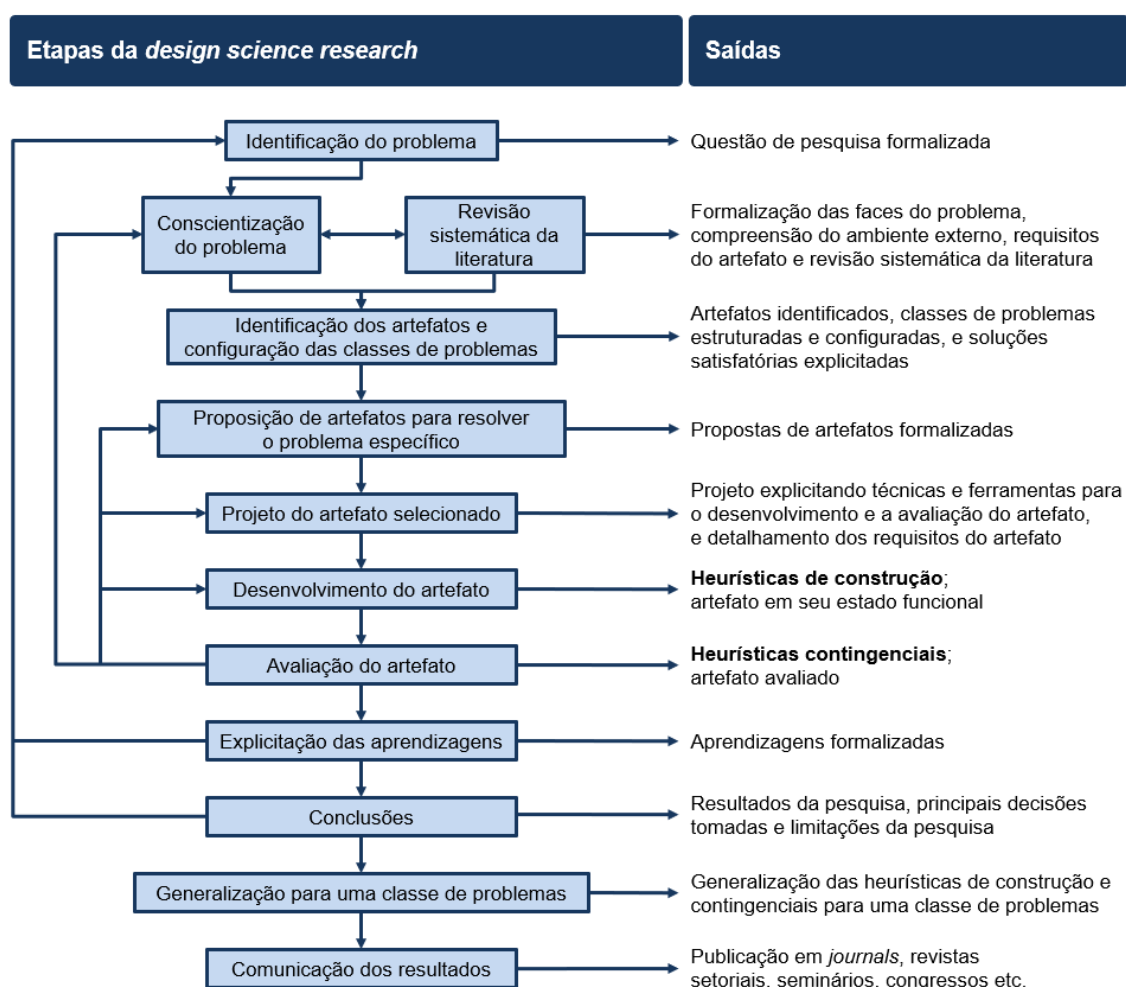
3.1 MÉTODO DE PESQUISA

Este trabalho se alinha ao paradigma de pesquisa *design science*, fundamentado na obra seminal de Hebert Simon (1996), *The Sciences of The Artificial*. Nesse texto, Simon (1996) propõe que as ciências voltadas ao mundo natural e as ciências voltadas ao mundo artificial têm funções distintas. Para o autor, é tarefa das ciências tradicionais “ensinar sobre coisas naturais: como elas são e como funcionam” (SIMON, 1996, p. 111). O estudo do mundo natural busca, portanto, entender fenômenos descobrindo padrões (DRESCH; LACERDA; ANTUNES JÚNIOR, 2015). Já as ciências voltadas para o mundo artificial se propõem a “ensinar sobre coisas artificiais: como produzir artefatos que possuam propriedades desejadas e como projetar” (SIMON, 1996, p. 111). Assim, a abordagem *design science* visa alcançar resultados melhores por meio da concepção e da validação de sistemas que ainda não existem (DRESCH; LACERDA; ANTUNES JÚNIOR, 2015). Conforme observam Dresch, Lacerda e Antunes Júnior (2015), ao contrário das ciências naturais e das ciências sociais que têm como objetivo explorar, descrever, explicar e prever, a *design science* tem natureza prescritiva, sendo uma ciência orientada à solução de problemas.

A *design science* fornece a base epistemológica para a DSR, “método que fundamenta e operacionaliza a condução da pesquisa quando o objetivo a ser alcançado é um artefato ou uma prescrição” (DRESCH; LACERDA; ANTUNES JÚNIOR, 2015, p. 67). O artefato é, portanto, o produto desse método e tem como função “endereçar um importante problema organizacional” (HEVNER *et al.*, 2004, p.

82). Originalmente Simon (1996, p. 113) concebeu o artefato como uma interface adaptável, explicando que “o mundo artificial é centrado precisamente em sua interface entre o ambiente interno e o ambiente externo, sendo que o atingimento de objetivos se dá pela adaptação do primeiro ao segundo”. Dresch, Lacerda e Antunes Júnior (2015, p. 107) destacam que “embora os artefatos sejam considerados artificiais e, portanto, concebidos a partir dos fundamentos da *design science*, eles se submetem às leis naturais, regidas pelas ciências tradicionais”. Os autores propõem sequência de etapas e saídas para condução da DSR, apresentadas na Figura 8. A proposta consolida abordagens empregadas em estudos realizados sob o paradigma *design science* desde 1980. Por oferecer percurso minucioso para pesquisa e com embasamento teórico abrangente, optou-se pela aplicação da proposta de Dresch, Lacerda e Antunes Júnior (2015) neste estudo.

Figura 8 - Etapas da *design science research* e suas saídas



Fonte: adaptado de Dresch, Lacerda e Antunes Júnior (2015, p. 134).

A adoção de IA sob a perspectiva organizacional, objeto de pesquisa neste trabalho, mescla conhecimentos dos campos de estudos de gestão e TI. Nessas áreas, a aplicação da *design science* tem sido frequente, especialmente após Nunamaker, Chen e Purdin (1991) introduzirem esse método na pesquisa voltada a sistemas de informação (DRESCH; LACERDA; ANTUNES JÚNIOR, 2015). Considerando isso, entende-se que a *design science* possa fornecer contribuição relevante à questão de pesquisa proposta.

A implementação de IA em banco público brasileiro pode ser considerada um desafio organizacional e, portanto, de caráter prático. Também por isso entende-se que o método DSR seja apropriado, especialmente por promover a aproximação entre teoria e prática. A natureza prescritiva da *design science* oportuniza a concepção de um artefato que se proponha solucionar o problema apresentado. Além disso, o método oferece arcabouço quanto aos passos que devem ser seguidos para a construção do artefato.

A escolha pela DSR se deve, ainda, ao fato de permitir o emprego de procedimentos que tornaram viáveis a execução desta pesquisa, diante dos recursos disponíveis para sua execução. O método permitiu explorar adequadamente esses recursos, como prazo para cumprimento do estudo e acessibilidade a entrevistados e ao contexto pesquisado.

Por fim, considera-se vantajoso que o produto desta pesquisa possa ser utilizado em outros contextos. O artefato desenvolvido a partir da DSR pode ser aproveitado em outras áreas da própria instituição financeira que serve como contexto para esta pesquisa. Além disso, pode ser aplicado, com as devidas adequações, em organizações públicas ou privadas que se proponham a implementar IA.

3.1.1 Classe de problemas desta pesquisa

Os artefatos permitem solucionar não somente um problema pontual, em determinado contexto, mas gerar conhecimento que pode ser generalizado e enquadrado em uma classe de problemas, conforme Dresch, Lacerda e Antunes Júnior (2015). Os autores entendem classe de problemas como “a organização de um conjunto de problemas práticos ou teóricos que contenha artefatos úteis para a ação nas organizações” (DRESCH; LACERDA; ANTUNES JÚNIOR, 2015, p. 104).

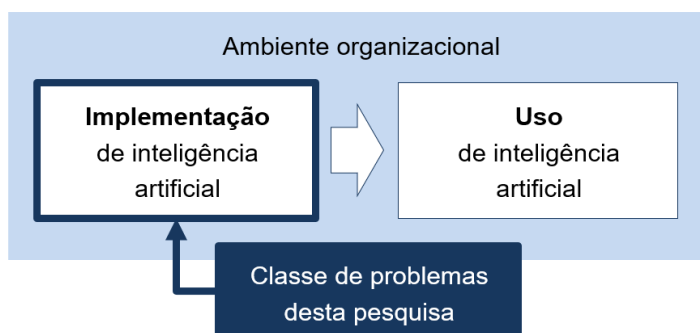
Ainda que o conceito não tenha sido explicitamente definido por Simon (1996), a noção de classe de problemas é necessária para generalização dos artefatos construídos a partir da DSR. Assim, entende-se indispensável esclarecer a qual classe de problemas se destina o artefato proposto nesta pesquisa.

O uso de tecnologias pelas organizações e, em particular, o uso de IA, conforme abordado no capítulo 2, permite a resolução de problemas organizacionais e, por consequência, o acesso a uma série de benefícios (ex.: redução de custos, aumento de produtividade, geração de receita). Uma primeira alternativa para constituição da questão de pesquisa deste trabalho seria eleger um desafio específico enfrentado pela organização estudada e cuja solução pudesse ser concretizada com o uso de IA. Essa opção implicaria assumir que a implementação de IA na instituição estudada já estivesse solucionada e que as tecnologias já estivessem disponíveis para aplicação.

Contudo, a adoção de IA no contexto pesquisado representa, ainda, uma série de entraves, sendo necessária a resolução de uma “etapa anterior” ao uso das tecnologias pretendidas. Dessa forma, entende-se que o efetivo uso de IA requer, em primeiro lugar, que o problema da implementação seja solucionado. Espera-se que, uma vez resolvida a questão da implementação de IA, a organização em questão passe a contar com ferramental que não dispunha até então. A partir daí poderá aplicá-lo em problemas específicos do negócio da forma que convir (ex.: gerenciamento de riscos, atendimento a clientes, automação de processos).

Assim, a classe de problemas que se pretende resolver com esta pesquisa pode ser categorizada, de forma genérica, como “implementação de inteligência artificial no ambiente organizacional”. A Figura 9 ilustra o modelo conceitual que levou à delimitação dessa classe de problemas.

Figura 9 - Modelo conceitual da classe de problemas desta pesquisa



Fonte: elaborado pelo autor.

O modelo apresentado indica que, para delimitar a classe de problemas desta pesquisa, entendeu-se que a inserção da IA no ambiente organizacional se estabelece como processo. Propõe-se que esse processo, por sua vez, constitui-se de dois momentos distintos: implementação e uso. Nessa concepção, a implementação é etapa que precede o uso de IA e é precisamente a este aspecto que este estudo se dirige.

Cabe salientar que, nesta pesquisa, optou-se pela abordagem do problema a partir da perspectiva gerencial da organização. Dessa forma, não é objetivo neste estudo o enfoque à implementação técnica e operacional, como questões associadas estritamente à tecnologia (ex.: linguagens de programação, componentes de bancos de dados). Também não se pretende abordar questões mercadológicas associadas aos produtos que geram valor ao cliente final (ex.: *chatbots*). O intuito aqui foi explorar os cuidados necessários à implementação de IA do ponto de vista gerencial por meio de identificação de casos de uso, descrição de fatores críticos e análise de *frameworks* que oferecem guias para esse processo. Assim, entende-se que o artefato gerado poderá ser útil a gestores em outros contextos organizacionais ou, conforme preconiza a DSR, generalizado para problemas similares.

3.1.2 Tipo de artefato proposto

Conforme March e Smith (1995), os produtos ou artefatos da DSR podem ser classificados em quatro categorias: constructos, modelos, métodos e instanciações. Constructos se referem ao vocabulário de um determinado domínio, formando a linguagem especializada e o conhecimento compartilhado de uma disciplina. Modelos são conjuntos de proposições que expressam o relacionamento entre constructos, podendo ser entendidos como uma representação de como as coisas são. Métodos, por sua vez, são conjuntos de passos usados para desempenhar uma determinada tarefa. Já as instanciações se referem ao uso efetivo de um artefato em seu ambiente, evidenciando a viabilidade e a efetividade de modelos e métodos (MARCH; SMITH, 1995).

Na literatura sobre transformação digital das organizações é comum o emprego de modelos representativos, também chamados de *roadmaps*, para orientar o caminho a ser percorrido (ZAOUI; SOUISSI, 2020). Esses artefatos, na

concepção de March e Smith (1995), poderiam ser categorizados como métodos, já que fornecem conjuntos de passos a serem seguidos pelas organizações. Assim, nesta pesquisa optou-se pela proposição de um método que possa guiar a implementação de IA no contexto de pesquisa selecionado. Neste trabalho, esse artefato é designado como *framework*, pois na literatura consultada, conforme evidenciado no capítulo 2, o termo é amplamente empregado para representar possíveis soluções à classe de problemas em questão.

3.2 CONTEXTO DE PESQUISA

O contexto de pesquisa deste trabalho consiste em um banco comercial público brasileiro. Conforme definição do BC, órgão supervisor do sistema financeiro brasileiro, os bancos comerciais são instituições financeiras habilitadas a captar recursos por meio de depósitos à vista e a prazo. Realizam a intermediação de dinheiro entre poupadores (agentes superavitários) e aqueles que precisam de empréstimos (agentes deficitários), sendo também responsáveis pela guarda dos recursos (custódia) (BC, 2022c).

A organização em questão é considerada tradicional e sua marca é notoriamente conhecida pelo público brasileiro. Possui rede de atendimento com ampla capilaridade e abrangência nacional. A atuação do banco é predominantemente voltada ao mercado de varejo, atendendo principalmente clientes pessoa física e micro e pequenas empresas.

Recentemente a instituição implantou rede de atendimento dedicada ao mercado de atacado. Os segmentos que fazem parte desse mercado são caracterizados por clientes de maior porte quando comparados aos de varejo. O mercado de atacado é relativamente pequeno frente o mercado total, mas atrai o interesse das instituições financeiras por ser considerado rentável. É composto por pessoa físicas com volumes significativos de recursos financeiros e médias e grandes empresas.

A área do banco que é dedicada ao mercado de atacado possui, por sua vez, estruturas de atendimento distintas para cada segmento de clientes. Entre essas estruturas, há rede composta por unidades voltadas exclusivamente ao atendimento de médias empresas. Enquadram-se nesse segmento empresas que apresentam faturamento anual entre R\$ 30 milhões e R\$ 500 milhões.

O *framework* proposto é direcionado precisamente ao ambiente organizacional descrito acima. A escolha por esse contexto se deve à organização estar inserida em setor que passa por intensa transformação digital e, em especial, crescente adoção de IA, conforme exposto no capítulo 2. Além disso, por se tratar de instituição pública, situa-se em campo mais árido para inovações, o que faz a implementação de novas tecnologias ser ainda mais desafiadora.

Outras razões que motivaram a escolha pelo contexto são os fatos de o pesquisador ser empregado da instituição financeira estudada há mais de 15 anos e, há quase quatro anos, atuar na área de atacado voltada ao segmento médias empresas. Tais condições proporcionaram acesso ao ambiente estudado e a profissionais da instituição, viabilizando procedimentos de coleta de dados para esta pesquisa. Além disso, a atuação e a proximidade com gestores e dirigentes da instituição cria possibilidade efetiva de aplicação do *framework* proposto. Ainda, embora esta pesquisa seja voltada ao contexto específico descrito, espera-se que o artefato proposto desperte interesse em gestores de outras áreas do banco e possa ser aproveitado onde exista intenção de implementar IA.

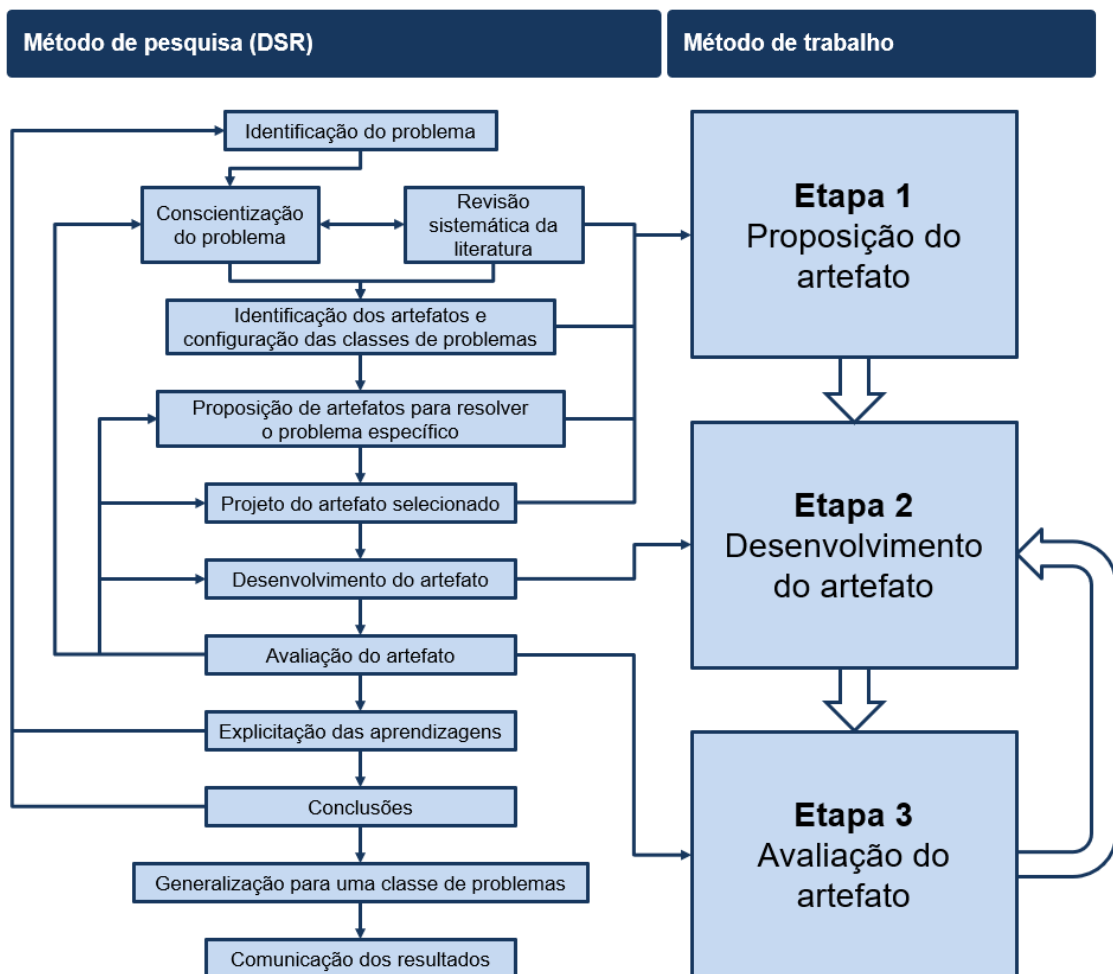
3.3 MÉTODO DE TRABALHO

A *design science research*, como método de pesquisa, fornece orientação genérica para realização de estudos. Sua aplicação em uma situação particular requer a conversão dessa orientação em ações específicas. Em razão disso, é necessário explicitar o desdobramento do método de pesquisa em um método de trabalho (DRESCH; LACERDA; ANTUNES JÚNIOR, 2015). Conforme Dresch, Lacerda e Antunes Júnior (2015, p. 30), “o método de trabalho define a sequência de passos lógicos que o pesquisador seguirá para alcançar os objetivos de sua pesquisa”.

Com base no método para condução da DSR sugerido por Dresch, Lacerda e Antunes Júnior (2015), definiu-se sequência de três etapas para realização do presente estudo. A primeira etapa consistiu na *proposição do artefato*, agregando quatro etapas da DSR: revisão da literatura; identificação dos artefatos e configuração das classes de problemas; proposição de artefatos; e projeto do artefato selecionado. A segunda etapa foi de *desenvolvimento do artefato*, correspondendo à etapa com mesma denominação da DSR. A terceira etapa

consistiu na *avaliação do artefato*, também equivalendo à etapa com nomenclatura idêntica da DSR. Essas três etapas compuseram o método de trabalho deste estudo. As etapas foram realizadas sequencialmente. Na terceira etapa, referente à avaliação, foi previsto movimento de retorno à etapa de desenvolvimento para readequação do artefato sempre que necessário, até chegar à versão satisfatória. A Figura 10 ilustra o desdobramento do método de pesquisa (DSR) no método de trabalho utilizado neste estudo.

Figura 10 - Desdobramento do método de pesquisa no método de trabalho



Fonte: elaborado pelo autor com base em Dresch, Lacerda e Antunes Júnior (2015).

As etapas da DSR relativas à identificação e conscientização do problema foram abordadas no capítulo introdutório desta dissertação. As etapas relativas à explicitação das aprendizagens, conclusões e generalização para uma classe de problemas, por sua vez, foram tratadas nas considerações finais. Para cumprir a

última etapa da DSR (comunicação de resultados), pretende-se adaptar esta dissertação ao formato de artigo e buscar sua publicação em periódico científico.

As etapas do método de trabalho envolveram a realização de procedimentos de coleta e análise de dados. Ao final de cada etapa foi gerada uma saída, que consistiu em uma versão do *framework*. As etapas do método de trabalho adotado e seus respectivos procedimentos e saídas são apresentados no Quadro 12.

Quadro 12 - Método de trabalho adotado

Etapa	Descrição	Procedimentos de coleta de dados	Procedimentos de análise de dados	Saídas
1	Proposição do artefato	Pesquisa bibliográfica	Síntese temática	Versão preliminar (F0) e primeira versão do <i>framework</i> (F1)
		Observação participante	Análise descritiva	
2	Desenvolvimento do artefato	Pesquisa documental	Análise de conteúdo	Segunda versão do <i>framework</i> (F2)
		Entrevistas semiestruturadas	Análise de conteúdo	
3	Avaliação do artefato	Entrevistas semiestruturadas	Análise de conteúdo	Terceira versão do <i>framework</i> (F3)

Fonte: elaborado pelo autor.

O emprego de quatro procedimentos distintos de coleta de dados (pesquisa bibliográfica, observação participante, pesquisa documental e entrevistas semiestruturadas) visou proporcionar triangulação das informações levantadas. Conforme observa Bowen (2009), procedimentos diferentes podem complementar uns aos outros de forma interativa, proporcionando confluência de evidências e, assim, conferindo maior credibilidade à pesquisa. O exame de informações levantadas de múltiplas formas permite que o pesquisador corrobore os resultados encontrados e reduza o impacto de possíveis vieses (BOWEN, 2009).

Nas subseções a seguir são detalhados os procedimentos adotados e explicados os motivos das escolhas metodológicas em cada uma das três etapas.

3.3.1 Etapa 1 - Proposição do artefato

O objetivo da primeira etapa foi realizar proposição inicial do artefato com base em elementos teóricos e empíricos. Assim, a etapa 1 envolveu realização de pesquisa bibliográfica e levantamento de dados a partir de observação participante. Como resultado desses procedimentos, foram geradas duas primeiras versões do *framework* (F0 e F1). Considera-se F0 uma versão preliminar, apresentada durante a

fase de qualificação de projeto desta pesquisa. Essa versão não levou em consideração parte da revisão de literatura que foi agregada após a qualificação do projeto. Já a versão F1 é baseada na revisão de literatura completa, além de dados provenientes da observação participante. A seguir são detalhados os procedimentos de coleta e análise de dados empregados na etapa 1.

3.3.1.1 Pesquisa bibliográfica

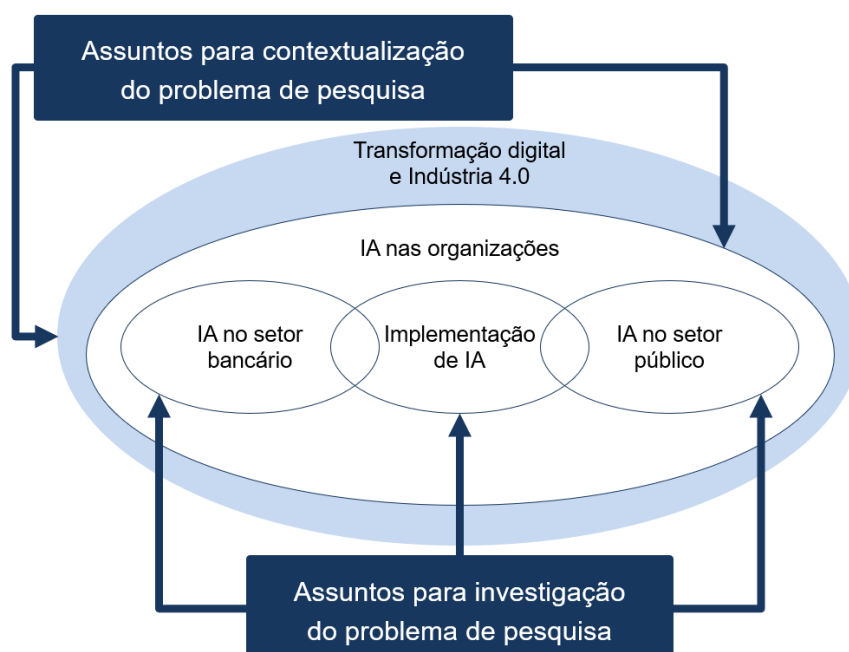
A pesquisa bibliográfica consiste na investigação daquilo que foi dito ou escrito sobre determinado assunto, podendo-se utilizar livros, artigos em periódicos científicos e anais de congressos. Esse procedimento de coleta de dados viabiliza a revisão de literatura que, por sua vez, desempenha papel fundamental na DSR. É a partir da revisão de literatura que é possível evidenciar artefatos e classes de problemas relacionados ao problema que se pretende resolver (DRESCH; LACERDA; ANTUNES JÚNIOR, 2015).

Neste trabalho, a pesquisa bibliográfica foi empregada para compor revisão qualitativa da literatura sobre implementação de IA no ambiente organizacional, apresentada no capítulo 2 desta dissertação. A realização do procedimento ocorreu entre junho e julho de 2023. Procurou-se pesquisar assuntos subjacentes ao problema de pesquisa proposto e explorar o contexto de digitalização e uso de tecnologias pelas organizações, a fim de obter uma compreensão abrangente do tema.

Assim, a busca pela literatura se concentrou em dois grupos de assuntos. O primeiro grupo consistiu em assuntos para contextualização do problema: transformação digital e Indústria 4.0; e IA nas organizações. Para obtenção de um panorama geral desses assuntos, optou-se pela busca de artigos que empregassem o método de revisão da literatura. O segundo grupo consistiu em assuntos para investigação do problema: implementação de IA; IA no setor bancário; e IA no setor público. Os textos encontrados que tratavam sobre IA, mas não sob o ponto de vista de gestão da organização, não foram considerados.

A Figura 11 ilustra o modelo conceitual dos assuntos buscados para compor a revisão qualitativa da literatura.

Figura 11 - Modelo conceitual dos assuntos buscados para composição da revisão qualitativa da literatura



Fonte: elaborado pelo autor.

Definidos os assuntos da revisão qualitativa da literatura, passou-se a especificar os termos a serem buscados nas bases de dados. Optou-se pela busca de termos em inglês por ser notório que a maior parte da produção científica é publicada nesse idioma. Para cada assunto, foram estabelecidos termos de busca correspondentes, conforme apresentado no Quadro 13. Os operadores booleanos “AND” e “OR” foram usados para restringir os resultados e aumentar a chance de a busca retornar textos que abordassem os assuntos pretendidos. Os termos foram buscados nos campos título, resumo e palavras-chaves.

Quadro 13 - Termos de busca pesquisados para revisão qualitativa da literatura

Grupo	Assunto	Termos de busca
Assuntos para contextualização do problema de pesquisa	Transformação digital e Indústria 4.0	(digital transformation OR industry 4.0) AND literature review
	IA nas organizações	artificial intelligence AND (organizations OR firms OR business OR history)
Assuntos para investigação do problema de pesquisa	Implementação de IA	artificial intelligence AND (implementation OR adoption OR deployment OR introduction)
	IA no setor bancário	artificial intelligence AND (banking OR banks OR bank sector)
	IA no setor público	artificial intelligence AND (public sector OR public organizations)

Fonte: elaborado pelo autor.

As fontes utilizadas foram as bases de dados acadêmicos EBSCOhost e Google Scholar. As buscas ficaram restritas a artigos publicados em periódicos científicos e anais de congressos até junho de 2023. Tendo em vista a intensa produção científica sobre IA nos últimos anos, o dinamismo do tópico e a intenção de obter revisão atualizada da literatura, optou-se por priorizar textos recentes (publicados nos últimos cinco anos).

Os critérios de inclusão e exclusão utilizados para a revisão qualitativa da literatura são apresentados no Quadro 14. Esses critérios foram baseados nos critérios utilizados por Alshehhi, Cheaitou e Rashid (2022) em revisão sistemática da literatura sobre *frameworks* para adoção de IA no setor público.

Quadro 14 - Critérios de inclusão e exclusão utilizados para a revisão qualitativa da literatura

Inclusão	Exclusão
Artigos que tratam de um dos seguintes assuntos: transformação digital e Indústria 4.0; IA nas organizações; implementação de IA; IA no setor bancário ou IA no setor público	Artigos que tratam sobre IA, mas não sob o ponto de vista do gestor da organização
Artigos publicados em periódicos científicos ou anais de congressos	Livros, notícias, textos não científicos e textos científicos não publicados
Artigos publicados nos últimos cinco anos	Artigos publicados há mais de cinco anos
Artigos publicados em inglês	Artigos publicados em idiomas diferentes do inglês

Fonte: elaborado pelo autor com base em Alshehhi, Cheaitou e Rashid (2022).

A relação completa dos artigos utilizados, organizada por assuntos, é apresentada no Apêndice A. Todos os artigos selecionados foram lidos na íntegra.

Como estratégia para síntese dos resultados, utilizou-se síntese temática, que consiste na análise dos dados para constituição de um todo coerente. O procedimento é adequado para sintetizar resultados de estudos multidisciplinares (DRESCH; LACERDA; ANTUNES JÚNIOR, 2015). Por esse motivo, entendeu-se que a estratégia seria apropriada para revisão qualitativa da literatura sobre implementação de IA no ambiente organizacional, visto que o tema envolve campos de conhecimento de gestão e de TI.

Conforme Thomas e Harden (2008), a síntese temática consiste em três estágios: a codificação livre dos resultados dos estudos primários, a organização desses códigos em áreas relacionadas e o desenvolvimento de temas analíticos. Os procedimentos foram aplicados na literatura selecionada, resultando nos temas

abordados nos itens do capítulo 2. Os temas resultantes da síntese temática e sua correspondência com os assuntos buscados são mostrados no Quadro 15:

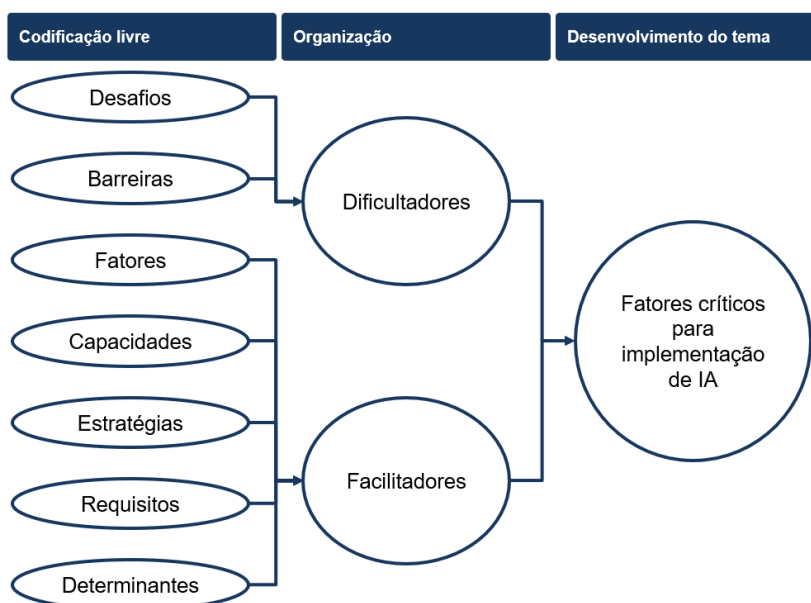
Quadro 15 - Temas resultantes da síntese temática

Grupo	Assunto	Temas resultantes da síntese temática
Assuntos para contextualização do problema de pesquisa	Transformação digital e Indústria 4.0	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Inteligência artificial no ambiente organizacional (item 2.1).
	IA nas organizações	
Assuntos para investigação do problema de pesquisa	Implementação de IA	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Casos de uso de IA (item 2.2); ▪ Fatores críticos para implementação de IA (item 2.3); ▪ <i>Frameworks</i> para implementação de IA (item 2.4).
	IA no setor bancário	
	IA no setor público	

Fonte: elaborado pelo autor.

A Figura 12 exemplifica a aplicação da síntese temática na identificação dos fatores críticos para implementação de IA. O processo de codificação livre, organização e desenvolvimento do tema favoreceu o reconhecimento dos fatores, pois na literatura esses elementos são encontrados com nomenclaturas distintas, conforme abordado no item 2.3.

Figura 12 - Exemplo de aplicação da síntese temática na identificação dos fatores críticos para implementação de IA



Fonte: elaborado pelo autor.

Por fim, cabe ressaltar que o referencial teórico utilizado para fundamentação deste trabalho é em língua inglesa. As traduções para o português apresentadas ao longo do texto são feitas pelo próprio autor desta pesquisa, porém não estão acompanhadas pela expressão “tradução nossa”. Essa escolha teve como objetivo proporcionar melhor fluidez à leitura.

3.3.1.2 Observação participante

Conforme Angrosino (2009, p. 74), “observação é o ato de perceber um fenômeno [...] e registrá-lo com propósitos científicos”. A observação participante, por sua vez, consiste na aprendizagem por exposição ou por envolvimento em atividades rotineiras do observador no cenário de pesquisa. O observador, diferente do entrevistador, não costuma solicitar que as pessoas façam nada fora do comum. Essa naturalidade favorece a minimização de vieses. Por isso, a observação desempenha papel importante quando conduzida com outros procedimentos de coleta de dados (ANGROSINO, 2009). Nesta pesquisa, o emprego dessa técnica visou justamente proporcionar a triangulação dos dados coletados e mitigar resultados enviesados. Além disso, permitiu capturar elementos específicos do contexto de pesquisa.

Na observação, o pesquisador pode ser classificado conforme o nível de envolvimento com o contexto pesquisado. Seim (2021) diferencia o “participante que observa” do “observador que participa”. Para o autor, o primeiro está exposto a configurações sociais mais difíceis de acessar do que o segundo. O participante observador é considerado um ator mais integrado ao ambiente estudado. Consequentemente, tende a captar conhecimento tácito e “verdades não ditas” que seriam difíceis de detectar de outras formas (SEIM, 2021, p. 5). Por conta disso e dado o vínculo empregatício do pesquisador com a instituição financeira estudada, bem como sua atuação como gerente na área de atacado voltada ao segmento médias empresas, adotou-se a condição de “participante que observa”.

Cabe destacar que as observações participantes são frequentemente criticadas por conta das interpretações subjetivas feitas pelo pesquisador. Para Angrosino (2009, p. 87), a confiabilidade da técnica “é uma questão de registro sistemático, análise de dados e repetição regular das observações durante um determinado período de tempo”. No intuito de estabelecer rigor científico à

observação participante, o autor sugere sequência de seis passos para realização desse procedimento. Com base nesse referencial, aplicou-se a dinâmica proposta ao contexto de pesquisa deste trabalho, conforme apresentado no Quadro 16.

Quadro 16 - Dinâmica aplicada nesta pesquisa para realização da observação participante

Passo	Descrição	Aplicação nesta pesquisa
1	Selecionar local	O local selecionado foi a rede de atendimento ao segmento médias empresas, que integra a área de atacado do banco público brasileiro pesquisado.
2	Obter acesso à comunidade	O acesso foi obtido pelo fato de o pesquisador ser empregado da instituição financeira e atuar na área de atacado voltada ao segmento médias empresas.
3	Iniciar a observação	A observação foi iniciada em set/2022 e realizada durante as atividades laborais regulares do pesquisador.
4	Registrar as observações	Os registros foram feitos em aplicativo “bloco de notas”, no próprio local de observação, durante o intervalo das atividades laborais do pesquisador.
5	Discernir padrões	Padrões foram discernidos por meio de análise descritiva dos registros das observações.
6	Atingir a saturação teórica	A observação teve duração de 1 (um) ano para alcançar ponto de saturação.

Fonte: elaborado pelo autor com base em Angrosino (2009).

A observação participante foi realizada entre setembro de 2022 e agosto de 2023. Buscou-se observar os seguintes aspectos relacionados a IA no contexto de pesquisa: ferramentas disponíveis, iniciativas de implementação, conhecimento das pessoas e direcionamento institucional. Ao final do período, o pesquisador conduziu palestra sobre IA direcionada a gestores do segmento média empresas. O evento foi realizado de forma virtual e contou com a participação de 34 profissionais, permitindo a observação do conhecimento e do interesse dos gestores. O Quadro 17 apresenta detalhamento dos aspectos observados durante o período de coleta de dados.

Quadro 17 - Aspectos observados no contexto de pesquisa

O que foi observado	Por quê foi observado	Quem foi observado	Onde foi observado	Como foi observado	Quando foi observado
Ferramentas de IA disponíveis para uso de empregados	Averiguar disponibilidade de ferramentas baseadas em IA e a possibilidade de uso por empregados	Todos empregados da área de atacado	Rede interna (intranet)	Acesso às ferramentas de TI disponíveis e verificação da existência de mecanismos de IA nelas	set/2022 a ago/2023
Iniciativas de implementação de IA e outras tecnologias	Averiguar a existência de iniciativas institucionais para viabilizar a implementação de IA	Gestores e dirigentes	Área de atacado	Interações pessoais, participação em reuniões e eventos (virtuais e presenciais)	set/2022 a ago/2023
Conhecimento de gestores sobre IA	Averiguar nível de conhecimento sobre IA e eventual necessidade de capacitação sobre o tópico	Gestores	Rede de unidades dedicadas ao segmento médias empresas	Interações pessoais, participação em reuniões e eventos (virtuais e presenciais)	set/2022 a ago/2023
Existência de empregados com conhecimentos técnicos sobre IA	Averiguar nível de conhecimento técnico para aplicação de IA e eventual necessidade de capacitação	Técnicos e gerentes	Área de atacado	Interações pessoais, participação em reuniões e eventos (virtuais e presenciais)	set/2022 a ago/2023
Direcionamento institucional sobre uso de ferramentas de IA	Averiguar posicionamento institucional sobre implementação e uso de IA	Gerentes, gestores e dirigentes	Toda organização	Visualização de comunicados nos canais internos de comunicação	set/2022 a ago/2023
Interesse de gestores sobre IA	Averiguar interesse sobre IA para validar pertinência da implementação no contexto de pesquisa	Gerentes	Rede de unidades dedicadas ao segmento médias empresas	Realização de palestra virtual sobre IA	22/08/2023

Fonte: elaborado pelo autor.

As observações foram registradas em aplicativo “bloco de notas”, no próprio local de observação, durante o intervalo das atividades laborais do pesquisador. Para tratamento dos dados coletados, utilizou-se a análise descritiva. Conforme Angrosino (2009), a técnica é apropriada para analisar anotações originadas de observação participante. O procedimento consiste em organizar, ler e decompor os

registros realizados, identificando padrões, regularidades ou temas que emergem dos dados (ANGROSINO, 2009).

3.3.2 Etapa 2 - Desenvolvimento do artefato

Após a proposição do artefato, passou-se para a etapa de desenvolvimento do *framework*. Aqui o objetivo foi levantar novas informações que pudessem ser agregadas ao artefato proposto na primeira etapa. Para isso, foram empregados mais dois procedimentos de coleta de dados. O primeiro foi a pesquisa documental e o segundo foi a realização de entrevistas semiestruturadas. Como resultado, foi gerada a versão F2 do *framework*. As técnicas de coleta e análise de dados empregadas nesta etapa são detalhadas a seguir.

3.3.2.1 Pesquisa documental

De acordo com Sá-Silva, Almeida e Guindani (2009), documento pode ser definido como qualquer suporte que contenha informação registrada. A pesquisa documental, por sua vez, é “um procedimento sistemático de revisão ou avaliação de documentos, tanto físicos quanto eletrônicos [...]”, conforme Bowen (2009, p.1). A técnica se caracteriza pela busca de informações em documentos que não receberam tratamento científico, tais como relatórios, revistas, filmes e fotografias. Oferece como benefício à pesquisa a possibilidade de acrescentar a dimensão do tempo, provendo contexto histórico e sociocultural (SÁ-SILVA; ALMEIDA; GUINDANI, 2009). No caso deste trabalho, a busca por referências que tratassem de IA no ambiente organizacional evidenciou uma série de documentos produzidos recentemente, especialmente a partir de 2020. Isso reforça a ideia de que se trata de pauta atual e de interesse crescente em organizações públicas e privadas.

De acordo com Dresch, Lacerda e Antunes Júnior (2015), a proposição de um artefato por meio da DSR deve ser fundamentada não apenas em teoria, mas também ser respaldada pela prática. Assim, a consulta exclusiva a fontes utilizadas na revisão da literatura, como bases de dados acadêmicos, pode ser insuficiente (DRESCH; LACERDA; ANTUNES JÚNIOR, 2015). Por esse motivo, a pesquisa documental tem importante papel neste estudo, visando prover informações empíricas geradas por especialistas. Também tem como função minimizar o viés de

publicação, proporcionando acesso a informações que podem ser relevantes à construção do artefato, mas que não estão presentes em periódicos acadêmicos.

Os passos adotados para realização da pesquisa documental foram os sugeridos por Bowen (2009). Conforme o autor, o procedimento envolve busca, seleção, avaliação e síntese dos dados contidos nos documentos.

As buscas aos documentos foram realizadas na internet, utilizando-se o buscador Google. Foram pesquisados documentos que abordassem os mesmos assuntos utilizados na pesquisa bibliográfica para investigação do problema de pesquisa, conforme indicado na subseção 3.3.1.1: implementação de IA, IA no setor bancário e IA no setor público. Para obtenção de informações atualizadas e documentos que já incorporassem o cenário de pandemia e pós-pandemia COVID-19, optou-se por selecionar materiais publicados a partir de 2020. Foram considerados documentos nos idiomas inglês e português. Os documentos selecionados são apresentados no Quadro 18:

Quadro 18 - Documentos selecionados nesta pesquisa

Assunto	Título do documento	Autor	Ano de publicação
Implementação de IA	<i>What is artificial intelligence? Seeing through the hype and focusing on business value</i>	Gartner	2020
	<i>An introduction to implementing AI in manufacturing</i>	PwC	2020
	<i>5 steps to practically implement AI techniques</i>	Gartner	2020
	<i>AI transformation playbook: how to lead your company into the AI era</i>	<i>Landing AI</i>	2023
IA no setor bancário	<i>Artificial intelligence: transforming the future of banking</i>	Deloitte	2021
	Agenda de inovação do Banco Central e inteligência artificial	Banco Central do Brasil	2023
	<i>Been there, doing that: how corporate and investment banks are tackling gen AI</i>	<i>McKinsey & Company</i>	2023
IA no setor público	Estrutura de avaliação de riscos a direitos e de transparência: uso de inteligência artificial pelo poder público	Transparência Brasil	2020
	Recomendações de governança: uso de inteligência artificial pelo poder público	Transparência Brasil	2020
	<i>AI procurement in a box: AI government procurement guidelines</i>	<i>World Economic Forum</i>	2020
	<i>Unpacking AI procurement in a box: insights from implementation</i>	<i>World Economic Forum</i>	2022
	Guia de contratações públicas de inteligência artificial	C4IR Brasil (Centro para a Quarta Revolução Industrial)	2022

Fonte: elaborado pelo autor.

O processo de avaliação dos documentos levou em conta a credibilidade e a representatividade dos materiais localizados, conforme recomendam Sá-Silva, Almeida e Guindani (2009). Para análise desses aspectos, é útil elucidar a identidade dos autores do documento. Além disso, examinar a autoria dos materiais permite avaliar a interpretação que é dada aos fatos e a tomada de posição (SÁ-SILVA; ALMEIDA; GUINDANI, 2009).

Nesta pesquisa, buscou-se selecionar materiais confiáveis, provenientes de organizações e entidades reconhecidas nacionalmente ou internacionalmente. Os autores responsáveis pela publicação dos documentos selecionados são indicados e descritos no Quadro 19. Essas informações foram levadas em consideração para escolha dos documentos.

Cabe mencionar que a pesquisa documental requer que a autenticidade dos documentos seja objeto de atenção (SÁ-SILVA; ALMEIDA; GUINDANI; 2009). Para garantir a adequada procedência dos materiais utilizados, o acesso aos documentos se deu a partir dos endereços eletrônicos oficiais dos responsáveis pelas publicações. Os endereços eletrônicos estão indicados nas referências desta dissertação.

Por fim, para análise e síntese dos dados provenientes dos documentos foi utilizada a análise de conteúdo. O procedimento consiste em inferir conclusões sobre o conteúdo das mensagens geradas por alguém. Permite explicar o que causou a mensagem e quais são as consequências dessa mensagem. A técnica envolve elaboração de indicadores quantitativos e qualitativos, buscando diminuir a subjetividade característica das pesquisas qualitativas (DRESCH; LACERDA; ANTUNES JÚNIOR, 2015). Assim, os documentos selecionados passaram por um processo de pré-análise, exploração do material e tratamento e interpretação dos resultados, conforme sugerido por Cappelle, Melo e Gonçalves (2003). Na pré-análise, os materiais foram organizados de acordo com o assunto ao qual se referiam. Na exploração, foi realizada leitura, codificação e compreensão dos textos. Para tanto, empregou-se a análise categorial, que consiste no "desmembramento do texto em unidades (categorias)", visando descobrir os núcleos de sentido (CAPPELLE; MELO; GONÇALVES, 2003, p. 8). As categorias de análise utilizadas foram os fatores críticos e as etapas de implementação de IA nas organizações. Finalmente, no tratamento e interpretação dos resultados, foram feitas inferências a partir dos dados categorizados.

Quadro 19 - Autores dos documentos selecionados nesta pesquisa

Autor	Perfil	Descrição	País de origem ou sede
Banco Central do Brasil (BC)	Órgão supervisor	Autarquia criada em 1964, tem como missão garantir a estabilidade do poder de compra da moeda brasileira e zelar por um sistema financeiro sólido, eficiente e competitivo (BC, [2023?]).	Brasil
Centro para a Quarta Revolução Industrial (C4IR Brasil)	Organização não governamental	Projeto cancelado pelo Fórum Econômico Mundial (<i>World Economic Forum</i>) e estabelecido no Brasil em 2020. Formula políticas públicas e parcerias para o desenvolvimento e aplicação de tecnologias inovadoras de maneira ética (C4IR BRASIL, [2023?]).	Brasil
Deloitte	Consultoria empresarial	Com mais de 175 anos, atua em áreas como auditoria, consultoria financeira e consultoria de riscos. Está presente em 150 países (DELOITTE, c2023).	Inglaterra
Gartner	Consultoria empresarial	Fundada em 1979, presta consultoria em áreas como finanças, recursos humanos e TI. Atende mais de 15 mil empresas e está presente em 90 países (GARTNER, 2023).	Estados Unidos
<i>Landing AI</i>	Fornecedor de serviços de IA	Fundada em 2017, fornece plataforma de <i>software</i> baseada em IA para clientes que não têm conhecimentos em IA (LANDING, c2023).	Estados Unidos
<i>McKinsey & Company</i>	Consultoria empresarial	Fundada em 1926, atua em áreas como inteligência de mercado e administração de tecnologia. Atende mais de 3 mil clientes e está presente em mais de 60 países (MCKINSEY, [2023?]).	Estados Unidos
PwC	Consultoria empresarial	Com 160 anos, atua em áreas como auditoria, consultoria legal e consultoria contábil. Atende mais de 191 mil clientes e está presente em 152 países (PWC, c2023).	Inglaterra
Transparência Brasil	Organização não governamental	Fundada em 2000, trata-se de organização não-governamental comprometida com o combate à corrupção no Brasil (TRANSPARÊNCIA, c2023).	Brasil
<i>World Economic Forum</i>	Organização não governamental	Estabelecida em 1971, trata-se de organização internacional para cooperação público-privado (WEF, c2023).	Suíça

Fonte: elaborado pelo autor.

3.3.2.2 Entrevistas semiestruturadas

A coleta de dados a partir de entrevistas é comum em estudos qualitativos e amplamente empregada nas ciências sociais empíricas (ALLMARK *et al.*, 2009; GASKELL, 2002). De acordo com Godoi e Mattos (2010, p. 306), o procedimento consiste na “realização de conversações com fins de pesquisa”. Diferencia-se de conversações da vida cotidiana por envolver expectativas explícitas: o entrevistador é o encarregado de manter a conversação e animar o entrevistado para produção de informação (GODOI; MATTOS; 2010).

A realização de entrevistas pode trazer contribuições à pesquisa, conforme mencionam alguns autores. Diccico-Bloom e Crabtree (2006) destacam que a entrevista permite explorar significados e percepções para ganhar melhor entendimento sobre determinado assunto. Para Dresch, Lacerda e Antunes Júnior (2015), o procedimento oportuniza coletar dados que não são normalmente encontrados em fontes bibliográficas. Nessa linha, Gaskell (2002) argumenta que a entrevista pode desempenhar papel vital na combinação com outras técnicas de coleta de dados.

Por esses motivos, considerou-se que a condução de entrevistas, tanto com profissionais da instituição pesquisada quanto de outras organizações, seria útil para desenvolvimento do artefato. O procedimento permitiu incorporar novos elementos ao *framework* proposto. Além disso, a condição do pesquisador como empregado da organização estudada permitiu acesso a técnicos, gerentes e gestores do banco, viabilizando a realização de entrevistas.

Diccico-Bloom e Crabtree (2006) observam que, entre as modalidades de entrevista encontradas na literatura, a abordagem mais usada em pesquisas qualitativas é a semiestruturada. A entrevista semiestruturada pode ser empregada individualmente ou em grupos. É geralmente organizada em torno de um conjunto predeterminado de questões, bem como outras questões que surjam a partir do diálogo entre entrevistador e entrevistado (DICICCO-BLOOM; CRABTREE, 2006).

Considerando essas características, entendeu-se que a entrevista semiestruturada favoreceria a espontaneidade das conversações e permitiria abordar aspectos não previstos relacionados à implementação de IA. Assim, optou-se pelo emprego dessa modalidade nesta pesquisa.

Para realização das entrevistas, adotou-se a sistemática proposta por Gaskell (2002). O Quadro 20 apresenta os passos sugeridos pelo autor e os procedimentos correspondentes adotados neste trabalho. Conforme Gaskell (2002, p. 88), não se trata de uma sequência linear, mas de um processo de pesquisa “circular e reflexivo”.

Quadro 20 - Passos adotados nesta pesquisa para realização das entrevistas

Passo	Descrição	Aplicação nesta pesquisa
1	Preparar o tópico guia	Foram elaborados dois tópicos guias, conforme o ambiente de atuação do profissional a ser entrevistado. Utilizou-se um tópico guia para profissionais que atuam no banco público brasileiro pesquisado e outro para profissionais que atuam fora dele. Os tópicos guias são apresentados no Quadro 22.
2	Selecionar o método de entrevista	Foram realizadas entrevistas individuais e grupais, conforme disponibilidade dos entrevistados.
3	Delinear uma estratégia para a seleção dos entrevistados	Buscou-se entrevistar profissionais com perfis variados. Por isso, foram realizadas entrevistas com profissionais que atuam no banco público brasileiro pesquisado e profissionais que atuam fora dele, mas em setores relacionados ao contexto estudado. Os perfis dos profissionais entrevistados são apresentados no Quadro 21.
4	Realizar as entrevistas	Nesta etapa da pesquisa foram realizadas dez entrevistas, entre abril e outubro de 2023. Sete entrevistas foram individuais e três foram grupais. No total foram entrevistados 14 profissionais: sete com atuação interna e sete com atuação externa ao banco pesquisado. Nove entrevistas foram realizadas de forma virtual e uma de forma presencial. As entrevistas virtuais foram conduzidas por meio do <i>software</i> Microsoft Teams.
5	Transcrever as entrevistas	As entrevistas realizadas com profissionais externos ao banco pesquisado foram gravadas e transcritas. Para tanto, utilizou-se funcionalidades do próprio <i>software</i> Microsoft Teams. As entrevistas virtuais realizadas com profissionais que atuam no banco pesquisado também foram conduzidas por meio desse <i>software</i> , mas a versão do aplicativo disponibilizada pelo banco não permitia gravação e transcrição. Nesses casos e no caso da entrevista presencial foram realizadas anotações manuais pelo pesquisador em aplicativo “bloco de notas”.
6	Analisar o <i>corpus</i> do texto	As transcrições e as anotações geradas foram submetidas à análise de conteúdo.

Fonte: elaborado pelo autor com base em Gaskell (2002).

Conforme Gaskell (2002, p. 68) “a finalidade real da pesquisa qualitativa não é contar opiniões ou pessoas, mas ao contrário, explorar o espectro de opiniões, as diferentes representações sobre o assunto em questão”. Levando esse ponto em consideração, optou-se como estratégia para a seleção dos entrevistados a busca por profissionais com perfis distintos.

Entrevistou-se, inicialmente, um dos gestores responsáveis pela rede de atacado no segmento médias empresas do banco pesquisado. O objetivo dessa

primeira entrevista foi sondar as iniciativas existentes voltadas ao uso de IA e, especialmente, buscar indicações de potenciais entrevistados para a pesquisa. A partir dessa entrevista, foram realizados contatos com os profissionais mapeados. Nem todos os profissionais contatados foram entrevistados. Alguns não retornaram o contato e/ou não demonstraram interesse em participar da pesquisa. Outros realizaram novas indicações de profissionais e, com isso, foram feitos novos contatos. O acesso aos entrevistados foi sendo estabelecido, portanto, por meio da técnica “bola de neve”, baseada nas redes sociais naturais (GODOI; MATTOS, 2010, p. 309).

A escolha dos entrevistados foi baseada na busca por dois grupos de profissionais: um com atuação interna na organização estudada e outro com atuação externa. O objetivo dessa escolha foi apurar visões diferentes sobre a implementação de IA. Em relação ao primeiro grupo, optou-se por entrevistar técnicos, gerentes e gestores vinculados ao contexto de pesquisa (área de atacado e segmento médias empresas). A partir das indicações solicitadas, foi identificado um profissional do banco com formação em ciência de dados e especialização em IA. Esse profissional foi contatado e entrevistado. Em relação ao grupo de entrevistados com atuação externa, foram buscados, inicialmente, profissionais com experiência na implementação de IA no setor bancário e empresas de serviços financeiros. Tendo em vista que o banco pesquisado é público, foi também entrevistado profissional com atuação em empresa controlada por governo estadual. Por fim, para abordar aspectos de natureza técnica, buscou-se profissional de TI com atuação especializada em IA. Todos os profissionais eram vinculados a organizações brasileiras.

No total, foram entrevistados 14 profissionais. Ao início de cada entrevista foi comunicado que o anonimato do profissional seria garantido. Essa medida visou reforçar que a privacidade dos entrevistados e a confidencialidade dos dados coletados seriam preservados, conforme recomendam Allmark *et al.* (2009). Assim, optou-se pelo uso de pseudônimos para identificação dos entrevistados nesta pesquisa. A lista com a identificação e o perfil de cada entrevistado é apresentada no Quadro 21.

Quadro 21 - Identificação e perfil dos profissionais entrevistados

Identificação do entrevistado	Perfil	Contexto de atuação	Ambiente de atuação
Entrevistado B01	Gestor de rede dedicada ao segmento médias empresas	Banco público brasileiro (contexto de pesquisa)	Interno
Entrevistado B02	Gerente em unidade dedicada ao segmento médias empresas		
Entrevistado B03	Gerente de projetos da área de atacado		
Entrevistado B04	Gerente de estratégia da área de atacado		
Entrevistado B05	Gestor da área de governança		
Entrevistado B06	Técnico da área de governança		
Entrevistado B07	Cientista de dados especializado em IA		
Entrevistado F01	Gestor de IA em instituição financeira	Setor financeiro	Externo
Entrevistado F02	Gerente de IA em instituição financeira		
Entrevistado F03	Arquiteto de IA em instituição financeira		
Entrevistado F04	Gerente de TI em empresa de serviços financeiros		
Entrevistado F05	Técnico de TI em empresa de serviços financeiros		
Entrevistado P01	Encarregado por estudos sobre IA em empresa controlada por governo estadual	Setor público	Externo
Entrevistado E01	Cientista de dados, doutor em ciência da computação, especializado em IA	Startup especializada em IA	

Fonte: elaborado pelo autor.

Os perfis dos entrevistados foram atribuídos conforme designações de seus cargos e/ou escopo de suas atribuições. O perfil *gestor* se refere a profissional responsável por uma unidade inteira da organização (ex.: superintendência). O perfil *gerente* indica profissional com atribuição de gerenciar processos e pessoas. O perfil *técnico* se refere a profissional com foco em operacionalização. O perfil *arquiteto* indica profissional com atribuições associadas a modelagem de IA. O perfil *cientista de dados* se refere a profissional com profundo entendimento sobre TI. O perfil *encarregado* indica profissional com atribuição temporária.

Alguns autores sugerem que a condução de entrevistas semiestruturadas não requer, necessariamente, uma lista de perguntas específicas, podendo o entrevistador adotar um tópico guia para lembrar dos assuntos que devem ser questionados (ALLMARK *et al.*, 2009; GASKELL, 2002; GODOI; MATTOS, 2010). Esse tópico guia pode ser aplicado com certa flexibilidade, dando liberdade ao entrevistador para ordenar e formular perguntas durante a conversa (GASKELL, 2002; GODOI; MATTOS, 2010). Partindo dessas recomendações e do problema de pesquisa proposto neste trabalho, foram formulados dois tópicos guias. O primeiro foi direcionado a profissionais vinculados à instituição financeira pesquisada

(atuação interna) e o segundo foi direcionado a profissionais de mercado (atuação externa). Os tópicos guias utilizados são apresentados no Quadro 22.

Quadro 22 - Tópicos guias utilizados nas entrevistas semiestruturadas

Ambiente de atuação do entrevistado	Tópico guia
Interno	<p>INICIATIVAS EXISTENTES DE IA</p> <ul style="list-style-type: none"> ▪ Você conhece iniciativas que envolvam uso de IA no segmento médias empresas ou em outras áreas do banco? Em caso positivo, descreva a iniciativa e como foi implementada. <p>IMPLEMENTAÇÃO DE IA</p> <ul style="list-style-type: none"> ▪ Na sua visão, o que é preciso para implementação de IA no segmento médias empresas? <p>CONHECIMENTO SOBRE IA</p> <ul style="list-style-type: none"> ▪ Comente sobre o conhecimento que você possui sobre IA. <p>INDICAÇÕES DE PROFISSIONAIS</p> <ul style="list-style-type: none"> ▪ Quais outros profissionais poderiam ser entrevistados para falar sobre implementação de IA no segmento médias empresas?
Externo	<p>CASOS DE USO DE IA</p> <ul style="list-style-type: none"> ▪ Sua organização utiliza IA? Em caso positivo, em quais aplicações? Desde quando? Como foi implementada? Quais são os fornecedores? Quais benefícios são percebidos com as iniciativas baseadas em IA? <p>ESTRUTURA DE PESSOAS</p> <ul style="list-style-type: none"> ▪ Como é formada a equipe envolvida com IA? Quantas pessoas atuam com IA? Quais são as atividades desempenhadas? <p>RECOMENDAÇÕES PARA IMPLEMENTAÇÃO DE IA</p> <ul style="list-style-type: none"> ▪ Quais foram as dificuldades enfrentadas para implementar IA? ▪ Quais recomendações você daria para implementar IA?

Fonte: elaborado pelo autor.

As entrevistas desta etapa foram realizadas entre abril e outubro de 2023. Ao todo foram conduzidas dez entrevistas, sendo sete individuais e três grupais. Foram entrevistados 14 profissionais, sete com atuação interna e sete com atuação externa ao banco pesquisado. O tempo aproximado de cada entrevista variou entre 25 e 48 minutos.

Para aumentar as chances de acesso aos entrevistados, optou-se por realizar as entrevistas, prioritariamente, de forma virtual. No total, foram efetuadas nove entrevistas virtuais e uma presencial. As conversas no formato virtual foram conduzidas por meio do *software* Microsoft Teams. No Quadro 23 é apresentada descrição resumida das entrevistas realizadas na etapa 2 desta pesquisa.

Quadro 23 - Descrição resumida das entrevistas realizadas na etapa 2

Nº da entrevista	Formato	Duração aproximada	Data da realização	Identificação do entrevistado	Principais aspectos abordados
1	Presencial	25 min	10/04/2023	Entrevistado B01	Iniciativas existentes no banco e potenciais entrevistados para a pesquisa
2	Virtual	25 min	30/04/2023	Entrevistado B02	Iniciativas existentes no banco e aspectos relacionados à implementação de IA
3	Virtual	35 min	12/04/2023	Entrevistado B03	Projetos existentes relacionados a uso de dados e inteligência artificial na área de atacado
4	Virtual	25 min	18/04/2023	Entrevistado B04	Iniciativas existentes relacionadas a inteligência preditiva
5	Virtual	30 min	07/06/2023	Entrevistado B05	Iniciativas existentes no banco e governança de dados
				Entrevistado B06	
6	Virtual	30 min	12/06/2023	Entrevistado B07	Iniciativas existentes no banco, aspectos técnicos e formas de implementação de IA
7	Virtual	30 min	06/07/2023	Entrevistado F01	Casos de uso de IA e formas de implementação
				Entrevistado F02	
				Entrevistado F03	
8	Virtual	30 min	26/06/2023	Entrevistado F04	Casos de uso de IA e formas de implementação
				Entrevistado F05	
9	Virtual	45min	08/10/2023	Entrevistado P01	Formas de implementação de IA no setor público
10	Virtual	48 min	08/05/2023	Entrevistado E01	Aspectos técnicos e formas de implementação de IA

Fonte: elaborado pelo autor.

As entrevistas realizadas com profissionais externos ao banco pesquisado foram gravadas e transcritas utilizando-se funcionalidades do próprio Microsoft Teams. As entrevistas virtuais realizadas com profissionais que atuam no banco pesquisado também foram conduzidas por meio desse *software*, mas a versão do aplicativo disponibilizada pelo banco não permitia gravação e transcrição. Nesses casos e no caso da entrevista presencial foram realizadas anotações manuais pelo

pesquisador em aplicativo “bloco de notas” durante a conversa. As transcrições e as anotações geradas foram submetidas à análise de conteúdo, mesma técnica empregada na pesquisa documental. Os procedimentos adotados para análise de conteúdo das entrevistas foram os mesmos descritos ao final do item 3.3.2.1.

3.3.3 Etapa 3 - Avaliação do artefato

Após a proposição e o desenvolvimento do artefato, iniciou-se a etapa de avaliação. Conforme Hevner *et al.* (2004, p. 85), a avaliação na DSR é “um componente crucial do processo de pesquisa”. Para os autores, a contribuição de estudos que utilizam o paradigma *design science* está diretamente relacionada a explicitação e demonstração da utilidade dos artefatos desenvolvidos (HEVNER *et al.*, 2004).

A avaliação empreendida nesta etapa foi baseada na versão F2 do artefato, a qual incorporou resultados das duas etapas anteriores do método de trabalho. Assim, a avaliação considerou a versão do artefato gerada com base nos quatro procedimentos de coleta de dados adotados: pesquisa bibliográfica, observação participante, pesquisa documental e entrevistas semiestruturadas.

Para Dresch, Lacerda e Antunes Júnior (2015), a avaliação consiste na observação do comportamento do artefato na solução do problema em questão. As saídas resultantes desta etapa são o artefato devidamente avaliado e a explicitação de seus limites e suas condições de utilização. É nesse momento que os resultados apresentados devem ser comparados com os requisitos que foram definidos. O artefato deve “provar que tem condições de atingir os objetivos desejados”, cumprindo plenamente sua função (DRESCH; LACERDA; ANTUNES JÚNIOR, 2015, p. 96).

Diversos métodos de avaliação de artefatos têm sido utilizados em pesquisas sob o paradigma *design science*, tais como observação, análise, experimentação, testagem e pesquisa-ação (TREMBLAY; HEVNER; BERNDT, 2010). Hevner *et al.* (2004) ressaltam que a demonstração da eficácia do artefato envolve a adequada seleção do método de avaliação. Com base nos objetivos desta pesquisa e nos métodos de avaliação sugeridos por esses autores, optou-se pelo emprego da análise estática. Esse método visa analisar a estrutura do artefato a partir de suas características estáticas, como complexidade (HEVNER *et al.*, 2004).

Tremblay, Hevner e Berndt (2010, p. 600) propõem que a avaliação seja guiada por uma “rota de questionamento” que encoraje o avaliador a compartilhar suas ideias. Considerando essa recomendação e o objetivo desta pesquisa, foi estabelecida a seguinte questão direcionadora para análise do artefato: *o framework desenvolvido fornece a orientação necessária para implementação de IA no contexto pesquisado?*

A utilização dessa questão, além de oferecer estímulo aos avaliadores para refletir sobre o artefato, objetivou padronizar as análises. A questão foi indagada aos mesmos profissionais que participaram das entrevistas semiestruturadas da etapa 2 desta pesquisa. Assim, nesta terceira etapa, esses profissionais passaram a desempenhar papel de avaliadores.

Hevner *et al.* (2004) sugerem que os artefatos podem ser avaliados com base em atributos de qualidade que sejam considerados relevantes. Seguindo esta sugestão e, como forma de minimizar a subjetividade das análises, foram definidos quatro atributos para avaliação da utilidade do *framework*, apresentados no Quadro 24.

Quadro 24 - Atributos para avaliação da utilidade do *framework*

Atributo	Descrição
Aplicável	O <i>framework</i> fornece um roteiro viável que pode ser aplicado no contexto pesquisado.
Compreensível	O <i>framework</i> é claro e pode ser facilmente compreendido pelos gestores e dirigentes do banco.
Compreensivo	O <i>framework</i> compreende os principais fatores críticos que devem ser considerados na implementação de IA.
Específico	O <i>framework</i> incorpora as especificidades do contexto pesquisado.

Fonte: elaborado pelo autor.

A avaliação do *framework* foi realizada em novembro de 2023. Os procedimentos envolveram a apresentação aos avaliadores da versão F2 do artefato, da questão direcionadora e dos atributos requeridos. Com base nesses elementos, foi solicitado a cada um que manifestasse livremente suas sugestões, críticas, dúvidas ou outras considerações sobre a utilidade do artefato. Para tanto, foi enviado material de três páginas contendo orientações para avaliação, versão simplificada e versão detalhada do *framework*, conforme modelo disponibilizado no Apêndice B. Considerando que a denominação *framework* não é de uso cotidiano no contexto pesquisado, nesse material optou-se pelo emprego da palavra *método* para designar o artefato desenvolvido. As manifestações coletadas geraram alterações no

framework, ocasionando retorno à etapa de desenvolvimento até ser alcançada a versão final F3, considerada satisfatória de acordo com as avaliações dos profissionais.

3.4 SÍNTESE E ALINHAMENTO DO MÉTODO AOS OBJETIVOS DE PESQUISA

Esta pesquisa foi conduzida sob o paradigma da *design science*, proposta por Simon (1996). Neste capítulo buscou-se explicitar de forma detalhada o método de pesquisa e o método de trabalho adotados.

A proposta de *framework* para implementação de IA no segmento médias empresas de banco público brasileiro envolveu a realização sequencial de três etapas: proposição, desenvolvimento e avaliação do artefato. Essas etapas foram estabelecidas com base na proposta para condução de pesquisas utilizando DSR de Dresch, Lacerda e Antunes Júnior (2015).

A coleta de dados objetivou o levantamento de informações tanto de cunho teórico quanto empírico. Os procedimentos de coleta de dados adotados foram pesquisa bibliográfica, observação participante, pesquisa documental e entrevistas semiestruturadas. A utilização desses procedimentos permitiu a triangulação dos dados coletados.

O método de trabalho adotado visou contemplar os objetivos de pesquisa propostos. Para isso, buscou-se alinhar os objetivos específicos ao percurso metodológico escolhido. Para explicitar e resumir esse alinhamento, apresenta-se no Quadro 25 os objetivos específicos de pesquisa, as informações buscadas, as fontes utilizadas, as técnicas de coleta e análise de dados adotadas e, finalmente, as etapas correspondentes do método de trabalho.

Quadro 25 - Alinhamento do método de trabalho aos objetivos de pesquisa

Objetivo específico	Informações buscadas	Fontes	Técnicas de coleta e análise de dados	Etapa do método de trabalho
a) identificar casos de uso de inteligência artificial no setor bancário e no setor público	Aplicações de IA em contextos similares ao contexto de pesquisa	Artigos em periódicos científicos e anais de congressos	Pesquisa bibliográfica e síntese temática	(Revisão qualitativa da literatura)
b) descrever os fatores críticos para implementação de inteligência artificial no contexto pesquisado	Fatores críticos para implementação de IA sob a perspectiva da gestão da organização			
c) identificar e analisar <i>frameworks</i> existentes para implementação de inteligência artificial	Artefatos existentes propostos para implementação de IA em organizações públicas e/ou privadas			
d) elaborar <i>framework</i> para implementação de inteligência artificial no contexto pesquisado e avaliar o artefato junto a gestores do banco e profissionais com experiência na aplicação dessa tecnologia	Elementos para compor <i>framework</i> para implementação de IA no contexto pesquisado	Artigos em periódicos científicos e anais de congressos	Pesquisa bibliográfica e síntese temática	1 - Proposição do artefato
		Contexto de pesquisa (banco público brasileiro)	Observação participante e análise descritiva	
		Documentos sobre implementação de IA, IA no setor bancário e IA no setor público	Pesquisa documental e análise de conteúdo	2 - Desenvolvimento do artefato
	Profissionais da instituição financeira pesquisada e profissionais de mercado com experiência na implementação de IA	Entrevistas semiestruturadas e análise de conteúdo		
Avaliação do <i>framework</i> desenvolvido				3 - Avaliação do artefato

Fonte: elaborado pelo autor.

Com base no alinhamento apresentado, considera-se que a execução do método de trabalho viabilizou o atingimento dos objetivos elencados. Enquanto os objetivos "a", "b" e "c" foram tratados no capítulo 2, o objetivo "d" é tratado no capítulo 4, dedicado à proposição, desenvolvimento e avaliação do artefato.

4 PROPOSIÇÃO, DESENVOLVIMENTO E AVALIAÇÃO DO ARTEFATO

Neste capítulo são apresentados e discutidos os resultados obtidos a partir da aplicação do método de trabalho. A intenção aqui é concretizar o objetivo geral da pesquisa, que consiste em propor *framework* para implementação de inteligência artificial no segmento médias empresas de banco público brasileiro.

O método de trabalho adotado envolveu a realização de três etapas: proposição, desenvolvimento e avaliação do artefato. Essas etapas foram baseadas na proposta de Dresch, Lacerda e Antunes Júnior (2015) para condução de pesquisas utilizando DSR.

A estrutura deste capítulo reflete a execução sequencial do método de trabalho e, portanto, é organizada em três partes. Na primeira parte, é abordada a proposição do artefato a partir da pesquisa bibliográfica e da observação participante, procedimentos que resultaram nas versões F0 e F1 do *framework*. Na segunda parte, é abordado o desenvolvimento do artefato, etapa que consistiu na realização de pesquisa documental e de entrevistas semiestruturadas, gerando a versão F2 do *framework*. Finalmente, na terceira parte é abordada a avaliação do artefato, que contou com a análise dos profissionais que participaram das entrevistas, culminando na versão F3 do *framework*.

4.1 PROPOSIÇÃO DO ARTEFATO

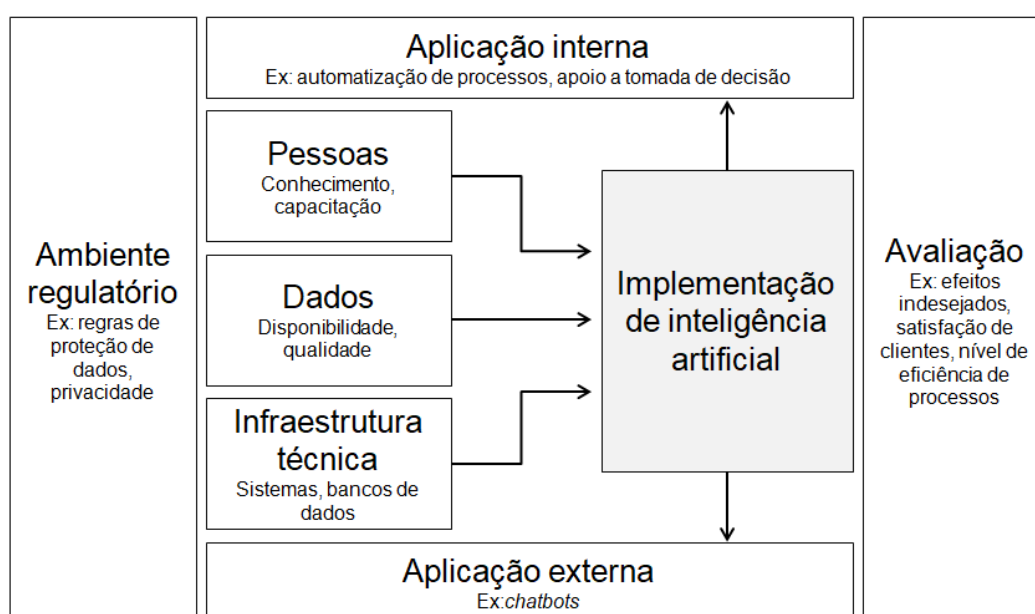
A primeira etapa do método de trabalho desta pesquisa consistiu na proposição do artefato. A proposição se justifica por se considerar que os artefatos existentes, conforme análise apresentada no item 2.4.8, ainda não oferecem solução satisfatória para a classe de problemas proposta e não incorporam aspectos inerentes ao contexto pesquisado (banco público brasileiro). Assim, com base em pesquisa bibliográfica e observação participante, foram propostas duas versões do *framework*, detalhadas nas subseções a seguir.

4.1.1 Versão preliminar F0

Inicialmente, uma versão preliminar do artefato foi elaborada tomando como referência os primeiros artigos pesquisados sobre implementação de IA e as

primeiras observações registradas pelo pesquisador, conforme Figura 13. Essa versão foi apresentada na fase de qualificação de projeto desta pesquisa, em agosto de 2022. Cabe mencionar como ressalva que, para proposição da versão preliminar, não foi considerada toda revisão da literatura, visto que parte da pesquisa bibliográfica foi realizada e agregada ao estudo após a qualificação do projeto. Da mesma forma, a versão preliminar não incorpora toda coleta de dados por meio de observação participante, também com considerável parcela executada após a qualificação.

Figura 13 - Versão preliminar F0 do artefato



Fonte: elaborado pelo autor.

O *framework* F0 é centrado nos recursos que a organização precisa mobilizar para implementar IA: pessoas, dados e infraestrutura técnica. Esses recursos levam à efetiva implementação de IA, que pode ser aplicada tanto para fins internos (ex.: automatização de processos) quanto para fins externos (ex.: *chatbots*). A implementação requer observância do ambiente regulatório, visto que existem exigências legais sobre proteção de dados e privacidade que precisam ser seguidas pelas organizações. Considerando que a implementação demanda recursos organizacionais e envolve expectativa de obtenção de certos resultados para a organização (ex.: satisfação de clientes), optou-se por evidenciar a necessidade de avaliar o alcance dos objetivos esperados. Assim, a avaliação da implementação também integra o *framework* F0.

À luz da revisão da literatura, especialmente dos aspectos abordados nos itens 2.3 e 2.4, identificou-se dois pontos de melhoria nessa versão preliminar do artefato. O primeiro ponto se refere à incorporação de mais fatores críticos para implementação de IA, cuja identificação foi possível a partir da ampliação da pesquisa bibliográfica. O *framework* F0 apresenta quantidade de fatores críticos bastante reduzida em comparação à quantidade de fatores descritos na revisão da literatura. O segundo ponto se refere à falta de clareza em relação à sequência que deve ser seguida para implementação de IA. Não existem setas associadas aos elementos “ambiente regulatório” e “avaliação”, ficando esses apartados dos demais.

Outro aspecto que merece maior investigação é verificar se as presenças dos elementos “aplicação interna” e “aplicação externa” são pertinentes no *framework*. Trata-se de ponto de questionamento se esses aspectos são, de fato, fatores críticos a serem considerados na implementação de IA.

Ainda que a versão preliminar do artefato apresente tais limitações, é oportuno destacar que tem o mérito de incorporar elementos das três dimensões do *framework* TOE: tecnologia (ex.: dados), organização (ex.: pessoas) e ambiente (ex.: ambiente regulatório). Assim, a versão preliminar já apresenta elementos que extrapolam os aspectos associados à tecnologia, ampliando a visão no ambiente organizacional que, por vezes, pode ser estreita quanto à inovação tecnológica.

4.1.2 Elementos da pesquisa bibliográfica e da revisão da literatura

A pesquisa bibliográfica possibilitou a composição da revisão da literatura apresentada no capítulo 2. Com base nas referências consultadas, cabe destaque a quatro aspectos evidenciados na literatura: o amplo rol de fatores críticos associados à implementação de IA no ambiente organizacional; o estágio inicial da literatura sobre avaliação da criticidade desses fatores, a validação do *framework* TOE como modelo que possibilita organizar os fatores identificados; e a concepção da implementação de IA como um processo.

Por meio da revisão da literatura chegou-se a mais de 20 fatores críticos relacionados à implementação de IA pelas organizações, os quais foram abordados no item 2.3. Esse quantitativo oferece uma ideia da gama de aspectos que precisam ser considerados, corroborando a noção defendida por alguns autores de que a implementação de IA apresenta maior complexidade quando comparada a outras

inovações de TI (MERHI, 2023; NEUMANN; GUIRGUIS; STEINER, 2022). Nesse sentido, é plausível estabelecer que a proposição de um *framework* para implementação de IA deveria incorporar a gama de fatores que precisa receber maior atenção e cuidado dos gestores, conforme conceito proposto por Rockart (1979). Assim, o *framework* teria como função indicar os fatores determinantes para obtenção de sucesso na implementação de IA.

Considerando a quantidade de fatores identificados e que demandam atenção, procurou-se compreender o nível de criticidade desses aspectos no intuito de estabelecer uma hierarquia de prioridade. A identificação do nível de importância dos fatores facilitaria a implementação de IA, otimizando os esforços a serem empreendidos pela organização. Contudo, constatou-se que a literatura ainda se apresenta em estágio inicial em relação à apuração do nível de criticidade dos fatores. Poucos e recentes estudos, como os de Sharma *et al.* (2022) e Merhi (2023), sugerem hierarquia de importância dos fatores. Assim, com base na revisão da literatura, não foi possível determinar, com razoável nível de segurança, o nível de criticidade dos fatores para implementação de IA no contexto de pesquisa. Além disso, conforme destacam Champion *et al.* (2020) e Sun e Medaglia (2019), o nível de criticidade depende do público de interesse que está sendo considerado. Por conta das dificuldades em determinar o nível de criticidade dos fatores, a proposição inicial do artefato incorporou os fatores identificados nos *frameworks* existentes analisados no item 2.4. A compreensão da influência do público de interesse na criticidade dos fatores, por sua vez, foi possibilitada pela realização de outros procedimentos de coleta de dados (observação participante e entrevistas semiestruturadas).

Considerando-se o rol de fatores críticos, necessitou-se de um modelo para organizá-los. O *framework* TOE, além de ser amplamente empregado nas referências consultadas (ALSHEIBANI; CHEUNG; MESSOM, 2018; ALSHEHHI; CHEAITOU; RASHID, 2022; ENHOLM *et al.*, 2022, NEUMANN; GUIRGUIS; STEINER, 2022; RADHAKRISHNAN; CHATTOPADHYAY, 2020), possibilitou categorizá-los e, ao mesmo tempo, evidenciar que a literatura faz menção a fatores críticos à implementação nas três dimensões proposta pela teoria: tecnologia, organização e ambiente. Considera-se esse modelo útil também por enfatizar a noção de que a implementação de tecnologias demanda a consideração de aspectos que extrapolam a dimensão tecnológica. Isso foi evidenciado por meio da

identificação de fatores críticos para implementação de IA nas três dimensões preconizadas pelo *framework* TOE.

Finalmente, considera-se relevante a noção da implementação de IA como um processo, composto por etapas sequenciais, que foi evidenciada a partir da análise comparativa dos *frameworks* existentes, abordada no item 2.4.8. A síntese das etapas mencionadas nos artefatos analisados aponta para três momentos no processo de implementação. O primeiro consiste em uma etapa preparatória, conforme *frameworks* de Alsheibani *et al.* (2020), Reim, Åström e Eriksson (2020), Champion *et al.* (2020) e Chen *et al.* (2022). O segundo consiste na execução em pequena escala, conforme evidências identificadas nos *frameworks* de Alsheibani *et al.* (2020), Freeman, Rahman e Batarseh (2021) e Reim, Åström e Eriksson (2020). O terceiro momento é o de disseminação e ganho de escala, conforme se constata nos *frameworks* de Champion *et al.* (2020) e Chen *et al.* (2022).

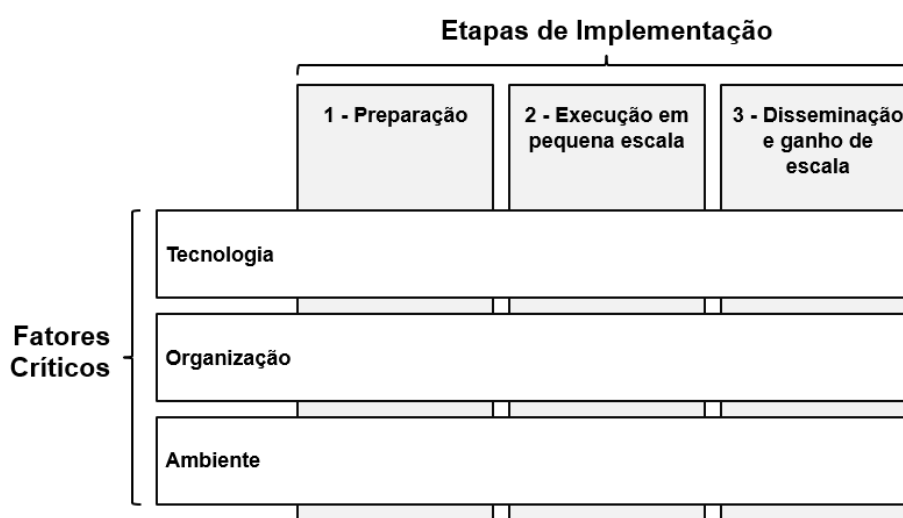
O reconhecimento desses três momentos leva à concepção da implementação de IA como um processo com início, meio e fim. Isso pode ser constatado observando-se que a maior parte dos artefatos analisados apresenta a implementação como uma sequência linear (ALSHEIBANI; CHEUNG; MESSOM, 2018; CAMPION *et al.*, 2020; CHEN *et al.*, 2022; FREEMAN; RAHMAN; BATARSEH, 2021; REIM; ÅSTRÖM; ERIKSSON, 2020; SHARMA *et al.*, 2022. Somente o *framework* de Alsheibani *et al.* (2020) apresenta a adoção de IA como um processo circular.

Levando em consideração esses aspectos, conclui-se que a implementação é concebida, majoritariamente na literatura, como processo linear e, portanto, o *framework* proposto deveria enfatizar a ideia de linearidade, em oposição à ideia de circularidade. Entende-se que a linearidade permite comunicar a noção de ponto de partida e ponto de chegada, inerente ao processo que se estabelece na implementação. Um método circular não transmitiria a noção de processo com início, meio e fim. Ainda que as etapas possam ser repetidas e, inclusive, gerar elementos que retroalimentem novos processos de adoção de IA, optou-se por enfatizar a ideia de conclusão. Assim, o *framework* proposto permitiria esclarecer em que momento pode-se considerar a IA implementada na organização, visto que o problema de pesquisa diz respeito à implementação de IA e não à sua utilização. Entende-se que a utilização de IA, por sua vez, pode ser concebida como processo contínuo, mas a

implementação requer o cumprimento de etapas sequenciais que levem a um desfecho (IA implementada).

O cruzamento entre os fatores críticos e as etapas de implementação, mediados pelas dimensões preconizadas no *framework* TOE, suscitaram a elaboração do primeiro protótipo da versão F1, apresentado na Figura 14.

Figura 14 - Primeiro protótipo da versão F1



Fonte: elaborado pelo autor.

O primeiro protótipo da versão F1 é centrado nas três etapas de implementação de IA, apuradas na análise comparativa dos artefatos existentes. Os fatores críticos identificados na revisão da literatura, por sua vez, estão organizados com base no *framework* TOE e perpassam cada uma das etapas. Em cada etapa, determinados fatores poderão ter menor ou maior relevância, conforme o propósito de cada momento do processo.

4.1.3 Elementos da observação participante

A observação participante permitiu contato direto do pesquisador com o contexto estudado. A partir dos registros realizados durante as observações, foi possível distinguir a emergência de três temas: nível de maturidade de IA da organização, riscos percebidos e benefícios potenciais. A síntese dos resultados e os temas emergentes identificados na observação participante são apresentados no Quadro 26.

Quadro 26 - Síntese dos resultados e temas emergentes identificados na observação participante

O que foi observado	Síntese do resultado da observação	Tema emergente
Ferramentas de IA disponíveis para uso de empregados	Não foram identificadas ferramentas baseadas em IA disponíveis para uso pelos empregados, exceto solução implementada em 2016.	Nível de maturidade de IA da organização
Iniciativas de implementação de IA e outras tecnologias	Não foram identificadas iniciativas atuais específicas para implementação de IA, mas foram identificadas iniciativas institucionais para fomentar a transformação digital.	
Conhecimento de gestores sobre IA	Observou-se existência de lacunas de conhecimento sobre IA por parte de gestores e necessidade de conscientização sobre o tópico.	
Existência de empregados com conhecimentos técnicos sobre IA	Não foram identificados empregados com conhecimentos técnicos sobre IA na área de atacado do banco.	
Direcionamento institucional sobre uso de ferramentas de IA	Observou-se vedação ao uso de ferramentas não homologadas baseadas em IA.	Riscos percebidos
Interesse de gestores sobre IA	Observou-se interesse e curiosidade sobre IA por parte de gestores no contexto pesquisado.	Benefícios potenciais

Fonte: elaborado pelo autor.

Em relação ao nível de maturidade de IA, constatou-se que se a organização pesquisada se encontra em estágio inicial, com experiência limitada em relação ao uso de IA. Em 2016, a instituição implementou um *chatbot* baseado em IA, voltado ao atendimento do público interno, principalmente para suporte tecnológico. A solução foi viabilizada por meio da contratação de fornecedor especializado em sistemas de TI. Contudo, com as observações recentes realizadas para esta pesquisa, constatou-se que não houve ampliação da solução, ficando ela restrita ao atendimento de empregados do banco. Além disso, não foram identificadas implementações de novas ferramentas baseadas em IA.

Cabe mencionar que a estrutura organizacional observada não prevê área dedicada a soluções de IA. Outro aspecto evidenciado é a cultura de silos, que gera competição por recursos e dificulta a atitude colaborativa entre as áreas da organização.

No que concerne ao conhecimento de gestores sobre IA, verificou-se lacunas de conhecimento e demanda de conscientização sobre o tópico. Da mesma forma, foi identificada não somente a inexistência de profissionais com conhecimentos técnicos sobre IA, mas a escassez de profissionais com competências técnicas associadas a TI na área de atacado do banco.

Por outro lado, observou-se que a organização vem promovendo ações associadas a transformação digital, como o mapeamento de competências digitais e a realização de um *hackathon*¹.

Em relação aos riscos percebidos, a observação indica que o uso de soluções de IA, no momento, não é incentivado, tendo em vista que as ferramentas disponíveis no mercado não são homologadas pelas áreas gestoras responsáveis. O uso do *ChatGPT*, por exemplo, foi vedado pela área de risco do banco. A orientação institucional, até a finalização do período da observação participante, era aguardar até que diretrizes específicas fossem definidas e publicadas. As observações indicam preocupação institucional sobre sigilo bancário e compartilhamento de dados com terceiros.

Ainda que tenha sido constatado estágio inicial em relação à maturidade de IA e preocupação em relação a riscos decorrentes do uso da tecnologia, foram observados benefícios potenciais advindos de eventual emprego de IA. Cabe destacar que o interesse e a curiosidade sobre IA por parte de gestores é significativa no contexto pesquisado. Esses aspectos foram evidenciados por meio da realização de palestra sobre IA, conduzida pelo pesquisador, que contou com relevante adesão dos profissionais convidados a participar do evento. Outros aspectos observados e que podem facilitar a obtenção de benefícios por meio de IA são a disponibilidade de dados e a existência de uma infraestrutura de banco de dados na área de atacado da instituição pesquisada.

Quanto ao emprego de IA, uma série de aplicações foram vislumbradas, especialmente relacionadas a processos internos. Para exemplificar, algumas das possíveis aplicações seriam nos processos de distribuição de metas, identificação de empresas do segmento atacado para prospecção e pré-análise de risco de crédito.

O processo de distribuição de metas envolve a alocação de orçamento às unidades do banco. Esse é percebido como um dos processos mais sensíveis e está diretamente relacionado à apuração de desempenho de gestores. O uso de IA nesse processo permitiria balanceamento mais adequado à realidade de cada unidade, tomando como base dados referentes a participação de mercado das unidades,

¹ Evento no qual programadores e outros envolvidos no desenvolvimento de *software* colaboram intensivamente ao longo de um curto período em projetos orientados por desafios, incentivando a experimentação e a criatividade (BRISCOE; MULLIGAN, 2014).

histórico de clientes, entre outros. Uma distribuição de metas mais precisa possibilitaria uma avaliação de desempenho também mais precisa.

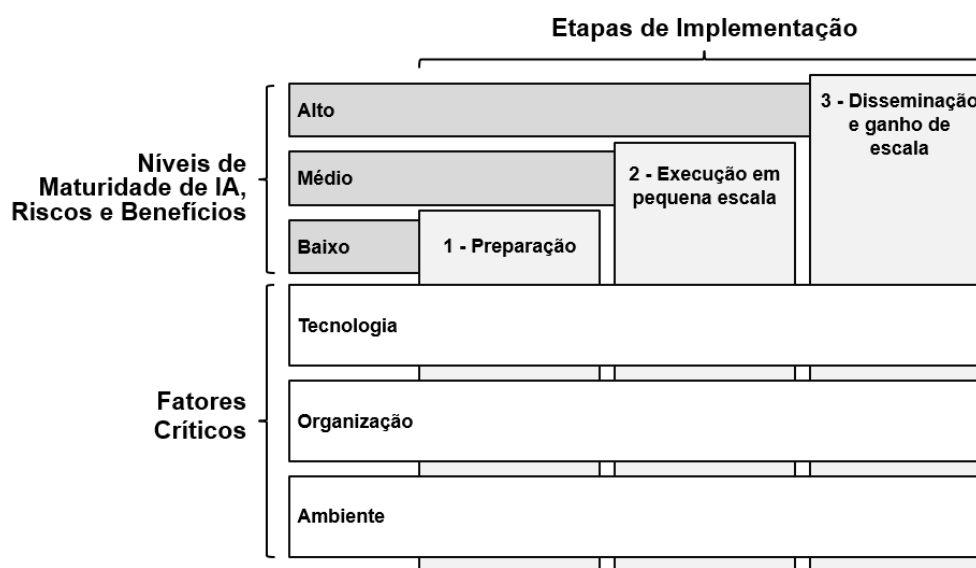
A identificação de empresas do segmento atacado seria outra aplicação útil para o banco, pois ajudaria na prospecção de clientes, ponto crucial para a área. Atualmente a rede de atacado é dedicada ao atendimento de empresas que se enquadram em determinada faixa de faturamento anual. A identificação do faturamento é possível a partir das demonstrações financeiras disponibilizadas pelas empresas. Contudo, o banco não tem acesso às demonstrações de empresas que não são clientes, dificultando a identificação de clientes potenciais no mercado. O emprego de IA poderia auxiliar na predição de probabilidade de uma empresa estar enquadrada no segmento, utilizando-se, para isso, dados públicos, como valor do capital social, ramo de atividade, entre outros.

Uma terceira aplicação seria a pré-análise de risco de crédito dos clientes. Atualmente a avaliação de crédito é realizada pela área de risco e requer a apresentação de demonstrações financeiras disponibilizadas pelos clientes. O processo de avaliação envolve prazos relativamente extensos e que, muitas vezes, não atendem às necessidades dos clientes. Assim, o emprego de IA, com consentimento do cliente, poderia possibilitar pré-análise baseada em informações já disponíveis (ex.: histórico de crédito), dispensando a solicitação de documentos e tornando o processo de concessão de crédito mais célere.

Em suma, a observação participante evidenciou aspectos inerentes ao estágio inicial de maturidade da organização, sendo alguns considerados dificultadores (ex.: lacunas de conhecimento sobre IA por parte de gestores) e outros facilitadores (ex.: disponibilidade de dados). Também foi constatada que a implementação de IA no contexto pesquisado enfrentaria importantes desafios, como a mitigação dos riscos percebidos. Além disso, observou-se interessante gama de oportunidades para aplicações baseadas em IA e que podem gerar benefícios relevantes para o banco.

Levando em conta a relevância dos temas observados, entendeu-se apropriado incorporar ao *framework* os seguintes aspectos: níveis de maturidade de IA, riscos e benefícios. Esses fatores foram associados às etapas de implementação para que artefato transmita a ideia de gradação, isto é, aumento dos níveis de maturidade, riscos e benefícios à medida que o processo avança. Assim, chegou-se à elaboração do segundo protótipo da versão F1, apresentado na Figura 15.

Figura 15 - Segundo protótipo da versão F1



Fonte: elaborado pelo autor.

O segundo protótipo da versão F1 mantém as etapas de implementação de IA e os fatores críticos, agregando novos fatores provenientes da observação participante: níveis de maturidade de IA, riscos e benefícios. Esses novos fatores são dispostos em função das três etapas de implementação. Nesse protótipo, as etapas são apresentadas como “degraus” a serem galgados. À medida que a organização vai progredindo no processo, maiores serão os níveis de maturidade, riscos e benefícios advindos da implementação de IA.

4.1.4 Versão F1 do artefato

A versão F1 do artefato é apresentada na Figura 16 e é resultante de elementos identificados a partir da realização de pesquisa bibliográfica e de observação participante. A pesquisa bibliográfica permitiu a composição de revisão da literatura e, partir dela, a constatação de fatores críticos e etapas para implementação de IA nas organizações. A observação participante, por sua vez, permitiu capturar elementos diretamente associados ao contexto de pesquisa: níveis de maturidade de IA, riscos e benefícios.

Figura 16 - Versão F1 do artefato

		Etapas de Implementação		
Níveis de Maturidade de IA, Riscos e Benefícios	Alto			3 - Disseminação e ganho de escala
	Médio	2 - Execução em pequena escala		
	Baixo	1 - Preparação		
Fatores Críticos	Tecnologia	<ul style="list-style-type: none"> Disponibilidade, suficiência e acessibilidade dos dados; Infraestrutura tecnológica apropriada. 	<ul style="list-style-type: none"> Qualidade dos dados. 	<ul style="list-style-type: none"> Transparência e explicabilidade.
	Organização	<ul style="list-style-type: none"> Apoio institucional; Atitude colaborativa; Conhecimento por parte dos gestores; Cultura e características organizacionais; Pessoas com as competências necessárias; Resistência à mudança. 	<ul style="list-style-type: none"> Compreensão do ambiente e das regras de negócio. 	<ul style="list-style-type: none"> Visibilidade dos benefícios.
	Ambiente	<ul style="list-style-type: none"> Aspectos regulatórios; Custo financeiro; Pressão competitiva. 	<ul style="list-style-type: none"> Privacidade dos usuários. 	<ul style="list-style-type: none"> Questões éticas.

Fonte: Elaborado pelo autor.

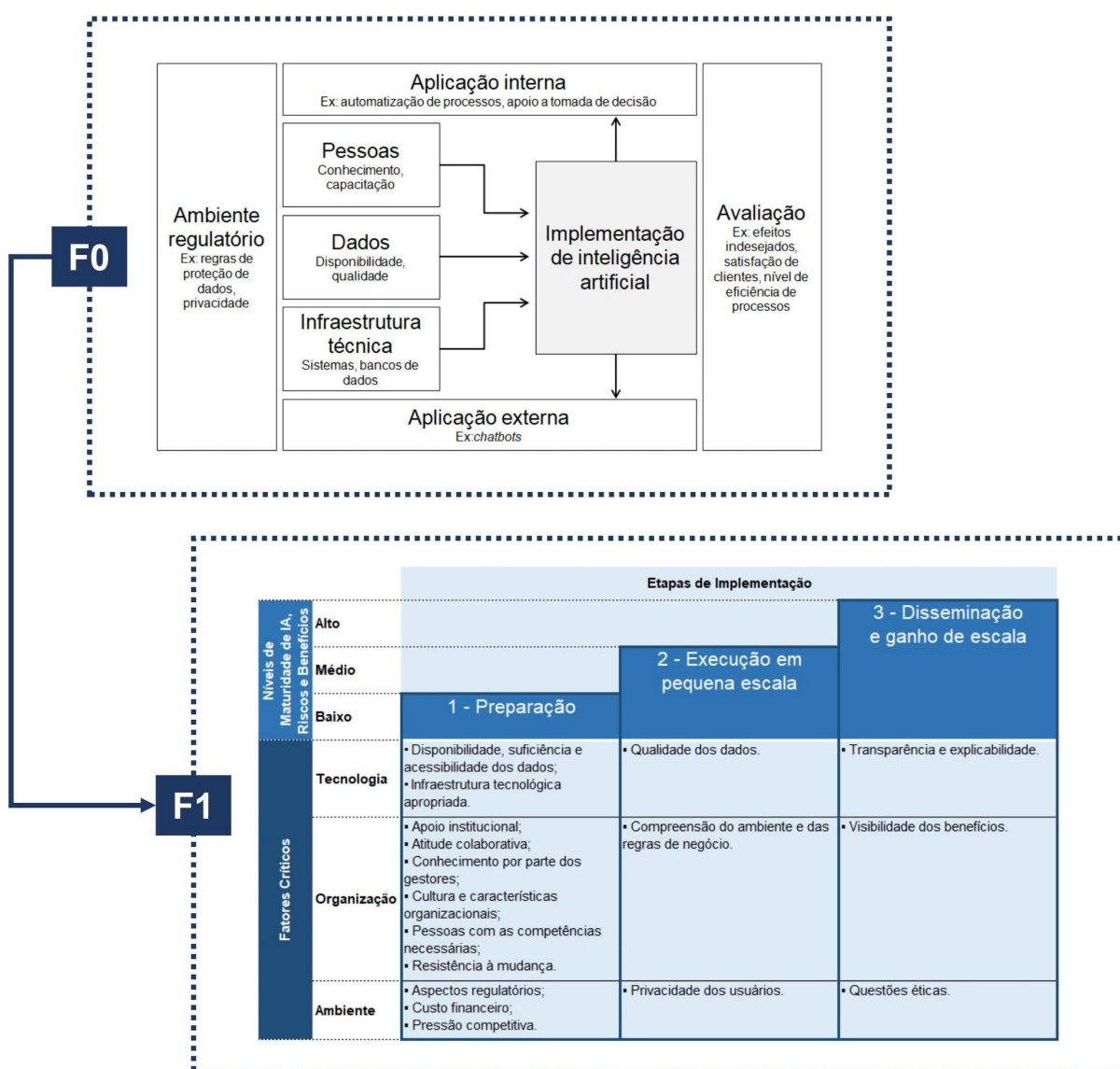
Cabe mencionar que, na revisão da literatura, foram identificados mais de 20 fatores críticos para implementação de IA. Considerou-se que a inclusão de todos os fatores nesta versão do artefato geraria excesso de informação, o que poderia prejudicar a compreensibilidade do *framework*. Por outro lado, o nível de criticidade dos fatores não é completamente esclarecido nas referências consultadas. Há, portanto, lacuna na literatura referente a parâmetros que estabeleçam grau de importância dos aspectos que devem ser considerados na implementação de IA.

Por conta disso, optou-se por utilizar como critério de inclusão a presença dos fatores nos artefatos analisados no item 2.4. A partir da análise desses artefatos foi possível identificar 17 fatores críticos. Esses fatores foram categorizados conforme *framework* TOE e dispostos ao longo das três etapas de implementação. A disposição dos fatores ao longo das etapas foi estabelecida com base no propósito de cada uma. Considerando que o nível de maturidade de IA da organização pesquisada foi considerado baixo com base na observação, entendeu-se que a primeira etapa (preparação) requeria mais providências em relação à adoção de IA. Por isso, a quantidade de fatores críticos associados à primeira etapa é maior do que às etapas subsequentes.

4.1.4.1 Evolução do artefato da versão F0 para F1

A evolução do artefato da versão F0 para F1 é apresentada na Figura 17 e revela significativas mudanças. Ainda assim, a presença de fatores associados às três dimensões do *framework* TOE (tecnologia, organização e ambiente) foi mantida. A alteração mais expressiva se refere à noção de processo linear com início, meio e fim, conceito que não estava presente na versão preliminar e que foi evidenciada na versão F1 do artefato.

Figura 17 - Evolução do artefato da versão F0 para F1



Fonte: Elaborado pelo autor.

A partir de elementos constatados na revisão da literatura, adicionou-se os seguintes fatores críticos para implementação: atitude colaborativa; compreensão do ambiente e das regras de negócio; cultura e características organizacionais; custo financeiro; pressão competitiva; questões éticas; resistência à mudança; e transparência e explicabilidade. Os itens “aplicação interna” e “aplicação externa” foram suprimidos, pois não são mencionados na literatura como fatores críticos para implementação de IA, mas como casos de uso de IA. A partir da observação participante, identificou-se a necessidade de evidenciar outros três fatores: níveis de maturidade de IA, riscos e benefícios. Esses fatores foram relacionados às etapas de implementação para transmitir a ideia de aumento gradativo à medida que o processo de implementação avança.

4.2 DESENVOLVIMENTO DO ARTEFATO

A segunda etapa do método de trabalho desta pesquisa consistiu no desenvolvimento do artefato. Foram conduzidas pesquisa documental e entrevistas semiestruturadas para levantamento de novos elementos a serem incorporados ao artefato. A partir da versão F1 proposta na primeira etapa e dos resultados obtidos na etapa de desenvolvimento, foram promovidas alterações no *framework*, resultando na versão F2. O processo de desenvolvimento é detalhado nas subseções a seguir.

4.2.1 Elementos da pesquisa documental

A pesquisa documental contou com a análise de 12 documentos, descritos no item 3.3.2.1. Os documentos versam sobre os assuntos implementação de IA, IA no setor bancário e IA no setor público. De forma geral, apresentam elementos já constatados na revisão da literatura, mas mencionam novos aspectos que merecem ser considerados no desenvolvimento do *framework*. Entre esses novos aspectos, destacam-se supervisão humana e centralização das atividades de IA.

A análise de conteúdo dos documentos indica três enfoques, que serão tratados aqui: aplicações de IA no contexto pesquisado, fatores críticos para implementação de IA e processo de implementação de IA.

O primeiro enfoque é relacionado às aplicações de IA no contexto pesquisado. Os documentos mencionam diversos usos potenciais, especialmente no setor bancário, o que leva a considerar que tais tecnologias são apropriadas às características das instituições financeiras. Documento sobre inovação do BC reconhece que “há um mundo de possibilidade de uso de IA no sistema financeiro” e que a utilização de IA pode transformar os aplicativos dos bancos em consultores financeiros (BC, 2023, p. 9). Nessa linha, os documentos das consultorias Deloitte e McKinsey apresentam muitos usos potenciais em variadas atividades bancárias, desde operações internas (ex.: auditoria), passando pelas atividades centrais (ex.: processamento de pagamentos) até atividades de contato direto com cliente (ex.: relacionamento com consumidor) (DELOITTE, c2021; MCKINSEY, 2023).

O segundo enfoque é relacionado aos fatores críticos para implementação de IA, sendo constatado que os documentos abordam fatores já identificados na revisão da literatura, conforme apresentado no Quadro 27.

Quadro 27 - Fatores críticos identificados na revisão da literatura que foram abordados nos documentos analisados

Perspectiva no framework TOE	Fator crítico	Documentos que abordam o fator
Tecnologia	Qualidade dos dados	Gartner (2020a); Gartner (2020b); Pwc (c2020); WEF (2022)
	Disponibilidade, suficiência e acessibilidade dos dados	Gartner (2020a); Gartner (2020b); Mckinsey (2023); WEF (2020); WEF (2022)
	Infraestrutura tecnológica apropriada	Gartner (2020a); Pwc (c2020); WEF (2022)
	Transparência e explicabilidade	Transparência (2020a); WEF (2020); WEF (2022)
	Uso de IA como objetivo em si mesmo	C4IR Brasil (2022); Gartner (2020b); WEF (2020)
	Vieses	C4IR Brasil (2022); WEF (2020)
	Visibilidade dos benefícios	Gartner (2020a); Gartner (2020b)
Organização	Atitude colaborativa	C4IR Brasil (2022); Gartner (2020b)
	Compreensão do ambiente e das regras de negócio	Gartner (2020a)
	Cultura e características organizacionais	Gartner (2020a); Landing AI ([2023?])
	Nível de maturidade	C4IR Brasil (2022); Deloitte (c2021); Gartner (2020b); Pwc (c2020); WEF (2022)
	Pessoas com competências necessárias	C4IR Brasil (2022); Deloitte (c2021); Gartner (2020a); Gartner (2020b); Landing AI ([2023?]); Mckinsey (2023); Pwc (c2020); WEF (2020); WEF (2022)
	Resistência à mudança	Landing AI ([2023?])

	Visão estratégica clara	Landing AI ([2023?]); Pwc (c2020); WEF (2020)
Ambiente	Aspectos regulatórios	C4IR Brasil (2022); WEF (2020); Transparência (2020a); Transparência (2020b)
	Custo financeiro	Deloitte (c2021)
	Seleção e contratação de fornecedores	Landing AI ([2023?]); WEF (2020)
	Privacidade dos usuários	C4IR Brasil (2022); Transparência (2020a); Transparência (2020b)

Fonte: elaborado pelo autor.

Sobre os fatores críticos já identificados na literatura e abordados nos documentos, merecem ser destacados os pontos levantados sobre cultura organizacional e pessoas.

O documento da *Landing AI* menciona que a cultura de silos, característica de empresas de grande porte, tende a atrapalhar a implementação de IA: “se você tem 50 diferentes bancos de dados sob controle de 50 vice-presidências, será quase impossível [...] para um *software* de IA acessar esses dados e ‘ligar os pontos’” (LANDING AI, ([2023?], p. 4). A recomendação, conforme o documento, é centralizar os dados somente em um ou pequeno número de repositórios de dados. O documento *Unpacking AI Procurement in a Box* do Fórum Econômico Mundial menciona orientação similar para organizações do setor público (WEF, 2022).

Sobre pessoas com competências necessárias, foram identificadas abordagens a esse fator em 10 dos 12 documentos analisados, o que reforça a relevância desse aspecto na implementação de IA. Chama atenção a ênfase dada na necessidade de se comporem equipes multidisciplinares para execução de projetos envolvendo IA. Conforme a Gartner, iniciativas para implementação dessas tecnologias requerem três perfis complementares de profissionais para que se obtenha o equilíbrio ideal em uma equipe: o especialista em IA, que deve conhecer em profundidade as técnicas; o profissional de TI, que deve entender a situação atual das capacidades de TI da organização; e o profissional conhecedor da área de domínio, que deve entender os requisitos e as métricas do negócio (GARTNER; 2020b). O documento da PwC, por sua vez, alerta para potencial dificuldade de comunicação entre os integrantes de uma equipe de IA, já que profissionais com perfis distintos tendem a “falar línguas diferentes” (PWC; c2020, p. 27). Conforme guia de contratações públicas da C4IR Brasil e documento sobre recomendações de governança da Transparência Brasil, a diversidade nas equipes do projeto ajuda a evitar vieses e reprodução de preconceitos existentes (C4IR BRASIL, 2022;

TRANSPARÊNCIA, 2020a). Documentos da Deloitte e do Fórum Econômico Mundial também abordam com ênfase a orientação de compor equipes heterogêneas e com perfis multidisciplinares em projetos de IA (DELOITTE, c2021; WEF, 2020).

Além dos fatores críticos mencionados no quadro anterior, que já haviam sido identificados por meio da revisão da literatura, os documentos analisados trazem, ainda, outros fatores a serem considerados, até então não detectados: supervisão humana (*human-in-the-loop*), centralização das atividades de IA, formas de desenvolvimento, gestão de riscos e Sul Global. O Quadro 28 oferece descrição e referências de cada um desses fatores.

Quadro 28 - Outros fatores críticos para implementação de IA identificados na pesquisa documental

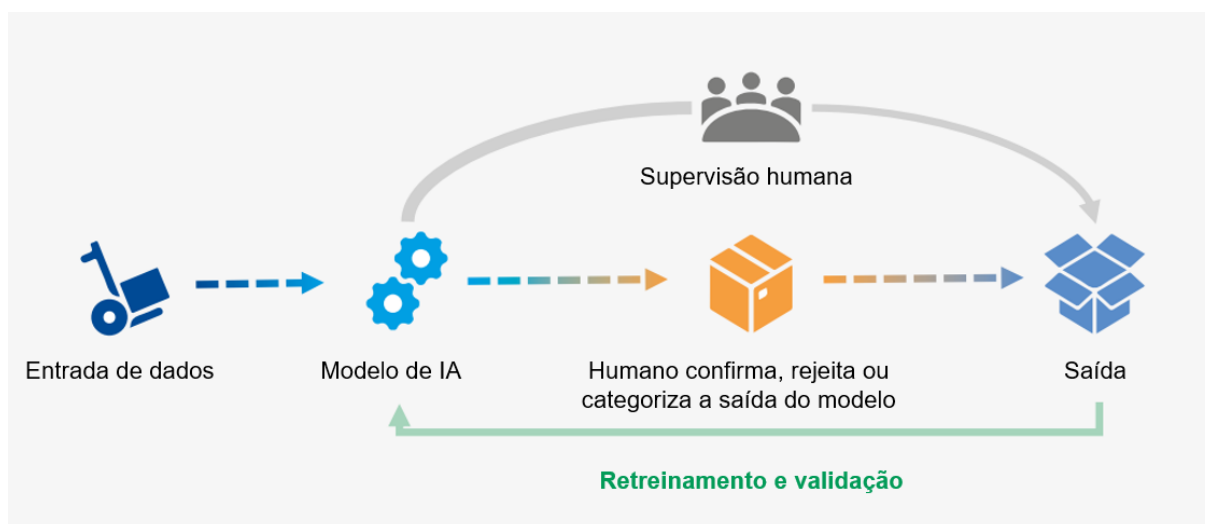
Perspectiva no framework TOE	Fator crítico	Descrição	Referências
Tecnologia	Supervisão humana (<i>human-in-the-loop</i>)	Os resultados dos algoritmos de IA deveriam ser revisados por humanos para garantir conformidade legal e alinhamento às expectativas dos usuários.	C4IR Brasil (2022); Transparência (2020a); WEF (2022)
Organização	Centralização das atividades de IA	As organizações tendem a adotar modelos de atuação centralizados para execução de projetos de IA.	Gartner (2020b); Pwc (c2020); WEF (2022)
	Formas de desenvolvimento	É necessário balancear os prós e os contras sobre desenvolver soluções de IA internamente ou recorrer a fornecedores.	C4IR Brasil (2022); WEF (2022)
	Gestão de riscos	As organizações devem gerir os riscos associados ao uso de IA, como impactos negativos ao exercício de direitos pela sociedade.	BC (2023); C4IR Brasil (2022); Deloitte (c2021); Mckinsey (2023); Pwc (c2020); Transparência (2020a); Transparência (2020b); WEF (2022)
Ambiente	Sul Global	Muitas soluções de IA são desenvolvidas no Norte Global, com dados que não são necessariamente representativos das populações de países em desenvolvimento.	C4IR Brasil (2022); WEF (2022)

Fonte: elaborado pelo autor.

Os documentos analisados enfatizam a necessidade de supervisão humana como salvaguarda das decisões automatizadas produzidas pelos sistemas de IA (C4IR BRASIL, 2022; TRANSPARÊNCIA, 2020a; WEF, 2022). A expressão em

inglês *human-in-the-loop* é associada a esse mecanismo, que consiste em humanos realizando avaliação e revisão das saídas geradas pelos algoritmos de IA, como forma de assegurar conformidade com obrigações legais e alinhamento com as expectativas dos usuários (WEF, 2022). O C4IR Brasil recomenda a supervisão humana para “para evitar violações de direitos fundamentais - principalmente quando os dados que alimentam o sistema já estiverem impregnados com vieses e preconceitos em seus sistemas legados” (C4IR BRASIL, 2022, p. 45). O documento *Unpacking AI Procurement in a Box*, do Fórum Econômico Mundial, traz representação elucidativa do mecanismo de supervisão humana, conforme mostrado na Figura 18.

Figura 18 - Supervisão humana como estratégia de mitigação de risco em ferramentas de IA



Fonte: adaptado do documento *Unpacking AI Procurement in a Box*, do Fórum Econômico Mundial (WEF, 2022, p. 22).

Contudo, o mecanismo de supervisão humana não é livre de falhas e pode ser insuficiente na mitigação de riscos, conforme alertam documentos do C4IR Brasil e do Fórum Econômico Mundial. A insuficiência pode ser ocasionada, entre outros fatores, pelo excesso de confiança nos resultados gerados pelos sistemas de IA. Falhas também podem ser acarretadas pelo fato de que a supervisão humana compense em demasia erros e vieses já percebidos nos resultados dos algoritmos, gerando novas distorções que afetem o algoritmo sem a efetiva correspondência nos bancos de dados (C4IR BRASIL, 2022; WEF, 2022).

Outro fator que ganha destaque nos documentos analisados é a centralização das atividades de IA. Conforme constata a consultoria PwC, a implementação de IA no setor industrial começa tipicamente com o uso fragmentado e não coordenado dos dados e se move em direção a um modelo organizacional mais centralizado (PWC, c2020). Na mesma linha, a consultoria Gartner menciona que organizações que adotam IA tendem a instituir um “laboratório de IA”, unidade com funcionamento independente das unidades de negócio e do departamento de TI. Dessa forma, o laboratório se mantém alinhado ao negócio e, ao mesmo tempo, permanece atualizado sobre as capacidades técnicas e sobre a estratégia geral da organização (GARTNER, 2020b).

Sobre as formas de desenvolvimento das soluções de IA, dois documentos abordam o dilema da decisão entre desenvolver internamente ou contratar os serviços com fornecedores: *Unpacking AI Procurement in a Box*, do Fórum Econômico Mundial; e o Guia de Contratações Públicas de Inteligência Artificial, do C4IR Brasil. Conforme documento do Fórum Econômico Mundial, levantamento com 142 ferramentas de IA utilizadas por órgãos públicos no Estados Unidos revela que mais da metade são desenvolvimentos internos (WEF, 2022). No Brasil, esse cenário é similar, conforme o C4IR Brasil. A maior parte dos casos de uso de IA no setor público brasileiro são sistemas desenvolvidos internamente pelas equipes de TI, ao invés de aquisições mediante processos de contratação pública, com protagonismo do Judiciário e órgãos de controle. Entre os motivos apontados, estão a criticidade das informações e a segurança dos bancos de dados envolvidos, fazendo com que o desenvolvimento interno seja considerado a alternativa com maiores níveis de controle e governança (C4IR BRASIL, 2022).

Os documentos produzidos pelo C4IR Brasil e pelo Fórum Econômico Mundial trazem ainda uma série de recomendações sobre os termos contratuais que devem ser estabelecidos com fornecedores, enfatizando a noção de flexibilidade contratual. De acordo com C4IR Brasil, soluções de IA diferem de outras tecnologias pela sua habilidade única de treinamento contínuo, o que deve “refletir em graus maiores de flexibilidade contratual, seja em relação à vigência (prorrogações), seja em relação ao objeto (alterações quantitativas e qualitativas)” (C4IR BRASIL, 2022, p. 34). Sobre alternativas de contratação aplicáveis ao desenvolvimento de IA na legislação brasileira, o C4IR Brasil apresenta sete opções, com destaque para a modalidade “encomenda tecnológica”. Conforme o Guia de Contratações Públicas

de Inteligência Artificial produzido pela entidade, essa opção dispensa licitação, permitindo contratação direta pelo Poder Público quando o objeto envolver risco tecnológico. Trata-se de modalidade que favorece a flexibilidade de negociação e oportuniza interação com fornecedores para a definição do objeto contratual. Entre as alternativas de contratação mencionadas pelo C4IR Brasil, a menos apropriada para aquisição de serviços de IA é a licitação, pois essa modalidade “apresenta limitações jurídicas e econômicas que fragilizam os incentivos para o desenvolvimento de tecnologias emergentes” (C4IR BRASIL, 2022, p. 31).

A respeito da gestão de riscos, os documentos oferecem amplo panorama de riscos associados à implementação de IA, como oferta discriminatória de serviços (BC 2023) e impactos negativos ao exercício de direitos pela sociedade (TRANSPARÊNCIA, 2020a). Para mitigação de riscos e uma operação eficiente, a consultoria PwC estabelece que as organizações precisam definir um nível mínimo de governança de IA (PWC, c2020). Nessa linha, o C4IR Brasil oferece importante ferramenta no Guia de Contratações Públicas de Inteligência Artificial: o questionário “Avaliação de Impacto Algorítmico”. Elaborado à luz da legislação brasileira vigente, o instrumento permite avaliar riscos específicos relacionados ao emprego de IA e aprendizado de máquina (C4IR BRASIL, 2022).

Os documentos produzidos pelo C4IR Brasil e pelo Fórum Econômico Mundial chamam atenção para a questão do Sul Global: “o Brasil e os países da América Latina são mais frequentemente importadores do que desenvolvedores de soluções de IA” (C4IR BRASIL, 2022, p 45). Isso acarreta a aquisição de soluções estrangeiras que podem ter sido treinadas com base em conjuntos de dados não representativos da população na qual o algoritmo será empregado, refletindo contextos étnicos e socioeconômicos diferentes e, assim, gerando distorções (C4IR BRASIL, 2022). De acordo com o Fórum Econômico Mundial, a situação é agravada, ainda, pela fuga de talentos dos países emergentes para os países desenvolvidos, colocando os países do Sul Global em maiores dificuldades no desenvolvimento de suas próprias tecnologias de IA (WEF, 2022).

Finalmente, o terceiro enfoque identificado nos documentos pesquisados é relacionado ao processo de implementação de IA. De forma geral, são apresentados modelos lineares para implementação de IA no ambiente organizacional, compostos por etapas sequenciais. Documento da *Landing AI* propõe sequência de cinco passos: executar projetos pilotos; construir um time interno de IA; prover amplo

treinamento; desenvolver uma estratégia de IA; e desenvolver comunicações internas e externas (LANDING AI, [2023?]). Já documento da consultoria McKinsey, sobre IA no setor bancário, aponta para um processo de seis etapas: desenvolver uma estratégia de IA; definir um caso de uso; experimentar com protótipos; construir confiança; ganhar escala; e gerar resultados sustentáveis (MCKINSEY, 2023). Documento da PwC também enfatiza necessidade de um processo gradativo, que inicie com um sistema de supervisão humana e, então, mova-se para um processo completamente autônomo. Essa “abordagem passo-a-passo [...] pode ser importante para construir confiança nos dados e nos algoritmos”, a fim de que a adoção de IA seja disseminada por toda organização (PWC, c2020, p. 13). Ainda sobre o processo de implementação de IA, ganha destaque orientação quanto à execução de projetos pilotos. Conforme a consultoria Deloitte, é necessário construir ambiente não punitivo para falhas, a fim de que as equipes de IA tenham condições de aprender e explorar diferentes soluções para os casos de uso (DELOITTE, c2021). Nessa linha, de acordo com documento da Gartner, “engajar-se em uma estratégia de IA sem antes experienciar suas técnicas é colocar a carroça na frente dos bois” GARTNER (2020a, p. 7). A execução de pilotos ajuda a organização a ganhar familiaridade com a IA e a convencer mais pessoas a investir em projetos baseados nessas tecnologias (LANDING AI, [2023?]).

4.2.2 Elementos das entrevistas semiestruturadas

Assim como nos documentos pesquisados, a análise do conteúdo gerado nas entrevistas semiestruturadas indica três enfoques abordados pelos entrevistados: aplicações de IA no contexto pesquisado, fatores críticos para implementação de IA e processo de implementação de IA.

Em relação ao primeiro enfoque, referente às aplicações de IA, constatou-se que projetos envolvendo IA na organização estudada são conduzidos de forma descentralizada, ainda sem coordenação institucional. Conforme Entrevistado B03 e Entrevistado B04, atualmente a discussão sobre IA é conduzida pela área de risco do banco, especialmente no que compete à governança de dados. Eles relatam ainda que, em 2016, houve projeto de digitalização da instituição, prevendo incubadora digital, contudo, por questões de custos elevados e mudanças na

gestão, não foi dada continuidade ao projeto e, no momento, está sendo remodelado.

Por meio das entrevistas foi possível constatar caso de uso de IA na área de logística do banco. Conforme Entrevistado B07, foi utilizado modelo de IA para realizar a previsão de demanda por cédulas e moedas utilizadas nas agências bancárias. O uso de algoritmo de IA permitiu determinar com maior precisão os momentos necessários para transporte de numerário até as agências. Isso acarretou expressiva redução de acionamentos extras às empresas que realizam o transporte por meio de carros-fortes e, conseqüentemente, diminuiu custos e riscos do banco com esse serviço. A iniciativa, contudo, foi departamental, viabilizada sobretudo por um único empregado com conhecimentos avançados em ciência de dados e IA.

O segundo enfoque, relacionado aos fatores críticos para implementação de IA, indica que os entrevistados abordaram fatores já identificados na revisão da literatura, conforme apresentado no Quadro 29.

Quadro 29 - Fatores críticos identificados na revisão da literatura que foram abordados pelos entrevistados

Perspectiva no framework TOE	Fator crítico	Entrevistados que abordam o fator
Organização	Apoio institucional	Entrevistado B07
	Cultura e características organizacionais	Entrevistado E01
	Pessoas com competências necessárias	Entrevistado E01
	Resistência à mudança	Entrevistado E01
Ambiente	Aspectos regulatórios	Entrevistados P01 e E01
	Pressão competitiva	Entrevistados F01, F02, F03, F04, F05, E01 e P01

Fonte: elaborado pelo autor.

Em relação aos fatores mencionados, cabe destaque à pressão competitiva. De acordo com as entrevistas realizadas, o uso de IA é bastante disseminado em empresas do ramo financeiro e, também, na administração pública no Brasil, especialmente nos órgãos do sistema judiciário. O Entrevistado F01 relata que, na instituição financeira em que atua, *“cinquenta por cento de todo e qualquer ponto de contato é resolvido pela inteligência artificial”* (Entrevistado F01). No setor público, o Entrevistado P01 observa que desenvolvedores de TI já não trabalham sem utilizar o *ChatGPT* para auxílio na geração de códigos de programação. Sobre a utilização de IA no mercado financeiro, o Entrevistado E01 enfatiza que está em estágio

avançado e que instituições que ainda não fazem uso de IA já deveriam ter promovido iniciativas sobre o tema. Sobre esse aspecto, o entrevistado comentou: *“Hoje essa entrevista está meio ultrapassada [...]. Essa entrevista ia ser disruptiva há dez anos atrás [...]. Isso que vocês vão começar a fazer hoje já deveria ter sido feito, no mínimo, há cinco anos.”* (Entrevistado E01).

Além dos fatores críticos mencionados no quadro anterior, que já haviam sido identificados na revisão da literatura, as entrevistas realizadas trazem, ainda, outros fatores a serem considerados: nuvem estrangeira, centralização das atividades de IA e formas de desenvolvimento. O Quadro 30 oferece descrição e referências de cada um desses fatores.

Quadro 30 - Outros fatores críticos para implementação de IA identificados nas entrevistas semiestruturadas

Perspectiva no framework TOE	Fator crítico	Descrição	Referências
Tecnologia	Nuvem estrangeira	O armazenamento de dados em estruturas localizadas em outros países motiva preocupação sobre vazamento de dados.	Entrevistados B05, B06, F01, F02, F03, P01 e E01
Organização	Centralização das atividades de IA	A constituição de equipes dedicadas à IA é o modelo adotado pelos profissionais entrevistados.	Entrevistados F01, F02, F03, F04, F05 e P0
	Formas de desenvolvimento	A utilização de ecossistema envolvendo fornecedores é considerada necessária para implementação de IA.	Entrevistados B02, F01, F02, F03, F04, F05, P01, E01

Fonte: elaborado pelo autor.

A preocupação em utilizar nuvem estrangeira, isto é, armazenar dados em estruturas localizadas em outros países, foi mencionada pelos entrevistados B05, B06 e P01. Conforme o Entrevistado P01, *“a autoridade nacional de proteção de dados ainda não elencou quais são os países confiáveis para armazenamento de dados”* (Entrevistado P01). Por outro lado, os entrevistados F01, F02, F03 e E01 mencionam que as estruturas de nuvem são consideradas seguras e oferecem mecanismos de proteção de dados. Conforme o Entrevistado F01, o cerne dessa questão é *“o método que tu usas para acesso às informações e como tu trafegas essas informações”* (Entrevistado F01). O Entrevistado E01 menciona que, provavelmente, os grandes *players* que oferecem serviços de IA tenham mais protocolos e certificações de segurança do que os bancos brasileiros. Conforme ele,

as informações não são “*abertas para internet*” e “*somente o usuário tem acesso às máquinas por meio de credenciais próprias*” (Entrevistado E01).

Sobre a centralização das atividades de IA, constatou-se que esse é o modelo adotado pelos profissionais entrevistados com experiência na implementação de IA. O Entrevistado F01 relata que a instituição financeira em que atua possui 70 pessoas dedicadas às soluções de IA, sendo cerca de 30 colaboradores internos e o restante em empresas parceiras. Mencionou também que metade do grupo de colaboradores internos é ligado à “curadoria”, isto é, são profissionais que conhecem tanto os aspectos da tecnologia quanto os do negócio. Os Entrevistado F04 e Entrevistado F05, por sua vez, relatam de seis a sete pessoas alocadas em canais digitais, responsáveis por conduzir as iniciativas de IA. O Entrevistado P01 relatou composição de comissão de estudos sobre IA com 11 pessoas com conhecimentos diversificados.

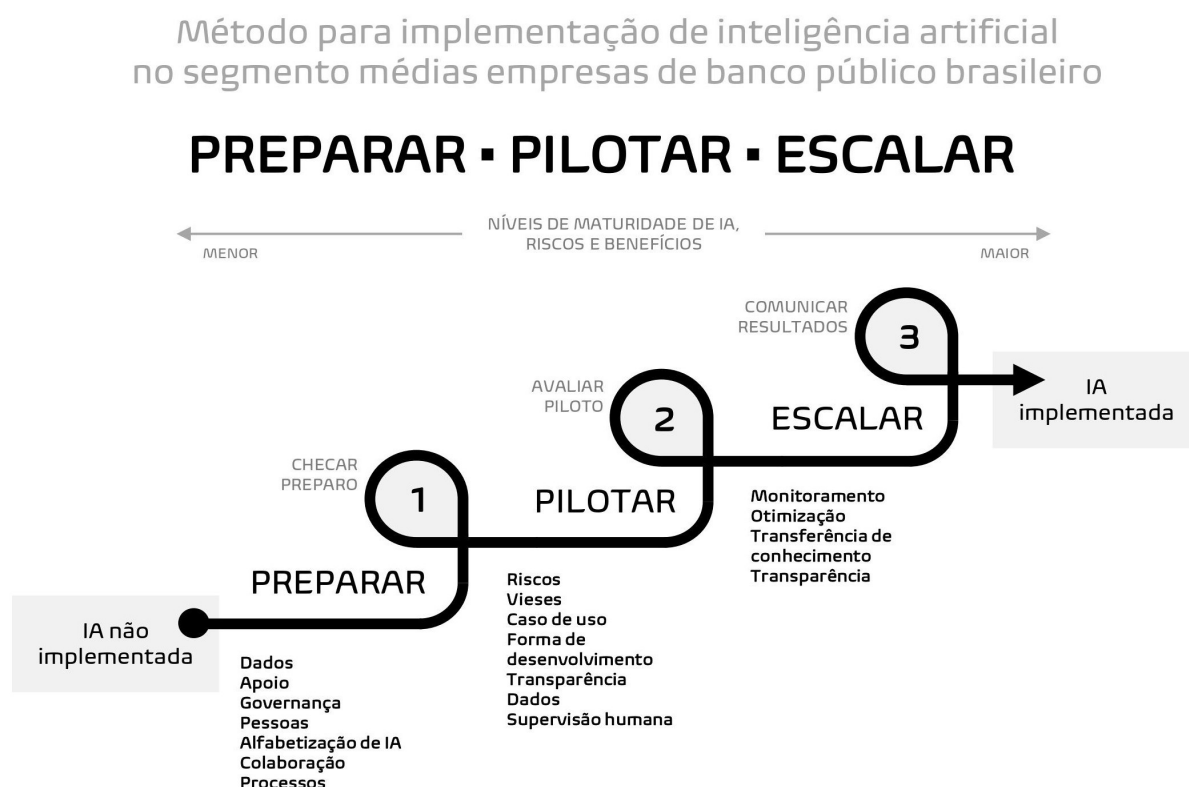
Sobre as formas de desenvolvimento, nas entrevistas foi possível constatar que a utilização de ecossistema envolvendo fornecedores é considerada necessária para implementação de IA. Conforme o Entrevistado F01, é preciso buscar parceiros externos pois a inovação na área é dinâmica: “[...] *amanhã alguém vai lançar uma solução nova. Por que eu vou construir isso em casa?*” (Entrevistado F01). A alternativa de desenvolvimento interno também pode ser considerada, mas envolve custos elevados e acarreta mais limitações para a organização, conforme entrevistados P01 e E01.

Finalmente, o terceiro enfoque das entrevistas é relacionado ao processo de implementação de IA. Novamente, tal como identificado na pesquisa documental, foi destacada a importância de trabalhar com projetos pilotos. Conforme o Entrevistado B07, é preciso iniciar com um piloto para que se obtenha incentivo para projetos maiores. A testagem foi um aspecto mencionado pelos entrevistados F01, F02 e F03. Conforme o Entrevistado E01, é difícil estimar prazos para que iniciativas de IA retornem resultados. Por isso, recomenda que se comece com projetos pequenos, de levantamento de hipóteses. Ele relata que no setor financeiro são feitas muitas análises exploratórias, sendo necessária a experimentação. Ainda sobre o processo de implementação, os entrevistados F01, F02 e F03 relataram uma sequência de passos utilizados para governança de projetos de IA, envolvendo etapas de avaliação de viabilidade, priorização, avaliação de protótipo e monitoramento e otimização.

4.2.3 Versão F2 do artefato

A versão F2 do artefato é apresentada na Figura 19 e incorpora a versão F1 e os elementos identificados na pesquisa documental e nas entrevistas semiestruturadas, realizadas na etapa 2 do método de trabalho. A partir de tais procedimentos de coleta de dados pôde-se apurar a ênfase em determinados fatores críticos (ex.: pessoas com competências necessárias, aspectos regulatórios), bem como identificar outros fatores relacionados à implementação de IA (ex. supervisão humana, centralização das atividades de IA). Também foi possível constatar especificidades do contexto pesquisado (ex.: projetos de IA conduzidos de forma descentralizada sem coordenação institucional), o que foi oportunizado pelas entrevistas a profissionais que atuam na instituição estudada. Ainda, ficou evidenciada a importância de a implementação de IA ser conduzida com projetos pilotos que possibilitem experimentação e sejam desenvolvidos em ambiente não punitivo, possibilitando o processo de tentativa e erro.

Figura 19 - Versão F2 do artefato



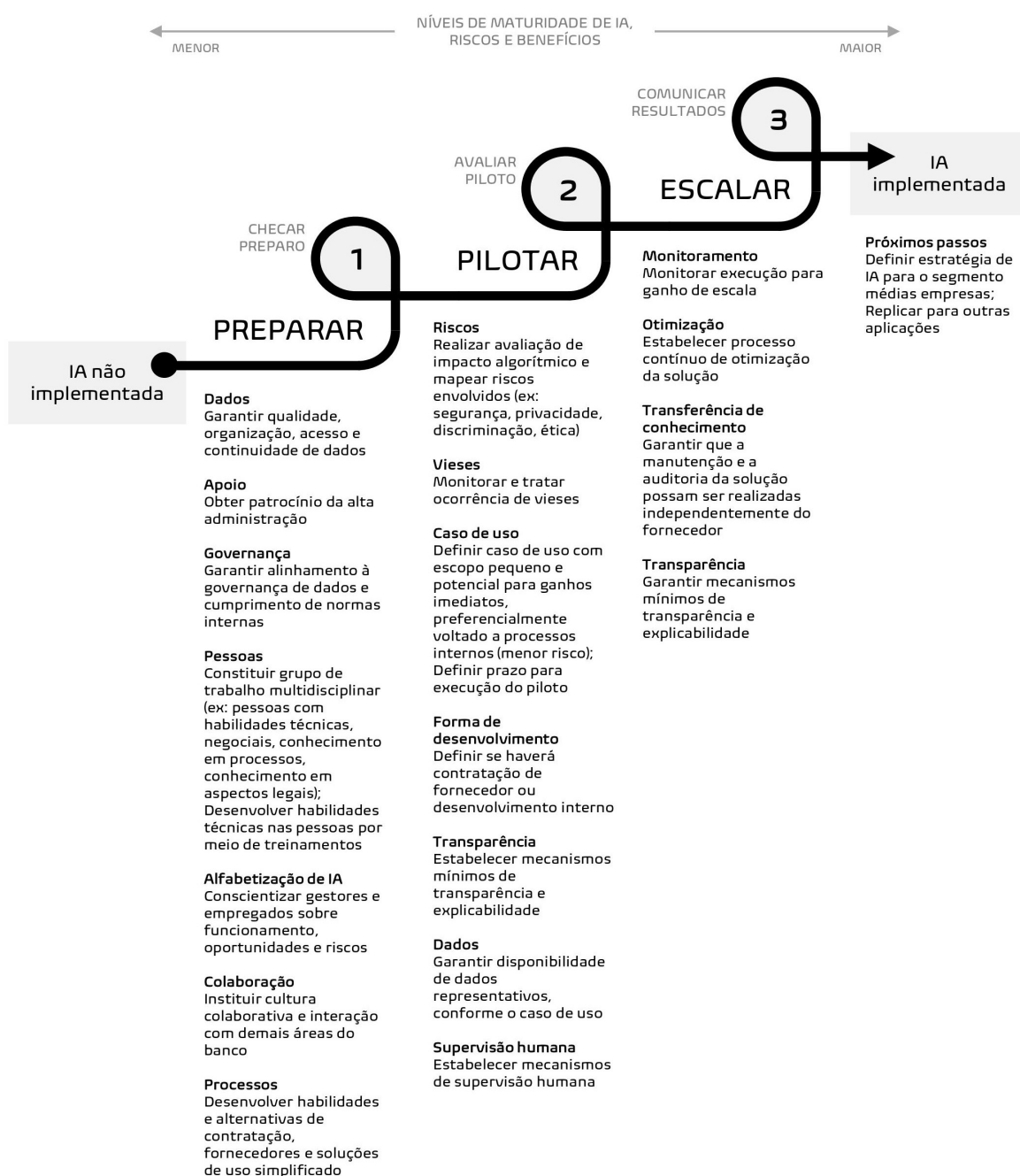
Fonte: Elaborado pelo autor.

Considerando lacunas de conhecimento observadas entre gestores da organização sobre IA, entendeu-se necessário elaborar uma versão com detalhamento dos fatores críticos, apresentada na Figura 20.

Figura 20 - Versão F2 do artefato (detalhada)

Método para implementação de inteligência artificial no segmento médias empresas de banco público brasileiro

PREPARAR - PILOTAR - ESCALAR

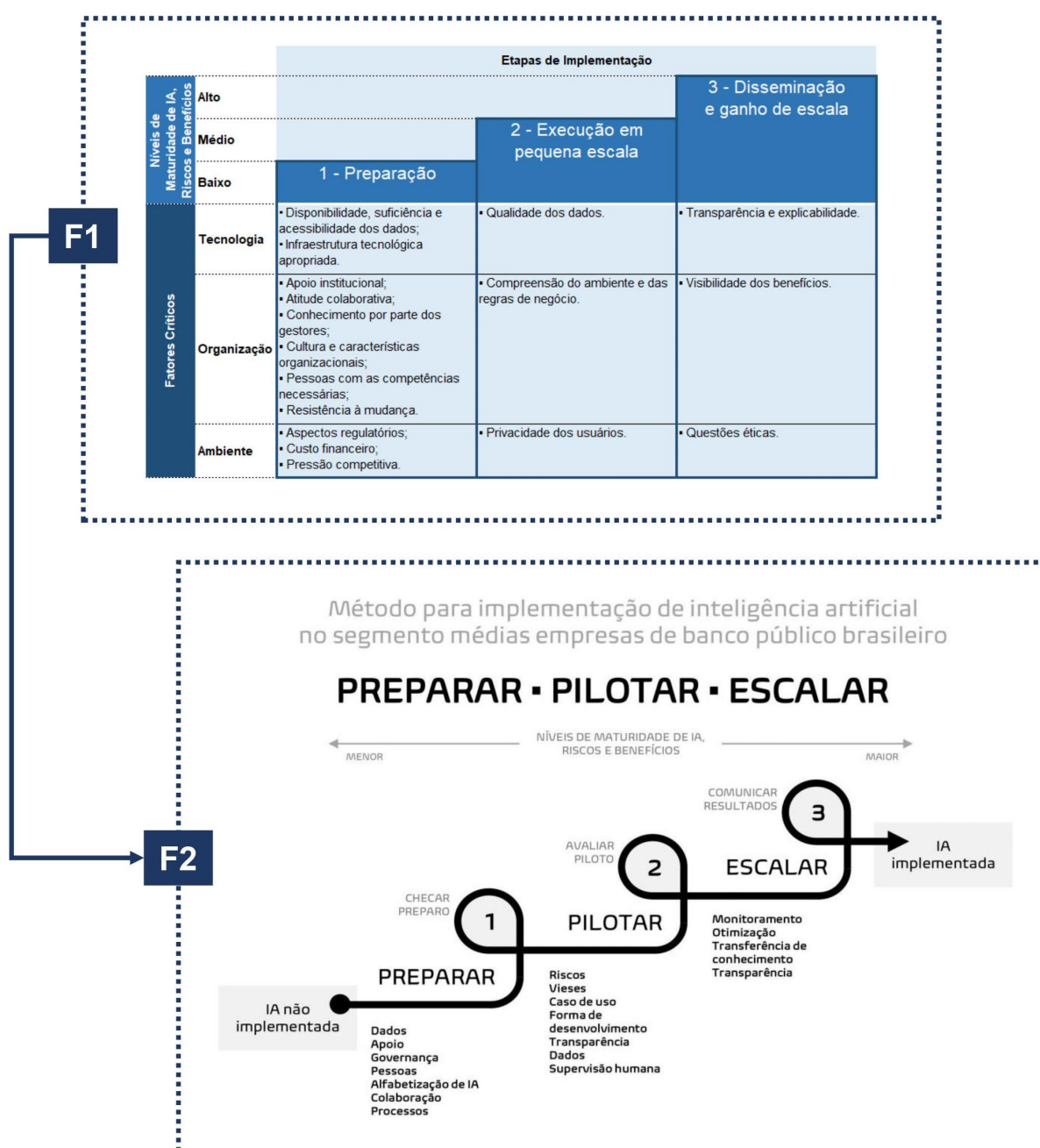


Fonte: Elaborado pelo autor.

4.2.3.1 Evolução do artefato da versão F1 para F2

A evolução do artefato da versão F1 para F2 é apresentada na Figura 21 e enfatiza as três etapas para implementação de IA identificadas a partir dos procedimentos de coleta de dados realizados: preparação; execução em pequena escala; e disseminação e ganho de escala.

Figura 21 - Evolução do artefato da versão F1 para F2



Fonte: Elaborado pelo autor.

Para que essas três etapas ganhassem destaque no *framework* e para enfatizar a ideia de ação, optou-se por utilizar verbos no infinitivo, simplificando a identificação de cada etapa. Utilizou-se a composição dos três verbos (preparar, pilotar e escalar) para atribuir nome ao artefato, o que também reforça a ideia de sequência de passos a serem seguidos. Manteve-se a representação das etapas como uma “escada”, recorrendo-se assim à ideia metafórica de degraus a serem galgados. Os elementos maturidade de IA, riscos e benefícios foram dispostos como um *continuum*, para indicar que, à medida que a organização avança nas etapas, esses aspectos tendem a apresentar níveis mais elevados, que precisam ser considerados.

Por fim, entendeu-se necessário evidenciar os pontos de partida e de chegada, para sinalizar que o artefato tem como função guiar o percurso da organização em relação à implementação de IA. Assim, a organização sai de uma situação em que a IA não está implementada para uma situação em que a IA está implementada. Após a implementação, a utilização contínua de IA tende a gerar aprendizado e novos elementos que retroalimentem o processo. Contudo, como o *framework* é voltado à implementação, foi mantida a sequência linear, transmitindo a noção de desfecho para o processo.

4.3 AVALIAÇÃO DO ARTEFATO

A terceira etapa do método de trabalho desta pesquisa consistiu na avaliação do artefato. Para isso, foi enviado material aos profissionais entrevistados, contendo orientações, versão simplificada e versão detalhada do *framework*, conforme modelo disponibilizado no Apêndice B. Com base nas manifestações desses profissionais, foram promovidos ajustes no artefato, visando atender as considerações realizadas. Assim, chegou-se à versão F3 do *framework*. Os principais pontos abordados nas avaliações são detalhados na subseção a seguir.

4.3.1 Versão F3 do artefato

De acordo com as avaliações, a versão F2 do artefato é compreensível e clara em relação aos conceitos apresentados. Conforme o Entrevistado P01, o artefato “ficou bem simples, de fácil entendimento e com a informação que interessa

para os gestores (que como sabemos, não querem perder tempo)". Para o Entrevistado E01, *"as nomenclaturas e explicação ficaram claras e sucintas"*. Ele acrescenta, ainda, que o artefato apresenta fatores que podem parecer óbvios para especialistas, mas não necessariamente para gestores em um banco público: *"tem algumas coisas óbvias no documento que as pessoas não pensam e por isso é fundamental expor (ex. Equipe multidisciplinar)"*.

O Entrevistado B06, contudo, expressou dúvida em relação ao item "Processos" por conta das duas versões do artefato: *"No modelo simplificado imaginei que se tratava de definir o processo de uso de IA"* (Entrevistado B06). Já em relação ao mesmo item no modelo detalhado, comentou que *"a descrição parece mais relacionada a 'parcerias'"* (Entrevistado B06). A manifestação foi considerada oportuna, gerando alteração da nomenclatura do item "Processos" para "Parcerias".

Ainda sobre a clareza dos conceitos presentes no artefato, o Entrevistado B06 apontou que o item "Transparência" aparece tanto na etapa "Pilotar" quanto na etapa "Escalar". De fato, inicialmente considerou-se importante que esse fator estivesse presente desde a segunda etapa ("Pilotar"). Contudo, para evitar dúvida sobre eventuais diferenças desse tema nas duas etapas, optou-se por manter o item apenas na terceira ("Escalar"). Embora a transparência e a explicabilidade sejam aspectos a serem considerados durante todo processo de implementação, é no momento de ganho de escala que se tornam, de fato, relevantes, uma vez que os gestores precisam garantir mecanismos mínimos para reportar à alta administração e a órgãos de controle como certos resultados foram obtidos.

Por conta desses apontamentos e para minimizar chances de dúvidas em relação aos conceitos apresentados, decidiu-se pelo uso da versão detalhada do artefato, com os textos explicativos de cada um dos itens. Essa opção também leva em consideração o fato de que o *framework* é destinado à implementação de IA em uma organização que ainda está em estágio inicial na adoção dessas tecnologias.

Como ponto de melhoria, foi relatada a necessidade de maior ênfase na conscientização das pessoas, conforme Entrevistado B01: *"as pessoas vão ter uma mudança brusca nesse processo"* (Entrevistado B01). Considerando essa manifestação, o item "Alfabetização de IA" foi alterado para "Conscientização", para que seja dado destaque a esse conceito.

Uma lacuna identificada foi a ausência de aspectos relativos à gestão de projetos. Conforme Entrevistado F04, o artefato não menciona orçamento,

aprovação para o valor investido, cronograma, prazos e plano de contingência. Por conta disso, o item “Forma de desenvolvimento” foi alterado para “Definições de projeto”, abarcando as decisões necessárias ao projeto, além da decisão sobre desenvolvimento interno ou externo.

No item “Caso de uso”, o Entrevistado B06 indagou se caberia citar o alinhamento da aplicação de IA ao planejamento institucional do banco. Entendeu-se apropriado enfatizar esse aspecto, considerando também a importância de apoio institucional para execução do projeto. Assim, a sugestão foi incorporada à descrição do item. Ainda sobre o item “Caso de uso”, o mesmo entrevistado questionou: *“Sendo área de clientes o foco deveria ser processos internos mesmo?”* (Entrevistado B06). Entendeu-se a questão pertinente, pois a implementação de IA é destinada à rede de unidades responsáveis por atendimento, portanto há expectativa de que as soluções de IA gerem valor diretamente para os clientes finais. Entretanto, conforme elementos identificados nas etapas 1 e 2 do método de trabalho, as aplicações voltadas a processos internos oferecem menor exposição a riscos, sendo mais adequadas às organizações que se encontram em estágio inicial na adesão de IA, sendo esse o caso da instituição estudada. Além disso, conforme observação participante, é possível implementar IA em processos internos que gerem valor ao cliente final, como a pré-análise de risco de crédito. Assim, optou-se por manter a recomendação de definir caso de uso voltado, preferencialmente, a processos internos.

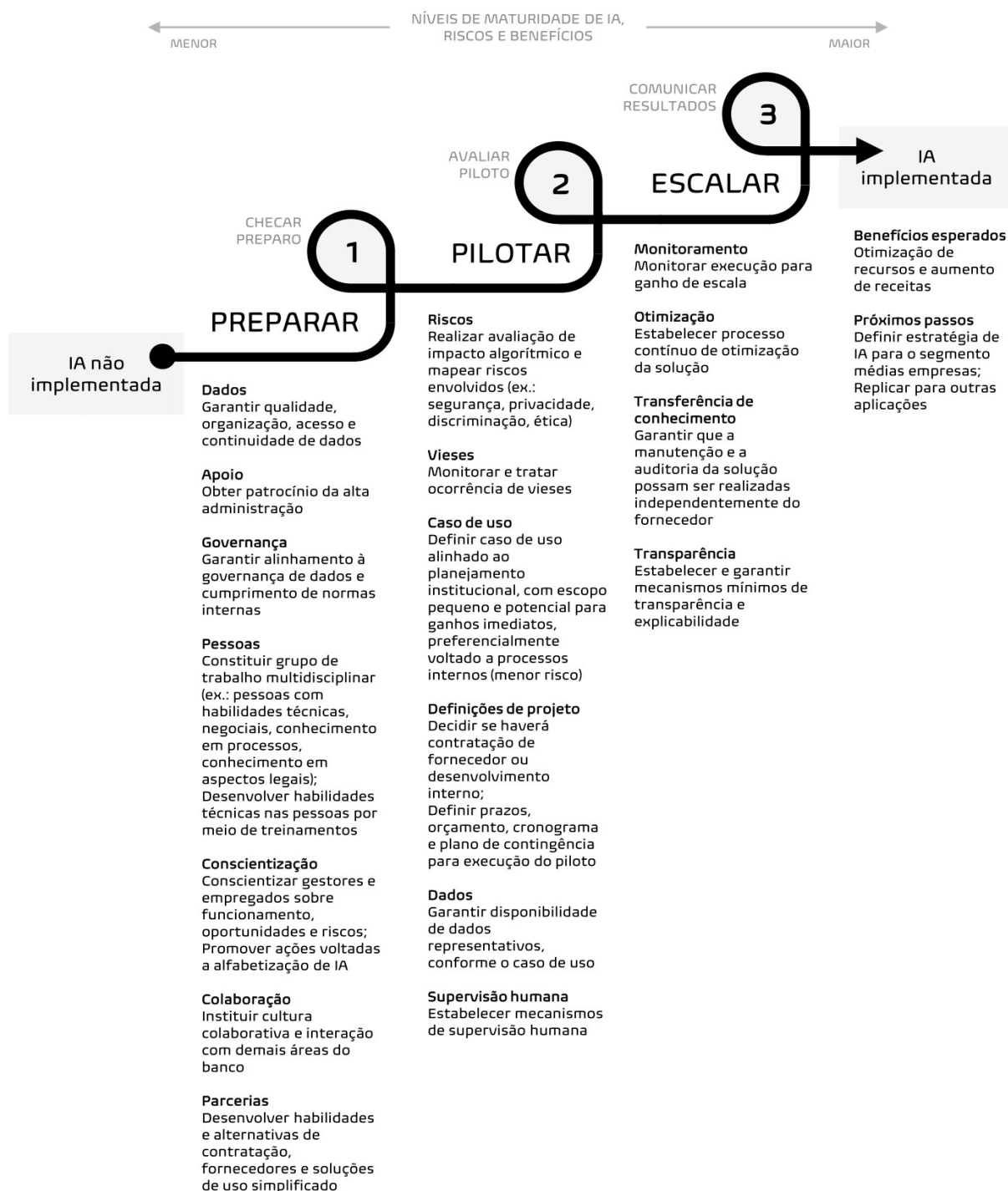
Por fim, foi percebida a ausência dos benefícios advindos da implementação de IA na organização. De acordo com o Entrevistado F04, *“nenhum investimento é feito sem que traga algum tipo de benefício e, por óbvio, qualquer companhia visa o benefício financeiro, quer seja por alavancar mais resultado ou redução de custo”*. Assim, para que os benefícios fossem evidenciados, optou-se por incluir o item “Benefícios esperados”, ao final do processo, destacando resultados benéficos do ponto de vista do gestor da organização: otimização de recursos e aumento de receitas.

Após promovidos os ajustes mencionados, chegou-se à versão F3 do artefato, que é apresentada na Figura 22. A evolução do artefato da versão F2 para F3 é apresentada na Figura 23.

Figura 22 - Versão F3 do artefato

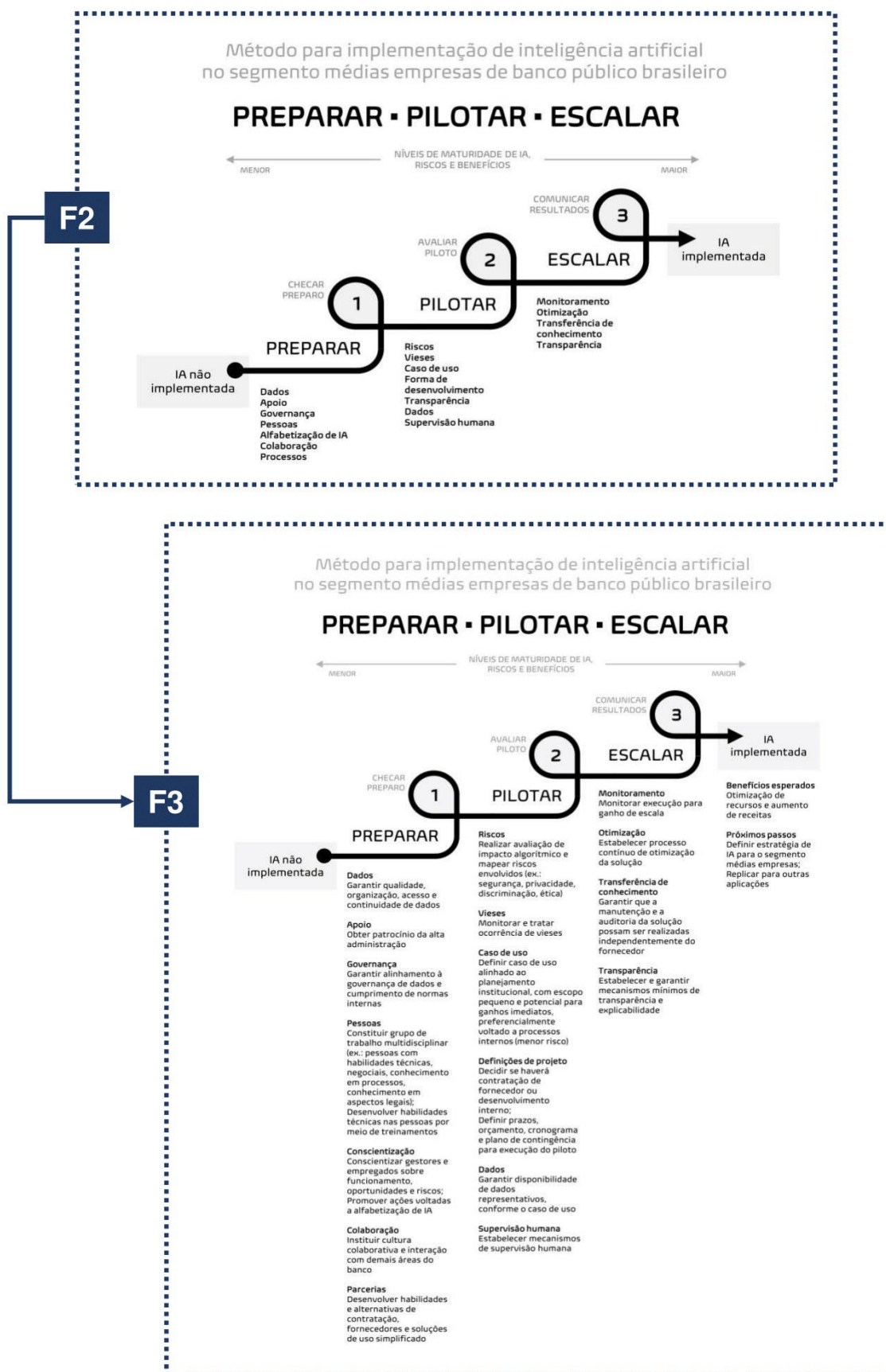
Método para implementação de inteligência artificial
no segmento médias empresas de banco público brasileiro

PREPARAR • PILOTAR • ESCALAR



Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 23 - Evolução do artefato da versão F2 para F3



Fonte: Elaborado pelo autor.

Com base nas avaliações dos profissionais, considerou-se a versão F3 do artefato satisfatória. O *framework* foi construído para transmitir a ideia de roteiro a ser seguido pelos gestores interessados na implementação de IA, sendo, portanto, aplicável do ponto de vista da organização. Com os ajustes promovidos da versão F2 para F3, entendeu-se que apresenta clareza em relação aos conceitos, sendo considerado compreensível para gestores e dirigentes do banco. Exibe, ainda, ampla abrangência da gama de fatores críticos que merecem atenção durante o processo, podendo ser considerado compreensivo. Finalmente, incorpora especificidades do contexto pesquisado, em especial associadas ao estágio inicial de maturidade do banco, sendo, portanto, específico quanto ao contexto ao qual se direciona.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste capítulo são apresentadas considerações finais sobre esta pesquisa, realizada sob o paradigma *design science* e que consistiu na proposição, desenvolvimento e avaliação de *framework* para implementação de IA no segmento médias empresas de banco público brasileiro. Nas subseções a seguir são abordadas lições aprendidas, limitações da pesquisa e sugestões para estudos futuros.

5.1 LIÇÕES APRENDIDAS

Ainda que figure como tópico do momento, estudos sobre inteligência artificial não são recentes. Contudo, de fato, há certa euforia sobre o tema nos últimos tempos, especialmente em virtude da popularização de ferramentas baseadas em IA disponibilizadas ao grande público, como foi o caso do *ChatGPT*, ao final de 2022. No contexto organizacional, o uso de técnicas associadas a IA ganha tração e desperta interesse de profissionais e acadêmicos em função das oportunidades e ameaças vislumbradas pelo emprego dessas tecnologias. Com o aumento da capacidade de processamento e armazenamento computacional, aliado ao imenso volume de dados gerados, soluções tecnológicas até então restritas a grandes empresas se tornam acessíveis a um número crescente de organizações.

A despeito do enfoque midiático direcionado à IA, trata-se de uma entre tantas tecnologias que compõem o contexto de transformação digital e Indústria 4.0. Conforme foi evidenciado, a IA merece atenção especial pelos benefícios potenciais e pelos riscos associados, bem como pela complexidade de sua implementação e utilização.

A dicotomia entre riscos e benefícios decorrentes da adoção de IA se mostrou presente no contexto de pesquisa: banco público brasileiro. Por um lado, a atividade desempenhada pela organização a coloca em situação favorável no que diz respeito aos potenciais benefícios oriundos do uso de IA. Afinal, instituições bancárias se mostram aderentes ao emprego dessas técnicas, sendo fácil antever, para elas, ganhos de receita e redução de custos oportunizados pelo emprego de IA. Por outro lado, a natureza pública joga sobre gestores da organização estudada uma série de responsabilidades, exigências regulatórias e preocupações que desfavorecem a

implementação de IA. Riscos relacionados a compartilhamento de dados e ameaças à privacidade de clientes ganham magnitude pelo fato de se tratar de um banco público. Assim, a implementação de IA nesse ambiente não é trivial, mas, sim, um intrincado desafio organizacional.

Considerando que o emprego de novas tecnologias vem transformando o setor bancário, seja viabilizando a entrada de novos *players*, seja fomentando uma cultura cada vez mais centrada em dados, entendeu-se pertinente investigar o problema da implementação de IA nesse contexto. Ficou evidenciada a necessidade de considerar uma série de fatores para adequada orquestração desse processo. Da mesma forma, ficou constatada a urgência em formar equipes e desenvolver pessoas que tenham condições de lidar com as novas tecnologias e, em especial, com IA.

Nesse sentido, o artefato proposto tem a função de guiar as ações que envolvam adoção de IA, servindo como fonte de referência para que gestores da instituição evitem eventuais armadilhas nessa jornada. Comparado aos artefatos analisados, o *framework* resultante desta pesquisa oferece avanços importantes. Entre eles, pode-se citar o respaldo teórico e empírico proporcionado pelo emprego da DSR. Ao contrário de alguns dos artefatos analisados, que foram elaborados com base na vivência passada de seus autores e, por vezes, sem a devida validação junto a organizações, o *framework* proposto é fruto de método multifacetado. A proposição do artefato foi ancorada na realização de procedimentos diversificados de coleta de dados e contou com a avaliação de gestores do banco e profissionais com experiência na aplicação de IA. O *framework* concilia fatores críticos para implementação de IA e etapas do processo, levando em conta as peculiaridades do contexto organizacional em questão. Oferece, ainda, uma abordagem prática da adoção de IA. Alguns dos artefatos analisados não indicam exatamente as ações que devem ser realizadas. O *framework* proposto, por outro lado, sinaliza trilha de providências a serem tomadas do ponto de vista gerencial. Finalmente, o artefato construído coloca em perspectiva a maturidade de IA da organização, revelando sua relação com riscos e benefícios advindos da adoção das tecnologias, bem como sua progressão à medida que as etapas de implementação vão sendo avançadas.

Assim, espera-se que o *framework* proposto contribua para que a implementação de IA seja encarada mais como oportunidade do que como ameaça

na instituição pesquisada, servindo como incentivo à inovação nesse e em outros contextos organizacionais.

5.2 LIMITAÇÕES DA PESQUISA

Esta pesquisa apresenta algumas limitações que merecem ser consideradas. Primeiramente, na literatura sobre IA, por vezes os textos acadêmicos não mencionam a expressão “inteligência artificial” em seu título, resumo ou palavras-chave. Em alguns casos, o enfoque dos estudos é voltado a técnicas específicas dentro do campo de pesquisa que se considera IA, como *machine learning* e processamento de linguagem natural. Nesta pesquisa, os termos que identificam as técnicas de IA não foram incluídos como critérios de busca na pesquisa bibliográfica, pois o objetivo aqui foi compreender a implementação de IA de forma geral e não a implementação de técnicas específicas. Contudo, é necessário reconhecer que há vasta literatura com abordagens à implementação dessas técnicas no ambiente organizacional. Essas referências que fazem menção específica às técnicas de IA poderiam contribuir para compreensão do fenômeno. A opção por não incluir mais termos de busca na pesquisa bibliográfica também levou em consideração o tamanho do *corpus* a ser gerado, que demandaria maior tempo de estudo e análise, inviabilizando a execução do trabalho diante dos recursos disponíveis.

Ainda sobre a pesquisa bibliográfica, que foi o procedimento de coleta de dados utilizado para composição da revisão da literatura, cabe destacar que utilizou bases de dados acadêmicos que não cobrem, necessariamente, toda gama de periódicos existentes. Deve-se levar em consideração que o uso de outras bases de dados acadêmicos poderia resultar, por exemplo, na identificação de outros fatores críticos para implementação de IA.

Cumprir mencionar, ainda, aspectos sobre a análise dos dados coletados. A gravação de algumas entrevistas foi impossibilitada por questões técnicas, já que o equipamento interno da organização estudada não possuía a funcionalidade habilitada para uso pelos empregados. Nesses casos, o pesquisador realizou anotações durante as entrevistas. Embora tenha sido empreendido esforço para o apropriado registro das falas dos entrevistados, é possível que algumas informações não tenham sido anotadas e, conseqüentemente, não foram consideradas na análise. Ainda, o processo de análise dos dados envolveu a identificação e

classificação de temas. Tais procedimentos podem ser afetados por vieses na interpretação dos dados coletados, havendo, naturalmente, parcela de subjetividade nas escolhas do pesquisador.

5.3 SUGESTÕES PARA PESQUISAS FUTURAS

Visto que a aplicação e a disseminação da IA no ambiente organizacional é relativamente recente, o conhecimento sobre o tema ainda está em estágio inicial, apresentando lacunas que merecem ser melhor investigadas. Para estudos futuros, sugere-se a abordagem da criticidade dos fatores para implementação de IA, a realização de pesquisas voltadas à utilização do artefato proposto e a investigação da adoção de IA em outros setores.

A revisão da literatura apresentou arcabouço teórico com fatores críticos associados à implementação de IA no ambiente organizacional. Porém, o nível de criticidade desses fatores não foi identificado, sendo aspecto ainda em fase inicial de investigação. Assim, estudos voltados à apuração da relevância dos fatores ajudariam a delimitar melhor quais aspectos merecem receber maior atenção por parte de gestores interessados na adoção de IA.

Outra sugestão é a realização de pesquisas voltadas à apuração da eficácia do artefato proposto. O próprio método DSR oferece alternativa nesse sentido, já que as instanciações são, justamente, artefatos que operacionalizam outros artefatos, a fim de demonstrar viabilidade e eficácia daquilo que foi construído (DRESCH; LACERDA; ANTUNES JÚNIOR, 2015). Outros métodos de pesquisa, como estudo de caso e pesquisa-ação, também são possibilidades para pesquisas futuras que objetivem verificar a eficácia do *framework* aqui proposto.

Por fim, cabe ressaltar que investigações sobre implementação de IA em outros setores, como o de saúde, seriam de grande valia para fornecer bases comparativas aos resultados gerados. Na esfera pública, no Brasil, merecem mais estudos os casos de adoção de IA pelos órgãos de justiça, visto que tais instituições apresentam relativo avanço no tema, especialmente quando comparadas a outras instituições governamentais.

REFERÊNCIAS

ADAMI, C. The evolutionary path to sentient machines column: a brief history of artificial intelligence research. **Artificial Life**, [s. l.], v. 27, n. 2, p. 131-137, 2021.

ALLMARK, P.; BOOTE, J.; CHAMBERS, E.; CLARKE, A.; MCDONNELL, A.; THOMPSON, A.; TOD, A. M. Ethical issues in the use of in-depth interviews: literature review and discussion. **Research Ethics Review**, [s. l.], v. 5, n. 2, p. 48-54, 2009.

ANGROSINO, M. Observação etnográfica. *In*: ANGROSINO, M. **Etnografia e observação participante**. Porto Alegre: Artmed, 2009. p. 73-87.

ANPD publica análise preliminar do Projeto de Lei nº 2338/2023, que dispõe sobre o uso da Inteligência Artificial. *In*: GOV.br. [S. l.], 06 jul. 2023. Disponível em: <https://www.gov.br/anpd/pt-br/assuntos/noticias/anpd-publica-analise-preliminar-do-projeto-de-lei-no-2338-2023-que-dispoe-sobre-o-uso-da-inteligencia-artificial>. Acesso em: 28 nov. 2023.

ALSHEHHI, K.; CHEAITOU, A.; RASHID, H. Adoption *frameworks* for artificial intelligence in the public sector: a systematic review of literature. *In*: PROCEEDINGS OF THE 3RD SOUTH AMERICAN INTERNATIONAL INDUSTRIAL ENGINEERING AND OPERATIONS MANAGEMENT, 2022, Assuncion, Paraguay. **Anais [...]**. Assuncion, Paraguay: 2022. p. 919-929.

ALSHEIBANI, S.; CHEUNG, Y.; MESSOM, C. Artificial intelligence adoption: AI-readiness at firm-level. *In*: TWENTY-SECOND PACIFIC ASIA CONFERENCE ON INFORMATION SYSTEMS (PACIS), 2018, Japan. **Anais [...]**. Japan: 2018.

ALSHEIBANI, S.; CHEUNG, Y.; MESSOM, C. Re-thinking the competitive landscape of artificial intelligence. *In*: PROCEEDINGS OF THE 53RD HAWAII INTERNATIONAL CONFERENCE ON SYSTEM SCIENCES, 2020. **Anais [...]**. [S. l.]: 2020. p. 5861-5870.

ALSHEIBANI, S.; CHEUNG, Y.; MESSOM, C.; ALHOSNI, M. Winning AI strategy: six-steps to create value from artificial intelligence. *In*: AMERICAS CONFERENCE ON INFORMATION SYSTEMS (AMCIS), 2020. **Anais [...]**. [S. l.]: 2020.

ALSHEIBANI, S.; MESSOM, C.; CHEUNG, Y. Towards an artificial intelligence maturity model: from science fiction to business facts. *In*: TWENTY-THIRD PACIFIC ASIA CONFERENCE ON INFORMATION SYSTEMS (PACIS), 2019, China. **Anais [...]**. China: 2019.

ASHTA, A.; HERRMANN, H. Artificial intelligence and fintech: An overview of opportunities and risks for banking, investments, and microfinance. **Strategic Change**, [s. l.], v. 30, n. 3, p. 211-222, 2021.

BANCO CENTRAL DO BRASIL (BC). Open banking. [2022?a]. Disponível em: <https://www.bcb.gov.br/estabilidadefinanceira/openbanking>. Acesso em 24 jul. 2022.

BANCO CENTRAL DO BRASIL (BC). Pix. [2022?b]. Disponível em: <https://www.bcb.gov.br/estabilidadefinanceira/pix>. Acesso em 24 jul. 2022.

BANCO CENTRAL DO BRASIL (BC). Bancos e caixas econômicas. [2022?c]. Disponível em: <https://www.bcb.gov.br/estabilidadefinanceira/bancoscaixaseconomicas>. Acesso em 10 ago. 2022.

BANCO CENTRAL DO BRASIL (BC). Institucional. [2023?]. Disponível em: <https://www.bcb.gov.br/acessoinformacao/institucional>. Acesso em: 30 set. 2023.

BANCO CENTRAL DO BRASIL (BC). Agenda de inovação do Banco Central e inteligência artificial. Ago. 2023. Disponível em: https://www.bcb.gov.br/conteudo/home-ptbr/TextosApresentacoes/Apresenta%C3%A7%C3%A3o_RCN_Forum%20Brasileiro%20de%20IA_VPUB.18.8.23.pdf. Acesso em: 30 set. 2023.

BARAKAT, K. A.; DABBOUS, A. Factors affecting the sustained use of chatbots: an organizational perspective. *In: INTERNATIONAL CONFERENCES ICT, SOCIETY, AND HUMAN BEINGS*, 2019. **Anais [...]**. [S. l.]: 2019. p. 11-18.

BARROS, L. A. B. de C.; SILVA, C. K. dos S.; OLIVEIRA, R. de F. Presença estatal no mercado de crédito: bancos públicos e crédito direcionado na crise de 2008. **Revista Contabilidade e Finanças**, São Paulo, v. 32, n. 87, p. 461-475, set./dez. 2021.

BHATTACHARYA, C.; SINHA, M. Role of artificial intelligence in banking for leveraging customer experience. **Australasian Accounting Business & Finance Journal**, [s. l.], v. 16, n. 5, p. 89-105, 2022.

BICAN, P. M.; BREM, A. Digital business model, digital transformation, digital entrepreneurship: is there a sustainable “digital”? **Sustainability**, [s. l.], v. 12, 2020.

BOWEN, G. A. Document analysis as a qualitative research method. **Qualitative Research Journal**, [s. l.], v. 9, n. 2, p. 27-40, 2009.

BRANCO, L. Médias empresas brasileiras passaram bem pela pandemia, diz pesquisa da FDC *In: EXAME*. [S. l.], 28 jun. 2022. Disponível em: <https://exame.com/negocios/medias-empresas-brasileiras-passaram-bem-pela-pandemia-diz-pesquisa-da-fdc/>. Acesso em: 11 ago. 2022.

BRASIL. Congresso Nacional. Senado Federal. **Projeto de Lei nº 2338, de 2023**. Dispõe sobre o uso da Inteligência Artificial. Autoria: Senador Rodrigo Pacheco. Brasília, DF: Senado Federal, [2023]. Disponível em:

<https://www25.senado.leg.br/web/atividade/materias/-/materia/157233>. Acesso em: 28 nov. 2023.

BRASIL. **Lei nº 13.303, de 30 de junho de 2016**. Dispõe sobre o estatuto jurídico da empresa pública, da sociedade de economia mista e de suas subsidiárias, no âmbito da União, dos Estados, do Distrito Federal e dos Municípios. Brasília, DF: Presidência da República, 2016. Disponível em https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2015-2018/2016/lei/l13303.htm. Acesso em: 01 ago. 2022.

BRISCOE, G.; MULLIGAN, C. Digital innovation: the hackathon phenomenon. [S. l.]: 2014. Disponível em: <https://core.ac.uk/download/pdf/30697508.pdf>. Acesso em 01 nov. 2023.

BURKS, A. W. The invention of the universal electronic computer: how the electronic computer revolution began. **Future Generation Computer Systems**, [s. l.], v. 18, p. 871-892, 2002.

CAMPION, A.; HERNANDEZ, M. G.; MIKHAYLOV, S. J.; ESTEVE, M. Managing artificial intelligence deployment in the public sector. **Computer**, [s. l.], v. 53, n. 10, 28-37, 2020.

CAPPELLE, M. C. A.; MELO, M. C. de O. L.; GONÇALVES, C. A. Análise de conteúdo e análise de discurso nas ciências sociais. **Revista de Administração da UFLA**, [s. l.], v. 5, n. 1, jan./jun. 2003. Disponível em: <http://www.revista.dae.ufla.br/index.php/ora/article/view/251>. Acesso em: 1 out. 2023.

CENTRO PARA A QUARTA REVOLUÇÃO INDUSTRIAL (C4IR BRASIL). [S. l.], [2023?]. Disponível em: <https://c4ir.org.br/>. Acesso em: 30 set. 2023.

CENTRO PARA A QUARTA REVOLUÇÃO INDUSTRIAL (C4IR BRASIL). Guia de contratações públicas de inteligência artificial. [S. l.], 2022. Disponível em: https://c4ir.org.br/wp-content/uploads/2022/11/1648128585465GUIA-DE-CONTRATACOES-PUBLICAS-DE-AI_C4IR_v4.pdf. Acesso em: 30 set. 2023.

CHEN, L.; JIANG, M.; JIA, F.; LIU, G. Artificial intelligence adoption in business-to-business marketing: toward a conceptual *framework*. **Journal of Business and Industrial Marketing**, [s. l.], v. 37, n. 5, p. 1025-1044, 2022.

CHOWDHURY, S.; DEY, P.; JOEL-EDGAR, S.; BHATTACHARYA, S.; RODRIGUEZ-ESPINDOLA, O.; ABADIE, A.; TRUONG, L. Unlocking the value of artificial intelligence in human resource management through AI capability *framework*. **Human Resource Management Review**, [s. l.], v. 33, n. 1, 2023.

COHEN, W. M.; LEVINTHAL, D. A. Absorptive capacity: a new perspective on learning and innovation. **Administrative Science Quarterly**, [s. l.], v. 35, p. 128-152, 1990.

COLLINS, C.; DENNEHY, D.; CONBOY, K.; MIKALEF, P. Artificial intelligence in information systems research: a systematic literature review and research agenda. **International Journal of Information Management**, [s. l.], v. 60, p. 2021.

DELOITTE. Artificial intelligence: transforming the future of banking. [S. l.]: c2021. Disponível em:
<https://www2.deloitte.com/content/dam/Deloitte/us/Documents/process-and-operations/us-ai-transforming-future-of-banking.pdf>. Acesso em: 30 set. 2023.

DELOITTE. Digitalisation of banking: will the move to online banking continue after the covid-19 pandemic? [S. l.]: [2022?] Disponível em:
<https://www2.deloitte.com/ch/en/pages/financial-services/articles/digitalisation-banking-online-covid-19-pandemic.html>. Acesso em: 10 ago. 2022.

DELOITTE. About. [S. l.]: c2023. Disponível em:
https://www.deloitte.com/global/en/about.html?icid=top_about. Acesso em: 30 set. 2023.

DESOUZA, K. C.; DAWSON, G. S.; CHENOK, D. Designing, developing, and deploying artificial intelligence systems: lessons from and for the public sector. **Business Horizons**, [s. l.], v. 63, n. 2, p. 205-213, 2020.

DICICCO-BLOOM, B.; CRABTREE, B. F. The qualitative research interview. **Medical Education**, [s. l.], v. 40, n. 4, p. 314-321, abr. 2006.

DOBRE, A. C. Finance evolution through AI and new emerging technologies. In economics. **Annals of the University of Petroșani, Economics**, [s. l.], v. 20, n. 2, p. 87-94, 2020.

DOUMPOS, M.; ZOPOUNIDIS, C.; GOUNOPOULOS, D.; PLATANAKIS, E.; ZHANG, W. Operational research and artificial intelligence methods in banking. **European Journal of Operational Research**, [s. l.], v. 306, n. 1, 2023.

DRESCH, A.; LACERDA, D. P.; ANTUNES JÚNIOR, J. A. V. **Design science research**: método de pesquisa para avanço da ciência e tecnologia. Porto Alegre: Bookman, 2015.

EL-GOHARY, H.; THAYASEELAN, A.; BABATUNDE, S., EL-GOHARY, S. An exploratory study on the effect of artificial intelligence-enabled technology on customer experiences in the banking sector. **Journal of Technological Advancements**, [s. l.], v. 1, n. 1, 2021.

ENHOLM, I. M.; PAPAGIANNIDIS, E.; MIKALEF, P.; KROGSTIE, J. Artificial intelligence and business value: a literature review. **Information Systems Frontiers**, [s. l.], v. 24, p. 1709-1734, 2022.

FARES, O. H.; BUTT, I.; LEE, S. H. M. Utilization of artificial intelligence in the banking sector: a systematic literature review. **Journal of Financial Services Marketing**, [s. l.], 2022.

FEBRABAN. Pesquisa Febraban de tecnologia bancária 2022: Volume 3: Transações bancárias. [S. l.]: 2022a. Disponível em: <https://cmsarquivos.febraban.org.br/Arquivos/documentos/PDF/pesquisa-febraban-2022-vol-3.pdf>. Acesso em: 08 ago. 2022.

FEBRABAN. Pesquisa Febraban de tecnologia bancária 2022: Volume 2: Investimentos em tecnologia. [S. l.]: 2022b. Disponível em: <https://cmsarquivos.febraban.org.br/Arquivos/documentos/PDF/pesquisa-febraban-2022-vol-2.pdf>. Acesso em: 08 ago. 2022.

FEBRABAN. Pesquisa Febraban de tecnologia bancária 2022: Volume 1: Tendências em Tecnologia. [S. l.]: 2022c. Disponível em: https://cmsarquivos.febraban.org.br/Arquivos/documentos/PDF/pesquisa-febraban-2022-vol-1_SE.pdf. Acesso em: 08 ago. 2022.

FEBRABAN. Pesquisa Febraban de tecnologia bancária 2023: Volume 1. [S. l.]: 2023. Disponível em: <https://cmsarquivos.febraban.org.br/Arquivos/documentos/PDF/Imprensa%20-Pesquisa%20Febraban%20de%20Tecnologia%20banc%C3%A1ria%20Volume%201.pdf>. Acesso em: 10 set. 2023.

FISCHER, M.; IMGRUND, F.; JANIESCH, C.; WINKELMANN, A. Strategy archetypes for digital transformation: Defining meta objectives using business process management. **Information and Management**, [s. l.], v. 57, n. 5., 2020.

FOURIE, L.; BENNETT, T. K. Super intelligent financial services. **Journal of Payments Strategy & Systems**, [s. l.], v. 13, n. 2, p. 151-164, 2019.

FREEMAN, L.; RAHMAN, A.; BATARSEH, F. A. Enabling artificial intelligence adoption through assurance. **Social Sciences**, [s. l.], v. 10, n. 332, 2021.

GARTNER. What Is Artificial Intelligence? Seeing through the hype and focusing on business value. [S. l.]: 2020a. Disponível em: <https://www.gartner.com/en/doc/730970-what-is-artificial-intelligence-seeing-through-the-hype-and-focusing-on-business-value>. Acesso em: 07 ago. 2022.

GARTNER. 5 steps to practically implement ai techniques. [S. l.]: 2020b. Disponível em: <https://www.gartner.com/en/doc/5-steps-to-practically-implement-ai-techniques>. Acesso em: 25 set. 2023.

GARTNER. Gartner at a glance. [S. l.]: 2023. Disponível em: <https://emtemp.gcom.cloud/ngw/globalassets/en/about/documents/gartner-at-a-glance.pdf>. Acesso em: 30 set. 2023.

GASKELL, George. Entrevistas individuais e grupais. *In*: BAUER, W. Martin; GASKELL, George (ed.). **Pesquisa qualitativa com texto, imagem e som: um manual prático**. 2. ed. Petrópolis: Vozes, 2002. p. 64-89.

GHANDOUR, A. Opportunities and challenges of artificial intelligence in banking: systematic literature review. **TEM Journal**, [s. l.], v. 10, n. 4, p. 1581-1587, 2021.

GODOI, C. K.; MATTOS, P. L. C. L. de. Entrevista qualitativa: instrumento de pesquisa e evento dialógico. *In*: GODOI, C. K.; BANDEIRA-DE-MELO, R.; SILVA, A. B. da (org.). **Pesquisa qualitativa em estudos organizacionais: paradigmas, estratégias e métodos**. São Paulo: Saraiva, 2010. p. 301 - 323.

HAENLEIN, M.; KAPLAN, A. A brief history of artificial intelligence: on the past, present, and future of artificial intelligence. **California Management Review**, [s. l.], v. 61 n. 4, p. 5-14, 2019.

HEVNER, A. R.; MARCH, S. T.; PARK, J.; RAM, S. Design science in information systems research. **Design Science in IS Research MIS Quarterly**, [s. l.], v. 28, n. 1, p. 75-106, 2004.

IMPLEMENTAÇÃO. *In*: Dicio - Dicionário Online de Português. Disponível em: <https://www.dicio.com.br/implementacao/>. Acesso em: 28 ago. 2022.

INDRIASARI, E.; PRABOWO, H.; GAOL, F. L.; PURWANDARI, B. Intelligent digital banking technology and architecture: a systematic literature review. **International Journal of Interactive Mobile Technologies**, [s. l.], v. 16, n. 19, p. 98-117, 2022.

ISSA, A.; HATIBOGLU, B.; BILDSTEIN, A.; BAUERNHANSL, T. Industrie 4.0 roadmap: *framework* for digital transformation based on the concepts of capability maturity and alignment. *In*: 51ST CIRP CONFERENCE ON MANUFACTURING SYSTEMS, 72, 2018. **Anais [...]**. [S. l.]: 2018. p. 973-978.

JANKOVÁ, Z. A bibliometric analysis of artificial intelligence technique in financial market. **Scientific Papers of the University of Pardubice**, Series D: Faculty of Economics and Administration, [s. l.], v. 29, n. 3, 2021.

JARRAHI, M. H. Artificial intelligence and the future of work: human-AI symbiosis in organizational decision making. **Business Horizons**, [s. l.], v. 61, p. 577-586, 2018.

KLINGENBERG, C. O.; BORGES, M. A. V.; ANTUNES, J. A. V. Industry 4.0 as a data-driven paradigm: a systematic literature review on technologies. **Journal of Manufacturing Technology Management**, [s. l.], v. 32, n. 3, p. 570-592, 2021.

KOZLENKOVA, I. V.; SAMAHA, S. A.; PALMATIER, R. W. Resource-based theory in marketing. **Journal of the Academy of Marketing Science**, [s. l.], v. 42, n. 1, p. 1-21, 2014.

LANDING AI. c2023. Disponível em: <https://landing.ai/>. Acesso em: 30 set. 2023.

LANDING AI. AI Transformation Playbook: How to lead your company into the AI era. [2023?]. Disponível em: https://f.hubspotusercontent10.net/hubfs/5754110/LandingAI_Playbook_AI-Transformation_Playbook_2.pdf. Acesso em: 30 set. 2023.

LIU, X.; HAN, L. Artificial intelligence enterprise management using deep learning. **Computational Intelligence and Neuroscience**, [s. l.], jun. 2022.

MANSON, N. J. Is operations research really research? **ORiON Journal of the Operations Research Society of South Africa**, [s. l.], v. 22, n. 2, p. 155-180, 2006.

MARCH, S. T.; SMITH, G. F. Design and natural science research on information technology. **Decision Support Systems**, [s. l.], v. 15, p. 251-266, 1995.

MARGIONO, A. Digital transformation: setting the pace. **Journal of Business Strategy**, [s. l.], v. 42, n. 5, p. 315-322, 2020.

MARTINS, T. S.; BORTOLUZZO, A. B.; LAZZARINI, S. G. Competição bancária: comparação dos comportamentos de bancos públicos e privados. **Revista de Administração Contemporânea**, Rio de Janeiro, v. 18, Ed. Esp., p. 86-108, dez. 2014.

MCCARTHY, J.; MINSKY, M. L.; ROCHESTER, N.; SHANNON, C. E. A proposal for the Dartmouth summer research project on artificial intelligence. *In*: JOHN MCCARTHY'S website. [S. l.], 31 ago. 1955. Disponível em: <http://jmc.stanford.edu/articles/dartmouth/dartmouth.pdf>. Acesso em: 03 jun. 2023.

MCKINSEY & Company. 2022 ESG Report. [S. l.], [2023?]. Disponível em: <https://www.mckinsey.com/spcontent/ bespoke/esg-2023-sean/pdfs/esg-report-2022-aw6-v12-final.pdf>. Acesso em: 30 set. 2023.

MCKINSEY & Company. Been there, doing that: How corporate and investment banks are tackling gen AI. [S. l.], set. 2023. Disponível em: https://www.mckinsey.com/industries/financial-services/our-insights/been-there-doing-that-how-corporate-and-investment-banks-are-tackling-gen-ai#/. Acesso em: 30 set. 2023.

MERHI, M. I. An evaluation of the critical success factors impacting artificial intelligence implementation. **International Journal of Information Management**, [s. l.] v. 69, 2023.

MIHALACHE, O. R.; VOLBERDA, H. W. Business model innovation in transforming economies: a co-evolutionary perspective for a global and digital world. **Management and Organization Review**, [s. l.], v. 17, n. 2, p. 202-225, mai. 2021.

MIKALEF, P.; GUPTA, M. Artificial intelligence capability: conceptualization, measurement calibration, and empirical study on its impact on organizational creativity and firm performance. **Information & Management**, [s. l.], v. 58, 2021.

MISHRA, P.; SANT, T. G. Role of artificial intelligence and internet of things in promoting banking and financial services during COVID-19: pre and post effect. *In: 2021 5TH INTERNATIONAL CONFERENCE ON INFORMATION SYSTEMS AND COMPUTER NETWORKS (ISCON)*, 2021. **Anais [...]**. Mathura, India: GLA University, 22-23 out. 2021.

MOGAJI, E.; NGUYEN, N.P. Managers' understanding of artificial intelligence in relation to marketing financial services: insights from a cross-country study. **International Journal of Bank Marketing**, [s. l.], v. 40, n. 6, p. 1272-1298, 2022.

MOR, S.; GUPTA, G. Artificial intelligence and technical efficiency: the case of Indian commercial banks. **Strategic Change**, [s. l.], v. 30, p. 235-245, 2021.

NEUMANN, O.; GUIRGUIS, K.; STEINER, R. Exploring artificial intelligence adoption in public organizations: a comparative case study. **Public Management Review**, [s. l.], v. 0, issue ahead-of-print, 2022.

NUNAMAKER, J. F.; CHEN, M.; PURDIN, T. D. M. Systems development in information systems research. **Journal of Management Information Systems**, [s. l.], v. 7, n. 3, p. 89-106, 1991.

OECD. Digital disruption in banking and its impact on competition. [S. l.], 2020. Disponível em: <https://www.oecd.org/daf/competition/digital-disruption-in-banking-and-its-impact-on-competition-2020.pdf>. Acesso em: 20 jul. 2022.

ORACLE. O que é um chatbot? [S. l.], 2022. Disponível em: <https://www.oracle.com/br/chatbots/what-is-a-chatbot>. Acesso em: 08 ago. 2022.

PREM, E. A digital transformation business model for innovation. *In: THE ISPIM INNOVATION SUMMIT*, 2015, Brisbane, Australia. **Anais [...]**. Brisbane, Australia: 2015.

PWC. An introduction to implementing AI in manufacturing. [S. l.], c2020. Disponível em: <https://www.pwc.com/gx/en/industrial-manufacturing/pdf/intro-implementing-ai-manufacturing.pdf>. Acesso em: 25 set. 2023.

PWC. Pwc at a glance. [S. l.], c2023. Disponível em: <https://www.pwc.com/gx/en/about/global-annual-review-2022/at-a-glance.html>. Acesso em: 30 set. 2023.

RADHAKRISHNAN, J.; CHATTOPADHYAY, M. Determinants and barriers of artificial intelligence adoption - a literature review. *In: INTERNATIONAL WORKING*

CONFERENCE ON TRANSFER AND DIFFUSION OF IT (TDIT), dez. 2020, Tiruchirappalli, India. **Anais** [...]. Tiruchirappalli, India: 2020. p. 89-99.

RAHMAN, M.; MING, T. H.; BAIGH, T. A.; SARKER, M. Adoption of artificial intelligence in banking services: an empirical analysis. **International Journal of Emerging Markets**, [s. l.], v. 18, n. 10, p. 4270-4300, 2023.

REIM, W.; ÅSTRÖM, J.; ERIKSSON, O. Implementation of artificial intelligence (AI): a roadmap for business model innovation. **AI**, [s. l.], v. 1, p. 180-191, 2020.

RIS, K.; STANKOVIĆ, Ž.; & AVRAMOVIĆ, Z. Ž. Implications of implementation of artificial intelligence in the banking business in relation to the human factor. **Journal of Information Technology and Applications**, Banja Luka, v. 10, n. 1., p. 49-57, jun. 2020.

ROCKART, J. F. Chief executives define their own data needs. **Harvard Business Review**, [s. l.], p. 81-93, mar./abr. 1979.

RUIZ-REAL, J. L.; URIBE-TORIL, J.; TORRES, J. A.; DE PABLO, J. Artificial intelligence in business and economics research: trends and future. **Journal of Business Economics and Management**, [s. l.], v. 22, n. 1, p. 98-117, 2021.

RUSSEL, S.; NORVIG, P. **Artificial intelligence**: a modern approach. 3. ed. New Jersey: Prentice Hall, 2010.

SÁ-SILVA, J. R.; ALMEIDA, C. D.; GUINDANI, J. F. Pesquisa documental: pistas teóricas e metodológicas. **Revista Brasileira de História & Ciências Sociais**, [s. l.], ano 1, n. 1, jul. 2009.

SCHEER, A. **Enterprise 4.0**: from disruptive business model to the automation of business processes. Saarbrücken: AWSi Publishing, 2019.

SEIM, J. Participant observation, observant participation, and hybrid ethnography. **Sociological Methods & Research**, [s. l.], 2021.

SEYIDZADE, I.; ILDIKO, R. General implementation processes of artificial intelligence and its economic effects in Hungary. **The Journal of Economic Sciences**: theory and practice, [s. l.], v. 77, n. 1, p. 113-132, 2020.

SHARMA, M.; LUTHRA, S.; JOSHI, S.; KUMAR, A. Implementing challenges of artificial intelligence: evidence from public manufacturing sector of an emerging economy. **Government Information Quarterly**, [s. l.], v. 39, 2022.

SIMON, H. A. **The sciences of the artificial**. 3 ed. Cambridge: MIT Press, 1996.

SUN, T. Q.; MEDAGLIA, R. Mapping the challenges of artificial intelligence in the public sector: evidence from public healthcare. **Government Information Quarterly**, [s. l.], v. 36, n. 2, p. 368-383, 2019.

TEECE, D. J.; PISANO, G.; SHUEN, A. Dynamic capabilities and strategic management. **Strategic Management Journal**, [s. l.], v. 18, n. 7, p. 509-533, 1997.

THOMAS J.; HARDEN A. Methods for the thematic synthesis of qualitative research in systematic reviews. **BMC Medical Research Methodology**, [s. l.], v. 8, n. 45, 2008.

TORNATZKY, L. G.; FLEISCHER, M. **The processes of technological innovation**. Lexington, MA: Lexington Books, 1990.

TRANSPARÊNCIA Brasil. Recomendações de governança: uso de inteligência artificial pelo poder público. [S. l.], 2020a. Disponível em: https://www.transparencia.org.br/downloads/publicacoes/Recomendacoes_Governanca_Usos_IA_PoderPublico.pdf. Acesso em: 30 set. 2023.

TRANSPARÊNCIA Brasil. Estrutura de avaliação de riscos a direitos e de transparência: uso de inteligência artificial pelo poder público. [S. l.], 2020b. Disponível em: https://www.transparencia.org.br/downloads/publicacoes/Estrutura_Avaliacao_Risco.pdf. Acesso em: 30 set. 2023.

TRANSPARÊNCIA Brasil. c2023. Disponível em: <https://www.transparencia.org.br/>. Acesso em: 30 set. 2023.

TREMBLAY, M. C.; HEVNER, A. R.; BERNDT, D. J. Focus groups for artifact refinement and evaluation in design research. **Communications of the Association for Information Systems**, [s. l.], v. 26, p. 599-618, jun. 2010.

UREN, V. Critical success factors for artificial intelligence projects. *In*: EUROMA CONFERENCE, 2020. **Anais** [...]. Warwick, UK: University of Warwick, 2020.

VAN NOORDT, C.; MISURACA, G. Artificial intelligence for the public sector: results of landscaping the use of AI in government across the European Union. **Government Information Quarterly**, [s. l.], v. 39, n. 3, 2022.

VIAL, G. Understanding digital transformation: a review and a research agenda. **Journal of Strategic Information Systems**, [s. l.], v. 28, n.2, p. 118-144, 2019.

VINHADO, F. da S.; SILVA, M. G. da. Considerações sobre a eficiência dos bancos públicos no Brasil recente: 2008-2013. **Revista Capital Científico - Eletrônica (RCCe)**, [s. l.], v. 15, n. 2, abr./jun. 2017.

WANG, C. L.; AHMED, P. K. Dynamic capabilities: a review and research agenda. **International Journal of Management Reviews**, [s. l.], v. 9, n. 1, p. 31-51, 2007.

WANG, P. On defining artificial intelligence. **Journal of Artificial General Intelligence**, [s. l.], v. 10, n. 2, 2019.

WESTERMAN, G., BONNET, D.; MCAFEE, A. **Leading digital**: turning technology into business transformation. Boston: Harvard Business Review Press, 2014.

WORLD ECONOMIC FORUM (WEF). AI procurement in a box: AI government procurement guidelines. Genebra, jun. 2020. Disponível em: https://www3.weforum.org/docs/WEF_AI_Procurement_in_a_Box_AI_Government_Procurement_Guidelines_2020.pdf. Acesso em: 30 set. 2023.

WORLD ECONOMIC FORUM (WEF). Unpacking AI procurement in a box: insights from implementation. Genebra, mai. 2022. Disponível em: https://www3.weforum.org/docs/WEF_Unpacking_AI_Procurement_in_a_Box_2022.pdf. Acesso em: 30 set. 2023.

WORLD ECONOMIC FORUM (WEF). Our mission. [S. l.], c2023. Disponível em: <https://www.weforum.org/about/world-economic-forum>. Acesso em: 30 set. 2023.

WU, T.; HE, S.; LIU, J.; SUN, S.; LIU, K.; HAN, Q. L.; TANG, Y. A brief overview of ChatGPT: the history, status quo and potential future development. **IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica**, [s. l.], v. 10, n. 5, p. 1122-1136, mai. 2023.

YADAV, S. K. A five year bibliometric analysis of artificial intelligence (AI) from 2016 to 2020. *In*: 2021 5TH INTERNATIONAL CONFERENCE ON INFORMATION SYSTEMS AND COMPUTER NETWORKS (ISCON), 2021, Mathura, India. **Anais** [...]. Mathura, India: GLA University, 2021.

ZAHRA, S. A.; GEORGE, G. Absorptive capacity: a review, reconceptualization, and extension. **Academy of Management Review**, [s. l.], v. 27, n. 2, p. 185-203, 2002.

ZAOUI, F.; SOUISSI, N. Roadmap for digital transformation: a literature review. *In*: THE 7TH INTERNATIONAL CONFERENCE ON EMERGING INTER-NETWORKS, COMMUNICATION AND MOBILITY (EICM), 2020, Leuven, Belgium. **Anais** [...]. Leuven, Belgium: 2020. p. 621-628.

ZIYADIN, S.; SUIEUBAYEVA, S.; UTEGENOVA, A. Digital transformation in business. *In*: ASHMARINA, S. I.; VOCHOZKA, M.; MANTULENKO, V. V. (ed.). **Digital age**: chances, challenges and future: lecture notes in networks and systems, 84. Switzerland: Springer, 2020. p. 408-415.

APÊNDICE A – ARTIGOS UTILIZADOS NA REVISÃO DA LITERATURA

A revisão qualitativa da literatura realizada nesta pesquisa envolveu a busca por artigos sobre cinco assuntos: transformação digital e indústria 4.0; IA nas organizações; implementação de IA; IA no setor bancário; e IA no setor público. Os artigos foram categorizados conforme a temática predominante de cada estudo e são apresentados nos quadros a seguir:

Quadro A1 - Artigos selecionados sobre transformação digital e indústria 4.0

Ano	Autor(es)	Título	Periódico / Conferência	Palavras-chave
2019	Vial	<i>Understanding digital transformation: a review and a research agenda</i>	<i>Journal of Strategic Information Systems</i>	<i>Digital transformation; IS strategy; Literature review; Digital technologies; Organizational transformation; Digital innovation.</i>
2020	Zaoui e Souissi	<i>Roadmap for digital transformation: a literature review</i>	<i>International Conference on Emerging Inter-networks, Communication and Mobility</i>	<i>Digital Transformation; Process; Roadmap; Model; Step; Phase.</i>
2021	Klingenberg, Borges e Antunes Jr.	<i>Industry 4.0 as a data-driven paradigm: a systematic literature review on technologies</i>	<i>Journal of Manufacturing Technology Management</i>	<i>Digitization; Technology; Industry 4.0.</i>

Quadro A2 - Artigos selecionados sobre IA nas organizações

Ano	Autor(es)	Título	Periódico / Conferência	Palavras-chave
2019	Haenlein e Kaplan	<i>A brief history of artificial intelligence: on the past, present, and future of artificial intelligence</i>	<i>California Management Review</i>	<i>Artificial intelligence; big data; regulation; strategy; machine-based learning.</i>
2021	Adami	<i>The evolutionary path to sentient machines column: a brief history of artificial intelligence research</i>	<i>Artificial Life</i>	<i>Artificial Intelligence; neuroevolution; deep learning</i>
2021	Collins <i>et al.</i>	<i>Artificial intelligence in information systems research: a systematic literature review and research agenda</i>	<i>International Journal of Information Management</i>	<i>Artificial intelligence; AI; Machine learning; Systematic literature review; Research agenda.</i>
2021	Enholm <i>et al.</i>	<i>Artificial intelligence and business value: a literature review</i>	<i>Inf Syst Front</i>	<i>Artificial intelligence; Systematic literature review; Research agenda; Artificial intelligence capabilities.</i>
2021	Mikalef e Gupta	<i>Artificial intelligence capability: conceptualization, measurement calibration, and empirical study on its impact on organizational creativity and firm performance</i>	<i>Information & Management</i>	<i>Artificial intelligence; Firm performance; Organizational creativity; Capability; Resource-based theory; Instrument development.</i>
2021	Ruiz-Real <i>et al.</i>	<i>Artificial intelligence in business and economics research: trends and future</i>	<i>Journal of Business Economics and Management</i>	<i>Artificial intelligence; business; economics; bibliometrics; research trends; decisionmaking.</i>
2023	Chowdhury <i>et al.</i>	<i>Unlocking the value of artificial intelligence in human resource management through AI capability framework</i>	<i>Human Resource Management Review</i>	<i>Artificial intelligence; Organisational resources; AI capability; Human resource management; Systematic review; AI-employee collaboration</i>

Quadro A3 - Artigos selecionados sobre implementação de IA

Ano	Autor(es)	Título	Periódico / Conferência	Palavras-chave
2018	Alsheibani, Cheung e Messom	<i>Artificial intelligence adoption: AI-readiness at firm-level</i>	<i>Pacific Asia Conference on Information Systems (PACIS)</i>	<i>Artificial Intelligence; AI readiness; TOE; DOI; adoption.</i>
2019	Alsheibani, Messom e Cheung	<i>Towards an artificial intelligence maturity model: from science fiction to business facts</i>	<i>Pacific Asia Conference on Information Systems</i>	<i>Artificial Intelligence, Maturity model, AI maturity model, Industry 4.0.</i>
2020	Alsheiabni et al.	<i>Winning AI strategy: six-steps to create value from artificial intelligence</i>	<i>Americas Conference on Information Systems</i>	<i>Artificial Intelligence; Business Value; AI Challenges; AI adoption.</i>
2020	Alsheibani, Cheung e Messom	<i>Re-thinking the competitive landscape of artificial intelligence</i>	<i>Hawaii International Conference on System Sciences</i>	(não são mencionadas)
2020	Radhakrishnan e Chattopadhyay	<i>Determinants and barriers of artificial intelligence adoption – a literature review</i>	<i>International Working Conference on Transfer and Diffusion of IT</i>	<i>Artificial Intelligence Adoption; AI adoption; Technology Adoption; Adoption Theories.</i>
2020	Reim, Åström e Eriksson	<i>Implementation of artificial intelligence (AI): a roadmap for business model innovation</i>	<i>AI</i>	<i>Business models; business model innovation; artificial intelligence; implementation; road map.</i>
2020	Seyidzade e Ildiko	<i>General implementation processes of artificial intelligence and its economic effects in Hungary</i>	<i>The Journal of Economic Sciences: Theory and Practice</i>	<i>Artificial intelligence; computer; future perspectives; new technologies; Hungary.</i>
2020	Uren	<i>Critical success factors for artificial intelligence projects</i>	<i>EurOMA Conference</i>	<i>Artificial Intelligence, Technology Readiness Level, Critical Success Factors.</i>
2021	Freeman, Rahman e Batarseh	<i>Enabling artificial intelligence adoption through assurance</i>	<i>Social Sciences</i>	<i>AI assurance; data quality; operating envelopes; validation and verification; XAI; AI trustworthiness; data democracy.</i>
2022	Chen et al.	<i>Artificial intelligence adoption in business-to-business marketing: toward a conceptual framework</i>	<i>Journal of Business & Industrial Marketing</i>	<i>Artificial intelligence; Business-to-business marketing; Information processing theory; Organizational learning theory; Conceptual.</i>
2023	Merhi	<i>An evaluation of the critical success factors impacting artificial intelligence implementation</i>	<i>International Journal of Information Management</i>	<i>Artificial intelligence implementation; Critical factors; Analytics; Ethics Analytical hierarchy process.</i>

Quadro A4 - Artigos selecionados sobre IA no setor bancário

Ano	Autor(es)	Título	Periódico / Conferência	Palavras-chave
2019	Barakat e Dabbous	<i>Actors affecting the sustained use of chatbots: an organizational perspective</i>	<i>International Conferences ICT, Society, and Human Beings</i>	<i>Technology Sustained Use; Artificial Intelligence; Chatbots; Organizational Perspective.</i>
2019	Fourie e Bennett	<i>Super intelligent financial services</i>	<i>Journal of Payments Strategy & Systems</i>	<i>Artificial intelligence; ethics; responsible innovation; transformation; data; automation.</i>
2020	Dobre	<i>Finance evolution through AI and new emerging technologies</i>	<i>Annals of the University of Petroșani, Economics</i>	<i>Banking; AI; finance.</i>
2020	Ris, Stanković e Avramović	<i>Implications of implementation of artificial intelligence in the banking business in relation to the human factor</i>	<i>Journal of Information Technology and Applications</i>	<i>AI; Machine Learning; Automation; Banking Systems; Virtual Assistants; Chatbots.</i>
2021	El-Gohary	<i>An exploratory study on the effect of artificial intelligence-enabled technology on customer experiences in the banking sector</i>	<i>Journal of Technological Advancements</i>	<i>Artificial Intelligence (AI); Chatbots; Customer Experience (CX); Customer Relationship Management (CRM); FinTech; Neobanks; Virtual Agent (VA).</i>
2021	Ashta e Herrmann	<i>Artificial intelligence and fintech: an overview of opportunities and risks for banking, investments, and microfinance</i>	<i>Strategic Change</i>	<i>Artificial intelligence; banking; financial markets; fintech; microfinance.</i>
2021	Ghandour	<i>Opportunities and challenges of artificial intelligence in banking: systematic literature review</i>	<i>TEM Journal</i>	<i>Artificial Intelligence; Banking; Fintech; opportunities; challenges.</i>
2021	Mor e Gupta	<i>Artificial intelligence and technical efficiency: the case of Indian commercial banks</i>	<i>Strategic Change</i>	<i>Artificial intelligence, commercial banks, inefficiency effect, stochastic frontier, technical efficiency.</i>
2022	Bhattacharya e Sinha	<i>Role of artificial intelligence in banking for leveraging customer experience</i>	<i>Australasian Accounting Business & Finance Journal</i>	<i>Artificial Intelligence; Digital Banking; Chatbots; Customer Experience.</i>
2022	Fares, Butt e Lee	<i>Utilization of artificial intelligence in the banking sector: a systematic literature review</i>	<i>Journal of Financial Services Marketing</i>	<i>Artificial intelligence; Digital innovations; Retail banking; Customer journey map; Systematic literature review.</i>
2022	Indriasari et al.	<i>Intelligent digital banking technology and architecture: a systematic literature review</i>	<i>International Journal of Interactive Mobile Technologies</i>	<i>Digital banking; artificial intelligence; intelligent banking; smart banking; digital transformation; digital architecture; digital</i>

				<i>innovation.</i>
2022	Liu e Han	<i>Artificial intelligence enterprise management using deep learning</i>	<i>Computational Intelligence and Neuroscience</i>	(não são mencionadas)
2022	Mogaji e Nguyen	<i>Managers' understanding of artificial intelligence in relation to marketing financial services: insights from a cross-country study</i>	<i>International Journal of Bank Marketing</i>	<i>Managers; Artificial Intelligence; Marketing; Qualitative; Financial Services; Banking.</i>
2023	Doumpos et al.	<i>Operational research and artificial intelligence methods in banking</i>	<i>European Journal of Operational Research</i>	<i>Artificial Intelligence; Operational research; Banking.</i>
2023	Rahman et al.	<i>Adoption of artificial intelligence in banking services: an empirical analysis</i>	<i>International Journal of Emerging Markets</i>	<i>Artificial intelligence; Bank customers; Intention to adopt; PLS-SEM; Malaysia</i>

Quadro A5 - Artigos selecionados sobre IA no setor público

Ano	Autor(es)	Título	Periódico / Conferência	Palavras-chave
2019	Sun e Medaglia	<i>Mapping the challenges of artificial intelligence in the public sector: evidence from public healthcare</i>	<i>Government Information Quarterly</i>	<i>Artificial Intelligence; Public sector; Healthcare; Challenges; Framing; China.</i>
2020	Campion <i>et al.</i>	<i>Managing artificial intelligence deployment in the public sector</i>	<i>Computer</i>	(não são mencionadas)
2020	Desouza, Dawson e Chenok	<i>Designing, developing, and deploying artificial intelligence systems: lessons from and for the public sector</i>	<i>Business Horizons</i>	<i>Artificial intelligence applications; Cognitive computing systems; Innovation management; Technology adoption.</i>
2022	Alshehhi, Cheaitou e Rashid	<i>Adoption frameworks for artificial intelligence in the public sector: a systematic review of literature</i>	<i>South American International Industrial Engineering and Operations Management</i>	<i>Artificial Intelligence; AI Systems; AI Adoption; Frameworks; Public Sector; Ethics.</i>
2022	Neumann, Guirguis e Steiner	<i>Exploring artificial intelligence adoption in public organizations: a comparative case study</i>	<i>Public Management Review</i>	<i>Artificial intelligence; AI; public organizations; public administration; technology adoption; TOE framework.</i>
2022	Sharma <i>et al.</i>	<i>Implementing challenges of artificial intelligence: evidence from public manufacturing sector of an emerging economy</i>	<i>Government Information Quarterly</i>	<i>Artificial intelligence; Implementing challenges; Public manufacturing sector; AI enabled systems; Emerging economies</i>
2022	Van Noordt e Misuraca	<i>Artificial intelligence for the public sector: results of landscaping the use of ai in government across the European union</i>	<i>Government Information Quarterly</i>	<i>Artificial intelligence; Public administration; Public services; Policy making; Public sector management.</i>

APÊNDICE B – MODELO UTILIZADO PARA AVALIAÇÃO DO ARTEFATO

Método para implementação de inteligência artificial
no segmento médias empresas
de banco público brasileiro

ORIENTAÇÕES PARA AVALIAÇÃO

Avalie o método apresentado
considerando a seguinte questão:

**O método desenvolvido fornece a orientação necessária para
implementação de inteligência artificial
no segmento médias empresas de banco público brasileiro?**

Para avaliar, considere os seguintes atributos:

Atributo	Descrição
Aplicável	O <i>método</i> fornece um roteiro viável que pode ser aplicado no contexto pesquisado.
Compreensível	O <i>método</i> é claro e pode ser facilmente compreendido pelos gestores e dirigentes do banco.
Compreensivo	O <i>método</i> compreende os principais fatores críticos que devem ser considerados na implementação de IA.
Específico	O <i>método</i> incorpora as especificidades do contexto pesquisado.

Retorno para Eduardo Estima da Silveira,
whatsapp (99) 99999-999
ou e-mail xxxxx@xxxxx.com.br
até **DD/MM/AAAA**.

Método para implementação de inteligência artificial
no segmento médias empresas
de banco público brasileiro

PREPARAR ▪ PILOTAR ▪ ESCALAR

VERSÃO SIMPLIFICADA



Método para implementação de inteligência artificial
no segmento médias empresas
de banco público brasileiro

PREPARAR ▪ PILOTAR ▪ ESCALAR

VERSÃO DETALHADA

