

UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
CENTRO DE CIÊNCIAS SOCIAIS APLICADAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO
CURSO DE DOUTORADO ACADÊMICO EM ADMINISTRAÇÃO

WALLYSSON KLEBSON DE MEDEIROS SILVA

COMPORTAMENTO DO CONSUMIDOR NO PROCESSO DE COMPRA E A
INFLUÊNCIA DAS FERRAMENTAS DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

João Pessoa – PB

2023



WALLYSSON KLEBSON DE MEDEIROS SILVA

**COMPORTAMENTO DO CONSUMIDOR NO PROCESSO DE COMPRA E A
INFLUÊNCIA DAS FERRAMENTAS DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL**

Tese apresentada ao Curso de Doutorado em Administração do Programa de Pós-Graduação em Administração da Universidade Federal da Paraíba, na área de Administração e Sociedade, com linha de pesquisa em Marketing e Tecnologia.

Orientadora: Prof.^a Dra.^a Renata Francisco Baldanza.

João Pessoa – PB

2023

Catálogo na publicação
Seção de Catalogação e Classificação

S586c Silva, Wallysson Klebson de Medeiros.

Comportamento do consumidor no processo de compra e a influência das ferramentas de inteligência artificial / Wallysson Klebson de Medeiros Silva. - João Pessoa, 2023.

168 f. : il.

Orientação: Renata Francisco Baldanza.
Tese (Doutorado) - UFPB/CCSA.

1. Inteligência artificial - Consumidor. 2. Assistente virtual inteligente. 3. Marketing - Tecnologia. I. Baldanza, Renata Francisco. II. Título.

UFPB/BC

CDU 004.8(043)

ATA DE DEFESA DE TESE

Defesa nº 80

Ata da Sessão Pública de Defesa de Tese do(a) Doutorando(a) **Wallysson Klebson de Medeiros Silva** como requisito final para obtenção do grau de Doutor em Administração, Área de Concentração em Administração e Sociedade e na Linha de Pesquisa em Marketing e Tecnologia.

No dia 27 de fevereiro de 2023, às 09h00 horas, na sala virtual Zoom, por meio do *link*: <https://cruzeirosul-edu-br.zoom.us/j/97357498864>, reuniu-se a banca examinadora homologada pelo Colegiado do Programa de Pós-Graduação em Administração, composta pelos membros: Prof.^(a) Dr.^(a) Renata Francisco Baldanza (Orientador(a) – PPGA/UFPB), Prof.^(a) Dr.^(a) Diana Lúcia Teixeira de Carvalho (Examinador(a) Externo(a) – PGPCI/UFPB), Prof.^(a) Dr.^(a) José Carlos de Lacerda Leite (Examinador(a) Externo(a) – UFPB), Prof.^(a) Dr.^(a) Caissa Veloso e Sousa (Examinador(a) Externo(a) - Unihorizontes) e Prof.^(a) Dr.^(a) Pablo Aurélio Lacerda de Almeida Pinto (Examinador(a) Externo(a) – UPE), com a finalidade de julgar a tese do(a) aluno(a) **Wallysson Klebson de Medeiros Silva** intitulada **“OI, COMO POSSO AJUDAR? COMPORTAMENTO DO CONSUMIDOR NO PROCESSO DE COMPRA E A INFLUÊNCIA DAS FERRAMENTAS DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL”**, para obtenção do grau de Doutor em Administração. O desenvolvimento dos trabalhos seguiu o roteiro de sessão de defesa estabelecido pela coordenação do curso, com abertura, condução e encerramento da sessão solene de defesa realizado pelo(a) presidente Prof.^(a) Dr.^(a) Renata Francisco Baldanza. Após haver analisado o referido trabalho e arguido o(a) candidato(a), os membros da Banca Examinadora deliberaram por unanimidade e atribuíram o conceito (x) aprovado, () insuficiente, () reprovado.

Observações da Banca:

O	discente	foi	considerado	aprovado	pela
banca					

Proclamados os resultados, o Presidente da Banca Examinadora, Prof.^(a) Dr.^(a) Renata Francisco Baldanza, encerrou os trabalhos, e para constar, confere e assina a presente ata, juntamente aos membros da Banca Examinadora e o(a) aluno(a).

Documento assinado digitalmente
 RENATA FRANCISCO BALDANZA
Data: 15/05/2023 10:51:55-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Prof.^(a) Dr.^(a) Renata Francisco Baldanza

Orientador(a) – PPGA/UFPB

Documento assinado digitalmente
 DIANA LUCIA TEIXEIRA DE CARVALHO
Data: 15/05/2023 12:55:50-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Prof.^(a) Dr.^(a) Diana Lúcia Teixeira de Carvalho

Examinador(a) Externo(a) – PGPCI/UFPB

Documento assinado digitalmente
 JOSE CARLOS DE LACERDA LEITE
Data: 19/05/2023 11:03:59-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Prof.^(a) Dr.^(a) José Carlos de Lacerda Leite

Examinador(a) Externo(a) – UFPB

Documento assinado digitalmente
 CAISSA VELOSO E SOUSA
Data: 19/05/2023 14:42:02-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Prof.^(a) Dr.^(a) Caissa Veloso e Sousa

Examinador(a) Externo(a) - Unihorizontes

Documento assinado digitalmente
 PABLO AURELIO LACERDA DE ALMEIDA PINTO
Data: 18/05/2023 15:36:21-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Prof.^(a) Dr.^(a) Pablo Aurélio Lacerda de Almeida Pinto

Examinador(a) Externo(a) – UPE

Documento assinado digitalmente
 WALLYSSON KLEBSON DE MEDEIROS SILVA
Data: 18/05/2023 19:15:05-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Wallysson Klebson de Medeiros Silva

Doutorando(a)

To everyone who's fighting a storm, don't be
afraid to get caught in the rain.

AGRADECIMENTOS

Agradeço, primeiramente, a Deus, por tudo que tem proporcionado em minha vida, por me guiar, iluminar e me ajudar a superar todos os obstáculos da vida.

Agradeço à minha família, por me incentivar a seguir em busca de objetivos sempre maiores e por todo o suporte necessário para que eu enfrentasse mais esse desafio.

A minha orientadora, Professora Dra. Renata Baldanza, pela confiança, suporte, empenho, dedicação, orientações e empatia, em que colaborou para meu amadurecimento e crescimento acadêmico.

A banca composta pelos professores Diana, José Carlos, Pablo e Caissa por todas as contribuições, aprendizado e paciência com essa tese.

Aos professores do PPGA, em especial, Nelsio, Carlos Eduardo, Ana Lucia, Marcelo, Samir, Aldo e Franzé com os quais eu tive o imenso privilégio de aprender e pelo compartilhamento dos riquíssimos conhecimentos nas disciplinas, que colaboraram diretamente nesse trabalho.

A todos os colegas do doutorado, em especial os da turma 08, por todo apoio, compartilhamento, incentivo e carinho durante essa jornada.

Aos colegas do GPCiber/GPCima, obrigado pelas contribuições e aprendizado, especialmente na construção e divulgação do instrumento quantitativo.

A todos que contribuíram direta ou indiretamente com esta tese, aos respondentes dos questionários, amigos e familiares, todos vocês foram essenciais nesse caminho.

RESUMO

Esta tese teve como objetivo geral examinar a influência e potenciais mudanças de comportamento dos consumidores para usar ferramentas de Inteligência Artificial (IA) na sua jornada de compra. A pesquisa foi conduzida em duas etapas metodológicas: uma abordagem qualitativa com a realização de 16 entrevistas semiestruturadas, e uma abordagem quantitativa com a aplicação de um *survey* com 414 participantes. A análise dos dados qualitativos foi realizada por meio da análise de conteúdo com o suporte do software Atlas.ti. Na abordagem quantitativa, utilizaram-se técnicas estatísticas, incluindo Análise Fatorial Exploratória (AFE), Análise Fatorial Confirmatória (AFC) e Modelagem de Equações Estruturais (MEE), com o auxílio dos softwares AMOS e SPSS. Ademais, o modelo transteórico de comportamento foi utilizado como complemento na pesquisa quantitativa. Com base nos achados qualitativos, foram elaboradas reflexões sobre como a IA auxilia nas etapas da jornada do consumidor, assim como na identificação da necessidade de acrescentar o construto "resistência" ao modelo teórico de Aceitação do Uso de Dispositivos de Inteligência Artificial (AIDUA). A partir dos resultados da pesquisa quantitativa, foi possível verificar que a influência social, o antropomorfismo e a resistência do consumidor são os fatores antecedentes mais preponderantes para a mensuração da expectativa de desempenho percebida e, conseqüentemente, na emoção que colabora na disposição do consumidor em aceitar o uso de dispositivos de IA na sua jornada de compra. Além disso, a emoção está negativamente relacionada à objeção do consumidor em aceitar o uso de dispositivos de IA no processo de compra. Também foram identificados os estágios de mudança de comportamento do consumidor, indicando que os indivíduos em determinados estágios possuem características e motivações psicológicas que diferem daquelas em outros estágios. Dessa forma, pode-se afirmar que esta pesquisa contribuiu para a compreensão do comportamento do consumidor no processo de compra com o auxílio de ferramentas de inteligência artificial, trazendo implicações teóricas e práticas relevantes para o campo da pesquisa em administração e marketing. Espera-se que os resultados obtidos possam servir como base para futuros estudos sobre a temática e auxilie empresas e profissionais da área a entenderem e aproveitarem o potencial da IA para aprimorar a experiência do consumidor em suas jornadas de compra.

Palavras-chave: Jornada do consumidor. Realidade aumentada. Assistente virtual inteligente. Sistema de recomendação. Chatbot.

ABSTRACT

The main objective of this thesis was to examine the influence and potential behavior changes of consumers when using Artificial Intelligence (AI) tools in their purchase journey. The research was conducted in two methodological stages: a qualitative approach with 16 semi-structured interviews, and a quantitative approach with a survey of 414 participants. Qualitative data analysis was conducted using content analysis with the support of Atlas.ti software. In the quantitative approach, statistical techniques were used, including Exploratory Factor Analysis (EFA), Confirmatory Factor Analysis (CFA), and Structural Equation Modeling (SEM), with the assistance of AMOS and SPSS software. Additionally, the transtheoretical model of behavior was used as a complement to the quantitative research. Based on the qualitative findings, reflections were made on how AI assists in the stages of the consumer journey, as well as the need to add the construct of "resistance" to the theoretical model of Acceptance of Use of Artificial Intelligence Devices (AUID). From the results of the quantitative research, it was possible to verify that social influence, anthropomorphism, and consumer resistance are the most preponderant antecedent factors for measuring perceived performance expectation and, consequently, emotion that collaborates in the consumer's willingness to accept the use of AI devices in their purchase journey. In addition, emotion is negatively related to the consumer's objection to accepting the use of AI devices in the purchase process. Consumer behavior change stages were also identified, indicating that individuals in certain stages have psychological characteristics and motivations that differ from those in other stages. Thus, it can be said that this research contributed to the understanding of consumer behavior in the purchase process with the assistance of AI tools, bringing relevant theoretical and practical implications for the field of administration and marketing research. It is hoped that the results obtained can serve as a basis for future studies on the subject and assist companies and professionals in the area in understanding and leveraging the potential of AI to improve the consumer experience in their purchase journey.

Keywords: Consumer journey. Augmented reality. Intelligent virtual assistant. Recommendation system. Chatbot.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Argumento de tese esquematizado	19
Figura 2 - Ranking de países com maior interação diária com IA	22
Figura 3 - Esquema da tese.....	26
Figura 4 - Modelo teórico de aceitação do uso de dispositivos de inteligência artificial.....	53
Figura 5 - Estrutura conceitual de Sivathanu para compreender os determinantes da resistência	59
Figura 6 - Modelo teórico da pesquisa	62
Figura 7 - Jornada do consumidor de Kietzmann, Paschen e Treen.....	70
Figura 8 - Principais estímulos do uso de ferramentas de inteligência artificial.....	79
Figura 9 - Principais fatores para finalização de uma compra utilizando ferramentas de IA de acordo com os entrevistados.....	89
Figura 10 - Modelo de Engel, Kollat e Blackwell (1968) aplicado a IA.....	95
Figura 11 - Modelo estrutural estimado	112
Figura 12 - Algoritmo de estágio de mudança de comportamento do consumidor.....	119
Figura 13 - Nuvem das palavras-chave dos artigos.....	155

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 - Conjunto de hipóteses do modelo teórico da pesquisa.....	63
Quadro 2 - Características gerais da pesquisa qualitativa e quantitativa.....	66
Quadro 3 - Sujeitos entrevistados pela pesquisa qualitativa.....	68
Quadro 4 - Protocolo de análise dos dados qualitativos	70
Quadro 5 - Artigos publicados por periódicos e indexação.....	150
Quadro 6 - Autores, data, periódicos e palavras-chave dos artigos analisados na RSL	152
Quadro 7 - Métodos e ferramentas utilizadas, país de estudo e número de citações dos artigos analisados na RSL	156

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Perfil típicos de usuários de ferramentas de IA, de acordo com os entrevistados .	88
Tabela 2 - Amostra por idade, estado civil, escolaridade, gênero, região e renda familiar	96
Tabela 3 - Análise descritiva dos construtos do estudo	98
Tabela 4 - Testes de Normalidade de Kolmogorov-Smirnov e Shapiro-Wilk	101
Tabela 5 - Testes de consistência interna e confiabilidade geral	102
Tabela 6 - Testes de KMO e Bartlett	103
Tabela 7 - Resultados das comunalidades inicial e após extração dos itens	103
Tabela 8 - Matriz de componente rotativa	104
Tabela 9 - Variância total explicada	105
Tabela 10 - Modelos, análise, construto e suas variáveis consideradas	106
Tabela 11 - Estimativas não padronizadas do modelo final	108
Tabela 12 - Cargas padronizadas	109
Tabela 13 - Índices de qualidade do ajuste	110
Tabela 14 - Resultados em relação às hipóteses	111
Tabela 15 - Frequência das associações dos estágios de mudança de comportamento com os indicadores sociodemográficos (idade, estado civil, escolaridade, gênero, região e renda familiar) e conhecimento sobre IA	121
Tabela 16 - Teste Qui-Quadrado com indicador V de Cramer entre estágio e a variável conhecimento sobre ferramentas de IA	123
Tabela 17 - Estágios de comportamento com relação aos construtos da pesquisa	124

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	12
1.1 CONTEXTUALIZAÇÃO DO TEMA E APRESENTAÇÃO DA PROBLEMÁTICA	12
1.2 ARGUMENTO DE TESE.....	18
1.3 OBJETIVOS DA PESQUISA	20
1.4 JUSTIFICATIVAS E CONTRIBUIÇÕES	21
1.5 ESTRUTURAÇÃO E PLANO GLOBAL DA TESE.....	25
2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	27
2.1 TENDÊNCIAS DA PESQUISA EM COMPORTAMENTO DO CONSUMIDOR NO AMBIENTE DIGITAL	27
2.2 INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL: CONCEITO, DESENVOLVIMENTO E ELEMENTOS... ..	31
2.3 APLICAÇÕES DE FERRAMENTAS TECNOLÓGICAS BASEADAS EM INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL NO COMPORTAMENTO DO CONSUMIDOR.....	33
2.3.1 Chatbot	36
2.3.2 Realidade aumentada.....	39
2.3.3 Assistente virtual inteligente	42
2.3.4 Sistema de recomendação.....	45
2.4 JORNADA DO CONSUMIDOR NO PROCESSO DE COMPRA E A INFLUÊNCIA DA IA.....	47
2.5 MODELOS TEÓRICOS E FORMULAÇÃO DAS HIPÓTESES.....	52
2.5.1 Modelo teórico de aceitação do uso de dispositivos de inteligência artificial.....	52
2.5.2 Resistência do consumidor à inteligência artificial	58
2.5.3 Modelo transteórico de mudança de comportamento.....	60
2.6 MODELO TEÓRICO E HIPÓTESES DA PESQUISA	61
3 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS	65
3.1 CARACTERIZAÇÃO DO ESTUDO	65
3.2 PESQUISA QUALITATIVA.....	67
3.2.1 População e amostra da pesquisa qualitativa.....	67
3.2.2 Instrumento e procedimentos de coleta de dados qualitativos	67
3.2.3 Técnicas para análise dos dados qualitativos	69
3.3 PESQUISA QUANTITATIVA.....	72

3.3.1 População e amostra da pesquisa quantitativa.....	72
3.3.2 Instrumento e procedimentos de coleta de dados quantitativos	72
3.3.3 Técnicas para análise dos dados quantitativos	74
4 ANÁLISE DOS RESULTADOS	77
4.1 RESULTADO DA PESQUISA QUALITATIVA	77
4.1.1 Reconhecimento da necessidade	77
4.1.2 Consideração inicial	82
4.1.3 Avaliação das alternativas	84
4.1.4 Decisão de compra	87
4.1.5 Comportamento pós-compra	89
4.2 RESULTADO DA PESQUISA QUANTITATIVA	95
4.2.1 Análise exploratória preliminar	95
4.2.2 Análise descritiva dos construtos	97
4.2.3 Análise de normalidade	100
4.2.4 Análise do modelo de mensuração e teste das hipóteses.....	102
4.2.5 Discussão das Hipóteses.....	113
4.2.6 Estágios de mudança de comportamento do consumidor em relação ao uso de ferramentas de inteligência artificial na realização de compras	118
5 CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	126
REFERÊNCIAS	130
APÊNDICE A – REVISÃO SISTEMÁTICA DA LITERATURA.....	149
APÊNDICE B – CARTA CONVITE PARA OS PARTICIPANTES DA ENTREVISTA....	159
APÊNDICE C – ROTEIRO DE ENTREVISTA SEMIESTRUTURADA DA PESQUISA QUALITATIVA.....	160
APÊNDICE D – ETAPA DE TRADUÇÃO, VALIDAÇÃO DE FACE E DE CONTEÚDO E ESCALA DE MENSURAÇÃO	162
APÊNDICE E – TERMO DE CONSENTIMENTO LIVRE E ESCLARECIDO DA PESQUISA QUANTITATIVA	165
APÊNDICE F – PARTE DO QUESTIONÁRIO APLICADO NO SURVEY COM OS PARTICIPANTES DA PESQUISA QUANTITATIVA	166
APÊNDICE G – QUESTIONÁRIO PARA IDENTIFICAÇÃO DO ESTÁGIO DE MUDANÇA DO COMPORTAMENTO DO CONSUMIDOR	167

1 INTRODUÇÃO

1.1 CONTEXTUALIZAÇÃO DO TEMA E APRESENTAÇÃO DA PROBLEMÁTICA

Mudar paradigmas, romper com o antigo *modus operandi* e sugerir algo inimaginável. Parece ficção científica, mas, na verdade, mudanças sociais, tecnológicas e gerenciais estão ocorrendo desde a década de 1940, com o surgimento da primeira Inteligência Artificial (IA). Porém, isso se dá de maneira mais acentuada atualmente, devido à digitalização e aceleração da transformação digital, forçada pela pandemia de COVID-19, causada pelo SARS-CoV-2, que demandou medidas de isolamento em todo o mundo para evitar a proliferação do vírus. Os avanços tecnológicos, como IA, *Big Data*, computação em nuvem, robótica e Internet das Coisas (IoT), levaram a mudanças sem precedentes, muitas vezes interrompendo e alterando a forma como os consumidores se comportam e como os bens e serviços são tradicionalmente produzidos e consumidos.

Historicamente (desde a década de 1950), a ênfase dos estudos de comportamento do consumidor foi direcionada para a relação entre o fornecedor e o comprador. A teoria saiu dessa estrita relação para uma perspectiva centrada em determinantes sociais influenciadores do comportamento humano (KANT, 2020). Posteriormente, ocorreu a incorporação da ótica experiencial na década de 1980, do marketing sensorial na década de 1990 e o surgimento do neuromarketing em 2000 (KOTLER; ARMSTRONG, 2017). No entanto, devido ao alto grau de convergência entre o ciberespaço e espaço físico. As tecnologias estão gerando complexas transformações e ocasionando grandes desafios nos segmentos de negócios (CARAYANNIS; CAMPBELL, 2021). Sendo assim, as organizações devem acompanhar e se adequar a esse novo propósito: o de atender a um indivíduo cada vez mais conectado, seletivo, exigente e consciente (KLAUS; ZAICHKOWSKY, 2020). Isso exige, progressivamente, que as organizações repensem e reestruturem seus modelos de negócio para lidar com as constantes mudanças na jornada do consumidor.

Decerto, o comportamento do consumidor está em constante evolução com o rápido desenvolvimento da ciência e da tecnologia da informação e se apresenta como um campo que contribui para a compreensão da maneira como os indivíduos ou grupos de pessoas escolhem, compram, utilizam e detêm de bens, serviços, concepções ou experiências (OSTROM *et al.*, 2015), que satisfaçam os seus desejos e necessidades (BERHIMPON; PANGEMANAN; RUMOKOY, 2018). Por esse argumento, percebe-se que o estudo dessa área é dinâmico,

abrange interações e envolve trocas, sendo seu principal objetivo a construção de relacionamento duradouro entre o empresário e o consumidor.

Nessa perspectiva, gradualmente, mais ainda de maneira incipiente, estão sendo elaboradas pesquisas que evidenciem os impactos da tecnologia no comportamento do consumidor (AHMAD *et al.*, 2020), os quais favorecem consumidores mais autônomos, que passam a ser importantes atores e tomadores de decisão, frente ao potencial acesso de informações que detêm (SYAM; SHARMA, 2018; BRITO *et al.*, 2019). Jose (2017) aponta que o uso de tecnologias como *smartphones*, *e-commerce*, mídia social e pagamento digital colabora para influenciar significativamente no comportamento de compra e gasto do consumidor, devido às diversas variedades de motivações. O indivíduo acredita que a inovação tecnológica pode fornecer soluções para simplificar a jornada do consumidor, melhorar a satisfação, o custo, as decisões de compra etc. (SACHDEVA; NARWAL; KANT, 2018).

Esse processo, influenciado pelo avanço tecnológico, tem impactado e remodelado os principais conceitos e teorias sobre comportamento e tendência do consumidor na jornada de compra (SCOTT *et al.*, 2017), pois tem aperfeiçoado os hábitos e perspectivas de compras e colaborado para que o *e-commerce* e as mídias sociais ganhassem destaque e força, contribuindo para que as empresas precisem se adaptar às plataformas digitais. Diante disso, percebe-se que os consumidores desenvolvem hábitos ao longo do tempo sobre o que consumir, quando e onde. Embora o consumo seja habitual, ele também é contextual. A tecnologia é um desses fatores, pois, à medida que surgem tecnologias inovadoras, ocorre uma quebra de velhos hábitos, surgindo novas tendências e padrões de consumo (SHETH, 2020).

Nesse cenário de crescente dependência tecnológica, os consumidores são incentivados a utilizar a tecnologia em suas vidas diárias, inclusive durante o processo de compra, contribuindo para reconfiguração de comportamentos (MORIUCHI *et al.*, 2020). O índice MCC-ENET aponta que compras on-line passaram a ser habitual no consumo entre os brasileiros, evidenciado pelo aumento de participação *e-commerce* que, de acordo com o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), corresponde a 11,5% no acumulado de 2020 a 2021 no comércio varejista (IBGE, 2021; MCC-ENET, 2021).

Dessa maneira, as plataformas de redes sociais on-line, como Twitter, Instagram e Facebook, desempenham um papel de divulgação, opinião, venda e compra de bens e serviços, sendo um espaço para as empresas mostrarem seus conceitos e valores e se aproximarem do seu público-alvo. Ademais, torna-se um ambiente de comunicação entre consumidores e vendedores e para interação, discussões e compartilhamento de experiências, tanto positivas quanto negativas. Com os consumidores mais conectados, suas expectativas se tornam maiores

e mais ferramentas sofisticadas (Alexa, Sygic, ChatGPT, etc) estão sendo usadas para satisfazer as suas necessidades. Da mesma forma, muitas empresas estão usando essas mídias para influenciar as opiniões dos consumidores e os seus padrões de compra (JOSE, 2017).

Sendo assim, plataformas e aplicativos digitais colaboraram para que os bens e serviços tomassem outro contexto e significados por meio da conexão à internet. É uma ruptura entre o tradicional e o contemporâneo, exigindo que as empresas estejam alinhadas aos novos paradigmas de consumo. Nesse contexto, a tecnologia disruptiva (ou destrutiva), isto é, aquela inserida no mercado com melhores características ou menor custo-benefício para o consumidor (SERRANO; BALDANZA, 2017), ganha espaço. Uma importante tecnologia disruptiva é a IA (PILLAI; SIVATHANU; DWIVEDI, 2020), sendo definida como a capacidade das máquinas de se comunicarem e imitarem as capacidades dos humanos (SCHUTZER, 1990). Além disso, a inteligência artificial possui uma capacidade sistemática de processar, aprender e interpretar dados para atingir objetivos específicos, permitindo a adaptação adequada, conforme a necessidade da organização (KAPLAN; HAENLEIN, 2019).

Embora a IA exista desde a década de 1950, ela ganhou popularidade recentemente (DUAN *et al.*, 2019), pois está criando valor para o negócio, ajudando as organizações com agilidade, economia de recursos, antecipação da demanda, realização de promoção, entrega de bens e serviços aos consumidores, além de possibilitar uma visão mais estratégica para a empresa (PILLAI; SIVATHANU; DWIVEDI, 2020). Espera-se que, com o aumento de precisão preditiva da IA, as empresas comecem a prever o que os consumidores comprarão, levando a melhorias substanciais na capacidade de previsão, mudando de maneira contínua os modelos de negócio (DAVENPORT *et al.*, 2020).

Desse modo, a jornada do consumidor passa a ser cada vez menos linear à medida que a tecnologia se torna gradativamente mais acessível e sofisticada. Isso quer dizer que, devido ao aumento da concorrência e dos canais de comunicação, torna-se necessário monitorar a forma como o consumidor enxerga os bens e serviços ofertados no mercado. Segundo André *et al.* (2018), os consumidores contemporâneos dispõem de mais opções de escolha e informações sobre essas alternativas, ajudando-os a encontrar e selecionar as possibilidades que melhor atendem às suas necessidades. Com o consumidor se apropriando das tecnologias digitais e estando mais maduro digitalmente, a IA passa a ter um papel fundamental na jornada do consumidor por estar presente no cotidiano das pessoas. Dessa forma, a IA passa a ser parte relevante do processo comunicacional e de compra, sendo uma facilitadora da relação entre a organização e seus (potenciais) consumidores, estimulando uma interação e o diálogo com a empresa no meio digital (PEREZ-VEGA *et al.*, 2021).

Devido a isso, muitas empresas estão adotando novas tecnologias com o objetivo de alcançar alto desempenho e vantagem competitiva (WEILL; WOERNER, 2018). Dentre essas, a IA ocupa posição de destaque (PANETTA, 2018) e atrai a atenção das organizações empresariais (BORGES *et al.*, 2020). As principais ferramentas de IA utilizadas nas empresas são as que realizam um atendimento automatizado e aceleram a assistência aos consumidores, resolvendo ou direcionando a maior parte deles.

O aumento da presença do consumidor e das organizações no ambiente digital favorece a aplicação e uso de ferramentas baseadas em IA, como os *chatbots*, Assistente Virtual Inteligente (AVI), Realidade Aumentada (RA) e Sistema de Recomendação (SR). Todas elas podem ser usadas pelo consumidor como auxílio no processo de jornada de compra, tanto no ambiente físico quanto no digital (CHOPRA, 2019; PILLAI; SIVATHANU; DWIVEDI, 2020). Portanto, a IA já se tornou parte do cotidiano da vida das pessoas e tem ganhado cada vez mais atenção em relação ao seu uso no ambiente de negócios (ERIKSSON; BIGI; BONERA, 2020).

Nessa perspectiva, como aponta Romano, Sands e Pallant (2020), as ferramentas baseadas em IA estão inovando, cada vez mais, a maneira como as empresas operam e como os consumidores se envolvem. Para as empresas, essas tecnologias estão sendo utilizadas para reduzir custos, aumentar as interações com os consumidores, segmentar os usuários de mídia social e aumentar e melhorar o processo de vendas (SYAM; SHARMA, 2018). Para os consumidores, elas estão aumentando a conveniência das compras, proporcionando novos canais e maneiras de realizar uma compra (DUARTE; SILVA; FERREIRA, 2018), além de ajudar o consumidor a tomar uma melhor decisão na sua jornada.

Corroborando, Brill, Munoz e Miller (2019) afirmam que há pouca evidência empírica da satisfação do consumidor com os assistentes virtuais inteligente. Para Gonzalez Viejo *et al.* (2019), torna-se fundamental estudar ferramenta de IA, pois, desde o *smartphone*, ela é considerada a tecnologia de consumo com maior crescimento, podendo interferir diretamente na necessidade e decisão de compra do indivíduo. Zarouali *et al.* (2018) apontam que compreender a experiência e percepção do usuário sobre o desempenho dos *chatbots* é uma lacuna encontrada na literatura, tornando-se importante preenchê-la por meio da intenção de uso, atitude e envolvimento do usuário (MORIUCHI *et al.*, 2020). Romano, Sands e Pallant (2020) afirmam que há poucos estudos relacionando RA com a satisfação e experiência do consumidor com seu uso, sendo necessário investigar os diferentes estágios da jornada do consumidor, para a sua tomada de decisão de compra na utilização dessa ferramenta de IA.

Logg, Minson e Moore (2019), ao estudarem os sistemas de recomendação, perceberam que há uma lacuna na literatura entre a percepção do consumidor e a aceitação do seu uso.

Yeomans *et al.* (2019) apontam a questão da compreensão do que é essa ferramenta para desenvolver o estímulo a aceitação ou rejeição, bem como a desconfiança para seu uso no processo de compra. Em contrapartida, as empresas que pagam para ter seu bem ou serviço em destaque nas recomendações organizam conforme seus próprios interesses. Davenport *et al.* (2020) argumentam que os estudos sobre IA e comportamento do consumidor precisam gerar *insights* de curto e longo prazo, apontando para caminhos pelos quais a IA provavelmente se desenvolverá, por exemplo, vendedores enviarem uma mercadoria para residência de um potencial consumidor, conforme as necessidades percebidas e recomendadas pela IA, sem ocorrer devolução e efeito negativo associado.

De modo geral, as pesquisas existentes na área ressaltam que o uso da IA oferece vantagens substanciais, principalmente em casos que envolvem a interação entre inteligência artificial e o consumidor (DAVENPORT *et al.*, 2020). Além disso, o consumidor expressa a percepção mais positiva de uma IA, quando ela demonstra reciprocidade. Ao realizar o experimento do dilema do prisioneiro (instrumento de pesquisa com base em teoria dos jogos), Sandoval *et al.* (2016) constatou que os participantes exibiram níveis de reciprocidade semelhantes, em relação a parceiros robôs e parceiros humanos. Ademais, um estudo seminal (MORI, 1970) mostrou que, à medida que a IA pareça mais humana, a tendência é que o indivíduo fique irritado.

Tal qual, Luo *et al.* (2019) estudaram como os (potenciais) consumidores se envolvem com robôs de IA no processo de compra. Eles constataram que há uma redução de 79,7% na taxa de compra, quando o consumidor percebe que está conversando com uma IA. Isso ocorre em decorrência da falta de empatia com a IA. No entanto, perceberam ainda que eles são tão eficazes quanto um vendedor treinado para aquela função. Gray e Wegner (2017) constataram que os indivíduos possuem uma cautela excessiva quando se trata de uma IA. Assim, mantêm essa tecnologia em um padrão elevado, pois acreditam que a IA não pode “sentir”. Longoni, Bonezzi e Morewedge (2019) propõem oferecer a personalização da IA para que o usuário deixe de lado fatores como negligência, cautela excessiva e se concentrem nos benefícios de decidir como a IA será personalizada.

Diante do que foi explanado, percebe-se que esse contexto impõe desafios, principalmente porque a temática dessa tese está inserida em um campo intelectual recente, sendo um fenômeno complexo, relativamente esparsa e um campo fértil para investigação na administração. Perez-Vega *et al.* (2021) indicam que a principal temática estudada, atualmente, no marketing se concentra em entender as respostas dos consumidores às IA (SYAM; SHARMA, 2018). Nesse cenário, estudos já estimam que as tecnologias baseadas em IA serão

uma das ferramentas mais adotadas pelos profissionais de marketing nos próximos anos (WIRTH, 2018; DAVENPORT *et al.*, 2020; ERIKSSON; BIGI; BONERA, 2020).

Pesquisas sobre IA e comportamento do consumidor têm mostrado que existem poucos estudos sobre autonomia do consumidor (ANDRÉ *et al.*, 2018), motivação (CHOPRA, 2019), uso (BELANCHE; CASALÓ; FLAVIÁN, 2019), emoção (VERMA *et al.*, 2021), processo de venda, pós-adoção, mudanças de comportamento de compra e de questões éticas (DAVENPORT *et al.*, 2020) com a utilização de ferramentas baseadas em IA na jornada do consumidor. Assim, há diversas oportunidades de pesquisas, relacionadas aos diferentes comportamentos de compra e com necessidade de aumento de estudos empíricos na área.

A literatura aponta que a maioria dos modelos que foi utilizada sobre IA e comportamento do consumidor não é capaz de permitir uma compreensão mais detalhada da sua influência no processo de compra. Isso ocorre devido à complexidade do fenômeno (RAMOS *et al.*, 2019). Os modelos mais utilizados são os que investigam o processo de uso e adoção tecnológica a partir de diversas perspectivas, como a IA. Embora esses modelos tenham uma estrutura teórica robusta para explicação da adoção de tecnologia pelo indivíduo, eles não consideram a prontidão do consumidor para adotar e a interação entre a tecnologia e os usuários (MORIUCHI *et al.*, 2020). Além disso, pouca ênfase foi dada às características específicas das ferramentas baseadas em IA e como elas motivam o comportamento de compra do consumidor, tornando-se necessário criar um modelo teórico de pesquisa. Em uma pesquisa de mercado realizada no Brasil, 64% afirmam realizar interações através de ferramentas de IA. Na prática, todavia, esse número pode ser maior, devido à falta de conhecimento do que é uma IA. Criar um modelo de pesquisa e compreender esse *gap* entre utilizar algo que tem IA e perceber que a tecnologia está sendo executada se torna fundamental (CAPGEMINI, 2020).

Esta tese se concentrou em responder lacunas de pesquisa existentes na literatura, com foco em como os indivíduos interagem com a IA na sua jornada de compras e entender se a IA irá mudar substancialmente o comportamento do consumidor. No entanto, outras questões secundárias, que estão dentro da jornada do consumidor, foram trabalhadas, como, por exemplo, a questão do pós-compra com o auxílio da IA, que pode gerar a sensação de perda de autonomia, principalmente se a IA puder prever constantemente suas preferências (ANDRÉ *et al.*, 2018). Tornou-se importante investigar, também, quais fatores determinam e o quanto a autonomia percebida é valorizada nas relações de consumo pela IA. Espera-se que a IA forneça, por meio de previsão para o consumidor, não só o que ele deseja comprar (SHANKAR, 2018), mas também que preço cobrar e se promoções devem ser oferecidas para, assim, impulsionar

as vendas (GUHA *et al.* 2018). Portanto, é um importante *gap* a ser examinado (DAVENPORT *et al.* 2020).

Nesse sentido, percebe-se a importância de entender a influência da IA na jornada do consumidor, pois, devido ao seu caráter multifacetado, a IA pode ser empregada para vários propósitos. Mas o estudo da temática proposta nesta tese, como mostrado na Revisão Sistemática da Literatura (RSL), ainda é relativamente escasso, não estando claras as percepções dos indivíduos em relação à IA e quais são suas atitudes e relações de consumo no processo de decisão de compra. A pesquisa sobre esse tópico faz sentido, pois já existem diversas ferramentas baseadas em IA para apoiar na jornada de compra dos consumidores. Examinar quais aplicativos já estão em uso para apoiar as diferentes fases do processo de jornada de compra e como essas ferramentas afetam em cada etapa desse processo poderá fornecer evidências que as tecnologias disruptivas estão sendo usadas para auxiliar, melhorar e otimizar a experiência do consumidor.

Por outro lado, mesmo que o uso de IA na jornada do consumidor seja possível e ferramentas de IA estejam disponíveis, isso não garante apenas que o consumidor irá utilizar esses aplicativos. Podem ocorrer diversas razões contrárias para isso, como pouca usabilidade ou ignorância das possibilidades oferecidas pelas ferramentas baseadas em IA. Examinar essas razões com mais detalhes, abordando diretamente os consumidores sobre suas atitudes em relação à IA, torna-se fundamental, pois conseguir fazer o que funciona para um faz reverberar para todos. Portanto, é incontestável a necessidade de as organizações conhecerem a jornada de seus (potenciais) consumidores para atenderem melhor as suas necessidades. Em contrapartida, com o aumento das compras no meio digital, torna-se importante, também, investigar como esse processo ocorre quando as ferramentas de IA auxiliam e interagem nesse processo.

Diante do exposto, a presente pesquisa pretende responder à seguinte questão: **Como o comportamento do consumidor tem sido influenciado e potencialmente alterado no processo de compra devido às ferramentas de IA?**

1.2 ARGUMENTO DE TESE

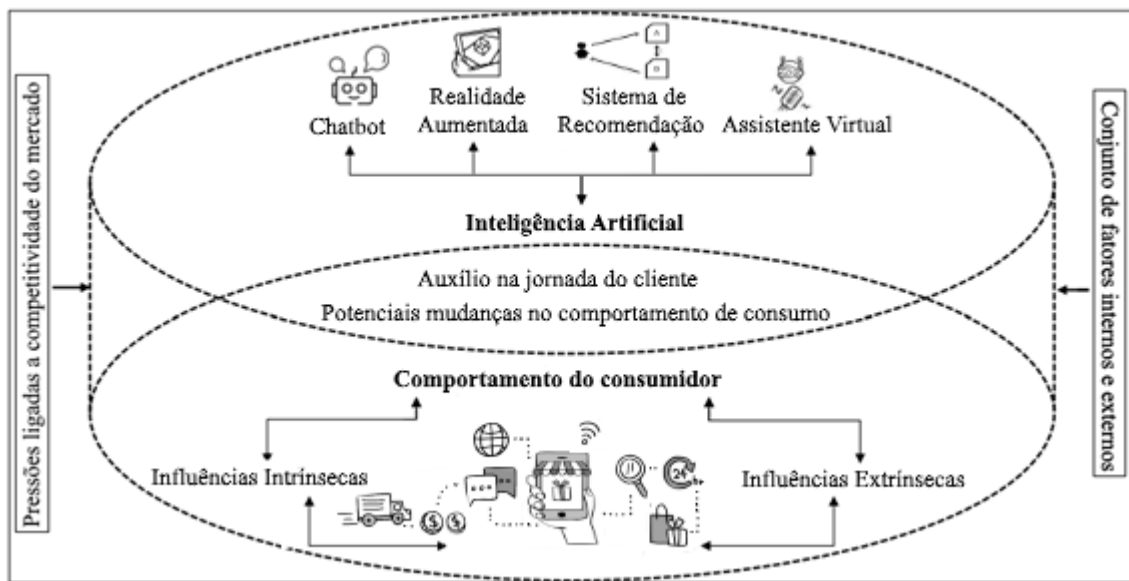
Diante da contextualização e problemática apresentada e da necessidade de avançar para entender o comportamento do consumidor em relação à interferência da IA, na sua jornada de compra, pode-se inferir que a crescente utilização de tecnologias e a digitalização de diversos meios de comunicação contribuíram para que a IA apareça como um potencial gerador de valor, permitindo a criação e desenvolvimento de soluções, aplicações e informações, com o propósito

de ajudar no processo de compras e na tomada de decisões, por meio da automatização, impactando o futuro da jornada do consumidor.

Por assim ser, tem-se o argumento de tese de que *a irrupção das ferramentas de inteligência artificial tem levado a um potencial de mudança no comportamento do consumidor, devido a sua capacidade disruptiva em evidência atualmente. Essas mudanças são influenciadas tanto por características extrínsecas quanto intrínsecas ao indivíduo, bem como pelas pressões ligadas à competitividade do mercado e por um conjunto de fatores internos e externos.*

Assim, o aumento da interação do homem com as tecnologias tem estimulado os consumidores a se envolverem com os artefatos tecnológicos e se tornarem mais conectados com seus ambientes, estabelecendo uma relação de confiança com seu dispositivo pessoal e colaborando para que os indivíduos estejam cada vez mais propensos a usarem ferramentas baseadas em IA, como auxílio no processo de jornada de compra. Com base nesses argumentos de tese, a Figura 1 exibe sua representação esquemática.

Figura 1 – Argumento de tese esquematizado



Fonte: Elaboração própria (2023).

Para desenvolver esse argumento de tese, compreende-se a necessidade de obter um avanço teórico-metodológico, pois a literatura não fornece explicações empíricas suficientes e localmente contextualizadas, que demonstrem as potenciais mudanças no comportamento do consumidor com o uso de IA na sua jornada de compra (DAVENPORT *et al.*, 2020), tornando-se a principal lacuna desse estudo. Para que isso seja possível, o estudo terá como base o Modelo

Teórico de Aceitação do Uso de Dispositivos de Inteligência Artificial (AIDUA) e da Teoria da Resistência à Inovação (IRT), como também utilizará o Modelo Transteórico de Mudança de Comportamento (MTT) como complemento para análise, estrutura essa que é frequentemente utilizada na área de saúde, sendo considerado o melhor instrumento para auxiliar na compreensão da mudança comportamental (PROCHASKA; DICLEMENTE, 1982). Rahwan *et al.* (2019) apontam que é fundamental trazer ideias e modelos de outras áreas para entender melhor a IA, por ser um campo pouco explorado na literatura. Preconiza-se que a aplicação desses modelos permitirá obter um novo olhar sobre o fenômeno estudado, ampliando o conhecimento da área.

Além disso, a presente tese utilizará uma pesquisa mista (qualitativa e quantitativa) para fornecer uma compreensão dimensional mais profunda, porque a IA é um fenômeno que não está bem compreendido, especialmente no contexto brasileiro, e a combinação desses dois tipos de dados permitirá um entendimento aprofundado do comportamento do consumidor, obtendo novos *insights* sobre essa temática. Isso permitirá ao pesquisador adotar uma abordagem flexível para explorar uma ampla gama de dados primários.

Se comprovada, esta tese irá gerar diversas descobertas, fornecendo uma base para pesquisas futuras, sendo capaz de facilitar a compreensão da jornada do consumidor com o uso de ferramentas de IA, como também implicações práticas para gestores e profissionais de marketing.

1.3 OBJETIVOS DA PESQUISA

1.3.1 Objetivo Geral

Com base na problemática exposta, este trabalho tem como objetivo geral: **examinar a influência e potenciais mudanças de comportamento dos consumidores, para usar ferramentas de inteligência artificial na sua jornada de compra.**

1.3.2 Objetivos Específicos

Para atender ao objetivo geral da tese, foram estabelecidos os seguintes objetivos específicos:

(1) Identificar as principais ferramentas e tecnologias de IA disponíveis e acessíveis atualmente ao consumidor, que podem impactar sua decisão e jornada de compra;

(2) Analisar como e em que cenário tais ferramentas e tecnologias são utilizadas pelos consumidores de IA e as suas potenciais dificuldades e facilidades e como ela auxilia no processo de jornada de compra;

(3) Verificar quais fatores que afetam a necessidade de adoção ou objeção dos consumidores ao utilizar ferramentas de IA;

(4) Detectar os possíveis estágios de mudança de comportamento do consumidor para uso de tecnologias de IA.

1.4 JUSTIFICATIVAS E CONTRIBUIÇÕES

As justificativas para esta pesquisa partem da perspectiva de diferentes atores, desde pesquisadores da área, executivos, organizações governamentais e não-governamentais. Sendo assim, a originalidade desse estudo se encontra em diversas motivações, apresentando contribuições teóricas e práticas/gerenciais.

Ao estudar a história, percebe-se que as maiores mudanças ocorreram em linha com o desenvolvimento tecnológico, começando com a invenção da roda por volta de 3500 a.C., que na primeira Revolução Industrial a usou para criar os relógios com rodas dentadas (chamadas de engrenagens) e, posteriormente, originaram as grandes máquinas a vapor, locomotiva, automóvel e a mecanização da produção (SYAM; SHARMA, 2018). Já a descoberta da energia eletromagnética, que se deu no Século XIX, proporcionou o surgimento do telefone celular, rádio e computadores (BALDWIN, 2020). Todas essas mudanças afetaram o modo como as pessoas interagem e na sua socialização.

Atualmente, a transformação tecnológica está colaborando para expansão e mudança de praticamente todas as áreas de nossas vidas. Nesse cenário, diversos especialistas como o CEO do Google, Sundar Pichai e o cofundador da *Coursera*, Andrew Ng, declararam que a IA é o tema mais importante que a humanidade está trabalhando e comparam seus impactos com o fogo e a eletricidade (CHAGAS; LAGE, 2018). Essas afirmações ressaltam a magnitude de quanto aos principais líderes de negócios enxergam o papel da IA, bem como seu potencial de trazer benefícios sem precedentes para a humanidade. Portanto, vale a pena investigar como maximizar esses benefícios e, ao mesmo tempo, entender como está se comportando o consumidor nessa circunstância (RUSSELL; DEWEY; TEGMARK, 2015).

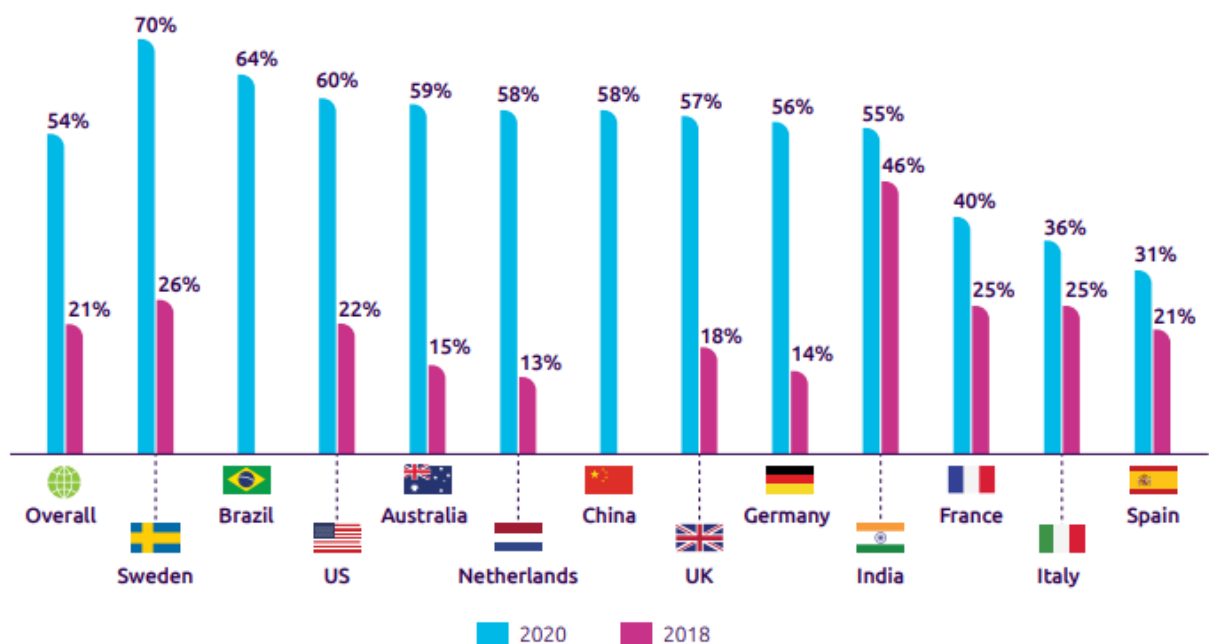
Apesar de a literatura sobre a IA e comportamento do consumidor ser um tópico de interesse recente, o fenômeno ganhou escala, repercussão, relevância acadêmica, socioeconômica e empresarial (HUANG; RUST, 2021). A literatura sugere que mais pesquisas

sejam necessárias para compreender as potenciais mudanças e os impactos do uso de ferramentas baseadas em IA no processo de jornada de compra, visto que ainda existem poucas evidências teóricas e empíricas sobre a influência das ferramentas de IA no consumidor (PAPPAS *et al.*, 2018).

Também não foram identificados estudos sobre a temática e os seus efeitos em institutos oficiais de pesquisa, como o Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (IPEA), o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) e a Fundação Getúlio Vargas (FGV). No entanto, o IBGE sinalizou que pretende reestruturar parte de suas pesquisas estruturais, para começar a medir a revolução tecnológica no Brasil, por meio da IA, robótica, Internet das Coisas (IoT) e economia de compartilhamento (IBGE, 2019).

Contudo, diversas pesquisas de mercado vêm sendo realizadas, como a da *Capgemini Research Institute*, que constatou um índice de interações diárias ativadas por IA de 64% entre os brasileiros, enquanto globalmente a média é de 54%, como apresentado na Figura 2. Ainda de acordo com a pesquisa, ao realizar uma compra, 40% preferem interagir com IA; no pós-covid, esse índice tende a aumentar para 71%. Esses resultados superam a média mundial (CAPGEMINI, 2020). Sendo assim, sustentar o sucesso dos negócios depende da capacidade da empresa de compreender e saber utilizar as tendências de comportamento do consumidor (XIANG; MAGNINI; FESENMAIER, 2015).

Figura 2 – Ranking de países com maior interação diária com IA



* Nota: Amostra: N = 5.300; % de consumidores que têm interações diárias com IA; Brasil e China não foram pesquisados no estudo de 2018.
Fonte: Capgemini Research Institute (2020).

Uma pesquisa encomendada pela Microsoft constatou que a adoção da IA, nos diversos setores da economia brasileira, colaboraria para sua recuperação econômica, adicionando 4,2% de crescimento ao seu Produto Interno Bruto (PIB) até 2030. Constatou-se que, com o retorno gradual do comércio, parte dos consumidores brasileiros optará em continuar comprando online (MICROSOFT, 2020). Frente a essa tendência, estima-se que entre 30% a 50% das empresas brasileiras já estão desenvolvendo e implantando a utilização de IA em algum processo em seus negócios (CAPGEMINI, 2020). Em suma, há uma consciência crescente da necessidade de as empresas introduzirem ferramentas de IA para progredirem em suas práticas de gestão e ofertas de bens e serviços (HAN; YANG, 2018). Ao fazerem isso, as empresas podem obter vantagem competitiva para se adaptarem melhor a um mercado cada vez mais impactado, no curto e médio prazo, pela transformação digital (BELANCHE; CASALÓ; FLAVIÁN, 2019).

Há um crescente corpo de pesquisas sobre vários aspectos das ferramentas de IA, que vão desde aspectos técnicos (ROMANOVA *et al.* 2019) a uma variedade de áreas de conhecimento, como na saúde (ESMAEILZADEH, 2020), tecnologia (PILLAI; SIVATHANU, 2020), educação (BOICHENKO; BOICHENKO, 2020) e negócios (CANHOTO; CLEAR, 2020). Contudo, apesar do grande potencial das tecnologias de IA para a resolução de problemas, ainda existem questões envolvidas no uso prático e falta de conhecimento por parte da sociedade no que diz respeito ao seu uso de forma estratégica e na tomada de decisão (BORGES *et al.*, 2020). Essa natureza onipresente da IA e a escassez de pesquisas sobre sua influência no consumo impedem a construção direta de teorias existentes. Como apontado pela RSL, poucos estudos empíricos estão disponíveis. Logo, pesquisas são necessárias para considerarem os fatores que podem colaborar para uma possível mudança de comportamento do consumidor e a propensão do consumidor de usar a IA como auxílio na jornada de compra.

Tais pressupostos manifestam a originalidade dessa pesquisa, em específico, o ineditismo ao qual foi apresentado um conjunto de informações empíricas sobre o fenômeno. Assim, um estudo que se propõe a entender os motivos subjetivos que levam a uma mudança de comportamento do consumidor se torna interessante no sentido de que há ainda um grande desconhecimento do seu modo de aplicação, das vantagens e/ou desvantagens, assim como quais implicações terá nos negócios e nos relacionamentos das empresas com os seus consumidores, contribuindo para a compreensão do campo e sua teorização.

Em termos de relevância teórica, esta tese procurou fornecer uma estrutura teórica para o entendimento e relação do comportamento de compra com a IA, especialmente no Brasil, além de contribuir com a teoria do comportamento do consumidor e inteligência artificial, ao

passo em que tal verificação apresentará uma melhor compreensão das áreas estudadas. Sendo assim, colaborará para a possibilidade de novas descobertas, geração de conhecimento, identificação de tendências e avanços teóricos.

Além disso, sua contribuição foi criar um modelo teórico adaptado com base em dois modelos já testados na literatura, no contexto brasileiro. Além do mais, esta tese analisou as “potenciais mudanças” no comportamento do consumidor como um elemento constitutivo da vida organizacional/social e não como um acontecimento pontual e difícil de ocorrer, reconhecendo os diferentes estágios de mudanças do comportamento. Portanto, a principal contribuição teórica deste estudo está associada à sua originalidade e inovação, apresentando uma nova perspectiva para analisar e compreender a temática.

No que se refere às contribuições para o contexto prático e gerencial, os administradores, profissionais do marketing e empresários estão interessados em identificar quais informações são úteis para impulsionar as vendas, quais fatores podem afetar o processo de compra e, especialmente, prever tendências de compras de (potenciais) consumidores. A área de marketing e de vendas são as áreas mais prósperas e as mais afetadas pela IA, mudando substancialmente as regras, funções e ferramentas de marketing. Sendo assim, o uso do conhecimento alcançado com essa pesquisa pode gerar um ganho substancial para profissionais desses setores, permitindo fazer escolhas estratégicas mais assertivas e justificando empiricamente seus investimentos (DAVENPORT *et al.*, 2020; RUST, 2020).

Assim, a IA tem ganhado cada vez mais espaço na sociedade, tornando-se interessante para as empresas nos mais diversos campos, especialmente no setor de marketing. Portanto, esta pesquisa permitirá que esses profissionais possam também compreender o panorama que envolve o comportamento do consumidor que utiliza IA (64% acreditam que utilizam) (CAPGEMINI, 2020). Com o aumento da concorrência nos diversos segmentos dos negócios, torna-se necessário procurar diferenciais para atrair os consumidores, assim como criar estratégias que auxiliem no processo de retenção destes consumidores. As pesquisas na área fornecem pouca orientação sobre a melhor forma de aproveitar os benefícios que a IA oferece e seus impactos de marketing e comportamento do consumidor (HUANG; RUST, 2021). Mais do que isso, as respostas dessa pesquisa podem oferecer *insights* e influenciar na compreensão de como se dão as decisões do consumidor no processo de adoção de bens e serviços, com o auxílio de ferramentas baseadas em IA, proporcionando uma oferta mais adequada ao mercado.

Em síntese, entender as potenciais mudanças no comportamento dos consumidores e a motivação para a realização de compras com auxílio de ferramentas de IA provavelmente terá um efeito de longo alcance sobre administradores, consumidores, funcionários e sociedade. Por

isso, essa pesquisa se torna tão necessária para gerar uma compreensão ampla do fenômeno. Conforme o que se sabe, este será o primeiro estudo brasileiro a pesquisar esse problema, podendo fornecer resultados significativos.

1.5 ESTRUTURAÇÃO E PLANO GLOBAL DA TESE

Esta tese foi estruturada primeiramente por essa parte introdutória, que contextualiza o problema de pesquisa e fundamenta a pergunta de pesquisa, os objetivos propostos (geral e específicos), o argumento central da tese, a relevância e justificativas para o estudo, bem como a apresentação da estrutura a ser seguida.

O segundo capítulo, relativo ao suporte teórico, expôs a fundamentação teórica com um aprofundamento acerca das abordagens teóricas e conceituais, a respeito das temáticas de comportamento do consumidor e IA, apontando de maneira sintética os resultados dos trabalhos primários da área, os modelos teóricos e conceituais, como também apresentou as hipóteses e o modelo teórico da pesquisa.

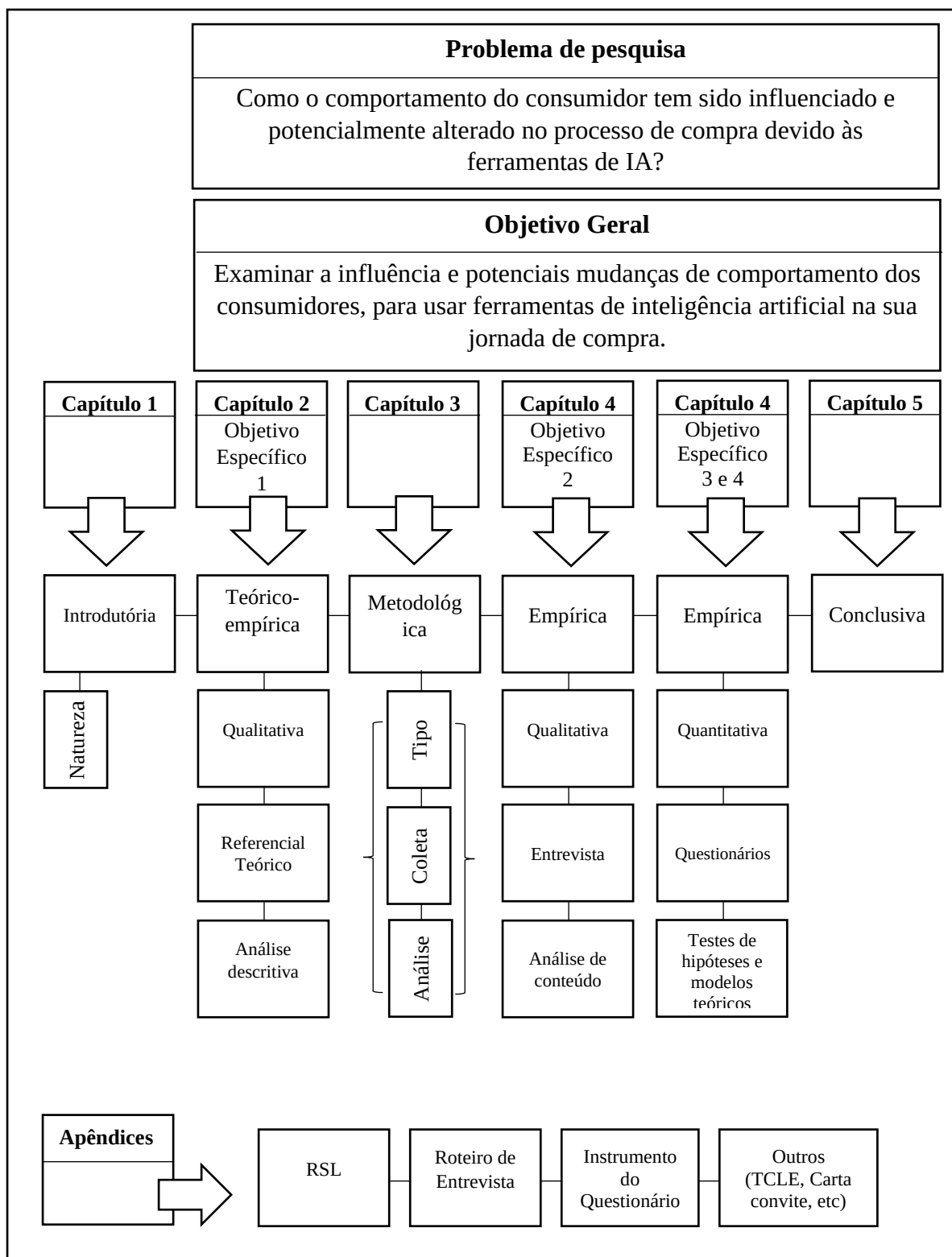
O terceiro capítulo apresentou o percurso metodológico que norteia a pesquisa, evidenciando as etapas qualitativa e quantitativa, mostrando a caracterização da pesquisa, população, amostra utilizada, a apresentação e construção dos instrumentos e procedimentos de coleta e as técnicas de análise de dados.

O quarto capítulo trata de resultados que integram dados qualitativos e quantitativos, na compreensão do fenômeno, com finalidade de se alcançar os objetivos específicos, e subsidiou decisões acerca dos instrumentos de pesquisa. A coleta de dados qualitativa foi realizada por uma entrevista semiestruturada e a técnica utilizada foi a de análise de conteúdo. Na parte quantitativa, foi aplicado um questionário com base nos modelos AIDUA, IRT e MTT, adaptados para o objeto de estudo. Após a coleta dos dados, foi realizada uma modelagem por equações estruturais. Assim, a condução da tese foi realizada por meio da triangulação entre os métodos qualitativos e quantitativos, colaborando para uma maior robustez à proposta desse estudo.

Por fim, o capítulo cinco tratou das considerações finais, as implicações do estudo, limitações e propostas de estudos futuros, além dos elementos pós-textuais.

Desse modo, com intenção de obter êxito no alcance dos objetivos específicos, a Figura 3 ilustra o plano global de como será a tese, servindo como um fio condutor para auxiliar na sua concepção e compreensão.

Figura 3 – Esquema da tese



Fonte: Elaboração própria (2023).

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 TENDÊNCIAS DA PESQUISA EM COMPORTAMENTO DO CONSUMIDOR NO AMBIENTE DIGITAL

Os pesquisadores de marketing conceituam comportamento do consumidor como um conjunto de ações físicas, emocionais e mentais dos indivíduos, tendo efeito sobre a jornada de compra do consumidor. Portanto, os estudos nesse campo envolvem compreender a maneira como os consumidores escolhem, compram, utilizam e dispõem de bens, serviços, concepções ou experiências, incluindo o processo de decisão que antecede essas ações (OSTROM *et al.*, 2015). Sendo assim, a área é complexa e interdisciplinar, pois mudanças de natureza tecnológica, política, ambiental, econômica e mercadológica afetam a maneira como os consumidores se comportam no processo de compra (SILVA; DOMINGUES; BIAZON, 2021).

O estudo do comportamento do consumidor é uma disciplina recente, que tem avançado ao longo dos últimos 60 anos. As bases desse novo campo do marketing incorporam perspectivas teóricas, pela combinação de conceitos de outras disciplinas, como psicologia, sociologia, antropologia e economia (SIMONSON, 2001). Como apontado por Zhang, Liu e Yao (2021), a teoria do comportamento do consumidor pode ser dividida em três tendências de pesquisas, a saber: a do determinismo comportamental e cognitivo, a do consumo pós-positivista e a da era da internet e pós-pandemia.

A primeira tendência foi das pesquisas do determinismo comportamental e cognitiva, que antecede a teoria do comportamento do consumidor tradicional. Logo, era limitada pelas circunstâncias do período (década de 1940) e com pouca aplicação em práticas empresariais. No determinismo comportamental, as pesquisas, geralmente, examinavam a maximização do valor e as preferências do consumidor no decorrer do tempo, identificando as respostas no ambiente externo, enquanto o determinismo cognitivo era influenciado na teoria social cognitiva sobre os consumidores, com foco na percepção, memória, retenção, resolução de problemas e evolução dos estágios dos modelos comunicativos (ZHANG; LIU; YAO, 2021). Alguns autores como Simonson (2001) separam essa tendência em duas, visto que o determinismo comportamental tem ênfase em instrumentos de coletas de dados indiretos, como questionário e a comportamental em experimento.

A segunda tendência são as pesquisas pós-positivistas que introduziram o discurso do comportamento do consumidor, buscando interpretar a relação causal entre os consumidores e seu comportamento por meio do método qualitativo. Contudo, esses estudos se concentram em

objetos específicos, como a experiência e o comportamento do consumidor, por meio da análise subjetiva de dados históricos (ZHANG; LIU; YAO, 2021). Sendo assim, nessa corrente de pensamento, o comprar, possuir e ser são os principais temas da pesquisa.

A terceira tendência surgiu devido ao avanço tecnológico, acompanhada do surgimento da internet e da melhoria dos modelos de negócios. Um dos principais tópicos foi entender o comportamento do consumidor digital (ZHANG; LIU; YAO, 2021). Desse modo, nessa linha, os principais estudos são focados na experiência do usuário na internet, na tomada de decisão e aceitação dos indivíduos on-line com as compras, na interação homem-computador e autosserviço, no *e-commerce*, no contexto de multicanal e nas redes sociais e suas interações. Além disso, devido ao impacto econômico da pandemia, os consumidores se tornaram mais dependentes da disponibilidade de bens de consumo essenciais e da tecnologia da internet. Sendo assim, as pesquisas na era da pós-pandemia complementam essa tendência, na qual os consumidores necessitam realizar de forma digital diversas atividades sociais e de compras (ZHANG; LIU; YAO, 2021). O comportamento do consumidor foi influenciado pelo isolamento social para evitar a contaminação pelo sars-cov-2. Como descreve Jílková e Králová (2021) em sua pesquisa, houve um aumento de consumo on-line em todas as gerações de consumidores. O enfoque desse estudo será o da terceira tendência de pesquisa.

O comportamento do consumidor pode ser influenciado por fatores intrínsecos e extrínsecos, sendo eles pessoais, psicológicos, sociais e culturais. Compreender como acontece essa interferência permite a obtenção de informações e sugestões de como atingi-los de forma satisfatória e eficaz. Como apontam Gabriel e Loredana (2018), os fatores pessoais dizem respeito às características dos indivíduos, com efeito, na personalidade, estilo de vida e elementos demográficos nas suas decisões de consumo. Por esse ângulo, os fatores psicológicos ocasionam as escolhas de compra influenciada por variáveis endógenas, como pensamentos, comportamento e sentimentos. Nessa direção, os fatores sociais estão interligados ao *status* social do indivíduo frente à sociedade. Já os fatores culturais permitem dizer que os traços culturais afetam em sua decisão de compra.

No atual contexto da sociedade, compreender o comportamento do consumidor se mostra essencial para detectar tendências, prolongar o ciclo de vida de uma organização e identificar padrões de consumo. Com o desenvolvimento tecnológico, o relacionamento com o consumidor passou a ser construído no ambiente físico e, também, no digital, tornando-se necessário entender os comportamentos de compra nesses dois canais.

A internet mudou gradualmente o estilo de vida das pessoas, o modo de produção e as práticas de consumo. Como resultado, o conceito de comportamento do consumidor digital

emergiu e recebeu ampla atenção e pesquisas sobre a temática (ZHANG; LIU; YAO, 2021). Dwivedi *et al.* (2020) realizaram uma RSL e entrevistaram especialistas na área. Eles encontraram quatro tópicos emergentes sobre comportamento do consumidor e o ambiente digital, a saber: ambiente, estratégias de marketing, empresa e resultados.

Os avanços das tecnologias digitais impactaram diretamente o ambiente em que as empresas operam. Isso se deu pelo aumento do uso de dispositivos portáteis pelos usuários, sendo uma das principais formas de comunicação entre a empresa e o potencial (consumidor). Além disso, ocorreu um aumento significativo de empresas operando *e-commerce* em distintos canais. Nas estratégias de marketing, percebeu-se que as empresas estão cada vez mais investindo em marketing digital com a finalidade de influenciar os consumidores no processo de compra. Facebook, Instagram, Snapchat, Twitter e TikTok são exemplos de plataformas que estão recebendo mais atenção das empresas. As escolhas ocorrem segundo o perfil do público alvo da organização (DWIVEDI *et al.* 2020).

No que se refere às empresas, foram averiguadas diversas atitudes das organizações em relação ao ambiente on-line. O tamanho e tipo da empresa influenciou nas atitudes, as *Business to Business* (B2B) tendem a dar menor importância às mídias digitais do que outros modelos de empresa, por exemplo (DWIVEDI *et al.* 2020). Já as pequenas empresas percebem diversas vantagens em investir nas mídias sociais, como motivações econômicas, senso de controle, autoaperfeiçoamento, facilidade de uso e utilidade percebida (RITZ; WOLF; MCQUITTY, 2019).

Sobre o tópico “resultados”, observaram-se efeitos positivos e negativos. Houve bons resultados na retenção de consumidor, intenção de compra, marca da empresa, fidelidade, sustentabilidade, engajamento, lealdade, entre outros aspectos, enquanto implicações negativas podem se dar devido à prestação de serviço não qualificada e aplicação de um marketing inadequado, podendo aumentar os custos, perda de valor e impacto negativo no longo prazo (DWIVEDI *et al.* 2020).

Sendo assim, no ambiente on-line, a comunicação é multidimensional e a conexão é multicanal (ZHANG; LIU; YAO, 2021), em que as pessoas são influenciadas por fatores internos e externos, absorvendo informações de maneira diferente, tomando decisões de compra variadas e se comportando de várias formas. Portanto, o usuário digital está diretamente conexo ao ambiente informativo e conectado no qual ele se insere. Nesse cenário, é importante entender que uma das melhores maneiras de compreender o comportamento do consumidor acontece por meio da identificação do estilo de consumo do indivíduo.

A pandemia acelerou uma tendência desenhada há alguns anos, que apontava um aumento considerável do uso do *e-commerce* pelos consumidores e empresas (KIM, 2020). Diniz *et al* (2018) apontam que os principais componentes que colaboram para realização da compra on-line por um usuário são: o comportamento consumista tradicional, a exposição constante de um bem ou serviço e o estado emocional do consumidor. As empresas responderam a essa mudança no comportamento do consumidor, tornando a mídia digital e social um componente fundamental e integral de seus planos de marketing (STEPHEN, 2016).

Somando-se a isso, os consumidores passam cada vez mais tempo on-line pesquisando informações, bens e serviços, comunicando-se com outros consumidores sobre suas experiências e interagindo com as organizações. Kim (2020) ressalta que os hábitos aprendidos durante a pandemia devem causar mudanças estruturais no consumo, uma vez que os consumidores mantêm seus comportamentos alterados quando a pandemia termina, como os notados na China em 2002-2003 durante a pandemia de Síndrome Respiratória Aguda Grave (SARS) (LIU *et al.*, 2020).

Nesse contexto, no qual a loja física está se tornando menos popular, devido à inclinação dos consumidores para as compras no espaço virtual, é fundamental integrar tecnologias modernas para aumentar as vendas (JAIN; GANDHI, 2021). Jain e Gandhi (2021) perceberam que muitas organizações estão fechando, especialmente aquelas que não procuraram se transformar digitalmente para alcançar um elevado crescimento e sustentabilidade organizacional. Esse cenário cooperou para ocorrer um aumento do uso de IA nas empresas, principalmente no comércio eletrônico, contribuindo para o aumento no número de lojas virtuais que utilizam IA para melhorar a experiência, fidelidade e satisfação do consumidor (NAGY; HAJDÚ, 2021; TASSIELLO; TILLOTSON; ROME, 2021). No entanto, constatou-se que as empresas ainda têm pouco conhecimento das vantagens da utilização da IA (DWIVEDI *et al.* 2020).

Ao contrário do ambiente físico, o on-line abre uma nova oportunidade para prever o comportamento do consumidor por meio da IA, pois, por meio dela, pode-se identificar a jornada do consumidor pelos cliques e histórico (LIBAI *et al.*, 2020). Desse modo, devido ao potencial de transformação da IA, torna-se importante compreender os principais elementos da IA, uma vez que seu uso está cada vez mais comum, pois diversos consumidores estão adotando e usando ferramentas, dispositivos e serviços baseados em IA em suas vidas diárias, às vezes até mesmo sem perceberem.

2.2 INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL: CONCEITO, DESENVOLVIMENTO E ELEMENTOS

O termo "inteligência artificial" foi mencionado pela primeira vez por John McCarthy, em 1955, durante um *workshop* em Dartmouth College, e foi definido como a ciência e técnica de produzir máquinas inteligentes (MCCARTHY, 1955). No entanto, esse conceito só foi empregado devido a trabalhos anteriores, como o de Warren McCulloch e Walter Pitts, em 1943, que criou um modelo composto de neurônios artificiais; Donald Hebb, em 1949, criando a teoria hebbiana, em que apresentava um mecanismo de sinapses entre neurônios; o computador SNARC, o primeiro de rede neural construído por alunos de Harvard, em 1950; e as obras de Alan Turing. Esses estudos e experimentos tiveram como base, diversas áreas do conhecimento, como psicologia, computação, neurociência, economia e matemática (CARDON *et al.*, 2018). Curiosamente, mesmo com os avanços do Século XXI, algumas IAs ainda são inspiradas pelas visões filosóficas de Turing sobre as interações entre máquinas e humanos (MUGGLETON, 2014).

Nesse cenário, o campo da IA se desenvolveu em duas dimensões: a de abordagens centradas no ser humano, utilizando técnicas com validação de hipóteses e experimentais, e as racionalistas com foco na engenharia e matemática (BORGES *et al.*, 2020). Este estudo se centra na perspectiva humana. Ressalta-se que a IA combina recursos de *software* e *hardware* avançados, capaz de agir racionalmente para alcançar o melhor resultado esperado (PASCHEN; WILSON; FERREIRA, 2019; BORGES *et al.*, 2020).

Como a IA tem concepções, perspectivas e técnicas de outros campos, a literatura apresenta diversos conceitos distintos. No entanto, geralmente descrevem IA em termos de inteligência humana. Definições mais recentes apontam que a IA pode ser conceituada como a capacidade de adquirir e aplicar conhecimento sem intervenção e envolvimento humano (ATWAL; BRYSON, 2021). Outros pesquisadores, como Sung *et al.* (2020), no que lhe concernem, definem a IA como sistemas que imitam funções tipicamente humanas, como fala, percepção visual, aprendizagem e resolução de problemas, e se apoiam no funcionamento cognitivo, com potencial substituição em tarefas realizadas pelos indivíduos. Para outros, ela simplesmente pode ser algoritmos, sistemas e máquinas que demonstrem inteligência (SHANKAR, 2018). Sendo assim, a IA é um sistema capaz de interpretar corretamente os dados internos e externos, aprender com eles e utilizar para atingir objetivos e tarefas individuais e organizacionais (DUAN; EDWARDS; DWIVERDI, 2019; KAPLAN; HAENLEIN, 2019).

Em relação à terminologia, a IA pode ser classificada como forte, fraca e híbrida. No sistema de IA forte, as máquinas podem pensar e adquirir conhecimentos como um humano. A

maioria das tecnologias chamadas de IA atualmente se enquadra na IA fraca, pois age de forma inteligente e realiza as tarefas como programada, simulando a inteligência humana. Já a IA híbrida é o meio-termo entre a fraca e a forte, combinando várias tecnologias para se obter soluções para um determinado problema (WIRTH, 2018). Efetivamente, existem várias categorias de IA, que variam conforme a tecnologia empregada, como aprendizado de máquina, redes neurais, processamento de linguagem natural, robôs físicos, sistemas especialistas baseados em regras, visão computacional, automação de processos robótico e aprendizado profundo (DAVENPORT, 2018).

Para Puntoni *et al.* (2021), a IA funciona como um ecossistema com três elementos essenciais – coleta e armazenamento de dados, técnicas estatísticas e computacionais e sistemas de saída –, associados às capacidades (isto é, ouvir, prever, produzir e comunicar) que realizam tarefas solicitadas por um usuário, bem como tomada de decisão autônoma em seu nome. Os dispositivos de coleta de dados ouvem para reunir informações de diferentes fontes, enquanto os algoritmos aproveitam esses dados para fazer previsões e, por fim, os sistemas de saída produzem uma resposta ou se comunicam com os consumidores (PUNTONI *et al.*, 2021).

Em linha com essa definição, entende-se que a IA pode ser aplicada em qualquer forma de sistema fabricado, sendo capaz de gerar *insights* de forma autônoma, com a finalidade de atingir um conjunto de objetivos (MIKALEF; GUPTA, 2021). Sendo assim, a IA desempenha um papel importante ao permitir uma mudança sistemática, sendo adotada nos três setores da economia, como em bancos, manufatura, operações, varejo, cadeia de suprimentos, recursos humanos, marketing, educação, medicina e diversas outras áreas, mudando a maneira como essas esferas operam.

Para articular uma visão da IA centrada no consumidor, deve-se mudar a atenção da tecnologia para como os recursos e ferramentas de IA são experimentadas e utilizadas pelos usuários. No marketing, a IA evoluiu como uma nova maneira de se conectar e interagir com o público-alvo (DWIVEDI *et al.*, 2021). Sendo assim, a IA tem como finalidade simplificar a vida das pessoas e apoiá-las em uma variedade de situações (GANSSE; REICH, 2021).

A popularidade da IA se dá devido ao seu potencial gerador de criação de valor para a organização, ajudando os varejistas a antecipar a demanda futura, promoção, melhoria no resultado financeiro, estratégias de marketing, otimização de tempo e entrega de bens e serviços aos consumidores (BALLESTAR; GRAU-CARLES; SAINZ, 2019; PILLAI; SIVATHANU; DWIVEDI, 2020), podendo ser empregada em diferentes contextos no cenário atual de negócios, pois, mediante suas tecnologias, como *chatbot*, RA, AVI e SR, torna-se possível criar estratégias sofisticadas e assertivas para utilizar na empresa.

2.3 APLICAÇÕES DE FERRAMENTAS TECNOLÓGICAS BASEADAS EM INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL NO COMPORTAMENTO DO CONSUMIDOR

O ritmo rápido e contínuo das mudanças tecnológicas colaborou para que houvesse um aumento no uso de tecnologias baseadas em IA pelos consumidores (SILVA; BONETTI, 2021), moldando constantemente a relação entre as máquinas e humanos, oferecendo mais maneiras de incluí-las em nossas rotinas diárias (PELAU; ENE, 2020). Além disso, essas ferramentas estão revolucionando as organizações, principalmente o mercado varejista, através do autoatendimento, explicações automatizadas, marketing, vendas, pagamentos, personalização de alerta e informação de bens e serviços etc. (PILLAI; SIVATHANU; DWIVEDI, 2020).

A adoção de novas tecnologias, como a IA, é eficaz para o sucesso nos negócios. Porém, apesar das vantagens do uso de ferramentas de IA nas empresas, elas apresentam obstáculos para sua implantação como infraestrutura, complexidade, necessidade de treinamento adequado, falta de um *business case*, escassez de competências e habilidade, integração do IA nas funções da organização, custo com o desenvolvimento e manutenção, cibersegurança, entre outros aspectos (CHEN; LI; CHEN, 2021; VENKATSH, 2021). No entanto, como argumenta Venkatesh (2021), esses problemas são típicos da implementação de qualquer tecnologia.

Sendo assim, os avanços em recursos de computação fomentaram a sua aplicação cada vez mais presente atualmente. Alguns exemplos práticos dessas mudanças tecnológicas são: Amazon Go, *Suning*, *Zaïtt* (redes de lojas totalmente automatizadas nos EUA, China e Brasil, respectivamente), *Aditya Birla Fashion*, *Shoppers Stop*, *Reliance Retail*, *Shopper's Stop* (utilizam a IA para desenvolver uma interface e experiência contínuas para os consumidores na Índia) e *Just Walk Out* (uso de tecnologia de IA para pagamento sem caixas em supermercados) (PILLAI; SIVATHANU; DWIVEDI, 2020). Pillai, Sivathanu e Dwivedi (2020) analisaram a satisfação do consumidor ao utilizar uma loja totalmente automatizada por IA, oferecendo uma experiência incomum ao consumidor, pois não há funcionários, por exemplo. O resultado do estudo apontou que a facilidade de uso percebida, utilidade percebida, prazer percebido, customização e interatividade são preditores significativos da intenção de compra dos consumidores em estabelecimentos automatizadas com IA, enquanto que a insegurança afeta negativamente a utilidade de uso.

Na literatura, diversos autores (GAO; HUANG, 2019; MOURA; MAW, 2021; WALISZEWSKI; WARCHLEWSKA, 2021; ZHANG; PENTINA; FAN, 2021) estudaram aplicações distintas de tecnologias inteligentes baseadas em IA. Moura e Maw (2021), por exemplo, investigaram as percepções dos consumidores em relação à música feita por IA e

constatarem compreensões negativas, com uma baixa intenção de uso contínuo desse modelo de composição. Indo por outra direção, Gao e Huang (2019) perceberam a necessidade de pesquisar outras categorias de mídias com IA. Para entender a experiência do consumidor, eles analisaram as *Smart TV* com IA embutida. Os resultados sugeriram que o tipo de experiência do usuário exerce efeitos moderadores positivos na comunicação bidirecional e na personalização da atitude em relação ao comportamento e intenção de compra.

Os robôs consultores vêm sendo bastante analisados na literatura. Diversas pesquisas como a de Waliszewski e Warchlewska (2020) tentam entender a satisfação dos consumidores com o uso dessa IA. Nessa pesquisa, os autores investigaram se o usuário ficaria feliz se a IA tomasse decisões de investimento em seu nome e se ela analisasse seus hábitos de consumo e recomendasse melhorias. Os resultados foram significativos para as duas questões. Além disso, as características socioeconômicas das famílias são estatisticamente significantes quando se considera a satisfação do uso dessa IA. Por outro lado, Zhang, Pentina e Fan (2021) compararam as percepções dos consumidores utilizando robôs consultores com os consultores humanos. Os resultados apontaram para preferência pelos consultores humanos com alto conhecimento. No entanto, não houve diferença significativa ao comparar os robôs consultores com os humanos novatos em relação ao desempenho. Na mesma direção, Belanche, Casaló e Flavián (2019) procuraram entender as atitudes dos consumidores com a adoção dessa IA e averiguaram que as influências de utilidade e atitude percebidas são ligeiramente maiores para usuários com um nível mais alto de familiaridade com essa IA. No que lhe concerne, as normas subjetivas são significativamente mais relevantes para indivíduos com menor familiaridade e para consumidores de países anglo-saxões.

Payne, Peltier e Barger (2018) examinaram os fatores que influenciam as atitudes e percepções dos nativos digitais em relação ao *mobile banking* habilitado com IA, explorando atitudes, vantagem relativa, confiança percebida, segurança, necessidade e qualidade desse serviço. Os resultados apontaram que o construto de vantagem relativa tem o maior impacto no uso do aplicativo. No entanto, a vantagem relativa não foi significativa para a sua habilitação com IA. Ena (2018), por sua vez, analisou as reações dos usuários a várias formas de IA, por meio de um rastreamento ocular, e concluiu que os consumidores, em situações inesperadas, têm a tendência de obter diferentes reações envolvendo robôs e outras formas de IA.

Naquela perspectiva, Huang e Qian (2021) examinaram as atitudes e intenções comportamentais dos consumidores em relação aos Carros Autônomos (CA) que utilizam IA para reduzir incidentes, melhorar a eficiência nas estradas e aumentar a mobilidade para populações carentes. Foi descoberto que o traço psicológico da necessidade de singularidade

aumenta a conexão entre o raciocínio dos consumidores para com os CA e sua intenção de adoção, enquanto o traço de aversão ao risco intensifica as relações negativas entre o raciocínio dos consumidores contrário aos carros autônomos, sua atitude e intenção de adoção.

Sohn e Kwon (2020) analisaram os AVI e eletrodomésticos baseados em IA, para entender a intenção de compra desses bens, e constataram que o prazer e as normas subjetivas foram os fatores de maior indução na intenção de compra do consumidor. Além disso, o interesse na tecnologia tem maior influência do que a utilidade do bem. Sohn *et al.* (2020), por sua vez, analisaram a resposta do consumidor as Redes Adversárias Generativas (GANs), que é uma IA capaz de gerar imagens sintéticas e realistas. Os autores, ao investigarem o GAN no ramo da moda, constataram que o consumo funcional, social e epistêmico afeta positivamente a disposição de pagar nos bens e serviços gerados pelo GAN. Esses valores são maiores quando o consumidor não sabe que se trata de um GAN.

Desse modo, atualmente, os principais aplicativos baseados em IA que podem ser baixados no *Play Store* e *App Store* incluem: assistentes virtuais inteligentes (por exemplo, Siri, Alexa, Cortana, Bixby e Google assistente), que são usados em uma variedade de dispositivos; aplicativos de reconhecimento facial (por exemplo, *AppLock*, *TOTVS RH*, *ACS ponto digital*, *Facecam*, *Face PassCode Lock Screen* e *FaceApp*), que são frequentemente utilizados para fins de segurança, como desbloquear *smartphones*, para reconhecer rostos em uma biblioteca de fotos e para pontos eletrônicos; aplicativos com algoritmos de recomendação que geram uma lista de reprodução para serviços de vídeo e música (por exemplo, Netflix, Amazon Prime, YouTube, *Raters* e Spotify), baseado em permissões e funcionalidades; e *softwares* de geolocalização (por exemplo, *Google Maps*, *Waze*, *Yandex* e *Bizzy*), que são executados para auxiliar os usuários na navegação em mapas e recomendações nas proximidades (CABRERA-SÁNCHEZ *et al.*, 2021).

Moriuchi *et al.* (2020) realizaram uma pesquisa para descobrir os mecanismos motivacionais necessários para fornecer engajamento e um processo de tomada de decisão eficaz, comparando duas ferramentas de IA, os *chatbots* e a RA. Os autores concluíram que a atitude do consumidor em relação aos *chatbots* é determinante da intenção de uso, referência e patrocínio dos consumidores. No entanto, a RA gera mais engajamento no consumidor.

Apesar da grande diversidade de tecnologias baseadas em IA, as escolhidas para serem analisadas nesse estudo foram os *chatbot*, a realidade aumentada, o assistente virtual inteligente e o sistema de recomendação, pois, como aponta Chopra (2019), essas são as ferramentas mais adotadas pelos consumidores e organizações para ajudar o usuário no processo de tomada de decisão de compras.

2.3.1 Chatbot

Em 1965, foi criado o primeiro *chatbot* chamado ELIZA. Seu objetivo era atuar como um psicoterapeuta, respondendo às declarações do usuário por meio de um formulário de perguntas baseado na identificação de palavras-chave no texto e acionando mecanismos baseados em regras (KHAN; DAS, 2018). Posteriormente, surgiram outros *chatbots*, como o PARRY em 1972, com melhorias em relação ao seu antecessor, ALICE em 1995, que foi o primeiro a ter um rosto humano, *SmarterChild*, em 2001, utilizado em mensagens de texto, e os atuais Robô Ed, Magalu, Iana, Zenvia, Watson, entre outros (CAMPBELL, 2020). Dessa forma, um *chatbot* é uma combinação de chat e robô, sendo uma categoria de *software* de comunicação e agente de conversação que interage com os usuários por meio de um sistema de IA. Um agente interativo é um sistema que troca informações com o usuário através de linguagem natural (JEONG; HUR; CHOO, 2020).

Existem três tipos distintos de *chatbot*: aqueles que funcionam com base em regras programadas; o inteligente, que coleta informações dos consumidores para fornecer suas respostas; e o híbrido, que combina as funcionalidades dos dois anteriores (ILLESCAS-MANZANO *et al.*, 2021). Portanto, o *chatbot* é uma ferramenta de IA que atua como meio de comunicação, interagindo a qualquer momento com os (potenciais) consumidores para criar um relacionamento por meio de uma opção de chat e fornecendo informações de compras relacionadas as lojas físicas e digitais (HEO; LEE, 2018; STEINHOFF *et al.*, 2019). Essa aplicação baseada em IA permite que os indivíduos possam realizar perguntas relacionadas às compras e obtenham respostas em linguagem natural, sem esperar por um vendedor ou usar outros formulários de comunicação automatizados no espaço virtual (RESE; GANSTER; BAIER, 2020).

Em relação à literatura acadêmica sobre *chatbots* em marketing, de acordo com Illescas-Manzano *et al.* (2021), ela pode ser dividida em quatro áreas, a saber: algoritmos técnicos para resolver problemas específicos de marketing; relações psicológicas dos consumidores ao usar *chatbots*; efeito do *chatbot* no emprego e sociedade; e, por fim, visão estratégica e planos de gestão de marketing vinculados ao *chatbot*. O foco desse estudo foi em compreender o *chatbot* na jornada de compra do consumidor.

Compreender o *chatbot* na perspectiva do consumidor é um dos principais desafios para os profissionais do marketing, pois, a partir disso, é possível entender as expectativas e experiência do seu público-alvo (ZAROUALI *et al.*, 2018). Moriuchi *et al.* (2020) apontam que a maioria dos consumidores prefere enviar e ler mensagens em um *chatbot* em vez de ligar e

fazer um pedido. Sendo assim, percebe-se que o *chatbot* é uma ótima oportunidade de vender um bem e serviço. Apesar dos diversos pontos positivos, como aumento de produtividade, coleta de informações de dados das interações e opiniões, eficiência em processos internos, externos e comunicação, por vezes, um *chatbot* pode ser estático, deixando os usuários presos a uma pergunta programada, o que leva a uma experiência ruim, podendo criar perdas (RAVAL, 2020). Portanto, por vezes, torna-se necessária a presença de um humano, especialmente quando as interações forem *high-tech* (GUMMESSON, 2017).

O crescimento do *e-commerce* favoreceu o uso de *chatbot* pelas lojas virtuais, visto que, com a ausência de vendedores no ambiente digital, por vezes, o consumidor sente dificuldade de realizar a compra, tornando-se necessário um atendimento para suprir suas demandas (PIZZI; SCARPI; PANTANO, 2021). Nichifor, Trifan e Nichifor (2021) avaliaram como os *chatbots* estão impactando no varejo on-line. Os resultados mostraram que a qualidade do conteúdo apresentado pelos *chatbots* ainda é baixa e que isso afeta a jornada do consumidor. No entanto, no marketing, um dos maiores desafios do *chatbot* é aumentar a satisfação do consumidor, uma vez que maioria dessas IA não tem as respostas para todas as perguntas e não interage com a flexibilidade dos humanos (ENE, 2018).

Diversos estudos (MIMOUN; PONCIN, 2015; CHUNG *et al.*, 2020; YEN; CHIANG, 2020; LALICIC; WEISMAYER, 2021) têm sido realizados para entender a satisfação e o processo de compra por meio dos *chatbots*, a exemplo de Chung *et al.* (2020), que utilizou dados de consumidores de uma loja do ramo de moda para compreender as percepções dos consumidores com o uso de *chatbots*. Os resultados apontaram um impacto positivo na precisão, satisfação e credibilidade do *chatbot* no atendimento ao consumidor.

Em seu estudo, Lalicic e Weismayer (2021) examinaram a relação entre os valores dos consumidores e suas razões a favor e/ou contra a cocriação de valor percebida, assim como suas intenções comportamentais relacionadas ao uso de *chatbots*, explorando exclusivamente os processos de raciocínio dos consumidores à luz desses novos encontros de serviço. Os resultados mostraram que a IA aumenta a percepção de cocriação de valor percebida, sendo ela um antecedente das intenções comportamentais.

Mimoun e Poncin (2015) examinaram se a utilização de *chatbot* para realizar compra pode melhorar a percepção do valor de compra, por meio de efeitos hedônicos e utilitários. Eles concluíram que a presença social tem um efeito indireto positivo sobre a satisfação, bem como que a ludicidade exerce um efeito direto positivo nas intenções comportamentais e na satisfação. Já a qualidade da decisão tem um efeito direto positivo no valor utilitário percebido e uma implicação indireta positiva na satisfação. Yen e Chiang (2020) também analisaram a percepção

dos consumidores ao usar *chatbots* e constataram que a credibilidade, competência, antropomorfismo, presença social e informatividade têm influência na confiança do consumidor ao utilizar *chatbots*, tendo assim efeito na intenção de compra.

Pizzi, Scarpi e Pantano (2021) investigaram como os consumidores reagem em função da aparência dos *chatbots* e sua ativação. Constatou-se que os assistentes digitais não antropomórficos levam a uma maior reatância psicológica. Por sua vez, a reatância afeta a dificuldade de escolha percebida, o que reflete positivamente na certeza da escolha, no desempenho percebido e na satisfação. Pelau e Ene (2020) tentaram determinar qual a preferência dos consumidores entre um robô humanoide e robô clássico (*chatbot* e AVI) e constatou que os usuários preferem IA de aparência clássica. Jeong, Hur e Choo (2020) analisaram as respostas dos consumidores aos serviços de *chatbot* em um contexto de varejo de moda. Os resultados mostraram que o efeito do antropomorfismo e da personalização de *chatbots* na intenção de aceitação dos consumidores em compras de moda foram mediados sequencialmente pela presença social, confiança e diversão.

Com as interações virtuais transformando a forma como as organizações se relacionam com seus potenciais consumidores, cada vez mais empresas estão usando *chatbots* para comunicação, interação e vendas. Um exemplo é o chatbot da Casas Bahia, chamado de Bahianinho, que utiliza IA no Facebook para ações de marketing ao longo do ano. A Pizza Hut também usa *chatbots*, permitindo que os consumidores realizem pedidos nas redes sociais, como Twitter e Facebook, fornecendo mais um canal para a compra. No site da Sephora, os usuários podem pedir avaliações e recomendações de maquiagem baseadas em seus gostos. No Booking, o *chatbot* pode atender os clientes durante todo o dia, em 43 idiomas diferentes, respondendo a perguntas relacionadas a viagens (CROSS; DAVENPORT; GRAY, 2019). Esses exemplos representam apenas algumas das inúmeras empresas que já utilizam a IA como ferramenta para potencializar seus negócios.

Portanto, percebe-se que, de maneira geral, os consumidores preferem *chatbots* que tenham um desempenho que traga utilidade, acessibilidade e que seja funcional, colaborando para satisfação do consumidor (CHOPRA, 2019), tendo em vista que os *chatbots* são amplamente integrados em pontos de contato iniciais com os consumidores e são programados para responder às perguntas dos consumidores sincronicamente. É provável que, nos próximos anos, os *chatbots* executem um número maior de tarefas relacionadas ao marketing e desenvolvam níveis crescentes de sofisticação, assim como na sua capacidade de análise de dados (DWIVEDI *et al.*, 2021).

2.3.2 Realidade aumentada

Sutherland (1965) desenvolveu o primeiro protótipo de RA para visualizar imagens 3D usando um *display* tipo *head-mounted*. Inicialmente, essa IA não era econômica, devido as suas limitações técnicas, além de não ser intuitiva e fácil de usar. Com o progresso da tecnologia, a RA se aperfeiçoou, os custos foram reduzidos e a mobilidade e portabilidade melhoraram, colaborando para seu crescimento nas empresas e para os usuários (FAN *et al.*, 2020). Sendo assim, a RA é uma tecnologia aplicada em dispositivos móveis, *wearables* e projetores inteligentes que acopla o real e o virtual para transmitir uma informação nova e ampliada.

A Realidade Aumentada é uma ferramenta baseada em IA, cuja finalidade é permitir que os usuários experimentem de forma realista vários tipos de conteúdo digital. Sendo assim, esse sistema combina dados digitais e imagens ao espaço físico que permite a interação em tempo real (KIM; CHEEYONG, 2015; PAREKH *et al.*, 2020). Scholz e Smith (2016) apontam que empresas multinacionais, como Coca-Cola, McDonald's e General Electric, já investem em RA há um bom tempo, para melhorar a experiência de vendas e incentivar maneiras mais inovadoras de comercializar seus bens e serviços. Essa ferramenta tem tido um impacto maior no mercado varejista, sendo considerada uma importante tecnologia para experiência dos consumidores, preenchendo uma lacuna entre as lojas físicas e digitais (GREWAL; ROGGEVEEN; NORDFÄLT, 2017; ROMANO; SANDS; PALLANT, 2020).

Adicionalmente, no marketing, a RA tem sido usada especialmente em campanhas de comunicação e vendas por diversas organizações, como uma nova forma fornecer ao consumidor uma maneira moderna de experimentar e analisar determinando bem ou serviço, colaborando para o aumento das vendas, principalmente no *e-commerce* (PAREKH *et al.*, 2020). Scholz e Smith (2016) ressaltam que o uso da RA contribui para aumentar o engajamento do consumidor, construir relações com a empresa, reduzir o risco na decisão de compra e melhorar a percepção do indivíduo, tornando a experiência de compra mais agradável.

A RA melhora a percepção informativa e o prazer em comprar, além de oferecer uma experiência antes da compra. Além disso, a RA diminui os casos de devolução do bem (SMINK *et al.*, 2019). Nesse cenário, estudos como o de Dacko (2017), vêm analisando seu impacto no *e-commerce*, por exemplo, investigou até que ponto a interação de RA em *smartphone* contribui para o consumo em *e-commerce*. A pesquisa revelou que a satisfação do usuário é relativamente alta e a interação com a tecnologia oferece benefícios de compra experiencial, incluindo compras mais eficientes, divertidas, visualmente atraentes e de maior valor. Além disso, sabe-se que a RA fornece informações mais completas sobre o bem e serviço. Portanto, ela influencia

diretamente no comportamento do consumidor. Leonnard, Paramita e Maulidiani (2019) estudaram o efeito da RA na intenção de compra no comércio eletrônico. Os resultados mostraram que a RA impacta diretamente na utilidade, prazer e afeto. Desses itens, apenas o prazer não afeta na intenção de compra.

Yim, Chu e Sauer (2017) avaliaram a eficácia da RA no *e-commerce* utilizando dois bens, óculos escuros e relógios, comparando as avaliações dos consumidores em locais que utilizam RA com tradicionais. Os resultados apontaram que a RA possibilitou benefícios de comunicação eficazes ao gerar maior novidade, imersão, prazer e utilidade, ocasionando em atitudes positivas em relação ao meio e à intenção de compra, em comparação com as páginas de varejo tradicionais. Pantano, Rese e Baier (2017) examinaram a influência da RA na decisão de compra no *e-commerce*. Os resultados confirmam uma influência direta das características da tecnologia na facilidade de uso percebida, prazer percebido e utilidade percebida. Além disso, os consumidores consideram a RA uma excelente ferramenta de apoio na tomada de decisões de compras, capaz de mudar o seu comportamento, devido às características da IA.

Silva e Bonetti (2021) analisaram as atitudes dos consumidores em relação à propensão de interação com humanos digitais através de RA. As descobertas sugeriram que a interação entre o consumidor e a RA precisa ser mais realista possível, possuindo de preferência aspectos humanizados. Além disso, os *smartphones* são os dispositivos favoritos, bem como a interação por fala. Adicionalmente, Qin, Peak e Prybutok (2021) examinaram até que ponto os aplicativos de RA podem influenciar as atitudes do usuário e o comportamento de compra, explorando seus efeitos nas percepções do consumidor de gratificação hedônica e utilitária, informatividade e facilidade de uso. Os resultados mostraram que as percepções de gratificação e informatividade são significativamente conexas ao utilizar a RA. Além disso, se o consumidor achar a RA agradável, útil e que colabora para alguma informação proveitosa, o usuário se inclina para uma resposta afetiva mais positiva.

Uma experiência de RA influencia e estimula a intenção de compra, o controle cognitivo e comportamental (WHANG *et al.*, 2021). Daasi e Debbabi (2021) estudaram como os consumidores vivenciam a RA e quais fatores cognitivos determinam sua vontade de reutilizar essa IA. Os resultados apontaram que o aumento percebido atua como um estímulo perceptivo que cria uma experiência imersiva para o consumidor. Esse resultado ressalta a importância do realismo percebido para estimular a adoção e compra pela RA.

Park e Yoo (2020) investigaram as dimensões da interatividade percebida após o consumidor realizar uma compra usando RA. Os resultados mostraram que as imagens mentais são influenciadas positivamente pelas dimensões de controlabilidade e ludicidade da

interatividade, que, por sua vez, afetam as atitudes dos consumidores em relação a um bem e suas intenções comportamentais. Devido a essa boa experiência causada pela RA no consumidor, nos últimos anos, um grande número de empresas vem adotando essa IA, por exemplo, Grupo Boticário, Apple, Chilli Beans, Hyundai, Lacoste, L'Oreal, Ray-ban, Lojas Renner, Nike e Sephora (CHIU *et al.*, 2021).

Kowalczuk, Siepmann e Adler (2021) fizeram uma comparação da apresentação de um bem que é vendido com e sem RA. Os resultados apontaram que os bens visualizados com RA provocam respostas mais afetivas e menos cognitivas. Além disso, quanto maior a confiança na escolha, maiores são as intenções de compra induzidas por RA. Sendo assim, ver uma comida ou simular sua degustação, através da RA, aumenta a intenção de compra do consumidor (QIN; PEAK; PRYBUTOK, 2021). Isso acontece porque as características da RA podem afetar positivamente a atitude do consumidor em relação ao bem e serviço (FAN *et al.*, 2020).

Nikhashemi *et al.* (2021), em seu estudo, confirmam que os benefícios utilitários e hedônicos impactam igualmente o prazer do consumidor ao usar RA para compras, bem como inspiração psicológica, o que acaba resultando na disposição de pagar um preço *premium* na realização de uma compra após o uso de RA. Apesar dessas vantagens, a RA ainda é uma ferramenta com limitações, visto que essa tecnologia ainda está em desenvolvimento e são necessárias novas melhorias para tornar a RA mais pessoal e aplicável. Seu mau uso pode resultar em custos elevados para as empresas e, conseqüentemente, sua implementação deve ser bem estudada e fundamentada, dado que um erro tem potencial de fazer um desalinhamento perceptível na cena exibida.

Além da RA, há também no mercado a Realidade Mista (RM), que está um passo à frente da RA, por permitir interação com hologramas 3D em ambientes reais e assim propiciar ao consumidor uma experiência imersiva que combina o real e o virtual de maneira integrada. Estudos dessa temática já começaram a ser pesquisados, como é o caso de Sung *et al.* (2021), que examinou as respostas dos consumidores em relação a RM com compras no varejo. Os resultados apontaram que a qualidade da IA agregada a um objeto aumentado, expande a submersão de RM associada à imersão espacial, no prazer e nas percepções dos consumidores devido às novas experiências. Coletivamente, concluiu-se que a RM aumentou o envolvimento do usuário e influenciou positivamente as respostas comportamentais, especialmente nas intenções de compra e de compartilhar essas experiências com grupos sociais.

2.3.3 Assistente virtual inteligente

O assistente virtual inteligente é uma ferramenta de IA habilitada para fala que interage com os consumidores e pode realizar tarefas ou serviços com base na geolocalização, histórico e variadas fontes on-line, isso é, possuem capacidade de aprender as preferências do indivíduo. Alguns exemplos dessa ferramenta são a Siri da Apple, Alexa da Amazon, Cortana da Microsoft e Assistente do Google, que estão integrados em *smartphones* ou alto-falantes domésticos dedicados (HOY, 2018). Essa aplicação baseada em IA oferece diversos benefícios aos usuários, pois atende à sua demanda por conteúdo contextualmente relevante e altamente personalizado, entregue ao usuário em tempo real, com um alto grau de confiabilidade e conveniência por meio da sua preferência (BRILL; MUNOZ; MILLER, 2019).

Na perspectiva do marketing, os AVIs representam um significativo ponto de contato que permite novas formas de interação entre consumidores e marcas, podendo influenciar na jornada do consumidor. No entanto, essa ferramenta limita os sentidos do usuário, pois são dadas algumas opções para que o consumidor tome a sua decisão de compra, geralmente sem acesso a fotos, vídeos ou qualquer outro conteúdo animado. Além disso, não há garantia de satisfação do consumidor, devido a sua limitação de itens apresentados, de acordo com os gostos e contextos escolhidos pelo algoritmo (SOUTJIS, 2020).

Sendo assim, os AVIs são *softwares* executados em um alto-falante específico ou através de um dispositivo, como *smartphone*, que vem contribuindo para uma mudança da forma como os consumidores interagem com empresas para buscar assistência de serviço, obter informações e realizar compras (MCLEAN; OSEI-FRIMPONG; BARHORST, 2021). Essa IA pode se adaptar a um ambiente e realizar tarefas do cotidiano, ligar para indivíduos, mandar mensagens, pesquisar, facilitar o processo de compra, entre outras funções. Esse comando é realizado geralmente por uma palavra-chave ou frase solicitada pelo sujeito, fazendo com que a IA intérprete e processe a solicitação em tempo real. Sendo assim, os AVIs podem lidar com solicitações complexas de usuários e se envolver em um diálogo com um consumidor (PELAU; ENE, 2020).

Desse modo, o uso de AVI está redefinindo a forma como os consumidores acessam informações relacionadas a bens e serviços, pois, quanto maior a interação dessa IA com o usuário, mais ela aprende seus gostos, colaborando para uma pesquisa e atendimento mais eficaz, personalizado e resolutivo (MCLEAN; OSEI-FRIMPONG; BARHORST, 2021). Assim, a conveniência oferecida pelos AVIs é incomparável a qualquer outra tecnologia, já que fornece aos usuários acessos ao que quer pesquisar, sem nenhum esforço real e sem a

necessidade de ler ou digitar (HOY, 2018). Essa conveniência se manifesta, geralmente, pela falta de motivação dos consumidores quando eles não veem uma decisão como importante, mas sim uma necessidade de uma atividade contínua (KLAUS; ZAICHKOWSKY, 2021).

Além disso, o consumidor que usa AVI tem muito menos informações do que na loja física. No entanto, economiza não apenas tempo físico, mas também cognitivo no processo. Além do mais, os consumidores consideram as empresas que oferecem conveniência como as mais inovadoras e valiosas (KLAUS; ZAICHKOWSKY, 2021). Logo, como aponta Hoy (2018), os benefícios da IA são transcendentais, devido a sua potencial utilidade social, podendo ajudar pessoas analfabetas ou que não conseguem digitar fisicamente por meio do comando de voz, colaborando para o acesso à informação desses indivíduos.

As AVIs mais sofisticadas já são capazes de realizar diversos comandos de alta complexidade, como acessar informações de contas pessoais, fazer um pedido a um varejista, efetuar marcações e reservas, buscar dados de atendimento ao consumidor e, usualmente, agir em nome de um usuário (MCLEAN; OSEI-FRIMPONG; BARHORST, 2021). Para realizar tais tarefas, é necessário efetuar um conjunto de permissões no *software*, devido aos riscos de tais procedimentos. Sendo assim, como aponta Luo *et al.* (2019), essas IAs conduzem as decisões de compra dos usuários que estão alinhadas com os seus requisitos, preferências e finanças. Desse modo, essa IA está superando as limitações temporais e cerebrais para haver uma escolha ideal, por meio do perfil do consumidor, ocorrendo uma mudança de paradigma através das mudanças de hábitos de compra (DUARTE *et al.*, 2018).

Essa mudança no comportamento do consumidor afeta tanto as empresas que investiram em *branding* e quanto as que já tinha um consumidor fiel do seu bem ou serviço, já que, com esse recurso, ele pode escolher, por exemplo, pelo menor preço, sugerindo outra marca (KLAUS; ZAICHKOWSKY, 2021). Nesse cenário, pesquisas na área de marketing e AVI vêm sido realizadas com foco nos fatores que influenciam o consumidor no uso de AVI no seu cotidiano (PITARDI; MARRIOTT, 2021).

Em seu estudo, Mclean, Osei-Frimpong e Barhorst (2021) pesquisaram os principais motivadores do envolvimento do consumidor com AVI e qual sua influência no engajamento do consumidor na intenção de uso e compra de uma marca. Eles constataram que a AVI tem um importante papel na presença e atração social, bem como na inteligência percebida para influenciar o engajamento do consumidor em uma determinada marca. No entanto, ela não influencia diretamente a intenção de uma compra futura. Para entender as escolhas do consumidor ao usar um assistente virtual inteligente, Klaus e Zaichkowsky (2021) seguiu a

estrutura de MacInnis e concluiu que os consumidores atuais valorizaram a conveniência, isso é, quanto menos tempo e esforço gastam em uma compra, mais satisfeito ele fica.

Para examinar as atitudes dos consumidores e a intenção de compra ao utilizar um AVI de IA, o *Echo Look*, Liang, Lee e Workman (2020) procuraram entender as intenções de adotar essa ferramenta e constataram que a utilidade percebida, a facilidade de uso percebida e efeitos negativos no risco de desempenho nas atitudes dos usuários em relação à IA. Sendo assim, atitudes positivas em relação à tecnologia influenciaram positivamente a intenção de compra. Nessa direção, Hsieh e Lee (2021) avaliaram os antecedentes e os mecanismos subjacentes que impulsionam a atitude, as intenções de uso e de compra digital por meio de AVI e constataram que os principais determinantes são pistas sociais e interações parassociais. Já Kowalczyk (2018) investigou as intenções dos indivíduos de usar AVI (Amazon Echo e Google Home) e perceberam que o prazer, otimismo com a tecnologia e risco afetam fortemente a aceitação dessa IA. Além disso, o prazer tem o efeito mais forte nas intenções comportamentais de usar AVI. Por outro lado, Kwon, Lim e Kim (2020) também estudaram os fatores que levam os consumidores a usar AVI e perceberam que a conveniência e o custo foram os principais fatores que afetaram significativamente a percepção dos consumidores sobre o valor dessa IA.

Hasan, Shams e Rahman (2021) analisaram a confiança do consumidor e risco percebido no uso de AVI. Os resultados revelaram que o risco percebido parece ter uma influência significativamente negativa na lealdade à marca. Contudo, outros fatores, como confiança, interação e valor de novidade, têm uma atuação positiva. Poushneh (2021) explorou os traços de personalidade dos consumidores associados ao uso de AVI, identificando sete traços, que foram: inteligência funcional, apelo estético, qualidade protetora, sinceridade, criatividade, sociabilidade e inteligência emocional. Para entender as percepções dos consumidores com o uso de AVI, Lee *et al.* (2019) examinaram as funções e propriedades dessa IA e chegaram à conclusão de que o principal atributo visto pelo usuário é o reconhecimento de voz. Além disso, a conveniência e o entretenimento são os principais motivos para utilizá-la.

De acordo com Dwivedi *et al.* (2020), uma em cada cinco pesquisas realizadas no Google são realizadas por comando de voz. Isso mostra que a utilização do AVI está em crescimento e se espera que essa função seja cada vez mais usada para realização de compras (PITARDI; MARRIOTT, 2021). Assim, a AVI ajuda a tornar a rotina do indivíduo mais prática e assertiva, colaborando para o estabelecimento de relacionamentos sólidos entre empresas e consumidores (HERNANDEZ-ORTEGA; FERREIRA, 2021).

2.3.4 Sistema de recomendação

Um sistema ou algoritmo de recomendação é uma ferramenta baseada em IA desenvolvida para automatizar o processo de recomendação, que seleciona itens tendo como base dados do histórico de interação e interesses dos consumidores (JIANG *et al.*, 2019). Utiliza-se um método personalizado, o qual se adequa ao contexto do seu usuário, agregando valor e sugerindo bens e serviços parecidos com outros já visualizados ou colocados no carrinho em sites de compras, colaborando para o processo de jornada do consumidor. Empresas, como Amazon, Google e Youtube utilizam essa ferramenta como vantagem competitiva, por meio de dados como compras passadas, curtidas em mídias sociais, avaliações; eles são capazes de gerenciar e controlar a oferta e a demanda de conteúdo digital (SHARMA; SHAIKH; LI, 2021).

Com o aumento de consumidores com acesso em diversas plataformas e uma gama de opções de bens e serviços, percebe-se uma necessidade cada vez maior de sugestões que se adequem de imediato ao perfil do consumidor para ampliar o potencial das vendas. Sendo assim, os sistemas de recomendação permitem uma filtragem inteligente das alternativas do ambiente virtual conforme as preferências do consumidor, sendo considerada uma ferramenta poderosa de filtragem de informação (JIANG *et al.*, 2019). A princípio, os SRs são usualmente classificados em duas categorias: a primeira é da filtragem colaborativa com base no usuário e a segunda é o sistema de recomendação baseado em conteúdo (CHINCHANACHOKCHAI; THONTIRAWONG; CHINCHANACHOKCHAI, 2021).

Na filtragem colaborativa baseada no usuário, o sistema depende de opiniões de outras pessoas para fazer recomendação de bens e serviços. Para efetivar essa função, o sistema busca no banco de dados informações dos indivíduos com preferências similares com a de um determinado consumidor para realizar as recomendações. Esse método assume que os interesses de um consumidor geralmente é o mesmo de outros. A vantagem dessa filtragem é que ela não necessita de um conteúdo prévio. Logo, torna-se útil quando há poucas informações sobre um determinado bem ou serviço. Já a desvantagem se refere à privacidade e a bens e serviços com dados insuficientes, podendo efetuar recomendação de maneira ineficaz (CHINCHANACHOKCHAI; THONTIRAWONG; CHINCHANACHOKCHAI, 2021).

Na recomendação baseada em conteúdo, o sistema utiliza a sua capacidade de análise para extrair recomendações dos bens e serviços. Ele permite que o algoritmo caracterize os usuários sem ter que corresponder seus interesses aos de outros indivíduos, pelas características do seu perfil, em que preferências são armazenadas com os atributos do que será oferecido ao consumidor. A vantagem desse sistema é a construção de um perfil personalizado com base nas

preferências do usuário, recomendando bens que são considerados semelhantes às suas preferências. No entanto, a desvantagem é que ele não pode fornecer recomendações adequadas se o conteúdo analisado não tiver informações suficientes para distinguir os bens de que o usuário gosta e desgosta, bem como apresentar novidades (CHINCHANACHOKCHAI; THONTIRAWONG; CHINCHANACHOKCHAI, 2021).

Gai e Klesse (2019) examinaram qual dos dois sistemas se enquadra melhor em uma interface de site on-line para recomendar bens de uma determinada empresa. Os resultados apontaram que a filtragem colaborativa baseada no usuário aumentou as taxas de cliques em relação ao sistema de recomendação baseados em conteúdo. Além desses dois sistemas, existe a filtragem híbrida, que combina as abordagens de conteúdo e colaborativa, tornando-se mais eficiente, pois reúne os pontos positivos de cada uma das filtragens (CHEN *et al.*, 2018). Ressalta-se que esses processos têm sido utilizados por diversas empresas, como Amazon, Facebook, Globo.com, Mendeley, Netflix, Spotify, YouTube, entre outros, com finalidade de melhorar a experiência do consumidor e aumentar o número de vendas de seus bens e serviços.

Em seu estudo, Adomavicius *et al.* (2018) encontraram uma forte relação entre os SR e a disposição de pagar dos consumidores. Além disso, Shumanov, Cooper e Ewing (2021) estudaram o SR, por meio de dados contextuais, para encontrar os traços de personalidade do consumidor e os fatores que impactam a relação entre traços de personalidade e persuasão da propaganda. Os autores concluíram que combinar a personalidade do consumidor com mensagens publicitárias poderá levar a uma persuasão mais eficaz para a maioria das personalidades, impactando positivamente no comportamento de compra.

Portanto, os SRs realizam e conduzem uma mineração de dados de registros históricos do usuário e inferem as preferências do consumidor por meio de conjuntos de dados multivariados massivos, incluindo análises textuais, classificações, navegação e cliques de registros, mídia social, perfis de consumidores e relações sociais on-line, com finalidade de ajudar os indivíduos a encontrar o potencial bem ou serviço (DENG *et al.*, 2020). Desse modo, o SR pode economizar custos das empresas, aumentar as vendas, bem como o interesse em consumir mais bens e serviços após a recomendação (HOSANAGAR *et al.*, 2014). No entanto, ele diminui o senso de autonomia do consumidor, podendo prejudicar o bem-estar (DAVENPORT *et al.*, 2020).

Sendo assim, as ferramentas de IA têm aperfeiçoado a experiência do consumidor, atraindo não só grandes organizações, mas também pequenas empresas, que agora conseguem aplicar a IA em seu estabelecimento para gerar *insights*, maior precisão dos diagnósticos, otimização do armazenamento de dados, entre outros benefícios (DWIVEDI *et al.*, 2021).

2.4 JORNADA DO CONSUMIDOR NO PROCESSO DE COMPRA E A INFLUÊNCIA DA IA

Pesquisadores do marketing como Bass (1993) e Converse (1945) acreditaram por muito tempo que poderiam ser desenvolvidas técnicas para prever o comportamento do consumidor e suas decisões de compra. Com os avanços tecnológicos, essa visão se tornou real, devido às ferramentas como Big Data e a IA, que são capazes de prever as preferências dos consumidores e prováveis decisões de compra, podendo inclusive manipular o comportamento do usuário pelo SR (GAL; SIMONSON, 2021).

Desse modo, os primeiros modelos de jornada do consumidor previam que os consumidores passam por estágios cognitivos, afetivos e comportamentais em seu processo de compra. Esses estudos seminais apontavam que os usuários aprendem sobre um bem antes de desenvolver atitudes em relação a ele e, por fim, comprá-lo. As pesquisas mais recentes geralmente quantificam as jornadas do consumidor, por meio de variadas métricas para identificar todos os três estágios e suas relações (KIM; JIANG; BRUCE, 2021).

A jornada de compra e a maneira como os consumidores fazem escolhas mudou drasticamente no Século XXI, começando da perspectiva puramente econômica (TELSER, 1962) até o uso atual de IA por dispositivos inteligentes. Dessa forma, a jornada, como o próprio termo indica, relaciona-se ao caminho percorrido pelo indivíduo antes, durante e após o consumo, em que o usuário experimenta componentes dos bens ou serviços nos seus vários pontos de contato, concedidos de maneira direta ou indireta pelas organizações (LEMON; VERHOEF, 2016).

A literatura sugere que os principais fatores de influência na jornada do consumidor se referem a elementos psicológicos, como as experiências cognitivas, sensoriais, comportamentais, emocionais e sociais do consumidor (LEMON; VERHOEF, 2016), de bem-estar subjetivo (LEE *et al.* 2018), a complexidade dos itens, os esforços de comunicação e o capital social (KIM; JIANG; BRUCE, 2021). Além disso, o usuário geralmente faz uma série de consultas antes da realização da compra, sendo influenciado diretamente por anúncios patrocinados (CHENG; ANDERSON, 2021).

Está cada vez mais complexo compreender a jornada do consumidor, visto que o indivíduo expressa suas necessidades, desejos, atitudes, valores em diversas plataformas, como Twitter, *blogs*, comentários, curtidas, vídeos entre outros. Desse modo, os dados estão crescendo cada vez mais, em termos de volume, velocidade, variedade, veracidade e valor,

sendo a IA uma alternativa de ferramenta para analisar e entender a jornada do consumidor no ambiente digital (KIETZMANN; PASCHEN; TREEN, 2018).

Kietzmann, Paschen e Treen (2018) analisam como a IA atua ao longo da jornada do consumidor e como os profissionais do marketing podem utilizá-las por meio do reconhecimento da necessidade, consideração inicial, avaliação das alternativas, decisão de compra e comportamento pós-compra. A primeira etapa, de reconhecimento da necessidade, é geralmente investigada pelos profissionais do marketing, através de pesquisa de mercado, mineração de dados e análise *web analytics* para entender e influenciar nas necessidades do consumidor. A IA ajuda a construir perfis em tempos reais com os dados disponibilizados na internet, como também mostrar anúncios conforme as necessidades e desejos do usuário (BATRA; KELLER, 2016).

A etapa de consideração inicial, conforme Batra e Keller (2016), ocorre por meio da otimização de busca, com anúncios de busca paga, orgânica ou *retargeting* de anúncios. O profissional do marketing pode utilizar a IA para identificar, classificar e apresentar resultados que ajudarão possivelmente a suprir as necessidades de informação do consumidor naquele período específico. O Google Adwords, por exemplo, utiliza a IA analisando dados da pesquisa do indivíduo e identifica *leads* para segmentar os usuários e apresentar publicidade no espaço virtual (KIETZMANN; PASCHEN; TREEN, 2018).

A etapa de avaliação das alternativas ocorre quando o usuário restringe sua lista de escolha, forçando a IA criar um arranjo com as melhores ofertas de bens e serviços, fornecendo um conteúdo confiável e persuasivo (BATRA; KELLER, 2016). A IA ajuda o profissional do marketing de três formas: por meio da pontuação de *leads* preditiva, recomendação em tempo real com ajustes instantâneos e emoções expressas pelos consumidores nas mídias sociais e fóruns (KIETZMANN; PASCHEN; TREEN, 2018).

Na etapa de decisão de compra, o usuário provavelmente já decidiu qual marca ou serviço irá comprar e quanto está disposto a pagar. Sendo assim, a IA tem como finalidade impulsionar essa decisão e reforçar o valor da marca em relação à concorrência, através de informações de locais de compras, garantias, políticas de devolução e incentivos (BATRA; KELLER, 2016; KIETZMANN; PASCHEN; TREEN, 2018). Sendo assim, a IA tem o potencial de mudar o comportamento do consumidor (HASAN; SHAMS; RAHMAN, 2021).

Por fim, há a etapa do comportamento pós-compra, em que o consumidor avalia sua satisfação, decidindo se comprará ou utilizará o bem e serviço novamente no futuro. A IA nessa etapa pode atuar como facilitadora do encantamento do indivíduo, retificando problemas potenciais, entregando respostas rápidas por *chatbots* e por meio da modelagem de propensão,

em que identifica os consumidores mais valiosos para criar uma comunicação personalizada (KIETZMANN; PASCHEN; TREEN, 2018).

Além disso, o processo decisório de compra pode ser visto como *continuum*, isso é, seu grau de complexidade varia de baixo a alto. No processo complexo, também chamado de solução estendida de problema, geralmente ocorre quando os custos e riscos de uma decisão são grandes. Esse processo está associado ao grau de envolvimento, disponibilidade de tempo, percepção de diferença entre alternativas e estado de humor do indivíduo. Como menor grau desses fatores, a decisão de compra se caminha para o processo limitado de decisão, no qual o consumidor tem pouco interesse em pesquisar informações sobre o bem ou serviço, devido à falta de tempo, recursos, paciência e motivação, tomando decisões automáticas e com esforço mínimo. Quando o consumidor se familiariza com um item comprado e sua resposta comportamental, essa compra se torna rotina, retratando um estágio de maturidade, chamado de comportamento de resposta rotinizada (ATHIYAMAN; MAGAPA, 2019).

Portanto, a IA ajuda a prever o comportamento do consumidor em sua jornada de compra e pode auxiliar os profissionais de marketing a entender o padrão de compra dos consumidores (DWIVEDI *et al.*, 2021). Assim, ter uma jornada do consumidor bem mapeada e sólida reflete em saber conversar com o seu potencial (consumidor) quando ele desejar que aconteça esse diálogo e, assim, usando apenas os canais e conteúdo que são mais convenientes. De tal modo, os canais digitais estão em ascensão. Apesar da sua capacidade limitada de oferecer interações face a face, eles fornecem outros recursos interativos através de várias ferramentas tecnológicas, como a RA (PARK; YOO, 2020).

De acordo com Gal e Simonson (2021), torna-se imprescindível entender que os consumidores fazem escolhas e, com os avanços da digitalização, esses indivíduos têm acesso a uma ampla quantidade de informações para tomar sua decisão. Uma dessas práticas que está emergindo é a *webrooming*, na qual o indivíduo utiliza múltiplos canais para realizar uma compra, isto é, os consumidores pesquisam e navegam em um ambiente digital e depois compram diretamente nas lojas físicas (REID; ROSS; VIGNALI, 2016).

No processo de compra, as tecnologias baseadas em IA já são uma realidade, e especialistas consideram que o seu papel será cada vez mais relevante, causando mudanças substanciais em diversos setores, como o de vendas de serviços (TOUBES; VILA; BREA, 2021). No contexto do comportamento do consumidor e sua jornada de compra, as tecnologias baseadas em IA permitem que as organizações analisem dados e interajam com os consumidores mais rápido e em maior escala. Em longo prazo, as interações entre humanos e

IA permitirão o fornecimento de bens e serviços personalizados a baixo custo (KAPLAN; HAENLEIN, 2019).

Purcărea *et al.* (2021) analisou o impacto do uso da IA no varejo e no comportamento de compra do consumidor, explorando como os consumidores percebem a IA. Os autores perceberam o comportamento do consumidor está mudando na Romênia, impulsionado pela COVID-19, e que os indivíduos estão lidando bem com o uso de IA. No entanto, há a necessidade de obter mais informação sobre seu uso para realização de compras.

Kumar e Trakru (2020) ressaltam que a IA colabora para que o *e-commerce* desenvolva novas ideias para satisfazer as necessidades dos consumidores e consiga acompanhar as mudanças nas preferências e escolhas. De forma simples, é possível dizer que a IA permite analisar e aprender com grandes quantidades de dados e utilizar dessas informações, para garantir que um bem ou serviço de qualidade sejam oferecidos a eles (HASAN; SHAMS; RAHMAN, 2021). Cabrera-Sánchez *et al.* (2021) estudaram os fatores que afetam a adoção de IA e concluíram que a expectativa de desempenho e a motivação hedônica têm a maior influência na intenção comportamental no uso de IA.

Deng *et al.* (2020) utilizaram a teoria de Xunzi para analisar o comportamento do consumidor com a IA. Os resultados mostraram que a IA influencia e molda as escolhas dos consumidores por meio das orientações de compra. Além disso, a intenção de compra no espaço virtual com IA é mais forte se o consumidor perceber uma alta utilidade. A IA também fortalece as orientações utilitárias, isso é, a intenção de compra offline, devido às recomendações de lojas próximas feitas pela IA.

Gansser e Reich (2021) pesquisaram quais são os fatores influenciadores que exercem um papel na intenção comportamental e no comportamento de uso de bens e serviços que contêm ou usam IA. Os resultados apontaram que as variáveis de influência, saúde, conveniência, conforto e sustentabilidade representam poder preditivo válido para a expectativa de desempenho nos três setores que empregam ferramentas de IA: mobilidade, domicílio e saúde. A confiança do consumidor em relação à IA também induz a explicabilidade, para fornecer ao usuário uma previsão precisa, decisões compreensíveis e rastreabilidade de ações (DWIVEDI *et al.*, 2021).

Ao contrário do ambiente físico, o de compras digitais não proporciona aos consumidores o toque, a prova e a experimentação. No entanto, ferramentas de IA, como a RA, são alternativas para experiências com o bem ou serviço, além de oferecerem especificações, características, informações de desempenho antes da realização da compra (WHANG *et al.*, 2021). Nagy e Hajdú (2021) analisaram a confiança e aceitação do consumidor de adotar o IA

nas compras em ambiente digital e concluíram que a confiança e a utilidade percebida foram os principais fatores que influenciam as atitudes do consumidor em relação a IA.

Yin e Qiu (2021) investigaram a relação entre a tecnologia de IA utilizada em plataformas de *e-commerce* e a intenção de compra dos consumidores, examinando o papel mediador do valor hedônico e do valor utilitário percebidos. Os resultados mostraram que quanto mais precisa a ferramenta de IA, maior seu impacto no valor utilitário e hedônico percebido pelos consumidores. Além disso, as principais qualidades atribuídas às IAs foram a conveniência de compra, economia de tempo e custo.

Jain e Gandhi (2021) examinaram o impacto das ferramentas baseadas em IA ao comportamento de compra por impulso. Os resultados mostraram que duração de compra, produtos recomendados e interação humana tiveram um efeito positivo na decisão de compra por impulso do consumidor. O único fator estudado que não foi significativo é o de informações do produto. Essas ferramentas também vêm sendo usada para impulsionar o desempenho do funcionário, para resolver problemas matemáticos, para se conectar com consumidores, bem como para influenciar no processo de compra (JAIN; GANDHI, 2021).

Assim, é evidente que as organizações buscam cada vez mais utilizar as ferramentas de IA disponíveis para compreender e aprimorar a jornada do consumidor, a fim de proporcionar experiências de valor que estimulem o retorno do consumidor. A RA, por exemplo, pode aumentar a satisfação do cliente e melhorar sua intenção de compra (DACKO, 2017), tornando-se uma ferramenta vantajosa para o comércio eletrônico (FLAVIÁN *et al.*, 2019).

Sendo assim, a jornada do consumidor no processo de compra vem mudando, devido ao crescimento de interações entre consumidores e empresas, impulsionado pelo desenvolvimento e implementação da IA. Se, por um lado, a inserção de sistemas de IA colabora para o aumento da eficiência e a rapidez de determinados processos, por outro, sua efetivação traz diversos desafios pelas mudanças que a envolvem, como a aceitação desses sistemas pelo usuário, a capacidade de manusear tais ferramentas, como também a proteção das informações coletadas (PELAU; ENE, 2020).

Pesquisar e compreender a adoção de IA como auxílio na jornada do consumidor é crucial para os acadêmicos e profissionais de mercado. Identificar os fatores que influenciam as potenciais mudanças de comportamento dos consumidores e suas atitudes e motivações no uso dessa tecnologia no processo de compra se faz importante. Para que isso seja possível, torna-se crucial utilizar modelos conceituais já testados empiricamente na literatura, como o AIDUA e IRT.

2.5 MODELOS TEÓRICOS: BALIZANDO A FORMULAÇÃO DAS HIPÓTESES

2.5.1 Modelo teórico de aceitação do uso de dispositivos de inteligência artificial

Um modelo teórico retrata e simboliza visualmente um conjunto de relações estruturais que formalizam uma teoria (HAIR JR; SARSTEDT, 2019). Estudos que examinam a intenção dos consumidores de usar ferramentas de IA durante o processo de compra são geralmente baseados nas teorias de aceitação de tecnologia. Os principais modelos empregados são: o de Teoria da Difusão de Inovações (DIT), a Teoria da Ação Racional (TRA), a Teoria do Comportamento Planejado (TPB), o Modelo de Aceitação da Tecnologia (TAM) e Teoria Unificada de Aceitação e Uso da Tecnologia (UTAUT). A precisão de explicação dos fatores que determinam a decisão do uso de uma tecnologia desses modelos varia de 50% a 70% (VENKATESH *et al.*, 2003; RESE; GANSTER; BAIER, 2020).

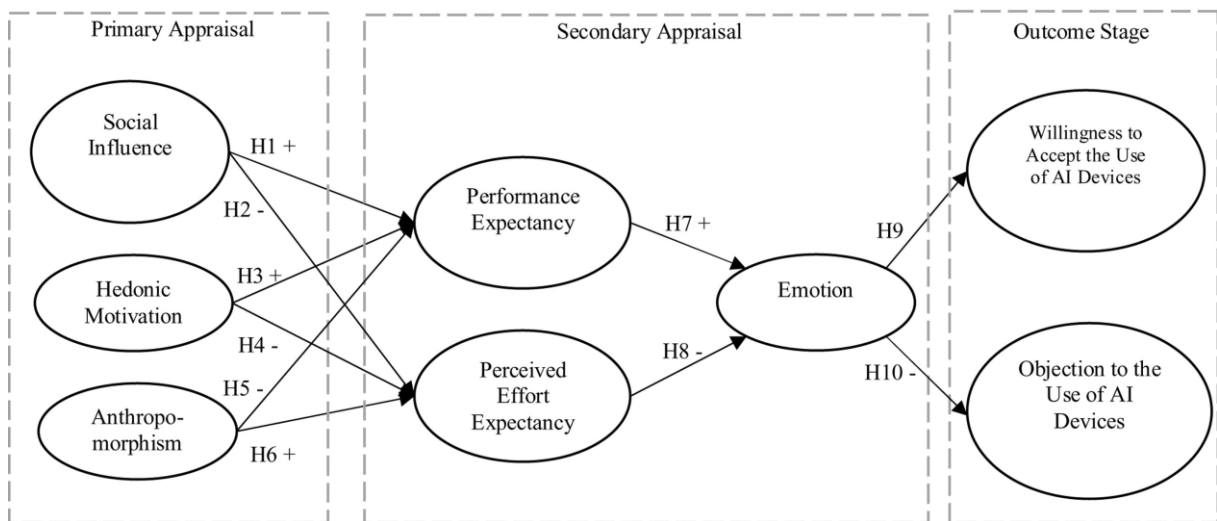
Como esses modelos foram originalmente desenvolvidos para investigar a adoção de tecnologias não inteligentes, sua construção é ineficaz para a finalidade deste estudo. Diante desse cenário, Gursoy *et al.* (2019) conceituaram e desenvolveram o modelo Modelo Teórico de Aceitação do Uso de Dispositivos de Inteligência Artificial (Figura 4) para explicar e prever a motivação dos consumidores de utilizar ferramentas de IA. Com base na teoria da avaliação cognitiva (LAZARUS, 1991a, 1991b) e na teoria da dissonância cognitiva (FESTINGER, 1962), os autores propõem que a vontade e objeção dos consumidores ao uso sejam determinadas por uma avaliação cognitiva de três estágios, nos quais os consumidores tendem a se envolver, isto é, avaliação primária, secundária e de resultado durante seu processo de tomada de decisão de compra.

O estágio de avaliação primária se refere à avaliação da importância dos consumidores sobre os dispositivos de IA, por meio dos antecedentes, influência social, motivação hedônica e antropomorfismo. No estágio de avaliação secundária, os usuários analisam os benefícios e custos, gerando emoções pela avaliação das expectativas de desempenho e esforço. Espera-se que isso, no que lhe concerne, influencie, favorável ou desfavoravelmente, na etapa de resultados, a disposição dos consumidores em adotar tecnologias de IA durante sua jornada de compra (LU; CAI; GURSOY, 2019; CHI; DENTON; GURSOY, 2020).

Para a construção do modelo, os autores realizaram um estudo com 439 potenciais consumidores de IA dos EUA e se basearam em diversas pesquisas qualitativas e quantitativas já realizadas. Os resultados empíricos desse estudo encontraram suporte para a ideia de um processo de geração de aceitação de três estágios que subsequentemente decide se os

consumidores preferem usar dispositivos de IA em suas interações de serviço. Desse modo, o modelo AIDUA se concentrou em explicar a aceitação e objeção de dispositivos de IA dos consumidores em um ambiente de serviço geral. Contudo, o modelo precisa ser examinado ou modificado em outros contextos (GURSOY *et al.*, 2019). Na sequência, são realizados comentários sobre cada um dos estágios do modelo e seus construtos.

Figura 4 – Modelo teórico de aceitação do uso de dispositivos de inteligência artificial



Fonte: Gursoy *et al.* (2019).

2.5.1.1 Estágio I: Avaliação Primária - Influência Social, Motivação Hedônica e Antropomorfismo

Antes de realizar qualquer compra ou contratar um serviço, o consumidor primeiro avalia a congruência e a importância (ou relevância motivacional) das tecnologias de IA para si próprios e para as normas sociais (LAZARUS, 1991b). No modelo AIDUA, três fatores são identificados como construtos importantes, pois podem afetar na avaliação primária dos consumidores que estão utilizando ferramentas de IA, que são: influência social, motivação hedônica e antropomorfismo.

A influência social se refere ao grau em que o grupo social de pessoas importantes para o consumidor (por exemplo, família, amigos, colegas de trabalho, líder religioso, redes sociais etc.) acredita que o uso de dispositivos de IA é relevante e congruente com as normas do seu grupo (GURSOY *et al.*, 2019). Sendo assim, a influência social tem um papel fundamental na determinação de intenções comportamentais do indivíduo, pois é a partir dela que eles atribuem opiniões e críticas (RATHER, 2018). Logo, os consumidores tendem a se conformar às normas,

comportamentos e atitudes de seus grupos sociais quando se trata de determinar se devem usar dispositivos de serviço de IA para fins de consumo (GURSOY *et al.*, 2019). Pesquisas como a de Roy *et al.* (2020) sugerem que a influência social se dá por três processos: de identificação, conformidade e internalização, em que o usuário decide se aceita ou rejeita a influência do seu grupo social.

Estudos como o de Jeon, Lee e Jeong (2018) perceberam que a influência social modifica o comportamento de compra dos consumidores através de um efeito primário, sobretudo quando os consumidores não têm capacidade e conhecimento para tomar decisões de compra. Os autores complementam que o indivíduo geralmente confia em seu grupo social quando tem pouco conhecimento e informação para tomar uma decisão. Considerando que a utilização de ferramentas de IA como auxílio no processo de compra é um fenômeno recente, consequentemente, os (potenciais) consumidores podem demonstrar uma limitação de conhecimento e habilidades na sua jornada de consumo. Nesse cenário, defende-se a ideia de que uma relação forte entre opiniões, julgamento e atitudes do grupo social em relação ao uso de IA para fins de planejamento das compras e contratação de serviços (GURSOY *et al.*, 2019; LU; CAI; GURSOY, 2019). Esse ponto leva à elaboração das seguintes hipóteses de pesquisa:

A influência social está positivamente relacionada à expectativa de desempenho percebida das ferramentas de IA.

A influência social está negativamente relacionada à expectativa de esforço percebida das ferramentas de IA.

Enquanto o construto motivação hedônica captura a percepção do consumidor sobre diversão, entretenimento e prazer que um indivíduo espera receber ao usar uma tecnologia baseada em IA (GURSOY *et al.*, 2019), no contexto de tecnologias tradicionais, essa definição situa a motivação hedônica como um precursor significativo para a sua aceitação (LAW; CHAN; WANG, 2018). Portanto, a motivação hedônica é um fator essencial que aumenta a motivação intrínseca dos consumidores para aceitar e adotar novas tecnologias, sendo considerado como o principal preditor do comportamento de sua adoção (VENKATESH; THONG; XU, 2012). No contexto de tecnologias baseadas em IA, a motivação hedônica também encontra apoio na literatura (ROY *et al.*, 2020). Aqueles indivíduos que demonstram níveis mais elevados de motivação hedônica em relação à IA provavelmente vão prestar mais atenção às vantagens e benefícios proporcionados pelo seu uso e desconsiderar algumas de suas desvantagens (FRYER *et al.*, 2017). Sendo assim, se um indivíduo perceber que utilizar uma

ferramenta de IA como auxílio na tomada de decisões de uma compra de maneira divertida, sua avaliação adicional do uso desse dispositivo provavelmente será positiva. Desse modo, os consumidores demonstram predominantemente atitudes favoráveis ao uso de dispositivos de IA, enfatizando os benefícios da sua utilização, independentemente dos esforços esperados ou das dificuldades da tarefa (GURSOY *et al.*, 2019).

Assim, com o domínio da ferramenta de IA, é altamente provável que os consumidores a usem para ter atitudes positivas, como atender às necessidades, interesses pessoais, oportunidades hedônicas e demonstrarem emoções favoráveis à aceitação e adoção da IA (ROY *et al.*, 2020). A motivação hedônica também interage com a dificuldade de realizar determinado comando com a IA, podendo influenciar o esforço mental percebido na efetivação dessa tarefa (GURSOY *et al.*, 2019). Diante disso, apresentam-se as hipóteses desta pesquisa:

A motivação hedônica está positivamente relacionada à expectativa de desempenho percebida das ferramentas de IA.

A motivação hedônica está negativamente relacionada à expectativa de esforço percebida das ferramentas de IA.

O antropomorfismo (KIM; MCGILL, 2018) é a terceira dimensão da avaliação primária. Atualmente, essa característica está popular, devido às tecnologias baseadas em IA projetadas com aparência semelhante à humana, podendo inclusive simular emoções e comportamento, como, por exemplo, a “Lu” da Magulu. Sendo assim, o antropomorfismo se refere ao nível das características humanas de um objeto, como aparência humana, autoconsciência e emoção (GURSOY *et al.*, 2019). Lu, Cai e Gursoy (2019) situam o antropomorfismo como um precursor importante da IA, pois conseguem acionar instantaneamente a avaliação inicial dos consumidores sobre a auto relevância, se tal projeto está alinhado às suas crenças existentes de tecnologias utilizadas para fins de consumo (ROY *et al.*, 2020).

Como as ferramentas baseadas em IA são essencialmente projetadas para replicar e reproduzir o comportamento humano, uma percepção mais resistente de antropomorfismo entre os consumidores provavelmente restringiria as intenções comportamentais dos consumidores de adotar dispositivos de IA (GURSOY *et al.*, 2019). Como aponta Lin, Chi e Gursoy (2019), quando o nível de antropomorfismo está em níveis de baixo a médio, ele está positivamente associado à intenção de uso dos consumidores. Quando está em níveis médios a alto, existe uma relação negativa entre antropomorfismo e intenção de uso, já que os indivíduos podem perceber que o produto de tecnologia ameaça sua identidade humana.

Portanto, a probabilidade de que o antropomorfismo aumente a expectativa de desempenho dos dispositivos de IA é, na melhor das hipóteses, limitada, pois os indivíduos podem tentar justificar sua objeção assumindo que essas ferramentas de IA provavelmente não funcionarão conforme o prometido (GURSOY *et al.*, 2019). Por outro lado, a construção do antropomorfismo tende a resultar em maior expectativa de esforço (ou seja, para interação com um ser humano real versus um dispositivo de IA, como também o de aprender a manusear uma ferramenta tecnológica) entre seus consumidores (ROY *et al.*, 2020). Sendo assim, elaborou-se tais hipóteses do estudo:

O antropomorfismo está negativamente relacionado à expectativa de desempenho percebida pelo consumidor ao utilizar ferramentas de IA.

O antropomorfismo está positivamente relacionado à expectativa de esforço percebida pelo consumidor ao utilizar ferramentas de IA.

2.5.1.2 Estágio II: Avaliação secundária - expectativa de desempenho, expectativa de esforço e emoção

Na fase de avaliação secundária, os consumidores consideram sobretudo as opções de decisão e seus resultados em termos de emoções. Há uma forte possibilidade de que as atitudes e percepções dos consumidores em relação ao uso de tecnologias avançadas, como as IAs, influenciem a expectativa de desempenho e de esforço (GURSOY *et al.*, 2019; BAISHYA; SAMALIA, 2020). A expectativa de desempenho se refere às avaliações dos consumidores sobre o desempenho dos dispositivos de IA no que se refere à precisão e consistência do bem ou serviço. A expectativa de esforço diz respeito à percepção dos consumidores da quantidade de esforço psicológico e mental necessário para interagir com tecnologias baseadas em IA. Enquanto um grau mais alto de expectativa de desempenho resulta em um nível mais alto de emoções positivas gerais em relação ao uso de ferramentas de IA, um nível mais alto de expectativa de esforço impacta negativamente a avaliação dos indivíduos (LIN; CHI; GURSOY, 2019). Com base nessa discussão, as hipóteses a seguir são postuladas:

A expectativa de desempenho percebida tem um impacto positivo na geração de emoções positivas em relação ao uso de ferramentas de IA.

A expectativa de esforço percebida tem um impacto negativo na geração de emoções positivas em relação ao uso de ferramentas de IA.

2.5.1.3 Estágio III: Estágio de Resultado - Disposição de objeção ou de uso de ferramentas de IA

Após o estágio de avaliação, as emoções serão geradas pela utilização de ferramentas de IA, o que, por conseguinte, resultam nas intenções comportamentais dos consumidores por meio da disposição em aceitar o seu uso e/ou de objeção durante o processo de compra (GURSOY *et al.*, 2019). A vontade de aceitar o uso se refere à tendência geral dos consumidores de usar dispositivos de IA, enquanto a objeção diz respeito à probabilidade de rejeição, visto que essas tecnologias baseadas em IA não podem fornecer interações sociais desejadas pelos indivíduos (LIN; CHI; GURSOY, 2019).

As emoções positivas, como felicidade, satisfação, surpresa, entre outras, são capazes de despertar a disposição dos consumidores para usar tecnologias baseadas em IA, enquanto as emoções negativas podem suscitar objeções. Além disso, os (potenciais) consumidores podem mostrar uma atitude favorável em relação ao uso de IA devido à sua novidade, benefícios utilitários, inovação e originalidade (FRYER *et al.*, 2017), mas também podem se opor devido à falta de interações de qualidade e perda de identidade social (ROY *et al.*, 2020).

Durante a fase de avaliação primária, existe uma grande possibilidade de que os consumidores avaliem a relevância do uso de dispositivos de IA e tecnologias relacionadas do ponto de vista de influência social, motivação hedônica e antropomorfismo. A análise de avaliação (custo e benefício) dos três aspectos mencionados provavelmente influenciará o desempenho e a expectativa de esforço, que, por sua vez, deverá exercer seu efeito sobre a emoção. Consequentemente, as emoções positivas dos indivíduos possivelmente aumentariam a disposição de usar dispositivos de IA e aliviarão a objeção ao uso dessas ferramentas entre os consumidores. Assim, têm-se as hipóteses:

A emoção está positivamente relacionada à disposição do consumidor em aceitar o uso de ferramentas de IA na sua jornada de compra.

A emoção está negativamente relacionada à objeção do consumidor em aceitar o uso de ferramentas de IA na sua jornada de compra.

Portanto, é necessário realizar uma avaliação em vários estágios para entender os resultados comportamentais do consumidor (GURSOY *et al.*, 2019). Com o aumento do uso das ferramentas de IA pelos consumidores e seu impacto nos mais diversos setores econômicos, torna-se necessário validar empiricamente a estrutura AIDUA, no contexto brasileiro.

2.5.2 Resistência do consumidor à inteligência artificial

De tal modo, considerando o contexto observado pelo pesquisador e os resultados da pesquisa qualitativa, identificou-se que a inclusão do construto resistência do consumidor à IA, integrado com a estrutura do AIDUA, seria necessário, considerando as limitações digitais dos usuários ao utilizar qualquer categoria de tecnologia, bem como o país de realização da pesquisa, isso é, o Brasil. Assim, essa inserção fornecerá uma perspectiva ainda não explorada, indicando a relevância para o desenvolvimento da proposta deste estudo. Pesämaa *et al.* (2021) apontam que escalas estabelecidas com mais de cinco anos ou que foram testadas em contextos diferentes precisam ser adaptadas para realidade do estudo e pelas tendências atuais.

Com base na Teoria da Resistência à Inovação (IRT) de Ram (1987) e na estrutura conceitual de Sivathanu (2019), optou-se por incluir o construto resistência do consumidor à inteligência artificial, que retrata as barreiras de um indivíduo acessar de maneira apropriada as tecnologias como a IA. Talwar *et al.* (2020) destacam que compreender o comportamento resistente dos consumidores é tão importante quanto o comportamento de adoção.

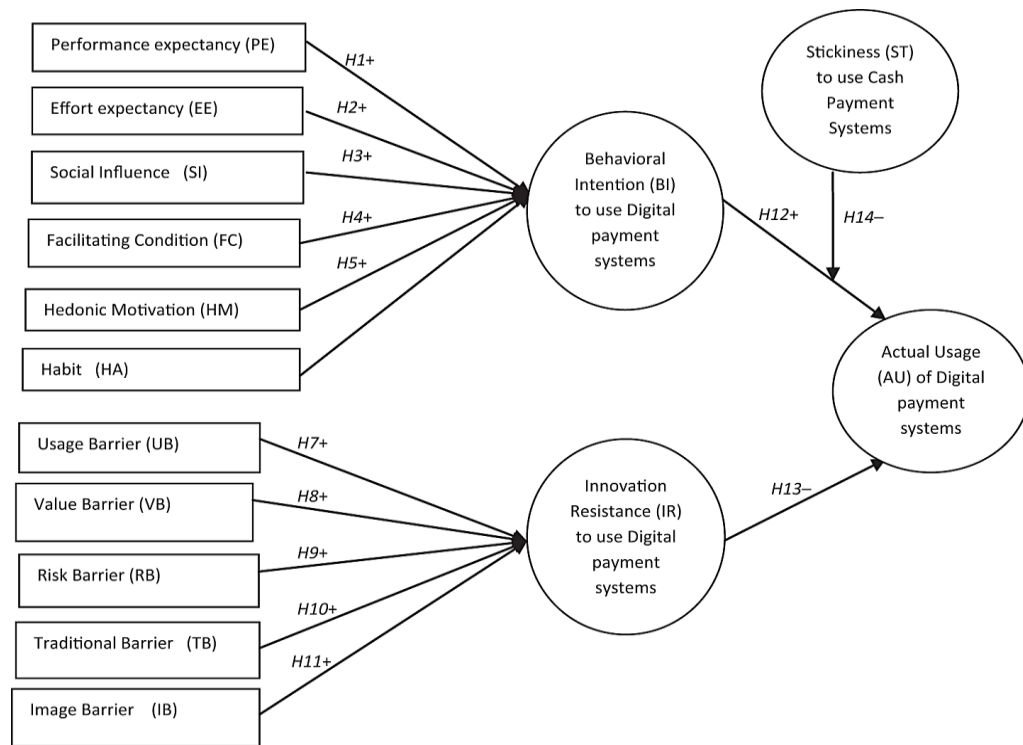
Ao combinar o construto de resistência do consumidor a outros modelos como a Teoria Unificada de Aceitação e Uso da Tecnologia, Soh *et al.* (2020) perceberam que a expectativa de desempenho e a influência social impactam as compras on-line tanto para jovens quanto para adultos mais velhos, enquanto as barreiras de resistência do indivíduo, como de valor, risco e tradição, tiveram uma relação negativa com as percepções, aceitação e vontade de realizar compras no espaço virtual. O estudo de Heinze, Thomann e Fischer (2017) complementam apontando que, no contexto digital, as barreiras representam um esforço cognitivo e de tempo para os consumidores.

Sivathanu (2019) utilizou como estrutura conceitual do seu estudo a Teoria Unificada de Aceitação e Uso da Tecnologia 2 (UTAUT2) integrada com alguns construtos da IRT. A amostra da pesquisa foi de 766 indivíduos e o método empregado foi o de Modelagem de Equações Estruturais (MEE). Seus resultados mostraram que a intenção comportamental de uso e a resistência à inovação afetam a utilização de sistemas de pagamento digital na Índia. A Figura 5 a seguir destaca a estrutura conceitual realizada por Sivathanu (2019).

Desse modo, percebe-se que diversos estudos (KLADKLEEB; VONGURAI, 2019; SIVATHANU, 2019; SOH *et al.*, 2020) vêm incluindo dimensões derivadas da IRT com outros modelos como o UTAUT e UTAUT2 na elaboração de um instrumento de pesquisa adaptado. Isso se deve à importância de entender os fatores que levam a resistência do consumidor às

tecnologias disruptivas. Heidenreich e Kraemer (2016) apontam que muitos bens e serviços fracassam no mercado por causa da resistência do consumidor.

Figura 5 – Estrutura conceitual de Sivathanu para compreender os determinantes da resistência



Fonte: Sivathanu (2019).

Em seu estudo, Katiyar e Badola (2018) detectaram que o analfabetismo on-line e o desconhecimento de que se trata a tecnologia são as barreiras que mais influenciam o consumidor a resistência tecnológica. Yoon e Lee (2021) apontam que a cognição do consumidor é criada pelo esforço para processar informações. Para Park e Humphry (2019), o ambiente de acesso ou a incapacidade de utilizar tecnologias digitais colaboram para resistência às inovações como a IA, principalmente em países em desenvolvimento, em que a distribuição de renda é desigual.

Desse modo, a resistência a IA exige do consumidor mais esforço cognitivo, ambiental e de comportamento, concentrando-se mais na qualidade que a ferramenta irá proporcionar na sua jornada de consumo e menos no desempenho dessa tecnologia. Nesse contexto, tem-se as hipóteses:

A resistência do consumidor está negativamente relacionada à expectativa de desempenho percebida pelo consumidor para utilizar ferramentas de IA.

A resistência do consumidor está positivamente relacionada à expectativa de esforço percebida pelo consumidor para utilizar ferramentas de IA.

2.5.3 Modelo transteórico de mudança de comportamento

O Modelo Transteórico de Mudança de Comportamento (PROCHASKA; DICLEMENTE, 1982) foi desenvolvido em 1979, como um dos métodos mais inovadores no campo da saúde, sendo adaptado por diversos estudos e áreas distintas, revelando sua capacidade de generalização. O modelo visa explicar e retratar os diferentes estágios comuns na maior parte dos processos de mudança de comportamento de um indivíduo. Diversas publicações reconheceram a capacidade do modelo em descrever e explicar os diferentes estágios comuns à maioria dos processos de mudança comportamental. Sendo assim, no contexto organizacional e do marketing, o MTT pode ser usado como uma abordagem integrativa sobre potenciais alterações de comportamento do consumidor, apontando as mudanças de interesse, atitudes e crenças dos indivíduos (VAX *et al.*, 2021).

Desse modo, o MTT possibilita uma estrutura para entender e mensurar se está ocorrendo uma possível alteração do comportamento do consumidor com o uso de ferramentas de IA. Uma das vantagens da sua utilização é que ele evidencia a intencionalidade, diferentemente de outras estruturas que focam nas influências sociais ou biológicas. Para a construção do MTT, foram necessários 35 anos de pesquisa científica, desenvolvimento de intervenções e testes empíricos, em que integrou e identificou as explicações de 29 teorias psicológicas sobre a compreensão desse fenômeno (HAMZAH; MUSTAFA, 2019).

Sendo assim, para avaliar a prontidão das potenciais alterações no comportamento do consumidor ao longo de um processo de compra, entende-se que os consumidores passam por um *continuum* de mudanças comportamentais em distintos níveis de estágios motivacionais, que descrevem a dimensão temporal do modelo. Pode-se reconhecer a mudança por meio do processo de cinco estágios: Pré-Contemplanção, Contemplanção, Preparação, Ação e Manutenção (PROCHASKA; DICLEMENTE, 1982), conforme descrito e adaptado para nosso estudo:

Pré-contemplanção é quando o consumidor não percebe a necessidade de utilizar ferramentas de IA como auxílio para suas compras ou não considera seu uso importante a ponto que uma determinada mudança poderia ter um impacto para certos aspectos de sua vida.

Contemplação corresponde a quando o consumidor pensa na possibilidade de utilizar ferramentas de IA na sua jornada de consumo. Ele admite que há uma questão a ser encarada e que ela é importante, mas ainda não tomou nenhuma iniciativa para que isso ocorra.

Na Preparação, o consumidor estabelece um compromisso de, nos próximos meses, utilizar uma ferramenta de IA como auxílio na sua tomada de decisão de compra.

Na Ação, o consumidor realiza medidas eficazes para alterar o seu comportamento e o ambiente, visando utilizar a IA na sua jornada de compras. Desse modo, o consumidor coloca em prática o seu novo hábito, no período de um dia a seis meses, esforçando-se ativamente para realizar seus novos comportamentos e atitudes de consumo.

Por fim, na Manutenção, o consumidor consolida seu hábito de utilizar a IA no processo de tomada de decisão de compras. Além disso, realiza iniciativas e estratégias com vistas à consolidação das mudanças alcançadas.

Além disso, os consumidores se movem dinamicamente, de modo linear ou espiral, intercalando as tentativas de mudança entre os estágios (MUSGRAVE; JOPSON; JAMSON, 2020). Portanto, o TTM considera distintos processos que apoiam o progresso de um consumidor em direção ao próximo estágio de mudança comportamental. Assim, o processo de mudança pode ser definido como qualquer atividade que contribua com a modificação do comportamento, sentimento ou maneira de pensar, podendo ser alterado por fatores internos e externos (TÖLKES; BUTZMANN, 2018).

A prontidão para potenciais mudanças de comportamento do consumidor com o uso de ferramentas de IA será medida por meio de um algoritmo, com seis opções de resposta que correspondem ao do estágio de mudança do MTT. As respostas fornecerão uma medida transversal útil para entender se está ocorrendo mudanças de comportamento com a adoção de tecnologias baseadas em IA. No entanto, há a limitação de não proporcionar informações sobre como ou por que um indivíduo faz a transição entre os estágios.

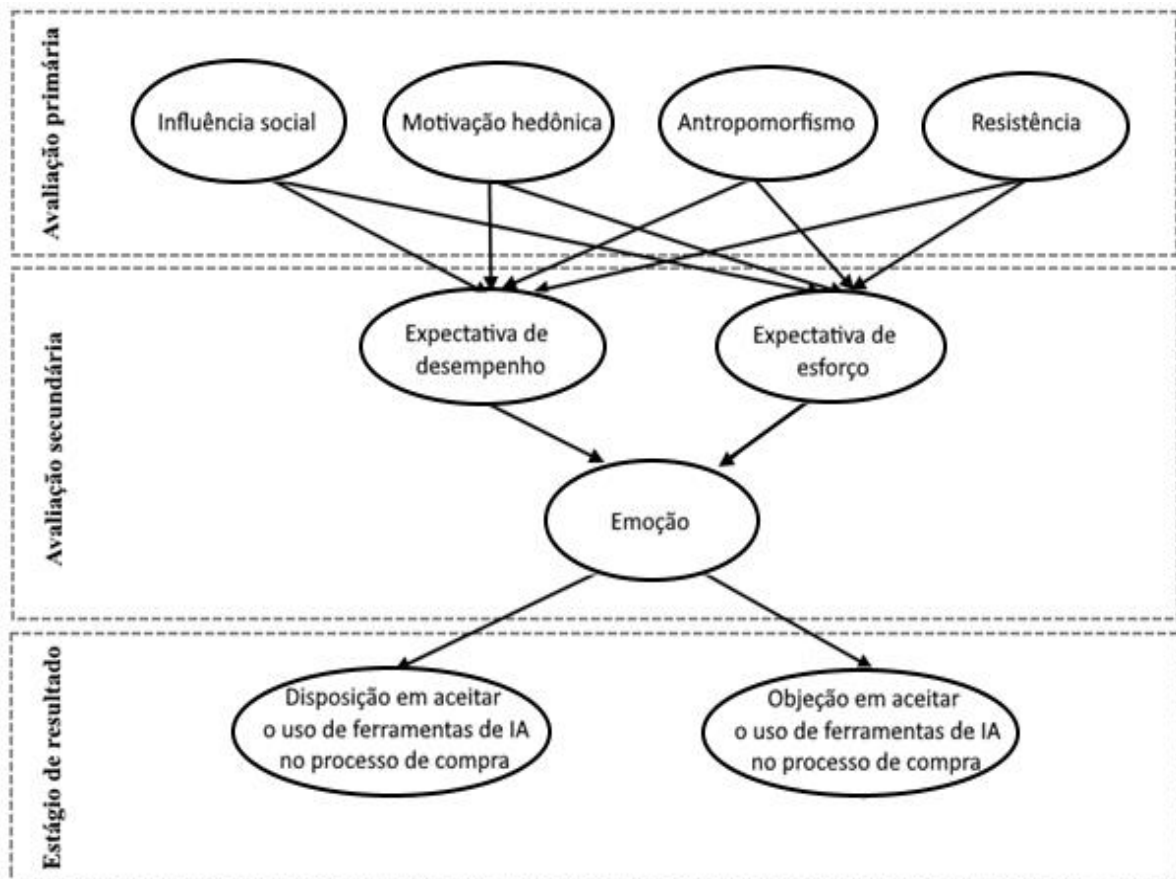
2.6 MODELO TEÓRICO DA PESQUISA

Nesse sentido, diversos autores (KATIIYAR; BADOLA, 2018; KAMAL; SHAFIQ; KAKRIA, 2020; GANSSE; REICH, 2021) vêm se dedicando a adaptar ou criar novos modelos de aceitação da tecnologia, com finalidade de aumentar a precisão. Entende-se que esses modelos são eficientes no que se propõem e que suas limitações são devido às questões circunstanciais. Com o intuito de estruturar um modelo híbrido que combina os preditores do

AIDUA e IRT no contexto brasileiro, elaborou-se um modelo teórico de pesquisa, com finalidade de responder à questão problema deste estudo.

A fundamentação teórica discutida foi o elo condutor para a construção do modelo teórico proposto a ser analisado neste estudo, que tem como objetivo representar os conceitos inter-relacionados que simbolizam o fenômeno, com finalidade de nortear a pesquisa empírica quantitativa. O modelo foi construído com base na integração dos modelos AIDUA e IRT. Mediante a estrutura do modelo teórico da pesquisa (Figura 6), as relações entre os construtos do modelo foram estabelecidas através de hipóteses.

Figura 6 – Modelo teórico da pesquisa



Fonte: Elaboração própria (2023).

Pressupõe-se que a avaliação primária dos consumidores sobre o uso de ferramentas de IA, através da influência social, motivação hedônica, antropomorfismo e resistência influenciaria significativamente suas respectivas expectativas de desempenho e de esforço, sendo altamente provável que a influência social e a motivação hedônica se relacionem positivamente com a expectativa de desempenho. Na mesma linha, há uma forte possibilidade de que o antropomorfismo e a resistência se relacionem negativamente com a expectativa de

desempenho. Em contrapartida, acredita-se que níveis mais elevados de influência social e motivação hedônica atenuam a percepção dos consumidores sobre a expectativa de esforço. Porém, conforme Melián-González, Gutiérrez-Taño e Bulchand-Gidumal (2021) que realizaram uma pesquisa no campo da avaliação cognitiva e *chatbots*, o antropomorfismo e a resistência aumentam o senso de expectativa de esforço.

Nesse sentido, a avaliação secundária da expectativa de desempenho e de esforço pode influenciar a emoção positiva dos consumidores. Há algumas evidências que sugerem que uma expectativa de desempenho mais alta aumenta a emoção positiva. Ademais, há uma opinião amplamente aceita de que a expectativa de maior esforço alivia as emoções positivas entre os consumidores. Além do mais, há uma forte possibilidade de que, embora a emoção positiva se relacione positivamente com a vontade de usar IA para realização de compras, ela se relacionaria negativamente com objeções ao uso de tecnologias baseadas em IA.

Entende-se ainda que está ocorrendo uma potencial mudança no comportamental do consumidor devido ao uso de IA como auxílio na sua jornada de compra. No entanto, se há uma objeção na utilização das ferramentas de IA, há uma tendência de constância emocional. Tais hipóteses já foram exploradas anteriormente. No entanto, o Quadro 1 apresenta uma síntese de cada uma delas:

Quadro 1 – Conjunto de hipóteses do modelo teórico da pesquisa

Descrição das hipóteses de pesquisa		Referências
H1	A influência social está positivamente relacionada à expectativa de desempenho percebida das ferramentas de IA.	(GURSOY <i>et al.</i> , 2019)
H2	A influência social está negativamente relacionada à expectativa de esforço percebida das ferramentas de IA.	(GURSOY <i>et al.</i> , 2019)
H3	A motivação hedônica está positivamente relacionada à expectativa de desempenho percebida das ferramentas de IA.	(GURSOY <i>et al.</i> , 2019)
H4	A motivação hedônica está negativamente relacionada à expectativa de esforço percebida das ferramentas de IA.	(GURSOY <i>et al.</i> , 2019)
H5	O antropomorfismo está negativamente relacionado à expectativa de desempenho percebida pelo consumidor ao utilizar ferramentas de IA.	(GURSOY <i>et al.</i> , 2019)
H6	O antropomorfismo está positivamente relacionado à expectativa de esforço percebida pelo consumidor ao utilizar ferramentas de IA.	(GURSOY <i>et al.</i> , 2019)
H7	A resistência do consumidor está negativamente relacionada à expectativa de desempenho percebida pelo consumidor para utilizar ferramentas de IA.	(SIVATHANU, 2019)

H8	A resistência do consumidor está positivamente relacionada à expectativa de esforço percebida pelo consumidor para utilizar ferramentas de IA.	(SIVATHANU, 2019)
H9	A expectativa de desempenho percebida tem um impacto positivo na geração de emoções positivas em relação ao uso de ferramentas de IA.	(GURSOY <i>et al.</i> , 2019)
H10	A expectativa de esforço percebida tem um impacto negativo na geração de emoções positivas em relação ao uso de ferramentas de IA.	(GURSOY <i>et al.</i> , 2019)
H11	A emoção está positivamente relacionada à disposição do consumidor em aceitar o uso de dispositivos de IA na sua jornada de compra.	(GURSOY <i>et al.</i> , 2019)
H12	A emoção está negativamente relacionada à objeção do consumidor em aceitar o uso de dispositivos de IA na sua jornada de compra.	(GURSOY <i>et al.</i> , 2019)

Fonte: Elaborado pelo autor (2023).

Essas hipóteses serão testadas e podem ou não ser confirmadas. A seção de metodologia e a de análise de resultados irão detalhar e explicar quais estatísticas serão aplicadas aos dados para saber se a hipótese será comprovada ou refutada. Além disso, será apresentado o caminho metodológico utilizado para alcançar a resposta ao problema de pesquisa e os objetivos apontados na parte introdutória dessa tese.

3 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

3.1 CARACTERIZAÇÃO DO ESTUDO

A metodologia é o percurso para o pensamento, organizada por um conjunto de técnicas claras e coesas, aqui caracterizada quanto à sua natureza, aos seus objetivos, às perspectivas paradigmáticas e à escolha da população, amostra e instrumento de estudo, bem como dos procedimentos de coleta e análise de dados, desenvolvidos com a intenção de gerar reflexões teóricas e o desenvolvimento do potencial criativo do pesquisador, tendo em conta o fenômeno de pesquisa.

Para responder à questão proposta – "como o comportamento do consumidor tem sido influenciado e potencialmente alterado no processo de compra devido às ferramentas de IA?" – e alcançar os objetivos da pesquisa, foi utilizada uma abordagem mista, adotando métodos qualitativos e quantitativos. Com a escolha metodológica da pesquisa qualitativa, foi possível entender quais os significados que os indivíduos atribuem ao fenômeno pesquisado, bem como conhecer seu comportamento e as relações de consumo em busca de uma maior riqueza de detalhes. A pesquisa quantitativa foi capaz de coletar indícios conclusivos mediante amostras representativas, traduzindo dados numéricos em opiniões e informações para relacioná-los e estruturá-los, por meio de métodos estatísticos.

No que se refere aos seus objetivos de pesquisa, este estudo pode ser classificado como exploratório e descritivo. A pesquisa exploratória propicia uma maior familiaridade com o problema de pesquisa, usada geralmente quando a temática ainda é pouco explorada, como é o caso desse estudo, visto que o tema inteligência artificial aplicado ao comportamento do consumidor é relativamente novo, como mostrado na RSL. Algumas características representativas dessa abordagem e que podem ser identificadas na operacionalização da pesquisa são: desenvolver, elucidar, alterar e melhorar conceitos e concepções, enquanto a pesquisa descritiva procura descrever as características de uma população ou fenômeno, bem como demonstrar relações entre variáveis, podendo ser transversal ou longitudinal (HAIR JR. *et al.*, 2019).

O recorte temporal dessa pesquisa é de corte transversal, pois fornece um panorama ou uma descrição de informação em um determinado período de tempo e, posteriormente, será sintetizado estatisticamente (HAIR JR. *et al.*, 2019), podendo fornecer dados confiáveis, conclusões robustas e gerar novas hipóteses para estudos futuros (ZANGIROLAMI;

ECHEIMBERG; LEONE, 2018), sendo adequado para estudos que analisam o comportamento de uma população (SEDGWICK, 2014).

Além disso, torna-se necessário que o pesquisador se insira dentro de um paradigma pelo qual deve analisar o mundo e a sua realidade. Desse modo, quanto ao paradigma, essa pesquisa se orienta pela posição intermediária que transcende os limites do positivismo e interpretativismo, com um posicionamento epistemológico objetivista.

Nesse contexto, enfatiza-se a adoção de entrevista semiestruturada, como estratégia para a condução da pesquisa qualitativa e um questionário *survey*, com recorte transversal para a pesquisa quantitativa. O Quadro 2 ilustra de maneira resumida a caracterização dessa pesquisa, complementando com informações sobre a população, amostra, instrumento e procedimento de coleta, processamento de dados e técnicas de análise de dados. Após a apresentação das características gerais da pesquisa, a próxima seção mostrará com detalhes cada um desses tópicos.

Quadro 2 – Características gerais da pesquisa qualitativa e quantitativa

	Pesquisa Qualitativa	Pesquisa Quantitativa
Amostra/População	Amostragem por acessibilidade, conveniência e técnica de “bola de neve”, composta por indivíduos que já utilizaram ferramentas de IA como auxílio no processo de compra.	Técnica de “bola de neve” e não probabilística, composta por uma população de indivíduos que já realizaram compras na internet ou solicitaram um serviço.
Instrumento de coleta	Entrevista com roteiro semiestruturado.	Questionário <i>survey</i> , com recorte transversal; Escala de Likert de 1 a 7.
Procedimento de coleta de dados	Realização da entrevista presencial ou remota (skype, whatsapp ou Google Meet); Gravação de áudio pelo aplicativo voice memo em caso de entrevista presencial ou nas plataformas de serviços, caso remota.	Envio de questionário por e-mail ou redes sociais virtuais (whatsapp, instagram, facebook, etc), com link para preenchimento e atualização automática na base de dados do Google Form.
Processamento de dados	Microsoft Word e Atlas.ti	Microsoft Excel, SPSS e AMOS.
Técnicas de análise de dados	Análise de conteúdo	Análise multivariada de dados; Modelagem de Equações Estruturais.

Fonte: Elaborado pelo autor (2023).

3.2 PESQUISA QUALITATIVA

3.2.1 Participantes da pesquisa qualitativa

Foram entrevistados 16 respondentes, pertencentes a diversos grupos sociais e profissionais. A seleção desses indivíduos se deu pela técnica de bola de neve e por convites através de redes sociais. O primeiro participante da entrevista foi escolhido através da indicação de um colega e, a partir desta, foram surgindo às entrevistas seguintes, por meio de indicações, acessibilidade e conveniência. Fusch e Ness (2015) defendem a ideia que o pesquisador deve escolher um tamanho de amostra de acordo com a oportunidade e nível de profundidade que pretende atingir, com as inferências sobre o fenômeno estudado. Sendo assim, seguindo o pensamento de Saunders *et al.* (2017), não será utilizado diretamente o conceito de saturação, mas de preocupação com o corpo da pesquisa, sua abrangência, aprofundamento, variedade de participantes e da riqueza de informações coletadas.

Quanto à seleção dos entrevistados, definiram-se como critérios de inclusão que os participantes deveriam ser: a) indivíduos que comprem bens ou serviços de forma digital; e b) pessoas que utilizam ou já usaram uma ou mais ferramenta de IA como auxílio no processo de compra. De acordo com Moser e Korstjens (2018), a amostragem deste estudo foi a de critério, pois a seleção dos participantes atende a pré-requisitos de importância pré-determinados. Sendo assim, a seleção foi além de uma definição de representatividade numérica e sim por requisitos conceituais.

Destaca-se que a amostragem também depende das características do ambiente (MOSER; KORSTJENS, 2018). Sendo assim, devido às circunstâncias pandêmicas, as entrevistas foram realizadas de forma remota, por meio da plataforma Skype, Google Meet e chamada de vídeo por WhatsApp entre os meses de março e agosto de 2022. As entrevistas ocorrerão de forma contínua, sem pausas ou intervalos e, ao final, elas tiveram em média 54 minutos de conversa (ver Quadro 3). A vantagem do uso dessa modalidade é a oportunidade de entrevistar pessoas de diferentes regiões do país.

3.2.2 Instrumento e procedimentos de coleta de dados qualitativos

O instrumento de coleta de dados qualitativo empregado neste estudo foi o roteiro semiestruturado, que proporcionou conhecer a trajetória de compras e percepções dos sujeitos, suas experiências, crenças, bem como compreender os significados que irão auxiliar a análise

do fenômeno pesquisado. Moser e Korstjens (2018) afirmam que as entrevistas envolvem interações entre o pesquisador e o respondente com base nas perguntas do roteiro. No entanto, apesar de as questões estarem escritas para servirem como um guia, elas devem ser conduzidas conforme o desenrolar da conversa com o entrevistado.

O roteiro da entrevista (Apêndice C) foi elaborado com base nos objetivos específicos e com o auxílio do aporte teórico, considerando as temáticas-chaves desse estudo, isto é, inteligência artificial e jornada do consumidor no processo de compra, para encontrar padrões de similaridade e diferenças entre os indivíduos entrevistados. Após a sua criação, ele foi avaliado por especialistas (doutores) com finalidade de analisar a adequação das perguntas aos objetivos do estudo, a clareza das questões e sugestões para melhorias do instrumento. Segundo Yeşilyurt e Çapraz (2018), a avaliação de especialistas satisfaz os preceitos de qualidade e validade da pesquisa. A coleta das informações dos especialistas ocorreu no mês de março de 2022.

Após as reflexões e realizações dos ajustes sugeridos pelos especialistas para o roteiro, teve início a realização das entrevistas, que começou com a apresentação de um termo de consentimento, apontando que se trata de uma participação voluntária, que haverá confidencialidade dos nomes, isenção de responsabilização legal, que não há nenhum procedimento que ofereça risco e que não haverá pagamento pela participação na pesquisa.

Os participantes foram separados por sexo, idade, escolaridade, profissão, cidade onde moram e tempo de duração da entrevista. A identificação dos sujeitos foi por códigos (E1 a E16). O Quadro 3 apresenta um panorama dos sujeitos entrevistados.

Quadro 3 – Sujeitos entrevistados pela pesquisa qualitativa

Código	Sexo	Idade	Escolaridade	Profissão	Cidade	Duração
E1	Masculino	27	Pós-graduação	Copywriter pleno	Iturama - MG	0:36
E2	Masculino	30	Pós-graduação	Analista de business intelligence	Várzea Grande - MT	0:49
E3	Masculino	33	Pós-graduação	Analista de importação e exportação	Rio de Janeiro - RJ	0:55
E4	Masculino	32	Superior incompleto	Desenvolvedor full-stack	Maceió - AL	1:33
E5	Masculino	31	Superior completo	Analista desenvolvedor	Belo Horizonte - MG	0:52
E6	Feminino	29	Superior completo	Funcionária pública	Porto Velho - RO	0:32

E7	Feminino	25	Superior incompleto	Estudante	Matuípe - BA	0:40
E8	Feminino	53	Pós-graduação	Professora	João Pessoa - PB	1:01
E9	Feminino	27	Superior incompleto	Digitadora	Maringá - PR	0:38
E10	Masculino	30	Pós-graduação	Jornalista de tecnologia	João Pessoa - PB	1:02
E11	Feminino	30	Superior completo	Assistente financeiro	Sorocaba - SP	0:32
E12	Masculino	26	Pós-graduação	Estudante	Curitiba - PR	0:53
E13	Feminino	25	Superior completo	Professora	Campina Grande - PB	0:46
E14	Masculino	27	Superior incompleto	Assistente administrativo	Murici - AL	0:21
E15	Feminino	24	Ensino médio	Analista de vendas	São Paulo - SP	0:34
E16	Feminino	44	Pós-graduação	Analista de gente e gestão	Belém-PA	0:47

Fonte: Dados de pesquisa (2023).

3.2.3 Técnicas para análise dos dados qualitativos

A análise e interpretação dos dados coletados nas entrevistas semiestruturadas foram realizadas por meio do método de análise de conteúdo. Alinhado com a abordagem interpretativista fenomenológica escolhida para ser adotada na etapa qualitativa, esse processo inicia à medida que as informações são coletadas. Essa técnica representa um meio sistemático e objetivo de descrever e quantificar fenômenos (ELO *et al.*, 2014). Desse modo, essa dinâmica interativa e não linear de coleta e análise orientou o trabalho. A análise pode ser dividida em três etapas, como apontada por Bardin (2015): pré-análise, exploração do material e tratamento dos resultados, inferência e interpretação.

A primeira etapa, chamada de pré-análise, realizou-se simultaneamente com a condução da entrevista. Foi o primeiro contato do pesquisador com o material coletado e, ao finalizar cada entrevista, foi feita uma planilha com as informações básicas da gravação e do entrevistado, como data, local, duração, nome, situação profissional e idade. Posteriormente, foi realizada a transcrição na íntegra, com a finalidade de evitar o acúmulo de trabalho (BARDIN, 2015). Entende-se o processo de transcrição como parte fundamental da pesquisa qualitativa, por ser considerada a principal fonte de dados. Os dados foram transcritos na íntegra para refletir a experiência do consumidor (ELO *et al.*, 2014).

Também foi realizada uma “leitura flutuante” dos áudios transcritos, tornando possíveis revisões constantes e primeiras impressões dos dados coletados. Além disso, foi realizada uma limpeza nos arquivos, ou seja, retirar as interjeições (exemplo: entendo, ok, sim, uhum, etc.), bem como diálogos fora do contexto da entrevista.

Na segunda etapa, denominada de exploração do material, foi realizada uma codificação, cujo dado coletado foi repartido em unidades de registros construídas pelos parágrafos de cada entrevista (BARDIN, 2015). De cada parágrafo evidenciado, palavras-chave foram realçadas, para construir um resumo de cada parágrafo e obter a primeira categorização. Essas categorias foram agrupadas por tema e deram origem às categorias iniciais, que, em seguida, foram novamente agrupadas para darem forma à categoria final.

Na terceira etapa, nomeada de tratamento dos resultados, inferência e interpretação, a finalidade é compreender e tornar válido o que foi captado na entrevista, por meio do entendimento do que está contido nos materiais coletados (BARDIN, 2015). O Quadro 4 apresenta de maneira resumida as fases do protocolo de análise de dados qualitativos.

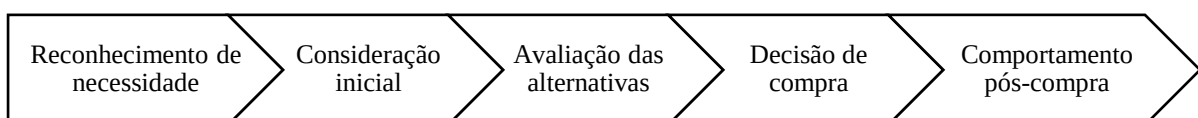
Quadro 4 – Protocolo de análise dos dados qualitativos

ETAPA	DESCRIÇÃO
1 - Pré-análise	Registros, transcrição e organização do corpus de análise.
2 - Exploração do material	Codificação, identificação de categorias, recorte do material em unidades de registro e agrupamento progressivo.
3 - Interpretação	Identificação dos ‘componentes empíricos’ nas falas dos entrevistados por meio de inferência e interpretação, com base no referencial teórico.

Fonte: Adaptado de Bardin (2015).

Sendo assim, conduzidas pelos pressupostos descritos por Bardin (2015), as repostas dos entrevistados foram transcritas, codificadas e colocadas em categorias. As categorias foram realizadas com base na jornada do consumidor, com auxílio da IA de Kietzmann, Paschen e Treen (2018), isto é, reconhecimento da necessidade, consideração inicial, avaliação das alternativas, decisão de compra e comportamento pós-compra, apresentada na Figura 7.

Figura 7 – Jornada do consumidor de Kietzmann, Paschen e Treen



Fonte: Kietzmann, Paschen e Treen (2018).

Como suporte para análise, foi usado o *software* Atlas.ti, com finalidade de ordenar e manipular os dados coletados na entrevista, buscando de forma neutra e sem percepções pessoais do entrevistado. Além disso, os dados foram analisados verificando a contagem e frequência das categorias e palavras, bem como tabelas, figuras interativas e nuvem de palavras.

De acordo com Elo *et al.* (2014), a redação da análise dos dados qualitativos deve ser descrita de maneira sistemática e cuidadosa, com atenção especial à forma como as conexões entre os dados e os resultados são descritas. Além disso, o material e conceito criados a partir da análise de conteúdo devem ser claros e compreensíveis, podendo apresentar uma figura com a visão geral de todo o resultado.

Para garantir o rigor da análise, utilizamos os preceitos de Martínez-Morato *et al.* (2021), que se dão através da credibilidade, transferibilidade, confiabilidade, reflexividade e confirmabilidade do estudo. Como aponta Korstjens e Moser (2018), a credibilidade se refere à veracidade dos resultados da pesquisa. A transferibilidade é o grau em que a pesquisa qualitativa pode ser replicada para outros contextos. A confiabilidade diz respeito à avaliação dos sujeitos pesquisados sobre as descobertas, interpretações e recomendações da pesquisa. A confirmabilidade envolve a confirmação dos dados. Por fim, a reflexividade envolve a autorreflexão crítica do pesquisador. Além disso, a técnica de análise de conteúdo garante, através das etapas, uma revisão e descrição detalhada sobre a coleta, análise e interpretação dos dados.

Dessa forma, os princípios de Martínez-Morato *et al.* (2021) foram aplicados em todas as etapas da pesquisa, desde a seleção dos participantes até a análise dos resultados. A credibilidade foi garantida por meio da utilização de uma amostra diversificada e representativa, além da utilização de múltiplas fontes de informação. A transferibilidade foi assegurada pela descrição detalhada do contexto e dos participantes, bem como dos procedimentos metodológicos adotados. A confiabilidade foi garantida por meio da utilização de técnicas de análise de dados confiáveis e validadas, bem como da verificação sistemática dos resultados da pesquisa. A reflexividade foi promovida por meio do constante questionamento dos pressupostos e das perspectivas adotadas, bem como da reflexão crítica sobre o papel do pesquisador no processo de pesquisa. Por fim, a confirmabilidade foi garantida através do registro sistemático de todo o processo de pesquisa, como também na descrição detalhada dos procedimentos e dos resultados obtidos.

3.3 PESQUISA QUANTITATIVA

3.3.1 População e amostra da pesquisa quantitativa

O universo de pesquisa foi composto por indivíduos brasileiros de diferentes idades (acima de 18 anos), sexo, classes econômicas e regiões do país, os quais já realizaram pelo menos uma compra de forma digital ou consumiram pelo menos uma vez um serviço adquirido, por meio de um canal on-line. Devido a sua amplitude, a amostra foi definida baseada na operacionalização dos métodos estatísticos, escolhidos para os testes de hipóteses da pesquisa e modelagem de equações estruturais.

Desse modo, a amostra desse estudo foi não probabilística por conveniência, para coletar e analisar dados e identificar a opinião de um número estatisticamente significativo de respondentes. Sendo assim, os resultados encontrados nesse estudo são indicativos de comportamento e não será possível uma generalização dessas evidências. De acordo com Hair Jr. *et al.* (2019), uma maneira de calcular a amostra pode ser multiplicando cinco vezes o número de variáveis medidas. Sendo assim, após os procedimentos de validação do instrumento de escala que foi realizado, ficaram 35 variáveis. Conforme o cálculo, recomenda-se uma amostra mínima de 175 respondentes. Já de acordo com a calculadora de Soper (2022), para se ter o tamanho da amostra necessária, recomenda-se calcular o número de variáveis latentes e observadas do modelo, bem como os níveis desejados de probabilidade, o tamanho do efeito previsto e a potência estatística. Após a realização do cálculo, a calculadora de Soper afirmou que o tamanho mínimo seria de 107 respondentes.

3.3.2 Instrumento e procedimentos de coleta de dados quantitativos

A pesquisa utilizou a estratégia *survey* para coleta de dados, em que um questionário com questões fechadas, estruturado, preenchível e dividido em blocos foi enviado on-line usando um formulário eletrônico do *Google Forms*. Os links foram disponibilizados em redes sociais, e-mails, etc., solicitando o indivíduo a responder ao estudo. Essa escolha metodológica oferece a vantagem de confiabilidade, pois, ao usar perguntas objetivas, reduz-se a variabilidade dos resultados, ampliando a confiabilidade das respostas.

O convite com o link da pesquisa foi enviado entre 17 de novembro e 23 de dezembro de 2022. Seguindo o método de bola de neve (*snowball*) para coleta de dados, o formulário eletrônico foi inicialmente enviado aos contatos do pesquisador e, posteriormente,

encaminharam a outros entrevistados (HAIR JR. *et al.*, 2019). A escolha desse tipo de coleta se deu para garantir um maior nível de heterogeneidade da amostra e quantidade de respostas, bem como uma boa consistência dos dados. Além disso, o link foi compartilhado em diversos grupos e redes sociais.

Para operacionalizar a pesquisa, o questionário foi elaborado com construtos oriundos das premissas teóricas e estudos empíricos adaptados da literatura, a saber: Modelo teórico de aceitação do uso de dispositivos de inteligência artificial (GURSOY *et al.*, 2019), o construto resistência do consumidor à IA (SIVATHANU, 2019) e Modelo Transteórico de Mudança de Comportamento (PROCHASKA; DICLEMENTE, 1982). Teve-se a finalidade de compor um instrumento com itens de escalas já validadas em outros contextos e que fossem adequadas para a natureza desse estudo. Os itens passaram por ajustes gerais de tradução e nomenclatura, para ajustar-se ao objetivo de pesquisa e, em seguida, por adaptações que se julgaram pertinentes na fase de validação do instrumento. Desse modo, neste trabalho, haverá 9 construtos e 35 itens. Por fim, foram incluídas perguntas para delinear o perfil dos respondentes.

Na abertura da pesquisa, havia um Termo de Consentimento Livre Esclarecido (TCLE), pelo qual os entrevistados foram informados sobre a natureza deste estudo e solicitados a seguir se estivessem interessados em participar da investigação. O questionário foi composto por assertivas de mensuração com escala tipo Likert de sete pontos (1: discordo totalmente, 2: discordo, 3: discordo parcialmente, 4: não concordo e nem discordo, 5: concordo parcialmente, 6: concordo e 7: concordo totalmente), explorando graus de concordância e frequência. A escolha da escala tipo Likert de 7 pontos para todos os itens do questionário se deu porque não há considerável diferença na média, assimetria ou curtose nos resultados, obtidos pelo reescalonamento, apresentando em vários estudos a mesma precisão do de oito pontos ou mais (DERRICK; WHITE, 2017; TAHERDOOST, 2019). Além disso, as escalas maiores de oito pontos são longas e poderiam deixar os respondentes confusos quando respondessem o questionário usando *smartphone* ou tablet.

Após a escolha dos itens mensurados, o foco se deu na sua qualidade. Para isso, efetivou-se uma avaliação do instrumento com finalidade de validar as escalas provenientes de outras pesquisas, através de uma adaptação para esse estudo. Os itens foram submetidos à avaliação por especialistas, entre eles: doutores com experiência na temática da pesquisa e em validação de escalas. Entende-se a importância dessa etapa, visto que o instrumento desenvolvido foi derivado de outra cultura, tornando-se necessário um enquadramento para realidade que será aplicado.

De acordo com Pesämaa *et al.* (2021), os estudos quantitativos, principalmente com foco na análise multivariada, devem tratar as questões de confiabilidade e validade. O tipo mais comum de validade é a de avaliação de face, em que o pesquisador especifica um conceito e pede aos informantes-chave o que eles entendem sobre tal definição, tornando-se possível saber o grau com que o questionário aparentemente mede, no que foi projetado para mensurar. Como complemento de validação, também foi utilizada a técnica de validade de conteúdo, que mostra a adequação dos itens e a clareza do enunciado, sendo um critério importante para generalização e credibilidade da pesquisa (YEŞİLYURT; ÇAPRAZ, 2018).

Após os ajustes e correções efetivadas com as sugestões dos especialistas, também foram consideradas boas práticas para redação de itens, como as sugestões dadas por Choi e Pak (2005), afirmando que os itens devem ser simples e curtos, adequados à linguagem dos respondentes, evitando ambiguidades, termos técnicos, palavras vagas e incomuns.

3.3.3 Técnicas para análise dos dados quantitativos

Uma vez realizadas as etapas de validação da escala por face e conteúdo, partiu-se para aplicação de um pré-teste do questionário, com finalidade de adequar os itens, verificar a confiabilidade, averiguar a compreensão das afirmativas e instruções. De acordo com Nasir, Shafii e Yassin (2021), o pré-teste visa a garantir que cada item de medição realmente consiga medir os construtos, determinar a consistência de cada item e indicar se os respondentes estão compreendendo as assertivas do questionário. Aplicaram-se 50 questionários para verificar sua validação, eficiência, adequabilidade e consistência dos construtos, para assim evitar possíveis ambiguidades ou confusões na aplicação oficial na perspectiva do participante.

Com os dados do pré-teste coletados, foram aplicadas técnicas para examinar, de forma exploratória, a consistência e validade da estrutura fatorial da escala. Conforme Hair Jr, Howard e Nitzl (2020), com a Análise Fatorial Exploratória (AFE), objetiva-se desenvolver e avaliar a qualidade da medição, bem como conhecer a estrutura dos dados e apontar a quantidade e a natureza das variáveis latentes que melhor retratam um conjunto de variáveis observadas, proporcionando escalas de mensuração confiáveis e válidas. Nessa perspectiva, a AFE reagrupa as variáveis observáveis e, considerando suas inter-relações, cria fatores que melhor explicam a covariância entre as variáveis (HAIR *et al.*, 2019).

Durante a execução da AFE, diferentes decisões precisam ser tomadas pelo pesquisador com intuito de se alcançar uma estrutura fatorial apropriada e confiável. Para realização desse processo, utilizaram-se os preceitos de Hair Jr. *et al.* (2019), não cabendo detalhar nessa tese

devido à sua extensão. Após obtenção de uma solução fatorial aceitável, o pesquisador deu um significado aos fatores, deliberando pela exclusão ou ajustes dos itens.

Após a realização do AFE, foi realizado um pequeno ajuste com a grafia de um dos itens e o novo questionário melhorado foi aplicado para público-alvo fim da pesquisa. Com a coleta de respostas do questionário, os dados foram tabulados e codificado em planilhas eletrônicas e, em seguida, tratados estatisticamente utilizando os *softwares* Microsoft Excel, SPSS e AMOS, em que foram empregadas técnicas variadas, como AFE, Análise Fatorial Confirmatória (AFC), estatística descritiva e MEE.

Desse modo, inicialmente, realizou-se uma análise exploratória preliminar, com finalidade de verificar se os dados estão padronizados, se há dados perdidos (*missing values*) e observações atípicas (*outliers*). Posteriormente, realizou-se uma análise descritiva de modo a visualizar uma prévia do comportamento dos dados. A descrição da amostra e dos construtos foi feita através de dados sociodemográficos, bem como medidas de dispersão e descritivas de média, desvio-padrão, assimetria e curtose.

Posteriormente, considerando a validação do modelo proposto, efetuou-se novamente a AFE, para agrupar os dados e condensar a informação nas variáveis, trazendo melhor interpretação e ajuste dos dados para a utilização de outras técnicas estatísticas multivariadas. Uma análise adicional realizada e recomendada é a AFC, técnica que é parte integrante do conjunto de técnicas utilizadas pelo método MEE. A AFC permite a verificação dos ajustes entre os dados observados e o modelo de hipótese, baseada na teoria que especifica as relações causais entre as variáveis observáveis e latentes hipotéticas (construtos) (SEVERO; GUIMARÃES; DORION, 2018).

A AFC permite testar o modelo quanto à sua consistência com os dados observados, aferindo-a com a covariância da amostra (dados coletados). Sendo assim, o método AFC foi utilizado para validação da teoria, examinando as relações entre variáveis observáveis e latentes ou fatores (HAIR JR. *et al.*, 2019). Portanto, como o modelo testado nesta pesquisa foi derivado do AIDUA e IRT, já validado e replicado em outros estudos, a AFC foi aplicada para a verificação da consistência dos dados.

Por fim, este estudo utilizou a Modelagem de Equações Estruturais (MEE), com base nos princípios apontados por Hair Jr. *et al.* (2019). A escolha desse método se deu devido a sua capacidade de testar e avaliar relações causais multivariadas, por permitir trabalhar concomitantemente com estimação e mensuração, por estimar os efeitos diretos e indiretos entre múltiplas variáveis, por serem robustas, devido ao seu relaxamento de pressupostos e por apresentar facilidade interpretativa advinda de suas interfaces gráficas.

Desse modo, a MEE utiliza um conjunto de métodos estatísticos que permitem estimar uma série de relações de dependência simultânea entre construtos (HAIR JR; SARSTEDT, 2019), proporcionando a análise de um grande número de variáveis independentes e dependentes (HAIR JR. *et al.*, 2019). Além disso, como mostram Hair Jr. *et al.* (2019), o método de MEE constitui um sistema de efeitos direcionais de uma variável sobre a outra, em que fornece um diagrama de caminho a ser utilizado em uma análise de relação de construtos, usando de medição pré-especificadas, demonstradas em um esquema para análise estrutural (ZHANG *et al.*, 2016).

No que diz respeito aos métodos de estimação de parâmetros, empregou-se o de Mínimos Quadrados Parciais (PLS), devido à sua adequação para amostras entre 200 e 500 entrevistados, sendo possível que sejam adaptados também para amostras maiores, a depender das características em análise, além de ser indicada para pesquisas exploratórias, que utilizam extensões de teorias já existentes (DIJKSTRA; HENSELER, 2015) e pela sua capacidade de modelar os construtos da pesquisa. Portanto, os procedimentos apresentados têm como finalidade compreender, de forma objetiva, os construtos que compõem o modelo teórico proposto e mensurar suas relações.

Além disso, a fim de avaliar o modelo de mensuração e o modelo estrutural, serão empregados índices de ajuste do modelo, com base nos preceitos de diversos autores (KLINE, 2011; MALHOTRA *et al.*, 2014; HAIR JR. *et al.*, 2019): i) valor do qui-quadrado dividido pelo grau de liberdade; ii) Índice de Ajuste Comparativo (CFI); iii) Índice de ajuste normal (NFI); iv) Índice de Qualidade do Ajuste (GFI); v) Índice de Qualidade de Ajuste Ajustado (AGFI); vi) erro quadrático médio de aproximação da raiz (RMSEA); e vii) Índice de Tucker Lewis (TLI).

Por fim, como complemento da análise quantitativa, foi utilizado um algoritmo de estágio de mudança de comportamento do consumidor para detectar em quais estágios cada indivíduos da amostra pesquisada se encontrava, sendo validado pelas técnicas de fator de VIF, teste de normalidade de Kolmogorov-Smirnov e Shapiro-Wilk, como também o teste de qui-quadrado com o índice de V de Cramer.

A partir desta estrutura metodológica, realizou-se a análise e discussão dos resultados desta tese, que foi construída com base nos preceitos interpretativista-positivista de pesquisa, através de uma abordagem mista, na combinação de distintas técnicas de coleta e no acompanhamento de cada consumidor. Entende-se que essa escolha permitirá ir além da identificação de certas evidências e entender as potenciais mudanças no comportamento do consumidor, no decorrer da experiência de consumo.

4 ANÁLISE DOS RESULTADOS

4.1 RESULTADOS DA PESQUISA QUALITATIVA

Para análise dos dados obtidos pelo roteiro de entrevista semiestruturado (Apêndice C), o estudo seguiu os procedimentos metodológicos citados na metodologia e pretende nesta seção expor os resultados obtidos por meio da análise de conteúdo, apresentando as categorias descritas no referencial teórico e feitas a partir da literatura e da RSL, isto é, reconhecimento da necessidade, consideração inicial, avaliação das alternativas, decisão de compra e comportamento pós-compra.

4.1.1 Reconhecimento da necessidade

Considerando que as interações e jornadas dos consumidores no processo de compra acontecem cada vez mais em espaços digitais, geralmente auxiliados por diversas ferramentas, como a inteligência artificial (RUSTHOLLKARHU *et al.*, 2022), torna-se necessário um maior entendimento do reconhecimento das necessidades desses consumidores. Desse modo, a primeira pergunta buscou entender a história dos entrevistados com o uso de ferramentas de inteligência artificial. Observa-se pelas respostas que os sujeitos demonstraram conhecimentos sobre as ferramentas, seja devido à experiência acadêmica ou profissional na área.

“Já **trabalhei em empresa de tecnologia** em que esse tópico era abordado por diferentes fontes e também é um **assunto que está em bastante evidência em diferentes mercados**” (E3)

“Eu **sou programador**, então eu tenho conhecimentos sobre como funciona os bastidores de quando você visita um site ou aplicativo. Mas foi algo que veio naturalmente, desde criança, pois sou parte de uma geração que já nasceu perto de computadores e da internet ainda discada. Nunca tive tempo de analisar como seria o mundo sem IA, pois a passagem de Web 1.0 para 2.0 e 3.0 foi muito rápida. Mesmo que a IA tenha iniciado pequena, **ela se expandiu rapidamente**” (E4)

“Sou **graduado em ciência da computação**, portanto minha visão e meu contato com a IA foi a partir de disciplinas de graduação, pós-graduação e na pesquisa. Estudei e pesquisei métodos de IA para a aplicação na educação” (E12)

Além disso, a partir das respostas, percebe-se ainda que os sujeitos estão acompanhando e percebendo no seu cotidiano a evolução progressiva da inteligência artificial. Desse modo, como ressaltado pelo entrevistado 1, é cada vez mais comum devido ao acesso à informação, que o consumidor está entendendo mesmo que gradualmente suas funções e benefícios, uma

vez que a IA é uma inovação disruptiva, que vem impulsionando a transformação digital em todos os setores de bens e serviços (DUAN; EDWARDS; DWIVEDI, 2019).

“Através das **redes sociais**, onde elas **coletam meus dados de navegação** on-line e **guardam em um banco de dados para cruzarem referências**, aprenderem sobre meu comportamento on-line e **me indicar produtos ou infoprodutos através de anúncios** pagos” (E1)

“O uso de IA hoje em dia é tão **natural na minha rotina**, que não me lembro ao certo como conheci” (E6)

Desse modo, com o avanço crescente da utilização das ferramentas de IA em todos os setores da economia, diversas empresas têm utilizado essa tecnologia para reduzir a rotatividade de clientes, uma vez que ela proporciona uma experiência diferente do convencional (KIM *et al.*, 2017). Como ressaltado pelo entrevistado 1, as ferramentas de IA colaboram para encontrar potenciais consumidores, economizar com tempo e, através do sistema de recomendação, ter um alcance maior de pessoas visualizando seu bem ou serviço.

“**Encontrar o cliente ideal** para determinado produto que está sendo vendido, dessa forma **economizar** uma fortuna paga a vendedores, escalar a venda por ter um **alcance maior** e metrifcar dados para melhoria contínua das campanhas de vendas” (E1)

Ressalta-se que, devido à amostra escolhida para essa pesquisa, isto é, indivíduos que possuem um conhecimento sobre a IA e que já utilizaram as ferramentas de IA na sua jornada de compra, eles naturalmente, como apontado por Lin *et al.* (2017), são consumidores que possuem uma mentalidade inovadora em relação à IA, uma vez que detêm um bom conhecimento e sentem que utilizar novas tecnologias é interessante, útil e fácil.

Nesse sentido, ao serem questionados sobre o principal estímulo do uso de ferramentas de inteligência artificial, gerou-se uma nuvem de palavras com diversas palavras-chave apresentadas na Figura 8. Percebe-se que comodidade, facilidade e experiência obtiveram destaque. Como apontado por Lecointre, Daucé e Legohérel (2018), as ferramentas de IA são fáceis de usar, são interativas, melhoram a experiência no processo de compra e auxiliam na motivação para fornecer informações rápidas, reduzindo o esforço humano e gerando emoções que influenciam positivamente a intenção de comprar ou adquirir bens e serviços.

Figura 8 – Principais estímulos do uso de ferramentas de inteligência artificial



Fonte: Dados da pesquisa (2023).

As entrevistas revelaram além das palavras-chave, outros aspectos que incentivam o uso das ferramentas de IA. O entrevistado 4, por exemplo, destacou que a presença crescente da IA em nosso cotidiano pode tornar a interação mais fácil, contribuindo para o conforto emocional gerado por experiências positivas. Já as entrevistadas 7 e 13 apontam os benefícios de utilizar as ferramentas de IA no processo de compra, como pedir ajuda a um assistente virtual inteligente para pesquisar preços e do sistema de recomendação para mostrar os melhores bens e serviços que o usuário necessita ou deseja naquele momento. Essas afirmações corroboram com a literatura, apontando que cada vez mais são utilizadas as ferramentas de IA na realização de compras, através do auxílio com informações sobre o bem e serviço, avaliando as opções e até realizando o pedido (COURTNEY, 2017).

“Quanto mais a IA está presente, mais a interação dos usuários com o ambiente é facilitada. Humanos gostam de se comunicar entre si, toda a nossa civilização existe por causa dessa comunicação. Então se o computador souber se comunicar bem com as pessoas que interagem com ele, aquele ambiente se torna mais confortável” (E4)

“Acredito que seja a dualidade. Enquanto estou fazendo alguma coisa em algum cômodo da casa ou estou ocupado fazendo algum trabalho, posso pedir ajuda da assistente virtual para fazer algo que eu esteja afim, como tocar alguma música que eu queira escutar no momento, ou fazer uma pesquisa para mim sobre algo que eu esteja em dúvida comprar” (E7)

“Tornar alguns processos mais rápidos e relacioná-los a alguns desejos de compra. Diria que a ferramenta está associada a necessidades do nosso cotidiano” (E13)

Nesse sentido, com a finalidade de melhorar a experiência de compra do consumidor, as empresas perceberam a necessidade de adotar a IA. Essa necessidade também é inspirada na experiência de implementação de IA por empresas globais, como Netflix e Amazon (HOY,

2018). A entrevistada 11 destaca bem esse cenário, ao apontar como principais estímulos a facilidade, comodidade e tempos poupados ao utilizar uma ferramenta de IA. Além disso, ela fala da importância de utilizar a IA não só para o consumo, mas também para a inclusão social e bem-estar social e emocional, podendo ser inserida na ótica do macromarketing. As pesquisas envolvendo essas duas áreas ainda estão em fase embrionária na literatura, como a de Dhimolea, Rakowski e Lin (2022), que faz um debate sobre os benefícios assistivos das tecnologias baseadas em IA para o bem-estar social e emocional, destacando os desafios existentes em relação ao seu uso.

“Acredito que a **facilidade, comodidade** e em **tempos que minutos poupados** são primordiais para podermos realizar nossas tarefas, a inteligência artificial pode ser uma ferramenta importante. Além disso, ela também **auxilia** muito na **inclusão social**, minha empresa desenvolveu o controle remoto com comando de voz o qual consegue localizar até mesmo o filme, série que o cliente deseja ver mesmo que esteja dentro de algum serviço de streaming como a netflix e hbo max, por exemplo. Esse serviço acabou sendo primordial para a terceira idade que tem muita dificuldade com controle remoto, crianças e principalmente para pessoas com limitações e deficiências que podem utilizar o controle com facilidade, permitindo uma independência desses públicos” (E11)

A simples venda de bens e serviços on-line não é mais um diferencial. Com a concorrência crescente, a presença on-line se tornou obrigatória, e as empresas estão buscando novas maneiras de superar seus concorrentes, sendo necessário elaborar estratégias para influenciar a decisão de compra dos consumidores (ADAJI; OYIBO; VASSILEVA, 2020). Diante desse cenário, foram questionados na entrevista os fatores que motivam os entrevistados a usarem IA para realizar uma compra. De acordo com Ganesh *et al.* (2010), durante a jornada do consumidor, os indivíduos agem e são influenciados de distintas maneiras, não seguindo um certo padrão de comportamento, como o entrevistado 1, que se diz “obrigado” a utilizar ferramentas de IA como sistema de recomendação, pois, ao acessar redes sociais, automaticamente aparecem anúncios de compras.

“Na real, **sou obrigado a usar** por querer estar nas **redes sociais**. Já que é **impossível usar uma, sem a presença de anúncios** atualmente. Outro motivo seria para estudo, já que trabalho diretamente com vendas através de anúncios” (E1)

No entanto, todos os outros entrevistados apresentaram respostas inversas ao entrevistado 1. Para uma melhor análise, optou-se, dentre as várias tipologias de motivação de compras existentes, utilizar a de Rohm e Swaminathan (2004), devido à sua popularidade em pesquisas relacionadas à IA, que classifica os consumidores em seis categorias de acordo com

sua motivação para fazer compras on-line: conveniência de compras, busca de informações, posse imediata, interação social, a experiência de compra no varejo e procura de variedades.

Dessas categorias apontadas por Rohm e Swaminathan (2004), destacam-se as de conveniência de compras (grupo de consumidores atraídos pela comodidade e facilidade de realizar compras on-line), os de busca de informações (aquele consumidor que procura coletar informações na internet, reunir o maior número de informações sobre determinado bem e realizar a compra de maneira presencial) e os de procura de variedade (os quais são moderadamente atraídos pela conveniência das compras on-line, mas interessados na variedade e recomendações em termos de varejistas, marcas, bens e serviços). Dentro desses grupos, conforme os relatos, enquadram-se como consumidor por conveniência de compras os entrevistados 3, 5, 8, 9; 14 e 16. Já no grupo de procura de variedade, é possível incluir o entrevistado 4. Além disso, os indivíduos 6 e 12 se enquadram em ambos os grupos. Por fim, a entrevista do 11 se incluiria no grupo de busca de informações.

“**Facilidade** na experiência de compra” (E3)

“A rapidez com que podemos encontrar o que precisamos com tudo que queremos: **Melhor preço, variedade, melhor prazo de entrega, e melhor reputação de loja ou vendedor**” (E4)

“Receber mais diretamente o conteúdo direcionado a mim, **facilitando** e me ajudando a lembrar de compras que preciso fazer” (E5)

“**Facilidade no processo**, melhores **recomendações**” (E6)

“A **praticidade e economia de tempo**” (E8; E9; E14; E16)

“Meu dia é muito corrido e quanto mais **facilidade** para executar tarefas é melhor, mesmo que eu acabe realizando a compra em loja física, 100% das vezes eu já realizei a pesquisa e utilizei de ferramentas de IA para **otimizar meu tempo**. Também tem o fato da confiança, em loja física sempre acredito que a pessoa vai querer tirar algum tipo de vantagem em cima da minha compra, portanto eu tenho uma confiança maior nas ferramentas que no atendimento humanizado” (E11)

“A **facilidade** em encontrar o produto procurado, assim como **outros produtos similares e outras opções além daquela pretendida**. Isso possibilita uma maior quantidade de informações na hora de escolher um produto” (E12)

Os benefícios da compra on-line são bastante difundidos e, em regra, envolvem diversos fatores que beneficiam o consumidor, como conveniência, variedade, preço mais competitivo e acesso a mais informações. No entanto, com o aumento do uso de ferramentas de IA no processo de compra, ocorreram diversas alterações. Nesse sentido, foi perguntado aos entrevistados como era a sua jornada de consumo antes da utilização de ferramentas de IA. Os entrevistados

destacaram intuição (entrevistado 3), processo mais lento (entrevistado 4), medo (entrevistado 9) e de acordo com a necessidade (entrevistado 11).

“**Baseado de forma intuitiva** e por navegação nas lojas” (E3)

“**O processo era bem mais lento.** Sabia da existência dos produtos através de anúncios — que na maior parte era offline, pois os na web eram muito generalistas quando existiam — ou por conversas com outras pessoas. Às vezes até mesmo recorria a visitar lojas físicas para conhecer novidades. Depois fazia buscas em sites que eu soubesse que acharia os produtos, e tinham mais credibilidade, e iria comparar os preços de uma forma mais manual” (E4)

“Eu não comprava on-line antigamente, tinha **medo**” (E9)

“**Comprava apenas quando necessário**, era muito raro realizar a compra via internet e apenas realizava em empresas grandes e reconhecidas” (E11)

4.1.2 Consideração inicial

A etapa de consideração inicial, de acordo com Batra e Keller (2016), ocorre através da otimização de busca, com anúncios, oferecimento de cupons e promoções e de como essas ferramentas podem colaborar na jornada do consumidor. Sendo assim, o indivíduo procura informações com o interesse de resolver a sua necessidade atual. Os resultados desta pesquisa corroboram com os achados de alguns estudos anteriores, como os de Hu *et al.* (2012), Li e Shiu (2012) e Al-Hassan, Lu, Lu (2015), Jain e Gandhi (2021) e Huang e Rust (2022).

Para especialistas na área de sistema de recomendação, as preferências dos compradores são geralmente reveladas através do seu comportamento de compra no ambiente de compras on-line, através da combinação de técnicas computacionais para selecionar itens personalizados baseado nos interesses dos indivíduos e de acordo com o contexto no qual estão inseridos. Sendo assim, tanto o comportamento de compra do consumidor quanto as informações contextuais devem ser analisados para reconhecer as preferências de compra (LI; LIN; HO, 2017). Nesse sentido, foi perguntado aos entrevistados qual a reação deles ao receber um anúncio, promoção ou cupom de desconto sobre algo que pesquisou.

As preferências dos consumidores são relativamente estáveis e geralmente não mudam, mas o processo de tomada de decisão de compra é geralmente influenciado por vários fatores contextuais (AL-HASSAN; LU; LU, 2015), como ocorre com os entrevistados 2, 5 e 8, que geralmente investigam o contexto para ver se realmente vale a pena, como, por exemplo, o valor do frete ou outro tipo de informação.

“Vou **investigar** para ver **se vale a pena** ou não” (E2)

“**Verifico se o preço está realmente interessante**, pois nem sempre promoção e cupons valem à pena: No fim da transação você irá descobrir que o frete ou taxa de entrega irá anular o seu desconto. Então **simulo sempre uma compra**, não me afobo por desconto” (E4)

“Quando são **produtos que estou interessado** no momento, geralmente **clico e avalio preços e promoções**” (E5)

“Quando vejo um **anúncio** de um produto que estou interessada ou recebo um **cupom de desconto, a primeira reação que tenho é o impulso de clicar e pesquisar** para ver se realmente compensa realizar essa compra, pesquiso em outros locais para ver se ao aplicar aquele cupom o valor ficou realmente menor e os anúncios me ajudam a chegar nesse interesse momentâneo” (E8)

Além disso, fatores como influência social e o impulso induz diretamente na realização das compras dos entrevistados. O entrevistado 10, por exemplo, relatou realizar diversas pesquisas sobre bens e serviços e, muitas vezes, acaba comprando, mesmo sem necessidade, devido aos cupons, ofertas e anúncio. Esse resultado está em conformidade ao estudo de Jain e Gandhi (2021), que analisou quais os parâmetros de inteligência artificial que agem na jornada de compra por impulso. Os autores chegaram à conclusão que a duração da compra, produtos recomendados e interação humana influenciam diretamente na compra por impulso.

Já a entrevistada 16 utiliza o sistema de recomendação como complemento para realizar a compra, pois, antes da sua efetivação, a compra é moldada pela influência de outros indivíduos nesse processo. Nesse sentido, estudos como o de Li e Shiu (2012) projetam um mecanismo de difusão para entregar informações publicitárias nas mídias sociais, em que a influência social e outros fatores são utilizados para disseminar anúncios com maior eficiência. Já Hu *et al.* (2012) apresentam um sistema de recomendação de *tags* personalizado, que pode caracterizar a influência social, aprender a preferência personalizada em potencial e recomendar *tags* apropriadas.

“Eu **realizo uma quantia grande de pesquisas, mas nem tudo** que eu pesquiso, **eu realmente preciso. Quando recebo cupom, oferta ou anúncios** sobre o produto e realmente preciso comprá-lo eu **costumo finalizar a compra**, e **diversas vezes cheguei a consumir produtos apenas por ofertas e cupons recebidos** mesmo não precisando deles. Geralmente quanto **mais pesquiso mais compro**” (E10)

“Geralmente quando recebo um cupom ou anúncio eu verifico a oferta e antes de efetuar a compra eu **pergunto a algum familiar ou amigo se eles conhecem tal produto e me indicam a compra**” (E16)

Adicionalmente, foi pedido para os entrevistados analisarem a seguinte afirmação: o uso de ferramenta de inteligência artificial me ajuda a “poupar/economizar” meu tempo ao pedir uma informação ou realizar uma compra. De maneira geral, os entrevistados concordaram com

tal afirmação, a exemplo do entrevistado 4, que afirma que gasta menos tempo desde que começou a utilizar as ferramentas de IA. Já a entrevistada 11 relatou que o auxílio da IA gera facilidade e comodidade, pois, através dela, consegue visualizar ofertas, realizar pesquisas e ver sugestões sobre bens e serviços, recomendações e avaliações. Por fim, a entrevistada 15 aponta agilidade e praticidade ao utilizar os dispositivos de IA para poupar e economizar seu tempo. Essas respostas vão ao encontro com a literatura, pois, como afirma Huang e Rust (2022), um dos maiores benefícios das ferramentas de IA é economizar tempo e esforço dos consumidores.

“Sim, o grande objetivo de termos computadores, tablets e smartphones é fazer com que a gente **gaste menos tempo para realizar nossas atividades**. Então a **IA vai ser a cereja nesse bolo**, fazendo com que gastemos menos tempo ainda. Mas tudo tem seu preço: Pois se conseguimos fazer tarefas mais rápido, inundaremos a nossa mente com mais tarefas, até ficarmos exaustos” (E4)

“Para mim essa afirmação é verdadeira, **consigo realizar uma pesquisa ampla sobre o produto, encontrar recomendações, avaliações, ver produtos sugeridos** dentro da categoria, comparar preço entre lojas e marcas, verificar ofertas de preços dos últimos meses, tudo com muita **facilidade e comodidade**” (E11)

“Há mais **agilidade** na busca pelo produto, pois a IA, ela te retorna de forma rápida e **prática** aquilo que tu estás à procura” (E15)

4.1.3 Avaliação das alternativas

Na etapa de avaliação das alternativas, o consumidor começa a restringir sua lista de escolha, pois já tem um conjunto de opções de bens e serviços definidos, de acordo com sua necessidade. Nessa ocasião, ele quer identificar qual é a melhor opção, forçando a IA a criar um arranjo com as melhores ofertas, fornecendo um conteúdo confiável e persuasivo (BATRA; KELLER, 2016). Além disso, nessa etapa, o indivíduo começa a excluir os bens e serviços com os valores mais elevados, com experiência ruim no passado, e define diversos critérios para sua escolha como praticidade, forma de pagamento, status da marca etc. Nesse sentido, foi perguntado na entrevista quais foram os atributos que você considera serem fundamentais para utilizar ferramentas de inteligência artificial no processo de compra.

Desse modo, no que tange aos atributos fundamentais para os entrevistados, observa-se que a maioria atribuiu a segurança dos dados, interesse pelo bem e serviço, experiência, facilidade, boas recomendações, funcionalidade, rapidez, interface, confiança e praticidade como fundamentais no uso de ferramentas de IA no processo de compra.

“**Segurança de dados**, impacto no meu **interesse**, acessibilidade e fácil usabilidade” (E3)

“Filtrar e selecionar os ads que fazem sentido para mim, bem como avaliar os conteúdos que me são mostrados espontaneamente, permitindo que uma **experiência** melhor seja fornecida para mim futuramente” (E5)

“**Facilidade** nas pesquisas e **recomendações**” (E6)

“**Funcionalidade e rapidez**, só fico um pouco de receio com a **privacidade** dos meus dados, pois ao cadastrar dados de cartão de crédito ou realizar uma compra de um site recomendado que não tenho certeza se é confiável, podendo afetar minha **segurança**, roubando meus dados ou hackeando minhas informações” (E7)

“Uma boa **interface** e detalhes dos produtos” (E9)

“No meu caso, tempo e dinheiro, consigo economizar nas compras com **boas recomendações**, não preciso gastar combustível para me deslocar, consigo ir tomar banho com o *timer* da Alexa me avisando sobre a comida do forno, consigo informações **rapidamente** falando com ela, consigo enviar comandos mesmo quando estou fora de casa, consigo **praticidade** ao realizar tarefas pelo celular mesmo sem pegá-lo na mão utilizando a Bixby” (E11)

“Que os sites recomendados sejam de **confiança**, basicamente, que a inteligência artificial forneça informações de **segurança**” (E13)

“A **praticidade** em fazer as coisas, o que antes eu demorava horas para fazer, hoje em dia está feita em questão de segundo ou até mesmo minutos” (E15)

Portanto, um dos aspectos mais enfatizados pelos entrevistados como possíveis fatores de exclusão de um bem ou serviço são aqueles relacionados à privacidade e segurança dos dados, conforme relatado pelos entrevistados 3, 7 e 13 durante a conversa. De acordo com Jin (2017), isso já é algo real, haja vista que o risco está direta ou indiretamente relacionado à IA e a outras tecnologias de dados. O autor exemplifica afirmando que, como a IA aumenta o valor esperado dos dados, consequentemente, as empresas são incentivadas a coletar, armazenar e acumular dados, independentemente de usarem ou não. Nesse cenário, o armazenamento desses dados pode se tornar alvo de hackers e golpistas. Chouk e Mani (2016) complementa afirmando que o consumidor se torna potencialmente vulnerável, já que está exposto a riscos relacionados ao gerenciamento dos dados (segurança, privacidade), sua saúde (física e psicológica) e suas expectativas em relação ao objeto (desempenho e financeiro).

Ao serem questionados se o uso de ferramentas de inteligência artificial ajuda a encontrar alternativas de bens e serviços que o entrevistado pretende comprar ou obter alguma informação que o ajude a decidir sobre determinado produto, todos os entrevistados falaram que sim. O entrevistado 5, por exemplo, afirmou ser constantemente exposto a ofertas de bens e serviços do seu interesse, como também a novas alternativas. Já os entrevistados 3 e 6 destacam como a IA direciona os bens e serviços de acordo com suas vontades. Por fim, a entrevistada 15 aponta que a IA ajuda a conseguir o que ele procura em menos tempo. Esses

resultados estão de acordo com o apresentado na literatura. Segundo Huang e Rust (2018), a IA difere de outras tecnologias, pois pode aprender com os dados dos consumidores e se adaptar ao longo do tempo de forma autônoma.

“Sim, por meio de algoritmos e publicidades baseando no meu comportamento on-line e vontades ou até mesmo com sugestões, ou retornos como chatbot” (E3)

“Sim, constantemente são me ofertados produtos que tenho interesse. Mas também **ocasionalmente** serviços também são oferecidos me **mostrando novas alternativas além das que já conheço**” (E5)

“Sim, pois diversas vezes já mostra **algo melhor direcionado ao meu perfil** (E6)

“Sim, pois consegue fazer uma **busca mais ampla em menos tempo**” (E15)

As ferramentas de IA podem interferir direta e indiretamente no sucesso dos negócios, uma vez que ele depende muito da compreensão das demandas dos consumidores e das intenções comportamentais associadas, uma vez que o valor percebido dos indivíduos e a expectativa de esforço e desempenho podem ser apoiados pela utilização eficiente da IA. Nesse sentido, foi perguntado se os entrevistados aceitariam que uma inteligência artificial realizasse uma compra por eles, considerando os seus gostos e hábitos.

O acesso a serviços personalizados oferece oportunidades sem precedentes de autoaperfeiçoamento através da IA. Nesse cenário, ao questionar sobre uma suposta compra realizada pela IA, com base nos gostos e hábitos, metade dos entrevistados afirmaram que aceitariam, pois, para eles, a IA já tem uma noção dos hábitos e mapeamento dos gostos desses usuários. Além disso, eles acreditam que poderiam gostar da escolha feita pela IA, apresentando sentimento de confiança.

“Sim. Ferramentas que são de meu uso exclusivo e que já tenham uma noção do que consumo. Hoje utilizo Alexa como ferramenta de compras para algumas coisas de casa, por exemplo” (E5)

“Sim, se fosse uma inteligência a qual eu tivesse confiança permitiria, pois acredito que a mesma teria o mapeamento do meu perfil e gostos, e saberia qual compra se encaixaria na minha necessidade e gosto” (E11)

“Sim, eu aceitaria, pois, pelo fato de saber os meus gostos e hábitos, com certeza ela compraria algo que iria me agradar muito” (E16)

No entanto, os outros oito entrevistados possuem resistência, o que, de acordo com Ram (1987), é uma resposta normal do consumidor, uma vez que nem toda mudança é essencialmente saudável e a resistência por seu próprio mérito pode ser desejável e útil. Sendo assim, ainda de acordo com esse autor, a adoção da inovação só vem após a resistência ser

completamente superada. Nesse sentido, os entrevistados 2, 12 e 13 são resistentes à compra realizada por uma IA, pois envolve dinheiro, sentimentos e precisa ser muito bem pensado, sendo uma alternativa problemática como relato pelo entrevistado 12. De acordo com Sivathanu (2019), essa resistência do consumidor retrata as barreiras de um indivíduo acessar de maneira apropriada as tecnologias como a IA.

“Não. Pois envolve o meu dinheiro e meus sentimentos em relação às coisas que eu compro. Por mais que eu gostasse, não necessariamente eu compro” (E2)

“Não, considero muito problemático a possibilidade de que um sistema computacional tome alguma decisão sobre uma ação que eu devo realizar. Entendo que a computação é um auxílio, o meio, não o fim, então ela serve para auxiliar, não para tomar a decisão final daquilo que consumo” (E12)

“Não. Acredito que o processo de compra é pessoal e que precisa ser pensado, pois é algo que afeta o consumidor de maneira direta. Acredito que dessa forma o consumo é levado para um lado impessoal” (E13)

4.1.4 Decisão de compra

Na etapa de decisão de compra, o indivíduo possivelmente já decidiu qual bem ou serviço irá adquirir, pois já avaliou as alternativas e, agora, decide a melhor opção que está disposto a pagar. A IA deve impulsionar essa decisão e mostrar os benefícios para concretização da compra, podendo inclusive sofrer influência da IA para um cancelamento ou potencial mudança. Um exemplo disso são os *cross-selling* em lojas on-line, sugerindo bens e serviços complementares antes da finalização da compra (BATRA; KELLER, 2016; HASAN; SHAMS; RAHMAN, 2021). Para entender esse processo, primeiramente, foi perguntado aos entrevistados a frequência de uso das ferramentas de IA no processo de compra. Apenas o entrevistado 1 respondeu ser baixa, enquanto os entrevistados 2, 6, 7 e 13 afirmaram ser média e, por fim, os entrevistados 3, 8, 9, 10, 12, 14, 15 e 16 responderam alta, representando metade dos entrevistados.

De acordo com Fernandes e Oliveira (2021), os indivíduos estão cada vez mais usando diariamente a tecnologia, principalmente as ferramentas de IA para realização de compras ou serviços. Além disso, o único entrevistado que não soube responder à pergunta foi o 4, pois, para ele, a IA está tão atrelada ao nosso cotidiano que tudo na vida já é influenciado direta e indiretamente. Essa ideia do entrevistado 4 é compartilhada na literatura, como citada por Syam e Sharma (2018), ao afirmarem que, se antes as decisões de realizar uma compra estavam nas mãos dos usuários, com o aumento do uso das ferramentas de IA, os algoritmos colaboram direta e indiretamente na tomada de decisões.

“**Eu nem saberia dizer.** Muitas vezes meu desejo de comprar alguma coisa parte do mundo offline. Mas mesmo assim, eu nem saberia dizer se **inconscientemente** aquilo não **partiu de alguma recomendação** que vi na internet. Somos **bombardados por informação o dia todo** que nem filtramos mais. Então nem um bombom que eu compre na loja da esquina, eu não sei dizer se já não vi sendo anunciado em redes sociais e daí tive aquela vontade de comprar” (E4)

Em seguida, foi perguntado aos entrevistados qual, na visão deles, é o perfil típico dos usuários de ferramentas de inteligência artificial. As respostas variaram em cinco perfis, como apresentado na Tabela 1. O perfil mais mencionado foi o 4, correspondendo a seis respostas, composto por pessoas que consomem uma grande quantidade de conteúdo online. Em seguida, os perfis 2 e 3 foram citados três vezes cada. Esses entrevistados acreditam que o perfil típico é composto por pessoas com diversas características, como indivíduos que valorizam o tempo, a inovação, a modernidade, o conforto, que possuem limitações físicas e estão imersos na tecnologia. Com duas respostas, foram mencionados os perfis 1 e 5, que incluem usuários que apreciam a tecnologia e reconhecem os benefícios de utilizar a IA, assim como indivíduos apressados que utilizam essa ferramenta em busca de rapidez. Finalmente, o perfil 5 foi mencionado por entrevistados que acreditam que não existe um perfil específico, ou seja, que pode ser qualquer ser humano.

Tabela 1 – Perfil típicos de usuários de ferramentas de IA, de acordo com os entrevistados

Perfil	Resposta	Entrevistado
Perfil 1	Usuários que gostam de tecnologia, que tenham conhecimento sobre o funcionamento da IA e são apressadas	E1; E15
Perfil 2	Usuários que prezam por tempo, inovação, modernidade e conforto, pessoas com limitações físicas	E2; E6; E11
Perfil 3	Qualquer usuário que acesse à internet e está imerso na tecnologia	E4; E13; E16
Perfil 4	Usuários que consomem muito material on-line, seja para compras ou realizar tarefas diárias, como ler sites, assistir filmes ou acessar redes sociais	E3; E5; E7; E8; E10; E12
Perfil 5	Não acredito que exista um perfil	E9; E14

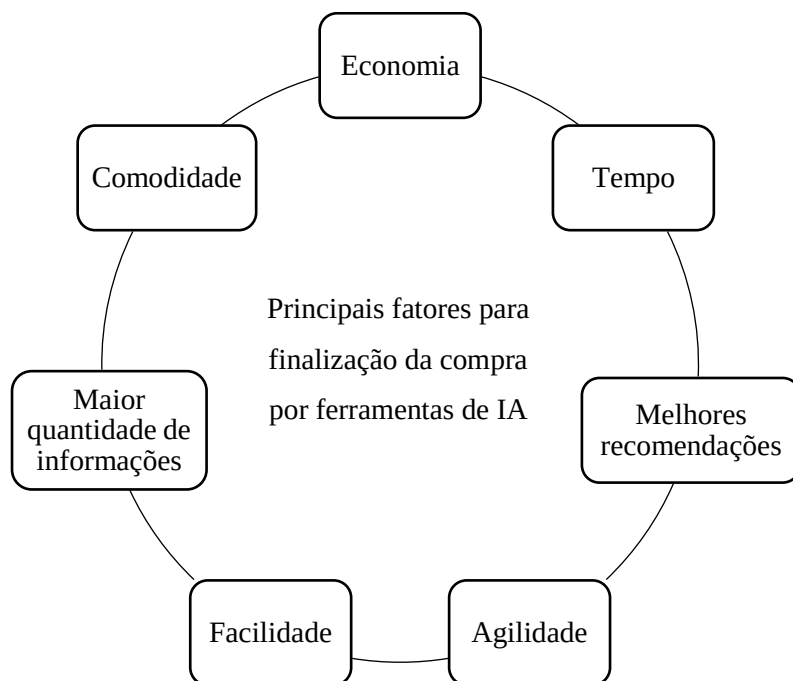
Fonte: Dados da pesquisa (2023).

De acordo com a teoria de marketing e comportamento do consumidor, por padrão, o perfil do consumidor final é um ser humano com necessidades, desejos, preferências e características específicas, como algumas apresentadas pelos entrevistados na Tabela 1. Mas, com a transformação digital e avanços tecnológicos, torna-se necessário desafiar essa suposição, uma vez que as ferramentas de IA conseguem pesquisar, filtrar, selecionar e comprar

bens e serviços em nome dos seus proprietários, interferindo diretamente no comportamento do consumidor, determinando suas opções e podendo tomar a decisão final de compra por ele (IVANOV; WEBSTER, 2017; KOTLER; ARMSTRONG, 2017).

Nesse sentido, foi questionado quais os principais fatores que levam os entrevistados a finalizar uma compra utilizando ferramentas de inteligência artificial, para entender quais motivos colaboram com essa mudança de comportamento. Deve-se considerar ainda que há distinção entre os participantes em relação aos fatores que o levam concluir uma compra com ajuda de dispositivos de IA, como: a economia, o tempo, comodidade, melhores recomendações, maior quantidade de informações disponíveis, facilidade e agilidade (Figura 9). De acordo com Nam e Kannan (2020, p. 30), esses fatores são apoiados com a decisão de efetuação da compra por meio das ferramentas de IA, por “oferecer uma experiência interativa, imersiva e personalizada sem precedentes na jornada do consumidor”.

Figura 9 – Principais fatores para finalização de uma compra utilizando ferramentas de IA de acordo com os entrevistados



Fonte: Dados de pesquisa (2023).

4.1.5 Comportamento pós-compra

Finalmente, chega-se à etapa do comportamento pós-compra, que ocorre após a efetivação da compra, em que o consumidor irá avaliar sua satisfação. A IA pode colaborar

nessa etapa com uma comunicação personalizada e rápida, podendo resolver problemas potenciais (KIETZMANN; PASCHEN; TREEN, 2018). Nesse sentido, foi perguntado aos entrevistados quantas vezes no ano eles costumam usar ferramentas de inteligência artificial para realizar compras on-line. A maioria dos entrevistados (E1; E2; E3; E6; E8; E9; E10; E12; E16) afirmou que não consegue quantificar. O entrevistado 5 afirmou entre 50 e 100 vezes, enquanto a entrevistada 11 relatou que, pelo menos, uma vez na semana, sendo, em média, 48 vezes ao ano. Já o entrevistado 4 destacou que compra em média três vezes por mês e seu foco é sempre as promoções, cupons de desconto e reputação dos estabelecimentos antes de efetivar a compra.

Esses resultados corroboram com o pensamento de Grewal, Roggeveen e Nordfält (2017), afirmando que as compras com o auxílio de uma IA são mais eficazes e eficientes do que as compras tradicionais, devido à facilidade para coletar e entender determinadas informações sobre um bem ou serviço, ajudando na melhor decisão e colaborando para que cada vez mais os usuários a utilizem para atender a suas expectativas e satisfação.

A experiência do consumidor é determinante para o sucesso do negócio. Sendo assim, a utilização de ferramentas de IA são aliadas para criar um momento memorável para o indivíduo durante a jornada de compra, a exemplo do uso de realidade aumentada (CHEN; LIN, 2015). Nesse sentido, foi pedido para os entrevistados falarem sobre como tem sido a sua experiência com o uso de ferramentas de inteligência artificial e explicarem quais foram os pontos positivos e negativos da sua utilização na jornada de compra.

Diversas empresas estão criando estratégias orientadas para melhorar a experiência do indivíduo no processo de compra, e isso têm sido uma das prioridades para garantir competitividade e diferenciação diante dos consumidores e dos novos concorrentes (LEMON; VERHOEF, 2016). Assim, foi pedido que os entrevistados falem sobre como tem sido a sua experiência com o uso de ferramentas de inteligência artificial e quais os pontos positivos e negativos com sua utilização.

Os entrevistados 5, 9 e 11 enfatizaram que as experiências com o uso de ferramentas de IA são rápidas, úteis, facilmente direcionadas com a necessidade, práticas, geram economia de tempo, confiáveis, assertivas e precisas. Já os pontos negativos apontados pelos entrevistados com essa experiência foram: visualização limitada de opções de bens e serviços, incerteza sobre a qualidade, dependência e diminuição de postos de trabalho. Percebe-se com essas respostas que a IA tem desempenhado um papel fundamental para que as empresas consigam superar as expectativas dos seus consumidores e, assim, assegurar uma melhor experiência. No entanto, ainda existem diversos fatores a serem superados, como os apontados pelos entrevistados.

“Compras realizadas por Alexa são sempre muito **rápidas e úteis**, as que são **impulsionadas por anúncios são facilmente direcionadas ao que quero consumir**. Acho que de ponto negativo seria que talvez meu **consumo esteja se limitando e eu esteja perdendo oportunidade de conhecer novos produtos**” (E5)

“Tem sido **cada vez mais frequente**, os maiores pontos positivos são a **praticidade e economia de tempo**, os pontos negativos são a **incerteza sobre a qualidade do produto**” (E9)

“Consigo **mais agilidade no meu dia, praticidade nas minhas tarefas cotidianas**, a alexa, por exemplo, consegue controlar o tempo do cozimento dos meus alimentos enquanto eu tranquilamente posso realizar outra tarefa sem preocupação. Ela pode apagar as luzes, trocar o canal enquanto continuo executando outras tarefas, o que me dá mais liberdade de me manter concentrada sem me deslocar para essas atividades. **Consigo salvar lista de compras e acessar de onde estiver, fazer orçamento e pesquisas de formas simples**, tenho uma secretária que me avisa de consultas médicas e compromissos, me fala sobre as condições do trânsito me poupando engarrafamento, me dá resultados e horários do jogo do meu time, entre outros. Pontos positivos nas minhas compras são a **confiabilidade na indicação, pois sei que o sistema é imparcial e toma decisões racionais e assertivas, a rapidez e a precisão**. Pontos negativos: Acredito que com o avanço da IA no mundo moderno vamos ter cada vez **menos postos de trabalho**. Vi ontem uma matéria sobre o mercado inteligente da Amazon em que o carrinho pesa, calcula e cobra sua compra, inclui cupons de desconto automaticamente, permitindo que você faça todo o processo de compra sozinho sem auxílio de nenhum funcionário. Na minha cidade já existem alguns indícios desse tipo de tecnologia, em um mercado local foi reduzido o número de caixas para inclusão de postos automáticos onde o próprio cliente passa sua compra. Fora a diminuição de empregos, temos também **a dependência, hoje eu me sinto incapaz de realizar muitas atividades sem essas ferramentas, pois as mesmas já fazem parte do meu cotidiano**” (E11)

O entrevistado 4, no que lhe concerne, afirmou que suas experiências ao utilizar ferramentas de IA na sua jornada de compra são eficientes, pois consegue realizar tarefas de forma mais rápida e com boas decisões. No entanto, ele ressalta que é necessário discernimento para não efetuar a compra sempre que recebem algum incentivo em cupons e promoções, o que pode gerar certa dependência. Ele relata ainda que essa prática é perigosa, pois pode deixar as pessoas viciadas em comprar, tendo como consequência o consumismo. Para Xu, Park e Lee (2022), na efetivação de uma compra on-line, os consumidores contam com informações visuais e textuais de alto nível sobre o bem, sem o benefício da experiência direta. Alternativamente, ao fazer compras off-line, os consumidores estão fisicamente mais próximos do produto, tendendo a avaliar o bem em uma interpretação de baixo nível. Essa teoria vem de encontro às respostas de todos os entrevistados, que apontam mais pontos positivos que negativos nas suas experiências.

“Elas são **muito eficientes**, nos ajudam a **realizar as tarefas de forma mais rápida, a tomar decisões melhores, que custem menos tempo e menos dinheiro**. Mas tudo isso também é negativo, pois **causa uma certa dependência**. Resolver uma tarefa de

forma rápida, nos causa adrenalina. E essa adrenalina vai querer que a gente se aventure em mais e mais tarefas. Isso vai gerar uma ansiedade em algum momento, pois como consumimos informações muito rápido, e o cérebro fica excitado ao concluir tarefas, acabamos nos tornando **viciados** naquilo. Se isso acontecer envolvendo compras, piorou. Ficaremos fissurados em obter descontos e cupons, e acabaremos comprando muito mais que precisamos. Muita gente começa a se endividar porque vê tudo barato e perde o controle. O que impacta mais um orçamento muitas vezes não é o preço de algo, as quais são muito caro, mas o volume de tudo comprado num mês” (E4)

As compras realizadas com auxílio de ferramentas de IA vêm produzindo um impacto considerável na forma como consumidores passam a lidar com bens cada vez mais sofisticados e no modo como os serviços são produzidos e entregues, podendo gerar emoções positivas e negativas, de acordo com a satisfação do pós-compra desse indivíduo. Nesse sentido, foi perguntado aos entrevistados se eles já sentiram arrependimento, culpa ou vergonha por realizar uma compra sugerida por uma inteligência artificial (anúncio, por exemplo). A partir das respostas, identificou-se que alguns sentiram emoções positivas, outros de maneira negativa. No entanto, a maioria demonstrou não sentir sentimentos negativos após a realização da compra na sua jornada de compra.

As respostas dos entrevistados 4 e 11 evidenciaram arrependimento, explicando por meio de suas experiências situações que ocorreram no cotidiano para justificar tal resposta, a exemplo do relato do entrevistado 4, que comprou um bem ou serviço devido às recomendações positivas e, ao refletir posteriormente, questionou-se sobre a necessidade da efetivação da compra. Já a entrevistada 11, em razão da falta de atenção, realizou uma compra errada, ficando com sentimento de frustração, sendo necessário realizar uma nova aquisição posteriormente, acarretando prejuízos financeiros. De acordo com Dietvorst, Berkeley e Simmons (2015) indivíduos costumam expor aversão a algoritmos, sendo assim, percebe-se que o uso indevido da IA possa levar a aversão a organização.

“Sim, alguma vez ou outra terminei comprando algo por estar bem recomendado, e quando chega em casa, fico me perguntando qual foi a real necessidade de fazer aquela compra, mesmo gostando do produto. Mas felizmente eu costumo ser bem racional quanto às minhas compras, procuro só adquirir aquilo que eu realmente necessitar, mesmo para as coisas mais baratas, para não prejudicar meu orçamento” (E4)

“Sim, uma vez recebi um voucher de compra de livros na Amazon que prometia estornar o valor da compra em até vinte reais. Comprei um box de livros e só depois descobri que o estorno era de R\$ 19,99 e para reembolso era necessário atingir o valor de R\$ 20,00, ou seja fiquei com o voucher preso por um centavo e tive que consumir novamente para conseguir resgatar o valor por livros que nunca li” (E11)

Os entrevistados 1, 3, 5 e 15 afirmaram que não se arrependem, sentiram culpa ou vergonha ao realizar uma compra sugerida por uma IA, pois afirmam que suas compras geralmente são bem direcionadas e que usar ferramentas de IA já é uma realidade contemporânea, não sendo isso motivo para sentir emoções negativas.

“Não. Geralmente as minhas compras são bem direcionadas” (E1; E3; E5)

“Não, nunca me arrependo, me senti culpada, envergonhada, ou coisa do tipo, pelo fato de que *essa é a nossa realidade atual*, e não devemos nos envergonhar por precisar de ajuda de alguém que não seja uma pessoa de carne e osso” (E15)

Desse modo, ao analisar as respostas dos entrevistados, elas estão em conformidade com a literatura, que mostra um *trade-off* com relação aos sentimentos negativos ao utilizar uma ferramenta de IA no processo de compra. Os consumidores podem preferir compartilhar a autonomia de decisão com uma IA quando desejam evitar o peso da responsabilidade associado às decisões, como escolhas difíceis com as quais se preocupam e podem se arrepender (STEFFEL; WILLIAMS, 2018). Os sujeitos também podem preferir não confiar em uma ferramenta de IA quando a autonomia de decisão está ligada ao seu senso de autodeterminação e autoestima, pois uma emoção negativa poderá ser gerada, posteriormente, devido a sua relutância antes da efetivação da compra (DELLAERT *et al.*, 2020).

Por fim, a última pergunta das entrevistas foi saber se o indivíduo gostaria de fazer algum comentário sobre o tema abordado nessa pesquisa. A maioria dos entrevistados afirmou que gostaram de participar e agradeceram a oportunidade. Outros entrevistados, como, por exemplo, o 12 e o 13, ressaltaram a importância dessa pesquisa.

“Considero o debate e a pesquisa em inteligência artificial voltado à compra e questões similares como muito importante. Acredito que o impacto da inteligência artificial deve ser medido e deve-se ter a real noção do quão influente as informações que a inteligência artificial disponibiliza podem ser no dia a dia das pessoas” (E12)

“Acredito ser um tema importante para ver como o público está lidando com a IA nesse período de tantas mudanças e que a compra on-line cresceu. A expansão dos serviços de assistência, como a *Alexa*, também é algo que precisa ser observado, pois foi um alto investimento feito pela Amazon” (E13)

Dessa forma, essa pesquisa trouxe resultados relevantes ao identificar a visão dos consumidores ao usarem ferramentas de IA na sua jornada de compra. Diante desses resultados, percebe-se que as ferramentas de inteligência artificial deixaram a sala do servidor para fazer parte da vida cotidiana de bilhões de consumidores, pois os indivíduos usam cada vez mais

esses dispositivos no seu dia a dia, mesmo sem perceberem. Além disso, constata-se que, apesar de a amostra ser de pessoas que já tem conhecimento sobre a IA e utilizam as ferramentas, há uma certa resistência em determinados pontos. Nesse cenário, optou-se por incluir o construto resistência do consumidor na pesquisa quantitativa.

4.1.6 Reflexões dos achados da pesquisa

As análises efetivadas nos dados (textos transcritos das entrevistas) permitiram perceber a jornada do consumidor de usuários que já possuem um bom conhecimento sobre o uso de ferramentas de inteligência artificial. Na presente seção, procura-se refletir sobre elas, propondo reflexões que surgiram com base nas discussões por meio das perguntas norteadoras de pesquisa, da fundamentação teórica e da RSL.

Tomando como base o modelo de Engel, Kollat e Blackwell (1968) e de Engel, Blackwell e Miniard (2005), os resultados encontrados na pesquisa qualitativa podem servir como elo condutor para a construção da adaptação dos modelos para o uso de inteligência artificial no processo de decisão de compra. A adaptação do modelo (Figura 10) sugere que a IA pode auxiliar o consumidor durante todas as etapas da sua jornada da compra, isto é, reconhecimento de necessidade, consideração inicial, avaliação das alternativas, decisão de compra e comportamento pós-compra, passando por diferentes etapas e desafios na sua jornada.

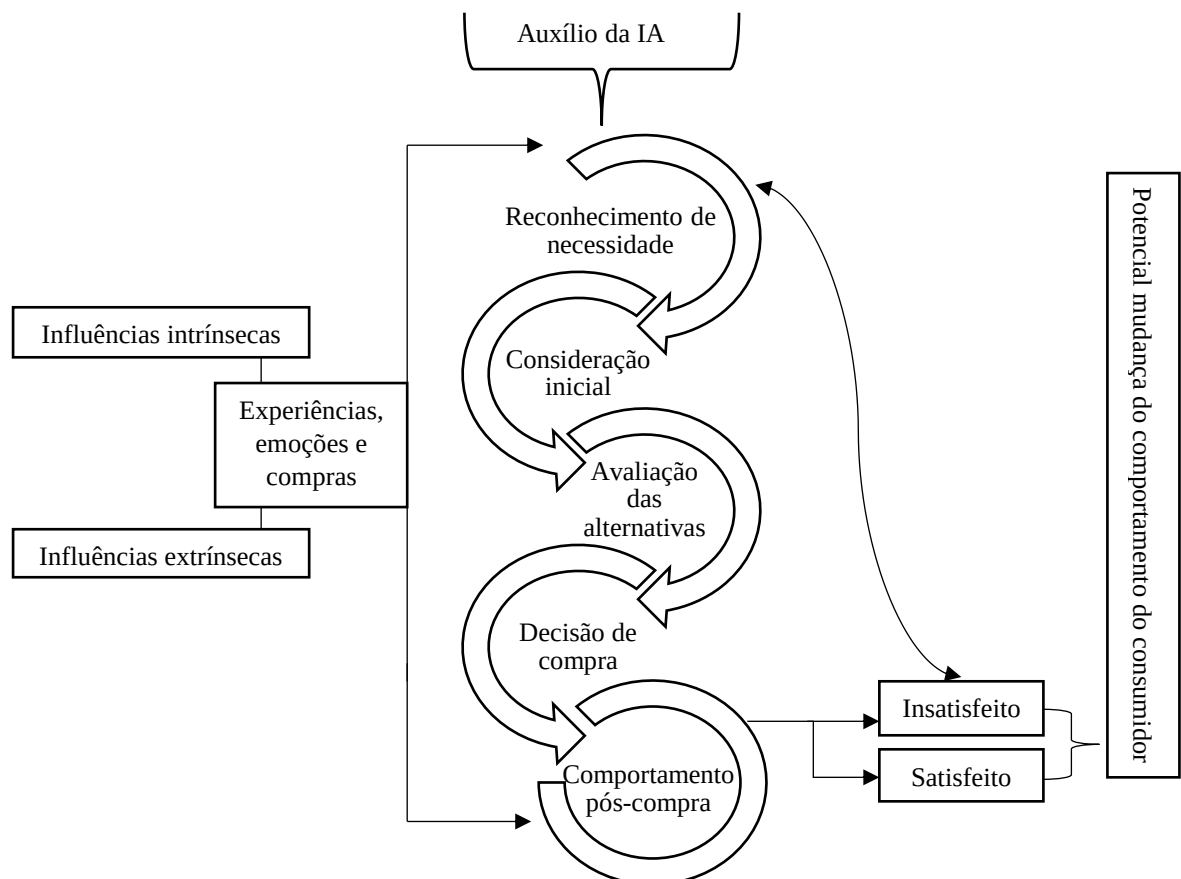
Na fase de reconhecimento da necessidade, o consumidor pode ter uma necessidade a ser suprida e, por isso, poderá iniciar uma interação intencionalmente. Em contraste, um indivíduo pode entrar no processo sem qualquer intenção de compra, sendo levado a identificar uma nova necessidade devido à IA, por meio de recomendações, emoções, como também por influência intrínsecas e extrínsecas.

No comportamento pós-compra, o consumidor após testar o bem ou o serviço, avalia o seu grau de satisfação com relação às suas expectativas, podendo fidelizar o usuário ou fazer ele novamente voltar para fase de reconhecimento de necessidade ou avaliação de alternativas.

Desse modo, o consumidor passa por diversos desafios. Na fase de reconhecimento de necessidade, o desafio do consumidor é identificar e estar ciente da sua necessidade de compra. Na consideração inicial, é obter informações que vai ajudá-lo no processo de compra; além disso, há a questão da acessibilidade e precisão da informação recebida. Na etapa de avaliação das alternativas, busca-se comparar as opções disponíveis, observar a cobertura dessas informações, bem como a confiança e segurança delas. Ao tomar uma decisão de compra, o

consumidor desafia o processo de negociação na pré-compra e pagamento na compra. Por fim, na fase do comportamento pós-compra, o sujeito deve observar o suporte de relacionamento.

Figura 10 – Modelo de Engel, Kollat e Blackwell (1968) aplicado a IA



Fonte: Adaptado de Engel, Kollat e Blackwell (1968); Engel, Blackwell e Miniard (2005).

4.2 RESULTADOS DA PESQUISA QUANTITATIVA

4.2.1 Análise exploratória preliminar

Para análise dos dados obtidos pelo questionário (Apêndice F), foram usadas técnicas estatísticas que permitissem inferências e proporcionassem confiabilidade nos resultados. Sendo assim, iniciou-se com a descrição da amostra examinada, não atentando para a classificação dos indivíduos nos estágios de mudança comportamental. Desse modo, a análise descritiva dessa pesquisa compreende o perfil dos respondentes, abrangendo: idade, estado civil, escolaridade, gênero, região onde mora e renda familiar.

A Tabela 2 mostra o perfil sociodemográfico dos 414 participantes da pesquisa considerados aptos para o papel de respondente. Na Tabela 2, são expostos os dados referentes às variáveis “idade”, “estado civil”, “escolaridade”, “gênero”, “região” e “renda familiar”. Foi identificado que 55,6% dos respondentes afirmaram possuir entre 26 e 34 anos, 22,7% afirmaram possuir entre 35 e 54 anos, 19,6% afirmaram ter entre 18 e 25 anos, enquanto 2,2% mais de 55 anos (Painel 1).

Em relação ao estado civil (Painel 2), 65,7% dos respondentes se dizem solteiros, 29,7% casados ou com união estável e 4,6% divorciado ou separado. O Painel 3 mostra que os sujeitos possuem, em sua maioria, um alto grau de escolaridade, isso é, 45,9% possuem pós-graduação, seguido por 35% com ensino superior. Os percentuais de pesquisados com ensino médio foram 18,4% e com menor percentual, representando apenas 0,7% são os respondentes que possuem ensino fundamental completo.

Analisando os dados, foi identificado (Painel 4) que a maioria dos respondentes é do gênero masculino, com 51,2%, e os respondentes do gênero feminino corresponderam a 46,6%. O gênero não binário obteve 2,2% da amostra. Quanto à região de moradia (Painel 5), os resultados indicaram que 48,6% residem na região Nordeste, 31,2% no Sudeste, 10,9% no Sul, 5,1% no Centro-oeste e, por fim, 4,3% dos respondentes afirmam morar na região Norte do país.

De acordo com os dados da pesquisa sobre a variável “renda” (Painel 6), constatou-se que 40,6% dos respondentes possuem uma renda familiar acima de R\$ 5.000,00. Em seguida, para 32,9% dos pesquisados, a renda familiar apresentada varia de R\$ 1.000,00 até R\$ 3.000,00. O intervalo de renda acima de R\$ 3.000,00 até R\$ 5.000,00 ficou em terceiro lugar, com 23,7% das respostas. Por fim, 2,9% dos sujeitos possuem uma renda familiar de até R\$ 1.000,00.

Tabela 2 – Amostra por idade, estado civil, escolaridade, gênero, região e renda familiar

Painel 1 - Distribuição da amostra por idade		
Idade	Frequência	Porcentagem
18-25	81	19,6%
26-34	230	55,6%
35-54	94	22,7%
55+	9	2,2%
Total	414	100%
Painel 2 - Distribuição da amostra por estado civil		
Estado Civil	Frequência	Porcentagem
Solteiro	272	65,7%

Casado/União Estável	123	29,7%
Divorciado/Separado	19	4,6%
Total	414	100%

Painel 3 - Distribuição da amostra por escolaridade

Escolaridade	Frequência	Porcentagem
Ensino Fundamental	3	0,7%
Ensino Médio	76	18,4%
Ensino Superior	145	35,0%
Pós-Graduação	190	45,9%
Total	414	100%

Painel 4 - Distribuição da amostra por gênero

Gênero	Frequência	Porcentagem
Feminino	193	46,6%
Masculino	212	51,2%
Não Binário	9	2,2%
Total	414	100%

Painel 5 - Distribuição da amostra por região

Região	Frequência	Porcentagem
Nordeste	201	48,6%
Sudeste	129	31,2%
Sul	45	10,9%
Centro-oeste	21	5,1%
Norte	18	4,3%
Total	414	100%

Painel 6 - Distribuição da amostra por renda familiar

Renda Familiar	Frequência	Porcentagem
Até R\$1.000,00	12	2,9%
Acima de R\$1.000,00 até R\$3.000,00	136	32,9%
Acima de R\$3.000,00 até R\$5.000,00	98	23,7%
Acima de R\$5.000,00	168	40,6%
Total	414	100%

Fonte: Dados de pesquisa (2023).

4.2.2 Análise descritiva dos construtos

A seguir, serão mostradas as análises descritivas das medidas de cada um dos construtos utilizados neste estudo, sendo esses: Influência Social, Motivação Hedônica, Antropomorfismo,

Resistência, Expectativa de desempenho, Expectativa de esforço, Emoção, Disposição em aceitar o uso de ferramentas de IA no processo de compra e Objeção em aceitar o uso de ferramentas de IA no processo de compra. Serão evidenciadas as medidas descritivas como a média, desvio padrão, assimetria e curtose.

Ao analisar a média, medida de posição, adotou-se como padrão que 3,5 seria o ponto médio. Dessa forma, valores de 0 a 2 seriam considerados baixos e de 5 a 7 seriam índices elevados. Ao analisar a média da Tabela 3, observa-se que, nos painéis 1, 2 e 8, todos os valores foram considerados altos, por serem acima de cinco, sugerindo uma tendência à concordância dos respondentes sobre as afirmativas que compõem esses construtos. Já os painéis 4, 5, 6, 7 e 9 apresentaram valores de moderados para altos, pois tiveram médias que variaram entre 3,630 e 5,500. Por fim, o painel 3, foi o que apresentou as menores médias, variando de 2,039 e 3,080.

Com relação às medidas de dispersão, índices de desvio-padrão abaixo de 2 são considerados uma dispersão baixa, enquanto que, entre 2 e 3, uma dispersão moderada e índices acima de 3 são considerados altas. Ao analisar os painéis da Tabela 3, observa-se que o painel 1, 2, 3, 4, 5, 7 e 8 apresentam em todas as variáveis um desvio padrão com baixa dispersão de dados, isto é, inferior a 2. Já o painel 6 apresenta uma dispersão moderada, isto é, um desvio padrão entre 2 e 3, pois uma das variáveis apresenta valores de 1,9818 e as outras duas de 2,0491 e 2,0623. Por fim, o painel 9, das quatro variáveis, apenas uma apresentou um desvio padrão moderado de 2,0180 e as outras variáveis demonstram que os dados possuem uma baixa dispersão.

Quanto às medidas de formato, isso é, a assimetria e a curtose, para análise da indicação de normalidade, os coeficientes adotados devem variar de -1 a +1. Sendo assim, em relação à normalidade, observa-se na Tabela 3 que metade dos itens estão dentro dos padrões (-1 e +1) próximos da normalidade, isso é, as variáveis IS2, AN1, DA2, OA1, OA2, OA3 e todo o painel 4, 5 e 7. Os demais itens estão fora dos padrões de normalidade, seja devido à assimetria, curtose ou ambas. Assim, observa-se que há indicativos de que boa parte dos dados obtidos provavelmente não seguem uma distribuição normal.

Tabela 3 – Análise descritiva dos construtos do estudo

Painel 1 - Construto “Influência Social”					
Variáveis	Itens da escala	Média	DP	Assimetria	Curtose
IS1	O uso de ferramentas de inteligência artificial é valorizado no meu círculo familiar e de amigos	5,461	1,5301	-1,141	0,742

IS2	As pessoas ao redor, me estimulam a usar ferramentas de inteligência artificial	5,099	1,7194	-0,935	-0,132
IS3	Acho que as ferramentas de IA estão na moda	6,191	1,0391	-1,820	5,314
IS4	Passo uma imagem mais profissional para a sociedade ao usar ferramentas de inteligência artificial	5,710	1,2805	-1,267	2,011

Painel 2 - Construto “Motivação hedônica”

Variáveis	Itens da escala	Média	DP	Assimetria	Curtose
MH1	É divertido interagir com dispositivos de IA	5,978	1,1611	-1,366	2,151
MH2	A interação com uma IA é agradável	5,635	1,2869	-1,042	1,015
MH3	Me sinto distraído usando as ferramentas de IA	5,517	1,5955	-1,163	0,820

Painel 3 - Construto “Antropomorfismo”

Variáveis	Itens da escala	Média	DP	Assimetria	Curtose
AN1	Os dispositivos de IA possuem mente própria	3,080	1,9942	0,595	-0,894
AN2	Os dispositivos de IA tem consciência	2,331	1,8915	1,322	0,573
AN3	Os dispositivos de IA possuem livre arbítrio	2,147	1,8080	1,543	1,207
AN4	Os dispositivos de IA possuem emoções	2,039	1,8196	1,757	1,824

Painel 4 - Construto “Resistência”

Variáveis	Itens da escala	Média	DP	Assimetria	Curtose
RE1	Os dispositivos de IA são simples de aprender	4,964	1,6069	-0,620	-0,190
RE2	É fácil interagir com ferramentas de IA	5,099	1,5030	-0,608	-0,171
RE3	Os dispositivos de IA são simples de utilizar	5,258	1,3684	-0,492	-0,429
RE4	Quando uso ferramentas de IA não tenho dúvidas e me sinto confiante	4,903	1,5747	-0,539	-0,231

Painel 5 - Construto “Expectativa de desempenho”

Variáveis	Itens da escala	Média	DP	Assimetria	Curtose
ED1	Minha produtividade aumenta quando utilizo ferramentas de IA	4,848	1,7013	-0,472	-0,516
ED2	Encontro bens e serviços úteis para utilizar no meu cotidiano através das ferramentas de IA	4,986	1,7549	-0,729	-0,286
ED3	Dispositivos de IA são mais precisos e com menos erros do que humanos	4,768	1,6973	-0,532	-0,346
ED4	As informações fornecidas pelos dispositivos de IA são mais consistentes do que as passadas por seres humanos	4,691	1,6992	-0,300	-0,798

Painel 6 - Construto “Expectativa de esforço”

Variáveis	Itens da escala	Média	DP	Assimetria	Curtose
EE1	Usar dispositivos de IA consome muito do meu tempo	3,824	2,0491	0,117	-1,238

EE2	É difícil entender e usar ferramentas de IA para realizar compras on-line	3,891	1,9818	0,127	-1,176
EE3	Demoro muito para aprender a interagir com dispositivos de IA	3,630	2,0623	0,347	-1,202

Painel 7 - Construto “Emoção”

Variáveis	Itens da escala	Média	DP	Assimetria	Curtose
EM1	Entediado-relaxado	4,896	1,8003	-0,717	-0,288
EM2	Melancólico-contente	4,981	1,7795	-0,678	-0,395
EM3	Desesperançoso-esperançoso	4,751	1,8643	-0,522	-0,708
EM4	Insatisfeito-satisfeito	5,188	1,7832	-0,925	-0,105
EM5	Não contente-Contente	4,949	1,8672	-0,738	-0,473

Painel 8 - Construto “Disposição em aceitar o uso de ferramentas de IA no processo de compra”

Variáveis	Itens da escala	Média	DP	Assimetria	Curtose
DA1	Estou disposto em receber em minha residência e testar um produto recomendado por uma IA	5,787	1,4952	-1,205	0,814
DA2	Os recursos das ferramentas de IA me ajudam a avaliar melhor os bens e serviços	5,630	1,4434	-0,971	0,294
DA3	Estou mais sugestivo a interagir/usar cada vez mais ferramentas de IA	5,560	1,4464	-1,006	0,552
DA4	Concluir tarefas do cotidiano com ferramentas de IA facilita minha vida	5,643	1,4606	-1,045	0,570

Painel 9 - Construto “Objeção em aceitar o uso de ferramentas de IA no processo de compra”

Variáveis	Itens da escala	Média	DP	Assimetria	Curtose
OA1	Acredito que as informações processadas por uma IA são pouco humanizadas	5,353	1,5091	-0,707	-0,219
OA2	Ao realizar uma compra prefiro contato humano do que com uma IA	5,258	1,7805	-0,816	-0,377
OA3	Preciso sentir emoções ao realizar uma compra on-line	4,739	2,0180	-0,530	-0,973
OA4	Fico preocupado que as ferramentas de IA colete muitas informações sobre mim	5,500	1,5650	-1,036	0,405

Fonte: Dados de pesquisa (2023).

4.2.3 Análise de normalidade

Com finalidade de averiguar se os dados seguem alguma distribuição normal teórica, realizaram-se testes não paramétricos, isso é, foram executados os testes de Kolmogorov-Smirnov e ShapiroWilk. As hipóteses testadas são: H0: a amostra dos dados segue uma

distribuição normal e H1: a amostra dos dados não seguem uma distribuição normal. Ao visualizar os resultados na Tabela 4, percebe-se que, ao analisar os testes de Kolmogorov-Smirnov e de Shapiro-Wilk que rejeita-se a hipótese nula de que os dados seguem uma distribuição normal em nenhum dos construtos. Sendo assim, não foram utilizados métodos de estimação com verossimilhança, pois os dados não possuem distribuições normais.

Tabela 4 – Testes de Normalidade de Kolmogorov-Smirnov e Shapiro-Wilk

Itens	Kolmogorov-Smirnov		Shapiro-Wilk	
	Estatística	Sig.	Estatística	Sig.
IS1	0,225	0,000	0,843	0,000
IS2	0,235	0,000	0,853	0,000
IS3	0,282	0,000	0,736	0,000
IS4	0,208	0,000	0,836	0,000
MH1	0,230	0,000	0,803	0,000
MH2	0,228	0,000	0,862	0,000
MH3	0,218	0,000	0,832	0,000
AN1	0,201	0,000	0,867	0,000
AN2	0,315	0,000	0,723	0,000
AN3	0,341	0,000	0,679	0,000
AN4	0,366	0,000	0,623	0,000
RE1	0,164	0,000	0,914	0,000
RE2	0,167	0,000	0,914	0,000
RE3	0,162	0,000	0,911	0,000
RE4	0,160	0,000	0,922	0,000
ED1	0,145	0,000	0,915	0,000
ED2	0,172	0,000	0,888	0,000
ED3	0,190	0,000	0,909	0,000
ED4	0,133	0,000	0,928	0,000
EE1	0,125	0,000	0,910	0,000
EE2	0,134	0,000	0,919	0,000
EE3	0,172	0,000	0,894	0,000
EM1	0,178	0,000	0,889	0,000
EM2	0,159	0,000	0,892	0,000
EM3	0,152	0,000	0,904	0,000
EM4	0,224	0,000	0,856	0,000
EM5	0,184	0,000	0,878	0,000
DA1	0,267	0,000	0,793	0,000
DA2	0,222	0,000	0,846	0,000
DA3	0,221	0,000	0,857	0,000
DA4	0,213	0,000	0,839	0,000
OA1	0,168	0,000	0,885	0,000

OA2	0,222	0,000	0,853	0,000
OA3	0,188	0,000	0,881	0,000
OA4	0,203	0,000	0,846	0,000

Fonte: Dados de pesquisa (2023).

4.2.4 Análise do modelo de mensuração e teste das hipóteses

Para verificar a consistência interna do modelo, utilizou-se o índice Alfa de Cronbach. Considera-se como orientação aceitável coeficientes acima de 0,7 (HAIR JR. *et al.*, 2019). Foram avaliados o Alfa de Cronbach do modelo geral e de cada um dos construtos. Ao analisar a consistência do modelo geral, observa-se na Tabela 5 uma excelente confiabilidade, visto que ultrapassou os 0,900. Analisando os construtos, percebe-se que todos obtiveram coeficientes acima de 0,7, apresentando uma boa adequação do modelo.

Tabela 5 – Testes de consistência interna e confiabilidade geral

Construtos	Alfa de Cronbach	Alfa de Cronbach Padronizado
IS	0,714	0,704
MH	0,713	0,729
AN	0,825	0,828
RE	0,758	0,764
ED	0,824	0,824
EE	0,780	0,780
EM	0,905	0,905
DA	0,788	0,790
OA	0,711	0,713
Geral	0,908	0,908

Fonte: Dados de pesquisa (2023).

4.2.4.1 Análise Fatorial Exploratória

Após a verificação da confiabilidade, foi realizada uma análise confirmatória do modelo, através da Análise Fatorial Exploratória (AFE) com propósito de avaliar o instrumento e os itens das escalas. Os parâmetros utilizados são os sugeridos por Hair Jr. *et al.* (2019), o qual afirma que, no teste Kaiser-Meyer-Olkin (KMO), valores acima de 0,5 são considerados aceitáveis, enquanto no teste de esfericidade de Barlett, que analisa a significância estatística do χ^2 (qui-quadrado), para ser considerado significativo, o p-valor deve ser menor ou igual a 0,05. Os resultados da AFE estão na Tabela 6.

Tabela 6 – Testes de KMO e Bartlett

Medida Kaiser-Meyer-Olkin de adequação de amostragem		0,856
Teste de esfericidade de Bartlett	Aprox. Qui-quadrado	6626,396
	Df	595
	Sig.	0,000

Fonte: Dados de pesquisa (2023).

Conforme os resultados mostrados na Tabela 6, percebe-se que a amostra é adequada para o teste, uma vez que o índice KMO foi considerado bom (0,856), pois está acima do parâmetro adotado. Além disso, ao visualizar teste de esfericidade de Barlett, nota-se que a matriz de covariância é aceitável para a AFE, já que sua significância foi menor que 0,05.

De acordo com Hair Jr. *et al.* (2019), os itens com cargas fatoriais menores do que 0,50 ou comunalidades menores que 0,25 devem ser excluídas dos construtos. Os resultados das comunalidades estão demonstrados na Tabela 7, sendo possível perceber que todos os itens possuem um valor adequado, isso é, acima do valor de referência (0,25).

Tabela 7 – Resultados das comunalidades após extração dos itens

Itens	Extração	Itens	Extração	Itens	Extração	Itens	Extração	Itens	Extração
IS1	0,602	AN1	0,500	RE4	0,523	EE3	0,753	DA2	0,722
IS2	0,570	AN2	0,795	ED1	0,650	EM1	0,733	DA3	0,635
IS3	0,301	AN3	0,795	ED2	0,685	EM2	0,728	DA4	0,698
IS4	0,462	AN4	0,624	ED3	0,698	EM3	0,648	OA1	0,607
MH1	0,503	RE1	0,488	ED4	0,603	EM4	0,760	OA2	0,663
MH2	0,570	RE2	0,633	EE1	0,587	EM5	0,820	OA3	0,553
MH3	0,471	RE3	0,745	EE2	0,735	DA1	0,493	OA4	0,488

Fonte: Dados de pesquisa (2023).

Além disso, verificou-se a matriz de componente rotativa, com finalidade de identificar a relação entre as variáveis observáveis e os componentes rotativos. De acordo com os pressupostos de Hair Jr. *et al.* (2019), todos os itens expostos na Tabela 8 possuem cargas fatoriais acima de 0,50. Além disso, percebe-se que a matriz extraiu oito fatores, sugerindo uma forte correlação entre os construtos IS e MH. Sendo assim, os itens das escalas estão adequados para a efetivação da pesquisa, pois tiveram uma boa adequação para o contexto estudado.

Tabela 8 – Matriz de componente rotativa

Itens	Componente							
	1	2	3	4	5	6	7	8
IS1		0,704						
IS2		0,668						
IS3		0,503						
IS4		0,611						
MH1		0,601						
MH2		0,702						
MH3		0,617						
AN1				0,638				
AN2				0,849				
AN3				0,838				
AN4				0,684				
RE1						0,630		
RE2						0,711		
RE3						0,814		
RE4						0,601		
ED1			0,707					
ED2			0,768					
ED3			0,765					
ED4			0,688					
EE1								0,602
EE2								0,807
EE3								0,812
EM1	0,801							
EM2	0,807							
EM3	0,748							
EM4	0,835							
EM5	0,864							
DA1					0,625			
DA2					0,783			
DA3					0,729			
DA4					0,773			
OA1							0,750	
OA2							0,801	
OA3							0,641	
OA4							0,585	

Fonte: Dados de pesquisa (2023).

A Tabela 9 apresenta a variância total explicada de cada construto, avaliada pelo percentual de variância total absorvida por cada um dos fatores indicados. Quanto maior esse

percentual, melhor o item explica esse grupo de fatores. Os resultados de cada um dos fatores ficaram dentro dos parâmetros de referência que é acima de 50% (HAIR JR. *et al.*, 2019).

Tabela 9 – Variância total explicada

Construtos	Variância total explicada
IS	53,89%
MH	65,02%
NA	66,60%
RE	58,84%
ED	69,51%
EE	69,53%
EM	76,49%
DA	61,85%
AO	59,11%

Fonte: Dados de pesquisa (2023).

4.2.4.2 Modelagem de Equações Estruturais

Com a finalidade de avaliar o modelo teórico proposto nesta tese, aplicou-se a modelagem de equações estruturais por meio da estratégia de modelagem confirmatória, através da especificação e utilização do modelo AIDUA com acréscimo de um construto do modelo IRT. Para realização dessa análise, utilizou-se o Software AMOS (*Analysis of Moment Structures*) na versão 22. A MEE permite avaliar as relações entre o comportamento do consumidor e o uso de ferramentas de inteligência artificial no processo de compra.

Para realização da MEE, seguiram-se os passos propostos por Hair Jr. *et al.* (2019), isso é, da idealização do modelo teórico inicial à obtenção do modelo final. Desse modo, a primeira etapa, a qual é o desenvolvimento e a escolha do modelo teórico a ser testado e validado, está apresentado na metodologia, com o referencial teórico que fundamentou a formulação das hipóteses.

Sendo assim, para a análise do modelo, seguiram-se os pressupostos da MEE, isso é, análise das medidas de ajuste do modelo através dos índices de qualidade, os valores do coeficiente padronizado beta de regressão (β), os coeficientes de determinação (R^2) e, por fim, o sentido teórico da sua proposição com base nas hipóteses e interpretação do modelo (HAIR JR. *et al.*, 2019).

Nesse sentido, primeiramente, como mostrado na Tabela 10, foi analisado o 1º modelo sem as variáveis excluídas e, posteriormente, o 2º modelo que é o ajustado, de acordo com as sugestões da análise confirmatória. Ressalta-se que o modelo teórico foi desconsiderado, pois,

com base na pesquisa qualitativa, seria necessário acrescentar um novo construto, devido à adaptação da pesquisa aos consumidores brasileiros.

Tabela 10 – Modelos, análise, construto e suas variáveis consideradas

Modelo	Análise	Construto	Variáveis consideradas
Modelo Teórico	Não analisado, pois		
AIDUA	sofreu alteração após pesquisa qualitativa	-	-
1º Modelo	Sim	Influência Social	IS1, IS2, IS3, IS4
		Motivação hedônica	MH1, MH2, MH3
		Antropomorfismo	AN1, AN2, AN3, AN4
		Resistência	RE1, RE2, RE3, RE4
		Expectativa de desempenho	ED1, ED2, ED3, ED4
		Expectativa de esforço	EE1, EE2, EE3
		Emoção	EM1, EM2, EM3, EM4, EM5
		Disposição em aceitar o uso de ferramentas de IA no processo de compra	DA1, DA2, DA3, DA4
		Objeção em aceitar o uso de ferramentas de IA no processo de compra	OA1, OA2, OA3, OA4
2º Modelo	Sim	Influência Social	IS1, IS2, IS3, IS4
		Motivação hedônica	MH1, MH2, MH3
		Antropomorfismo	AN1, AN2, AN3, AN4
		Resistência	RE1, RE2, RE3, RE4
		Expectativa de desempenho	ED1, ED3, ED4
		Expectativa de esforço	EE1, EE2, EE3
		Emoção	EM1, EM3, EM5
		Disposição em aceitar o uso de ferramentas de IA no processo de compra	DA1, DA2, DA3, DA4
		Objeção em aceitar o uso de ferramentas de IA no processo de compra	OA1, OA2, OA3, OA4

Fonte: Dados de pesquisa (2023).

4.2.4.2.1 1º Modelo: análise fatorial confirmatória a partir da AFE

Após a execução da primeira proposta do modelo, que foi criada e ajustada após a análise fatorial exploratória, verificou-se que o modelo estrutural não atendeu aos critérios de aceitabilidade das medidas de qualidade do ajuste, uma vez que nenhum índice alcançou valores considerados ideais de acordo com a literatura. O qui-quadrado (4,904) foi acima do ideal, que deveria variar entre um e três; o GFI (0,702) e o AGFI (0,660) também não atenderam aos parâmetros aceitáveis pela literatura, em que se exigem valores iguais ou acima de 0,90 e 0,80, respectivamente. Com relação ao RMSEA (0,097), seu resultado também não atendeu ao parâmetro de um bom ajuste (valor menor ou igual a 0,05). Além disso, o índice TLI (0,628), NFI (0,604) e o CFI (0,655) também não atenderam aos pressupostos indicados pela literatura (0,90) para esses índices. Deste modo, optou-se por utilizar os índices de modificação sugeridos pelo software para realização dos ajustes necessários.

As primeiras alterações, como mostrado na Tabela 10 para o novo modelo ajustado, foi a exclusão dos itens ED2, EM2 e EM4, uma vez que foi constatado que eles não colaboravam para a explicação dos seus respectivos construtos. Posteriormente, foram examinados os índices de modificação sugeridos, em que se constatou as covariâncias entre itens em cada construto, sendo necessário realizar ligações entre as covariâncias dos erros, com finalidade de se obter um modelo com um bom ajuste (MARÔCO, 2010).

4.2.4.2.2 2º Modelo: análise fatorial confirmatória do modelo ajustado a partir da AFE

Considera-se que esse é o modelo ajustado ou modelo final, uma vez que passou por um refinamento após a análise confirmatória e verificação através da unidimensionalidade e confiabilidade dos construtos através da AFE, com rotação ortogonal pelo varimax e alfa de cronbach (HAIR JR. *et al.*, 2019), apresentando coeficientes acima de 0,8 para todos os construtos. Além disso, como apresentado na Tabela 11, analisaram-se as cargas não padronizadas do modelo. De acordo com Marôco (2010), é necessário observar se o *Critical Ratio* (C.R.) são superiores a 2,58. Como pode ser observado, todos os valores são significativos ($p < 0,05$) e estão com o C.R de acordo com os valores ideais, isso é, apresentam valores superiores a 2,58.

Tabela 11 – Estimativas não padronizadas do modelo final

	Estimate	S.E.	C.R.	P
IS1 <--- Influência Social	1			
IS2 <--- Influência Social	1,030	0,082	12,495	***
IS3 <--- Influência Social	0,341	0,054	6,277	***
IS4 <--- Influência Social	0,698	0,075	9,295	***
MH3 <--- Motivação hedônica	1			
MH2 <--- Motivação hedônica	1,226	0,118	10,407	***
MH1 <--- Motivação hedônica	1,496	0,177	8,468	***
AN1 <--- Antropomorfismo	1			
AN2 <--- Antropomorfismo	0,874	0,155	5,643	***
AN3 <--- Antropomorfismo	0,840	0,150	5,598	***
AN4 <--- Antropomorfismo	1,247	0,285	4,377	***
RE1 <--- Resistência	1			
RE2 <--- Resistência	1,295	0,272	4,767	***
RE3 <--- Resistência	0,695	0,172	4,042	***
RE4 <--- Resistência	1,247	0,285	4,377	***
ED1 <--- Expectativa de desempenho	1			
ED3 <--- Expectativa de desempenho	0,960	0,110	8,692	***
ED4 <--- Expectativa de desempenho	0,858	0,115	7,473	***
EE1 <--- Expectativa de esforço	1			
EE2 <--- Expectativa de esforço	0,825	0,105	7,855	***
EE3 <--- Expectativa de esforço	0,856	0,107	8,028	***
EM1 <--- Emoção	1			
EM3 <--- Emoção	1,048	0,142	7,398	***
EM5 <--- Emoção	1,056	0,099	10,692	***
DA1 --- Disposição em aceitar o uso de ferramentas de IA no processo de compra	1			
DA2 <--- Disposição em aceitar o uso de ferramentas de IA no processo de compra	1,434	0,294	4,878	***
DA3 <--- Disposição em aceitar o uso de ferramentas de IA no processo de compra	1,470	0,281	5,230	***
DA4 <--- Disposição em aceitar o uso de ferramentas de IA no processo de compra	1,398	0,303	4,612	***
OA1 <--- Objeção em aceitar o uso de ferramentas de IA no processo de compra	1			
OA2 <--- Objeção em aceitar o uso de ferramentas de IA no processo de compra	1,021	0,272	3,754	***
OA3 <--- Objeção em aceitar o uso de ferramentas de IA no processo de compra	1,705	0,413	4,129	***

OA4 <--- Objeção em aceitar o uso de ferramentas de IA no processo de compra	0,952	0,284	3,354	***
--	-------	-------	-------	-----

Fonte: Dados de pesquisa (2023).

Na Tabela 12, são expostas as cargas padronizadas, podendo ser possível averiguar que todas as cargas são aceitáveis, pois são positivas, sendo assim, os itens são adequados para seus respectivos construtos.

Tabela 12 – Cargas padronizadas

	Estimate		Estimate
IS1 <--- Influência Social	0,753	ED3 <--- Expectativa de desempenho	0,515
IS2 <--- Influência Social	0,690	ED4 <--- Expectativa de desempenho	0,456
IS3 <--- Influência Social	0,378	EE1 <--- Expectativa de esforço	0,498
IS4 <--- Influência Social	0,628	EE2 <--- Expectativa de esforço	0,419
MH1 <--- Motivação hedônica	0,723	EE3 <--- Expectativa de esforço	0,418
MH2 <--- Motivação hedônica	0,800	EM1 <--- Emoção	0,413
MH3 <--- Motivação hedônica	0,787	EM3 <--- Emoção	0,418
AN1 <--- Antropomorfismo	0,723	EM5 <--- Emoção	0,421
AN2 <--- Antropomorfismo	0,666	DA1 --- Disposição em aceitar o uso de ferramentas de IA no processo de compra	0,279
AN3 <--- Antropomorfismo	0,670	DA2 <--- Disposição em aceitar o uso de ferramentas de IA no processo de compra	0,420
AN4 <--- Antropomorfismo	0,913	DA3 <--- Disposição em aceitar o uso de ferramentas de IA no processo de compra	0,430
RE1 <--- Resistência	0,331	DA4 <--- Disposição em aceitar o uso de ferramentas de IA no processo de compra	0,404
RE2 <--- Resistência	0,458	OA1 <--- Objeção em aceitar o uso de ferramentas de IA no processo de compra	0,241
RE3 <--- Resistência	0,270	OA2 <--- Objeção em aceitar o uso de ferramentas de IA no processo de compra	0,208
RE4 <--- Resistência	0,421	OA3 <--- Objeção em aceitar o uso de ferramentas de IA no processo de compra	0,309
ED1 <--- Expectativa de desempenho	0,537	OA4 <--- Objeção em aceitar o uso de ferramentas de IA no processo de compra	0,221

Fonte: Dados de pesquisa (2023).

No que se refere ao ajustamento do modelo, os parâmetros foram propostos na literatura (KLINE, 2011; MALHOTRA *et al.*, 2014; HAIR JR. *et al.*, 2019) e estão especificados na Tabela 13.

Tabela 13 – Índices de qualidade do ajuste

Ajuste	Indicadores	Literatura (KLINE, 2011; MALHOTRA <i>et al.</i> , 2014; HAIR JR. <i>et al.</i> , 2019)	Coefficientes
Ajuste Absoluto	Qui-quadrado (χ^2/gl)	Entre 1 e 3	1,802
	<i>Goodness of Fit</i> (GFI)	$\geq 0,90$	0,902
	<i>Adjusted Goodness of Fit</i> (AGFI)	$\geq 0,80$	0,876
	<i>Root Mean Square Error of Approximation</i> (RMSEA)	$\leq 0,05$	0,044
Ajuste Incremental	<i>Tucker-Lewis Index</i> (TLI)	$> 0,90$	0,921
	<i>Normed Fit Index</i> (NFI)	$> 0,90$	0,863
Ajuste Parcimonioso	<i>Comparative Fit Index</i> (CFI)	$\geq 0,90$	0,933

Fonte: Dados de pesquisa (2023).

Ao analisar os resultados dos índices de qualidade do ajuste na Tabela 13, constata-se que o modelo estrutural atendeu aos parâmetros de aceitabilidade das medidas de ajuste, isso é, ajuste absoluto, incremental e parcimonioso. Conforme os parâmetros de ajuste absoluto, o resultado para o Qui-quadrado (1,802) atende aos parâmetros que deve variar entre um e três. Já o GFI (0,902) e o AGFI (0,876) atenderam aos parâmetros aceitáveis pela literatura, em que se exigem valores iguais ou acima de 0,90 e 0,80, respectivamente. Com relação ao RMSEA (0,044), seu resultado também atendeu ao parâmetro de um bom ajuste (valor menor ou igual a 0,05).

No que diz respeito ao ajuste incremental, o índice TLI (0,921) apresentou um ótimo resultado, estando acima do recomendável pela literatura (0,90). Já o índice NFI (0,863) apresentou um resultado ligeiramente abaixo do recomendável. No entanto, esse número não apresenta um valor significativamente menor que o aceito pela literatura (0,90). Por fim, o ajuste parcimonioso do CFI (0,933) também confirma um bom ajuste, uma vez que o recomendado pela literatura é que esse índice seja maior ou igual a 0,90. De acordo com Kline (2011), para que um modelo seja considerado satisfatório, é recomendado que se tenha pelo menos três indicadores com valores acima do parâmetro.

Após a verificação dos índices de ajustamento, analisou-se o teste de hipóteses através da averiguação da significância dos coeficientes de regressão estimados para cada equação estrutural definida pela relação das variáveis latentes do modelo estrutural (HAIR JR. *et al.*, 2019). A Tabela 14 expõe os resultados em relação às hipóteses, através do coeficiente, nível de significância e aceite ou refuta da hipótese.

Tabela 14 – Resultados em relação às hipóteses

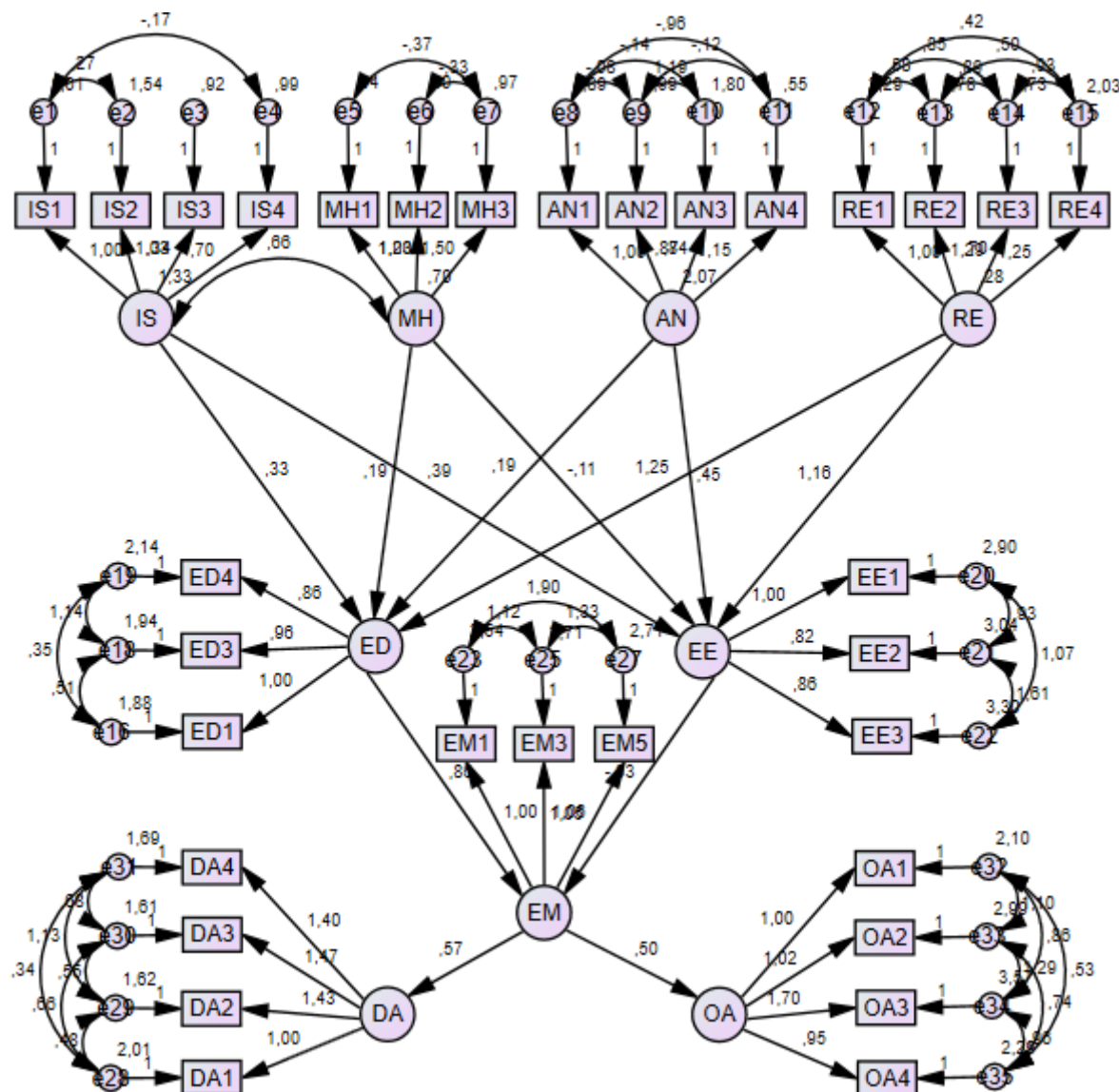
Hipóteses	Caminho estrutural	Coefficiente padronizado (β)	p-valor	Resultado
H1	IS → ED	0,331	0,000	Aceita
H2	IS → EE	0,393	0,004	Aceita
H3	MH → ED	0,187	0,077	Aceita
H4	MH → EE	-0,106	0,507	Refutada
H5	AN → ED	0,187	0,000	Aceita
H6	AN → EE	0,449	0,000	Aceita
H7	RE → ED	1,245	0,000	Aceita
H8	RE → EE	1,157	0,000	Aceita
H9	ED → EM	0,859	0,000	Aceita
H10	EE → EM	-0,030	0,833	Refutada
H11	EM → DA	0,568	0,000	Aceita
H12	EM → AO	0,131	0,000	Aceita

Fonte: Dados de pesquisa (2023).

Com a validação do modelo quanto às medidas de ajuste, submeteu-se o modelo estrutural para a avaliação do teste de hipóteses, para um nível de significância de 5%. Os resultados dos testes de hipóteses se encontram na Tabela 14, com suas indicações de aceitação ou rejeição das hipóteses propostas. Constata-se que apenas as hipóteses H4 e H10 não foram aceitas. Sendo assim, infere-se que a influência social está positivamente relacionada à expectativa de desempenho percebida das ferramentas de IA (H1), que a influência social está negativamente relacionada à expectativa de esforço percebida das ferramentas de IA (H2), que a motivação hedônica está positivamente relacionada à expectativa de desempenho percebida das ferramentas de IA (H3), que o antropomorfismo está negativamente relacionado à expectativa de desempenho percebida pelo consumidor ao utilizar ferramentas de IA (H5) e que o antropomorfismo está positivamente relacionado à expectativa de esforço percebida pelo consumidor ao utilizar ferramentas de IA (H6).

Além disso, a resistência do consumidor está negativamente relacionada à expectativa de desempenho percebida pelo consumidor para utilizar ferramentas de IA (H7), que a resistência do consumidor está positivamente relacionada à expectativa de esforço percebida pelo consumidor para utilizar ferramentas de IA (H8), que a expectativa de desempenho percebida tem um impacto positivo na geração de emoções positivas em relação ao uso de ferramentas de IA (H9), que a emoção está positivamente relacionada à disposição do consumidor em aceitar o uso de dispositivos de IA na sua jornada de compra (H11) e que a emoção está negativamente relacionada à objeção do consumidor em aceitar o uso de dispositivos de IA na sua jornada de compra (H12). A Figura 11 apresenta as relações de influência avaliadas conforme as hipóteses do estudo e seus valores encontrados para o modelo.

Figura 11 – Modelo estrutural estimado



Fonte: Dados da pesquisa - Saída do programa AMOS (2023).

Sendo assim, percebe-se a partir da modelagem de equações estruturais que a influência social, o antropomorfismo e a resistência do consumidor são os fatores antecedentes mais preponderantes para a mensuração da expectativa de desempenho percebida e, conseqüentemente, na emoção que colabora na disposição do consumidor em aceitar o uso de dispositivos de IA na sua jornada de compra. Além disso, a emoção está negativamente relacionada à objeção do consumidor em aceitar o uso de dispositivos de IA na sua jornada de compra.

4.2.5 Discussão das Hipóteses

Com base no modelo apresentado por Gursoy *et al.* (2019), que se amparou na estrutura de Lazarus (1991a e 1991b), o qual afirma que a disposição do consumidor em aceitar o uso de ferramentas de IA pode ser determinada por meio de um processo de três estágios, isto é, avaliação primária, avaliação secundária e estágio de resultado, optou-se por realizar a discussão das hipóteses com adaptações para esse estudo a partir desses três estágios. No estágio de avaliação primária, os consumidores avaliam a relevância e a importância do uso de ferramentas de IA durante o seu processo de compra com base em quatro fatores: influência social, motivação hedônica, antropomorfismo e resistência.

Desse modo, os consumidores avaliarão primeiro a relevância e a importância do uso de dispositivos de IA durante o seu processo de compra. Caso ele considere que a utilização das ferramentas de inteligência artificial tenha sido relevante e importante, realizarão uma avaliação deliberada dos benefícios e custos da sua utilização com base na expectativa de desempenho e de esforço, o que resultará na geração de emoções. Por fim, as emoções dos consumidores em relação ao uso de ferramentas de IA determinarão seus níveis de disposição e objeção para aceitar o uso dessas ferramentas durante a sua jornada de compra (GURSOY *et al.*, 2019).

Na avaliação primária, o consumidor avaliará se vale a pena utilizar ferramentas de IA através da relevância e congruência para si mesmos (LÁZARO, 1991b; GURSOY *et al.*, 2019). Sendo assim, a avaliação dos consumidores se fundamenta nas normas de seus grupos sociais (amigos, família, colegas de trabalho). A primeira hipótese desse estudo afirmou que a influência social está positivamente relacionada à expectativa de desempenho percebida das ferramentas de IA. Com base nos resultados, essa hipótese foi aceita, apresentando uma relação significativa ($\beta=0,331, p<0,01$). Já a segunda hipótese afirma que a influência social está negativamente relacionada à expectativa de esforço percebida das ferramentas de IA. O

resultado para essa hipótese foi aceito, apresentando uma relação significativa ($\beta=0,393$, $p<0,01$).

Sendo assim, esses resultados sugerem que a influência social está positivamente relacionada à expectativa de desempenho das ferramentas de IA, que se refere aos benefícios percebidos pelo indivíduo ao usar esses dispositivos. Como resultado desse benefício, o consumidor provavelmente estará em conformidade com as normas de seu grupo, formando uma atitude inicial positiva em relação às ferramentas de inteligência artificial (GURSOY *et al.*, 2019). Além disso, se os grupos sociais dos consumidores apresentarem opiniões positivas sobre o uso de ferramentas de IA acreditando que ele é fácil de usar, é menos provável que o sujeito perceba o dispositivo como difícil de utilizar. Sendo assim, a influência social está negativamente relacionada à expectativa de esforço percebida das ferramentas de IA (GURSOY *et al.*, 2019).

Ao analisar, especificamente, o ramo de serviços de hospitalidade, Lin, Chi e Gursoy (2020) concluíram que a influência social aumentou significativamente a expectativa de desempenho, corroborando com os nossos resultados. Corroborando, Vitezić e Perić (2021) também encontraram resultados significativos para influência social, ressaltando que em ambos os resultados foram apresentados efeitos fracos. Outros estudos (ROY *et al.*, 2020) também obtiveram resultados semelhantes ao desta tese, com resultados significativos da influência social com a expectativa de desempenho e de esforço.

A motivação hedônica se refere à diversão ou prazer percebido que um consumidor espera receber ao utilizar ferramentas de IA na sua jornada de compra (GURSOY *et al.*, 2019). A terceira hipótese desse estudo foi que a motivação hedônica está positivamente relacionada à expectativa de desempenho percebida das ferramentas de IA. A partir dos resultados, essa hipótese foi aceita, pois apresentou uma relação significativa ($\beta=0,187$, $p<0,10$). Já a quarta hipótese foi que a motivação hedônica está negativamente relacionada à expectativa de esforço percebida das ferramentas de IA. Os resultados mostraram que essa hipótese foi refutada ($\beta=-0,106$, $p<0,10$).

Desse modo, os resultados apontam que a amostra pesquisada possui uma motivação hedônica positiva quanto à expectativa de desempenho e não há uma motivação hedônica em relação à expectativa de esforço ao utilizar ferramentas de IA na jornada de compra. Logo, a utilização dessas ferramentas satisfaz o interesse pessoal ou necessidade de buscar novidades e entretenimento do indivíduo ao realizar uma compra apenas no que se refere à expectativa de desempenho (FRYER *et al.*, 2017). De acordo com descobertas relatadas em estudos anteriores (GURSOY *et al.*, 2019; ZHANG *et al.*, 2019; LIN; CHI; GURSOY *et al.*, 2020; ROY *et al.*,

2020) as motivações hedônicas do consumidor são cruciais para determinar o seu comportamento de aceitação através da expectativa de desempenho ou objeção pela expectativa de esforço. No entanto, estudos como o de Ramus e Singh (2017) já apontavam que a compra on-line não oferece os elementos de entretenimento e de prazer, justificando o resultado não significativo da quarta hipótese.

O antropomorfismo se refere ao nível das características humanas de um objeto, como aparência humana, autoconsciência e emoção (KIM; MCGILL, 2018). A quinta hipótese afirma que o antropomorfismo está negativamente relacionado à expectativa de desempenho percebida pelo consumidor ao utilizar ferramentas de IA. Os resultados apontaram que essa hipótese foi aceita, apresentando uma relação significativa ($\beta=0,187$, $p<0,01$). Ao mesmo tempo, a sexta hipótese sugere que o antropomorfismo está positivamente relacionado à expectativa de esforço percebida pelo consumidor ao utilizar ferramentas de IA. A partir dos resultados, essa hipótese foi aceita, apresentando uma relação significativa ($\beta=0,449$, $p<0,01$). Esses resultados são favoráveis e estão de acordo com grande parte da literatura (GURSOY *et al.*, 2019) que trata sobre antropomorfismo, isso é, que o antropomorfismo aumenta significativamente a expectativa de esforço dos consumidores (LIN; CHI; GURSOY, 2020) e está negativamente relacionado à expectativa de desempenho (ROY *et al.*, 2020).

Em geral, os consumidores com um alto nível de antropomorfismo podem acreditar que as ferramentas de IA com características humanas ameaçam a distinção e a autoidentidade do ser humano (ROSENTHAL-VON; KRAMER, 2014). Sendo assim, os resultados sugerem que indivíduos podem tentar justificar sua objeção assumindo que essas ferramentas provavelmente não terão o desempenho prometido. Além disso, os resultados apontam que os sujeitos podem justificar ainda mais sua objeção ao uso de ferramentas de IA na jornada de compra, assumindo que interagir com a IA possivelmente exigirá mais esforço do que interagir com um funcionário, por exemplo.

A resistência do consumidor se refere à constância por parte dos indivíduos a possíveis mudanças no estado satisfatório atual ou a não aceitação da IA com facilidade. Sendo assim, geralmente antes da adoção ou da eventual decisão de rejeição por parte dos sujeitos, eles apresentam alguma resistência. Nesse sentido, a hipótese sete é que a resistência do consumidor está negativamente relacionada à expectativa de desempenho percebida pelo consumidor para utilizar ferramentas de IA. Os resultados dessa hipótese foram aceitos, apresentando uma relação significativa ($\beta=1,245$, $p<0,01$), enquanto a hipótese oito, em que a resistência do consumidor está positivamente relacionada à expectativa de esforço percebida pelo consumidor

para utilizar ferramentas de IA, também foi aceita, proporcionando uma relação significativa ($\beta=1,157, p<0,01$).

Sendo assim, observa-se nos resultados que os esforços cognitivos necessários para aprender e utilizar ferramentas de IA impactam positivamente a resistência para usar essa ferramenta durante a avaliação primária. Dessa forma, quando os indivíduos estão à vontade ao utilizar as ferramentas de inteligência artificial na sua jornada de compra, paralelamente, aumentam suas expectativas para o desempenho esperado (SIVATHANU, 2019).

No estágio de avaliação secundária, os consumidores consideram principalmente as opções de decisão e os resultados de cada decisão em termos de emoções. Na disposição de aceitar o uso das ferramentas de IA, os indivíduos avaliarão os custos e benefícios da sua utilização com base no desempenho percebido e na expectativa de esforço e, em seguida, formam suas emoções em relação ao uso de dispositivos de IA na jornada de compra (VENKATESH *et al.*, 2012; GURSOY *et al.*, 2019).

Desse modo, pressupõe-se que a expectativa de desempenho e de esforço são os principais fatores que possivelmente serão usados pelos consumidores para avaliar os custos e benefícios da utilização de ferramentas de inteligência artificial. Diante disso, a nova hipótese sugeriu que a expectativa de desempenho percebida possui um impacto positivo na geração de emoções positivas em relação ao uso de ferramentas de IA. Os resultados mostraram que essa hipótese foi aceita, apresentando uma relação significativa ($\beta=0,859, p<0,01$). Além disso, foi testada na décima hipótese que a expectativa de esforço percebida tem um impacto negativo na geração de emoções positivas em relação ao uso de ferramentas de IA. No entanto, essa hipótese foi refutada, pois não apresentou uma relação significativa ($\beta=-0,030, p<0,10$). Logo, a expectativa de esforço não é um preditor significativo das emoções.

Esse mesmo resultado não significativo entre a expectativa de esforço e emoção foi encontrado por Vitezić e Perić (2021) ao analisar as ferramentas de IA com foco na geração z no setor de serviços, como também por Lin, Chi e Gursoy (2020) ao analisar o setor de serviços com foco em hotéis, sugerindo que as emoções dos consumidores em relação aos dispositivos de IA não é influenciado pelo esforço percebido. Já para expectativa de desempenho e emoção, a maioria das pesquisas na literatura (GURSOY *et al.*, 2019; ROY *et al.*, 2020; VITEZÍĆ; PERÍĆ, 2021) apresentou um resultado significativo.

De acordo com a Teoria da Dissonância Cognitiva de Festinger (1962), a avaliação de um indivíduo é inconsistente com suas crenças existentes, causando incoerências (dissonância) cognitivas, o que leva ao desconforto. Sendo assim, a avaliação negativa do consumidor no uso de ferramentas de IA gerada durante o processo de compra na avaliação primária será

aprimorada por um nível mais alto de expectativa de esforço e enfraquecida por um nível mais alto de expectativa de desempenho. Isso ocorre porque a expectativa de esforço perpetua suas percepções negativas existentes, enquanto a expectativa de desempenho diminui suas percepções negativas existentes. Por outro lado, a avaliação positiva dos clientes gerada durante a avaliação primária será enfraquecida por um nível mais alto de expectativa de esforço e melhorada por um nível mais alto de expectativa de desempenho (GURSOY *et al.*, 2019).

Diante disso, os resultados sugerem que a amostra pesquisada de consumidores tende a minimizar a dissonância, ao se conformarem com a avaliação anterior em vez de desafiá-la. Isso porque os indivíduos que geram atitudes positivas em relação às ferramentas de IA durante o estágio de avaliação primária possivelmente concordarão com as avaliações existentes durante o processo de avaliação secundária e vice-versa. Sendo assim, a expectativa de desempenho percebida tem um impacto positivo na geração de emoções positivas em relação ao uso de ferramentas de IA na avaliação secundária, pois os sujeitos acreditam que o uso dessa ferramenta os beneficiará fornecendo, por exemplo, serviços rápidos, confiáveis, precisos e consistentes, assim gerando emoções positivas (GURSOY *et al.*, 2019).

No estágio de resultado, após todas as etapas do processo de avaliação, serão geradas emoções em relação ao uso de ferramentas de IA na jornada de compra, o que consequentemente determinará a disposição do consumidor em aceitar ou não o uso dessas ferramentas de IA (GURSOY *et al.*, 2019). Sendo assim, a décima primeira hipótese apontou que a emoção está positivamente relacionada à disposição do consumidor em aceitar o uso de dispositivos de IA na sua jornada de compra. A partir dos resultados, essa hipótese foi aceita, apresentando uma relação significativa ($\beta=0,568$, $p<0,01$). Já a décima primeira segunda hipótese teórica de que a emoção está negativamente relacionada à objeção do consumidor em aceitar o uso de dispositivos de IA na sua jornada de compra. Ela também foi aceita, apresentando uma relação significativa ($\beta=0,131$, $p<0,01$).

Esse resultado evidencia que os consumidores com emoções positivas em relação às ferramentas de IA terão maior disposição em aceitar o seu uso durante a jornada de compra. Além disso, alguns indivíduos terão relutância em utilizar essa tecnologia, pois necessitam de interação social humana no processo de compra. Sendo assim, as emoções geradas podem não ser apenas positivas, mas também negativas, devido às frustrações ou medo, por exemplo, ao utilizar as ferramentas de IA na jornada de compra. Sendo assim, os resultados significativos sobre a relação entre emoção e a aceitação e objeção nas ferramentas de IA estão com consonância com outros estudos (LIN; CHI; GURSOY, 2020; ROY *et al.*, 2020; VITEZIC; PERIC, 2021).

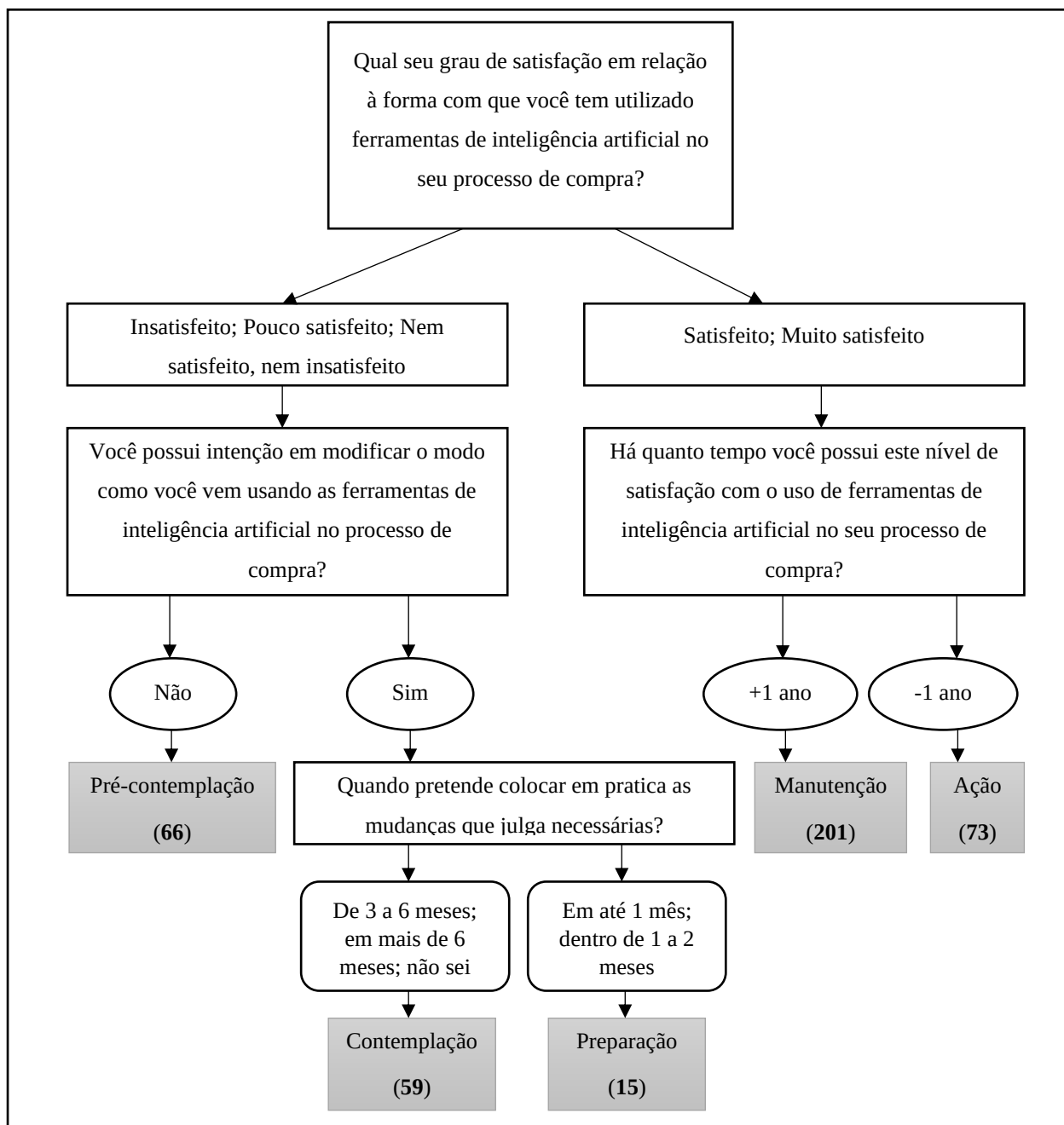
Portanto, as hipóteses e o modelo teórico proposto são confirmados de forma empírica, validando a estrutura AIDUA em um contexto brasileiro. Logo, sugere-se a aplicabilidade e validade desse modelo. De acordo com Belanche *et al.* (2020), estudos que utilizam tecnologia como a IA indicam que o fator cultural tem influência crucial na determinação da intenção comportamental das pessoas. Sendo assim, com base na pesquisa qualitativa, foi necessário realizar a inclusão do construto resistência do consumidor, o qual apresentou excelentes resultados na pesquisa quantitativa.

Por fim, o alto efeito da emoção na disposição de aceitar o uso demonstra que a aceitação das ferramentas de IA pelos consumidores é impulsionada principalmente pela avaliação emocional desses dispositivos. Finalmente, este estudo confirma o forte impacto das emoções positivas em resultados positivos, ou seja, a aceitação das ferramentas de IA na jornada de compra do consumidor.

4.2.6 Estágios de mudança de comportamento do consumidor em relação ao uso de ferramentas de inteligência artificial na realização de compras

A tecnologia está mudando diariamente. Sendo assim, as descobertas deste estudo seriam relevantes apenas por um tempo limitado. Diante disso, optou-se por utilizar a teoria dos estágios de mudança comportamental, uma vez que ela utiliza uma abordagem que nos permite observar as atitudes dos entrevistados em relação às ferramentas de IA através do tempo.

Nesse sentido, o MTT expõe como se dar os estágios de mudança de comportamento do consumidor, indicando que os indivíduos em determinados estágios possuem características e motivações psicológicas que diferem daquelas em outros estágios. Nesta fase da análise de dados, foi possível identificar em que grupo de estágio de mudança comportamental cada indivíduo se encontra e qual sua disposição em mudar seus comportamentos em relação ao maior uso de ferramentas de IA na sua jornada de compra. Para tanto, a Figura 12 apresenta em que estágio cada sujeito está enquadrado, de acordo com suas respostas no questionário empregado.

Figura 12 – Algoritmo de estágio de mudança de comportamento do consumidor

Fonte: Dados de pesquisa (2023).

A Tabela 15 apresenta a frequência das associações dos estágios de mudança de comportamento com os indicadores sociodemográficos. O grupo 1 faz parte do estágio de pré-contemplação, constituído por 66 participantes de uma amostra total de 414. A faixa de idade dos respondentes foi entre 26 e 34 anos, sendo a maioria solteiro (75,8%). O público masculino participou de maneira mais concentrada, representando 51,5% da amostra. No que se refere à escolaridade, 42,4% possuem pós-graduação. A renda da maioria desses respondentes é acima de R\$5.000,00, representado por 40,9%. Além disso, no grupo 1, a maioria dos indivíduos mora na região Nordeste (47%) e 98,5% deles afirma possuir um conhecimento prévio sobre as ferramentas de IA.

O grupo 2 representa as pessoas que estão no estágio de contemplação, compostas por 59 consumidores. A maioria dos indivíduos está concentrada na faixa etária entre 26 e 34 anos; desses, um número maior de participantes do sexo masculino do que participantes do sexo feminino forneceram respostas ao questionário. Nesse grupo, a maioria dos respondentes é de solteiros (57,6%), com pós-graduação completa (49,2%). No que se refere à região de moradia, a maior parte da amostra é da região Nordeste (49,2%), com renda familiar acima de R\$5.000,00 (35,6%). Além disso, 89,8% afirmam possuir bons conhecimentos sobre IA.

O grupo 3, o de preparação, é o menor, formado por apenas 15 participantes, tendo em vista que também esse é o único grupo em que 100% da amostra afirmou ter conhecimento sobre inteligência artificial. Ainda em relação aos achados da presente pesquisa, a média de idade do grupo é de 26 a 34 anos, representando 86,7% da amostra. Quanto ao estado civil, os solteiros representam a maioria (53,3%). No quesito escolaridade, boa parte das pessoas tem curso superior completo (53,3%). É possível enfatizar que os demais grupos analisados se sobressaíram com maior representatividade na pós-graduação completa. A renda desse grupo é a maior, sendo também em relação aos demais grupos, pois os respondentes ficam concentrados na faixa acima de R\$5.000,00 (40%). Além disso, 60% da amostra é do sexo masculino e estão predominantemente localizados na região Sudeste (40%).

O grupo 4, no estágio de manutenção, é o maior grupo, composto por 201 indivíduos. Nessa amostra, 93,2% afirmam possuir bons conhecimentos sobre o uso de ferramentas de IA. Esse foi o único grupo em que as mulheres tiveram maior representatividade nas respostas de 50,2%, sendo a maioria delas solteira (67,2%). A maior parte dos respondentes é da região nordeste (53,2%), com uma média de idade de 26 a 34 anos. Quanto à escolaridade, o destaque do grupo foi para a pós-graduação completa (47,8%). A renda salarial em destaque foi acima de R\$5.000,00 (41,3%).

Tabela 15 – Frequência das associações dos estágios de mudança de comportamento com os indicadores sociodemográficos (idade, estado civil, escolaridade, gênero, região e renda familiar) e conhecimento sobre IA

Variáveis		Pré-Contemplação		Contemplação		Preparação		Manutenção		Ação	
		%	N	%	N	%	N	%	n	%	n
Idade	18-25	27,3	18	16,9	10	13,3	2	18,9	38	17,8	13
	26-34	56,1	37	55,9	33	86,7	13	52,7	106	56,2	41
	35-54	15,1	10	23,7	14	0	0	26,4	53	23,3	17
	55+	1,5	1	3,4	2	0	0	2	4	2,7	2
Estado Civil	Solteiro	75,8	50	57,6	34	53,3	8	67,2	135	61,6	45
	Casado(a)/ União estável	19,7	13	35,6	21	46,7	7	27,9	56	35,6	26
	Divorciado(a)/ Separado(a)	4,5	3	6,8	4	0	0	5	10	2,7	2
Escolaridade	Ensino Fundamental	3	2	0	0	0	0	0,5	1	0	0
	Ensino Médio	22,7	15	18,6	11	13,3	2	17,9	36	16,4	12
	Ensino Superior	31,8	21	32,2	19	53,3	8	33,8	68	39,7	29
	Pós-Graduação	42,4	28	49,2	29	33,3	5	47,8	96	43,8	32
Gênero	Masculino	51,5	34	54,2	32	60	9	48,3	97	54,8	40
	Feminino	42,4	28	44,1	26	40	6	50,2	101	43,8	32
	Não Binário	6,1	4	1,7	1	0	0	1,5	3	1,4	1
Região	Norte	4,5	3	3,4	2	13,3	2	4	8	4,1	3
	Nordeste	47	31	49,2	29	20	3	53,2	107	42,5	31
	Centro-oeste	7,6	5	0	0	13,3	2	5	10	5,5	4
	Sul	10,6	7	13,6	8	13,3	2	9,5	19	12,3	9
	Sudeste	30,3	20	33,9	20	40	6	28,4	57	35,6	26
Renda Familiar	Até R\$1.000,00	4,5	3	0	0	0	0	3,5	7	2,7	2
	Acima de R\$1.000,00 até R\$3.000,00	34,8	23	32,2	19	26,7	4	32,3	65	34,2	25
	Acima de R\$3.000,00 até R\$5.000,00	19,7	13	32,2	19	33,3	5	22,9	46	20,5	15
	Acima de R\$5.000,00	40,9	27	35,6	21	40	6	41,3	83	42,5	31
Conhecimento sobre IA	Sim	98,5	65	89,8	53	100	15	97	195	93,2	68
	Não	1,5	1	10,2	6	0	0	3	6	6,8	5

Fonte: Dados de pesquisa (2023).

Por fim, o grupo 5 se encontra no estágio de ação, sendo composto por 73 sujeitos. Quanto à classificação etária, boa parte está inserida entre 26 e 34 anos, representando 56,2%, e é do sexo masculino (54,8%). No que se refere à escolaridade, a maior parte possui pós-graduação (43,8%) e renda familiar média acima de R\$5.000,00 (42,5%). Os respondentes (93,2%) apresentam conhecimentos sobre ferramentas de IA e residem na região Nordeste (42,5%). Portanto, como apontado por Andersson, Hiselius e Adell (2018), esse resultado descritivo colabora para o entendimento sobre os principais aspectos a serem considerados no comportamento dos indivíduos, através dos princípios da MTT.

Com finalidade de apresentar inferências e confiabilidade na descoberta entre as variáveis e os estágios de mudança do comportamento do consumidor, efetuaram-se estatísticas, objetivando caracterizar os indivíduos estudados. Desse modo, realizaram-se técnicas de fator de inflação da variância (VIF), teste de normalidade de Kolmogorov-Smirnov e Shapiro-Wilk e teste de qui-quadrado. Ressalta-se que, para efetivação de alguns testes estatísticos, foi necessário transformar as variáveis sociodemográficas qualitativas em quantitativas numéricas.

Através do VIF, é possível detectar se há multicolinearidade no modelo de regressão. Conforme Hair Jr. *et al.* (2019), VIF superior a cinco é considerado ruim. Após a realização dos testes, os resultados apontaram para uma aceitação do VIF nas variáveis sociodemográficas. Além disso, foi realizado o teste de normalidade de Kolmogorov-Smirnov (amostras maiores do que 50) e Shapiro-Wilk (amostras menores que 50). O resultado apresentou um nível de significância de $p < 0,000$. Desse modo, apresentando uma distribuição de dados diferente do normal. Diante disso, optou-se por realizar o teste de qui-quadrado com o índice de V de Cramer, entre o estágio que o consumidor se encontra e a variável conhecimento sobre ferramentas de IA. Para todas as análises, adotou-se α de 0,05.

O V de Cramer mede a força de associação entre duas variáveis e variam entre 0 e 1. Os valores altos indicam uma relação mais forte entre as variáveis e os valores menores advertem para uma relação fraca. Ressalta-se que um valor de 0 aponta para a não existência de uma associação, enquanto o valor de 1 mostra não haver uma associação muito forte entre as variáveis (EASTMAN, 2016).

A Tabela 16 apresenta os resultados de um teste qui-quadrado com indicador V de Cramer para analisar a relação entre algumas variáveis independentes (idade, estado civil, escolaridade, gênero, região e renda familiar) e os diferentes estágios da mudança de comportamento (pré-contemplação, contemplação, preparação, manutenção e ação). Os valores entre parênteses representam o valor de V de Cramer. Os valores de Ns (não significativo) indicam não haver associação estatisticamente significativa entre a variável independente e o

estágio de mudança de comportamento, esse resultado apresentado no estágio de preparação, foi devido ao tamanho da amostra.

Ao analisar os resultados da Tabela 16, foi possível perceber que a variável idade está significativamente associada ao estágio de mudança de comportamento, com valores com uma relação forte de V de Cramer para os estágios de pré-contemplação (1,00) e ação (0,63) do que para os demais estágios, sendo que o estágio de manutenção (0,26) apresentou o menor valor. Da mesma forma, a variável estado civil também apresentou uma associação significativa, onde a relação é moderada a forte, com os maiores valores para os estágios de pré-contemplação (0,70) e manutenção (0,43). A variável região também mostrou uma associação significativa, com os valores mais altos para os estágios de ação (0,33) e contemplação (0,27). Já a escolaridade, gênero e renda familiar não apresentaram valores elevados no indicador V de Cramer.

Tabela 16 – Teste Qui-Quadrado com indicador V de Cramer entre estágio e a variável conhecimento sobre ferramentas de IA

Estágios	Pré-Contemplação	Contemplação	Preparação	Manutenção	Ação
Idade	66 (1,00)	7,09 (0,35)	Ns	13,78 (0,26)	28,49 (0,63)
Estado civil	0,32 (0,70)	0,91 (0,12)	Ns	0,37 (0,43)	3,34 (0,21)
Escolaridade	1,38 (0,14)	0,93 (0,13)	Ns	0,04 (0,02)	1,29 (0,13)
Gênero	1,38 (0,14)	0,19 (0,06)	Ns	2,72 (0,12)	0,61 (0,09)
Região	1,15 (0,13)	4,11 (0,27)	Ns	2,38 (0,11)	7,95 (0,33)
Renda familiar	1,47 (0,15)	0,89 (0,12)	Ns	2,60 (0,11)	3,35 (0,21)

* Nota¹: Entre parênteses encontram-se o Teste Qui-quadrado com indicador V de Cramer como medida de associação.

* Nota²: Os resultados correspondem a associação significativa entre o estágio que o indivíduo se encontra e a variável conhecimento sobre ferramentas de IA.

* Nota³: Devido ao tamanho da amostra (15), o estágio de preparação teve como resultado não significativo.

Fonte: Dados de pesquisa (2023).

Após a realização dos testes estatísticos, foi analisada a relação entre os construtos e os estágios nos quais os participantes se encontram para compreender as mudanças comportamentais (Tabela 17). Essa interpretação foi efetuada observando os valores (médias das respostas dos indivíduos) dos construtos na horizontal. Dessa forma, o construto influência social tem forte relação com os estágios de contemplação, manutenção e ação. Já no construto motivação, destacam-se os estágios manutenção e ação.

Nesse sentido, com relação aos construtos antropomorfismo e resistência, que são construtos negativos ao uso de ferramentas de IA, observa-se que os estágios de contemplação e preparação possuem influência. Com relação à expectativa de desempenho, enquadram-se os estágios de manutenção e ação com melhores resultados. Já na expectativa de esforço, destacam-se os estágios de preparação e manutenção.

Por fim, as emoções influenciam mais as pessoas que estão no estágio de contemplação e manutenção. Já o construto disposição em aceitar o uso de ferramentas de IA tem forte ligação com os estágios de contemplação e ação. Além disso, ressalta-se que o construto de objeção em aceitar o uso de ferramentas de IA não apresentou destaque em nenhum dos estágios de mudança do consumidor. Como apontado por Dewi e Ferdian (2021), os estágios variam de acordo com os sujeitos com base no seu comportamento ao uso de ferramentas de IA na realização das compras. Sendo assim, ressalta-se que as evidências encontradas nesse estudo são indicativas de comportamento e não sendo possível uma generalização dessas evidências.

Tabela 17 – Estágios de comportamento com relação aos construtos da pesquisa

Estágios	Pré-Contemplação				Contemplação				Preparação				Manutenção				Ação			
	I	II	III	IV	I	II	III	IV	I	II	III	IV	I	II	III	IV	I	II	III	IV
Influência Social	5,3	4,9	6,3	5,6	5,4	5,1	6	5,6	4,7	4,2	6	5,4	5,6	5,3	6,2	5,8	5,4	5	6,3	5,7
Motivação hedônica	5,5	5,2	5,2	-	5,9	5,3	5	-	5,8	5,3	5,5	-	6,1	5,8	5,7	-	6,2	5,9	5,6	-
Antropomorfismo	3,1	2,1	2	2,1	2,8	2,6	2,3	2,2	2,8	2	2	2,3	3,1	2,4	2,2	1,9	3,3	2,2	2,1	2,2
Resistência	4,7	5	5	4,6	5,1	5,3	5,3	4,8	4,8	4,7	4,7	4,3	5	5,1	5,3	5	5	5	5,4	5
Expectativa de desempenho	4,6	4,4	4,3	-	4,7	4,7	4,6	-	4,5	4,4	4,2	-	4,9	4,8	4,8	-	5	5	4,7	-
Expectativa de esforço	3,8	3,9	4,5	-	3,8	4,3	4,1	-	3,4	3,3	3,9	-	3,8	3,8	3,5	-	3,9	3,9	3,4	-
Emoção	4,5	4,4	4,7	-	4,9	4,9	5,1	-	4,7	4,5	4,8	-	5	4,9	4,9	-	5,1	4,7	5,2	-
Disposição em aceitar o uso de ferramentas de IA	5,4	5,2	5,2	5,3	6	5,5	5,5	5,6	5,9	5,5	5,2	5,1	5,9	5,7	5,8	5,2	5,7	5,8	5,5	5,7
Objeção em aceitar o uso de ferramentas de IA	5,7	5,6	4,9	5,8	5,3	5,8	4,6	5,3	5,6	4,9	5,1	5,6	5,2	4,9	4,5	5,4	5,4	5,4	5,2	5,6

Fonte: Dados de pesquisa (2023).

Sendo assim, as ferramentas de IA podem ser usadas para ajudar os indivíduos a avançar pelos estágios da mudança comportamental e atingir o estágio de manutenção. No estágio de

pré-contemplação, a IA pode usar dados e análise para identificar padrões de comportamento de compra e oferecer recomendações personalizadas para mudar esses comportamentos. Na contemplação, a IA pode fornecer informações e dados sobre as necessidades e desejos do consumidor, ajudando-o a considerar a mudança. No estágio de preparação a IA pode auxiliar com recomendações de bens e serviços com base nas preferências do sujeito, ajudando-o a se preparar para a compra. No estágio de ação a IA pode ajudar no processo de finalização de compra, oferecendo recomendações e auxiliando na sua decisão e por fim no estágio de manutenção a IA pode amparar o consumidor a manter o comportamento de compra mudado, oferecendo recomendações e suporte para futuras compras.

Portanto, os consumidores com emoções positivas em relação às ferramentas de IA terão maior disposição em aceitar o seu uso durante a jornada de compra, estando a maioria desses no estágio de manutenção, sendo assim, tendendo a manter o seu comportamento por um longo período de tempo.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

A inteligência artificial tem a capacidade de analisar e compreender grandes quantidades de dados, incluindo dados sobre o comportamento do consumidor, e usar essas informações para influenciar e moldar a sua jornada de compra. Logo, as ferramentas de IA têm a capacidade de mudar a forma como os consumidores pesquisam, compram e avaliam bens ou serviços, tornando o processo mais personalizado, conveniente, transparente e baseado em dados. Nesse sentido, verificou-se a necessidade de compreender em que medida ocorre esse fenômeno.

Para isso, a questão geral da pesquisa foi: como o comportamento do consumidor tem sido influenciado e potencialmente alterado no processo de compra devido às ferramentas de IA? Baseado nos dados coletados, foi possível concluir que o problema da pesquisa foi respondido por meio da realização da etapa qualitativa, que foi verificada empiricamente usando dados de pesquisa de 414 consumidores e na pesquisa quantitativa, através da construção de uma estrutura conceitual com base na integração dos modelos AIDUA e IRT com construções específicas do contexto de IA no Brasil, apresentando os principais determinantes que influenciam a intenção comportamental do indivíduo no processo de compra. Além disso, este estudo se apoiou no modelo transteórico de mudança como complemento para entender melhor as mudanças comportamentais dos sujeitos. Portanto, os consumidores com emoções positivas em relação às ferramentas de IA possuem maior disposição em aceitar o seu uso durante a jornada de compra, tendendo a manter esse comportamento por um longo período de tempo.

O objetivo geral proposto nesta pesquisa foi examinar a influência e potenciais mudanças de comportamento dos consumidores, para usar ferramentas de inteligência artificial na sua jornada de compra. Para alcançá-lo, foram elaborados quatro objetivos específicos: 1) identificar as principais ferramentas e tecnologias de IA disponíveis e acessíveis atualmente ao consumidor, que podem impactar sua decisão e jornada de compra; 2) analisar como e em que cenário tais ferramentas e tecnologias são utilizadas pelos consumidores de IA, suas potenciais dificuldades e facilidades e como ela auxilia no processo de jornada de compra; 3) verificar quais fatores que afetam a necessidade de adoção ou objeção dos consumidores ao utilizar ferramentas de IA; e, por fim, 4) detectar os possíveis estágios de mudança de comportamento do consumidor para uso de tecnologias de IA.

O primeiro objetivo específico foi alcançado através da realização do referencial teórico e da RSL. Foi possível observar e identificar quais as principais ferramentas de IA utilizadas pelos consumidores e como elas podem afetar na decisão da compra. Percebeu-se que essas

tecnologias podem impactar a decisão e jornada de compra dos consumidores ao fornecer informações personalizadas e relevantes, reduzir o tempo de busca e compra e oferecer suporte em tempo real.

O segundo objetivo específico foi atingido através da pesquisa qualitativa, considerando que, por meio de entrevistas semiestruturadas, os sujeitos puderam expressar os principais dilemas, vivências, dificuldades e facilidades do uso de ferramentas de IA na sua jornada de compra. Observou-se que as ferramentas de IA são utilizadas pelos consumidores em vários cenários, como em compras on-line, assistência em lojas físicas, no seu cotidiano para tarefas rotineiras e no suporte pós-venda. A facilidade de uso e a eficiência das tecnologias podem melhorar a experiência do consumidor, reduzindo a frustração e aumentando a satisfação. No entanto, as dificuldades incluem questões de privacidade e segurança, bem como a necessidade de treinamento e familiarização com as tecnologias.

Na sequência, o terceiro objetivo específico foi alcançado através da pesquisa quantitativa, por meio do aprimoramento da escala de aceitação do uso de dispositivos de inteligência artificial, que recebeu o construto resistência. Desse modo, foi realizada a testagem das hipóteses de pesquisa com o auxílio de técnicas estatísticas. A respeito do quarto objetivo específico, ele foi atingido ao realizar um instrumento de apoio ao comportamento, isso é, o modelo transteórico, que ajudou a compreender e identificar os possíveis estágios de mudança de comportamento do consumidor. Compreender esses estágios pode ajudar as empresas a criar estratégias de marketing e comunicação mais eficazes para incentivar a adoção da IA pelos consumidores.

Portanto, infere-se que os objetivos específicos e o objetivo geral foram alcançados, bem como a pergunta problema da pesquisa foi satisfatoriamente contemplada. Além do mais, a tese mostrou como as ferramentas de IA estão cada vez mais presentes na vida das pessoas e como isso tem afetado suas escolhas de compra. Constatou-se que essas ferramentas podem ser utilizadas para melhorar a experiência do consumidor durante o processo de compra. Como, por exemplo, através do uso de algoritmos e análise de dados, sendo possível personalizar as recomendações de bens e serviços, tornando a oferta mais atraente e relevante para o cliente.

Em termos de relevância teórica, esta pesquisa colaborou para o avanço do campo de estudos do comportamento do consumidor e inteligência artificial, uma vez que foram relacionadas teorias de campos diferentes (saúde e administração), além de fornecer uma estrutura teórica para o entendimento e relação do comportamento de compra com a IA, especialmente no Brasil. A segunda contribuição teórica advém da escassez de estudos na temática estudada e, dessa maneira, a Revisão Sistemática de Literatura foi uma das

contribuições teóricas. A RSL mostrou as evidências relevantes disponíveis, enquanto o referencial teórico apresentou as principais informações sobre os conceitos e como eles estão relacionados entre si, fornecendo embasamento teórico para o trabalho. A terceira contribuição é que essa pesquisa contribui para a literatura existente ao propor um modelo de pesquisa integrado abrangente, gerando novas descobertas, geração de conhecimento, identificação de tendências e avanços teóricos.

Além disso, esta tese aplicou, modificou e testou uma escala válida e confiável (GURSOY *et al.*, 2019) para avaliar as atitudes dos consumidores em relação ao uso de ferramentas de IA na jornada de compra. Além do mais, visando adaptar para realidade brasileira, foi elaborado um modelo teórico de pesquisa inserindo o construto resistência do consumidor, apresentando uma perspectiva ainda não explorada na literatura. Outra contribuição, foi efetuar o modelo transteórico para analisar “potenciais mudanças” no comportamento do consumidor com auxílio de IA para realização de compras, reconhecendo os diferentes estágios de mudanças do comportamento.

No que se refere às contribuições para o contexto prático e gerencial, considerando os tempos de crise, como a atual pandemia e recessão da COVID-19, ou simplesmente devido a falhas de mercado, as descobertas deste estudo colaboram com empresas, administradores, profissionais de marketing e designers de dispositivos de IA que vale a pena investir e inovar os seus modelos de negócios, além de fornecer uma estrutura analítica para colaborar com suas escolhas estratégicas e práticas mais assertivas do uso de ferramentas de IA. Portanto, as respostas dessa pesquisa oferecem *insights* que potencialmente influenciam na compreensão de como se dão as decisões do consumidor, significando proporcionar uma oferta mais adequada ao mercado.

Sendo assim, essa tese ainda destacou a importância de compreender o comportamento do consumidor e suas necessidades para que as organizações possam utilizar de maneira eficiente as ferramentas de IA. Uma vez que é preciso estar atento às mudanças nas preferências e hábitos de consumo, como também em que estágio de mudança comportamental cada indivíduo se encontra, para que as estratégias de marketing possam ser adaptadas conforme as demandas do mercado. Sendo essa tecnologia uma grande aliada das empresas no processo de compra do consumidor, mas é preciso utilizá-la de forma estratégica e pensando sempre nas necessidades e desejos do cliente.

Esta pesquisa tem algumas limitações, mas também oferece novas direções para futuras pesquisas. Primeiro, nota-se a necessidade em desenvolver novos estudos, pois este estudo não examina os efeitos separados de um tipo específico de ferramenta de IA. Pesquisas futuras

podem explorar os efeitos moderadores nas intenções comportamentais dos consumidores de ferramentas de IA específicas, como também desenvolver uma análise de sentimentos nas redes sociais, em páginas da internet ou em relatórios de consultorias a partir de um dicionário de palavras, com a utilização do software R ou com a linguagem Python. Além disso, outra limitação foi selecionar na pesquisa qualitativa, indivíduos com um nível de escolaridade maior, que já possuía conhecimento sobre IA, pesquisas futuras podem explorar outros níveis de escolaridade.

Além disso, estudos futuros podem analisar com mais detalhes o possível efeito que outras variáveis, como, por exemplo, meios de comunicação social (BELANCHE *et al.*, 2019), questões éticas (DAVENPORT *et al.*, 2020), bem-estar social, emocional e macromarketing (DHIMOLEA; RAKOWSKI; LIN, 2022) e autonomia do consumidor (ANDRÉ *et al.*, 2018), podem produzir como antecedentes da expectativa de esforço, desempenho e emoção, podendo aumentar o poder preditivo do modelo teórico. Como também, aprofundar a questão da aversão a organização devido a um erro da IA

Pesquisa futuras poderiam também realizar uma pesquisa experimental, estudando ao longo do tempo as mudanças do comportamento dos consumidores com dois grupos, um de tratamento e um de controle, com técnica de regressão *diff-in-diff*, por exemplo. Por fim, dado o fato de que a motivação hedônica obteve resultados não significativos, torna-se necessário investigar algumas relações no modelo AIDUA, pois, embora sejam fundamentadas na teoria, pesquisas futuras podem testar essas relações para examinar se são específicas do contexto brasileiro. Desse modo, considerando a temática recente, entre comportamento do consumidor e inteligência artificial, há uma chave que, ao ser virada, abre diversas possibilidades de pesquisa.

Portanto, conclui-se essa tese, tendo alcançado os objetivos propostos, pois, ao entender as mudanças no comportamento dos consumidores no processo de compras com auxílio de ferramentas de IA, este trabalho gerou um efeito de longo alcance sobre administradores, consumidores, funcionários e sociedade, colaborando de maneira teórica, prática e metodológica, devido ao seu avanço da temática.

REFERÊNCIAS

- ADOMAVICIUS, G. *et al.* Effects of online recommendations on consumers' willingness to pay. **Information Systems Research**, v. 29, n. 1, p. 84-102, 2018.
- AGUIRRE-URRETA, M. I.; HU, J. Detecting common method bias: Performance of the Harman's single-factor test. **ACM SIGMIS Database: the DATABASE for Advances in Information Systems**, v. 50, n. 2, p. 45-70, 2019.
- AHMAD, A. H. *et al.* Evolution of Technology and Consumer Behavior: The Unavoidable Impacts. **Evolution**, v. 7, n. 11, p. 3206-3217, 2020.
- AL-HASSAN, M.; LU, H.; LU, J. A semantic enhanced hybrid recommendation approach: A case study of e-Government tourism service recommendation system. **Decision Support Systems**, v. 72, p. 97-109, 2015.
- ANDERSSON, A.; HISELIUS, L. W.; ADELL, E. Promoting sustainable travel behaviour through the use of smartphone applications: A review and development of a conceptual model. **Travel behaviour and society**, v. 11, p. 52-61, 2018.
- ANDRÉ, Q. *et al.* Consumer choice and autonomy in the age of artificial intelligence and *big data*. **Customer Needs and Solutions**, v. 5, n. 1, p. 28-37, 2018.
- ATHIYAMAN, A.; MAGAPA, T. Market Intelligence From The Internet: An Illustration Using The Biomass Heating Industry. **International Journal of Economics and Finance Studies**, v. 11, n. 1, p. 1-16, 2019.
- BAISHYA, K.; SAMALIA, H. V. Factors influencing smartphone adoption: A study in the Indian bottom of the pyramid context. **Global Business Review**, v. 21, n. 6, p. 1387-1405, 2020.
- BALDWIN, I. Discovery of electricity and the electromagnetic force: Its importance for environmentalists, educators, physicians, politicians, and citizens. **Advances in Social Sciences Research Journal**, v. 7, n. 12, p. 362-383, 2020.
- BALLESTAR, M. T.; GRAU-CARLES, P.; SAINZ, J. Predicting customer quality in e-commerce social networks: a machine learning approach. **Review of Managerial Science**, v. 13, n. 3, p. 589-603, 2019.
- BARDIN, L. **Análise de conteúdo**. São Paulo: Edições 70, 2015.
- BASS, F. M. The future of research in marketing: marketing science. **Journal of Marketing Research**, v. 30, n. 1, p. 1-6, 1993.
- BATRA, R.; KELLER, K. L. Integrating marketing communications: New findings, new lessons, and new ideas. **Journal of Marketing**, v. 80, n. 6, p. 122-145, 2016.
- BELANCHE, D.; CASALÓ, L. V.; FLAVIÁN, C. Artificial Intelligence in FinTech: understanding robo-advisors adoption among customers. **Industrial Management & Data Systems**, v. 119, n. 7, p. 1411-1430, 2019.

BELANCHE, D. *et al.* Service robot implementation: a theoretical framework and research agenda. **The Service Industries Journal**, v. 40, n. 3-4, p. 203-225, 2020.

BERHIMPON, G.; PANGEMANAN, S. S.; RUMOKOY, F. S. The analytical hierarchy process (AHP) on purchase evaluation of low end smartphone in Manado (Case study: Oppo, Asus and Advan). **Jurnal EMBA: Jurnal Riset Ekonomi, Manajemen, Bisnis dan Akuntansi**, v. 6, n. 2, 2018.

BOICHENKO, A. V.; BOICHENKO, O. A. Online education empowerment with artificial intelligence tools. **Artificial Intelligence Scientific Journal**, v. 25, n. 2, p. 22-29, 2020.

BORGES, A. F. S *et al.* The strategic use of artificial intelligence in the digital era: Systematic literature review and future research directions. **International Journal of Information Management**, v. 57, p. 102225, 2020.

BRILL, T. M.; MUNOZ, L.; MILLER, R. J. Siri, Alexa, and other digital assistants: a study of customer satisfaction with artificial intelligence applications. **Journal of Marketing Management**, v. 35, n. 15-16, p. 1401-1436, 2019.

BRITO, F. W. C. *et al.* Em busca de “likes”: A influência das mídias sociais no comportamento do consumidor no consumo de viagens. **Revista de Turismo y Patrimonio Cultural**, v. 17, p. 113-128, 2019.

CABRERA-SÁNCHEZ, J. P. *et al.* Identifying relevant segments of AI applications adopters—Expanding the UTAUT2’s variables. **Telematics and Informatics**, v. 58, p. 101529, 2021.

CAMPBELL, M. Beyond Conversational Artificial Intelligence. **IEEE Annals of the History of Computing**, v. 53, n. 12, p. 121-125, 2020.

CANHOTO, A. I.; CLEAR, F. Artificial intelligence and machine learning as business tools: A framework for diagnosing value destruction potential. **Business Horizons**, v. 63, n. 2, p. 183-193, 2020.

CAPGEMINI Research Institute. **The art of customer-centric artificial intelligence**: How organizations can unleash the full potential of AI in the customer experience. Paris, 2020. Disponível em: https://www.capgemini.com/wp-content/uploads/2020/07/AI-in-CX_CRI-Report_16072020_V4.pdf. Acesso em: 21 maio 2021.

CARAYANNIS, E. G.; CAMPBELL, D. F. J. Democracy of Climate and Climate for Democracy: the Evolution of Quadruple and Quintuple Helix Innovation Systems. **Journal of the Knowledge Economy**, p. 1-33, 2021.

CARDON, D. *et al.* Neurons spike back. **Rezeaux**, v. 211, n. 5, p. 173-220, 2018.

CASALÓ, L. V.; FLAVIÁN, C.; IBÁÑEZ-SÁNCHEZ, S. Understanding consumer interaction on instagram: The role of satisfaction, hedonism, and content characteristics. **Cyberpsychology, Behavior, and Social Networking**, v. 20, n. 6, p. 369-375, 2017.

CHAGAS, C. C.; LAGE, L. M. C. A opacidade gerada pelos algoritmos e inteligência artificial e a consequente necessidade de regulamentações. **Revista Insepe**, v. 3, n. 2, 2018.

CHEN, H.; LI, L.; CHEN, Y. Explore success factors that impact artificial intelligence adoption on telecom industry in China. **Journal of Management Analytics**, v. 8, n. 1, p. 36-68, 2021.

CHEN, R. *et al.* A survey of collaborative filtering-based recommender systems: From traditional methods to hybrid methods based on social networks. **IEEE Access**, v. 6, p. 64301-64320, 2018.

CHEN, S.; LIN, C. The impact of customer experience and perceived value on sustainable social relationship in blogs: An empirical study. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 96, p. 40-50, 2015.

CHENG, M.; ANDERSON, C. K. Search Engine Consumer Journeys: Exploring and Segmenting Click-Through Behaviors. **Cornell Hospitality Quarterly**, v. 62, n. 2, p. 198-214, 2021.

CHI, O. H.; DENTON, G.; GURSOY, D. Artificially intelligent device use in service delivery: a systematic review, synthesis, and research agenda. **Journal of Hospitality Marketing & Management**, v. 29, n. 7, p. 757-786, 2020.

CHINCHANACHOKCHAI, S.; THONTIRAWONG, P.; CHINCHANACHOKCHAI, P. A tale of two recommender systems: The moderating role of consumer expertise on artificial intelligence based product recommendations. **Journal of Retailing and Consumer Services**, v. 61, p. 102528, 2021.

CHIU, C. L. *et al.* Exploring information technology success of Augmented Reality Retail Applications in retail food chain. **Journal of Retailing and Consumer Services**, v. 61, p. 102561, 2021.

CHOI, B. C. K.; PAK, A. W. P. A catalog of biases in questionnaires. **Prev Chronic Dis**, v. 2, n. 1, p. A13, 2005.

CHOPRA, K. Indian shopper motivation to use artificial intelligence. **International Journal of Retail & Distribution Management**, v. 47, n. 3, p. 331-347, 2019.

CHOUK, I.; MANI, Z. Les objets connectés peuvent-ils susciter une résistance de la part des consommateurs? Une étude netnographique. **Décision Marketing**, n. 4, p. 19-41, 2016.

CHUNG, M. *et al.* Chatbot e-service and customer satisfaction regarding luxury brands. **Journal of Business Research**, v. 117, p. 587-595, 2020.

CONVERSE, P. D. The development of the science of marketing: An exploratory survey. **Journal of marketing**, v. 10, n. 1, p. 14-23, 1945.

COURTNEY, M. Careless talk costs privacy [digital assistants]. **Engineering & Technology**, v. 12, n. 10, p. 50-53, 2017.

CROSS, R.; DAVENPORT, T.; GRAY, P. Collaborate smarter, not harder. **MIT Sloan Management Review**, v. 61, n. 1, p. 20-28, 2019.

DAASSI, M.; DEBBABI, S. Intention to reuse AR-based apps: The combined role of the sense of immersion, product presence and perceived realism. **Information & Management**, v. 58, n. 4, p. 103453, 2021.

DACKO, S. G. Enabling smart retail settings via mobile augmented reality shopping apps. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 124, p. 243-256, 2017.

DAVENPORT, T. *et al.* How artificial intelligence will change the future of marketing. **Journal of the Academy of Marketing Science**, v. 48, n. 1, p. 24-42, 2020.

DELLAERT, B. G. C. *et al.* Consumer decisions with artificially intelligent voice assistants. **Marketing Letters**, v. 31, p. 335-347, 2020.

DENG, G. *et al.* Consumers' human nature and their shopping channel choices in the emerging artificial intelligence era: based on Xunzi's humanity hypothesis. **International Marketing Review**, v. 37, p. 1-20, 2020.

DERRICK, B.; WHITE, P. Comparing two samples from an individual Likert question. **International Journal of Mathematics and Statistics**, v. 18, n. 3, 2017.

DEWI, M. K.; FERDIAN, I. R. Enhancing Islamic financial literacy through community-based workshops: a transtheoretical model. **Journal of Islamic Accounting and Business Research**, v. 12, n. 5, p. 729-747, 2021.

DHIMOLEA, T. K.; RAKOWSKI, K. R.; LIN, L. Supporting Social and Emotional Well-Being with Artificial Intelligence. In: **Bridging Human Intelligence and Artificial Intelligence**. Cham: Springer International Publishing, 2022. p. 125-138.

DIETVORST, B. J.; SIMMONS, J. P.; MASSEY, C. Algorithm aversion: people erroneously avoid algorithms after seeing them err. **Journal of Experimental Psychology: General**, v. 144, n. 1, p. 114, 2015.

DIJKSTRA, T. K.; HENSELER, J. Consistent and Asymptotically Normal PLS Estimators for Linear Structural Equations. **Computational Statistics & Data Analysis**, v. 81, p. 10-23, 2015.

DINIZ, T. C. G. *et al.* Perfil de Uso da Internet e Motivações Para Compra Online de um Grupo Universitário. **Revista Brasileira de Gestão e Engenharia**, n. 15, p. 41-65, 2017.

DUAN, Y.; EDWARDS, J. S.; DWIVEDI, Y. K. Artificial intelligence for decision making in the era of *Big Data* – evolution, challenges and research agenda. **International Journal of Information Management**, v. 48, p. 63-71, 2019.

DUARTE, P.; SILVA, S. C.; FERREIRA, M. B. How convenient is it? Delivering online shopping convenience to enhance customer satisfaction and encourage e-WOM. **Journal of Retailing and Consumer Services**, v. 44, p. 161-169, 2018.

DWIVEDI, Y. K. *et al.* Setting the future of digital and social media marketing research: Perspectives and research propositions. **International Journal of Information Management**, v. 59, p. 102168, 2021.

ELO, S. *et al.* Qualitative content analysis: A focus on trustworthiness. **SAGE open**, v. 4, n. 1, p. 2158244014522633, 2014.

ENGEL, J. F.; BLACKWELL, R. D.; MINIARD, P. W. **Comportamento do consumidor**. 9. ed. São Paulo: Pioneira Thomson Learning, 2005.

ENGEL, J. F.; KOLLAT, D. T.; BLACKWELL, R. D. A model of consumer motivation and behavior. **Consumer behavior**. New York: Holt, Rinehart and Winston, 1968.

ERIKSSON, T.; BIGI, A.; BONERA, M. Think with me, or think for me? On the future role of artificial intelligence in marketing strategy formulation. **The TQM Journal**, v. 32, n. 4, p. 795-814, 2020.

ESMAEILZADEH, P. Use of AI-based tools for healthcare purposes: a survey study from consumers' perspectives. **BMC medical informatics and decision making**, v. 20, n. 1, p. 1-19, 2020.

FAN, X. *et al.* Adoption of augmented reality in online retailing and consumers' product attitude: A cognitive perspective. **Journal of Retailing and Consumer Services**, v. 53, p. 101986, 2020.

FERNANDES, T.; OLIVEIRA, E. Understanding consumers' acceptance of automated technologies in service encounters: Drivers of digital voice assistants adoption. **Journal of Business Research**, v. 122, p. 180-191, 2021.

FESTINGER, L. **A theory of cognitive dissonance**. Stanford university press: Stanford, 1962.

FRYER, L. K. *et al.* Stimulating and sustaining interest in a language course: An experimental comparison of Chatbot and Human task partners. **Computers in Human Behavior**, v. 75, p. 461-468, 2017.

FUSCH, P.I.; NESS, L. R. Are we there yet? Data saturation in qualitative research. **The Qualitative Report**, v. 20, n. 9, p. 1408-1416, 2015.

GABRIEL, D.; LOREDANA, D. The Influence of Social Groups on Consumer Behavior Online in the Resita City Population. **Ovidius University Annals, Economic Sciences Series**, v. 18, n. 1, p. 289-292, 2018.

GAI, P. J.; KLESSE, A. K. Making recommendations more effective through framings: Impacts of user-versus item-based framings on recommendation click-throughs. **Journal of Marketing**, v. 83, n. 6, p. 61-75, 2019.

GAL, D.; SIMONSON, I. Predicting consumers' choices in the age of the internet, AI, and almost perfect tracking: Some things change, the key challenges do not. **Consumer Psychology Review**, v. 4, n. 1, p. 135-152, 2021.

GANESH, J. *et al.* Online shopper motivations, and e-store attributes: an examination of online patronage behavior and shopper typologies. **Journal of retailing**, v. 86, n. 1, p. 106-115, 2010.

GANSSE, O. A.; REICH, C. S. A new acceptance model for artificial intelligence with extensions to UTAUT2: An empirical study in three segments of application. **Technology in Society**, v. 65, p. 101535, 2021.

GAO, B.; HUANG, L. Understanding interactive user behavior in smart media content service: an integration of tam and smart service belief factors. **Heliyon**, v. 5, n. 12, p. e02983, 2019.

GONZALEZ VIEJO, C. *et al.* Emerging technologies based on artificial intelligence to assess the quality and consumer preference of beverages. **Beverages**, v. 5, n. 4, p. 62, 2019.

GRAY, K.; WEGNER, D. M. Feeling robots and human zombies: Mind perception and the uncanny valley. **Cognition**, v. 125, n. 1, p. 125-130, 2012.

GREWAL, D.; ROGGEVEEN, A. L.; NORDFÄLT, J. The future of retailing. **Journal of retailing**, v. 93, n. 1, p. 1-6, 2017.

GUHA, A. *et al.* Reframing the discount as a comparison against the sale price: does it make the discount more attractive?. **Journal of Marketing Research**, v. 55, n. 3, p. 339-351, 2018.

GUMMESSON, E. From relationship marketing to total relationship marketing and beyond. **Journal of services marketing**, v. 31, n. 1, p. 16-19, 2017.

GURSOY, D. *et al.* Consumers acceptance of artificially intelligent (AI) device use in service delivery. **International Journal of Information Management**, v. 49, p. 157-169, 2019.

HEIDENREICH, S.; KRAEMER, T. Innovations—doomed to fail? Investigating strategies to overcome passive innovation resistance. **Journal of Product Innovation Management**, v. 33, n. 3, p. 277-297, 2016.

HAIR JR, J. F.; HOWARD, M. C.; NITZL, C. Assessing measurement model quality in PLS-SEM using confirmatory composite analysis. **Journal of Business Research**, v. 109, p. 101-110, 2020.

HAIR JR, J. F.; SARSTEDT, M. Factors versus composites: guidelines for choosing the right structural equation modeling method. **Project Management Journal**, v. 50, n. 6, p. 619-624, 2019.

HAMZAH, H.; MUSTAFA, H. Exploring consumer boycott intelligence towards Israel-related companies in Malaysia: An integration of the theory of planned behaviour with transtheoretical stages of change. **Journal of Islamic Marketing**, v. 10, n. 1, p. 208-226, 2019.

HAN, S.; YANG, H. Understanding adoption of intelligent personal assistants: a parasocial relationship perspective. **Industrial Management & Data Systems**, v. 118, n. 3, p. 618-636, 2018.

HASAN, R.; SHAMS, R.; RAHMAN, M. Consumer trust and perceived risk for voice-controlled artificial intelligence: The case of Siri. **Journal of Business Research**, v. 131, p. 591-597, 2021.

HEINZE, J.; THOMANN, M.; FISCHER, P. Ladders to m-commerce resistance: A qualitative means-end approach. **Computers in Human Behavior**, v. 73, p. 362-374, 2017.

HEO, M.; LEE, K. J. Chatbot as a new business communication tool: The case of naver talktalk. **Business Communication Research and Practice**, v. 1, n. 1, p. 41-45, 2018.

HERNANDEZ-ORTEGA, B.; FERREIRA, I. How smart experiences build service loyalty: The importance of consumer love for smart voice assistants. **Psychology & Marketing**, v. 38, n. 7, p. 1122-1139, 2021.

HOSANAGAR, K. *et al.* Will the Global Village Fracture Into Tribes? Recommender Systems and Their Effects on Consumer Fragmentation. **Management Science**, v. 60, n. 4, p. 805-1081, 2014.

HOY, M. B. Alexa, Siri, Cortana, and more: an introduction to voice assistants. **Medical reference services quarterly**, v. 37, n. 1, p. 81-88, 2018.

HSIEH, S. H.; LEE, C. T. Hey Alexa: examining the effect of perceived socialness in usage intentions of AI assistant-enabled smart speaker. **Journal of Research in Interactive Marketing**, v. 15, n. 2, p. 267-294, 2021.

HU, J. *et al.* Personalized tag recommendation using social influence. **Journal of Computer Science and Technology**, v. 27, n. 3, p. 527-540, 2012.

HUANG, M. H.; RUST, R. T. A framework for collaborative artificial intelligence in marketing. **Journal of Retailing**, v. 98, n. 2, p. 209-223, 2022.

HUANG, M. H.; RUST, R. T. A strategic framework for artificial intelligence in marketing. **Journal of the Academy of Marketing Science**, v. 49, n. 1, p. 30-50, 2021.

HUANG, M. H.; RUST, R. T. Artificial intelligence in service. **Journal of service research**, v. 21, n. 2, p. 155-172, 2018.

HUANG, Y.; QIAN, L. Understanding the potential adoption of autonomous vehicles in China: The perspective of behavioral reasoning theory. **Psychology & Marketing**, v. 38, n. 4, p. 669-690, 2021.

IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). **Estratégia Geral de Tecnologia da Informação e Comunicação do IBGE (EGTI) 2019-2020**, 2019. Disponível em https://www.ibge.gov.br/np_download/novoportal/documentos_institucionais/EGTI_2019-2020.pdf. Acesso em: 20 maio 2021.

IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). **Pesquisa Mensal de Comércio - PMC**, 2021. Disponível em <https://pmc.ibge.gov.br/>. Acesso em: 10 nov. 2021.

ILLESCAS-MANZANO, M. D. *et al.* Implementation of Chatbot in Online Commerce, and Open Innovation. **Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity**, v. 7, n. 2, p. 125, 2021.

IVANOV, S. H.; WEBSTER, C. Adoption of robots, artificial intelligence and service automation by travel, tourism and hospitality companies—a cost-benefit analysis. **Artificial Intelligence and Service Automation by Travel, Tourism and Hospitality Companies—A Cost-Benefit Analysis**, 2017.

JAIN, S.; GANDHI, A. V. Impact of artificial intelligence on impulse buying behaviour of Indian shoppers in fashion retail outlets. **International Journal of Innovation Science**, v. 13, n. 2, p. 193-204, 2021.

JEON, M. M.; LEE, S.; JEONG, M. e-Social influence and customers' behavioral intentions on a bed and breakfast website. **Journal of hospitality marketing & management**, v. 27, n. 3, p. 366-385, 2018.

JEONG, S. G.; HUR, H. J.; CHOO, H. J. The Effect of Fashion Shopping Chatbot Characteristics on Service Acceptance Intention-Focusing on Anthropomorphism and Personalization. **Journal of the Korean Society of Clothing and Textiles**, v. 44, n. 4, p. 573-593, 2020.

JIANG, L. *et al.* A trust-based collaborative filtering algorithm for E-commerce recommendation system. **Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing**, v. 10, n. 8, p. 3023-3034, 2019.

JÍLKOVÁ, P.; KRÁLOVÁ, P. Digital Consumer Behaviour and eCommerce Trends during the COVID-19 Crisis. **International Advances in Economic Research**, v. 27, n. 1, p. 83-85, 2021.

JIN, G. Z.. Artificial intelligence and consumer privacy. In: **The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda**. University of Chicago Press, 2018. p. 439-462.

JOSE, J. Impact of technology on consumer Behaviour. **IRA - International Journal of Management & Social Sciences**, v. 6, n. 2, p. 264-267, 2017.

KAMAL, S. A.; SHAFIQ, M.; KAKRIA, P. Investigating acceptance of telemedicine services through an extended technology acceptance model (TAM). **Technology in Society**, v. 60, p. 101212, 2020.

KANT, S. Critical Appraisal of Prevailing Marketing Mix: Applies Particularly to the Digital Marketing Metaphor. **Journal of Marketing and Consumer Research**, v. 71, p. 38-40, 2020.

KAPLAN, A.; HAENLEIN, M. Siri, Siri, in my hand: Who's the fairest in the land? On the interpretations, illustrations, and implications of artificial intelligence. **Business Horizons**, v. 62, n. 1, p. 15-25, 2019.

KATYAR, R.; BADOLA, S. Modelling the barriers to online banking in the Indian scenario: an ISM approach. **Journal of Modelling in Management**, v. 13, n. 3, p. 1-21, 2018.

KLADKLEEB, S.; VONGURAI, R. Factors Influencing Adoption And Actual Usage of Digital Payment Systems In The Era Of Thailand 4.0 For Thai Society. **UTCC International Journal of Business and Economics**, v. 11, n. 3, p. 117-143, 2019.

KIETZMANN, J.; PASCHEN, J.; TREEN, E. Artificial intelligence in advertising: How marketers can leverage artificial intelligence along the consumer journey. **Journal of Advertising Research**, v. 58, n. 3, p. 263-267, 2018.

KIM, H. *et al.* Consumer adoption of smart in-store technology: assessing the predictive value of attitude versus beliefs in the technology acceptance model. **International Journal of Fashion Design, Technology and Education**, v. 10, n. 1, p. 26-36, 2017.

KIM, H.; JIANG, J.; BRUCE, N. I. Discovering heterogeneous consumer journeys in online platforms: implications for networking investment. **Journal of the Academy of Marketing Science**, v. 49, n. 2, p. 374-396, 2021.

KIM, H. Y.; MCGILL, A. L. Minions for the rich? Financial status changes how consumers see products with anthropomorphic features. **Journal of Consumer Research**, v. 45, n. 2, p. 429-450, 2018.

KIM, M.; CHEEYONG, K. Augmented reality fashion apparel simulation using a magic mirror. **International journal of smart home**, v. 9, n. 2, p. 169-178, 2015.

KIM, R. Y. The impact of COVID-19 on consumers: Preparing for digital sales. **IEEE Engineering Management Review**, v. 48, n. 3, p. 212-218, 2020.

KITCHENHAM, B. Procedures for performing systematic reviews. Keele, UK, **Keele University**, v. 33, n. 2004, p. 1-26, 2004.

KLAUS, P.; ZAICHKOWSKY, J. AI voice bots: a services marketing research agenda. **Journal of Services Marketing**, v. 34, n. 3, p. 389-398, 2020.

KLINE, R. B. **Principles and practice of structural equation modeling**. 3. ed. New York: The Guilford Press, 2011.

KORSTJENS, I.; MOSER, A. Series: Practical guidance to qualitative research. Part 4: Trustworthiness and publishing. **European Journal of General Practice**, v. 24, n. 1, p. 120-124, 2018.

KOTLER, P.; ARMSTRONG, G. **Marketing management**. 17. ed. Harlow: Pearson, 2017.

KOWALCZUK, P.; SIEPMANN, C.; ADLER, J. Cognitive, affective, and behavioral consumer responses to augmented reality in e-commerce: A comparative study. **Journal of Business Research**, v. 124, p. 357-373, 2021.

KUMAR, T.; TRAKRU, M. The Colossal Impact of Artificial Intelligence. E-Commerce: Statistics and Facts. **Int. Res. J. Eng. Technol.(IRJET)**, v. 6, p. 570-572, 2020.

KWON, S. H.; LIM, Y. W.; KIM, H. J. A study on the usage intention of AI (artificial intelligence) speaker. **Journal of the Korea Society of Computer and Information**, v. 25, n. 1, p. 199-206, 2020.

LALICIC, L.; WEISMAYER, C. Consumers' reasons and perceived value co-creation of using artificial intelligence-enabled travel service agents. **Journal of Business Research**, v. 129, p. 891-901, 2021.

LAW, R.; CHAN, I. C. C.; WANG, L. A comprehensive review of mobile technology use in hospitality and tourism. **Journal of Hospitality Marketing & Management**, v. 27, n. 6, p. 626-648, 2018.

LAZARUS, R. S. Cognition and motivation in emotion. **American psychologist**, v. 46, n. 4, p. 352, 1991a.

LAZARUS, R. S. Progress on a cognitive-motivational-relational theory of emotion. **American psychologist**, v. 46, n. 8, p. 819, 1991b.

LECOINTRE, D. E.; DAUCÉ, B.; LEGOHEREL, P. The influence of interactive window displays on expected shopping experience. **International Journal of Retail & Distribution Management**, v. 46, n. 9, p. 802-819, 2018.

LEE, J. M. *et al.* Consumer Perception and Adoption Intention of Artificial Intelligent Speaker: Non-Users Perspective. **Journal of Consumer Studies**, v. 30, n. 2, p. 193-213, 2019.

LEE, L. *et al.* From browsing to buying and beyond: The needs-adaptive shopper journey model. **Journal of the Association for Consumer Research**, v. 3, n. 3, p. 277-293, 2018.

LEMON, K. N.; VERHOEF, P. C. Understanding customer experience throughout the customer journey. **Journal of Marketing**, v. 80, p. 69-96, 2016.

LEONNARD, L.; PARAMITA, A. S.; MAULIDIANI, J. J. The Effect of Augmented Reality Shopping Applications on Purchase Intention. **Esensi: Jurnal Bisnis dan Manajemen**, v. 9, n. 2, p. 131-142, 2019.

LI, Y. M.; LIN, L. F.; HO, C. C. A social route recommender mechanism for store shopping support. **Decision Support Systems**, v. 94, p. 97-108, 2017.

LI, Y. M.; SHIU, Y. A diffusion mechanism for social advertising over microblogs. **Decision Support Systems**, v. 54, n. 1, p. 9-22, 2012.

LIBAI, B. *et al.* Brave new world? On AI and the management of customer relationships. **Journal of Interactive Marketing**, v. 51, p. 44-56, 2020.

LIN, H.; CHI, O. H.; GURSOY, D. Antecedents of customers' acceptance of artificially intelligent robotic device use in hospitality services. **Journal of Hospitality Marketing & Management**, v. 29, n. 5, p. 530-549, 2020.

LIU, S. *et al.* Attitudes towards Wildlife Consumption inside and outside Hubei Province, China, in Relation to the SARS and COVID-19 Outbreaks. **Human Ecology**, v. 48, n. 6, p. 749-756, 2020.

LOGG, J. M.; MINSON, J. A.; MOORE, D. A. Algorithm appreciation: people prefer algorithmic to human judgment. **Organizational Behavior and Human Decision Processes**, v. 151, p. 90–103, 2019.

LONGONI, C.; BONEZZI, A.; MOREWEDGE, C. K. Resistance to medical artificial intelligence. **Journal of Consumer Research**, v. 46, n. 4, p. 629-650, 2019.

LU, L.; CAI, R.; GURSOY, D. Developing and validating a service robot integration willingness scale. **International Journal of Hospitality Management**, v. 80, p. 36-51, 2019.

LUO, X. *et al.* Frontiers: Machines vs. humans: The impact of artificial intelligence *chatbot* disclosure on customer purchases. **Marketing Science**, v. 38, n. 6, p. 937-947, 2019.

MALHOTRA, N. K.; LOPES, E. L.; VEIGA, R. T. Modelagem de equações estruturais com Lisrel: uma visão inicial. **Revista Brasileira de Marketing**, v. 13, n. 2, p. 28-43, 2014.

MARÔCO, J. **Análise de equações estruturais**: Fundamentos teóricos, software & aplicações. Lisboa: ReportNumber, Lda, 2010.

MARTÍNEZ-MORATO, S. *et al.* Emotion management and stereotypes about emotions among male nurses: a qualitative study. **BMC nursing**, v. 20, n. 1, p. 1-10, 2021.

MCCARTHY, J. *et al.* A proposal for the dartmouth summer research project on artificial intelligence, august 31, 1955. **AI magazine**, v. 27, n. 4, p. 12-12, 2006.

MCC-ENET. Referência em métricas e indicadores de consumo online no Brasil. **Índices e indicadores do mercado online**. [S. l.]: MCC-ENT, 2020. Disponível em: <https://www.mccenet.com.br/>. Acesso em: 22 nov. 2021.

MCLEAN, G.; OSEI-FRIMPONG, K.; BARHORST, J. Alexa, do voice assistants influence consumer brand engagement?—Examining the role of AI powered voice assistants in influencing consumer brand engagement. **Journal of Business Research**, v. 124, p. 312-328, 2021.

MELIÁN-GONZÁLEZ, S.; GUTIÉRREZ-TAÑO, D.; BULCHAND-GIDUMAL, J. Predicting the intentions to use chatbots for travel and tourism. **Current Issues in Tourism**, v. 24, n. 2, p. 192-210, 2021.

MICROSOFT. **A adoção de inteligência artificial pode adicionar 4,2 pontos percentuais de crescimento adicional ao PIB do Brasil até 2030**. Disponível em: <https://news.microsoft.com/pt-br/a-adocao-de-inteligencia-artificial-pode-adicionar-42-pontos-percentuais-de-crescimento-adicional-ao-pib-do-brasil-ate-2030/>. Acesso em: 6 maio 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**, v. 58, n. 3, p. 103434, 2021.

MIMOUN, M. S. B.; PONCIN, I. A valued agent: How ECAs affect website customers' satisfaction and behaviors. **Journal of Retailing and Consumer Services**, v. 26, p. 70-82, 2015.

MORI, M. Bukimi no tani [the uncanny valley]. **Energy**, v. 7, p. 33-35, 1970.

MORIUCHI, E. *et al.* Engagement with *chatbots* versus augmented reality interactive technology in e-commerce. **Journal of Strategic Marketing**, v. 29, n. 5, p. 375-389, 2020.

MOSER, A.; KORSTJENS, I. Series: Practical guidance to qualitative research. Part 3: Sampling, data collection and analysis. **European journal of general practice**, v. 24, n. 1, p. 9-18, 2018.

MOURA, F. T.; MAW, C. Artificial intelligence became Beethoven: how do listeners and music professionals perceive artificially composed music?. **Journal of Consumer Marketing**, v. 38, n. 2, p. 137-146, 2021.

MUGGLETON, S. Alan Turing and the development of Artificial Intelligence. **AI communications**, v. 27, n. 1, p. 3-10, 2014.

MUSGRAVE, J.; JOPSON, A.; JAMSON, S. Travelling to a sport event: Profiling sport fans against the Transtheoretical Model of Change. **Journal of Hospitality & Tourism Research**, v. 44, p. 1096348020915255, 2020.

NAGY, S.; HAJDÚ, N. Consumer Acceptance of the Use of Artificial Intelligence in Online Shopping: Evidence from Hungary. **Amfiteatru Economic**, v. 23, n. 56, p. 155-173, 2021.

NASIR, S. M.; SHAFII, H.; YASSIN, A. M. A Proposed Model of Household Waste Separation Behavior: Pilot Test and Instrument Validation. **Journal of Social Transformation and Regional Development**, v. 3, n. 1, p. 32-39, 2021.

NICHIFOR, E.; TRIFAN, A.; NECHIFOR, E. M. Artificial intelligence in electronic commerce: Basic chatbots and the consumer journey. **Amfiteatru Economic**, v. 23, n. 56, p. 87-101, 2021.

NIKHASHEMI, S. R. *et al.* Augmented reality in smart retailing: A (n)(A) Symmetric Approach to continuous intention to use retail brands' mobile AR apps. **Journal of Retailing and Consumer Services**, v. 60, p. 102464, 2021.

OSTROM, A. L. *et al.* Service research priorities in a rapidly changing context. **Journal of service research**, v. 18, n. 2, p. 127-159, 2015.

PANETTA, K. Trends emerge in the Gartner hype cycle for emerging technologies. **Retrieved November**, v. 4, n. 5, p. 2018, 2018.

PANTANO, E.; RESE, A.; BAIER, D. Enhancing the online decision-making process by using augmented reality: A two country comparison of youth markets. **Journal of Retailing and Consumer Services**, v. 38, p. 81-95, 2017.

PAPPAS, I. O. *et al.* *Big data* and business analytics ecosystems: paving the way towards digital transformation and sustainable societies. **Information Systems and e-Business Management**, v. 16, p. 479-491, 2018.

PAREKH, P. *et al.* Systematic review and meta-analysis of augmented reality in medicine, retail, and games. **Visual computing for industry, biomedicine, and art**, v. 3, n. 1, p. 1-20, 2020.

PARK, M.; YOO, J. Effects of perceived interactivity of augmented reality on consumer responses: A mental imagery perspective. **Journal of Retailing and Consumer Services**, v. 52, p. 101912, 2020.

PARK, S.; HUMPHRY, J. Exclusion by design: intersections of social, digital and data exclusion. **Information, Communication & Society**, v. 22, n. 7, p. 934-953, 2019.

PASCHEN, J.; WILSON, M.; FERREIRA, J. J. Collaborative intelligence: How human and artificial intelligence create value along the B2B sales funnel. **Business Horizons**, v. 63, n. 3, p. 403-414, 2020.

PAYNE, E. M.; PELTIER, J. W.; BARGER, V. A. Mobile banking and AI-enabled mobile banking: The differential effects of technological and non-technological factors on digital natives' perceptions and behavior. **Journal of Research in Interactive Marketing**, v. 12, n. 3, p. 328-346, 2018.

PELAU, C.; ENE, I. Interaction Between Consumers and Emerging forms of Artificial Intelligence: A Discriminant Analysis. **Studia Universitatis „Vasile Goldis” Arad–Economics Series**, v. 30, n. 2, p. 1-12, 2020.

PEREZ-VEGA, R. *et al.* Reshaping the contexts of online customer engagement behavior via artificial intelligence: A conceptual framework. **Journal of Business Research**, v. 129, p. 902-910, 2021.

PESÄMAA, O. *et al.* Publishing quantitative papers with rigor and transparency. **International Journal of Project Management**, v. 39, n. 3, p. 217-222, 2021.

PETIT, O.; JAVORNIK, A.; VELASCO, C. We Eat First with Our (Digital) Eyes: Enhancing Mental Simulation of Eating Experiences via Visual-Enabling Technologies. **Journal of Retailing**, 2021.

PILLAI, R.; SIVATHANU, B. Adoption of artificial intelligence (AI) for talent acquisition in IT/ITeS organizations. **Benchmarking: An International Journal**, v. 27, n. 9, p. 2599-2629, 2020.

PILLAI, R.; SIVATHANU, B.; DWIVEDI, Y. K. Shopping intention at AI-powered automated retail stores (AIPARS). **Journal of Retailing and Consumer Services**, v. 57, p. 102207, 2020.

PITARDI, V.; MARRIOTT, H. R. Alexa, she's not human but... Unveiling the drivers of consumers' trust in voice-based artificial intelligence. **Psychology & Marketing**, v. 38, n. 4, p. 626-642, 2021.

PIZZI, G.; SCARPI, D.; PANTANO, E. Artificial intelligence and the new forms of interaction: Who has the control when interacting with a chatbot?. **Journal of Business Research**, v. 129, p. 878-890, 2021.

POUSHNEH, Atieh. Humanizing voice assistant: The impact of voice assistant personality on consumers' attitudes and behaviors. **Journal of Retailing and Consumer Services**, v. 58, p. 102283, 2021.

PROCHASKA, J. O.; DICLEMENTE, C. C. Transtheoretical therapy: toward a more integrative model of change. **Psychotherapy: theory, research & practice**, v. 19, n. 3, p. 276, 1982.

PUNTONI, S. *et al.* Consumers and artificial intelligence: an experiential perspective. **Journal of Marketing**, v. 85, n. 1, p. 131-151, 2021.

PURCĂREA, T. *et al.* The Profound Nature of Linkage Between the Impact of the Use of Artificial Intelligence in Retail on Buying and Consumer Behavior and Consumers' Perceptions of Artificial Intelligence on the Path to the Next Normal. **The Amfiteatru Economic Journal**, v. 23, n. 56, p. 1-9, 2021.

QIN, H.; PEAK, D. A.; PRYBUTOK, V. A virtual market in your pocket: How does mobile augmented reality (MAR) influence consumer decision making?. **Journal of Retailing and Consumer Services**, v. 58, p. 102337, 2021.

RAM, S. A model of innovation resistance. **Advances in Consumer Research**, v. 14, p. 208-212, 1987.

RAMOS, A. S. M. *et al.* Limitações dos Modelos de Aceitação da Tecnologia: um ensaio sob uma perspectiva crítica. **GESTÃO. Org**, v. 17, n. 8, p. 210-220, 2019.

RATHER, R. A. Investigating the impact of customer brand identification on hospitality brand loyalty: A social identity perspective. **Journal of Hospitality Marketing & Management**, v. 27, n. 5, p. 487-513, 2018.

RAVAL, H. Limitações do Chatbot existente com pesquisa analítica para aprimorar a funcionalidade usando tecnologia emergente. **International Journal of Research and Analytical Reviews (IJRAR)**, v. 7, n. 2, 2020.

REID, L. F.; ROSS, H. F.; VIGNALI, G. Na exploration of the relationship between productselection criteria and engagement with 'show-rooming' and 'web-rooming' in theconsumer's decision-making process. **Internation Journal of Business and Globalization**, v. 17, n. 3, p. 364-383, 2016.

RESE, A.; GANSTER, L.; BAIER, D. *Chatbots* in retailers' customer communication: How to measure their acceptance?. **Journal of Retailing and Consumer Services**, v. 56, p. 102176, 2020.

RITZ, W.; WOLF, M.; MCQUITTY, S. Digital marketing adoption and success for small businesses. **Journal of Research in Interactive Marketing**, v. 13, n. 2, p. 179-203, 2019.

ROHM, A. J.; SWAMINATHAN, V. A typology of online shoppers based on shopping motivations. **Journal of business research**, v. 57, n. 7, p. 748-757, 2004.

ROMANO, B.; SANDS, S.; PALLANT, J. I. Augmented reality and the customer journey: An exploratory study. **Australasian Marketing Journal (AMJ)**, v. 28, p. 1-10, 2020.

ROMANOVA, Tatiana *et al.* Optimal layout of ellipses and its application for additive manufacturing. **International Journal of Production Research**, v. 59, n. 2, p. 560-575, 2021.

ROSENTHAL-VON, P. A. M.; KRÄMER, N. C. How design characteristics of robots determine evaluation and uncanny valley related responses. **Computers in Human Behavior**, v. 36, p. 422-439, 2014.

ROY, P. *et al.* Customer Acceptance of Use of Artificial Intelligence in Hospitality Services: An Indian Hospitality Sector Perspective. **Global Business Review**, v. 21, p. 0972150920939753, 2020.

RUSSELL, S.; DEWEY, D.; TEGMARK, M. Research priorities for robust and beneficial artificial intelligence. **Ai Magazine**, v. 36, n. 4, p. 105-114, 2015.

RUST, R. T. The future of marketing. **International Journal of Research in Marketing**, v. 37, n. 1, p. 15-26, 2020.

RUSTHOLLKARHU, S. *et al.* Managing B2B customer journeys in digital era: Four management activities with artificial intelligence-empowered tools. **Industrial Marketing Management**, v. 104, p. 241-257, 2022.

SACHDEVA, G.; NARWAL, M.; KANT, R. Factors Affecting Usage of E-Commerce: A Study of Haryana Region. **Anwesh**, v. 3, n. 2, p. 17, 2018.

SAUNDERS, B. *et al.* Saturation in qualitative research: exploring its conceptualization and operationalization. **Quality & quantity**, v. 52, n. 4, p. 1893-1907, 2018.

SANDOVAL, E. B. *et al.* Reciprocity in human-robot interaction: a quantitative approach through the prisoner's dilemma and the ultimatum game. **International Journal of Social Robotics**, v. 8, n. 2, p. 303-317, 2016.

SCHOLZ, J.; SMITH, A. N. Augmented reality: Designing immersive experiences that maximize consumer engagement. **Business Horizons**, v. 59, n. 2, p. 149-161, 2016.

SCHUTZER, D. Business expert systems: the competitive edge. **Expert Systems with Applications**, v. 1, n. 1, p. 17-21, 1990.

SCOTT, P. *et al.* The consumer journey in the digital age: the challenges faced by destination and place marketing agencies. **International Journal of Digital Culture and Electronic Tourism**, v. 2, n. 1, p. 28-45, 2017.

SEDGWICK, P. Cross sectional studies: advantages and disadvantages. **Bmj**, v. 348, p. 2276-2277, 2014.

SERRANO, P. H. S. M.; BALDANZA, R. F. Tecnologias disruptivas: o caso do Uber. **Revista Pensamento Contemporâneo em Administração**, v. 11, n. 5, p. 37-48, 2017.

SEVERO, E. A.; GUIMARÃES, J. C. F.; DORION, E. C. H. Cleaner production, social responsibility and eco-innovation: Generations' perception for a sustainable future. **Journal of Cleaner Production**, v. 186, p. 91-103, 2018.

SHANKAR, V. How artificial intelligence (AI) is reshaping retailing. **Journal of retailing**, v. 94, n. 4, p. 6-11, 2018.

SHARMA, R. S.; SHAIKH, A. A.; LI, E. Designing Recommendation or Suggestion Systems: looking to the future. **Electronic Markets**, v. 31, p. 1-10, 2021.

SHETH, J. Impact of Covid-19 on consumer behavior: Will the old habits return or die?. **Journal of Business Research**, v. 117, p. 280-283, 2020.

SHUMANOV, M.; COOPER, H.; EWING, M. Using AI predicted personality to enhance advertising effectiveness. **European Journal of Marketing**, v. 55, p. 1-20, 2021.

SIACHOU, E. *et al.* Why do employees hide their knowledge and what are the consequences? A systematic literature review. **Journal of Business Research**, v. 135, p. 195-213, 2021.

SINGH, P. What's Next in E-Commerce: Understanding the Omnichannel Consumer. **Nielsen Report. Consultado em**, v. 18, 2017.

SILVA, E. S.; BONETTI, F. Digital humans in fashion: Will consumers interact?. **Journal of Retailing and Consumer Services**, v. 60, p. 102430, 2021.

SIMONSON, I. *et al.* Consumer research: in search of identity. **Annual Review of Psychology**, v. 52, p. 249-75, 2001.

SIVATHANU, B. Adoption of digital payment systems in the era of demonetization in India: An empirical study. **Journal of Science and Technology Policy Management**, v. 10, n. 1, p. 143-171, 2019.

SMINK, A. R. *et al.* Try online before you buy: How does shopping with augmented reality affect brand responses and personal data disclosure. **Electronic Commerce Research and Applications**, v. 35, p. 100854, 2019.

SOH, P. Y. *et al.* Perception, acceptance and willingness of older adults in Malaysia towards online shopping: a study using the UTAUT and IRT models. **Journal of ambient intelligence and humanized computing**, v. 11, n. 1, p. 1-13, 2020.

SOHN, K. *et al.* Artificial intelligence in the fashion industry: consumer responses to generative adversarial network (GAN) technology. **International Journal of Retail & Distribution Management**, v. 49, n. 1, p. 61-80, 2020.

SOHN, K.; KWON, O. Technology acceptance theories and factors influencing artificial intelligence-based intelligent products. **Telematics and Informatics**, v. 47, p. 101324, 2020.

- SOPER, D. S. **A-priori sample size calculator for structural equation models**. [S. l.]: Free Statistics Calculators, [2022]. Software. Disponível em: <https://www.danielsoper.com/statcalc/calculator.aspx?id=89>. Acesso em: 12 dez. 2022.
- SOUTJIS, Bastien. The new digital face of the consumerist mediator: the case of the ‘Yuka’ mobile app. **Journal of Cultural Economy**, v. 13, n. 1, p. 114-131, 2020.
- STEFFEL, M.; WILLIAMS, E. F. Delegating decisions: Recruiting others to make choices we might regret. **Journal of Consumer Research**, v. 44, n. 5, p. 1015-1032, 2018.
- STEINHOFF, Lena *et al.* Online relationship marketing. **Journal of the Academy of Marketing Science**, v. 47, n. 3, p. 369-393, 2019.
- STEPHEN, A. T. The role of digital and social media marketing in consumer behavior. **Current opinion in Psychology**, v. 10, p. 17-21, 2016.
- SUNG, E. C. *et al.* Consumer engagement via interactive artificial intelligence and mixed reality. **International Journal of Information Management**, v. 60, p. 102382, 2021.
- SUTHERLAND, I. The ultimate display. **Proceedings of the International Federation of Information Processing Congress**, v. 2, p. 506-508, 1965.
- SYAM, N.; SHARMA, A. Waiting for a sales renaissance in the fourth industrial revolution: Machine learning and artificial intelligence in sales research and practice. **Industrial Marketing Management**, v. 69, p. 135-146, 2018.
- TAHERDOOST, H. What is the best response scale for survey and questionnaire design; review of different lengths of rating scale/attitude scale/Likert scale. **Hamed Taherdoost**, v. 8, n. 1, p. 1-10, 2019.
- TALWAR, S. *et al.* Consumers’ resistance to digital innovations: A systematic review and framework development. **Australasian Marketing Journal (AMJ)**, v. 28, n. 4, p. 286-299, 2020.
- TASSIELLO, V.; TILLOTSON, J. S.; ROME, A. S. “Alexa, order me a pizza!”: The mediating role of psychological power in the consumer–voice assistant interaction. **Psychology & Marketing**, v. 38, n. 7, p. 1069-1080, 2021.
- TELSER, L. G. The demand for branded goods as estimated from consumer panel data. **The Review of Economics and Statistics**, v. 44, n. 3, p. 300-324, 1962.
- TÖLKES, C.; BUTZMANN, E. Motivating pro-sustainable behavior: The potential of green events—A case-study from the Munich Streetlife Festival. **Sustainability**, v. 10, n. 10, p. 3731, 2018.
- TOUBES, D. R.; VILA, N. A.; FRAIZ BREA, J. A. Changes in consumption patterns and tourist promotion after the COVID-19 pandemic. **Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research**, v. 16, n. 5, p. 1332-1352, 2021.

TURING, A. M. Computing. Computing machinery and intelligence-AM Turing. **Mind**, v. 59, n. 236, p. 433, 1950.

VAX, S. *et al.* Enhancing organizational readiness for implementation: constructing a typology of readiness-development strategies using a modified Delphi process. **Implementation Science**, v. 16, n. 1, p. 1-11, 2021.

VENKATESH, V. *et al.* User acceptance of information technology: Toward a unified view. **MIS quarterly**, v. 27, n. 3, p. 425-478, 2003.

VENKATESH, V.; THONG, J. Y. L.; XU, X. Consumer acceptance and use of information technology: extending the unified theory of acceptance and use of technology. **MIS quarterly**, p. 157-178, 2012.

VENKATESH, V. Adoption and use of AI tools: a research agenda grounded in UTAUT. **Annals of Operations Research**, v. 29, n. 5, p. 1-12, 2021.

VERMA, S. *et al.* Artificial intelligence in marketing: Systematic review and future research direction. **International Journal of Information Management Data Insights**, v. 1, p. 100002, 2021.

VITEZIĆ, V.; PERIĆ, M. Artificial intelligence acceptance in services: connecting with Generation Z. **The Service Industries Journal**, v. 41, n. 13-14, p. 926-946, 2021.

WALISZEWSKI, K.; WARCHLEWSKA, A. Attitudes towards artificial intelligence in the area of personal financial planning: a case study of selected countries. **Entrepreneurship and Sustainability Issues**, v. 8, n. 2, p. 399, 2020.

WEILL, P.; WOERNER, S. Surviving in an increasingly digital ecosystem. **MIT Sloan Management Review**, v. 59, n. 2, p. 26-28, 2018.

WHANG, J. B. *et al.* The effect of Augmented Reality on purchase intention of beauty products: The roles of consumers' control. **Journal of Business Research**, v. 133, p. 275-284, 2021.

WIRTH, N. Hello marketing, what can artificial intelligence help you with?. **International Journal of Market Research**, v. 60, n. 5, p. 435-438, 2018.

XIANG, Z.; MAGNINI, V. P.; FESENMAIER, D. R. Information technology and consumer behavior in travel and tourism: Insights from travel planning using the internet. **Journal of retailing and consumer services**, v. 22, p. 244-249, 2015.

XU, C.; PARK, J.; LEE, J. C. The effect of shopping channel (online vs offline) on consumer decision process and firm's marketing strategy. **Internet Research**, v. 32, n. 3, p. 971-987, 2022.

YEN, C.; CHIANG, M. Trust me, if you can: a study on the factors that influence consumers' purchase intention triggered by chatbots based on brain image evidence and self-reported assessments. **Behaviour & Information Technology**, p. 1-18, 2020.

YEOMANS, M. *et al.* Making sense of recommendations. **Journal of Behavioral Decision Making**, v. 32, n. 4, p. 403-414, 2019.

YEŞİLYURT, S.; ÇAPRAZ, C. A road map for the content validity used in scale development studies. **Erzincan Üniversitesi Eğitim Fakültesi Dergisi**, v. 20, n. 1, p. 251-264, 2018.

YIM, M. Y.; CHU, S.; SAUER, P. L. Is augmented reality technology an effective tool for e-commerce? An interactivity and vividness perspective. **Journal of Interactive Marketing**, v. 39, p. 89-103, 2017.

YIN, J.; QIU, X. AI Technology and Online Purchase Intention: Structural Equation Model Based on Perceived Value. **Sustainability**, v. 13, n. 10, p. 5671, 2021.

YOON, N.; LEE, H. H. AI Recommendation Service Acceptance: Assessing the Effects of Perceived Empathy and Need for Cognition. **Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research**, v. 16, n. 5, p. 1912-1928, 2021.

ZANGIROLAMI, J. R.; ECHEIMBERG, J. O.; LEONE, C. Research methodology topics: Cross-sectional studies. **Journal of Human Growth and Development**, v. 28, n. 3, p. 356-360, 2018.

ZAROUALI, B. *et al.* Predicting consumer responses to a *chatbot* on Facebook. **Cyberpsychology, Behavior, and Social Networking**, v. 21, n. 8, p. 491-497, 2018.

ZHANG, L.; PENTINA, I.; FAN, Y. Who do you choose? Comparing perceptions of human vs robo-advisor in the context of financial services. **Journal of Services Marketing**, p. 1-13, 2021.

ZHANG, X.; LIU, H.; YAO, P. Research Jungle on Online Consumer Behaviour in the Context of Web 2.0: Traceability, Frontiers and Perspectives in the Post-Pandemic Era. **Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research**, v. 16, n. 5, p. 1740-1767, 2021.

ZHANG, Y.; TIAN, G.; TANG, N. Latent variable selection in structural equation models. **Journal of Multivariate Analysis**, v. 152, p. 190-205, 2016.

APÊNDICE A – Revisão sistemática de literatura

Com finalidade de avaliar, identificar, interpretar e sintetizar pesquisas relevantes, de maneira estruturada, que associam comportamento do consumidor com inteligência artificial, foi realizada uma revisão sistemática de literatura para compor as evidências empíricas deste estudo. Realizar uma pesquisa sistemática torna-se significativa na avaliação e contribuição da literatura, visto que melhora a qualidade geral do procedimento de revisão por meio de uma técnica transparente e facilmente reproduzível (SIACHOU *et al.*, 2021).

De acordo com Siachou *et al.* (2021) a realização de uma RSL garante qualidade ao processo de revisão e resultados de um estudo; possibilita a utilização de pesquisas mistas, isto é, qualitativas e quantitativas; reduz viés e erros potenciais; assegura a validade do processo, devido a sua replicabilidade; propicia a síntese dos dados de pesquisa; proporciona o mapeamento da literatura de maneira revisada e viabiliza integrar conceito aplicáveis na prática.

Aplicou-se a abordagem metodológica descrita por Kitchenham (2004), no qual se divide em três etapas, a saber: i) protocolo de revisão, em que se formula a questão do estudo, a estratégia de pesquisa, os critérios de inclusão e exclusão, procedimentos de qualidade e estratégia de extração, documentação e apresentação; ii) condução, nas quais seleciona e avalia a qualidade dos estudos, extrai e sintetiza os dados e iii) análise e interpretação, onde apresenta a interpretação dos dados e os resultados da RSL.

A pesquisa foi realizada utilizando o banco de dados do *Web of Science*, *Scopus*, *SciELO*, *KCI*, *Russian Science*, *DOAJ* e *Science Direct*, sendo a última atualização executada em 01 de julho de 2021. Primeiramente, empregaram-se as palavras-chave: ("*consumer behaviour*" AND "*artificial intelligence*"), no entanto, não foram encontrados resultados significativos, portanto, decidiu-se expandir as palavras-chave, para seguinte configuração: ("*consumer behaviour*" OR "*purchase intention*" OR "*consumer perception*" OR "*consumer attitude*") AND ("*artificial intelligence*" OR "*AI*" OR "*artificial intelligence tool*" OR "*machine learning*" OR "*deep learning*" OR "*neural network*" OR "*natural language processing*").

Os *strings* de busca foram aplicados em “título, resumo ou palavras-chave”, enquanto os de restrição partiram dos seguintes filtros: 1) apenas artigos científicos publicados em jornais acadêmicos indexados e revisados por pares; 2) que o trabalho pertencesse à área de *Business*, *Economics* e/ou *Management*; 3) que tivessem adesão aos temas em foco na revisão, observado a partir de leitura de título, resumo e leitura total do estudo e 4) artigo duplicado. Como resultado de busca, foram analisados o total de 52 artigos. Na extração de dados, coletaram-se as seguintes

informações: i) periódico científico onde se encontra o *paper*, sua indexação e quantidade de artigos do mesmo período que está sendo investigado (Quadro 5); ii) autor e ano, apresentados por ordem cronológica e alfabética, localização geográfica e palavras-chave utilizadas na pesquisa (Quadro 6) e iii) método usado no estudo, ferramenta de IA analisada, país onde foi realizada a pesquisa de campo e número de citações do artigo (Quadro 7).

No Quadro 5 está exposto uma síntese da quantidade de estudos por plataforma, bem como o local de sua indexação. Percebe-se, que foram analisados 63 artigos científicos em 33 diferentes periódicos indexados em uma ou mais bases, no qual os mais representativos foram o *Journal of Retailing and Consumer Services* e o *Journal of Business Research*.

Quadro 5 – Artigos publicados por periódicos e indexação

Periódico	Indexação	Quantidade
Amfiteatru Economic	WoS, DOAJ	2
Behaviour & Information Technology	WoS, Scopus	1
Clothing and Textiles Research Journal	WoS, Scopus	1
Electronic Commerce Research and Applications	WoS, Scopus, ScienceDirect	1
Entrepreneurship and Sustainability Issues	WoS, Scopus	1
Esensi: Jurnal Bisnis dan Manajemen	DOAJ	1
European Journal of Marketing	WoS, Scopus	1
Heliyon	WoS, Scopus, ScienceDirect, DOAJ	1
Industrial Management & Data Systems	WoS, Scopus	1
Information & Management	WoS, Scopus, ScienceDirect	1
International Journal of Information Management	ScienceDirect	1
International Journal of Innovation Science	WoS, Scopus	1
International Journal of Retail & Distribution Management	WoS, Scopus	1
International Marketing Review	WoS, Scopus	1
Journal of Business Research	WoS, Scopus, ScienceDirect	7
Journal of Consumer Marketing	WoS, Scopus	1
Journal of Consumer Studies	KCI	1
Journal of Interactive Marketing	WoS, Scopus, ScienceDirect	1
Journal of Research in Interactive Marketing	WoS, Scopus	3
Journal of Retailing	Scopus, ScienceDirect	1
Journal of Retailing and Consumer Services	WoS, Scopus, ScienceDirect	9
Journal of Services Marketing	WoS, Scopus	1
Journal of Strategic Marketing	WoS, Scopus	1
Journal of the Korean Society of Clothing and Textiles	Scopus	1
Journal of the Korea Society of Computer and Information	KCI	1
Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research	Scopus	1
Psychology & Marketing	WoS, Scopus	1
Studia Universitatis „Vasile Goldis” Arad – Economics Series	WoS, DOAJ	2
Sustainability	Scopus, DOAJ	1
Technological Forecasting and Social Change	WoS, Scopus, ScienceDirect	1

Technology in Society	Scopus, ScienceDirect	1
Telematics and Informatics	WoS, Scopus, ScienceDirect	2
The Amfiteatru Economic Journal	DOAJ	1
Total		52

Fonte: Dados da pesquisa (2023).

As avaliações dos artigos foram realizadas de forma qualitativa, seguindo o protocolo de Kitchenham (2004), sendo selecionados os estudos que atenderam aos critérios de qualidade. Para o *Web of Science* - Coleção Principal (*Clarivate Analytics*) obtiveram-se 110 resultados, ao aplicar o primeiro e segundo filtro restaram 35 artigos. Desse número 23 foram selecionados, pois foram aqueles que relacionavam a temática desse estudo. Para o *Scopus*, foram identificados 966 resultados, destes 73,6% (711) foram excluídos após os primeiros filtros, restando 255, por fim após a leitura na íntegra dos textos foram incluídos 26 *papers*. No *Russian Science* e *SciELO* encontraram-se na primeira busca, um e três estudos, respectivamente, no entanto, após os filtros, todos os artigos foram excluídos.

No *Science Direct* sem os filtros foram encontrados 97 artigos, após os dois primeiros filtros, esse número foi reduzido a 51, após o terceiro filtro restou-se 11 artigos selecionados. No *DOAJ* localizaram-se 176 *papers*, destes selecionou-se 92 para leitura do texto completo, sendo excluídos 86 por não aderir à temática de estudado, sendo incluídos 6 artigos. Por fim, a *KCI*, antes do filtro eram 15 artigos, ao empregar os primeiros filtros, esse número foi para 6 e após a leitura dos artigos, foram mantidos 2 artigos. Sendo assim, foram selecionados 23 artigos no *Web of Science*, 26 no *Scopus*, 0 no *SciELO* e no *Russian Science*, 11 no *Science Direct*, 6 no *DOAJ* e 2 no *KCI*. Somaram-se 68 artigos, do quais 16 foram excluídos dos cálculos por serem indexados em mais de uma plataforma, como pode ser visualizado com mais detalhes no Quadro 5.

O quadro 6 apresenta os autores, data, periódicos e palavra-chave dos artigos selecionados e analisados a partir de leitura integral. Os 52 artigos deste trabalho são do ano de 2021 (26 estudos, 50%), 2020 (14 estudos, 26,9%), 2019 (5 estudos, 9,6%), 2018 (3 estudos, 5,8%), 2017 (3 estudos, 5,8%) e 2015 (1 estudo, 1,9%), a quantidade de artigo, apresentado em parênteses, compravam que a temática dessa revisão é recente, pois, apesar dessa RSL ser realizada com os dados apenas do primeiro semestre de 2021, esse é o ano que apresenta um número maior de *papers*. A composição das evidências empíricas pode ser visualizada no referencial teórico.

Quadro 6 – Autores, data, periódicos e palavras-chave dos artigos analisados na RSL

Autor-Data	Periódico	Palavras-chave
CABRERA-SÁNCHEZ <i>et al.</i> (2021)	Telematics and Informatics	Artificial intelligence; UTAUT2; Segmentation; Technology fear; Consumer trust; Heterogeneity
DAASSI; DEBBABI (2021)	Information & Management	Augmented reality; Sense of immersion; Product presence; Perceived realism; Attitude; Intention to reuse AR-based apps
GANSSEER; REICH (2021)	Technology in Society	Artificial intelligence; Technology acceptance; Consumer behavior; User acceptance; Structural equation model
HASAN; SHAMS; RAHMAN (2021)	Journal of Business Research	Risk; Siri; Trust; Voice-controlled artificial intelligence
HSIEH; LEE (2021)	Journal of Research in Interactive Marketing	AI assistant; Smart speaker; Social response; Media richness; Parasocial interaction; Trust; TAM; Mobile marketing; online marketing; online consumer behavior; Quantitative research; Consumer behavior; Structural equation modeling; Human-computer interaction
HUANG; QIAN (2021)	Psychology and Marketing	autonomous vehicles; behavioral reasoning theory; innovation adoption; psychological traits
JAIN; GANDHI (2021)	International Journal of Innovation Science	India; Artificial intelligence; Fashion retail; Impulse purchase; Modern technology
KOWALCZUK; SIEPMANN; ADLER (2021)	Journal of Business Research	Augmented reality; AR marketing; Perceived reality congruence; Consumer response system; E-commerce; Product presentations
LALICIC; WEISMAYER (2021)	Journal of Business Research	Artificial intelligence; Service agents; Perceived co-creation; Structural equation modeling; Fuzzy-set qualitative comparative analysis
MCLEAN; OSEI-FRIMPONG; BARHORST (2021)	Journal of Business Research	Artificial Intelligence; Voice assistants; Consumer brand engagement; Automated technology.
MOURA; MAW (2021)	Journal of Consumer Marketing	Automation; Artificial intelligence; Music; Artificial creativity; Music composition
NAGY; HAJDÚ (2021)	Amfiteatru Economic	consumer acceptance; artificial intelligence; online shopping; ai-powered webshops; technology acceptance model; trust; perceived usefulness; perceived ease of use; attitudes; behavioural intention; hungary
NICHIFOR; TRIFAN; NICHIFOR (2021)	Amfiteatru Economic	chatbot; artificial intelligence in commerce; customer service; e-commerce; buying behavior; customer engagement
NIKHASHEMI <i>et al.</i> (2021)	Journal of Retailing and Consumer Services	Augmented reality app attributes; Non-linear relationships; Hedonic & utilitarian benefits; Psychological inspiration; Augmented reality app; engagement; Continuous intention to use; augmented reality app
PETIT; JAVORNIK; VELASCO (2021)	Journal of Retailing	Digital sensory marketing; Augmented reality; 3D visualisation; Online retailing; Food; Mental simulation
PIZZI; SCARPI; PANTANO (2021)	Journal of Business Research	Artificial Intelligence; Automation; Chatbot; Human-computer-interaction; Consumer behavior
POUSHNEH (2021)	Journal of Retailing and Consumer Services	Voice assistant personality; Voice interaction flow experience. Control; Focused attention;

		Exploratory behavior; Satisfaction; Willingness to continue using voice assistant
PURCĂREA <i>et al.</i> (2021)	Amfiteatru Economic	artificial intelligence; retail; buying and consumer behaviour; consumers perceptions of artificial intelligence; store of the future; next normal
QIN; PEAK; PRYBUTOK (2021)	Journal of Retailing and Consumer Services	Behavioral intentions; Virtuality; Interactivity; Informativeness; Stimulus-organism-response; Gratifications; Mobile augmented reality
SHUMANOV; COOPER; EWING (2021)	International Journal of Distributed Systems and Technologies	Personality; Advertising; Artificial intelligence; Machine learning; Personality traits.
SILVA; BONETTI (2021)	Journal of Retailing and Consumer Services	Digital humans; Interaction; Consumer behaviour; Fashion business; E-commerce; Innovative technologies.
SUNG <i>et al.</i> (2021)	International Journal of Information Management	Artificial intelligence; Mixed reality; Consumer engagement; Reality-enhanced technology; Retail complex
TOUBES; VILA; BREA (2021)	Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research	consumption; marketing; promotion; tourism; digitalization; COVID-19
WHANG <i>et al.</i> (2021)	Journal of Business Research	Augmented Reality; Telepresence; Behavioral control; Cognitive control
YIN; QIU (2021)	Sustainability	artificial intelligence marketing; online shopping; perceived utility value; perceived hedonic value; purchase intention; SOR
ZHANG; PENTINA; FAN (2021)	Journal of Services Marketing	Financial services; Experimental design; Robo-advisor; Trust; Artificial intelligence
CHUNG <i>et al.</i> (2020)	Journal of Business Research	Chatbot; Communication; Digital marketing; Luxury brand; Service agents
DENG <i>et al.</i> (2020)	International Marketing Review	Xunzi; Human nature is evil; Perceived AI usefulness; Shopping orientation; Subjective norms
FAN <i>et al.</i> (2020)	Journal of Retailing and Consumer Services	Augmented reality; Cognitive load; Cognitive fluency
JEONG; HUR; CHOO (2020)	Journal of the Korean Society of Clothing and Textiles	Chatbot; Anthropomorphism; Personalization; Social presence; Fashion shopping
KWON; LIM; KIM (2020)	Journal of the Korea Society of Computer and Information	Artificial Intelligence Speaker; Intention to Use; Benefit and Value; Consumer Perception; Usefulness
LIANG; LEE; WORKMAN (2020)	Clothing and Textiles Research Journal	fashion artificial intelligence; technology attitudes; purchase intention
MORIUCHI <i>et al.</i> (2020)	Journal of Strategic Marketing	Augmented reality interactive technology; chatbots; technology engagement; e-commerce; consumers; retail
PARK; YOO (2020)	Journal of Retailing and Consumer Services	Augmented reality; Interactivity; Mental imagery; Behavioral intention; Mobile retailing; Digital marketing
PELAU; ENE (2020)	Studia Universitatis Vasile Goldis Arad Seria Stiinte Economice	robots; consumer perception; artificial intelligence; innovation
PILLAI; SIVATHANU; DWIVEDI (2020)	Journal of Retailing and Consumer Services	TRAM; PLS-SEM; Perceived enjoyment; Customization; Interactivity; Artificial intelligence-powered automated retail stores

SOHN; KWON (2020)	Telematics and Informatics	AI-based intelligent products; Technology adoption; Purchase intention; Technology acceptance theory; Decomposition analysis
SOHN <i>et al.</i> (2020)	International Journal of Retail & Distribution Management	Artificial intelligence; Generative adversarial networks; Consumption value theory; AI aversion; Fashion consumer behaviour
WALISZEWSKI; WARCHLEWSKA (2020)	Entrepreneurship and Sustainability Issues	modern financial technologies; personal finance management; robo-advice; personal financial planning
YEN; CHIANG (2020)	Behaviour & Information Technology	Trust; chatbots; neuroscience; electroencephalography; purchase intention
BELANCHE; CASALÓ; FLAVIÁN (2019)	Industrial Management and Data Systems	Robo-advisors; Artificial Intelligence; Robots; Finance; Technology adoption
GAO; HUANG (2019)	Heliyon	Business; Psychology; Marketing; Smart media; Technology acceptance model; Two-way communication
LEE <i>et al.</i> (2019)	Journal of Consumer Studies	artificial intelligence; AI speaker; voice recognition; network externality; adoption intention
LEONNARD; PARAMITA; MAULIDIANI (2019)	Esensi: Jurnal Bisnis dan Manajemen	augmented reality; e-commerce; purchase intention; pls-sem
SMINK <i>et al.</i> (2019)	Electronic Commerce Research and Applications	Augmented reality; Persuasion; Online shopping; Informativeness; Enjoyment; Intrusiveness; Personal data disclosure
ENE (2018)	Studia Universitatis Vasile Goldis Arad Seria Stiinte Economice	robots; consumer perception; eye-tracking analysis; artificial intelligence; innovation.
KOWALCZUK (2018)	Journal of Research in Interactive Marketing	Qualitative research; SEM; Consumer behaviour; Twitter; Data mining; Human-computer interaction
PAYNE; PELTIER; BARGER (2018)	Journal of Research in Interactive Marketing	Mobile marketing; Financial services; Services marketing; Human-computer interaction; Online consumer behavior; Young consumers
DACKO (2017)	Technological Forecasting and Social Change	Smart retailing; Mobile augmented reality; Experiential value; Benefits
PANTANO; RESE; BAIER (2017)	Journal of Retailing and Consumer Services	Augmented reality; Aesthetic quality; Interactivity; Consumer behaviour; Decision-making; E-tailing; Technology acceptance model
YIM; CHU; SAUER (2017)	Journal of Interactive Marketing	Augmented reality; Interactivity; Vividness; Immersion; Novelty; Previous media experience
MIMOUN; PONCIN (2015)	Journal of Retailing and Consumer Services	Virtual agente; ECA; Shopping value; PLS

Fonte: Dados da pesquisa (2023).

Ressalta-se que apesar dos artigos analisados serem de 2015 a 2021, não houve restrição de idioma ou data de publicação, pois a Siri da *Apple*, por exemplo, surgiu em 28 de abril de 2010. Os artigos foram revisados e selecionados com base em sua relevância para o foco da pesquisa. Os avanços das tecnologias disruptivas estão provavelmente relacionados ao aumento do número de estudos. A Figura 13 mostra a nuvem das palavras-chave pertencentes aos estudos estudados, agrupando e organizando graficamente em função de sua frequência.

analisando-os. Além disso, sete estudos não especificaram nenhuma tecnologia de IA, enquanto apenas quatro estudos (DENG *et al.*, 2020; MORIUCHI *et al.*, 2020; SOHN; KWON, 2020; GANSSER; REICH, 2021) analisaram mais de uma ferramenta de IA em seu trabalho.

Quadro 7 – Métodos e ferramentas utilizadas, país de estudo e número de citações dos artigos analisados na RSL

Autor-Data	Método utilizado	Utilização de ferramenta de IA	País do estudo	Número de citação
CABRERA-SÁNCHEZ <i>et al.</i> (2021)	Quantitativa, Regressão por Mínimos Quadrados Parciais	Não especificado	Espanha	0
DAASSI; DEBBABI (2021)	Mista, experimento e análise de regressão	Realidade aumentada	França	0
GANSSER; REICH (2021)	Quantitativa, Modelagem de Equações Estruturais	18 tecnologias diferentes de IA	Alemanha	0
HASAN; SHAMS; RAHMAN (2021)	Quantitativa, Modelagem de Equações Estruturais	Assistente virtual inteligente	Estados Unidos, Reino Unido, Canadá, Índia e Turquia	2
HSIEH; LEE (2021)	Quantitativa, Modelagem de Equações Estruturais	Assistente virtual inteligente	Estados Unidos	0
HUANG; QIAN (2021)	Quantitativa, Modelagem de Equações Estruturais	Veículo autônomo	China	0
JAIN; GANDHI (2021)	Quantitativa, Regressão múltipla	Não especificado	Índia	0
KOWALCZUK; SIEPMANN; ADLER (2021)	Quantitativa, Modelagem de Equações Estruturais	Realidade aumentada	Alemanha	4
LALICIC; WEISMAYER (2021)	Quantitativa, Modelagem de Equações Estruturais	<i>Chatbot</i>	Áustria e outros países não especificados	2
MCLEAN; OSEI-FRIMPONG; BARHORST (2021)	Mista, Entrevista e modelagem de equação estrutural	Assistente virtual inteligente	Não especificado	2
MOURA; MAW (2021)	Mista, experimento e teste t	Algoritmo	Alemanha	0
NAGY; HAJDÚ (2021)	Quantitativa, Modelagem de Equações Estruturais	Não especificado	Hungria	2
NICHIFOR; TRIFAN; NICHIFOR (2021)	Qualitativa, análise de conteúdo	<i>Chatbot</i>	Romênia	2
NIKHASHEMI <i>et al.</i> (2021)	Quantitativa, Modelagem de Equações Estruturais	Realidade aumentada	Malásia	1
PETIT; JAVORNIK; VELASCO (2021)	Experimento	Realidade aumentada	França	1
PIZZI; SCARPI; PANTANO (2021)	Quantitativa, Modelo de mediação sequencial	<i>Chatbot</i>	Não especifica	1
POUSHNEH (2021)	Experimento	Assistente virtual inteligente	Estados Unidos	5
PURCĂREA <i>et al.</i> (2021)	Quantitativa, Modelagem de Equações Estruturais	Não especificado	Romênia	0
QIN; PEAK; PRYBUTOK (2021)	Quantitativa, Modelagem de Equações Estruturais	Realidade Aumentada	Estados Unidos	4

SHUMANOV; COOPER; EWING (2021)	Mista, regressão logística e entrevista	Sistema de recomendação	Austrália	0
SILVA; BONETTI (2021)	Quantitativa, Consensus and dissention	Realidade aumentada	39 países diferentes	0
SUNG <i>et al.</i> (2021)	Quantitativa, Modelagem de Equações Estruturais	Realidade mista	Coreia do Sul	0
TOUBES; VILA; BREA (2021)	Qualitativa, entrevista semiestruturada	Não especificado	Espanha	0
WHANG <i>et al.</i> (2021)	Mista, Experimento e análise multivariada de variância	Realidade aumentada	Coreia do Sul	0
YIN; QIU (2021)	Quantitativa, Modelagem de Equações Estruturais	Não especificado	China	0
ZHANG; PENTINA; FAN (2021)	Experimento	Robô consultor	Estados Unidos	0
CHUNG <i>et al.</i> (2020)	Quantitativa, Modelagem de Equações Estruturais	Chatbot	Coreia do Sul	157
DENG <i>et al.</i> (2020)	Quantitativa, Modelagem de Equações Estruturais	Chatbot, Sistema de recomendação, logística inteligente	China	0
FAN <i>et al.</i> (2020)	Mista, Experimento e ANOVA multivariada	Realidade aumentada	China	26
JEONG; HUR; CHOO (2020)	Experimento	Chatbot	Coreia do Sul	0
KWON; LIM; KIM (2020)	Quantitativa, Modelagem de Equações Estruturais	Assistente virtual inteligente	Coreia do Sul	2
LIANG; LEE; WORKMAN (2020)	Quantitativa, Modelagem de Equações Estruturais	Assistente virtual inteligente	Estados Unidos	13
MORIUCHI <i>et al.</i> (2020)	Experimento	Chatbot, realidade aumentada	Não especificado	10
PARK; YOO (2020)	Quantitativa, Modelagem de Equações Estruturais	Realidade aumentada	Coreia do Sul	42
PELAU; ENE (2020)	Experimento	robô humanoide e robô clássico (ferramentas de IA)	Romênia	3
PILLAI; SIVATHANU; DWIVEDI (2020)	Quantitativa, Modelagem de Equações Estruturais	Loja automatizada por IA	Índia	20
SOHN; KWON (2020)	Quantitativa, Modelagem de Equações Estruturais	Assistente virtual inteligente e eletrodomésticos baseados em IA	Coreia do Sul	34
SOHN <i>et al.</i> (2020)	Experimento	Redes Adversárias Generativas	Coreia do Sul	1
WALISZEWSKI; WARCHLEWSKA (2020)	Quantitativa, teste de Qui-quadrado, teste U de Mann-Whitney, Coeficiente de correlação rho de Spearman	Robô consultor	15 países diferentes	2
YEN; CHIANG (2020)	Mista. Experimento e Modelagem de Equações Estruturais	Chatbot	Rússia	9
BELANCHE; CASALÓ; FLAVIÁN (2019)	Quantitativa, Modelagem de Equações Estruturais	Robô consultor	Estados Unidos, Reino Unido e Portugal	81
GAO; HUANG (2019)	Quantitativa, Modelagem de Equações Estruturais	Smart TV com IA	China	10

LEE <i>et al.</i> (2019)	Quantitativa, Regressão múltipla	Assistente virtual inteligente	Coreia do Sul	5
LEONNARD; PARAMITA; MAULIDIANI (2019)	Quantitativa, Modelagem de Equações Estruturais	Realidade aumentada	Indonésia	1
SMINK <i>et al.</i> (2019)	Experimento	Realidade aumentada	Holanda	30
ENE (2018)	Experimento	Não especificada	Romênia	1
KOWALCZUK (2018)	Mista, netnografia, e modelagem de equações estruturais	Assistente virtual inteligente	Alemanha	41
PAYNE; PELTIER; BARGER (2018)	Quantitativa, Regressão multivariada e múltipla	<i>Mobile banking</i> habilitado com IA	Estados Unidos	33
DACKO (2017)	Quantitativa, Estatística descritiva	Realidade aumentada	Estados Unidos	276
PANTANO; RESE; BAIER (2017)	Experimento	Realidade aumentada	Alemanha, Itália	128
YIM; CHU; SAUER (2017)	Quantitativa, Modelagem de Equações Estruturais	Realidade aumentada	Estados Unidos	236
MIMOUN; PONCIN (2015)	Quantitativa, Modelagem de Equações Estruturais	<i>Chatbot</i>	França	27

Fonte: Dados da pesquisa (2023).

A análise dos países apontou que os com mais estudos de campo realizados foram feitos nos Estados Unidos (10), Coreia do Sul (9), Alemanha (5), China (5), Romênia (4), França (3) e Índia (3). Por continente, a Europa possui 22 ocorrências, Ásia com 19, América do Norte com 12 e Oceania com 1. América do Sul e África não apresentaram nenhuma investigação sobre a temática deste trabalho. Ressalta-se que esse parâmetro exigiu que a localidade fosse nitidamente definida, o que excluiu a análise de três que não especificaram os locais e dois que citaram mais de 15 países, ficando inviável para citação e organização. Esses dados são uma demonstração clara da necessidade de pesquisas realizadas no Brasil sobre a temática.

Sobre as citações, como maioria dos artigos são do ano de 2020 e 2021, consequentemente possuem poucas citações. Os artigos mais citados dessa área são dos autores: Dacko (2017) com 276 citações, Yim, Chu e Sauer (2017) com 236, Chung *et al.* (2020) com 157, Pantano, Rese e Baier (2017) com 128 e Belanche, Casaló, Flavián (2019) com 81 citações. Dos cinco *papers* mais citados, três analisaram RA, esse interesse por essa ferramenta, se dar devido ao seu uso no *e-commerce* que cresceu substancialmente nos últimos anos.

APÊNDICE B – Carta convite para os participantes da entrevista

Prezado (a),

Você está sendo convidado a participar de uma pesquisa sobre comportamento do consumidor e inteligência artificial que está sendo desenvolvida pelo discente Wallysson Medeiros, doutorando do Programa de Pós-Graduação em Administração da Universidade Federal da Paraíba, sob orientação da professora Dr. Renata Baldanza.

Caso você tenha 18 anos ou mais, solicitamos a sua colaboração para participação como respondente desse questionário, como também sua autorização para apresentar os resultados deste estudo na tese e/ou publicação em revistas ou Journals científicos.

No que diz respeito aos riscos, considera-se que esta pesquisa não oferece riscos à saúde física ou mental, tampouco trará complicações legais ou afetará sua integridade moral. Contudo, é possível haver algum desconforto ao responder o questionário devido ao tempo dedicado para respondê-lo. Caso se sinta desconfortável ao ler alguma afirmação ou pergunta, você pode deixar de responder sem nenhum dano.

Seu nome não será divulgado nem utilizado na pesquisa, de forma que você tem garantia de sigilo. Esse termo de consentimento foi redigido com base na resolução CNS 466/2012.

APÊNDICE C – Roteiro de entrevista semiestruturada da pesquisa qualitativa

Caracterização do respondente

- I. Idade:
- II. Escolaridade:
- III. Situação Profissional:
- IV. Cidade:
- V. Para você o que é a inteligência artificial?

Pergunta Filtro

VI. Quais das ferramentas de inteligência artificial você costuma utilizar no processo de jornada de compra (reconhecimento da necessidade de comprar X bem ou serviço; pesquisar opiniões de outros clientes, características ou preço de um bem ou serviço; comparação entre vários bem ou serviços; experimentação do bem ou serviço por realidade aumentada; direcionamento para página de compras; interação do usuário por chat ou comando de voz em lojas on-line):

- () assistente virtual inteligente (exemplo: Alexa, Siri, Google Assistant ou Microsoft Cortana);
- () *chatbot*;
- () realidade aumentada (sobreposição de elementos virtuais à nossa visão da realidade)
- () sistema de recomendação (recomendações dadas por algoritmos)
- () não utilizo nenhuma das ferramentas acima

Com relação ao uso dessas ferramentas, responda:

ETAPA DA JORNADA DE COMPRA	PERGUNTAS
Reconhecimento da necessidade	1. Fale um pouco sobre a sua história, em relação à inteligência artificial. Como conheceu a ferramenta? 2. Em sua opinião, qual o principal estímulo do uso de ferramentas de inteligência artificial? 3. Quais são os fatores que o motivam a usar ferramentas de inteligência artificial nas compras? 4. Antes de começar a usar a ferramentas de inteligência artificial, como era o seu processo de compras on-line?
Consideração inicial	5. Ao receber um anúncio, promoção ou cupom de desconto sobre algo que pesquisou, de que maneira você age?

	6. Analise a seguinte afirmação: O uso de ferramenta de inteligência artificial me ajuda a “poupar/economizar” meu tempo ao pedir uma informação ou realizar uma compra.
Avaliação das alternativas	7. Quais foram os atributos que você considera serem fundamentais para utilizar ferramentas de inteligência artificial? 8. O uso de ferramentas de inteligência artificial te ajuda a encontrar alternativas de bens e serviços que você pretende comprar ou obter alguma informação que o ajude a decidir sobre determinado produto? Explique. 9. Você aceitaria que uma inteligência artificial realizasse uma compra por você, levando em consideração seus gostos e hábitos? Explique.
Decisão de compra	10. Qual a frequência do uso de ferramentas de inteligência artificial no seu processo de compra? 11. Em sua opinião, qual é o perfil típico dos usuários de ferramentas de inteligência artificial? 12. Quais os principais fatores o levam a finalizar uma compra utilizando ferramentas de inteligência artificial?
Comportamento pós-compra	13. Num ano, quantas vezes costuma usar ferramentas de inteligência artificial para realizar compras on-line? 14. Gostaria que você me falasse sobre como tem sido a sua experiência com o uso de ferramentas de inteligência artificial. Explique os pontos positivos e negativos. 15. Já sentiu arrependimento, culpa ou vergonha por realizar uma compra que foi sugerida por uma inteligência artificial (anúncio por exemplo). Explique. 16. Você gostaria de fazer mais algum comentário sobre o tema abordado nessa pesquisa?

APÊNDICE D – Etapa de Tradução, Validação de Face e de Conteúdo e Escala de Mensuração

ETAPA DE TRADUÇÃO – VALIDAÇÃO DE FACE E DE CONTEÚDO - ESCALA DE MENSURAÇÃO			
Fator	Influência Social (Zhou et al., 2010; Venkatesh <i>et al.</i> , 2019; Gursoy <i>et al.</i> , 2019)		
Nº	Item original	Tradução	Especialistas
1	Use of digital payment systems is valued in my family and friends circle	O uso de sistemas de pagamentos digitais é valorizado no meu círculo familiar e de amigos	O uso de ferramentas de inteligência artificial é valorizado no meu círculo familiar e de amigos
2	The people around, trigger me to use digital payment systems	As pessoas ao redor, me acionam para usar sistemas de pagamentos digitais	As pessoas ao redor, me estimulam a usar ferramentas de inteligência artificial
3	I find digital payment systems trendy	Acho os sistemas de pagamentos digitais modernos	Acho que as ferramentas de IA estão na moda
4	I get professional image in society due to the use of digital payment systems	Obtenho uma imagem profissional na sociedade devido ao uso de sistemas de pagamentos digitais	Passo uma imagem mais profissional para a sociedade ao usar ferramentas de inteligência artificial
Fator	Motivação hedônica (Venkatesh <i>et al.</i> , 2019; Gursoy <i>et al.</i> , 2019; Lu <i>et al.</i> , 2019)		
1	Interacting with AI devices is fun	Interagir com dispositivos de IA é divertido	É divertido interagir com dispositivos de IA
2	Interaction with AI is enjoyable	Interação com IA é agradável	A interação com uma IA é agradável
3	I feel entertained to use of tools AI	Me sinto entretido usando as ferramentas de IA	Me sinto distraído usando as ferramentas de IA
Fator	Antropomorfismo (Gursoy et al., 2019; Lu et al., 2019)		
1	AI devices have a mind of their own	Os aparelhos de IA possuem mente própria	Os dispositivos de IA possuem mente própria
2	AI devices have consciousness	Os aparelhos de IA tem consciência	Os dispositivos de IA tem consciência
3	AI devices have their own free will	Os aparelhos de IA possuem livre arbítrio	Os dispositivos de IA possuem livre arbítrio
4	AI devices will experience emotions	Os aparelhos de IA terão experiências emocionais	Os dispositivos de IA possuem emoções
Fator	Resistência (Zhou et al., 2010; Sivathanu, 2019)		
1	Digital payment systems are simple to learn	O sistema de pagamento digital é simples de aprender	Os dispositivos de IA são simples de aprender

2	It is easy to interact with digital payment systems	É fácil de interagir com sistemas de pagamentos digitais	É fácil interagir com ferramentas de IA
3	Digital payment systems are simple to use proficiently	Sistemas de pagamentos digitais são simples de usar proficientemente	Os dispositivos de IA são simples de utilizar
4	I am doubtless and confident when I am doing	Não tenho dúvidas e me sinto confiante quando estou utilizando	Quando uso ferramentas de IA não tenho dúvidas e me sinto confiante
Fator	Expectativa de desempenho (Gursoy et al., 2019; Lu et al., 2019; Gansser e Reich, 2021)		
1	The use of products in the MO/HH/HA that contain AIs increases productivity.	O uso de produtos em MO/HH/HA que contém IA aumentam a produtividade	Minha produtividade aumenta quando utilizo ferramentas de IA
2	I find products in the MO/HH/HA that contain AIs useful in everyday life.	Eu acho que os produtos em MO/HH/HA que tenham IA são úteis nas nossas vidas no dia a dia	Encontro bens e serviços úteis para utilizar no meu cotidiano através das ferramentas de IA
3	AI devices are more accurate with less human errors	Aparelhos de IA são mais acertivos com menos erros do que humanos	Dispositivos de IA são mais precisos e com menos erros do que humanos
4	AI devices provide more consistent service than human beings	Aparelhos de IA promovem mais consistência no serviço do que humanos	As informações fornecidas pelos dispositivos de IA são mais consistentes do que as passadas por seres humanos
Fator	Expectativa de esforço (Gursoy et al., 2019; Lu et al., 2019)		
1	Using AI devices takes too much of my time	Usar aparelhos de IA tomam muito do meu tempo	Usar dispositivos de IA consome muito do meu tempo
2	Working with AI devices is so difficult to understand and use in services	Trabalhar com aparelhos de IA é difícil de entender e utilizar os aparelhos	É difícil entender e usar ferramentas de IA para realizar compras on-line
3	It takes me too long to learn how to interact with AI devices	Demoro muito para aprender a utilizar e interagir com aparelhos de IA	Demoro muito para aprender a interagir com dispositivos de IA
Fator	Emoção (Gursoy et al., 2019; Lu et al., 2019)		
1	Bored-relaxed	Entediado-relaxado	Entediado-relaxado
2	Malancholic-contented	Melancólico-contente	Melancólico-contente
3	Despairing-hopeful	Desesperançoso-esperançoso	Desesperançoso-esperançoso
4	Unsatisfied-satisfied	Insatisfeito-satisfeito	Insatisfeito-satisfeito
5	Annoyed-pleased	Não contente-Contente	Não contente-Contente

Fator	Disposição em aceitar o uso de ferramentas de IA no processo de compra (Venkatesh <i>et al.</i> , 2019; Gursoy <i>et al.</i> , 2019; Lu <i>et al.</i> , 2019; Mclean, Osei-Frimpong e Barhorst, 2021; Nikhashemi <i>et al.</i> , 2021)		
1	I am willing to receive AI device services	Estou disposto a receber serviços de IA	Estou disposto em receber em minha residência e testar um produto recomendado por uma IA
2	The provided feature/s of augmented reality on this app helped me to better evaluate the products	Os recursos de realidade aumentada fornecidos neste aplicativo me ajudaram a avaliar melhor os produtos	Os recursos das ferramentas de IA me ajudam a avaliar melhor os bens e serviços
3	I am likely to interact with AI devices	Estou mais sugestiva a interagir com aparelhos de IA	Estou mais sugestivo a interagir/usar cada vez mais ferramentas de IA
4	Completing brand related tasks with the voice assistant makes my life easier.	Concluir tarefas relacionadas à marca com o assistente de voz facilitam a minha vida	Concluir tarefas do cotidiano com ferramentas de IA facilita minha vida
Fator	Objeção em aceitar o uso de ferramentas de IA no processo de compra (Venkatesh <i>et al.</i> , 2019; Gursoy <i>et al.</i> , 2019; Lu <i>et al.</i> , 2019; Mclean, Osei-Frimpong e Barhorst, 2021)		
1	The information is processed in a less humanized manner	A informação é processada de uma forma menos humana	Acredito que as informações processadas por uma IA são pouco humanizadas
2	I prefer human contact in service transactions	Eu prefiro contato humano em serviços de transações	Ao realizar uma compra prefiro contato humano do que com uma IA
3	People need emotion exchange during service transactions	Pessoas precisam de troca emocionais durante os serviços de transações	Preciso sentir emoções ao realizar uma compra on-line
4	I am concerned that the voice assistant collects too much information about me	Estou preocupado que o assistente de voz colete muitas informações sobre mim	Fico preocupado que as ferramentas de IA colete muitas informações sobre mim

APÊNDICE E – Termo de consentimento livre e esclarecido da pesquisa quantitativa



Pesquisa sobre o Comportamento do Consumidor no Processo de Compra e a Influência das Ferramentas de Inteligência Artificial

Você/Sr./Sra. está sendo convidado (a) a participar, como voluntário (a), da pesquisa intitulada “Oi, Como Posso Ajudar? Comportamento do Consumidor no Processo de Compra e a Influência das Ferramentas de Inteligência Artificial”, da Universidade Federal da Paraíba (UFPB), sob a orientação da professora Dra. Renata Francisco Baldanza.

O estudo tem por objetivo examinar a influência e potenciais mudanças de comportamento dos consumidores, para usar ferramentas de inteligência artificial na sua jornada de compra.

Sua participação é voluntária e você poderá retirar seu consentimento após o fim da sessão ou a qualquer momento, sem que isso lhe traga nenhum prejuízo ou penalidade.

Ademais, ressalto não haver, afirmativas certas ou erradas, apenas gostaríamos de conhecer sua opinião em relação ao que será perguntado. A sua participação irá contribuir para o aprofundamento sobre a temática e sucesso do estudo.

O tempo médio para resolução do questionário é de: 7 minutos.

Ao clicar em continuar/próxima, você autoriza os pesquisadores envolvidos nesta pesquisa a utilizarem os dados deste formulário para fins acadêmicos. Logo, as informações prestadas serão sigilosas e sua privacidade será mantida através da não-identificação do seu nome.

Em caso de dúvidas ou maiores esclarecimentos, entre em contato pelo seguinte endereço eletrônico: Wallysson Medeiros (wallyssonk@gmail.com)

Desde já, agradecemos o seu interesse em contribuir com esse estudo.



Próxima
Limpar formulário

APÊNDICE F – Parte do questionário aplicado no survey com os participantes da pesquisa quantitativa

Influência Social/Motivação hedônica/Antropomorfismo/Resistência

Gostaríamos de conhecer um pouco sobre o seu comportamento no processo de compra e como as ferramentas de inteligência artificial te influenciam.

Para isso, por gentileza, indique o grau de concordância em relação às afirmativas a seguir, considerando 1 para (discordo totalmente); 2 para (discordo); 3 para (discordo parcialmente); 4 para (não concordo e nem discordo); 5 para (concordo parcialmente); 6 para (concordo) e 7 para (concordo totalmente).

O uso de ferramentas de inteligência artificial (como alexa, siri, google assistente, chatbot, realidade aumentada, sistema de recomendação, etc) é valorizado no meu círculo familiar e de amigos

1 2 3 4 5 6 7

Discordo totalmente ○ ○ ○ ○ ○ ○ ○ Concordo totalmente

As pessoas ao redor, me estimulam a usar ferramentas de inteligência artificial *

1 2 3 4 5 6 7

Discordo totalmente ○ ○ ○ ○ ○ ○ ○ Concordo totalmente

Acho que as ferramentas de Inteligência artificial estão na moda *

1 2 3 4 5 6 7

Discordo totalmente ○ ○ ○ ○ ○ ○ ○ Concordo totalmente

Passo uma imagem mais profissional para a sociedade ao usar ferramentas de inteligência artificial

1 2 3 4 5 6 7

Discordo totalmente ○ ○ ○ ○ ○ ○ ○ Concordo totalmente

APÊNDICE G – Questionário para identificação do estágio de mudança do comportamento do consumidor

Qual seu grau de satisfação em relação à forma com que você tem utilizado ferramentas de inteligência artificial no seu processo de compra	1 Insatisfeito 2 Pouco satisfeito 3 Nem satisfeito, nem insatisfeito 4 Satisfeito 5 Muito satisfeito
Você possui intenção em modificar o modo como você vem usando as ferramentas de inteligência artificial no processo de compra?	0 Não 1 Sim
Quando pretende colocar em pratica as mudanças que julga necessárias?	1 Em até 1 mês 2 Dentro de 1 a 2 meses 3 Dentro de 3 a 6 meses 4 Em mais de 6 meses 5 Não sei
Há quanto tempo você possui este nível de satisfação com o uso de ferramentas de inteligência artificial no seu processo de compra?	1 Há mais de um ano 2 Há menos de 1 ano