



UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA – UnB

FACULDADE DE ECONOMIA, ADMINISTRAÇÃO E CONTABILIDADE – FACE

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO – PPGA

ELAINY CRISTINA DA SILVA COELHO

**CODESTRUIÇÃO DE VALOR EM INTERAÇÕES COM CHATBOTS DE
ATENDIMENTO HABILITADOS POR INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL: UMA
ANÁLISE SOB A PERSPECTIVA DO CLIENTE**

Brasília – DF

2025

UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA – UnB
FACULDADE DE ECONOMIA, ADMINISTRAÇÃO E CONTABILIDADE – FACE
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO – PPGA

ELAINY CRISTINA DA SILVA COELHO

**CODESTRUÇÃO DE VALOR EM INTERAÇÕES COM CHATBOTS DE
ATENDIMENTO HABILITADOS POR INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL: UMA
ANÁLISE SOB A PERSPECTIVA DO CLIENTE**

Tese de Doutorado submetida ao Programa de Pós-Graduação em Administração da Universidade de Brasília como requisito parcial para a obtenção do grau de Doutora em Administração.

Orientadora: Profa. Dra. Josivania Silva Farias

Comissão Examinadora:

Profa. Dra. Josivania Silva Farias
Orientadora - Presidente da banca (PPGA/UnB)

Profa. Dra. Maria Conceição Melo Silva Luft
Examinadora Externa (PROPADM/UFS)

Prof. Dr. Rodrigo Ladeira
Examinador Externo (NPGA/UFBA)

Profa. Dra. Gisela Demo Fiuza
Examinadora Interna (PPGA/UnB)

Prof. Dr. Karim Marini Thome
Membro Suplente (PPGA/UnB)

Brasília – DF

2025

AGRADECIMENTOS

Ao pensar em como agradecer e a quem agradecer, tive uma sensação especial de me sentir muito abençoada. Quantas pessoas incríveis e maravilhosas estiveram comigo, ajudando-me de alguma forma! Quantas me salvaram da solidão do doutorado, oferecendo apoio, força e companheirismo. Iniciar um doutorado durante a pandemia ampliou ainda mais esse sentimento. Por tudo isso, eu agradeço:

Em primeiro lugar, a Deus por me proporcionar não apenas o desenvolvimento científico e intelectual, mas também o crescimento espiritual. Dizem que é na dor que crescemos e nos fortalecemos, e senti um pouco dessa sensação no período do doutorado, pois vários desafios foram superados.

Aos meus pais, Eduardo e Serafina, com todo o carinho e muita emoção, deixo minha mais profunda gratidão. Mesmo diante das dificuldades e das poucas oportunidades que tivemos, eles cultivaram em mim o maior ensinamento que pais podem dar aos seus filhos para transformar suas vidas: a necessidade de estudar. Ah, como isso me orientou para a vida e me levou à UnB! O que antes parecia um sonho distante, hoje é uma realidade.

Ao meu marido, Autenir, tenho tanto a agradecer. Pelo amor constante, pelo carinho, pelo incentivo nos momentos incertos, pelo companheirismo e cuidado diário, e por acreditar em mim em todos os momentos. Também sou grata por me inspirar com sua trajetória, inteligência e bom-humor, que tantas vezes suavizaram os dias difíceis. Amo você!

À minha orientadora, professora Dra. Josivania Farias, minha gratidão mais profunda. Em meio aos desafios do doutorado, sua presença foi luz — firme, generosa e inspiradora. Sua dedicação, orientação, apoio e disponibilidade foram fundamentais para realização deste trabalho. Além disso, muito obrigada por me motivar e me guiar em momentos que pareciam nebulosos.

Aos meus familiares, que sempre estiveram ao meu lado. Meu irmão, Manoel, que sempre me ajuda — inclusive por ter me levado para fazer a entrevista de seleção do doutorado e por me receber em Goiânia na fase de coleta de dados da pesquisa. Também agradeço de forma muito especial à minha afilhada Carla Cristina, minhas primas Dulci, Thays e Fernanda, minha tia Ana Maria, e demais familiares e amigos que me apoiaram e me ajudaram a seguir em frente. Ainda, agradeço afetuosamente aos meus padrinhos, Everardes e Denize, por terem me recebido com carinho nas vezes em que estive em Brasília.

Aos professores da UnB, em especial ao professor Tomás, por ter me recebido na Universidade, pelo conhecimento transmitido em suas aulas e por ter me direcionado academicamente. Agradeço também aos demais docentes que contribuíram imensamente para minha formação acadêmica. Entre eles, posso nomear os(as) professores(as) Gisela Demo, Solange Alfinito, Adalmir Gomes, Pedro Menezes, Suylan Midlej, Antonio Isidro e Raul Matsushita.

Aos membros da Banca Examinadora, pela avaliação honesta e contributiva ao meu trabalho em todas as fases: ensaio, qualificação e defesa final.

Ao IFTO, que me oportunizou uma licença integral em parte do período do doutorado, o que foi essencial para a execução da pesquisa e conclusão deste trabalho.

Aos colegas do grupo de pesquisa Linselab – Luciana, Mateus, Renato Calhau, Bento, Gilmara e tantos outros –, agradeço pela valiosa colaboração ao longo do doutorado, notadamente na fase de desenvolvimento de instrumentos de pesquisa e coleta de dados.

Aos amigos que encontrei na UnB e que contribuíram significativamente para minha trajetória. Em especial, agradeço ao Gilberto, cuja parceria foi essencial ao longo do doutorado. Compartilhamos a elaboração de trabalhos, a missão de escrever artigos, reflexões, incertezas e conquistas. Também sou grata pelas amizades de Érika, Luiz e Tatiane, que enriqueceram essa caminhada com trocas generosas e ajuda recíproca. Não esquecerei os encontros virtuais impostos pela pandemia — nem os drinks que ajudaram a tornar o percurso mais leve.

De forma singular, agradeço à minha amiga Maria José, por termos compartilhado angústias e alegrias em uma jornada de doutorado concomitante. Sua presença foi companhia acolhedora e uma inspiração ao longo desse caminho.

Ao Bruno Damásio, por dedicar esforços grandiosos à disseminação do conhecimento em psicometria no Brasil. Suas publicações e conteúdos foram de grande ajuda ao longo da minha trajetória!

A todos aqueles que dedicam e dedicaram esforços para a existência da UnB, uma universidade tão importante para o centro do Brasil. Agradeço de forma ampla aos professores, técnicos administrativos e demais colaboradores, cujo trabalho torna possível a realização de muitos sonhos.

A todos, meu mais sincero agradecimento. Sou profundamente grata, pois cada contribuição foi fundamental para eu realizar o sonho de cursar o Doutorado em Administração na UnB.

*Aos meus pais,
que, mesmo diante dos desafios da vida,
sempre cultivaram em mim
o valor do estudo e do conhecimento.*

*“O cérebro eletrônico faz tudo
Faz quase tudo
[...]
[...] cérebro eletrônico nenhum me dá socorro
No meu caminho inevitável para a morte
Porque sou vivo
Sou muito vivo e sei”
(Gilberto Gil)*

RESUMO

Chatbots de atendimento habilitados por inteligência artificial (IA) estão sendo utilizados progressivamente pelas empresas para substituir ou complementar o atendimento humano em diferentes pontos de contato. Embora a aplicação da IA nos encontros de serviço possa promover a cocriação de valor, ela também pode gerar experiências negativas que resultam na codestruição de valor e comprometem o bem-estar dos atores envolvidos. O conceito de codestruição de valor é menos explorado na literatura em comparação com a cocriação de valor, e tem recebido menos atenção nas pesquisas ao redor do mundo, especialmente no contexto de interações com a IA, configurando uma lacuna teórica. Diante do exposto, apoiado em fundamentos da perspectiva teórica da Lógica Dominante do Serviço (LDS) e no desenvolvimento conceitual sobre a codestruição de valor, o objetivo desta tese é examinar como o comportamento de codestruição de valor ocorre em interações com chatbots de atendimento habilitados por IA e como esse fenômeno afeta o boca a boca negativo, a descontinuidade de uso e a desconfiança do cliente em relação ao chatbot. A tese está estruturada em seis capítulos, dos quais dois correspondem à introdução e à conclusão, e os demais capítulos estão organizados em formato de artigos. A pesquisa caracteriza-se como de abordagem qualitativa e quantitativa, com objetivos de natureza exploratória, descritiva e explicativa. No primeiro artigo, foi revisada a literatura sobre cocriação e codestruição de valor em interações de serviços habilitadas por IA. O segundo explorou o marco teórico e o estado da arte da codestruição de valor. Na sequência, o terceiro artigo teve como objetivo obter evidências de validade e confiabilidade científica de uma escala de medição do comportamento de codestruição de valor em interações com chatbots de atendimento habilitados por IA, a partir da perspectiva do cliente. Por último, no quarto artigo foi testado um modelo conceitual que avaliou os efeitos da codestruição de valor em interações com chatbots habilitados por IA sobre o boca a boca negativo, a descontinuidade de uso e a desconfiança de clientes em relação ao chatbot. Para o desenvolvimento dos dois primeiros artigos foram realizadas revisões da literatura nas bases de dados Web of Science e Scopus. A construção e validação da escala envolveram as etapas de geração dos itens, validade de conteúdo e validade da estrutura interna. Nesta última etapa, foram realizadas Análise Fatorial Exploratória e Confirmatória em duas amostras distintas, coletadas de respondentes que tiveram experiências negativas com chatbots de atendimento. As hipóteses do modelo conceitual foram testadas por meio de Modelagem por Equações Estruturais, utilizando técnicas de análise multivariada. Verificou-se que o comportamento de codestruição de valor em interações com chatbots de IA é formado pelo mau comportamento de integração de recursos do chatbot e do cliente, assim como pelo mau comportamento de interação social do chatbot e do cliente. De forma geral, esses comportamentos influenciam o boca a boca negativo, a descontinuidade de uso e a desconfiança. A tese foi desenvolvida sobre um tema atual e relevante, oferecendo contribuições teóricas para uma compreensão mais aprofundada da codestruição de valor nas interações com a IA. Assim como, contribuições práticas e gerenciais, ao identificar aspectos a serem avaliados e mitigados nessas relações, além de contribuições metodológicas ao propor uma escala potencialmente aplicável em pesquisas futuras.

Palavras-chave: codestruição de valor, inteligência artificial, chatbot, interação humano-IA, atendimento ao cliente.

ABSTRACT

Artificial Intelligence (AI)-enabled customer service chatbots are progressively being utilized by companies to replace or complement human support across various touchpoints. While the application of AI in service encounters can foster value co-creation, it can also generate negative experiences that result in value co-destruction and compromise the well-being of the involved actors. The concept of value co-destruction is less explored in the literature compared to value co-creation and has received limited attention in research worldwide, particularly in the context of interactions with AI, constituting a theoretical gap. In light of this, grounded in the theoretical perspective of the Service-Dominant Logic (SDL) and the conceptual development of value co-destruction, this doctoral thesis aims to examine how value co-destruction behaviors occur in interactions with AI-enabled customer service chatbots and how this phenomenon affects negative word-of-mouth, discontinuity of use, and customer distrust toward the chatbot. The thesis is structured into six chapters, two of which correspond to the introduction and conclusion, while the remaining chapters are organized in article format. The research adopts both qualitative and quantitative approaches, with exploratory, descriptive, and explanatory objectives. In the first article, a review of the literature on value co-creation and co-destruction in AI-enabled service interactions was conducted. The second article explored the theoretical framework and the state of the art regarding value co-destruction. Subsequently, the third article aimed to obtain evidence of the scientific validity and reliability of a measurement scale for value co-destruction behaviors in interactions with AI-enabled customer service chatbots from the customer's perspective. Finally, the fourth article tested a conceptual model that evaluated the effects of value co-destruction in interactions with AI-enabled chatbots on negative word-of-mouth, discontinuity of use, and customer distrust toward the chatbot. For the development of the first two articles, literature reviews were conducted using the Web of Science and Scopus databases. The scale construction and validation process involved the stages of item generation, content validity assessment, and internal structure validation. In the latter stage, exploratory and confirmatory factor analyses were performed on two distinct samples collected from respondents who had negative experiences with customer service chatbots. The hypotheses of the conceptual model were tested through Structural Equation Modeling (SEM) using multivariate analysis techniques. The findings indicate that value co-destruction behavior in interactions with AI-enabled chatbots is formed by poor resource integration behaviors from both the chatbot and the customer, as well as poor social interaction behaviors from both parties. Overall, these behaviors influence negative word-of-mouth, discontinuity of use, and distrust. This doctoral thesis addresses a current and relevant topic, offering theoretical contributions for a deeper understanding of value co-destruction in interactions with AI. Additionally, it provides practical and managerial contributions by identifying aspects to be evaluated and mitigated in these relationships, as well as methodological contributions by proposing a scale that may be applicable in future research.

Keywords: value co-destruction, artificial intelligence, chatbot, human-AI interaction, customer service.

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 - Fluxo de informação das fases da revisão sistemática	26
Figura 2.2 - Publicações por ano	28
Figura 2.3 - Conclusões e implicações	36
Figura 3.1 - Estrutura da formação interativa de valor	46
Figura 3.2 - Estudos mais citados da codestruição de valor	47
Figura 3.3 - Causas da codestruição de valor	49
Figura 3.4 - Mapa bibliométrico de colaboração internacional	53
Figura 3.5 - Rede de colaboração científica institucional	54
Figura 3.6 - Rede de coocorrência de palavras-chave	54
Figura 4.1 - Escalas de codestruição de valor	64
Figura 4.2 - Diagrama do modelo estrutural re-especificado com as cargas fatoriais dos itens	77
Figura 5.1 - Medidas utilizadas para a coleta de dados	90
Figura 5.2 - Relações entre o comportamento de codestruição de valor e as variáveis consequentes (modelo geral).....	95
Figura 5.3 - Relações entre o comportamento de codestruição de valor do chatbot e variáveis consequentes (modelo reduzido).....	96

LISTA DE TABELAS

Tabela 3.1 - Evolução das publicações sobre codestruição de valor por ano	52
Tabela 3.2 - Principais fontes de publicação sobre codestruição de valor	52
Tabela 4.1 - Características demográficas das amostras	71
Tabela 4.2 - Resultados da análise paralela.....	72
Tabela 4.3 - AFE do comportamento de codestruição de valor em interações com chatbots de atendimento habilitados por IA.....	74
Tabela 4.4 - Índices de ajuste do modelo multifatorial CCV-ChatbotIA-Cliente	75
Tabela 5.1 - Nível de familiaridade e preferência de atendimento	94

LISTA DE SIGLAS

AFE	Análise Fatorial Exploratória
AFC	Análise Fatorial Confirmatória
AI	Artificial Intelligence (Inteligência Artificial)
ANT	Actor-Network Theory (Teoria Ator-Rede)
BBNEG	Boca a Boca Negativo
B2B	Business-to-Business
CC	Confiabilidade Composta
CCV-ChatbotIA-Cliente	Comportamento de codestruição de valor em interações com chatbots de atendimento habilitados por IA, com base na perspectiva do cliente
CDC	Código de Defesa do Consumidor
CEP	Comitê de Ética em Pesquisa
CFI	Comparative Fit Index
CONEP	Comissão Nacional de Ética em Pesquisa
CR	Composite Reliability (Confiabilidade Composta)
CVC	Coeficiente de Validade de Conteúdo
DESCONF	Desconfiança
DESCONT	Descontinuidade de Uso
FIV	Formação Interativa de Valor
IA	Inteligência Artificial
IC	Intervalo de Confiança
IFV	Interactive Value Formation
IoT	Internet of Things (Internet das Coisas)
ISB	Interação Social do Chatbot
ISC	Interação Social do Cliente
IRB	Integração de Recursos do Chatbot
IRC	Integração de Recursos do Cliente

JCR	Journal Citation Reports
KMO	Kaiser-Meyer-Olkin
LDS	Lógica Dominante do Serviço
MCIR-BOT	Mau Comportamento de Integração de Recursos do Chatbot
MCIR-CLI	Mau Comportamento de Integração de Recursos do Cliente
MCIS-BOT	Mau Comportamento de Interação Social do Chatbot
MCIS-CLI	Mau Comportamento de Interação Social do Cliente
MEE	Modelagem por Equações Estruturais
MPlus	Software para Modelagem de Equações Estruturais
ODS	Objetivos de Desenvolvimento Sustentável
PRISMA	Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses
QP	Questões de Pesquisa
RDWLS	Robust Diagonally Weighted Least Squares
RSL	Revisão Sistemática de Literatura
RMSEA	Root Mean Square Error of Approximation
S-D Logic	Service-Dominant Logic
SEM	Structural Equation Modeling
SJR	Scimago Journal Rank
SRMR	Standardized Root Mean Residual
TCCM	Teoria, Contexto, Características e Metodologia
TLI	Tucker-Lewis Index
WoS	Web of Science
WLSMV	Weighted Least Squares Mean and Variance Adjusted

SUMÁRIO

1	Introdução	13
2	Cocriação e codestruição de valor em interações de serviço habilitadas por inteligência artificial: revisão de literatura e agenda de pesquisa.....	20
2.1	Introdução	21
2.2	Referencial Teórico	23
2.2.1	Cocriação e codestruição de valor	23
2.2.2	Inteligência artificial como habilitadora de interações de serviço	24
2.3	Procedimentos metodológicos	24
2.4	Resultados	26
2.4.1	Fundamentos teóricos	26
2.4.2	Contexto.....	28
2.4.3	Características dos artigos analisados	29
2.4.4	Métodos utilizados	32
2.5	Discussão e implicações	33
2.5.1	Contribuições para a teoria e o conhecimento	35
2.5.2	Contribuições para a gestão e a prática.....	35
2.6	Agenda de pesquisa.....	36
2.6.1	Fundamentos teóricos (agenda de pesquisa).....	37
2.6.2	Contexto (agenda de pesquisa)	39
2.6.3	Características (agenda de pesquisa)	39
2.6.4	Métodos (agenda de pesquisa).....	40
2.7	Conclusão e limitações	41
3	Codestruição de valor: marco teórico e estado da arte.....	42
3.1	Introdução	43
3.2	Marco teórico	44
3.2.1	Origem, conceito e embasamento teórico.....	44
3.2.2	Estudos mais citados	47
3.2.3	Causas da codestruição de valor	48
3.3	Procedimentos metodológicos	50
3.4	Estado da arte de 2020-2024.....	51
3.5	Conclusão.....	57
4	Escala de avaliação da codestruição de valor em interações com chatbots de atendimento habilitados por inteligência artificial: perspectiva do cliente.....	58

4.1	Introdução	59
4.2	Referencial Teórico	61
4.2.1	Cocriação de valor e codestruição de valor	61
4.2.2	Escalas e comportamentos de codestruição de valor	63
4.2.3	Comportamento de codestruição de valor na interação com plataformas de atendimento com IA	65
4.3	Desenvolvimento da escala.....	67
4.3.1	Elaboração da tabela de referência - construção dos itens.....	67
4.3.2	Validade de conteúdo	67
4.3.3	Validade baseada na estrutura interna	69
4.4	Discussão dos resultados.....	78
4.4.1	Contribuições teóricas.....	79
4.4.2	Contribuições práticas e gerenciais.....	80
4.5	Conclusão, limitações e pesquisas futuras	81
5	Codestruição de valor em interações com chatbots de atendimento habilitados por IA: um modelo explicativo baseado em variáveis de desfecho	83
5.1	Introdução	84
5.2	Fundamentação teórica e hipóteses.....	86
5.2.1	Lógica dominante do serviço, cocriação e codestruição de valor.....	86
5.2.2	Levantamento de hipóteses	87
5.3	Procedimentos metodológicos	89
5.3.1	Instrumentos de medição	90
5.3.2	Procedimentos de coleta de dados e amostragem	91
5.3.3	Análise dos dados	92
5.3.4	Caracterização da amostra	92
5.4	Resultados	93
5.4.1	Nível de familiaridade e preferência de atendimento	93
5.4.2	Resultados dos modelos testados	94
5.4.3	Resultados dos testes de hipóteses	98
5.5	Discussão e implicações	98
5.5.1	Contribuições teóricas e práticas	100
5.6	Conclusão, limitações e pesquisas futuras	101
6	Conclusão da Tese.....	103
	Referências.....	109
	Apêndice.....	142

1 Introdução

A inteligência artificial (IA) está em ampla fase de adoção e desenvolvimento, revolucionando o mundo dos negócios, as interações e o comportamento humano, bem como vem sendo incorporada à vida de forma geral (Sundar et al., 2024). Decorrente disso, é a utilização progressiva de chatbots de atendimento habilitados pela IA, que dão origem a uma nova forma de interação entre o cliente e a empresa, ao proporcionar um relacionamento de atendimento cliente-chatbot (IA). Os chatbots de atendimento habilitados por IA também são chamados de agentes virtuais, robôs de serviço e robôs de atendimento (J. Wirtz et al., 2018). Eles estão sendo adotados pelas empresas para atendimento e comunicação com o cliente, simulando e substituindo a prestação de serviço humana em diferentes pontos de contato (Agnihotri & Bhattacharya, 2024; Dwivedi et al., 2021).

A inteligência artificial é uma tecnologia computacional que imita a inteligência humana para executar tarefas, como processamento de linguagem e aprendizado (Barile et al., 2024; M. H. Huang & Rust, 2021a). A adoção da IA pelas organizações tem despertado a atenção de pesquisadores de marketing, especialmente pelas alterações provocadas nas relações de serviços (Larivière et al., 2017), em razão de possíveis mudanças substanciais nas estratégias de marketing e no comportamento de clientes (Davenport et al., 2020). Por conseguinte, a utilização da IA ocasiona mudanças significativas nas empresas, nos empregos e na sociedade de maneira geral (Makridakis, 2017). Quando a IA se associa a outras tecnologias, como aprendizagem de máquina, robótica, dispositivos móveis e internet das coisas (IoT) ela proporciona inovações que têm afetado praticamente todos os setores de serviços (Sundar et al., 2024; J. Wirtz et al., 2018).

Ao ser implantada para mediação da interação entre clientes e organizações, a IA modifica os encontros de serviços (M. H. Huang & Rust, 2018), pois a execução de atendimento é uma das funções que a configura como um agente em tais encontros (Ostrom et al., 2019). Os encontros de serviços podem ser definidos como “momentos em que os clientes interagem diretamente na linha de frente com uma empresa ou organização de serviços” (Ostrom et al., 2019, p. 77). Assim, alguns agentes virtuais ou chatbots de atendimento são moldados para atuarem precisamente na linha de frente. No encontro de serviço que conta com a presença da IA, a interação cliente-empresa é permeada por tecnologias inter-relacionadas e atores humanos em um ambiente físico e/ou digital (Larivière et al., 2017). Vale destacar que esses sistemas de serviços são considerados complexos. Além de mediar relações de serviço, a

IA também pode representar clientes humanos. Ou seja, o cliente em um encontro de serviço pode ser a própria IA (M. H. Huang & Rust, 2022b; Robinson et al., 2020).

Esse contexto de adoção da IA pelas empresas despertou o interesse de pesquisadores, sendo apontadas agendas de pesquisas com vistas a compreender as alterações na relação cliente-provedor (Bolton, 2020; Bolton et al., 2018), bem como sobre interações entre atores humanos e não humanos nos ecossistemas de serviços digitais (Mele et al., 2021). As investigações das interações e do comportamento do consumidor com tecnologias habilitadas por IA estão em fase inicial (Ameen, Hosany, et al., 2021). Nesse sentido, em um levantamento de prioridades de pesquisa em serviços foi apontada a necessidade de trabalhos teóricos e empíricos sobre a relação entre a tecnologia e a experiência do cliente, as consequências não intencionais da tecnologia, como também sobre o aumento do bem-estar e redução do mal-estar na era das tecnologias (Ostrom et al., 2021).

Ressalta-se que a utilização massiva da IA pode se reverter tanto em caminhos positivos, quanto negativos. Nesse sentido, são vantagens o atendimento em tempo real (Grundner & Neuhofer, 2021), personalização por meio de análises de *big data* (M. H. Huang & Rust, 2021a), conveniência e economia de tempo (Ostrom et al., 2019). Por outro lado, algumas preocupações estão relacionadas aos desconfortos pelos monitoramentos dos atendimentos (Davenport et al., 2020), incluindo questões éticas, privacidade e segurança dos dados (Ameen, Tarhini, et al., 2021; Haenlein et al., 2022; M. H. Huang & Rust, 2021a; Payne, Dahl, et al., 2021). Nesse aspecto, clientes podem perceber que a IA faz mau uso dos seus dados, e assim se sentirem destituídos de poder, bem como mais alienados (Puntoni et al., 2021).

Associado ao movimento de utilização da IA, observa-se outro fenômeno crescente no campo de marketing de serviços, que é a percepção dos clientes como cocriadores de valor (Lumivalo et al., 2023). O valor é visto como o benefício obtido em uma interação (Vargo & Lusch, 2016). E portanto, há o entendimento de que as partes de uma interação de serviço são co-responsáveis pelo resultado do valor alcançado. Na perspectiva teórica da Lógica Dominante do Serviço (LDS) o valor é criado colaborativamente na interação entre prestadores e usuários, por meio da integração de recursos diferenciados (Vargo & Lusch, 2016, 2017). Vargo e Lusch (2016) consideram que, nas interações de serviço, o valor sempre será co-criado. Todavia, a literatura sobre a LDS não é isenta de controvérsias por ter uma visão excessivamente positiva da formação de valor (X. Wang et al., 2019), sendo que resultados negativos podem surgir, desencadeando a codestruição de valor (Echeverri & Skålén, 2011; Plé & Cáceres, 2010).

A codestruição de valor pode ser definida “como um processo de interação entre sistemas de serviços que resulta em um declínio no bem-estar de pelo menos um dos sistemas (que, dada a natureza do sistema de serviços, pode ser individual ou organizacional)” (Plé & Cáceres, 2010, p. 431). O fenômeno da codestruição abarca uma gradação da minimização do valor, podendo haver uma redução do valor sem configurar perda irreparável (Vafeas et al., 2016), incluindo níveis de co-redução de valor (Echeverri & Skålén, 2011). Assim, quando ocorre a codestruição de valor, o valor percebido pelo cliente é reduzido (Luo et al., 2024)

A ampliação do uso da IA tem modificado aspectos relacionados à cocriação de valor na era digital e pode fortalecer a capacidade de tomada de decisão em contextos complexos (Barile et al., 2024). Além disso, possibilita a redução de custos e a ampliação de produtividade (Belanche et al., 2020). Todavia, interações habilitadas por IA estão suscetíveis à falha, e, quando ocorrem, os clientes podem encerrar uma relação de serviço e até reclamar publicamente do prestador do serviço (Castillo et al., 2021). Assim, contratemplos nas interações de serviço podem levar à codestruição de valor (Plé & Cáceres, 2010).

A pesquisa sobre codestruição de valor é mais recente que a de cocriação de valor, e tem recebido menos atenção nas pesquisas ao redor do mundo (Coelho & Farias, 2024; Järvi et al., 2018). Ademais, a pouca investigação desse fenômeno se dá, principalmente, pelo fato de o conceito não ter sido previamente considerado pela lente teórica da Lógica Dominante do Serviço (Vargo & Lusch, 2017). Ainda assim, é um conceito em ascensão em termos de investigação científica, dada a sua ocorrência prática. Nesse sentido, várias lacunas de pesquisa são apontadas na literatura evidenciando-se a necessidade de se investigar o lado negativo da formação interativa de valor (Echeverri & Skålén, 2021; M. Li & Tuunanen, 2022; Lumivalo et al., 2023).

Em termos metodológicos, verifica-se que a pesquisa acerca da codestruição, até por ser mais recente, é predominantemente qualitativa, de modo que o baixo número de estudos quantitativos revela a escassez de escalas de medição da codestruição de valor (Guan, Gong, Liu, et al., 2022). Identificou-se uma escala de mensuração da perspectiva funcionário-cliente sobre o comportamento de codestruição de valor no turismo (Guan et al., 2020), uma escala adaptada de (Yi & Gong, 2013) para medir o comportamento de cocriação e codestruição de valor (Ogunbodede et al., 2022), e uma escala de comportamento de codestruição de valor no contexto de atendimento *Business-to-Customer* desenvolvida por Guan, Gong, Liu, et al. (2022). Todavia, não foram encontradas escalas validadas de medição da codestruição de valor em interações de serviço habilitadas por inteligência artificial, revelando-se assim a necessidade de pesquisas nessa vertente para maior aprofundamento do fenômeno.

Com base em revisão da literatura realizada, as pesquisas sobre a cocriação e a codestruição de valor em interações de serviços mediadas por IA ainda estão em fase inicial de desenvolvimento (Coelho & Farias, 2024). Até onde se sabe, poucas pesquisas discutiram claramente o fenômeno da codestruição de valor em interações de serviço mediadas por IA. Entre elas, Grundner e Neuhofer (2021) examinaram resultados positivos e negativos da formação de valor, Neuhofer et al. (2021) discutiram a inteligência artificial como um recurso *operant*, conceituando cenários que podem levar à codestruição de valor, e Castillo et al. (2021) abordaram a codestruição em interações de serviço sustentadas por IA na perspectiva do cliente.

Nesses trabalhos, bem como em outros, são propostas agendas de pesquisa para investigação de interações habilitadas por IA que minimizam o bem-estar dos atores (Mele et al., 2021), e identificação de como minimizar a perda de recursos. Além disso, recomendam o desenvolvimento de pesquisa sobre codestruição de valor no contexto das variadas tecnologias habilitadas por IA (Castillo et al., 2021). Também são sugeridas pesquisas sobre os obstáculos que provocam a destruição de valor na adoção de tecnologias de IA (Grundner & Neuhofer, 2021), e sobre a averiguação do lado sombrio dos *chatbots* de inteligência artificial (Mostafa & Kasamani, 2021).

Mesmo em pesquisas sobre a cocriação de valor e a IA, há evidências sobre inovações possibilitadas por IA no setor de serviços provocarem a redução do valor (Payne, Dahl, et al., 2021). São relatados problemas associados à privacidade dos dados (Buhalis & Moldavska, 2022), medo e necessidade de interação pessoal (Lalicic & Weismayer, 2021), ausência de confiança (Paschen et al., 2021) e implicações éticas (Breidbach & Maglio, 2020).

Na escassa literatura sobre a codestruição de valor e IA, verificou-se que interações habilitadas por IA são passíveis de falha (Castillo et al., 2021), com potencial para causar aborrecimentos, medo, suspeição, ampliação de tempos de espera, assim como podem provocar o isolamento social (Neuhofer et al., 2021). Nesse sentido, ao se reduzir o contato social com a utilização massiva da tecnologia tem-se como provável a minimização da experiência do cliente, causando a codestruição de valor (Grundner & Neuhofer, 2021). Destarte, a utilização da IA como mediadora de relações de serviço configura um paradoxo da cocriação de valor; pois, ao mesmo tempo em que se apresenta como cocriadora de valor, evidencia potencial para provocar codestruição de valor.

Além de reduzir o bem-estar dos beneficiários do serviço, a codestruição de valor pode desencadear consequências negativas que afetam diretamente as empresas e as organizações. Nesse sentido, falhas na prestação de serviço por chatbot são cada vez mais comuns (Xing et

al., 2022), e quando ocorrem provocam interações desagradáveis, estresse e desconfiança (Ranieri et al., 2024). Manutenção ou ampliação da confiança, é o que se espera quando as empresas desejam manter longos relacionamentos com clientes. Todavia, a desconfiança do cliente em relação ao chatbot pode ser motivada por questões relacionadas a risco, falhas no atendimento, ou até mesmo pela ausência de humanidade (Castillo et al., 2021; Y.-S. Huang & Dootson, 2022; Sonntag et al., 2023).

Também há relatos de que interações problemáticas com os chatbots de atendimento possam levar ao boca a boca negativo, em que os usuários que se sintam em desvantagem relatem a experiência ruim a outras pessoas (B. Huang & Philp, 2021; Mostafa et al., 2024; Park et al., 2023). Inclusive quando o cliente se sente prejudicado, o boca a boca é uma ferramenta que pode ser usada como forma de revidar o prejuízo (Yeh et al., 2020), e também de proteger amigos, familiares, dentre outras pessoas da rede social da pessoa (Chao et al., 2021).

Além disso, as interações negativas com chatbots de atendimento também podem levar à descontinuidade de uso (Ashfaq et al., 2020), na qual os clientes podem reduzir a utilização, descontinuar temporariamente ou abandonar de forma definitiva (J. Lin et al., 2020). Após interações problemáticas ou ineficazes com chatbots, há indicativos de abandono ou busca por soluções alternativas por parte dos clientes (Huang & Dootson, 2022).

Nesse contexto de que o fenômeno da codestruição de valor pode ocorrer em interações com a IA, e que esse resultado negativo pode levar a outras consequências, desta tese surge a seguinte pergunta: Como o comportamento de codestruição de valor ocorre em interações com chatbots de atendimento habilitados por inteligência artificial e de que forma esse fenômeno influencia o boca a boca negativo, a descontinuidade de uso e a desconfiança do cliente em relação ao chatbot?

Diante do exposto, levanta-se a seguinte hipótese para esta tese: O comportamento de codestruição de valor em interações com chatbots de atendimento habilitados por IA é um construto multidimensional com dimensões relacionadas ao chatbot e ao cliente, e estas dimensões influenciam positivamente as variáveis de desfecho boca a boca negativo, descontinuidade de uso e desconfiança do cliente em relação ao chatbot.

Nestes termos, o objetivo geral desta tese é: Examinar como o comportamento de codestruição de valor ocorre em interações com chatbots de atendimento habilitados por IA e como esse fenômeno afeta o boca a boca negativo, a descontinuidade de uso e a desconfiança do cliente em relação ao chatbot.

Com o intuito de alcançar o objetivo geral, são propostos os seguintes objetivos específicos: (i) Revisar a literatura sobre cocriação e codestruição de valor em interações de serviços habilitadas por inteligência artificial, considerando teoria, contexto, características e métodos aplicados; (ii) Apresentar um panorama sobre o marco teórico e o estado da arte do conceito de codestruição de valor; (iii) Obter evidências de validade e confiabilidade científica de uma escala de medição do comportamento de codestruição de valor em interações com chatbots de atendimento habilitados por IA, a partir da perspectiva do cliente; (iv) Testar um modelo explicativo que avalia os efeitos da codestruição de valor em interações com chatbots habilitados por IA sobre o boca a boca negativo, a descontinuidade de uso e a desconfiança dos clientes em relação ao chatbot.

Segundo uma pesquisa do Mobile Time (2024), realizada com desenvolvedores de chatbots, estima-se que em 2023 mais de 164 mil robôs de conversação estejam em atividade no Brasil, com volume médio de 705 milhões de atendimentos (sessões) por mês, seguindo-se assim um histórico de crescimento progressivo a cada ano. A pesquisa revelou que 59% das plataformas possuem como principal finalidade o atendimento ao cliente, seguida por atividades de vendas (13%), cobrança (9%), apoio administrativo (6%), entre outros. Também informaram que os desenvolvimentos estão voltados aos setores de varejo (25%), setor financeiro (19%), saúde (14%), telecomunicações (11%), indústria (6%), utilidades (6%), governo (3%), educação (3%), entre outros. Além disso, para o desenvolvimento dos chatbots, 88% dos desenvolvedores mencionaram que utilizam inteligência artificial generativa, 75% utilizam processamento de linguagem natural, e 80% usam árvore decisória (conversa guiada por botões), evidenciando assim, que a maioria dos robôs de conversação são híbridos (Mobile Time, 2024).

Investigações sobre como o valor pode ser codestruído são essenciais para uma compreensão mais aprofundada da formação colaborativa de valor, especialmente em contextos tecnológicos, dada a importância do tema para o campo do marketing de serviços. A principal contribuição teórica deste estudo está na ampliação da compreensão sobre a codestruição de valor em interações negativas de serviço entre clientes e chatbots habilitados por IA, bem como sobre os efeitos desse fenômeno em variáveis de desfecho. Além disso, a escala proposta contribui teoricamente para o entendimento das dimensões conceituais do comportamento de codestruição no contexto pesquisado, assim como para a confirmação teórica, estatística e empírica da ocorrência do fenômeno, especialmente considerando que se trata de um campo ainda pouco explorado. Como contribuição metodológica, desenvolveu-se uma escala de medição do comportamento de codestruição de valor em interações com chatbots

de atendimento habilitados por IA, o que favorece o avanço de estudos quantitativos sobre o fenômeno a partir de sua aplicação em futuras pesquisas.

Em termos gerenciais, as organizações podem se beneficiar ao avaliarem antecipadamente a codestruição de valor em interações de serviços com seus clientes. O entendimento das manifestações que levam à codestruição de valor pode ser uma estratégia para impedir ou limitar a perda de bem-estar (Laud et al., 2019). Ademais, compreender se os atores estarão propícios à codestruição de valor, a depender de variáveis intervenientes no processo, será útil para empresas que adotam esta tecnologia de atendimento, tendo em vista as consequências negativas que podem ocorrer com a adoção dos chatbots com IA. Ainda, nos capítulos a seguir e na conclusão da tese são oferecidas contribuições práticas e gerenciais acerca do planejamento, utilização e monitoramento do chatbots de atendimento ao cliente.

Como contribuição social, destaca-se a importância de uma automação planejada e responsável do atendimento ao cliente, em consonância com os Objetivos de Desenvolvimento Sustentável (ODS), como o ODS 8, que preza pelo trabalho decente e crescimento econômico, e o ODS 10, que visa à redução das desigualdades. No caso da utilização de chatbots, há desafios relacionados, por exemplo, ao desemprego, à redução de oportunidades de trabalho, à familiaridade tecnológica e à inclusão digital.

A tese está estruturada em seis capítulos. Este primeiro capítulo corresponde à introdução, na qual são apresentados o contexto, a lacuna de pesquisa, os objetivos, a justificativa e a relevância da pesquisa. O Capítulo 2 é composto por uma revisão sistemática da literatura sobre cocriação e codestruição de valor em interações de serviço habilitadas por inteligência artificial, destacando as lacunas existentes e propondo questões para investigações futuras. O Capítulo 3 apresenta o marco teórico e o estado da arte sobre a codestruição de valor, com base em uma revisão narrativa, análise bibliométrica e temática. O Capítulo 4 descreve o processo de construção e obtenção de evidências de validade de uma escala de avaliação do comportamento de codestruição de valor em interações com chatbots de atendimento habilitados por IA, a partir da perspectiva do cliente. O Capítulo 5 apresenta e testa um modelo explicativo que investiga os efeitos da codestruição de valor sobre variáveis de desfecho: boca a boca negativo, descontinuidade de uso e desconfiança. Por fim, o Capítulo 6 traz a conclusão da tese, com as principais contribuições teóricas, metodológicas, práticas e sociais, bem como as limitações do estudo e sugestões para pesquisas futuras.

2 Cocriação e codestruição de valor em interações de serviço habilitadas por inteligência artificial: revisão de literatura e agenda de pesquisa¹

Resumo

Objetivo – A adoção da inteligência artificial (IA) nos encontros de serviço de linha de frente é um fenômeno crescente na área de marketing de serviços, que pode levar a resultados positivos e negativos. Nesse contexto, este artigo tem como objetivo revisar a literatura sobre cocriação e codestruição de valor em interações de serviço habilitadas por IA.

Procedimentos metodológicos – Foi realizada uma revisão sistemática da literatura utilizando o protocolo PRISMA. Os dados foram recuperados nas bases *Web of Science* e *Scopus*, nos quais 48 artigos foram selecionados para revisão. A análise dos dados, a apresentação dos resultados e a agenda de pesquisa seguiu a estrutura de teoria, contexto, características e metodologia (TCCM).

Resultados – A revisão revelou especialmente que: (1) publicações sobre cocriação e codestruição de valor possibilitadas pela IA estão nos estágios iniciais de desenvolvimento; (2) poucos artigos abordaram a codestruição de valor, e a principal ênfase da pesquisa está na cocriação de valor; (3) interações entre atores humanos e atores não humanos autônomos habilitados pela IA estão resultando em cocriação de valor ou em codestruição de valor, ou em ambas, e esses fenômenos estão sujeitos a ocorrer também quando a IA substituir mais de um ator humano no encontro de serviço; e (4) a IA é considerada um ator não humano integrador de recursos cada vez mais independente e que interage com outros atores, todavia é necessário prudência em sua adoção.

Originalidade/valor - Esta revisão preenche uma lacuna ao explorar conjuntamente a cocriação e a codestruição de valor no contexto da IA, apresenta um panorama dos assuntos discutidos e propõe uma agenda de pesquisa com direcionamentos para estudos futuros.

Palavras-chave: Cocriação de valor, Codestruição de valor, Inteligência Artificial, Robôs, Serviço, Formação de valor, Interação Humano-IA.

¹ Artigo publicado no *Spanish Journal of Marketing* – ESIC.
DOI: 10.1108/SJME-09-2023-0248

2.1 Introdução

A adoção da inteligência artificial (IA) está alterando consideravelmente os encontros de serviço, devido a ela assumir um lugar de centralidade na interação entre prestadores e clientes (Larivière et al., 2017). As modificações se dão pela capacidade de a IA ser adaptada à realização de várias tarefas e pelo desenvolvimento de diferentes inteligências (M. H. Huang & Rust, 2021b), minimizando a presença humana nas interações de serviço (Bolton, 2020; J. Wirtz et al., 2018). Agentes virtuais e robôs de serviço são exemplos de tecnologias habilitadas pela IA que promovem um formato de interação humano-IA que está modificando progressivamente os negócios (M. H. Huang & Rust, 2021b). Diante da transição e transformação tecnológica, pesquisadores apontaram lacunas de pesquisa para melhor entender as interações de serviço nesse contexto, tendo em vista, principalmente, as mudanças na relação cliente-provedor e na experiência do cliente (Bolton, 2020; Ostrom et al., 2021; Rosenbaum & Russell-Bennett, 2021).

Com a adoção da IA nos encontros de serviço, faz-se pertinente revisitar a abordagem da cocriação de valor para entender como ela será afetada, tendo em vista que as interações de serviço são o seu foco de análise. Na cocriação, o valor é visto como a ampliação do bem-estar dos atores, e é (co-)criado na troca de serviços por meio da interação entre atores e da integração de recursos diferenciados (Vargo & Lusch, 2016). A IA pode mudar as percepções de valor dos usuários, tendo em vista a menor participação humana nos encontros de serviços (Ameen, Hosany, et al., 2021). Ressalta-se que há vantagens e desvantagens na adoção de serviços digitais e tecnológicos, podendo ocorrer consequências indesejáveis (Rosenbaum & Russell-Bennett, 2021). Nesse sentido, por um lado a personalização da oferta e a maior possibilidade de acesso aos serviços são fatores que podem ser considerados favoráveis e, por outro, a privacidade e a confiança são preocupações dos clientes nesses encontros de serviços com a IA (Ostrom et al., 2019).

Diante disso, as interações de serviço habilitadas por inteligência artificial podem ser positivas, mas também problemáticas. Dessa forma, assim como o valor é cooperativamente criado – cocriado – (Vargo & Lusch, 2016), ele também pode ser colaborativamente destruído – codestruído (Echeverri & Skålén, 2021; Plé & Cáceres, 2010) nessas interações. A codestruição de valor é “um processo de interação entre sistemas de serviços que resulta em um declínio no bem-estar de pelo menos um dos sistemas”, e ocorre pelo mau uso de recursos (Plé & Cáceres, 2010, p. 431). Os estudos sobre cocriação de valor no marketing se

desenvolveram consideravelmente nos últimos anos, todavia, as pesquisas sobre codestruição são incipientes (Echeverri & Skålén, 2021; Järvi et al., 2018; Laud et al., 2019).

Algumas revisões da literatura exploraram a cocriação de valor no segmento hoteleiro e turístico (Carvalho & Alves, 2023), a formação interativa de valor na perspectiva da codestruição de valor (Codá & Farias, 2022), a cocriação e codestruição apoiadas por tecnologias da informação (Li & Tuunanen, 2022), e a inteligência artificial e robôs na cocriação de valor (Kaarremo & Helkkula, 2018). Porém, não se tem conhecimento de revisões sistemáticas que tenha investigado conjuntamente a cocriação e a codestruição de valor em interações de serviço possibilitadas pela IA. Diante do exposto, esta revisão sistemática da literatura buscou responder à seguinte questão: como a literatura tem discutido os conceitos de cocriação de valor e codestruição de valor nas interações de serviços que são habilitadas pela IA considerando teoria, contexto, características e metodologias aplicadas? Para compreender a pergunta, este trabalho teve como objetivo revisar a literatura sobre cocriação e codestruição de valor em interações de serviços habilitadas por inteligência artificial, considerando teoria, contexto, características e metodologias aplicadas.

Organizações que investem em tecnologias e em conhecimento ampliam geralmente a vantagem competitiva (Bilgihan & Wang, 2016). Assim, pesquisas sobre a IA são primordiais para auxiliar as organizações na tomada de decisão num contexto de acelerada mudança. Ademais, o estudo colabora para a ampliação da literatura que investiga a formação de valor nas áreas de gestão e marketing, e para o crescente interesse geral nas temáticas de IA, robótica e automação. A revisão preenche uma lacuna na literatura, pois, até onde sabemos, esta é a primeira revisão sistemática da literatura que explora conjuntamente os conceitos de cocriação e codestruição numa perspectiva de interação com a IA. Fornecemos um panorama sobre a literatura analisada, implicações teóricas e práticas, e uma agenda para pesquisas futuras.

Na sequência, no referencial teórico, são abordadas as bases teóricas da cocriação e da codestruição de valor, bem como explana-se ligeiramente sobre a IA como habilitadora de serviço. Nos procedimentos metodológicos, são explicados o método e o protocolo para o desenvolvimento da revisão. Posteriormente, os resultados da revisão sistemática são apresentados, seguida pela seção de discussão e implicações, e pela agenda de pesquisa. Por último, o trabalho é encerrado com a conclusão e limitações.

2.2 Referencial Teórico

2.2.1 Cocriação e codestruição de valor

Perspectivas teóricas para uma lógica centrada no serviço, em oposição à lógica dominante centrada em bens, resultaram na participação ativa de consumidores na criação interativa de valor com as empresas (Prahalad & Ramaswamy, 2004; Vargo & Lusch, 2004). Nessa direção, Vargo e Lusch (2004) propuseram a Lógica Dominante do Serviço (LDS), na qual o serviço é a base da troca e a cocriação de valor ocupa espaço central. A cocriação de valor ocorre quando os atores interagem e integram seus recursos, visando o bem-estar mútuo dos envolvidos (Vargo & Lusch, 2016). O valor pode ser definido por uma abordagem de *value in use* (valor em uso) (Grönroos & Voima, 2013) e também por valor em contexto (Chandler & Vargo, 2011). Enfatiza-se que o valor tem natureza experiencial, ou seja, “o valor é sempre determinado única e fenomenologicamente pelo beneficiário” (Vargo & Lusch, 2016, p. 6). Os recursos são essenciais ao processo de cocriação de valor, e são classificados em *operant*, como conhecimentos e habilidades, e *operand*, como bens e recursos físicos. Em suma, os recursos *operant* agem sobre os recursos *operand* para criar benefícios (Vargo & Lusch, 2016). A tecnologia é um recurso *operand*, e também um recurso *operant*, pois influencia as instituições, a ação humana e a forma de determinar o valor (Akaka & Vargo, 2014).

Apesar das contribuições teóricas e práticas, a LDS apresenta controvérsias (X. Wang et al., 2019) devido à visão exclusivamente positiva da formação de valor, não considerando aspectos de diminuição ou perda de valor no processo e no resultado da interação (Echeverri & Skålén, 2011; Plé & Cáceres, 2010). Por isso, Plé e Cáceres (2010) propuseram o conceito de codestruição de valor, por entenderem que o valor pode assumir, também, um lado negativo, reduzindo o bem-estar de pelo menos um dos atores envolvidos. Adicionalmente, codestruição de valor pode ser explicada pela dificuldade de um ator seguir um roteiro esperado por outros atores (Järvi et al., 2020), podendo ocorrer pelo uso indevido intencional ou não intencional de recursos (Plé & Cáceres, 2010). Dada a lacuna de entendimento, Echeverri e Skålén (2011) apresentaram a estrutura *interactive value formation* (IVF, formação interativa de valor-FIV) como um amparo teórico que abarca conjuntamente a cocriação e a codestruição de valor, a partir do entendimento que há elementos congruentes ou incongruentes na relação entre atores.

A pesquisa sobre codestruição de valor seguiu, por uma vertente, a ênfase em recursos e ecossistemas de serviço e, por outra, um enfoque nas práticas (Echeverri & Skålén, 2021). Além disso, em geral, não há uma compreensão unificadora do conceito, de modo que alguns pesquisadores consideram a codestruição de valor como um processo negativo específico à

cocriação, e outros como uma diminuição de valor num espaço de variação de valor que possui relação direta com a cocriação (Cabiddu et al., 2019; Echeverri & Skålén, 2021). Entretanto, apesar da distinção conceitual e de inter-relação, é consenso a ocorrência da codestruição de valor (Lumivalo & Tuunanen, 2023). Diferentes razões são apontadas para a ocorrência de codestruição de valor, como a ausência de informação, confiança insuficiente, erros, falta de expectativas claras (Järvi et al., 2018), e pouca compreensão de como integrar recursos (Laud et al., 2019), entre outros.

2.2.2 Inteligência artificial como habilitadora de interações de serviço

A IA é uma tecnologia que imita inteligências humanas para a execução de tarefas e funções tradicionalmente exercidas por humanos, como as relacionadas ao entendimento, à linguagem e ao aprendizado (Huang & Rust, 2018), permitindo a interação por meio de linguagem natural (Robinson et al., 2020). Associada a outras tecnologias como *deep learning* e *big data*, a IA extrapola os limites de algumas capacidades humanas, por exemplo, ao analisar grande volume de dados (Bock et al., 2020). No entanto, ela geralmente se distancia de características humanas de cunho emocional e social (Wirtz et al., 2018). Vale destacar que os níveis de inteligência da IA se desenvolvem em uma direção de mecânica, pensamento e sentimento (Huang & Rust, 2021).

Nos encontros de serviço, a IA pode atuar por meio de sensoriamento, aprendizado, tomada de decisões e ações (Bock et al., 2020), em um ambiente físico ou digital permeado por tecnologias inter-relacionadas (Larivière et al., 2017). Como executora, a IA possibilita interações com os clientes para entrega de serviços (Ostrom et al., 2019). São exemplos de tecnologias que assumem esse tipo de função os robôs assistentes físicos (Bock et al., 2020), os chatbots (robôs de conversação) e os assistentes digitais controlados por voz (Larivière et al., 2017). Algumas tecnologias habilitadas por IA são chamadas de robôs de serviço pelas características de aprendizado, autonomia, adaptação, interação e oferta de serviço, podendo ter ou não ter aparência humana (Wirtz et al., 2018). Ressalta-se que a IA pode substituir funcionários, clientes ou ambos (Robinson et al., 2020).

2.3 Procedimentos metodológicos

O método de Revisão Sistemática de Literatura (RSL) foi adotado para a realização deste trabalho, que consiste na seleção metódica de estudos publicados sobre determinado assunto, para compreensão e explanação sintética da literatura. Assim, é possível identificar

evidências e conclusões mais amplas que orientam e justificam pesquisas futuras (Siddaway *et al.*, 2019). Foi empregado o protocolo PRISMA (*Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses*) o qual auxilia no detalhamento de critérios utilizados em revisões sistemáticas, seguindo quatro etapas para o levantamento dos arquivos da revisão: identificação, seleção, elegibilidade e inclusão (Moher *et al.*, 2009). Além disso, segundo as instruções de Koseoglu e Arici (2023), os limites de conteúdo são explicados a seguir considerando as palavras-chave utilizadas na busca dos artigos (identificação dos limites), seleção das bases de dados (busca por limites) e leituras de títulos, resumos e texto completo (confirmação dos limites).

Na fase de identificação de trabalhos para a composição do acervo, tendo como base o problema e o objetivo de pesquisa, foram utilizados os seguintes descritores de busca: ((“*value co-creat**” OR “*co-creat* value*” OR “*value co-destruct**” OR “*co-destruct value*” OR “*Resource* integration*” OR “*resource* disintegration*” OR “*interactive value formation*” OR “*value formation*” OR “*co-creat**”) AND (“*artificial intelligence*” OR *AI* OR *chatbot** OR *robot** OR “*virtual agent**” OR “*virtual assistant**” OR “*voice assistant**”)). Os documentos foram recuperados nas bases de dados *Web of Science* e *Scopus*, por possuírem amplo número de publicações relevantes, razão pela qual são utilizadas com frequência por pesquisadores da área de gestão e negócios (Koseoglu and Arici, 2023; Mariani *et al.*, 2018). Realizou-se a busca por tópicos, nos quais os termos definidos foram identificados nos títulos, resumos ou palavras-chave. Os mecanismos de busca, aspas e operadores booleanos (OR e AND) definiram os critérios de filtro da pesquisa. Ainda, definiu-se “artigo” publicado em periódicos como tipo de trabalho e “inglês” como idioma. As buscas foram feitas em junho de 2023, e não foi definida data inicial para inclusão de artigos.

Visando a confiabilidade, a extração e a verificação de documentos duplicados ocorreram de forma automática, com o auxílio do *software R – Bibliometrix package*, e por meio de verificação manual em planilhas do *software Excel* (Koseoglu *et al.*, 2022). Assim, eliminando-se os duplicados, 335 artigos foram recuperados. Para garantir a qualidade, foram selecionados apenas os artigos pertencentes a periódicos classificados nos quartis Q1 e Q2 do Journal Impact Factor – JCR ou do SJR Scimago Rank; dos quais 290 artigos atenderam ao critério. Nas demais fases considerou-se como critério de inclusão o foco de discussão para cocriação e codestruição de valor habilitada pela IA. Na triagem dos artigos pela leitura dos títulos e resumos foram eliminados 186 trabalhos. Na fase de elegibilidade, procedeu-se à leitura dos textos completos, e, considerando os critérios de inclusão e exclusão, 48 artigos

empíricos e teóricos foram incluídos na amostra para a revisão. Apresenta-se, a seguir, um diagrama de fluxo de informações do protocolo PRISMA com as respectivas fases (Figura 2.1).

Figura 2.1 - Fluxo de informação das fases da revisão sistemática

Identificação	Registros identificados na <i>Web of Science</i> e <i>Scopus</i> (n=504)	Registros duplicados (n=169)
	Registros identificados sem duplicados (n=335)	Artigos excluídos (n=186)
Triagem	Atendimento ao critério de qualidade <i>Journal Impact Factor</i> ou <i>SJR Scimago Rank</i> – Q1 e Q2 (n=290)	Principais motivos de exclusão: 1. Falta de alinhamento ao objetivo/escopo do trabalho 2. Desenvolvimento de <i>software</i> e ferramentas
	Seleção de artigos pelo título e resumo	
Elegibilidade	Artigos de texto completo avaliados para elegibilidade (n=104)	Artigos de texto completo excluídos (n=56) (principais motivos): 1. Proposta tecnológica/design 2. Abordagem superficial para inteligência artificial 3. Ausência de abordagem para cocriação de valor ou codestruição de valor
Inclusão	Artigos incluídos para a revisão (n=48)	

Fonte: elaborada pela autora com base nos dados da pesquisa e no protocolo PRISMA de Moher et al. (2009).

A análise dos dados seguiu uma categorização do conteúdo tendo como base a estrutura de teoria, contexto, características e metodologia (TCCM) de Paul e Rosado-Serrano (2019). Nesta etapa, foram utilizadas as planilhas do *software* Excel para a categorização dos dados. Além disso, a abordagem TCCM norteou a apresentação dos resultados, e também orientou a proposta de agenda de pesquisa.

2.4 Resultados

Nesta seção, os resultados encontrados na literatura revisada são apresentados seguindo a estrutura TCCM (Paul & Rosado-Serrano, 2019).

2.4.1 Fundamentos teóricos

A literatura revisada não apresentou uma base teórica uniforme. Todavia, a Lógica Dominante do Serviço foi a abordagem que se destacou como a mais utilizada na

fundamentação teórica dos artigos analisados, uma vez que a cocriação de valor é um axioma da respectiva lente teórica que tem ocupado um espaço relevante no marketing de serviço. Também se verificou a utilização de literatura sobre a construção teórica da cocriação de valor na perspectiva da lógica de serviço (como Grönroos & Voima, 2013). De maneira mais tímida, foi observado o embasamento sobre o conceito de codestruição com a citação dos artigos seminais de Plé e Cáceres (2010) e Echeverri e Skålén (2011). Considerando o foco da pesquisa, bases conceituais sobre a inteligência artificial e tecnologias inteligentes emergentes também fundamentaram a construção dos artigos, bem como embasamentos sobre robótica e automação. De forma mais fragmentada, outras lentes, perspectivas e conceitos também foram identificadas, como: adoção de tecnologia, experiência do cliente, interação de serviços, interação humano-computador, difusão de inovação, confiança, cocriação humano-máquina, inovação em serviços, entre outros.

Com a inteligência artificial, a discussão da tecnologia para além de recurso *operand*, ou seja, como recurso *operant*, fica evidente em torno da LDS. Verificou-se que a IA é, simultaneamente, um recurso *operand*, pois sofre influência de conhecimentos, experiências e habilidades para aperfeiçoar seu desempenho; e um recurso *operant*, pois a IA aprende e atua por meio de algoritmos para melhorar a performance de humanos (Paschen et al., 2021). Assim, quando auxilia e amplia a capacidade de tomada de decisão em contextos complexos se configura como recurso *operant* (Barile et al., 2021; Kondapaka et al., 2023). Para Mele et al. (2021) a IA pode afetar o poder de agência dos atores e as práticas de interação no ecossistema de serviços, potencialmente expandindo o acesso aos recursos e melhorando o engajamento. Notavelmente, a IA atua como um recurso *operant* ao seguir esquemas interpretativos projetados por humanos, uma vez que somente os humanos têm a capacidade interpretativa relacionada à tomada de decisão que transcende a manipulação de dados, seguindo valores e crenças humanas conforme o contexto (Barile et al., 2021).

De acordo com a literatura revisada, cocriar valor em interações habilitadas pela IA é um processo complexo (Paschen et al., 2021) entre atores humanos e não humanos autônomos (Neuhofer et al., 2021) em que há diferenciação entre papéis, recursos, natureza e quantidade de contribuições (Paschen et al., 2021). Os dados são recursos essenciais nessa interação de serviço (Breidbach & Maglio, 2020). Além disso, compreender a cocriação de valor em serviços habilitados pela IA depende da análise do ecossistema, considerando os vários atores que se relacionam (Payne, Dahal & Peltier, 2021; Leung & Loo, 2022). Em suma, é um fenômeno recente e progressivo que depende de comportamentos humanos e não humanos (Zhu et al., 2022), necessitando de aprofundamento teórico (Wen et al., 2022).

Processos de codestruição de valor podem ocorrer em interações com a IA, provocando redução no bem-estar de pelo ao menos um ator (Castillo et al., 2021). Segundo Čaić et al. (2018), a IA possui, ao mesmo tempo, potencial de cocriação e de codestruição de valor, provocando *trade-offs* na formação de valor, pois, no caso de robôs socialmente assistivos no cuidado de idosos, o beneficiário pode reconhecê-lo como um invasor da sua privacidade e, por outro lado, um familiar pode considerá-lo um facilitador. Esta dualidade na formação de valor é retratada por Neuhofer et al. (2021) como “cocriação de valor ambivalente”, pois as tecnologias de IA podem falhar causando aborrecimento, medo e ampliando tempos de espera e, por outro lado, a IA tem, entre outras potencialidades, a capacidade de realizar ofertas altamente personalizadas.

2.4.2 Contexto

Sobre o período de publicação, Figura 2.2, verificou-se que o ano de 2018 foi o primeiro a apresentar publicações com o enfoque de busca realizada. Os anos de 2021, 2022 e 2023 apresentaram maior número de trabalhos publicados, evidenciando que a temática é recente, está em desenvolvimento e há um crescente interesse de investigação.

Figura 2.2 - Publicações por ano

Ano de publicação	Artigo
2018	Bolton et al. (2018); Čaić et al. (2018); Castellano et al. (2018)
2019	Buhalis et al. (2019); Čaić et al. (2019); B. Gao and Huang (2019)
2020	Breidbach and Maglio (2020), T. Zhang (2020)
2021	Barile et al. (2021); Castillo et al. (2021); B. Gao and Huang (2021); Grundner and Neuhofer (2021); Hsu et al. (2021); Lalicic and Weismayer (2021); Leone et al. (2021); S. Y. Li et al. (2021); I. Y. Lin and Mattila (2021); Mele et al. (2021); Neuhofer et al. (2021); Paschen et al. (2021); Payne, Dahl, et al. (2021); Payne, Peltier, et al. (2021)
2022	Anayat and Rassol (2022); Buhalis and Moldavska (2022); Chuah et al. (2022); Dodds et al. (2022); Flavian et al. (2022); Leung and Loo (2022); Mabillard et al. (2022); Mele et al. (2022); Scutella et al. (2022); Solakis et al. (2022); Vieira et al. (2022); Wen et al. (2022); Xie et al. (2022a); Xie et al. (2022b); X. Zhang et al. (2022); Zhu et al. (2022)
2023	L. Gao et al. (2023); Hottat et al. (2023); Jain et al. (2023); Jia et al. (2023); Kondapaka et al. (2023); Liu et al. (2023); Megaro et al. (2023); Nannelli et al. (2023); Saviano et al. (2023); Yang et al. (2023)

Source: elaborada pela autora.

Como base nas indicações da localização em que os dados foram extraídos, foi verificado que a maioria dos artigos empíricos, aproximadamente 40%, foi desenvolvida com dados coletados na China. De forma menos expressiva, foram identificados estudos na Austrália, Áustria, Bélgica, Canadá, Estados Unidos, França, Índia, Itália e Malta. Em alguns estudos, os dados foram recolhidos em diversos países; em outros, o local de coleta de dados não foi reportado. Além disso, verificamos que os artigos foram realizados principalmente nos setores bancário, hospitalidade e turismo, e saúde. Apenas uma investigação focalizou o setor público.

2.4.3 Características dos artigos analisados

As características estão divididas em duas categorias a partir do foco de discussão dos artigos analisados: abordagem para cocriação de valor e abordagem integrada – cocriação e codestruição de valor. Dos 48 trabalhos analisados, 41 discutiram a cocriação de valor e sete trataram conjuntamente sobre cocriação e codestruição de valor.

2.4.3.1 Abordagem para cocriação de valor

Com a evolução e adoção massiva de IA, a integração dos domínios digital, físico e social moldará a experiência do cliente e a cocriação de valor em ambientes que tendem a ser gradualmente de alta densidade digital (Bolton et al., 2018). A cocriação de valor com a IA é um tema proeminente na pesquisa sobre IA em marketing (Anayat & Rassol, 2022). Chatbots, robôs de serviço, aprendizado de máquina e processamento de linguagem natural são algumas das tecnologias baseadas em IA que influenciam a cocriação de valor (Solakis et al., 2022). Experiência em realidade aumentada e realidade virtual para o processo de cocriação de valor foi identificada como campo temático crescente no turismo (Nannelli et al., 2023). Nesse contexto, a distância psicológica e o processamento cognitivo influenciaram a adoção de serviços digitais (Jia et al., 2023).

A IA influencia o processo de cocriação de valor ao expandir as capacidades de autocompreensão, controle e ação (Mele et al., 2021), e ao auxiliar a tomada de decisões em um ambiente complexo (Barile et al., 2021). Nessa direção, os humanos e a IA podem atuar em harmonia para a cocriação de valor na tomada de decisão (Kondapaka et al., 2023). Os atores humanos são citados como primordiais para a cocriação de valor com a IA, pois o resultado da interação depende do domínio que eles possuem no desenvolvimento e no uso das tecnologias, além disso, eles atuam na melhoria contínua de algoritmos (Paschen et al., 2021).

A personalização percebida, a autonomia, identidade da comunidade, a confiança e a autoeficácia influenciam os comportamentos de cocriação de valor do consumidor em relação à IA (Wen et al., 2022), assim como a eficiência, o grau de controle, a qualidade do conteúdo e a segurança da informação (Zhu et al., 2022). Também L. Gao et al. (2023) verificaram que a interatividade percebida pelos clientes, a partir dos estímulos de IA, tem efeito positivo na cocriação de valor. Solakis et al. (2022) apontaram que percepções do cliente, atitude, confiança, influência social, motivações hedônicas, antropomorfismo e experiência podem influenciar o processo de cocriação de valor. A qualidade de serviço de IA pode promover uma experiência mais agradável de cocriação (Yang, 2023). Além disso, modelos de negócios centrados em dados impõem desafios éticos e modificam papéis dos atores nas redes de valor (Breidbach & Maglio, 2020).

Parte considerável das pesquisas revisadas discutiu o uso de robôs de serviço na área de hospitalidade e turismo. No setor hoteleiro, a intenção de cocriação de valor por parte dos clientes foi observada pela própria novidade do serviço robótico (Xie et al., 2022b), bem como pela alta proatividade de robôs de serviço turístico, favorecida pela empatia com a robótica (Xie et al., 2022a), mas a desumanização do processo também é evidenciada (Buhalis et al. 2019). A privacidade percebida, os benefícios funcionais e a aparência dos robôs de serviço são impulsionadores da cocriação de valor (I. Y. Lin & Mattila, 2021). Os serviços robóticos disponibilizados em restaurantes foram vistos como contribuintes do processo de cocriação de valor com o cliente (Jain et al., 2023), apresentando um efeito positivo nas atitudes de clientes (Chuah et al., 2022). Uma das pesquisas com robô de serviço de restaurante evidenciou que os atributos: significado do papel, competência, presença social, cordialidade, autonomia e adaptabilidade promoviam efeitos de facilitação do valor no processo de cocriação (X. Zhang et al., 2022). Em adição, clientes podem ter experiências aprimoradas por meio da integração de tecnologias inteligentes à rede de serviços gastronômicas (Leung & Loo, 2022).

Na área da saúde, a confiança é um elemento central para a cocriação de valor, em que inovações de IA podem favorecer o bem-estar a partir de uma abordagem transparente (Megaro et al., 2023). Ainda, as interações humano-tecnologia proporcionadas pelos assistentes cognitivos intensificam a cocriação de valor pela possibilidade de compartilhamento e integração de recursos de vários atores da rede (Mele et al., 2022). De acordo com Mabillard et al. (2022) há um forte potencial da IA como suporte no diagnóstico e tratamento na área da saúde, devendo ser usada para fortalecer a relação de cocriação entre o médico e o paciente sem substituir as interações humanas. Nos serviços de saúde, o bem-estar dos atores pode ser

ampliado por meio do controle compartilhado, ampliação de diálogo e do acesso à informação (Dodds et al., 2022), bem como pelas decisões colaborativas com IA (Liu et al., 2023).

O desconforto tecnológico influenciou a adoção dos robôs-advisors no setor bancário/financeiro pela simplicidade e menor exigência de participação dos clientes (Flavián et al., 2022). Em sistemas de *mobile banking* habilitado pela IA, a configuração da prestação de serviço, a segurança e a proteção influenciaram a cocriação de valor (Payne, Peltier, et al., 2021). Em segmentos *Business-to-Business* (B2B), a IA possibilita a cocriação de valor quando os atores da rede, especialmente os usuários finais, são envolvidos no desenvolvimento de soluções tecnológicas (Leone et al., 2021; S. Y. Li et al., 2021). Pesquisas sobre *smart TV* habilitada para IA relevaram que a cocriação é um antecedente da utilidade percebida (B. Gao & Huang, 2019) e a comunicação bilateral e a personalização afetam a cocriação (B. Gao & Huang, 2021).

Sobre os assistentes virtuais, verificou-se que o diálogo e o acesso à informação são benefícios dessas tecnologias no processo de cocriação e influenciam a confiança online dos consumidores (Castellano et al., 2018). Os assistentes de voz podem apoiar a cocriação através de um serviço mais personalizado (Buhalis & Moldavska, 2022), nesse sentido, a interação entre pessoas com deficiência e assistentes de voz resultou em bem-estar (Vieira et al., 2022). A superfuncionalidade, a personalização e a conveniência influenciaram a percepção dos consumidores sobre a cocriação de valor no uso de *chatbots* de serviço (Lalicic & Weismayer, 2021). Por outro lado, a complexidade emocional elevada foi apontada como um critério para que agentes humanos assumam uma conversa entre clientes e a AI (Saviano et al., 2023). No serviço público, quatro dimensões de valor em uso foram identificadas a partir da interação de cidadãos com agentes virtuais: caminho para o apoio humano, engajamento/interação, conexão e personalização (Scutella et al., 2022).

2.4.3.2 Abordagem integrada - cocriação e codestruição de valor

Sobre o potencial duplo de cocriação e codestruição de valor, Čaić et al. (2018) identificaram que robôs socialmente assistivos no cuidado de idosos podem assumir diferentes papéis na rede de valor, por exemplo, como facilitador, intruso, aliado e substituto. Em outra pesquisa, Čaić et al. (2019) mencionam que o potencial de cocriação/codestruição de valor depende de dimensões da cognição social. Segundo Grundner e Neuhofer (2021), a IA pode minimizar a experiência do cliente à medida que se reduza o contato social, levando à codestruição de valor por uso massivo da tecnologia; mas, em contrapartida, quando a IA

disponibiliza ofertas e informações personalizadas, em tempo real, a experiência pode ser positiva promovendo a cocriação de valor.

Neuhofer et al. (2021) mencionaram que o grau de interferência da IA na experiência do cliente, como intrusão autoritária ou assistência encorajadora, pode direcionar, respectivamente, para a codestruição ou a cocriação de valor. De acordo com Hsu et al. (2021), quando os clientes se consideram como responsáveis pela má integração de recursos, eles tendem a seguir continuamente a cocriar valor com a empresa, todavia são propensos a codestruir valor quando percebem que a falha é da empresa. Hottat et al. (2023) apontam que o perfil do público e o contexto são determinantes do potencial de cocriação/codestruição; por exemplo, a automação não é bem aceita em serviços de alto risco (serviços hospitalares) e de alto padrão de preço (restaurantes e hotéis de luxo); nesses casos a interação humana é preferida.

Castillo et al. (2021) abordaram mais especificamente o processo de codestruição em interações de serviço habilitadas por IA, a partir da literatura de cocriação de valor. Os autores identificaram problemas de autenticidade, desafios de cognição, problemas afetivos, problemas de funcionalidade e conflitos de integração como antecedentes da codestruição numa perspectiva do cliente usando chatbots. Relataram também que interações negativas desencadeiam perdas de recursos dos clientes, o que pode ocasionar a escolha por canais de atendimento mais caros, encerramento do serviço e reclamação pública sobre a empresa.

2.4.4 Métodos utilizados

Dos trabalhos analisados, mais de 70% consistem em estudos empíricos, seguidos por estudos teórico-conceituais, revisão sistemática de literatura e bibliometria. Quanto à abordagem metodológica, verificou-se que 56% dos estudos utilizaram abordagem qualitativa, 33% quantitativa e 10% mista. Ressalta-se que algumas pesquisas empíricas, se configuraram como teórico-empíricas, por terem desenvolvimento de modelo teórico ou conceitual. Em estudos empíricos qualitativos, a coleta de dados foi predominantemente realizada por entrevista e grupo focal, sendo que os dados foram analisados por análise temática e por codificação. Por outro lado, as pesquisas empíricas quantitativas são amplamente realizadas através de *survey*, em que a análise dos dados mais recorrente foi a modelagem de equações estruturais.

2.5 Discussão e implicações

A IA está alterando de forma disruptiva a estrutura convencional de relações entre empresas, clientes e demais atores de um ecossistema de serviço, implicando diferentes formatos de interação ao substituir um ou mais atores humanos nos encontros de serviço (Robinson et al., 2020). Essa tecnologia tem sido discutida como um recurso *operant* de um dos atores, comumente do provedor do serviço (Castillo et al., 2021). Porém, a discussão extrapola aspectos de enquadramento da IA como recursos *operand* e *operant*, e ganha evidência também como um ator integrador desses recursos, e que interage socialmente usando linguagem cada vez mais natural. Diante do exposto, a IA é considerada um ator não humano autônomo (Grundner & Neuhofer, 2021; Neuhofer et al., 2022), que impõe complexidade às interações de serviço e à formação de valor (Paschen et al., 2021).

Em ecossistemas de serviço progressivamente digitais e tecnológicos, as interações entre atores humanos e atores não humanos autônomos habilitados pela IA (interação humano-IA) podem resultar em cocriação de valor, ou em codestruição de valor, ou em ambas. Esses fenômenos de formação de valor também são propensos a ocorrer nos encontros de serviço em que mais de um ator humano for substituído pela IA (interação IA-IA). A IA, como um ator não humano, atuará cada vez mais de forma independente, considerando que ela está em fase inicial de desenvolvimento. Conforme os níveis de inteligência desse ator não humano evoluem (Huang & Rust, 2021), mais autônomos e populares eles se tornarão nos encontros de serviço. Desta forma, quanto maior for o desenvolvimento da IA, maior será a sua capacidade de alcançar as premissas da cocriação de valor, aproximando-se de interações humanas bem-sucedidas. Ressalta-se que a autonomia da IA (Neuhofer et al., 2022) é orientada por atores humanos e segue sistemas interpretativos humanos (Barile et al., 2021), por isso reforçamos que a IA precisa ser guiada por lógicas que minimizem preconceitos, discriminações e favorecimentos indevidos.

A IA amplia a potencialidade de cocriação de valor devido, por exemplo, ao atendimento em escala, conveniência, disponibilidade e personalização (Neuhofer et al., 2021; Buhalis & Moldavska, 2022; Payne, Peltier, et al., 2021; Lalicic & Weismayer, 2021). Porém, riscos e desafios relacionados à codestruição de valor ficaram evidentes, como a ausência de toque humano, empatia, inteligência emocional, transparência, segurança, privacidade dos dados e viés algorítmico (Bolton et al., 2020; Breidbach & Maglio, 2020; Castillo et al., 2021; Wen et al., 2022; Zhu et al., 2022). Além disso, os recursos integrados pela IA às vezes são

limitados, não evoluindo em conversação e na resolução de demandas dos usuários (Saviano et al., 2023).

Os dados são recursos necessários para a atuação da IA, e são fornecidos pelos atores de forma consciente ou inconsciente (Breidbach & Maglio, 2020). Nesse aspecto, a ausência de confiança para integração de recursos na relação de serviço com a IA, por exemplo, devido a questões éticas, pode ameaçar o processo de cocriação de valor (Paschen et al., 2021). Portanto, a formação de valor em interações habilitadas pela IA pressupõe, imprescindivelmente, uma integração de dados completa e confiável; assim, são necessários instrumentos organizacionais e legais que garantam transparência e compartilhamento seguro de dados.

Em comparação, muitas vezes em uma relação entre humanos, mesmo que alguns recursos integrados pelo prestador de serviço sejam limitados, a comunicação humana e a inteligência emocional podem amenizar o descontentamento do usuário e acalmar as tensões. Por outro lado, a IA é promissora por sua ampla capacidade cognitiva, porém, um desafio para a formação de valor está no desenvolvimento de seus aspectos afetivos, especialmente quando os clientes ficam desapontados com a falta de entendimento e empatia às emoções humanas (Castillo et al., 2021). Destarte, as tecnologias de IA devem evoluir nos aspectos afetivos e subjetivos para proporcionar uma experiência de usuário mais satisfatória e minimizar as chances de codestruição de valor.

Considerando que a IA pode tornar os recursos *operant* dos humanos mais potentes ao aperfeiçoarem o seu diferencial de tomar decisões (Barile et al. 2021), reforçamos que a combinação entre eles pode ser promissora à cocriação de valor. Os serviços devem ser supervisionados e, quando necessário, realizados ou finalizados por humanos que tenham à sua disposição a IA como parceiras, ou seja, possibilitando a alavancagem da inteligência humana. Em resumo, uma sinergia entre humanos e IA tende a promover melhores resultados de valor nos ecossistemas de serviço, pois a capacidade de ambos pode ser aprimorada.

Os artigos identificados nesta revisão possuem como principal foco de abordagem a cocriação de valor, enquanto poucos abordaram a codestruição de valor. Apesar das descobertas expostas nos resultados, não há um entendimento amplo e profundo sobre antecedentes, manifestações, causas e processos de cocriação de valor possibilitada pela IA e menos ainda sobre a codestruição de valor devido ao baixo volume de publicações.

Em relação aos fundamentos teóricos, Vargo e Lusch (2017) apontam a LDS numa direção de abordagem geral coesa, todavia não tratam da possibilidade de codestruição de valor (Plé & Cáceres, 2010; Echeverri & Skálen, 2021). Por isso, endossamos a necessidade de

ampliação do escopo dos axiomas da LDS (Plé & Cáceres, 2010, X. Wang et al., 2019) a partir do reconhecimento de que a interação e a integração de recursos estão sujeitas às incertezas e complexidades que podem causar a codestruição de valor, principalmente em um período de rápida e intensa adoção da IA. Assim, se o construto codestruição fosse abarcado pela LDS, a perspectiva conseguiria ofertar uma lente de análise mais equilibrada e integradora com a realidade e a prática organizacional. Echeverri e Skålén (2021) reconhecem que a cocriação e a codestruição de valor fazem parte de uma mesma estrutura de análise, a FIV. Entretanto, avanços teóricos são necessários em relação à IA, como um ator não humano, sendo envolvida na FIV e afetando a estrutura conceitual da FIV em termos de transição entre construtos.

2.5.1 Contribuições para a teoria e o conhecimento

Esta pesquisa responde às chamadas de investigação feitas por Bolton (2020), Ostrom et al. (2021), e Rosenbaum and Russell-Bennett (2021), considerando-se a rápida difusão e adoção de tecnologias emergentes. Com isso, contribuímos com pesquisadores e acadêmicos ao apresentar um panorama sobre a literatura de cocriação e a codestruição de valor em interações habilitadas pela IA. Até onde sabemos, esta é a primeira revisão sistemática da literatura que explora conjuntamente os respectivos conceitos no contexto de utilização da IA. Ademais, colaboramos com a compreensão das temáticas, especialmente ao considerar o lado negativo da formação de valor. Os resultados e a agenda de pesquisa foram apresentados seguindo a estrutura TCCM (Paul & Rosado-Serrano, 2019), com exposição sobre teoria, contexto, características e métodos dos artigos analisados. As sugestões e as questões de pesquisa pretendem colaborar com o desenvolvimento de novos estudos e com o amadurecimento do campo.

2.5.2 Contribuições para a gestão e a prática

Esta pesquisa fornece às organizações informações que norteiam o processo de adoção e de gerenciamento de tecnologias de IA para interação e atendimento aos clientes/usuários de serviços. Em período de uso progressivo da IA e de alteração em processos de negócios, é premente que as organizações saibam usá-la de forma ética e estratégica. Portanto, os resultados apresentados contribuem para que gestores avaliem antecipadamente o potencial de cocriação/codestruição de valor na adoção e aplicação da IA, fornecendo conhecimento que orienta políticas organizacionais e também auxiliam na tomada de decisão. Por exemplo, ao adotarem tecnologias de IA, os gestores precisam avaliar o potencial de cocriação de valor

segundo o perfil do público, pois em alguns segmentos as tecnologias podem não ser bem aceitas (Hottat et al., 2023), enquanto em outros há vantagens que fortalecem a experiência do cliente.

Há muitas possibilidades de aplicação da IA para atendimento, interação, e prestação de serviços, a exemplo da utilização de assistentes virtuais e robôs de serviço, bem como por meio do aprimoramento de plataformas de autoatendimento e de automação. Porém, existem desafios e riscos relacionados à perda de bem-estar, exigindo-se planejamento, acompanhamento responsável e foco no beneficiário. Há, por exemplo, a necessidade de desenvolvimento de aspectos cognitivos e afetivos, incluindo empatia e inteligência emocional. Adicionalmente, ressalta-se que alguns setores, como a hotelaria e o turismo, podem se beneficiar mais das conclusões já destacadas na literatura, ao mesmo tempo que enfrentam o desafio constante de monitorar de perto as tendências do sector.

A Figura 2.3 resume as conclusões e implicações da pesquisa.

Figura 2.3 - Conclusões e implicações

Conclusões	Implicações teóricas e gerenciais
As publicações sobre cocriação e codestruição de valor em interações habilitadas por IA estão nos estágios iniciais de desenvolvimento, e as pesquisas focam principalmente na cocriação de valor	Apresentamos um panorama da literatura e uma agenda de pesquisa sobre cocriação e codestruição de valor em interações habilitadas pela IA.
A interação entre atores humanos e atores não humanos autônomos habilitados pela IA pode resultar em cocriação de valor ou em codestruição de valor, ou em ambas. Esses fenômenos podem também ocorrer quando a IA substitui mais de um ator humano no encontro de serviço.	Ao adotar a IA, os gestores precisam avaliar antecipadamente o potencial de cocriação/codestruição de valor
A IA é um ator não humano cada vez mais independente que integra recursos e interage com outros atores, todavia é necessária prudência na sua adoção	Existem várias possibilidades de aplicação da IA, mas os riscos relacionados com a perda de bem-estar exigem acompanhamento responsável e um foco no beneficiário.

Fonte: elaborada pela autora.

2.6 Agenda de pesquisa

Foi constatado que há necessidade de maior compreensão e aprofundamento teórico e empírico relacionado à cocriação e à codestruição de valor em interações de serviço habilitadas pela IA. Por essa razão, propõe-se a seguir uma agenda de pesquisa com linhas e perguntas para investigação, seguindo a estrutura TCCM (Paul & Rosado-Serrano, 2019).

2.6.1 Fundamentos teóricos (agenda de pesquisa)

Para um melhor entendimento da formação de valor na interação com a IA, sugerimos a utilização integrada da perspectiva teórica da LDS com o conceito de codestruição de valor, e também com a estrutura da FIV para, a partir disso, investigar conjuntamente os construtos cocriação e codestruição de valor, verificando como ocorre a transição entre eles. Incentivamos a ampliação de pesquisas sobre a IA como um recurso *operant*, e mais ainda como um ator autônomo integrador de recursos. Sugerimos também investigar como a IA afeta a formação de valor no nível do ecossistema. Ainda apontamos a necessidade de avaliar a codestruição de valor intencional ou não intencional em interações com a IA. Diante do exposto, surgem algumas questões de pesquisa (QP):

- QP1. Como a LDS poderia englobar o construto da codestruição de valor em uma estrutura que ampare e fortaleça a análise de interações com a IA?
- QP2. Como múltiplas organizações de um ecossistema que utiliza a IA podem integrar recursos para uma relação de cocriação de valor?
- QP3. Como as organizações podem estruturar sistemas de serviços equilibrados entre IA e humanos, que se revertam em cocriação de valor para os atores do ecossistema?

Outras lentes teóricas consolidadas podem ajudar a entender o fenômeno, a exemplo da *Actor-Network Theory* (ANT), em que controvérsias, negociações, conflitos existentes em uma rede cuja interação pode ocorrer entre atores humanos ou, também, entre atores humanos e atores não-humanos (Latour, 2007). Cabe no estudo da IA compreender o quanto a tecnologia e os algoritmos (ou mesmo vieses algorítmicos) exercem agência ('agência distribuída') em decisões sobre as quais se esperaria que apenas o ator humano pudesse exercer. Porém, como no processo de machine learning a máquina é ensinada (e aprende), então lhe transferimos, de certa forma, também o poder de agência em determinados processos de interação e de resolução de controvérsias. Gutiérrez (2023, p. 4) opina que a "A ANT pode ajudar a compreender como os actantes e os atores humanos são mutuamente dependentes e influentes numa rede de interações que moldam os resultados dos seus esforços conjuntos". A ANT evidencia que as relações entre humanos e IA (actante não humano) não são passivas. Atores podem usar atalhos ou hacks para tirar proveito de programas; explorar ações dos algoritmos de modo consciente e crítico/ativo ou render-se a eles. É preciso reconhecer que o sistema ajusta sua abordagem conforme feedback de atores humanos (Gutiérrez, 2023). A ANT é uma teoria que pode servir de lastro teórico-filosófico-conceitual, e até mesmo como abordagem metodológica, para o estudo do viés algorítmico, equidade, relação de forças, controvérsias, desafios éticos,

tecnológicos e sistêmicos de implementação da IA. Algumas questões de pesquisa podem nortear essa discussão:

QP4. Como a ANT facilita a discussão ontológica do uso da IA nas interações, especificamente no tocante à atribuição de agência a atores não humanos?

QP5. Quais são as possíveis implicações éticas e sociais, e quais as controvérsias a mapear e conhecer na interação humano-IA?

Ainda, sugerimos a lente da Teoria Institucional (North, 1990; Scott, 2013) para auxiliar na compreensão de como as instituições podem favorecer o bem-estar nos ecossistemas de serviço intensivos em IA. Instituições são regras, normas e crenças cognitivo-culturais que moldam o comportamento organizacional e social (Scott, 2013). Portanto, essa corrente teórica pode servir à investigação da formação de valor, e pode orientar ou moldar o desenvolvimento e a adoção da IA, como, por exemplo, influência institucional (Scott, 2013), estabilidade, mudança institucional (North, 1990), legitimidade e isomorfismo (DiMaggio & Powell, 1983; Scott, 2013). Assim, levantamos mais algumas questões para futuras pesquisas:

QP6. Como as instituições influenciam o desenvolvimento da IA para a interação de serviço e para a cocriação de valor?

QP7. Como a formação de valor é afetada pela reestruturação de arranjos institucionais provocados pela IA?

QP8. De que forma normas e regulamentos de privacidade e segurança dos dados favorecem à redução/minimização do potencial de destruição de valor?

QP9. A legitimidade e a aceitação social da IA para interação nas relações de serviços influenciam a formação de valor?

QP10. Como o isomorfismo ocasionado pela intensiva adoção da IA para atendimento ao cliente afeta a formação de valor?

QP11. Como a IA está promovendo mudança e inovação institucional nas interações de serviço e na formação de valor?

QP12. Como organizações públicas e privadas podem coordenar arranjos institucionais de IA, evitando exclusão e ausência de atendimento às populações sem acesso às tecnologias digitais?

2.6.2 Contexto (agenda de pesquisa)

Incentivamos a replicação de pesquisas em diferentes territórios, visto que a maioria das pesquisas tem sido realizada na Ásia, com destaque para a China. Ressalta-se que características distintas entre países emergentes e desenvolvidos, com níveis diferentes de maturidade de aplicação da IA, podem trazer resultados que contribuam com a melhor compreensão da temática. Recomenda-se a ampliação de investigações para além dos setores de hospitalidade, turismo, bancário e saúde, para que outros setores também sejam beneficiados com o conhecimento acerca da formação de valor possibilitada pela IA. Como mencionado anteriormente, o setor público tem uma lacuna significativa em termos de investigação das temáticas. Ademais, a adoção da IA impacta o mercado de trabalho em diferentes setores, assim, a noção de cocriação/codestruição de valor social no contexto da IA pode auxiliar em processos de valor mais sustentáveis, analisando os impactos para vários atores do ecossistema. Recomendamos também estudos com as micro e pequenas empresas, para que possam ser favorecidas pela utilização da IA e não fiquem em desvantagem frente à capacidade de investimento tecnológico de médias e grandes empresas. Sugerimos a investigação de diferentes aspectos da interação usuário-IA em ambientes virtuais e físicos (associados à Internet das Coisas) relacionados ao uso doméstico, comercial e público. Ainda sugerimos que pesquisas avaliem a cocriação/codestruição de valor para diferentes tecnologias que aplicam a IA. Como questões de pesquisa, formulamos:

- QP13.* O contexto (país, cultura, continente) em que os atores vivem interfere na cocriação/codestruição de valor em interações com a IA?
- QP14.* Setores industriais e comerciais se beneficiarão da cocriação de valor na utilização de tecnologias de IA para interação com os clientes?
- QP15.* Como a IA pode ser utilizada no setor público para elevar o bem-estar na prestação de serviços aos cidadãos?
- QP16.* Clientes de segmentos B2B tenderão a cocriar ou codestruir valor nas interações com a IA?

2.6.3 Características (agenda de pesquisa)

Nas interações de serviço entre o ator humano e a IA, há duas lacunas quase inexploradas na literatura:

1. a discussão específica da codestruição de valor;
2. a discussão integrada da cocriação de valor com a codestruição de valor.

Em face do exposto, recomenda-se a realização de pesquisas que cubram especialmente essas lacunas, por exemplo, mapeando antecedentes, manifestações, elementos e consequentes da cocriação e codestruição de valor. Essas pesquisas também serão úteis nos casos em que mais de um ator for representado pela IA. Tendo em vista algumas questões sensíveis na utilização da IA que podem minimizar o bem-estar dos atores, verifica-se a necessidade de mais pesquisas sobre privacidade, ética, governança, segurança, transparência e viés algorítmico. Além disso, algumas questões de pesquisa são apontadas:

- QP16.* O perfil dos consumidores, como o grau de escolaridade, sexo, idade, renda afeta a cocriação e a codestruição de valor?
- QP17.* Considerando a integração de recursos *operant*, quais competências, habilidades e conhecimentos influenciam a cocriação e a codestruição de valor em interações com a IA?
- QP18.* E, ainda, quão dispostos estão os consumidores para aprender a interagir com a IA?
- QP19.* Como os comportamentos de cocriação e codestruição de valor em interações com a IA afetam outras variáveis de marketing, como satisfação, fidelidade e imagem organizacional?
- QP20.* O treinamento oferecido aos beneficiários para interagirem com a IA leva a resultados satisfatórios de formação de valor?
- QP21.* Como a ausência de contato humano afeta a cocriação/codestruição de valor?
- QP22.* A possibilidade de o beneficiário escolher entre IA ou atendimento humano influencia a sua percepção de valor?
- QP23.* Como a privacidade, a segurança e a transparência dos dados afetam a cocriação e a codestruição de valor nas interações com a IA?

2.6.4 Métodos (agenda de pesquisa)

Do ponto de vista metodológico, recomenda-se o desenvolvimento de estudos empíricos, como pesquisas qualitativas que possibilitem a compreensão do fenômeno em profundidade, especialmente quando se trata de investigação associada às tecnologias que ainda estão em fase inicial de difusão e adoção. Por outro lado, estudos quantitativos são necessários para uma maior generalização dos achados sobre interações humano-IA, sendo que a pesquisa experimental auxilia na obtenção de maior poder explicativo. Nesse aspecto, o desenvolvimento e a validação de escalas é importante para o desenvolvimento dessas

pesquisas. Ainda, estudos longitudinais são úteis para acompanhar a formação de valor ao longo do tempo, e podem ajudar a responder às seguintes perguntas:

QP24. Como a formação de valor é modificada a longo prazo com o desenvolvimento e aperfeiçoamento de plataformas habilitadas pela IA?

QP25. Com o tempo, a familiaridade das pessoas com a IA ampliará sua percepção de cocriação de valor?

2.7 Conclusão e limitações

Esta revisão revelou que nas interações entre atores humanos e atores não humanos autônomos habilitados pela IA (interação humano-IA) resultam em cocriação de valor ou em codestruição de valor, ou em ambas. Ainda, esses fenômenos são suscetíveis de ocorrência em encontros de serviço quando mais de um ator for substituído pela IA (interação IA-IA). Vislumbra-se a IA como um ator não humano integrador de recursos cada vez mais independente nos ecossistemas de serviço, todavia necessita-se de cautela e equilíbrio na sua adoção, tendo em vista as potencialidades de formação de valor misto e multifacetado.

As pesquisas sobre a formação de valor em interações com a IA estão em fase introdutória, com baixo volume de publicações. A maior ênfase de investigação está associada ao conceito de cocriação de valor, e poucos artigos abordaram diretamente o conceito de codestruição de valor. Em suma, são temáticas ‘quentes’ para pesquisas e aprofundamento teórico-empírico, dada a progressiva adoção da IA pelas organizações. Como forma de contribuir para o campo, este trabalho apresenta uma agenda de pesquisa detalhada.

A revisão seguiu um processo rigoroso e transparente. Contudo, apontamos algumas limitações metodológicas que podem ter restrito o escopo da análise, como a seleção de apenas duas bases de dados para a recuperação dos artigos, *Web of Science* e *Scopus*. Ademais, os critérios de seleção dos periódicos basearam-se em indicadores científicos e, embora assegurem a qualificação dos artigos escolhidos, podem ter eliminado trabalhos relevantes. Além disso, foram recuperados apenas artigos científicos publicados em inglês. Em revisões futuras, recomenda-se explorar o tema com um escopo mais amplo, incluindo pesquisas sobre inteligência artificial e outras tecnologias associadas, como internet das coisas (IoT), *big data* e realidade virtual, e também ampliar as bases de dados pesquisadas.

3 Codestruição de valor: marco teórico e estado da arte

Resumo

Propósito - A codestruição de valor tem se consolidado como um conceito relevante no campo do marketing e da gestão de serviços, proporcionando uma visão mais equilibrada da formação de valor. Enquanto a cocriação de valor foca nos aspectos positivos das interações entre atores, a codestruição examina os fatores que resultam na perda de bem-estar e em experiências de serviço problemáticas. Este estudo tem como objetivo apresentar um panorama sobre o marco teórico e o estado da arte do conceito de codestruição de valor.

Procedimentos metodológicos - Para isso, foi conduzida uma revisão narrativa sobre o marco teórico da codestruição de valor e um levantamento do estado da arte por meio de análise bibliométrica baseada em artigos indexados na *Web of Science*, utilizando o *software Biblioshiny*.

Resultados/descobertas - Os resultados indicam um crescimento nas publicações sobre codestruição de valor nos últimos anos, com destaque para aplicações no setor de turismo, economia compartilhada e interações mediadas por tecnologia. A análise também revela que a pesquisa tem se expandido para contextos mais complexos, como ecossistemas de serviço, e que a interseção entre cocriação e codestruição de valor é um tema de crescente interesse.

Limitações/implicações da pesquisa - Entre as limitações do estudo, destaca-se a análise restrita à base de dados *Web of Science*.

Originalidade/valor - Os achados reforçam a necessidade de pesquisas futuras em setores pouco explorados, como saúde e serviços públicos, bem como em contextos emergentes da América Latina e África.

Palavras-chave: codestruição de valor, cocriação de valor, Lógica Dominante do Serviço, análise bibliométrica, marketing de serviços.

3.1 Introdução

A codestruição de valor é um tema em ascensão no campo do marketing e da gestão de serviços, ganhando destaque na avaliação de interações problemáticas em serviços (Lumivalo et al., 2023). Enquanto a cocriação de valor é uma lente utilizada para analisar a formação de valor positivo (Vargo & Lusch, 2016), a codestruição foca em aspectos, dimensões e comportamentos das partes envolvidas que prejudicam esse processo, resultando na perda de bem-estar dos atores (Echeverri & Skålén, 2021).

Ao proporcionar uma visão mais equilibrada sobre a formação de valor, o conceito passou a demonstrar relevância teórica e obteve respaldo empírico (Luo et al., 2024; X. Wang et al., 2019). Inicialmente, a codestruição foi investigada sob uma perspectiva de interação díadica, como, por exemplo, entre clientes e provedores, clientes e funcionários, clientes e fornecedores, ou usuários e organizações (Sthapit et al., 2023). No entanto, com o aumento da complexidade dos ecossistemas de serviço, o conceito passou a ser estudado em uma perspectiva mais ampla, contemplando múltiplos atores dentro de um ecossistema (X. M. S. Chen et al., 2023; Liljeroos-Cork & Luhtala, 2024).

Além disso, enquanto o foco inicial do conceito estava mais voltado à explicação de interações problemáticas entre indivíduos (Guan et al., 2021; Lumivalo et al., 2023), o avanço tecnológico ampliou sua aplicabilidade (Li & Tuunanen, 2022; Luo et al., 2024). Assim, a codestruição passou a ser utilizada para compreender a diminuição e a perda de valor nas interações em plataformas de autoatendimento e, mais recentemente, nas interações com inteligência artificial (IA), incluindo chatbots de atendimento, robôs sociais, objetos conectados à Internet das Coisas (IoT), entre outros (Čaić et al., 2018; Castillo et al., 2021; Grundner & Neuhofer, 2021).

Embora o tema ainda seja menos explorado em comparação à cocriação de valor, ele tem ganhado relevância em pesquisas ao redor do mundo (Echeverri & Skålén, 2021; Lumivalo et al., 2023). O estudo do fenômeno da codestruição de valor, além de fornecer uma visão mais equilibrada, busca oferecer caminhos e soluções para minimizar os impactos negativos nas interações interpessoais e parassociais.

Diante desse contexto, este artigo tem como objetivo apresentar um panorama sobre o marco teórico e o estado da arte do conceito de codestruição de valor. O texto está estruturado em cinco seções, incluindo esta introdução. Na sequência, apresenta-se o marco teórico, que aborda o conceito, a base teórica e os artigos mais citados, seguido da descrição dos procedimentos metodológicos utilizados no desenvolvimento do estudo. Posteriormente,

apresenta-se o estado da arte dos últimos cinco anos (2020–2024), com uma análise bibliométrica, a identificação de subtemas e os principais contextos investigados. Por fim, apresentam-se as considerações finais.

3.2 Marco teórico

3.2.1 Origem, conceito e embasamento teórico

O conceito de codestruição de valor, em inglês *value co-destruction*, surgiu a partir de uma visão complementar ou até mesmo destoante da Lógica Dominante do Serviço - LDS (*Service-Dominant Logic – S-D Logic*), que apresenta uma perspectiva predominantemente otimista ao afirmar que todas as interações entre atores levam à cocriação de valor (Vargo & Lusch, 2004). A origem do conceito de codestruição de valor é creditada a Plé e Cáceres (2010) e Echeverri e Skålén (2011), que propuseram, quase concomitantemente, que as interações de serviço também podem resultar em uma perda colaborativa de valor para os atores, devido ao mau uso de recursos, desalinhamento de expectativas ou conflitos.

A codestruição de valor é definida como um processo interacional que resulta na redução do bem-estar de um ou mais atores devido ao uso inadequado ou à má integração de recursos (Plé & Cáceres, 2010). Diferentemente das falhas de serviço, que são unilaterais, a codestruição envolve um processo colaborativo e interacional no qual as ações de múltiplos atores contribuem para o resultado negativo. Isso pode incluir, por exemplo, práticas desalinhadas, expectativas divergentes ou até mesmo falhas na comunicação entre as partes (Echeverri & Skålén, 2021; Järvi et al., 2018; Plé & Cáceres, 2010; Vafeas et al., 2016). No sentido de desalinhamento, Järvi et al. (2018) propõem que a codestruição ocorre quando a interação não segue o *script* previsto pelas partes envolvidas.

Conforme discutido, o valor é considerado como bem-estar (Plé & Cáceres, 2010) e extrapola a noção de benefícios, pois deve representar a experiência geral vivenciada e sua relação com a satisfação no serviço (Vargo & Lusch, 2016). Assim, pode-se afirmar que a codestruição de valor envolve a perda de bem-estar, de benefícios e a redução da experiência de serviço, o que pode levar à insatisfação. De maneira mais específica, o mal-estar se relaciona a danos materiais, físicos, psicológicos e sociais, que podem ser percebidos em perspectivas individuais, relacionais ou coletivas (Gummerus et al., 2024).

Por fim, a origem da codestruição de valor está ligada ao conceito de cocriação de valor – enquanto um é voltado para a ampliação do valor, o outro trata da redução ou perda de valor

(Echeverri & Skålén, 2021). Dessa forma, a codestruição de valor pode ser compreendida como um fenômeno alternativo e paralelo à cocriação de valor (Lumivalo et al., 2023).

Todavia, a base dos dois conceitos, cocriação e codestruição, reside no reconhecimento de que o consumidor é um participante ativo na formação de valor e, portanto, corresponsável pelo resultado obtido (Prahalad & Ramaswamy, 2004). Assim, perspectivas teóricas dentro da Lógica Dominante do Serviço são essenciais para compreender a origem e evolução do conceito.

No modelo teórico da LDS, uma lógica dominante de bens, centrada em produtos, recursos tangíveis e na noção de valor em troca, deve ser substituída por uma perspectiva que considera o foco no serviço e em seus benefícios (Vargo & Lusch, 2004). Por isso, destaca-se a noção de valor em uso e a criação de valor colaborativa com os beneficiários (Vargo & Morgan, 2005). A LDS propõe a substituição do paradigma tradicional do marketing, que tem como foco a troca de bens, por um modelo baseado na troca de competências, conhecimentos e habilidades (Vargo & Lusch, 2004).

Para compreender a LDS, é essencial diferenciar os recursos *operand* e *operant*. Os recursos *operant* são intangíveis, contínuos e dinâmicos, sendo utilizados para atuar sobre os recursos *operand*, que incluem, por exemplo, recursos naturais, infraestrutura e matéria-prima (Constantin & Lusch, 1994). Essas interações possibilitam o desenvolvimento de novos recursos *operant* por meio da integração de recursos entre múltiplos atores (Vargo & Lusch, 2016). Dessa forma, competências, conhecimentos e habilidades (incluindo habilidades físicas e mentais) são considerados recursos *operant*, enquanto bens, instalações e matérias-primas são recursos *operand* (Vargo & Lusch, 2004). Em síntese, a LDS tem como centralidade o serviço, no qual recursos são aplicados para gerar benefícios próprios e coletivos (Vargo & Lusch, 2017).

A LDS também abrange ofertas de bens manufaturados, reconhecendo que atividades prestam serviços, e produtos também prestam serviços (Gummesson, 1995). Nessa perspectiva, todos os atores são integradores de recursos (Vargo & Lusch, 2008) e possuem um mesmo propósito: cocriação de valor (Vargo & Lusch, 2016). O entendimento mais amplo da cocriação de valor emergiu da constatação de que o provedor de serviços não é o único criador de valor (Vargo & Lusch, 2017) e de que a cocriação ocorre por meio da interação (Vargo & Lusch, 2016).

Nesse contexto, o valor é determinado pela noção de valor em uso, ou seja, ele é cocriado pelo cliente no uso, a partir de sua experiência, percepção e relacionamento com o provedor de serviço (Vargo et al., 2008). Diferentemente da criação de valor, a cocriação

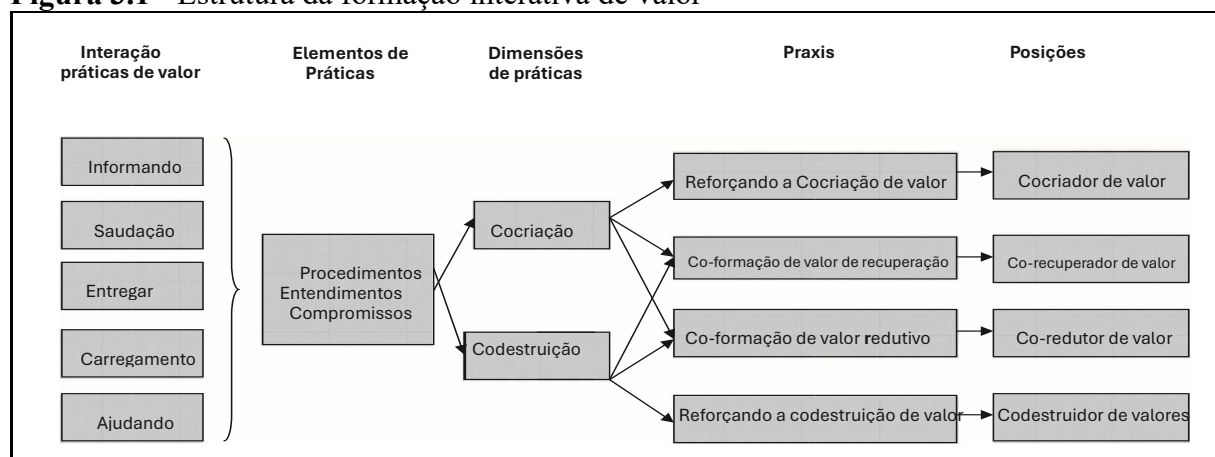
depende da interação para ocorrer (Grönroos & Voima, 2013). Além disso, Edvardsson et al. (2010) apresentaram a noção de valor em contexto, na qual destacam que forças sociais e estruturas institucionais influenciam a cocriação de valor.

Os principais axiomas da LDS estabelecidos por Vargo e Lusch (2016) são:

1. O serviço é a base da troca;
2. Os clientes são cocriadores de valor, juntamente com outros atores;
3. Os atores são integradores de recursos;
4. O valor é determinado exclusivamente pelos beneficiários;
5. A cocriação de valor é coordenada por instituições e arranjos institucionais.

A defesa do fenômeno de cocriação de valor, que precisou ser suficientemente forte para se mostrar relevante diante do *mainstream* da lógica de bens, acabou tornando a perspectiva da LDS excessivamente otimista, ao afirmar que o valor é sempre cocriado (X. Wang et al., 2019). Embora a LDS ofereça uma perspectiva teórica para análise das interações de serviço, Plé e Cáceres (2010) propuseram sua adaptação com a inclusão da codestruição de valor, embora essa contribuição não tenha sido plenamente reconhecida pelos autores seminais. Também, como forma de contrabalancear a visão excessivamente otimista da LDS, Echeverri e Skålén (2011) estruturaram um arcabouço teórico denominado formação interativa de valor -FIV (*Interactive Value Formation*), que contempla a variação do valor entre cocriação e codestruição. A FIV se baseia na Teoria da Prática, e explica o fenômeno da formação negativa de valor como resultado de incongruências nos elementos das práticas. Assim, ocorre codestruição de valor quando provedores e clientes divergem quanto a procedimentos, entendimentos e engajamentos necessários para uma interação eficaz (Echeverri & Skålén, 2011).

Figura 3.1 - Estrutura da formação interativa de valor



Fonte: Echeverri e Skålén (2011, p. 369)

A Figura 3.1 apresenta a estrutura da FIV, destacando as gradações da codestruição de valor, que podem incluir a co-recuperação de valor, a co-redução de valor e a codestruição de valor propriamente dita (Echeverri & Skålén, 2011).

3.2.2 Estudos mais citados

A análise dos estudos mais citados revela contribuições essenciais para a compreensão da codestruição de valor. Entre os principais trabalhos (Figura 3.2), destaca-se o de Echeverri e Skålén (2011), que utilizam a teoria das práticas para explicar como as interações entre empresas e clientes podem resultar na criação ou destruição de valor, dependendo das rotinas e dos contextos envolvidos. Esses autores propuseram a estrutura conceitual da formação interativa de valor, que se revelou um *framework* amplamente utilizado para a análise conjunta da cocriação e da codestruição de valor. Assim, a principal contribuição dos autores está na avaliação de experiências negativas e também nas estratégias de recuperação de valor (Echeverri & Skålén, 2011).

Outro trabalho seminal, de Plé e Cáceres (2010), introduziu o conceito de codestruição na lógica dominante do serviço, destacando falhas de interação como causas-chave desse fenômeno. No contexto da economia compartilhada, Camilleri e Neuhofer (2017) exploram práticas sociais no Airbnb, identificando fatores que promovem tanto a cocriação quanto a codestruição de valor. Já Čaić et al. (2018) analisam o uso de robôs assistivos no cuidado a idosos, demonstrando como a interação humano-tecnologia pode gerar tanto valor quanto frustração, dependendo do contexto.

Figura 3.2 - Estudos mais citados da codestruição de valor

Ord.	Título	Autores/Ano	Contribuição Principal	Média Citações
1	Co-creation and co-destruction: A practice-theory based study of interactive value formation	Echeverri e Skålén (2011).	Aplicação de uma abordagem baseada na teoria de práticas para entender como a interação entre clientes e empresas pode resultar em cocriação ou codestruição de valor, destacando o papel de rotinas e contextos no processo.	865
2	Not always co-creation: Introducing interactional co-destruction of value in service-dominant logic	Plé e Cáceres (2010).	Introdução do conceito de codestruição de valor dentro da lógica dominante de serviço (LDS), com foco em como falhas de interação e desalinhamento de objetivos entre clientes e provedores resultam em destruição de valor.	769
3	Value co-creation and co-destruction in the Airbnb sharing economy	Camilleri e Neuhofer (2017).	Proposição de um framework teórico para compreender as práticas sociais entre hóspedes e anfitriões no Airbnb, explorando dimensões de cocriação e codestruição de	328

			valor no contexto da economia compartilhada.	
4	Service robots: value co-creation and co-destruction in elderly care networks	Čaić, Odekerken-Schröder, e Mahr (2018).	Identificação de como robôs assistivos em redes de cuidado a idosos podem tanto criar valor por meio de assistência personalizada quanto destruir valor devido a falhas de interação ou expectativas não atendidas.	303
5	The value co-destruction process: A customer resource perspective	Smith (2013).	Adaptação da teoria COR (Conservation of Resources) para investigar como o uso inadequado de recursos pelos clientes em interações de serviço pode levar à redução do bem-estar e à codestruição de valor.	277
6	Engaging customers in value co-creation or co-destruction online	T. Zhang et al., (2018).	Exploração de como o engajamento online de clientes em plataformas digitais pode resultar tanto em cocriação quanto em codestruição de valor, com foco em interações colaborativas e conflitos emergentes.	221
7	Complaining practices on social media in tourism	Dolan, Seo e Kemper (2019).	Análise do impacto de reclamações em redes sociais no setor de turismo, destacando como as interações públicas podem amplificar tanto a criação quanto a destruição de valor para as marcas.	211
8	When value co-creation fails: Reasons that lead to value co-destruction	Järvi et al., (2018).	Identificação de razões específicas para o fracasso da cocriação de valor em contextos de serviço, explorando fatores como falhas de comunicação, desalinhamento de expectativas e falta de confiança entre as partes.	205
9	The dark side of the sharing economy: Balancing value co-creation and value co-destruction	Buhalis, Andreu, e Gnoth (2020).	Discussão sobre os aspectos positivos e negativos da economia compartilhada, com foco em como desequilíbrios entre stakeholders podem levar à cocriação ou à codestruição de valor.	171
10	From connoisseur luxury to mass luxury: Value co-creation and co-destruction in the online environment	Quach e Thaichon (2017).	Exame das dinâmicas de cocriação e codestruição de valor no mercado de luxo online, com foco na influência das mídias sociais e nas expectativas dos consumidores de produtos premium.	169

Fonte: elaborada pela autora.

Ainda entre os estudos mais citados, Smith (2013) utiliza a teoria da conservação de recursos para analisar como o uso inadequado de recursos pode levar à perda de valor. E T. Zhang et al. (2018) investigaram como o engajamento online pode resultar tanto na cocriação quanto na codestruição de valor, dependendo do alinhamento de expectativas entre os atores envolvidos.

3.2.3 Causas da codestruição de valor

A pesquisa sobre as causas da codestruição de valor tem importância para a compreensão e estabelecimento de consenso acerca do seu conceito (Plé & Cáceres, 2010).

Nesse contexto, Vafeas et al. (2016) identificaram os antecedentes da diminuição do valor na troca business-to-business a partir de uma perspectiva diádica. Järvi et al. (2018) mapearam oito fatores que provocam a codestruição de valor e analisaram os estágios em que ocorrem (antes da interação, depois da interação ou independentemente do tempo). Apresenta-se na Figura 3.3 um quadro resumo de algumas causas da codestruição identificadas na literatura.

Figura 3.3 - Causas da codestruição de valor

Categorias	Perspectiva	Referências
Ausência de confiança Comunicação inadequada Desequilíbrio de poder/dependência Coordenação inadequada Capital humano inadequado	Antecedentes da diminuição de valor	Vafeas et al. (2016)
Ausência de informação Nível de confiança insuficiente Erros Incapacidade de servir Incapacidade de mudar Ausência de expectativas claras Mau comportamento Culpa	Razões que levam à codestruição de valor	Järvi et al., (2018)
Falta de recursos para integrar Acesso bloqueado para integrar recursos Falta de vontade de integrar recursos Má compreensão de como integrar recursos Desacordo sobre como integrar recursos Integração enganosa de recursos Integração negligente de recursos Incapacidade de integrar recursos Integração excessiva de recursos Integração coercitiva de recursos	Manifestações da desintegração de recursos	Laud et al. (2019)
Falta de transparência Erros Falta de competência burocrática Incapacidade servir	Causas de codestruição de valor em serviços públicos – Mau uso de recursos	Engen et al. (2020)
<u>Antecedentes originados pelo provedor</u> incapacidade de fornecer um serviço rigidez contextual comunicação de marketing incoerente <u>Antecedentes originados pelo cliente</u> expectativas excessivas comunicação insuficiente comportamento inadequado	Antecedentes da codestruição de valor	Järvi et al. (2020)
Uso indevido de informação Desintegração de recursos Feedback Desengajamento	Variáveis predominantes nos estudos de codestruição	Codá e Farias (2022)

Fonte: elaborada pela autora.

A integração de recursos pelos atores é um princípio fundamental da cocriação de valor (Vargo & Lusch, 2016). Além disso, essa integração é parte do sistema interativo de formação de valor (Caridà et al., 2019). No entanto, quando ocorre de forma inadequada, a desintegração

de recursos pode levar a resultados inesperados. Como forma de contribuir nesse aspecto, Laud et al. (2019) propuseram uma tipologia de manifestações da desintegração de recursos, que podem servir como indicativos de uma possível perda de bem-estar de um ou mais atores em experiências de serviço.

Dimensões associadas às causas da codestruição de valor também foram identificadas em ecossistemas de serviços públicos, resultantes do mau uso de recursos por diferentes atores (Engen et al., 2021). Järvi et al. (2020) investigaram o desalinhamento de scripts entre clientes e fornecedores, identificando antecedentes distintos da codestruição para cada um desses atores. Codá e Farias (2022) mapearam as variáveis predominantes nos estudos sobre a codestruição na formação interativa de valor, destacando o uso indevido de informação, a desintegração de recursos, o feedback e o desengajamento como fatores-chave

3.3 Procedimentos metodológicos

Para a primeira parte deste trabalho, referente à apresentação do marco teórico, foi utilizada a abordagem de revisão narrativa. A revisão narrativa consiste em uma abordagem qualitativa para reunir e analisar a literatura sobre um tema, sem a necessidade de critérios sistemáticos de inclusão e exclusão (Bourhis, 2017). Essa abordagem permite uma síntese da produção científica, considerando o objetivo do estudo. No contexto deste estudo, a revisão narrativa foi utilizada para descrever o marco teórico da codestruição de valor, destacando conceito, origem e a base teórica que sustenta o fenômeno. Além disso, para evidenciar com mais clareza a base teórica, são apresentados os dez artigos mais citados sobre a temática. Para essa seleção, realizou-se uma busca nas bases de dados *Web of Science*, *Scopus* e *Google Acadêmico*.

As citações foram contabilizadas utilizando o *software Publish or Perish 8*, que facilita a contagem e o ranqueamento dos artigos mais citados em cada base de dados. Posteriormente, os dados foram consolidados no *software Excel*, calculando-se a média final das citações nas três bases. Esse ranqueamento também auxiliou na identificação dos artigos mais relevantes para a revisão narrativa.

Para a segunda parte do trabalho, que visa apresentar o estado da arte do tema nos últimos cinco anos (2020-2024), com uma breve análise bibliométrica das publicações e um levantamento temático, foi realizado um mapeamento dos artigos na base de dados *Web of Science*. A base foi escolhida devido à sua ampla cobertura e reconhecida reputação no meio acadêmico (Koseoglu et al., 2022), possui indexação de periódicos de alto impacto (Chadegani

et al., 2013). Além disso, a *Web of Science* possui integração dos recursos oferecidos pela plataforma de análise bibliométrica, o *Biblioshiny*, do pacote *Bibliometrix* (Aria & Cuccurullo, 2017).

A busca foi feita por tópicos, considerando o período definido, o tipo de documento “artigo”, e o idioma inglês. A busca foi atualizada em 22 de dezembro de 2024, para garantir um alcance mais amplo do último ano. Os termos de busca utilizados foram: “*value co-destruction*” e “*value codestruction*”. Embora este trabalho não seja uma revisão sistemática da literatura, ele seguiu critérios de uma revisão de escopo, que considera definição do objetivo, identificação de estudos relevantes, seleção, extração, resumo e relato dos resultados (Arksey & O’Malley, 2005).

Após a recuperação dos artigos, a lista foi exportada para o *software* Rayyan para facilitar a leitura e a seleção dos estudos, seguindo o critério de inclusão: o artigo deveria ter como foco principal o conceito de codestruição de valor. Trabalhos que apenas mencionavam o termo sem aprofundamento ou cujo objetivo não estava alinhado à temática foram desconsiderados. De um total de 119 artigos, 92 foram selecionados para a análise.

Por fim, os artigos selecionados foram exportados para o *software* R, no qual foram realizadas as análises bibliométricas utilizando a plataforma *Biblioshiny* (Aria & Cuccurullo, 2017). Os relatórios gerados serviram de base para a análise de dados e para a apresentação do panorama sobre o estado da arte.

3.4 Estado da arte de 2020-2024

Nesta seção, apresenta-se o estado da arte sobre o tema codestruição de valor nos últimos cinco anos (2020-2024), com base nos relatórios da análise bibliométrica realizada por meio do pacote *Biblioshiny/Bibliometrix* (Aria & Cuccurullo, 2017). Conforme ilustrado na Tabela 3.1, o número de publicações sobre codestruição de valor variou ao longo dos anos, com um crescimento mais expressivo em 2024, quando atingiu seu maior volume (34%). Esse aumento sugere um interesse crescente na temática, possivelmente impulsionado pelo reconhecimento do conceito como uma base para compreender relações problemáticas entre atores de serviço. Por outro lado, observa-se que o período inicial analisado foi impactado pela pandemia de Covid-19, o que pode ter influenciado a menor quantidade de publicações.

Tabela 3.1 - Evolução das publicações sobre codestruição de valor por ano

Ano	Artigos	Percentual
2020	14	15%
2021	21	23%
2022	14	15%
2023	12	13%
2024	31	34%
Total	92	100%

Fonte: elaborada pela autora com base nos dados da pesquisa (*Web of Science-Bibliometrix*).

A distribuição das publicações por fonte de publicação evidencia que as revistas mais engajadas na disseminação desse tema pertencem, em sua maioria, às áreas de marketing, serviços e turismo. Destacam-se periódicos como *Journal of Services Marketing* e *Journal of Service Research*, bem como *Current Issues in Tourism* e *Journal of Hospitality and Tourism Management*, demonstrando a relevância da codestruição de valor no setor turístico (Tabela 3.2).

Tabela 3.2 - Principais fontes de publicação sobre codestruição de valor

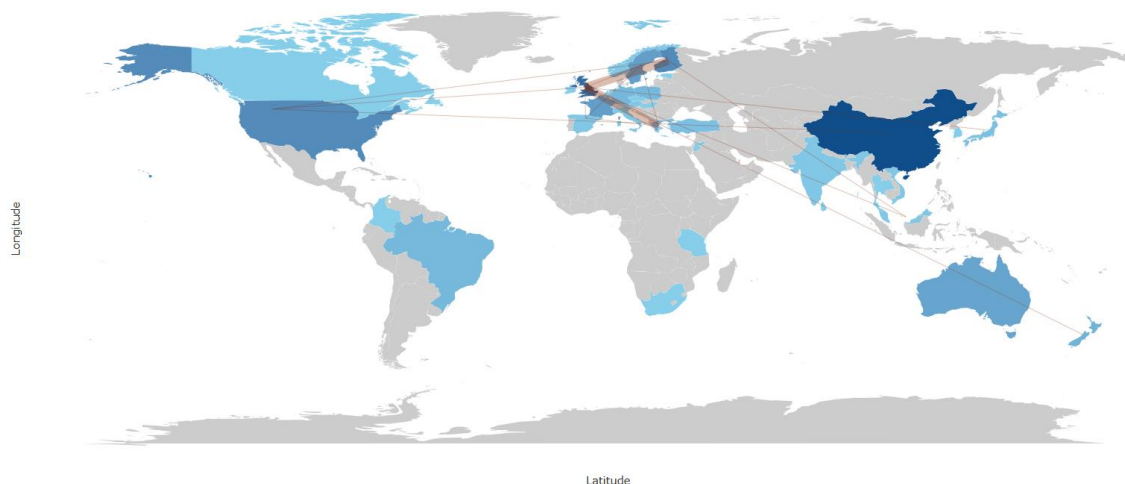
Fonte	Artigos
Current Issues in Tourism	4
Journal of Services Marketing	4
European Journal of Marketing	3
Journal of Business Research	3
Journal of Hospitality and Tourism Management	3
Journal of Marketing Management	3
Journal of Service Research	3
Public Management Review	3

Fonte: elaborada pela autora com base nos dados da pesquisa (*Web of Science-Bibliometrix*).

O mapa a seguir ilustra a distribuição geográfica das publicações e as conexões internacionais entre países na literatura analisada no período (Figura 3.4). Esse tipo de visualização auxilia na identificação dos países mais produtivos sobre o tema e suas colaborações acadêmicas. A interpretação do mapa é guiada pela intensidade de cor e linhas que representam colaborações de pesquisa. Países com tons mais escuros indicam uma produção científica mais alta sobre o tema. Nesse sentido, os principais polos de pesquisa na área são formados pela China, Estados Unidos, alguns países da Europa Ocidental e Austrália. As linhas indicam colaborações internacionais entre pesquisadores de diferentes países.

Conforme representado, há conexões acadêmicas entre Europa, América do Norte, Ásia e Oceania.

Figura 3.4 - Mapa bibliométrico de colaboração internacional



Fonte: elaborada pela autora com base nos dados da pesquisa (*Web of Science-Bibliometrix*).

O Brasil e outros países emergentes aparecem com um nível baixo a moderado de produção científica sobre a temática. Além disso, de forma geral, poucos países da América Latina e da África têm explorado o tema, o que sugere que a codestruição de valor ainda está em uma fase inicial de desenvolvimento nesses contextos e pode ser desconhecida por pesquisadores da área de gestão e marketing em diversas regiões do mundo. Esse cenário representa uma oportunidade para expandir a pesquisa colaborativa e promover a disseminação do tema em eventos científicos que abordam novas perspectivas e lacunas de pesquisa. A seguir, apresenta-se uma rede de colaborações entre universidades, que evidencia a presença de diferentes agrupamentos institucionais ao redor do mundo (Figura 3.5).

No contexto brasileiro, identificou-se uma conexão entre a Universidade de Brasília e o Instituto Federal do Tocantins, refletindo a interação acadêmica estabelecida entre autora deste trabalho e sua orientadora. O fortalecimento de colaborações como essa é essencial para consolidar o Brasil como um polo de pesquisa relevante na área estudada, reduzindo discrepâncias entre países e continentes. Inclusive essa rede pode ser ampliada para fortalecer publicações sobre o tema na América Latina.

De forma mais ampla, observa-se que a codestruição está fortemente relacionada ao conceito de cocriação (*co-creation*) e ao tema serviço (*service*), o que já era esperado, dadas as explicações anteriores sobre o entrelaçamento conceitual. A forte relação entre esses conceitos sugere que os estudos estão explorando a dualidade entre os processos de criação e destruição de valor em interações de serviço (van Klyton et al., 2021).

A relação entre empresas e clientes em diversos contextos e focos de pesquisa aparece de forma proeminente no grupo representado pelo *cluster verde*. Como abriga fortemente os temas de codestruição e cocriação, uma parte considerável dos estudos investiga como as interações no ambiente de serviços podem resultar tanto na criação quanto na destruição de valor (Fang & Xiang, 2023; Han et al., 2021; Hauke-Lopes et al., 2023), além de examinar os antecedentes e comportamentos que levam a esse fenômeno (Ukeje et al., 2021). Esse grupo de estudos evidencia um desenvolvimento significativo de pesquisas empíricas sobre o tema.

O *cluster verde* revela também que o setor de turismo e hospitalidade é um dos mais explorados, dada a intensa interação entre múltiplos atores (Guan et al., 2021; Han et al., 2021), sendo que o conceito de codestruição de valor é considerado uma lente-chave para a investigação desse setor (Deng et al., 2023). Além disso, estudos abordam experiências negativas que levam à codestruição de valor em redes sociais, comunidades online e espaços virtuais (Kamalpour et al., 2021; Luo et al., 2024), bem como em contextos digitais de forma geral (Li & Tuunanen, 2022; Minina et al., 2022). A associação de termos como desenvolvimento e comportamento reflete as iniciativas voltadas à criação de escalas de codestruição de valor (Guan, Gong, Liu, et al., 2022; Kong et al., 2024). Também são evidenciadas pesquisas sobre o fenômeno no contexto *business-to-business*, discutindo, por exemplo, o comportamento oportunista das partes (Pathak et al., 2020).

O *cluster roxo* representa estudos que enfatizam o serviço como elemento essencial para a existência do conceito, pois é nas interações de serviço que o valor pode ser codestruído. Há um amplo interesse da literatura em compreender como a relação entre clientes e prestadores de serviço impacta a percepção de valor (Chuah et al., 2022). Também são analisadas interações mediadas por inteligência artificial, como no caso dos chatbots de atendimento (Castillo et al., 2021; Neuhofer et al., 2021).

O *cluster roxo* revela ainda que o fenômeno da codestruição de valor tem sido cada vez mais estudado sob a ótica dos ecossistemas de serviço, extrapolando as relações díades e avançando para configurações mais complexas. Por exemplo, Assiouras et al. (2022) investigaram a integração de recursos durante mega-interrupções de serviços no ecossistema de turismo. Nessa perspectiva, a codestruição de valor pode ser conceituada como o declínio

do bem-estar nos níveis individual, organizacional ou social, a partir da interação de múltiplos atores (Liljeroos-Cork & Luhtala, 2024). Como exemplo, Lehtonen et al. (2022) discutiram, em um contexto mais amplo de ecossistema, a abordagem de jogos como um deserviço, abordando questões como monetização predatória e jogo como trabalho.

A relação entre codestruição e cocriação de valor surge no conjunto de termos identificados pela *cluster azul*. Além de destacar diferenças na forma de escrita dos conceitos, esse grupo revela a não utilização do hífen, devido a normas linguísticas, desconsiderando assim a ênfase no prefixo "co". Além disso, a conexão entre os termos “codestruction” e “cocreation” sugere um debate conceitual sobre como esses processos se relacionam e como podem ocorrer de forma ambivalente. Nesse sentido, Dieteren e Neuhofer (2024) propuseram uma visão holística da cocriação e codestruição de valor entre stakeholders em eventos transformadores. Ainda, outro *cluster*, em cor *azul claro*, representa estudos sobre comportamentos desviantes, que envolvem violações de leis, normas sociais ou políticas organizacionais (Plé & Demangeot, 2020).

As pesquisas relacionadas à economia compartilhada, especialmente plataformas como o Airbnb, concentram-se nos estudos representados pelos *clusters laranja e amarelo*. Por exemplo, Buhalis et al. (2020) investigaram os impactos da codestruição de valor no bem-estar individual e comunitário nessas plataformas. Estudos analisam como as interações entre usuários e as falhas na prestação de serviço impactam o valor percebido em plataformas colaborativas, além de explorarem antecedentes e consequências do fenômeno (Sthapit et al., 2024; Sthapit & Bjørk, 2021).

O grupo de estudos representado pela *cluster cinza* destaca a abordagem da formação interativa de valor, que contempla a análise conjunta da cocriação e da codestruição (Echeverri & Skåln, 2021). Na literatura identificada pelo *cluster vermelho*, termos como “teoria”, “recursos” e “conservação” indicam o uso da Teoria da Conservação de Recursos para compreender estratégias de proteção de recursos individuais e propor formas de minimizar a codestruição de valor (Guan, Gong, & Huan, 2022). As pesquisas sobre codestruição no contexto de eventos e experiências são abordadas no conjunto de estudos no *cluster rosa* (Hogg et al., 2021). Já os trabalhos voltados para a análise do fenômeno no contexto de serviços públicos aparecem classificados *cluster verde-água*. Um exemplo é o estudo de (Jenahug, 2021), que utiliza a lógica do serviço público para explorar a dinâmica entre cocriação e codestruição de valor.

Por fim, a literatura voltada para revisões bibliográficas e direcionamentos futuros estão representados no *cluster marrom*. Os termos revisão (*review*), futuro (*future*) e agenda indicam

que há um esforço acadêmico para consolidar o campo da codestruição de valor, discutir seu conceito e propor novos caminhos de pesquisa (Codá & Farias, 2022; Coelho & Farias, 2024). Nesse sentido, destaca-se o trabalho de Echeverri e Skålén (2021), que revisaram as pesquisas sobre codestruição desde a publicação dos artigos seminais que originaram o conceito, propondo sugestões para a estrutura conceitual da formação interativa de valor.

3.5 Conclusão

A codestruição de valor tem se consolidado como uma abordagem conceitual dentro da estrutura de estudos sobre a formação de valor. O conceito vem recebendo embasamento teórico da Lógica Dominante do Serviço, Teoria da Prática, Teoria da Conservação de Recursos, entre outras abordagens. Os achados mostram que a codestruição de valor pode ocorrer em diferentes níveis e contextos, abrangendo desde interações díadicas até ecossistemas complexos. Além disso, a literatura tem explorado a interseção entre cocriação e codestruição, destacando que esses processos não são excludentes, mas sim interdependentes, podendo ocorrer simultaneamente dentro de um mesmo contexto de serviço.

A análise bibliométrica evidenciou um crescimento mais expressivo das pesquisas sobre codestruição no ano de 2024, indicando um interesse crescente pelo tema, especialmente em setores como turismo, economia compartilhada e interações mediadas por tecnologia. Além disso, a análise de redes de coocorrência revelou que a codestruição está intimamente conectada à visão de ecossistemas de serviço e ao comportamento do consumidor, sugerindo um campo de pesquisa interligado com outros temas acadêmicos.

Este trabalho apresenta algumas limitações que devem ser consideradas. Primeiramente, a análise bibliométrica se concentrou apenas em artigos indexados na base *Web of Science*, o que pode ter limitado a inclusão de estudos publicados em outras bases relevantes, como *Scopus* e *Google Acadêmico*. Outra limitação está relacionada à abordagem adotada para ranqueamento dos artigos mais citados, que, embora represente um critério, pode não capturar os trabalhos mais influentes na área.

O fenômeno da codestruição de valor ainda é pouco investigado em setores como saúde, educação e serviços públicos, assim esses setores representam oportunidade para futuras investigações, com lacunas a serem exploradas. Uma lacuna relevante está associada às questões culturais e geográficas, uma vez que a maior parte dos estudos concentra-se na China, em países da Europa e América do Norte, com menor representatividade de contextos emergentes, como América Latina e África.

4 Escala de avaliação da codestruição de valor em interações com chatbots de atendimento habilitados por inteligência artificial: perspectiva do cliente

Resumo

Propósito – As organizações estão usando progressivamente os chatbots habilitados por inteligência artificial (IA) para realizar atendimentos ao cliente. No entanto, resultados negativos dessa utilização podem levar à codestruição de valor. Para melhor compreensão do fenômeno, este trabalho buscou obter evidências de validade e confiabilidade científica de uma escala de medição do comportamento de codestruição de valor em interações com chatbots de atendimento habilitados por IA, a partir da perspectiva do cliente (escala CCV-ChatbotIA-Cliente).

Procedimentos metodológicos – A geração dos itens foi baseada em revisão da literatura. Na sequência, procedeu-se a análise de juízes, análise semântica e pré-teste para garantir a validade de conteúdo. A validade da estrutura interna foi avaliada por meio de Análise Fatorial Exploratória, com uma amostra de 226 participantes, e Análise Fatorial Confirmatória, com outra amostra independente de 394 respondentes. Testes de confiabilidade também foram conduzidos.

Resultados/descobertas – As análises apresentaram evidências de validade de conteúdo e da estrutura interna, com agrupamentos fatoriais consistentes e índices de ajuste adequados. Os resultados indicaram que o comportamento de codestruição de valor em interações com chatbots de IA possui uma estrutura multidimensional composta por quatro fatores: mau comportamento de integração de recursos do chatbot e do cliente, além do mau comportamento de interação social de ambos.

Limitações/implicações da pesquisa – A escala foi validada no Brasil, em um contexto geral de usuários que relataram ter tido experiências negativas com chatbots de atendimento. Este estudo fornece evidências empíricas que confirmam a natureza colaborativa do processo de codestruição de valor, demonstrando como as relações entre as partes envolvidas e as dimensões do construto se interconectam.

Originalidade/valor – A escala multidimensional proposta permite avaliar a codestruição de valor em interações de clientes com chatbots de atendimento, considerando a bidirecionalidade do fenômeno ao integrar perspectivas do cliente e do chatbot.

4.1 Introdução

Chatbots habilitados por inteligência artificial (IA) estão sendo utilizados cada vez mais nos ecossistemas de serviço para atendimento e comunicação com clientes (S. E. Lee et al., 2023). Esses agentes virtuais de conversação, também conhecidos como robôs de serviço, atuam na linha de frente da prestação de serviço (Larivière et al., 2017), substituindo ou complementando o trabalho humano em transações recorrentes (J. Wirtz et al., 2018). A IA, definida como máquinas que simulam capacidades de inteligência humana, tem se desenvolvido a ponto de realizar tarefas mecânicas, de pensamento e de sentimento (M. H. Huang & Rust, 2022a). Nesse contexto, os chatbots com IA conseguem simular conversas humanas, processando e respondendo em linguagem natural.

A IA possibilita a automatização do atendimento, ao extrapolar as funcionalidades de outras tecnologias da informação, dadas as capacidades de aprendizado, conexão e adaptação (M. H. Huang & Rust, 2021b). Nos encontros de serviço, ela pode substituir tanto funcionários quanto clientes, criando diferentes formatos de interação, sendo a interação entre o usuário humano e a IA a mais comum (Robinson et al., 2020). Essas alterações modificam os processos de formação de valor e a forma como o valor é experienciado (Corsaro et al., 2022), apresentando tanto potencial para a cocriação quanto para a codestruição de valor (Caic et al., 2018; Neuhofer et al., 2021). Do lado positivo, na cocriação, o valor é criado colaborativamente pelos atores por meio da integração de recursos diferenciados (Vargo & Lusch, 2016). Em contraste, a codestruição ocorre quando há má integração de recursos durante o encontro de serviço, resultando em experiências negativas (Echeverri & Skålén, 2021).

A utilização da IA é promissora ao permitir atendimento ininterrupto, alta personalização, agilidade, redução de custos e atendimento em escala (Castelo et al., 2023; Lalicic & Weismayer, 2021; Payne, Peltier, et al., 2021). Contudo, falhas no atendimento realizado pela IA são comuns, e comprometem a experiência do cliente, levando a sentimentos negativos (Caic et al., 2018; Castelo et al., 2023; Neuhofer et al., 2021). Por exemplo, problemas como interpretações equivocadas e respostas inadequadas geram frustração com o chatbot (Følstad & Brandtzaeg, 2020; Xing et al., 2022). Além disso, quando utilizados para resolução de reclamações, eles podem amplificar a insatisfação quando o cliente já apresenta um estado emocional de raiva (Crollic et al., 2022). Assim, as interações malsucedidas com chatbots de IA podem resultar em codestruição de valor ao causarem raiva, confusão e descontentamento no cliente, comprometendo a integração de recursos e a interação necessária para a formação positiva de valor (Castillo et al., 2021).

A avaliação da codestruição de valor contribui para evitar o mal-estar nas relações de serviço e para identificar pontos críticos que comprometem a experiência dos clientes. Contudo, as pesquisas sobre esse construto têm recebido menos atenção em comparação à cocriação de valor, resultando em um campo ainda em desenvolvimento (Coelho & Farias, 2024). No que se refere a instrumentos de mensuração, foram identificadas a escala voltada ao comportamento de codestruição de valor no turismo, baseada na relação entre funcionário e cliente (Guan et al., 2020), a adaptação da escala de Yi e Gong (2013) para medir comportamentos de cocriação e codestruição de valor (Ogunbodede et al., 2022), e a escala para contextos *business-to-customer* (Guan, Gong, Liu, et al., 2022). Mais recentemente, foi desenvolvida uma escala direcionada a comportamentos de codestruição de valor do cliente em serviços inteligentes (Kong et al., 2024).

As escalas existentes oferecem uma base relevante para a compreensão da codestruição de valor. Contudo, observa-se uma lacuna de instrumentos capazes de captar as particularidades do construto de forma bidirecional em interações entre clientes e chatbots de atendimento habilitados por IA. Assim, este trabalho busca responder às seguintes questões de pesquisa: quais são as dimensões do comportamento de codestruição de valor em interações de clientes com chatbots de atendimento habilitados por IA? Como medir o comportamento de codestruição de valor em tais interações?

Diante do exposto, o presente trabalho tem o objetivo de obter evidências de validade e confiabilidade científica de uma escala de medição do comportamento de codestruição de valor em interações com chatbots de atendimento habilitados por IA, com base na perspectiva do cliente (CCV-ChatbotIA-Cliente). A proposição de uma nova escala justifica-se pela complexidade do fenômeno no contexto da IA e pelo fato de as escalas existentes serem voltadas principalmente para relacionamentos interpessoais (Guan, Gong, Liu, et al., 2022, 2022; Ogunbodede et al., 2022), ou para a avaliação de uma perspectiva unilateral do conceito (Kong et al., 2024).

Ao propor uma escala de medição em interações com chatbots habilitados por IA, este artigo visa preencher uma lacuna de pesquisa, avançando na compreensão de aspectos negativos da formação de valor, e contribuindo para o avanço teórico e prático na área. Como ferramenta prática, a escala pode auxiliar gestores na avaliação do uso de chatbots de atendimento ao cliente, fornecendo informações para a melhoria do serviço, considerando que os clientes geralmente responsabilizam a empresa pelos resultados negativos na interação (Pavone et al., 2023). Além disso, o estudo atende ao chamado de pesquisadores que

solicitaram mais pesquisas para ampliar a compreensão sobre as interações entre humanos e a IA (De Keyser & Kunz, 2022; Robinson et al., 2020).

As demais partes do artigo estão organizadas da seguinte maneira. Primeiro, no referencial teórico, são abordados os conceitos de cocriação e a codestruição de valor, as escalas de comportamento de codestruição de valor e o comportamento de codestruição de valor na interação com a IA. Em seguida, o desenvolvimento da escala é apresentado, incluindo as etapas de construção da tabela de referência, validade de conteúdo e validade baseada na estrutura interna. Na sequência, os resultados são discutidos com contribuições teóricas e práticas, seguidos pela conclusão, que aponta limitações e sugestões para futuras pesquisas.

4.2 Referencial Teórico

4.2.1 Cocriação de valor e codestruição de valor

Historicamente, o marketing esteve orientado por uma lógica dominante de bens (Vargo & Morgan, 2005), em que o valor era visto como criado pela empresa e sua formação antecedia o processo relacional com o cliente (Prahalad & Ramaswamy, 2004). Porém, algumas perspectivas teóricas para uma lógica dominante do serviço (Ramírez, 1999; Vargo & Lusch, 2004) passaram a considerar a participação ativa dos consumidores na criação de valor de forma interativa com as empresas (Prahalad & Ramaswamy, 2004). Para a Lógica Dominante do Serviço (LDS), proposta por Vargo e Lusch (2004), o valor é colaborativamente criado, ou seja, cocriado na troca de serviço pelos interagentes. A cocriação de valor é um axioma da respectiva perspectiva teórica, sendo conceituada como a ampliação do bem-estar mútuo dos atores na interação de serviço, e ocorre por meio da integração de recursos (Vargo & Lusch, 2016).

O valor é sempre cocriado pelos atores (Vargo & Lusch, 2017), e definido de forma única pelo beneficiário, a partir da sua experiência (Vargo & Lusch, 2016). A cocriação de valor depende das atividades de troca de serviço e da integração de recursos dos atores (Vargo & Lusch, 2017), sendo, portanto, responsabilidade não apenas de parte, mas de todos os interagentes. Para isso, são integrados recursos *operant*, como conhecimento e habilidades, e recursos *operand*, como bens e recursos naturais (Vargo & Lusch, 2016). Vargo et al. (2023) citam a estrutura teórica da LDS como uma abordagem que pode contribuir com a reinstitucionalização do marketing, por ter uma estrutura teórica ampla e com capacidade de unificação teórica, especialmente pela noção de cocriação de valor. Todavia, por mais que os

atores desejem cocriar valor em vez de destruí-lo (Vargo, Wieland, et al., 2023), problemas ocorrem na troca de serviço e na integração de recursos (Laud et al., 2019).

Vargo, Peters, et al. (2023, p. 7) citam, num contexto de emergência do marketing, que o valor pode ser conceituado como “uma mudança, positiva ou negativa, na viabilidade ou bem-estar de um sistema”. Apesar deste entendimento de variação de valor num sentido negativo, a LDS segue uma visão excessivamente otimista, não considerando controvérsias que desequilibram os encontros de serviço e que levam a uma redução do valor (X. Wang et al., 2019), isto é, podem resultar na codestruição de valor (Echeverri & Skålén, 2021; Plé & Cáceres, 2010). A codestruição de valor é conceituada “como um processo de interação entre sistemas de serviços que resulta em um declínio no bem-estar de pelo menos um dos sistemas (que, dada a natureza do sistema de serviços, pode ser individual ou organizacional)” e ocorre pelo mau uso de recursos próprios ou alheios, ou de ambos (Plé & Cáceres, 2010, p. 431).

A codestruição implica que os atores de um relacionamento de serviço podem ter resultados negativos que afetam o seu bem-estar (Järvi et al., 2018) e a percepção de benefícios é reduzida. Echeverri e Skålén (2011, p. 367) passaram a considerar a codestruição de valor como elemento constitutivo da formação interativa de valor (FIV), na qual a ocorrência se dá a partir de incongruência em elementos das práticas, isto é, “quando provedores e clientes não concordam em quais procedimentos, entendimentos e engajamentos devem informar uma interação específica”. O fenômeno da codestruição abarca perda, bem como uma gradação da minimização do valor (Echeverri & Skålén, 2011), podendo haver uma redução/diminuição do valor sem configurar perda irreparável (Vafeas et al., 2016), incluindo níveis de co-redução de valor (Echeverri & Skålén, 2011). Ressalta-se que a codestruição de valor é resultante de uma relação de serviço interativa e a destruição de valor tem uma perspectiva unilateral de falha de serviço ou de avaria de produto (Prior & Marcos-Cuevas, 2016).

Em experiências de serviço, os clientes podem experimentar eventos de codestruição de valor devido aos problemas na integração de recursos (Laud et al., 2019; Plé, 2016; Smith, 2013). O uso indevido de recursos nas interações de serviços poderá ocorrer tanto do lado do cliente (Smith, 2013), como do lado do provedor, consequentemente, resultando em codestruição de valor para um dos atores ou para ambos (Plé & Cáceres, 2010). Além disso, a redução de valor pode ser provocada pela deficiência e mau uso de recursos de um ou do outro lado, podendo ocorrer simultaneamente ou de forma dissociada (Vafeas et al., 2016).

A codestruição pode se manifestar pelo uso indevido intencional ou não intencional de recursos (Plé & Cáceres, 2010). O uso indevido de recursos não intencional ou acidental é o tipo mais recorrente de codestruição de valor (Camilleri & Neuhofer, 2017; Plé & Cáceres,

2010; Vafeas et al., 2016). A codestruição é vista como uma interação negativa (Guan, Gong, Liu, et al., 2022), podendo ser compreendida também como a dificuldade ou insistência de um ator em seguir um roteiro esperado pelos outros atores (Jarvi et al., 2020). Além disso, sua ocorrência se deve ao fato de os atores não considerarem apropriadas as formas de integração de recursos ou coordenação de processos de outros atores da interação (Guan & Xie, 2019). Laud et al. (2019) levantaram as seguintes manifestações de desintegração de recursos: falta de recursos para integrar, acesso bloqueado para integrar recursos, falta de vontade de integrar recursos, má compreensão de como integrar recursos, desacordo sobre como integrar recursos, integração enganosa de recursos, integração negligente de recursos, incapacidade de integrar recursos, integração excessiva de recursos e integração coercitiva de recursos.

4.2.2 Escalas e comportamentos de codestruição de valor

As escalas de medição da codestruição de valor são ainda limitadas na literatura, tendo sido identificados os trabalhos de Guan et al. (2020), Ogunbodede et al. (2022), Guan, Gong, Liu, et al. (2022) e, mais recentemente, Kong et al. (2024), conforme resumido na Figura 4.1. Essas escalas apresentam abordagens distintas para a avaliação do comportamento de codestruição de valor, cobrindo diferentes contextos e dimensões.

Guan et al. (2020) desenvolveram uma escala voltada ao turismo, focada na perspectiva funcionário-cliente. Nela, foram identificadas cinco dimensões do comportamento de codestruição de valor, como comportamento irresponsável do cliente e violação de contrato por parte do funcionário. Ogunbodede et al. (2022), por sua vez, adaptaram uma escala de Yi e Gong (2013), originalmente voltada ao comportamento de cocriação de valor, invertendo os itens para avaliar a codestruição de valor. Já Guan, Gong, Liu, et al. (2022) propuseram uma escala para o contexto de atendimento *business-to-customer*, identificando dimensões relacionadas a comportamentos ruins de integração de recursos e de interação interpessoal entre funcionários e clientes. E Kong et al. (2024) elaboraram uma escala direcionada ao comportamento de codestruição de valor em serviços inteligentes, destacando negligência, mau uso e comportamentos perturbadores.

Apesar das contribuições relevantes dessas escalas, é importante destacar algumas limitações. Por exemplo, a escala de Guan et al. (2020) está restrita ao contexto de turismo, enquanto a escala de Ogunbodede et al. (2022) apresenta limitações relacionadas à inversão de itens, o que pode gerar distorções na interpretação. Já a escala de Guan, Gong, Liu, et al. (2022) focaliza relacionamentos interpessoais, sem considerar contextos mediados por tecnologia,

como o atendimento automatizado por IA. Por fim, a escala de Kong et al. (2024), apesar de abordar serviços inteligentes, apresenta dimensões mais gerais, como negligência e mau uso, sem explorar aspectos específicos das dinâmicas de codestruição mediadas por IA, e também é direcionada apenas ao comportamento de codestruição de valor do cliente.

De acordo com Ogunbodede et al. (2022), a forma como os consumidores se engajam nas práticas de interação oferece um entendimento inicial sobre o comportamento de codestruição de valor. Segundo Guan et al. (2020, p. 2), o comportamento de codestruição de valor é definido como “o ato de abusar de recursos próprios ou alheios no processo de interação, resultando em redução ou destruição de valor”. E Guan, Gong, Liu, et al. (2022) acrescentam que a codestruição também ocorre devido às interações interpessoais ruins, destacando a responsabilidade tanto de clientes quanto de funcionários no processo. Essa ideia corrobora o que Plé e Cáceres (2010) e Vafeas et al. (2016) afirmaram anteriormente, destacando o papel do provedor de serviços como cocriador ou codestruidor de valor.

Figura 4.1 - Escalas de codestruição de valor

Escala	Dimensões da escala	Referências
Comportamento de codestruição do consumidor no turismo na perspectiva funcionário-cliente	Comportamento de comunicação interpessoal ruim Comportamento de interação ruim com informações Comportamento irresponsável do cliente Comportamento de violação de contrato do funcionário Comportamento irresponsável do funcionário	Guan et al. (2020)
Comportamento de codestruição do consumidor	Ignorando informações Informações retidas Interação impessoal Comportamento irresponsável Avaliação negativa Oposição Negligência Intolerância	Ogunbodede et al. (2022)
Comportamento de codestruição de valor no contexto de atendimento business-to-customer.	Mau comportamento de integração de recursos dos funcionários Mau comportamento de integração de recursos do cliente Mau comportamento de interação interpessoal dos funcionários Mau comportamento de interação interpessoal do cliente	Guan, Gong, Liu, et al. (2022)
Comportamentos de codestruição de valor do cliente em encontros de serviços inteligentes	Comportamentos de negligência e não participação Mau uso e comportamentos perturbadores	Kong et al. (2024)

Fonte: elaborada pela autora.

Guan, Gong, Liu, et al. (2022, p. 6) apontam que os maus comportamentos de integração de recursos podem ser causados por fatores como “falta de recursos, uso inadequado dos próprios recursos ou dos recursos alheios, alocação indevida, falha em integrar recursos e

uso de forma que não atenda às expectativas das partes envolvidas”. Por outro lado, os maus comportamentos de interação interpessoal decorrem de “ações que violam normas de comportamento aceitas, interrompem a ordem nas interações ou resultam em disputas e falhas de comunicação”.

Ressalta-se que foi localizada uma escala de Cocriação e Codestruição de Valor por meio de Interações Adulto-Filho-Pais Durante Férias em Família (Jia et al., 2024). No entanto, por se tratar de um contexto familiar e não empresarial ou comercial, ela não foi incluída na Figura 4.1.

4.2.3 Comportamento de codestruição de valor na interação com plataformas de atendimento com IA

Ao substituir humanos em encontros de serviço, a IA se configura como um ator não humano autônomo (Grundner & Neuhofer, 2021; Neuhofer et al., 2021) ao interagir com outros atores, sejam eles humanos ou outro agente de IA (M. H. Huang & Rust, 2022b; Robinson et al., 2020). Todavia, assim como as interações entre atores humanos, as interações com a IA também estão sujeitas à codestruição de valor (Castillo et al., 2021; Coelho & Farias, 2024; Neuhofer et al., 2021).

A codestruição de valor é observada no mau funcionamento das plataformas habilitadas por IA (Neuhofer et al., 2021), e o comportamento e as capacidades de conversação dos robôs de serviço impactam as atitudes e as percepções dos consumidores (De Keyser & Kunz, 2022). No relacionamento com a IA, devido às falhas ou às inseguranças dos sistemas, os clientes podem ter sentimentos de medo, ansiedade e suspeita (Neuhofer et al., 2021). O uso da IA no ensino superior apresentou potencialidades de codestruição de valor devido aos processos de desumanização, perda do contato humano e limitações funcionais de chatbots (Robayo-Pinzon et al., 2023). Os chatbots podem apresentar problemas de cognição nos diálogos, não compreendendo adequadamente o que é mencionado ou perguntado pelo ator humano (Castillo et al., 2021). Nesse sentido, há relatos sobre o chatbot ser repetitivo em perguntas e respostas (Følstad & Brandtzaeg, 2020). Problemas na interação também dependem da participação dos beneficiários. Assim, usuários podem se opor a cooperar com robôs de serviço (Caic et al., 2018), bem como utilizar uma linguagem rude ao interagirem com a IA (Hill et al., 2015).

A codestruição de valor é manifestada nos processos de interação social e integração de recursos (Cabiddu et al., 2019; Guan, Gong, Liu, et al., 2022; M. Li & Tuunanen, 2022). A dimensão do mau comportamento de integração de recursos é uma dimensão amplamente

reconhecida (Kong et al., 2024; Laud et al., 2019; Neuhofer et al., 2021). A interação social é conceituada como “ação mútua ou recíproca em que duas ou mais partes exercem efeito uma sobre a outra” (Grönroos, 2011, p. 289). E os robôs de serviço são vistos como tendo capacidade de se relacionar socialmente em uma interação com humanos (Caic et al., 2018), mesmo sendo uma presença social automatizada (van Doorn et al., 2017), ficando evidente, assim, os aspectos de interação social.

Diante do exposto, podemos dizer que o comportamento de codestruição de valor em interações com chatbots de atendimento habilitados por inteligência artificial pode ser definido como atos negativos de atores humanos e atores de IA na interação de serviço, que reduzem o valor e se manifestam pela má integração de recursos e pelas dificuldades de interação social. Diante do exposto, e considerando o trabalho de Guan, Gong, Liu, et al. (2022), as dimensões mais apropriadas que abarcam o fenômeno são: mau comportamento de integração de recursos do chatbot (MCIR-BOT); mau comportamento de integração de recursos do cliente (MCIR-CLI), mau comportamento de interação social do chatbot (MCIS-BOT) e mau comportamento de interação social do cliente (MCIS-CLI). Considerando que a codestruição de valor depende de uma relação interativa entre os atores, as dimensões precisam ser relacionadas às responsabilidades do cliente e do ator não humano, no caso, os chatbots de atendimento. Porém, a escala será respondida pelos clientes, uma vez que o valor é determinado pelo beneficiário (Vargo & Lusch, 2016).

No contexto da pesquisa sobre cocriação e codestruição de valor, verificou-se que os elementos da interação social são compostos pela comunicação e pelo diálogo (Li & Tuunanen, 2022), mais especificamente diálogo conflituoso e comunicação inadequada (Vafeas et al., 2016). Um mau comportamento de interação social pode ser conceituado como um relacionamento adverso onde as partes envolvidas encontram dificuldades em colaborar, possuem entendimentos divergentes, entram em desacordo e utilizam comunicação inadequada (Echeverri & Skålén, 2011; Vafeas et al., 2016). Algumas respostas dos chatbots podem ser vistas como rudes, quando estes tentam parecer engraçado, mas o cliente pode não compreender desta forma, nesses casos, as respostas são consideradas constrangedoras ou desrespeitosas (Følstad & Brandtzaeg, 2020).

Como subdimensões específicas do mau comportamento de interação social numa perspectiva específica da codestruição de valor, poderíamos adaptar as subdimensões para comunicação inadequada e diálogo conflituoso. E com base em Laud et al. (2019), o mau comportamento de integração de recursos se deve à carência ou ao mau uso de recursos, e

possui as seguintes subdimensões: ausência de acesso aos recursos, dificuldades de adaptação dos recursos para integração, e problemas na combinação e na aplicação de recursos.

4.3 Desenvolvimento da escala

Escala são desenvolvidas para mensurar construtos. Os construtos são conceitos definidos em teoria que podem ser medidos por itens, e estes são expressões que representam o comportamento do construto (Pasquali, 2010). O protocolo adotado para o desenvolvimento da escala seguiu as seguintes etapas: (i) elaboração da tabela de referência, (ii) validade de conteúdo, e (iii) validade baseada na estrutura interna (American Educational Research Association et al., 2014; Churchill, 1979; Netemeyer et al., 2003; Pasquali, 2010).

4.3.1 Elaboração da tabela de referência - construção dos itens

Inicialmente, para a elaboração da tabela de referência, foi realizada uma revisão da literatura para identificar as definições constitutivas e operacionais do construto “comportamento de codestruição de valor” (Hair et al., 2019; Pasquali, 2010). Previamente, foram utilizadas como referência as escalas de comportamento de codestruição de valor já validadas em outros contextos de estudo, conforme as orientações de Pasquali (2010). Na sequência, a revisão abordou a codestruição de valor e suas evidências em interações de serviços habilitados por inteligência artificial, com foco específico nas interações com chatbots de atendimento, orientando, assim, a elaboração dos itens. Dessa forma, foram elaborados 40 itens, distribuídos nas quatro dimensões mencionadas anteriormente: MCIR-BOT, MCIS-BOT, MCIR-CLI e MCIS-CLI.

4.3.2 Validade de conteúdo

4.3.2.1 Análise de juízes/experts

A validade de conteúdo busca garantir que os itens representem o domínio teórico do construto (Netemeyer et al., 2003). Para isso, pesquisadores da área, com titulação de doutor(a), e profissionais com notório saber e experiência sobre a temática foram convidados a avaliar os itens levantados e sua adequação/pertinência ao construto (Pasquali, 2010). Dessa forma, cinco juízes, especialistas no tema e no uso de tecnologias de inteligência artificial, avaliaram os itens. A análise dos juízes seguiu as orientações da literatura, que recomenda a participação de pelo menos quatro especialistas (Hair, Gabriel, et al., 2019). A tabela de referência da escala,

juntamente com um formulário para avaliação dos itens, foi enviada por e-mail aos especialistas.

Os juízes avaliaram a clareza da linguagem, considerando quão compreensível é o item, a relevância teórica, verificando se o item representa o construto ou comportamento, e a pertinência prática, avaliando se o item é relevante para o instrumento (Hernández-Nieto, 2002). Para isso, os juízes responderam a uma planilha utilizando uma escala do tipo Likert de 1 a 5, variando de 'nada claro' a 'totalmente claro', 'nada relevante' a 'totalmente relevante', e 'nada pertinente' a 'totalmente pertinente'. Além disso, foi permitido aos juízes sugerir reformulações, exclusões ou inclusões de itens (Pasquali, 2010).

Para a análise dos dados da avaliação do conteúdo do instrumento pelos juízes, foi utilizado o Coeficiente de Validade de Conteúdo (CVC) desenvolvido por Hernández-Nieto (2002), considerando-se adequados os valores de CVC, por item e global, iguais ou superiores a 0,80. De acordo com o CVC por item, quatro itens foram considerados inaceitáveis por não atingirem valores iguais ou superiores a 0,80 no quesito clareza, e três itens apresentaram valores insuficientes no quesito pertinência. Além disso, alguns itens receberam sugestões de reformulações, unificações e exclusões. Embora a pontuação desses itens tenha sido superior a 0,80, esses comentários foram considerados. Como resultado, nove itens foram excluídos e sete foram reformulados em algum grau. O CVC geral do instrumento foi de 0,92. Dessa forma, 31 itens foram selecionados para a fase seguinte.

4.3.2.2 Análise semântica e pré-teste

Nesta etapa, foram realizadas avaliações semânticas com 24 potenciais respondentes da escala, com o objetivo de obter a validade facial do instrumento, ou seja, uma adequação em termos de aparência e compreensão (Netemeyer et al., 2003). A amostra desta fase foi definida por saturação teórica (Falqueto et al., 2018). Os respondentes foram convidados a avaliar se os itens eram compreensíveis em termos semânticos e se não geravam dúvidas. Para isso, em vez de responderem à escala, eles indicavam se compreendiam perfeitamente cada item (Hair, Gabriel, et al., 2019; Pasquali, 2010). Seguindo os critérios de rigor científico no desenvolvimento de escalas, assegura-se que os participantes desta fase não foram convidados a participar da etapa de coleta de dados para a validação estatística (Hair, Gabriel, et al., 2019). Como resultado, oito itens tiveram a redação adaptada e um foi excluído, devido à indicação de sobreposição de conteúdo relatada em mais de um formulário.

Na sequência, foi aplicado um pré-teste para aprovar a versão piloto da escala (Malhotra, 2019). Esse pré-teste foi realizado com 10 clientes que já haviam utilizado chatbots de atendimento e relataram experiências negativas. Não houve qualquer problema no pré-teste, e 30 itens seguiram para a avaliação pela população-alvo.

4.3.3 Validade baseada na estrutura interna

Para verificar se os dados empíricos representam a estrutura teórica, foram coletadas duas amostras distintas: uma para a realização da Análise Fatorial Exploratória (AFE) e outra para a confirmação da estrutura da medida por meio da Análise Fatorial Confirmatória (AFC). Em ambas as análises, a adequação da estrutura fatorial foi avaliada com base no agrupamento dos itens, nos índices de ajuste e nas medidas de confiabilidade.

4.3.3.1 Descrição das amostras

Os dados foram coletados por meio de pesquisa de campo com recorte transversal, utilizando questionários com as versões da escala, antes do refinamento (amostra 1) e após o refinamento (amostra 2). A amostragem foi do tipo não probabilística por conveniência, por ser adequada quando as populações são amplas ou tendem ao infinito (Cochran, 1991), como ocorre neste estudo, considerando a crescente utilização de chatbots para atendimento ao cliente (Mobile Time, 2023).

Para a aplicação do instrumento de pesquisa, foi utilizada uma escala tipo Likert de sete pontos (Likert, 1932), reconhecida por proporcionar maior sensibilidade às respostas e captar nuances nas percepções dos participantes. Assim, as afirmações puderam ser avaliadas em uma gradação de 1 (discordo totalmente) a 7 (concordo totalmente). Além da versão piloto da escala, o instrumento incluiu uma carta-convite, o Termo de Consentimento Livre e Esclarecido, e questões sociodemográficas para caracterização da amostra.

A coleta de dados foi direcionada a clientes que afirmaram ter tido experiências negativas em interações com chatbots de atendimento habilitados por IA. O critério de inclusão dos respondentes na pesquisa consistia em responder à pergunta: *“Você já teve alguma experiência negativa com chatbots habilitados por inteligência artificial, ou seja, que aceitam o uso de linguagem natural, como se estivesse escrevendo ou falando para uma pessoa?”*. Todos os respondentes incluídos nas amostras relataram que haviam tido experiências negativas com chatbots de atendimento.

Na obtenção da amostra 1, os questionários foram aplicados online por meio da plataforma Microsoft Forms, utilizando a técnica de bola de neve. Essa técnica consistiu na distribuição dos questionários com um convite de participação, bem como com o pedido de que os participantes repassassem o instrumento a outras pessoas que atendiam aos critérios da pesquisa, repetindo o processo sucessivamente até alcançar o tamanho amostral desejado (Johnson, 2014). Para ampliar o alcance, estratégias de recrutamento online foram adotadas, como a divulgação em redes sociais e o envio de convites por e-mail. A amostra 1 foi composta por 226 observações, atendendo ao critério mínimo de cinco respondentes por item da escala (Hair, Black, et al., 2019; Pasquali, 2010).

Para a composição da amostra 2, a coleta de dados foi realizada presencialmente nas cidades de Brasília/DF, Goiânia/GO e Palmas/TO. A opção pelas cidades se deu pela facilidade de acesso e conveniência, bem como forma de diversificar a amostra. Utilizou-se um questionário autoaplicável, e os potenciais participantes foram abordados em locais de grande circulação, como aeroportos, rodoviárias e *shopping centers*. Após confirmarem experiências negativas com chatbots de atendimento, os participantes foram convidados a responder ao questionário, com a opção de preenchê-lo na versão impressa ou acessar a versão digital por meio de *QR Code* ou *link* disponibilizado. No questionário os participantes precisavam confirmar participação por meio do Termo de Consentimento Livre e Esclarecido. Um total de 462 respostas foi obtido, sendo que, após o tratamento de dados e verificações para AFC (Tabachnick & Fidel, 2019), 394 observações compuseram a amostra 2. Essa amostra atendeu ao critério de 10 a 20 respondentes por item da escala (Hair et al., 2018; Kline, 2015).

Ressalta-se que esta pesquisa não foi submetida à apreciação pelos Comitês de Ética em Pesquisa (CEP) e pela Comissão Nacional de Ética em Pesquisa (CONEP). Conforme a Resolução nº 510/2016 do Conselho Nacional de Saúde, pesquisas de opinião pública que assegurem o anonimato e a confidencialidade dos sujeitos estão dispensadas de tais trâmites (Conselho Nacional de Saúde, 2016).

Tabela 4.1 - Características demográficas das amostras

Variáveis	Categorias	Amostra 1 (AFE)		Amostra 2 (AFC)	
		<i>n</i> = 226	%	<i>n</i> = 394	%
Gênero	Feminino	124	54,87%	194	49,24%
	Masculino	100	44,25%	195	49,49%
	Outro	1	0,44%	4	1,02%
	Preferiu não dizer	1	0,44%	1	0,25%
Idade	18-24 anos	25	11,06%	82	20,81%
	25-34 anos	48	21,24%	118	29,95%
	35-44 anos	83	36,73%	110	27,92%
	45-54 anos	48	21,24%	49	12,44%
	55-64 anos	16	7,08%	28	7,11%
	65 anos ou mais	6	2,65%	7	1,78%
Nível de escolaridade	Ensino fundamental	2	0,88%	3	0,76%
	Ensino médio	31	13,72%	93	23,60%
	Graduação (ensino superior)	37	16,37%	175	44,42%
	Pós-graduação	156	69,03%	123	31,22%
Renda	R\$ 0 a R\$ 2.000	16	7,08%	59	14,98%
	R\$ 2.001 a R\$ 5.000	47	20,80%	124	31,47%
	R\$ 5.001 a R\$ 7.000	43	19,03%	74	18,78%
	R\$ 7.001 a R\$ 10.000	38	16,81%	42	10,66%
	R\$ 10.001 a R\$ 15.000	33	14,60%	30	7,61%
	R\$ 15.001 a R\$ 19.999	18	7,96%	16	4,06%
	Acima de R\$ 20.000	21	9,29%	16	4,06%
	Prefiro não responder	10	4,42%	33	8,38%

Fonte: dados da pesquisa de campo.

4.3.3.2 Análise Fatorial Exploratória (AFE)

Inicialmente, a AFE foi utilizada para a purificação da escala do comportamento de codestruição de valor na interação com chatbots de IA. Sua aplicação possibilita identificar fatores consistentes do construto (Churchill, 1979; Rossiter, 2002). A AFE é uma técnica multivariada de análise de dados utilizada para verificar quais itens explicam cada fator (Field et al., 2012). Ao aplicá-la, não se utilizam informações prévias sobre o enquadramento qualitativo dos itens aos construtos, pois a análise é guiada pelos dados, que identificam os fatores (variáveis latentes) responsáveis por explicar cada conjunto de itens com base no compartilhamento de variância (Tabachnick & Fidel, 2019).

Para a realização da AFE, foi utilizado o *software Factor*, que possui ampla gama de recursos, como métodos de retenção de fatores, técnicas de rotação e índices de ajuste (Damásio et al., 2021). A fatorabilidade da matriz de dados foi avaliada por meio de dois testes para a aplicação e validade da AFE: o índice *Kaiser-Meyer-Olkin* (KMO) e o teste de esfericidade de Bartlett. Valores superiores a 0,60 no índice KMO indicam que o tamanho da amostra é suficiente para a aplicação da AFE (Kerlinger & Lee, 2008). Por sua vez, o teste de esfericidade de Bartlett avalia se os dados apresentam correlações suficientes entre os itens para justificar o uso da AFE, sendo necessário que o teste seja significativo ($p < 0,05$) (Hair,

Gabriel, et al., 2019). Os resultados obtidos no teste de esfericidade de Bartlett ($\chi^2 = 2461,8$, $gl = 465$, $p < 0,001$) e no índice KMO (0,64) indicaram que a matriz de correlação dos itens é adequada para a aplicação e interpretação da AFE.

A AFE foi conduzida utilizando uma matriz policórica e o método de extração *Robust Diagonally Weighted Least Squares* (RDWLS) (Asparouhov & Muthen, 2010). A definição do número de fatores a serem retidos foi baseada na técnica de análise paralela com permutação aleatória dos dados observados (Timmerman & Lorenzo-Seva, 2011), pois é considerada adequada e confiável em 92% dos casos (Laros e Puente-Palacios, 2004). Para a rotação, foi aplicado o método Robust Promin (Lorenzo-Seva & Ferrando, 2019). A análise paralela indicou a retenção de quatro fatores como adequados para representar os itens, conforme demonstrado na Tabela 4.2. Destaca-se que o critério dos autovalores (Field et al., 2012) corroborou essa decisão, pois quatro fatores apresentaram autovalores superiores a 1.

Tabela 4.2 - Resultados da análise paralela

Fatores	Variância explicada dos dados reais	Variância explicada dos dados aleatórios (95% IC)
1	25.5444*	7.8054
2	17.0617*	7.0998
3	7.4026*	6.5702
4	6.5659*	6.1844
5	4.7012	5.8693

Nota: O número de fatores a ser retido é quatro, pois quatro fatores dos dados reais apresentam % de variância explicada maior do que os dados aleatórios. Foram apresentadas apenas as linhas iniciais que são suficientes para identificar o número de fatores.

Fonte: elaborada pela autora com base nos dados da pesquisa.

A avaliação da adequação do modelo foi realizada utilizando os índices de ajuste *Root Mean Square Error of Approximation* (RMSEA), *Comparative Fit Index* (CFI) e *Tucker-Lewis Index* (TLI). De acordo com a literatura, os valores de RMSEA devem ser inferiores a 0,08, com o intervalo de confiança não ultrapassando 0,10. Já os valores de CFI e TLI devem ser superiores a 0,90, sendo preferível que alcancem 0,95 (Brown, 2015). Com base nesses critérios, os índices de ajuste da escala foram considerados apropriados, todos contabilizados em um intervalo de confiança de 95%. O índice RMSEA foi de 0,000, classificado como excelente. Os demais índices também demonstraram um ajuste adequado ($\chi^2 = 328,17$, $gl = 430$; $p = 0,999$; CFI = 0,999; TLI = 1,030).

As cargas fatoriais dos itens estão apresentadas na Tabela 4.3, que também informa os índices de fidedignidade composta e as estimativas de replicabilidade dos escores fatoriais,

representadas pelos índices *H-latent* e *H-observed* (Ferrando & Lorenzo-Seva, 2018). No geral, os itens apresentaram cargas fatoriais adequadas em seus fatores previamente definidos teoricamente. No entanto, alguns itens exibiram cargas cruzadas, isto é, cargas fatoriais superiores a 0,30 em mais de um fator. Para esses casos, foram utilizadas as medidas de importância de Pratt (Wu & Zumbo, 2017) como critério para decidir sobre a manutenção ou exclusão dos itens, complementadas por fundamentos teóricos que embasaram as decisões.

No fator MCIR-BOT, três itens apresentaram cargas cruzadas. Os itens IRB4 e IRB6 demonstraram cargas fatoriais maiores no fator de origem, com medidas de Pratt explicando 73,7% e 49,4%, respectivamente, o que justificou a manutenção deles no respectivo fator. Por outro lado, o item IRB10 apresentou carga fatorial superior em outro fator, motivo pelo qual foi excluído. Além disso, o item IRB7 também foi excluído por não apresentar carga relevante em nenhum dos fatores. No fator MCIR-CLI, todos os itens foram mantidos. O item IRC6 apresentou carga em dois fatores, porém a medida de Pratt foi de 53,8%, o que juntamente com o amparo teórico, justificou sua permanência no fator de origem.

No fator MCIS-BOT, o item ISB1 apresentou carga cruzada, mas exibiu uma carga maior no fator de origem e uma medida de Pratt explicando 71,2%, o que justificou sua manutenção no respectivo fator. O MCIS-CLI mostrou-se o mais problemático, pois os itens ISC1 e ISC3 apresentaram cargas maiores em outro fator. Contudo, teoricamente, esses itens se justificam no fator de origem. Diante dessa situação, optou-se por avaliar sua manutenção ou exclusão na etapa da AFC, uma vez que uma amostra maior e distinta tende a oferecer maior suporte para a decisão.

A fidedignidade composta dos fatores apresentou valores aceitáveis, com índices superiores a 0,70 (Fornell & Larcker, 1981), embora os fatores MCIS-BOT e MCIS-CLI tenham apresentado valores mais próximos desse limite. A estabilidade dos fatores foi verificada por meio do índice H (Ferrando & Lorenzo-Seva, 2018), que mede a capacidade de um conjunto de itens em representar adequadamente um fator comum. Esse índice tem variação de 0 a 1, com valores elevados ($> 0,80$) indicando uma variável latente bem definida e com maior probabilidade de estabilidade em diferentes estudos (Ferrando & Lorenzo-Seva, 2018). Conforme demonstrado na Tabela 4.3, os fatores MCIS-BOT e MCIS-CLI apresentaram *H-observed* inferior a 0,80, o que sugere que esses fatores podem não se replicar em estudos futuros. No entanto, os mesmos fatores apresentaram *H-latent* superior a 0,80, indicando que, na teoria, ainda possuem uma estrutura latente robusta e bem definida.

Tabela 4.3 - AFE do comportamento de codestruição de valor em interações com chatbots de atendimento habilitados por IA

ITENS	F1	F2	F3	F4
MCIR-BOT: Mau comportamento de integração de recursos do chatbot				
IRB1 - O chatbot não entendeu o que eu escrevi/falei	0.581	0.026	-0.100	0.050
IRB2 - O chatbot me forneceu informações desnecessárias ou que não possuíam relação com a minha solicitação	0.691	0.056	0.016	0.041
IRB3 - O chatbot respondeu meus questionamentos de forma incompleta	0.738	0.001	0.054	-0.041
IRB4 - O chatbot forneceu informações incorretas**	0.489	-0.087	0.321	-0.022
IRB5 - A minha solicitação não foi atendida pelo chatbot	0.627	-0.019	-0.203	0.173
IRB6 - O tempo de atendimento realizado pelo chatbot foi demorado**	0.419	0.035	0.368	-0.257
IRB7 - O chatbot transferiu a conversa para um atendente humano, devido à sua incapacidade de atender à minha solicitação*	0.274	0.165	0.049	-0.025
IRB8 - O chatbot ficou repetindo respostas excessivamente	0.686	-0.061	0.165	0.077
IRB9 - O chatbot não me direcionou para atendimento humano quando solicitado**	0.545	-0.077	0.278	0.003
IRB10 - O chatbot solicitou grande quantidade de dados pessoais para seguir com o atendimento*	0.441	-0.031	0.529	-0.133
IRB11 - O chatbot falhou em reconhecer que eu estava ficando frustrado(a) ou irritado(a), e continuou com a mesma forma de interação	0.514	-0.012	-0.000	0.167
MCIR-CLI: Mau comportamento de integração de recursos do cliente				
IRC1 - Tenho pouco conhecimento para lidar com o chatbot	0.115	0.733	-0.096	-0.067
IRC2 - Eu não forneci informações suficientes ao chatbot	0.032	0.837	-0.230	-0.120
IRC3 - Eu não compreendi adequadamente como lidar com o chatbot	0.174	0.951	-0.142	-0.057
IRC4 - Eu não segui as orientações fornecidas pelo chatbot	0.024	0.881	-0.039	0.000
IRC5 - Eu não expressei claramente as minhas necessidades ao chatbot**	-0.017	0.830	-0.021	0.076
IRC6 - Eu forneci intencionalmente informações incorretas ou enganosas ao chatbot**	-0.126	0.514	0.427	-0.020
IRC7 - Eu não forneci informações no tempo adequado	-0.073	0.662	0.113	0.113
IRC8 - Eu não me esforcei para interagir com o chatbot**	-0.094	0.681	0.080	0.137
IRC9 - Eu tratei sobre diferentes assuntos ao mesmo tempo com o chatbot	-0.171	0.487	0.256	0.097
MCIS-BOT: Mau comportamento de interação social do chatbot				
ISB1 - O chatbot me interrompeu repetidamente, não permitindo que eu terminasse perguntas ou explicações	0.336	0.170	0.527	-0.145
ISB2 - O chatbot utilizou linguagem desrespeitosa ou rude**	-0.239	0.052	0.737	0.093
ISB3 - A linguagem do chatbot pareceu insensível às minhas emoções	0.242	-0.077	0.419	0.180
ISB4 - O chatbot utilizou linguagem que pode ser vista como agressiva ou ofensiva**	-0.212	0.040	0.711	0.013
ISB5 - O atendimento foi encerrado pelo chatbot de forma repentina ou inesperada	0.247	-0.162	0.474	0.101
MCIS-CLI: Mau comportamento de interação social do cliente				
ISC1 - Eu usei linguagem desrespeitosa ou rude durante a conversa com o chatbot**	-0.126	0.038	0.570	0.363
ISC2 - Eu culpei o chatbot pela dificuldade de comunicação	-0.069	-0.030	0.036	0.667
ISC3 - Fiz comentários ao chatbot que poderiam ser interpretados como agressivos ou ofensivos**	-0.098	-0.023	0.541	0.463
ISC4 - Eu abandonei a conversa ao ficar frustrado(a) com o chatbot	0.184	-0.003	-0.114	0.643
ISC5 - Eu perdi a paciência com o chatbot	0.258	0.050	-0.056	0.676
Confiabilidade Composta	0,828	0,915	0,715	0,703
H-latent	0,888	0,938	0,890	0,801
H-observed	0,915	0,878	0,744	0,720

Nota: * itens excluídos na AFE. **itens excluídos na AFC.

Fonte: elaborada pela autora com base nos dados da pesquisa.

4.3.3.3 Análise Fatorial Confirmatória (AFC)

Após a primeira purificação da escala com a AFE, foi realizada uma nova purificação utilizando a AFC (Churchill, 1979; Rossiter, 2002), para “testar o quão bem as variáveis medidas representam os construtos” (Hair et al. 2009, p. 587), e avaliar a plausibilidade da estrutura multidimensional da escala CCV-ChatbotIA-Cliente. Para isso, foram utilizados os dados da amostra 2, conforme descrito anteriormente.

A análise foi realizada no *Mplus 8.11* (B. Muthén & Muthén, 2019), um *software* de reconhecida reputação para conduzir análises de modelos com variáveis latentes (J. Wang & Wang, 2019). O método de estimação utilizado foi o RDWLS, considerado apropriado para dados categóricos (DiStefano & Morgan, 2014). Foram utilizados os seguintes índices de ajuste: χ^2 ; χ^2/gf ; CFI; TLI; *Standardized Root Mean Residual* (SRMR) e RMSEA. Além do que já foi mencionado anteriormente sobre os índices de ajuste, espera-se que os valores de χ^2 não sejam significativos; a razão χ^2/gf seja $\leq$ que 5 ou, preferencialmente $\leq$ que 3 (Brown, 2015). Um valor SRMR esperado como bom ajuste é menor que 0,08 (Hu & Bentler, 1998; Kline, 2023).

O modelo original, isto é, a estrutura multifatorial identificada na AFE, foi testado na AFC. Porém, o modelo apresentou resultados de ajuste contraditórios. De acordo com a Tabela 4.4, os índices de ajuste não suportaram adequadamente o modelo inicial. Diante do exposto, foram realizados vários testes para reespecificar o modelo, sempre observando os índices de modificação sugeridos e o embasamento teórico.

Tabela 4.4 - Índices de ajuste do modelo multifatorial CCV-ChatbotIA-Cliente

	χ^2 (gl)	χ^2/gf	CFI	TLI	SRMR	RMSEA (90% IC)
Original	1758.644** (344)	5,11	0,810	0,791	0,108	0,102 (0,097 – 0,107)
Reespecificado	303.947** (129)	2,35	0,953	0,945	0,049	0,059 (0,050-0,067)

Nota: χ^2 = qui-quadrado; *gl* = graus de liberdade; *CFI* = *Comparative Fit Index*; *TLI* = *Tucker-Lewis Index*; *SRMR* = *Standardized Root Mean Square Residual*; *RMSEA* = *Root Mean Square Error of Approximation*; ** $p < 0,001$.

Fonte: elaborada pela autora com base nos dados da pesquisa.

Inicialmente, os índices de modificação apontaram problemas relacionados às variáveis ISB2 e ISB4 do fator MCIS-BOT, e ISC1 e ISC3 do fator MCIS-CLI. Uma análise mais detalhada dos dados revelou que o padrão de respostas desses itens foi predominantemente baixo, com respostas próximas ao número 1 da escala. Em outras palavras, muitos respondentes declararam não possuir os comportamentos mencionados. Essa observação indicou que esses

itens estavam prejudicando o ajuste do modelo em seus respectivos fatores, apresentando altos índices de modificação. Por essa razão, optou-se por excluí-los, apesar de relatos existentes na literatura sobre a relevância desses comportamentos. É possível que esses itens sejam menos aplicáveis ao contexto geral investigado neste estudo.

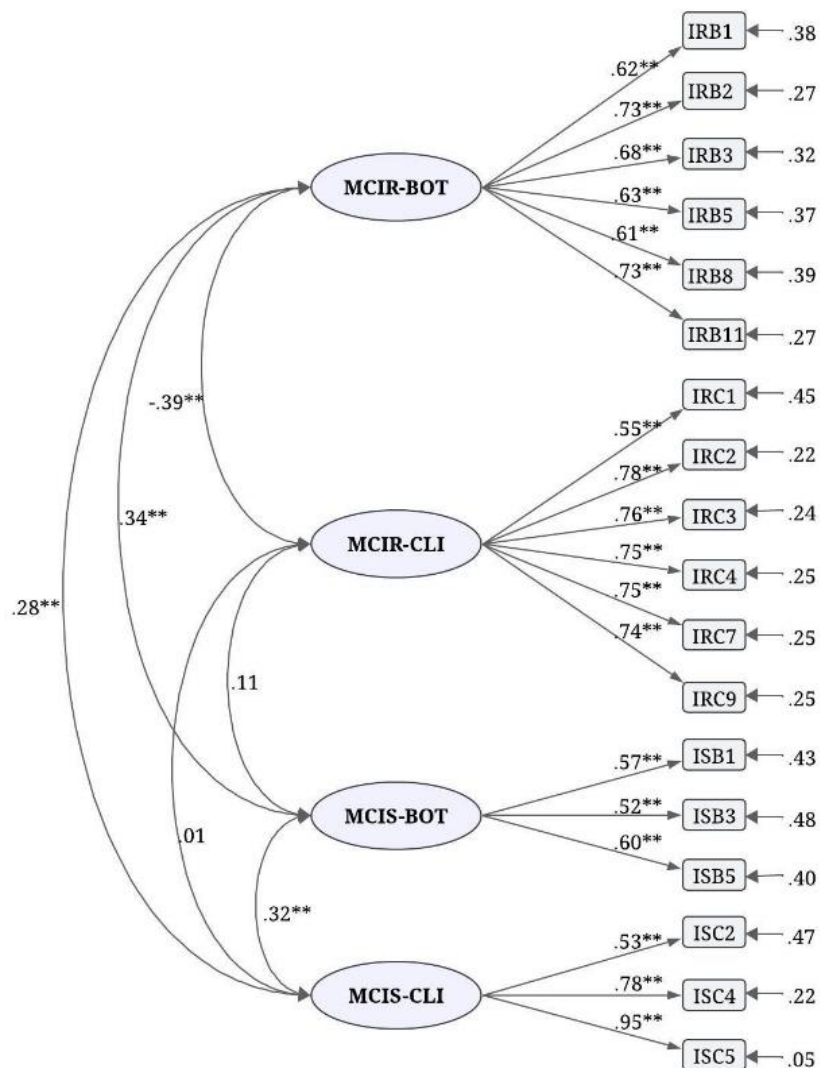
Além disso, os índices de modificação sugeriram alterações no fator MCIR-BOT, culminando na eliminação dos itens IRB4, IRB6 e IRB9. A decisão foi respaldada pela verificação de que outros itens já cobriam partes do conteúdo desses itens eliminados, evitando redundâncias. No fator MCIR-CLI, as respostas tenderam a se concentrar no polo 1 da escala, indicando que os clientes, de maneira geral, relataram maus comportamentos de integração de recursos próprios como baixos, uma vez que atribuem esse comportamento, em maior grau, aos chatbots de atendimento. Itens com menor variabilidade de respostas apresentaram sobreposição ou correlação significativa entre si. Assim, após análise estatística e teórica, os itens IRC5, IRC6 e IRC8 foram eliminados. Essas exclusões tornam a escala mais enxuta, o que representa uma vantagem prática para a autoaplicação de instrumentos (Netemeyer et al., 2003).

Após as alterações mencionadas, o modelo re-especificado apresentou resultados plausíveis, com índices indicando um bom ajuste: RMSEA = 0,059 (IC 90%: [0,050, 0,067]), CFI = 0,953, TLI = 0,945, SRMR = 0,049 e $\chi^2/gl = 2,35$. Esses valores atendem aos critérios de ajustamento recomendados na literatura. Embora os valores de χ^2 tenham sido significativos, isso é esperado em amostras maiores. Além disso, o valor de χ^2/gl (qui-quadrado normalizado) ficou entre 2 e 5, indicando um ajuste aceitável (Kline, 2023).

O modelo confirmou os quatro fatores latentes: mau comportamento de integração de recursos do chatbot (MCIR-BOT), mau comportamento de integração de recursos do cliente (MCIR-CLI), mau comportamento de interação social do chatbot (MCIS-BOT), mau comportamento de interação social do cliente (MCIS-CLI). Os fatores latentes apresentaram cargas fatoriais padronizadas significativas e dentro de intervalos adequados, com o menor valor retido sendo de 0,52. Cargas superiores a 0,50 são consideradas aceitáveis em AFC, especialmente quando o modelo apresenta bom ajuste (Hair, Black, et al., 2019; Tabachnick & Fidell, 2019). Um ponto de atenção foi o item ISC5, que apresentou uma carga fatorial elevada, sugerindo uma possível associação com o fator latente. Além disso, os fatores do construto demonstraram relações significativas entre si, com quatro correlações estatisticamente significativas e índices de correlação de baixos a moderados, indicando distinção e relacionamento entre os fatores (Kline, 2023). A Figura 4.2 apresenta a estrutura multifatorial, as cargas fatoriais dos itens e as correlações entre os fatores.

A confiabilidade composta (*Composite Reliability* – CR) foi utilizada para verificar a consistência interna dos fatores avaliados. No presente estudo, os fatores MCIR-BOT (CR = 0,83), MCIR-CLI (CR = 0,87) e MCIS-CLI (CR = 0,81) apresentaram índices adequados, com valores acima de 0,70 (Fornell & Larcker, 1981), o que indica consistência interna satisfatória. No entanto, o fator MCIS-BOT (CR = 0,58) apresentou um valor abaixo do recomendado, porém valores próximos a 0,60 são considerados aceitáveis (Ursachi et al., 2015). Ainda assim, esse resultado indica a necessidade de revisão e ampliação de itens associados a este fator em pesquisas futuras. Destaca-se que esse fator teve o número de itens reduzidos na AFC, conforme apresentado anteriormente, e a CR tende a ser mais baixa em fatores com poucos itens.

Figura 4.2 - Diagrama do modelo estrutural re-especificado com as cargas fatoriais dos itens



Nota: As informações foram arredondadas para duas casas decimais. Nível de significância: **p < 0.001.

Fonte: elaborada pela autora com base nos dados da pesquisa.

4.4 Discussão dos resultados

O conjunto de análises realizadas forneceu suporte à validade dos escores obtidos, confirmando a estrutura teórica proposta para a escala de Codestruição de Valor em Interações com Chatbots de Atendimento Habilitados por IA (Perspectiva do Cliente), denominada de CCV-ChatbotIA-Cliente. A codestruição de valor na interação de clientes com a IA foi confirmada como um fenômeno multidimensional, assim como ocorre no contexto de relações interpessoais (Guan et al., 2020; Guan, Gong, Liu, et al., 2022). A escala CCV-ChatbotIA-Cliente é composta por quatro fatores: dois relacionados ao comportamento de codestruição do chatbot, sob a perspectiva do cliente — (i) mau comportamento de integração de recursos do chatbot (MCIR-BOT) e (ii) mau comportamento de interação social do chatbot (MCIS-BOT) — e dois relacionados ao comportamento do cliente na interação com o chatbot — (iii) mau comportamento de integração de recursos do cliente (MCIR-CLI) e (iv) mau comportamento de interação social do cliente (MCIS-CLI).

Os resultados indicaram evidências de validade de conteúdo e validade baseada na estrutura interna. Os índices de ajuste demonstraram que o modelo representa adequadamente os dados, com os itens mostrando aderência aos seus respectivos fatores, especialmente nos fatores MCIR-BOT e MCIR-CLI. A escala desenvolvida apresentou confiabilidade satisfatória em três fatores, e o fator MCIS-BOT revelou confiabilidade composta abaixo do esperado, sugerindo a necessidade de aprimoramento futuro.

O modelo confirmou que os maus comportamentos de integração de recursos e de interação social, tanto por parte do chatbot quanto do cliente, estão inter-relacionados. Esses achados reforçam o entendimento de que a codestruição de valor é um fenômeno dinâmico e bidirecional (Echeverri & Skálén, 2021; Plé & Cáceres, 2010), explicando como se manifesta a codestruição de valor no contexto de interações com chatbots de IA.

Em termos de interações entre os fatores, verificou-se correlação negativa entre MCIR-BOT e MCIR-CLI, sugerindo que os clientes tendem a responsabilizar o chatbot ou o provedor do serviço pelo mau comportamento de integração de recursos. Esse resultado está alinhado com os achados qualitativos de Castillo et al. (2021), agora confirmados estatisticamente. Vale ressaltar que MCIR-CLI apresentou correlação apenas com MCIR-BOT, reforçando a percepção de que os clientes consideram o chatbot como o principal responsável pelos problemas de integração de recursos.

Aqui cabe uma discussão sobre a atribuição externa de culpa, em que os clientes responsabilizam o chatbot (ou o provedor do serviço) pelos problemas, mas não reconhecem

falhas próprias na integração de recursos no uso das plataformas. Não se trata da minimização da responsabilidade do provedor, mas sim da noção de equilíbrio de responsabilidade em uma interação bidirecional. O viés do autoengano fornece uma possível explicação para esse resultado, ou seja, quando indivíduos ignoram o que lhes é inconveniente e não reconhecem falhas pessoais (Hippel & Trivers, 2011).

Os resultados revelaram também correlações positivas entre MCIR-BOT e MCIS-BOT, bem como entre MCIR-BOT e MCIS-CLI, evidenciando que comportamentos problemáticos de integração de recursos por parte do chatbot contribuem para interações sociais problemáticas. Assim, quando um chatbot apresenta problemas de integração de recursos, também tende a exibir comportamentos inadequados em termos de interação social. Esses achados corroboram a ideia de que deficiências na integração de recursos impactam negativamente as habilidades de interação social (Bidar et al., 2024; Liljeroos-Cork & Luhtala, 2024). Inversamente, interações sociais inadequadas podem comprometer a integração de recursos.

Outro achado significativo foi a correlação positiva entre MCIS-BOT e MCIS-CLI, indicando que o mau comportamento de interação social se influencia mutuamente entre os atores. Essa associação confirma empiricamente que o valor é colaborativamente codestruido, com os clientes assumindo parte da responsabilidade pela codestruição de valor ao reconhecerem o papel de ambos no mau comportamento de interação social. As correlações positivas entre os fatores sociais destacam o papel crítico da interação social na codestruição de valor (W. Chen et al., 2024), sugerindo que falhas nas interações sociais do chatbot podem gerar reações adversas nos clientes.

4.4.1 Contribuições teóricas

Os resultados aqui encontrados confirmam que o mau comportamento relacionado à codestruição de valor se manifesta não apenas pelo mau comportamento de integração de recursos (Kong et al., 2024; Laud et al., 2019), mas também pelo mau comportamento de interação social dos atores. A estrutura de medição abrangente do processo de codestruição, que avalia ambas as partes envolvidas na interação, é mais completa e reflete a natureza do “co” no conceito de codestruição de valor. Em outras palavras, trata-se de um fenômeno que depende da responsabilidade de ambas as partes. Essa avaliação mais ampla avança no entendimento empírico e teórico da codestruição de valor, ao apresentar evidências empíricas e significativas sobre o fenômeno.

Nos estudos sobre a cocriação de valor, é mais facilmente reconhecido e compreendido que a responsabilidade pela formação de valor é colaborativa (Vargo & Lusch, 2017). Por outro lado, na codestruição de valor, conforme confirmado neste trabalho, o cliente, enquanto beneficiário, reconhece parcialmente a sua responsabilidade ao assumir o mau comportamento de interação social, mas atribui problemas de integração de recursos como sendo, em maior medida, de responsabilidade do chatbot de atendimento. Ainda assim, esses achados estão alinhados com os princípios da LDS, que postula que o valor é um fenômeno colaborativo (Vargo & Lusch, 2016). Com base nisso, os resultados sugerem a ampliação de um dos axiomas da perspectiva teórica da Lógica Dominante do Serviço (LDS), de modo a incluir a possibilidade de codestruição de valor, com a seguinte proposição: “O valor é sempre colaborativamente cocriado, codestruído ou sujeito a ambos os processos, de forma simultânea ou alternada”.

Em suma, este trabalho contribui com um instrumento que, além de avaliar experiências, enriquece o entendimento sobre a codestruição de valor. A escala pode ser utilizada como ferramenta de medida em estudos futuros, ampliando a compreensão de um conceito teórico que ainda está em fase inicial de investigação (Coelho & Farias, 2024). Vale destacar que as dimensões do instrumento proposto possibilitam a divisão em subescalas (Netemeyer et al., 2003), o que pode ser útil para estudos que explorem aspectos específicos do fenômeno.

4.4.2 Contribuições práticas e gerenciais

Este trabalho revelou que os clientes atribuíram a responsabilidade pela codestruição de valor majoritariamente ao chatbot, ou seja, indiretamente ao provedor do serviço e às suas tecnologias. Nesse sentido, o estudo de (Pavone et al., 2023) também confirma que os clientes tendem a responsabilizar as empresas pelos problemas associados aos chatbots. Por isso, destaca-se a necessidade do monitoramento das interações entre chatbots e clientes, uma vez que o mau comportamento de interação social entre esses atores é um aspecto crítico.

Esses achados sinalizam aos gestores a importância de um acompanhamento contínuo e ajustes nas práticas de atendimento ao cliente, uma área particularmente sensível, que pode amplificar tensões, problemas e custos quando não gerenciada adequadamente (Castillo et al., 2021). As experiências negativas relatadas pelos clientes estão associadas, por exemplo, a interpretações equivocadas, respostas inadequadas ou à incapacidade do chatbot em resolver problemas e demandas específicas. Esses resultados fornecem evidências práticas para que as

empresas otimizem a experiência do cliente, aprimorem o uso de chatbots de atendimento e considerem estratégias de atendimento híbrido (humano-IA) de forma integrada.

A escala CCV-ChatbotIA-Cliente se apresenta como uma ferramenta valiosa para compreender a propensão à codestruição de valor. Além disso, auxilia no diagnóstico e monitoramento de problemas na experiência do cliente, fornecendo orientações para o aperfeiçoamento do design dos chatbots, o que pode incluir melhorias nas formas de resposta e na linguagem adotada. Compreender os aspectos associados às experiências negativas também favorece a aplicação de estratégias que promovam uma boa reputação organizacional, ao minimizar os impactos negativos, fortalecendo as relações com os clientes.

4.5 Conclusão, limitações e pesquisas futuras

A escala de Codestruição de Valor em Interações com Chatbots de IA alcançou evidências de validade de conteúdo e validade baseada na estrutura interna. O instrumento é composto por quatro fatores associados ao mau comportamento de integração de recursos e de interação social, tanto do cliente quanto do chatbot: MCIR-BOT, MCIS-BOT, MCIR-CLI e MCIS-CLI. Este estudo comprova empiricamente a natureza colaborativa do processo de codestruição de valor, dada a avaliação das partes envolvidas e as relações estabelecidas entre as dimensões do construto.

Uma das principais limitações deste estudo é que a escala foi testada exclusivamente no contexto brasileiro. Entretanto, a adaptação e validação transcultural da escala representam um caminho necessário em futuras investigações. Além disso, a utilização de amostras por conveniência restringe a generalização dos resultados. Outra limitação está no fato de que a escala captura apenas a perspectiva do cliente. Embora o valor deva ser avaliado pelo beneficiário do serviço (Vargo & Lusch, 2016), a análise da percepção dos provedores de serviços de chatbots pode oferecer uma visão mais abrangente do fenômeno. Além disso, os fatores MCIS-BOT e MCIS-CLI apresentaram um número reduzido de itens na AFC, o que sugere a necessidade de incluir novos itens para ampliar e fortalecer esses fatores.

Outro ponto a considerar é que a escala foi validada em um contexto geral de usuários de chatbots. Portanto, a validação setorial – em áreas como bancária, saúde, turismo e serviços públicos digitais – representa uma oportunidade de pesquisa relevante para o aprimoramento e a aplicação contextual da escala. Conforme apontado por Netemeyer et al. (2003), testes ao longo do tempo são fundamentais para o refinamento das estruturas teóricas, especialmente em contextos tecnológicos dinâmicos e em constante evolução, como o da IA. Nesse sentido,

estudos longitudinais podem avaliar como o comportamento de codestruição de valor se desenvolve com o avanço das tecnologias e o uso crescente de chatbots em serviços. Por fim, a construção e validação de escalas para avaliar sistemas híbridos – ou seja, a combinação de chatbots e atendentes humanos – surge como uma oportunidade de pesquisa alinhada às tendências do setor de atendimento ao cliente.

5 Codestruição de valor em interações com chatbots de atendimento habilitados por IA: um modelo explicativo baseado em variáveis de desfecho

Resumo

Propósito – A inteligência artificial (IA) tem impulsionado o uso de chatbots no atendimento ao cliente, modificando, assim, a experiência do usuário em novos formatos de interação. Este estudo testa um modelo explicativo que avalia os efeitos da codestruição de valor em interações com chatbots de atendimento habilitados por IA sobre o boca a boca negativo, a descontinuidade de uso e a desconfiança de clientes em relação ao chatbot.

Métodos – O estudo adota uma abordagem quantitativa e emprega Modelagem por Equações Estruturais (MEE). Os dados foram coletados por meio de um questionário autoaplicável, com 394 clientes brasileiros que relataram experiências negativas com chatbots de atendimento. A amostra foi obtida por conveniência, e as análises foram realizadas no *software MPlus*.

Resultados/descobertas – Os achados indicam que a codestruição de valor provocada pelo chatbot afeta significativamente o boca a boca negativo, a descontinuidade de uso e a desconfiança. Problemas na interação social gerados pelo chatbot tiveram maior impacto sobre a desconfiança e a descontinuidade de uso, enquanto falhas na integração de recursos influenciaram principalmente o boca a boca negativo.

Limitações/implicações – A amostragem não probabilística limita a generalização dos resultados. Além disso, o desenho transversal da pesquisa impede inferências causais. Pesquisas futuras podem explorar essas relações em diferentes setores e contextos culturais, além de investigar o impacto da sofisticação dos chatbots.

Originalidade/valor – O estudo contribui para o aprofundamento do entendimento sobre as consequências da codestruição de valor em interações com chatbots, destacando seus impactos negativos. Em termos práticos, os resultados fornecem orientações para empresas que utilizam chatbots, enfatizando a necessidade de minimizar falhas técnicas e deficiências na interação social para melhorar a confiança do usuário, evitar o boca a boca negativo e reduzir a intenção descontinuidade de uso.

5.1 Introdução

A inteligência artificial (IA) tem provocado transformações significativas no ambiente de negócios, modificando consistentemente a forma como clientes e organizações interagem (M.H. Huang & Rust, 2024). Os chatbots baseados em IA estão sendo utilizados amplamente para atendimento ao cliente, realização de vendas e comunicação, e para isso utilizam o processamento de linguagem natural e o aprendizado de máquina (Enholm et al., 2022). A depender do nível de sofisticação da IA, os chatbots superam aspectos de automação proporcionados por outras tecnologias, emulando capacidades humanas, como entendimento, fala, conversação e resposta (M. H. Huang & Rust, 2021a). Por isso, a IA é considerada como um ator não humano autônomo (Neuhofer et al., 2021) e cada vez mais independente em ecossistemas de serviço (Coelho & Farias, 2024).

Com a adoção da IA no atendimento ao cliente, espera-se a cocriação de valor, ampliando o valor percebido pelos atores envolvidos, dadas as vantagens associadas ao atendimento imediato e personalizado aos clientes, e à redução de custos decorrente da capacidade de atender em larga escala, beneficiando as organizações (Grundner & Neuhofer, 2021). No entanto, esse é um fenômeno emergente e complexo de marketing que gera incertezas e possui riscos (Vargo, Peters, et al., 2023), de forma que as interações com a IA impõem desafios importantes à confiança (Ranieri et al., 2024), questões éticas, de segurança e de privacidade (Dogru et al., 2023; Flavian et al., 2022; B. W. Wirtz et al., 2020). Assim, as interações habilitadas por chatbots podem falhar e não atender às expectativas dos clientes, levando à codestruição de valor (Canhoto & Clear, 2020; Castillo et al., 2021; Hottat et al., 2023; Y.S. Huang & Dootson, 2022).

A codestruição de valor é um fenômeno colaborativo entre os atores de uma interação, que promove a redução do bem-estar das partes envolvidas, ocorrendo devido a problemas relacionados ao mau uso ou integração inadequada de recursos (Echeverri & Skålén, 2021) e ao mau comportamento de interação social (Li & Tuunanen, 2022). O fenômeno da codestruição de valor é especialmente problemático não apenas pela redução do bem-estar, mas também pelas possíveis consequências negativas associadas às falhas de serviço (P. F. Hsu et al., 2021), como insatisfação (Grundner & Neuhofer, 2021), descontinuidade do serviço, desconfiança (Castillo et al., 2021), e boca a boca negativo (Sthapit et al., 2024).

Apesar do avanço significativo no uso de chatbots habilitados por IA no atendimento ao cliente, ainda há uma compreensão limitada sobre os efeitos adversos dessas interações (Enholm et al., 2022; Ranieri et al., 2024), particularmente no contexto da codestruição de

valor. A literatura sobre a formação de valor em interações com a IA está em estágio inicial de desenvolvimento, com a maioria dos estudos sobre a cocriação de valor, enquanto a codestruição em interações habilitadas por IA recebe atenção limitada (Coelho & Farias, 2024). No entanto, a literatura existente carece de investigações que articulem variáveis de desfecho da codestruição de valor nesse contexto, como o impacto no boca a boca negativo, na intenção de descontinuidade de uso e na desconfiança em relação ao chatbot de atendimento. Além disso, ainda não foi amplamente explorado como esses fatores operam especificamente em interações mediadas por IA, o que limita a compreensão sobre como gerenciar esses sistemas para evitar efeitos contrários aos esperados.

Diante do exposto, a problemática que orienta esta pesquisa é: como um modelo explicativo pode capturar as relações que demonstram como a codestruição de valor em interações de clientes com chatbots de atendimento habilitados por IA influencia o boca a boca negativo, a intenção de descontinuidade de uso e a desconfiança no chatbot? Para responder a essa questão, este estudo teve como objetivo testar um modelo conceitual explicativo que avalia a influência da codestruição de valor em interações com chatbots habilitados por IA no boca a boca negativo, na intenção de descontinuidade de uso e na desconfiança em relação ao chatbot.

Este estudo contribui para a literatura sobre interações mediadas por IA, ampliando a compreensão sobre os fatores que influenciam a codestruição de valor em interações com chatbots (Coelho & Farias, 2024). Diferentemente de estudos anteriores, que geralmente se concentram nos benefícios da implementação de chatbots (K.-W. Lee & Li, 2023), esta pesquisa focaliza nas implicações negativas que surgem devido a questões de confiança, segurança e privacidade de dados (Dogru et al., 2023). Ao identificar como esses fatores atuam como antecedentes da codestruição de valor, o estudo oferece uma base teórica que ajuda a preencher lacunas existentes no campo. Além disso, os resultados fornecem implicações práticas para empresas que utilizam chatbots para atendimento ao cliente, destacando a necessidade de investir em sistemas que garantam maior transparência, segurança de dados e confiabilidade nas interações. Também, ao investigar os efeitos da codestruição de valor, a pesquisa revela aspectos que precisam ser mitigados visando interações mais positivas (Flavián & Casaló, 2021), e contribuindo para a intenção de continuidade e para a redução do boca a boca negativo.

5.2 Fundamentação teórica e hipóteses

5.2.1 *Lógica dominante do serviço, cocriação e codestruição de valor*

A Lógica Dominante do Serviço (LDS) é uma perspectiva teórica bastante utilizada para compreender as interações de serviço. Um dos seus axiomas principais é a cocriação de valor, que ocorre por meio da integração colaborativa de recursos entre os atores (Vargo & Lusch, 2017). Apesar de a LDS não reconhecer explicitamente o conceito de codestruição de valor (Plé & Cáceres, 2010), ela é uma abordagem teórica das interações de serviço que pode ser utilizada para entender as transformações relacionais impostas neste novo contexto de interações com a IA.

Embora a literatura sobre cocriação de valor tenha avançado, poucos estudos investigam o fenômeno da codestruição de valor, que surge quando as interações falham, resultando na redução do bem-estar dos envolvidos e em impactos negativos, como insatisfação e término do serviço (Castillo et al., 2021; Codá & Farias, 2022; Echeverri & Skålén, 2021). Pesquisas revelaram que a cocriação e a codestruição podem coexistir (Lumivalo et al., 2023), na interação entre atores humanos e não humanos habilitados por IA, a qual pode resultar tanto em cocriação, codestruição de valor ou ambos os processos, dependendo das práticas de integração de recursos e da gestão de desafios impostos pela mudança nas configurações das interações (Coelho & Farias, 2024).

A IA é considerada um recurso *operant* que pode tanto facilitar quanto prejudicar as experiências de serviço, dependendo de como é aplicada para promover as interações entre os atores (Neuhofer et al., 2021). Por exemplo, chatbots baseados em IA estão se tornando cada vez mais frequentes no atendimento ao cliente, tornando-se populares devido à sua capacidade de oferecer respostas rápidas e automatizadas, otimizando o tempo de espera e o custo para as empresas. Entretanto, a crescente substituição de atendimentos humanos por chatbots, especialmente no contato inicial do cliente com a empresa, tem levantado preocupações relacionadas ao impacto na experiência do consumidor (Castillo et al., 2021).

A codestruição de valor é um fenômeno multidimensional que ocorre quando interações entre clientes e provedores de serviço resultam em experiências negativas ou destruição de valor (Guan et al., 2020; M. Li & Tuunanen, 2022). Este estudo enfoca nas interações de atendimento ao cliente mediadas por chatbots habilitados por inteligência artificial (IA), investigando como quatro fatores de mau comportamento podem influenciar variáveis de desfecho relacionadas à percepção de valor.

5.2.2 Levantamento de hipóteses

Nesta seção, serão apresentadas as hipóteses que fundamentam o modelo a ser testado. O modelo explora os efeitos da codestruição de valor no boca a boca negativo, na descontinuidade de uso por parte dos clientes, e desconfiança em relação ao chatbot.

5.2.2.1 Boca a boca negativo

O boca a boca negativo é definido como a disseminação de informações desfavoráveis por consumidores insatisfeitos, geralmente motivada pelo desejo de alertar outros sobre experiências ruins ou de expressar frustrações (Anderson, 1998; Chao et al., 2021). Assim, como consequência direta, experiências negativas em serviços, especialmente aquelas percebidas como injustas ou frustrantes, possuem maior probabilidade de serem compartilhadas, devido ao impacto emocional gerado (Zeelenberg & Pieters, 2004). Em ambientes mediados por tecnologia, onde o cliente espera eficiência e confiabilidade, a falha em atender essas expectativas pode amplificar a disposição para disseminar informações negativas (T. Zhang et al., 2017).

Interações frustrantes com chatbots frequentemente geram respostas emocionais negativas, levando ao boca a boca negativo (B. Huang & Philp, 2021; Mostafa et al., 2024). Também, estilos de comunicação robótica sem adaptação às necessidades dos clientes aumentam a percepção de inadequação do serviço, levando ao boca a boca negativo (Park et al., 2023), bem como quando os chatbots não atendem às demandas do consumidor de forma eficaz (Um et al., 2020). As experiências negativas ao comprometerem a percepção de valor, desencadeiam comportamentos que refletem a insatisfação, como o boca a boca negativo (Lumivalo et al., 2023).

Em interações com chatbots de atendimento habilitados por IA, falhas como respostas inadequadas, falta de empatia ou problemas técnicos podem intensificar a percepção de codestruição de valor, incentivando os consumidores a compartilharem relatos negativos com seus pares (Castillo et al., 2021). Quando o consumidor percebe que a interação não apenas falhou em atender suas necessidades, mas também comprometeu aspectos fundamentais como confiança, privacidade ou eficiência, a tendência de compartilhar essas experiências de maneira desfavorável tende a aumentar (Agnihotri & Bhattacharya, 2024; Cheng, 2025; C.-L. Hsu & Lin, 2023). Com base nesse contexto, formulamos a seguinte hipótese:

H1: A codestruição de valor impacta positivamente o boca a boca negativo.

5.2.2.2 *Intenção de descontinuidade de uso*

A descontinuidade de uso é definida como disposição do consumidor relacionada à redução de uso, abandono do uso, descontinuação temporária e também à procura por alternativa de substituição de serviço ou tecnologia após experiências anteriores (J. Lin et al., 2020). Em outras palavras, o comportamento de uso descontínuo se dá pela suspensão temporária, redução da frequência e suspensão de uso. A descontinuação do uso de sistemas de IA não é um processo estático e definitivo, mas dinâmico, em que as percepções do usuário podem mudar, por exemplo, após um tempo de desconexão da tecnologia, o usuário pode optar, ou pode ser necessário que ele volte a utilizá-la (T. Zhang & Tong, 2024). Assim, a descontinuação pode ser intermitente, ou seja, os usuários param de usar um serviço ou minimizam a frequência por um tempo, e depois podem reestabelecer o uso (Zhou & Zhang, 2024).

Quando ocorrem falhas nas interações, prejudicando a formação de valor entre os atores, a codestruição de valor pode intensificar a decisão do consumidor de buscar alternativas ou abandonar o serviço (Echeverri & Skålén, 2021). A codestruição de valor reduziu ou eliminou as intenções de pacientes de continuarem usando serviços de saúde (Goto et al., 2022). No contexto de chatbots habilitados por IA, falhas geram insatisfação e frustração, que impulsionam a intenção de descontinuidade, especialmente quando comprometem a experiência do consumidor (Castillo et al., 2021). Estudos mostram que consumidores que vivenciam experiências negativas com tecnologias baseadas em IA tendem a evitar serviços que não atendam às suas expectativas ou que sejam percebidos como pouco confiáveis (M. H. Huang & Rust, 2021a).

Experiências negativas têm um impacto mais duradouro na decisão de descontinuidade em comparação com experiências positivas, devido à carga emocional associada às falhas percebidas (Zeelenberg & Pieters, 2004). Assim, quando as expectativas não são atendidas, os consumidores frequentemente optam por interromper o uso do serviço ou buscar outras alternativas (Ashfaq et al., 2020). Portanto, a codestruição de valor em interações com chatbots pode aumentar a intenção de descontinuar o uso. Esse efeito negativo pode ser intensificado quando as falhas envolvem aspectos essenciais, como privacidade, segurança e a incapacidade do chatbot de atender adequadamente às necessidades do consumidor (Dogru et al., 2023; C.-L. Hsu & Lin, 2023). Diante disso, formulamos a seguinte hipótese:

H2: A codestruição de valor afeta positivamente a intenção de descontinuidade de uso do chatbot.

5.2.2.3 Desconfiança

A confiança é a credibilidade acerca de que o outro agirá de forma esperada e benéfica (Mayer et al., 1995), por outro lado, a desconfiança refere-se a uma expectativa de ação prejudicial ou não confiável (Harrison McKnight & Chervany, 2001; Luhmann, 2018). A confiança é considerada como a disposição para assumir riscos, enquanto a desconfiança, por estar ligada a um maior estado de vulnerabilidade, faz com que indivíduos evitem assumir riscos (Mayer et al., 1995). Assim, as pessoas podem evitar interações ou passar a agir com mais prudência, devido ao receio quanto à integridade ou intenções da outra parte (Harrison McKnight & Chervany, 2001).

A confiança foi considerada pelos clientes como um dos aspectos mais importantes nas interações com chatbots baseados em IA (Sonntag et al., 2023), de forma que, o uso de chatbots tem afetado negativamente a experiência dos clientes quando não corresponde às suas expectativas, resultando em uma redução da confiança digital (Ranieri et al., 2024). A desconfiança é vista como um antecedente da codestruição de valor (Lv et al., 2021; Sthapit et al., 2024; Vafeas et al., 2016). Mas também pode ser um desfecho, uma vez que a desconfiança pode surgir de experiências negativas anteriores ou de incertezas sobre as intenções do outro (Kramer, 1999). Diante do exposto, podem surgir ciclos de desconfiança, em que uma determinada desconfiança inicial, originada de uma experiência anterior, pode prejudicar a integração de recursos e a interação social de uma prestação de serviço futura. Isso faz com que falhas de serviço ampliem ou confirmem essa desconfiança (Castillo et al., 2021).

A desconfiança em chatbots de atendimento está relacionada a falhas de serviço (Y.-S. Huang & Dootson, 2022), ausência de humanidade e de habilidade técnica (Ranieri et al., 2024), percepções de risco (Lumivalo et al., 2023), vulnerabilidade (Canhoto & Clear, 2020), entre outros aspectos. Diante do exposto, a codestruição de valor na interação com chatbots de atendimento ao cliente pode predizer a desconfiança. Assim, temos como hipótese:

H3. A codestruição de valor afeta positivamente a desconfiança em chatbots de atendimento

5.3 Procedimentos metodológicos

Para investigar as relações entre as variáveis latentes do modelo proposto, adotou-se a Modelagem por Equações Estruturais (MEE), uma técnica estatística que permite avaliar múltiplas relações de dependência simultâneas entre variáveis observáveis e latentes (Kline,

2023). Este método é particularmente adequado ao estudo, pois envolve testes de hipóteses, com diferentes interações teóricas a serem validadas empiricamente, incluindo as variáveis latentes boca a boca negativo, descontinuidade de uso e desconfiança, bem como os fatores do comportamento de codestruição de valor em interações com chatbots de atendimento.

5.3.1 Instrumentos de medição

O questionário foi composto por itens de medidas validadas pela literatura. Os respondentes avaliaram cada item em uma escala tipo Likert de 7 pontos, na qual 1 correspondia a "discordo totalmente" e 7 a "concordo totalmente". Para mensurar a variável “boca a boca negativo”, foram utilizados itens de Grégoire et al. (2009) e Casidy e Shin (2015). Para “intenção de descontinuidade de uso” seguiu-se os itens de Ma et al. (2019) e S. Zhang et al. (2016). Já a variável “desconfiança” foi mensurada com a escala de Jian et al. (2000), adaptada para sistemas de IA por Perrig et al. (2023). Por sua vez, a escala de codestruição de valor foi desenvolvida e validada pela autora deste trabalho. Essa escala é composta por quatro fatores: mau comportamento de integração de recursos do chatbot, mau comportamento de integração de recursos do cliente, mau comportamento de interação social do chatbot e mau comportamento de interação social do cliente. Os itens são apresentados na Figura 5.1.

Figura 5.1 - Medidas utilizadas para a coleta de dados

Variável (CC)	Itens de medição	Referência
Boca a boca negativo - BBNEG (CC = 0,89)	BBN1 - Eu compartilhei com outras pessoas informações negativas sobre o chatbot de atendimento BBN2 - Eu contei a outras pessoas sobre a experiência ruim de atendimento com o chatbot BBN3 - Eu falei para outras pessoas não usarem o chatbot de atendimento	Grégoire et al. (2009) e Casidy e Shin (2015)
Intenção de descontinuidade de uso - DESCONT (CC = 0,88)	DT1 - Tenho intenção de interromper temporariamente o uso do chatbot de atendimento DT2 - Se fosse possível, eu deixaria de utilizar o chatbot de atendimento DT3 - Pretendo reduzir a frequência com que utilizo o chatbot de atendimento	Ma et al. (2019) e S. Zhang et al. (2016)
Desconfiança - DESCONF (CC = 0,84)	DF1 - O chatbot de atendimento é enganoso DF2 - O chatbot de atendimento se comporta de maneira pouco transparente DF3 - Eu desconfio do chatbot de atendimento DF4 - As ações do chatbot de atendimento terão um resultado prejudicial ou danoso	Jian et al. (2000) e Perrig et al. (2023)
Mau comportamento de integração de recursos do chatbot - MCIR-BOT (CC = 0,82)	IRB1 - O chatbot não entendeu o que eu escrevi/falei IRB2 - O chatbot me forneceu informações desnecessárias ou que não possuíam relação com a minha solicitação IRB3 - O chatbot respondeu meus questionamentos de forma incompleta IRB4 - A minha solicitação não foi atendida pelo chatbot IRB5 - O chatbot ficou repetindo respostas excessivamente	Escala desenvolvida no artigo anterior

	IRB6 - O chatbot falhou em reconhecer que eu estava ficando frustrado(a) ou irritado(a), e continuou com a mesma forma de interação	
Mau comportamento de integração de recursos do cliente - MCIR-CLI (CC = 0,87)	IRC1 - Tenho pouco conhecimento para lidar com o chatbot IRC2 - Eu não forneci informações suficientes ao chatbot IRC3 - Eu não compreendi adequadamente como lidar com o chatbot IRC4 - Eu não segui as orientações fornecidas pelo chatbot IRC5 - Eu não forneci informações no tempo adequado IRC6 - Eu tratei sobre diferentes assuntos ao mesmo tempo com o chatbot	Escala desenvolvida no artigo anterior
Mau comportamento de interação social do chatbot - MCIS-BOT (CC = 0,58)	ISB1 - O chatbot me interrompeu repetidamente, não permitindo que eu terminasse perguntas ou explicações ISB2 - A linguagem do chatbot pareceu insensível às minhas emoções ISB3 - O atendimento foi encerrado pelo chatbot de forma repentina ou inesperada	Escala desenvolvida no artigo anterior
Mau comportamento de interação social do cliente - MCIS-CLI (CC = 0,82)	ISC1 - Eu culpei o chatbot pela dificuldade de comunicação ISC2 - Eu abandonei a conversa ao ficar frustrado(a) com o chatbot ISC3 - Eu perdi a paciência com o chatbot	Escala desenvolvida no artigo anterior

Nota: CC = Confiabilidade Composta, *Rho de Jöreskog* (Chin, 1998).

Fonte: elaborada pela autora.

Além dos itens, o questionário incluiu questões demográficas, como idade, gênero, renda e escolaridade. Adicionalmente, foi inserida uma questão critério de inclusão de participantes, exigindo que os respondentes tivessem vivenciado uma experiência negativa anterior com chatbots de atendimento habilitados por IA. O questionário também incluiu uma pergunta sobre a familiaridade dos participantes com chatbots de atendimento.

5.3.2 Procedimentos de coleta de dados e amostragem

A coleta de dados foi realizada por meio de um questionário autoaplicável direcionado aos usuários de chatbots de atendimento habilitados por IA que tiveram experiências negativas com essas plataformas. Os dados foram coletados presencialmente nas cidades de Brasília/DF, Goiânia/GO e Palmas/TO. A amostra foi obtida utilizando a amostragem por conveniência, em que os possíveis respondentes foram abordados em lugares públicos de livre circulação (aeroportos, rodoviárias e *shopping centers*). Após serem questionados sobre experiências negativas com chatbots de atendimento, aqueles que responderam afirmativamente foram convidados a participar da pesquisa. Os participantes podiam responder ao questionário em formato impresso ou acessar a versão eletrônica no Microsoft Forms por meio de *QR Code* ou *link* de acesso. No questionário, foi disponibilizado o Termo de Consentimento Livre e Esclarecido.

O tamanho amostral mínimo necessário foi estimado pela Calculadora de Tamanho de Amostra a Priori para Modelos de Equações Estruturais (Soper, 2024). Assim, considerando o

efeito previsto, o nível de poder estatístico, o número de variáveis latentes e observadas, e o nível de probabilidade, o tamanho mínimo recomendado da amostra foi de 177 observações. No total foram obtidas 462 respostas (amostra 2), incluindo questionários respondidos de forma impressa e online. Após o tratamento e limpeza de dados, em que foram excluídos questionários com dados omissos, tempo de resposta reduzido, outliers extremos e respostas sem variabilidade no padrão, a amostra final foi composta por 394 observações (Tabachnick & Fidell, 2019), atendendo ao mínimo necessário recomendado pela calculadora do tamanho amostral (Soper, 2024).

5.3.3 *Análise dos dados*

A análise foi conduzida no *software Mplus*, pois é reconhecido como uma ferramenta poderosa para modelagem de variáveis latentes, oferecendo recursos que automatizam diversas etapas analíticas e possui métodos de estimação robustos a violações de normalidade e colinearidade dos dados (J. Wang & Wang, 2019). A MEE foi utilizada para explorar as relações entre as variáveis exógenas e endógenas do modelo. Foi adotado o estimador WLSMV (*Weighted Least Squares Mean and Variance Adjusted*), pois é mais adequado para variáveis categóricas ou ordinais, como escalas do tipo Likert, uma vez que lida melhor com violações da normalidade e distribuições não contínuas (L. K. Muthén & Muthén, 2017).

Para avaliar a adequação do modelo, foram utilizados os seguintes índices de ajuste: qui-quadrado (χ^2); razão qui-quadrado pelos graus de liberdade (χ^2/ gl); *Comparative Fit Index* (CFI); *Tucker-Lewis Index* (TLI); *Standardized Root Mean Residual* (SRMR) e *Root Mean Square Error of Approximation* (RMSEA). Na interpretação, espera-se que os valores de χ^2 não sejam estatisticamente significativos. A razão χ^2/ gl deve ser inferior a 5 ou, preferencialmente, inferior a 3. Os valores de CFI e TLI devem ser superiores a 0,90 e, idealmente, acima de 0,95, indicando um bom ajuste. Quanto ao SRMR e RMSEA, um ajuste aceitável ocorre quando os valores são inferiores a 0,08 ou, preferencialmente, menores 0,06, sendo recomendável que o limite superior do intervalo de confiança do RMSEA seja inferior a 0,10 (Brown, 2015; Schreiber et al., 2006).

5.3.4 *Caracterização da amostra*

A amostra apresentou uma distribuição equilibrada entre os gêneros, sendo composta por 49,24% de participantes do gênero feminino, 49,49% do gênero masculino, 1,02% que se identificaram como outro e 0,25% que preferiram não informar seu gênero. A faixa etária

predominante está entre 25 e 34 anos (29,95%), seguida por indivíduos de 35 a 44 anos (27,92%) e 18 a 24 anos (20,81%). Faixas etárias mais avançadas têm representatividade menor, com 12,44% entre 45 e 54 anos, 7,11% entre 55 e 64 anos, e apenas 1,78% acima de 65 anos.

Quanto ao nível de escolaridade, a maioria dos participantes possui graduação no ensino superior (44,42%), seguida por 31,22% com pós-graduação. O ensino médio foi reportado por 23,60% da amostra, enquanto o ensino fundamental representa apenas 0,76%. Na classificação mais detalhada da pós-graduação, observou-se que 18,78% dos participantes possuem especialização, 8,38% têm mestrado e 4,06% concluíram o doutorado.

A distribuição da renda mensal revela que a maior parte dos respondentes está na faixa de R\$ 2.001 a R\$ 5.000 (31,47%), seguida pela faixa de R\$ 5.001 a R\$ 7.000 (18,78%) e de R\$ 7.001 a R\$ 10.000 (10,66%). A parcela com renda entre R\$ 0 e R\$ 2.000 corresponde a 14,98%, enquanto rendas mais altas, entre R\$ 10.001 e R\$ 15.000, representam 7,61% da amostra. Faixas superiores, de R\$ 15.001 a R\$ 19.999 e acima de R\$ 20.000, foram reportadas por 4,06% dos participantes, cada. Além disso, 8,38% dos respondentes optaram por não informar sua renda.

Conforme relatado, os dados foram coletados em locais como aeroportos, rodoviárias e shopping centers, assim, foi possível ter respondentes e trânsito, oriundos de vários locais do Brasil. No entanto, a concentração foi maior nas regiões Centro-Oeste (49,49%) e Norte (29,95%), tendo em vista que o levantamento ocorreu em Brasília, Goiânia e Palmas. As demais regiões tiveram menor representatividade na amostra, sendo Sudeste (10,91%), Nordeste (4,82%) e Sul (4,82%).

5.4 Resultados

5.4.1 *Nível de familiaridade e preferência de atendimento*

A Tabela 5.1 revela que a maioria dos participantes apresenta um grau de familiaridade de moderado a extremo com os chatbots de atendimento. Esses resultados sugerem que os participantes, em sua maioria, possuem algum grau de experiência ou contato prévio com chatbots, o que é apropriado para avaliar seu comportamento em experiências negativas com esse formato de atendimento. Além disso, os respondentes foram indagados sobre sua preferência de atendimento entre humanos e chatbots/robôs. O resultado foi que 96,7% dos

participantes afirmaram preferir ser atendidos por humanos, enquanto apenas 3,3% relataram ter preferência pelo chatbot/robô de atendimento.

Tabela 5.1 - Nível de familiaridade e preferência de atendimento

Variável	Categoria	n (394)	%
Nível de familiaridade com o chatbot de atendimento	Nada familiarizado	10	2,54%
	Pouco familiarizado	21	5,33%
	Ligeiramente familiarizado	32	8,12%
	Moderadamente familiarizado	94	23,86%
	Bastante familiarizado	119	30,20%
	Muito familiarizado	66	16,75%
	Extremamente familiarizado	52	13,20%
Preferência pelo formato de atendimento	Atendimento humano	381	96,7%
	chatbot/robô de atendimento	13	3,3%

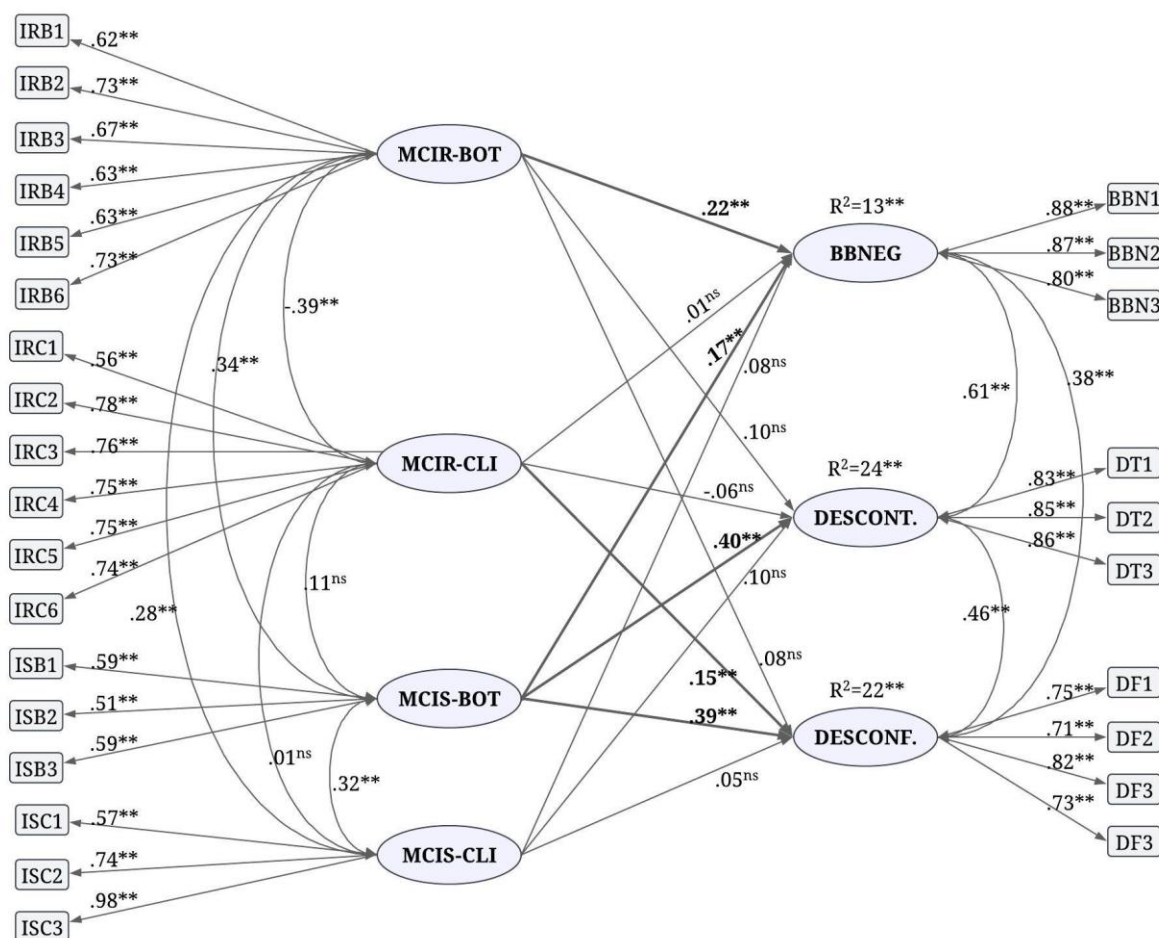
Fonte: elaborada pela autora com base nos dados da pesquisa.

5.4.2 Resultados dos modelos testados

Inicialmente, foi testado um *modelo geral* de MEE com os 4 fatores de codestruição de valor (MCIR-BOT, MCIR-CLI, MCIS-BOT e MCIS-CLI) para verificar como esses fatores predizem as variáveis boca a boca negativo, intenção de descontinuidade de uso e a desconfiança em relação ao chatbot. Os índices de ajuste do modelo com essas variáveis consequentes foram satisfatórios ($\chi^2/ gl = 2,09$, CFI = 0,96, TLI = 0,95, RMSEA = 0,05 [IC90%: 0,05-0,06], SRMR = 0,05), atendendo aos critérios recomendados na literatura (Brown, 2015; Kline, 2023). As cargas fatoriais padronizadas das variáveis observadas para os construtos latentes foram superiores a 0,50 e altamente significativas ($p < 0,001$), demonstrando convergência dentro dos fatores.

Conforme observado na Figura 5.2, os resultados do modelo geral mostram que os fatores da codestruição de valor possuem diferentes impactos sobre as variáveis consequentes. Em relação ao BBNEG, os fatores MCIR-BOT e MCIS-BOT apresentam impactos positivos e estatisticamente significativos, enquanto MCIR-CLI e MCIS-CLI não demonstraram significância estatística. Para DESCONT, apenas MCIS-BOT revelou um efeito associado, enquanto MCIR-BOT, MCIR-CLI e MCIS-CLI não apresentaram significância. No caso de DESCONF, os resultados indicam que MCIS-BOT e MCIR-CLI possuem impactos significativos, ao passo que MCIR-BOT e MCIS-CLI não são estatisticamente significativos.

Figura 5.2 - Relações entre o comportamento de codestruição de valor e as variáveis consequentes (modelo geral)



Nota: As informações numéricas foram arredondadas para duas casas decimais para facilitar a visualização. Nível de significância: Altamente significativo (** $p < 0,001$) e não significativo (^{ns}). MCIR-BOT – Mau comportamento de integração de recursos do chatbot, MCIR-CLI – Mau comportamento de integração de recursos do cliente, MCIS-BOT – Mau comportamento de interação social do chatbot, MCIS-CLI – Mau comportamento de interação social do cliente, BBNEG – Boca a boca negativo, DESCONT – Descontinuidade de uso, e DESCONF – Desconfiança em relação ao chatbot.

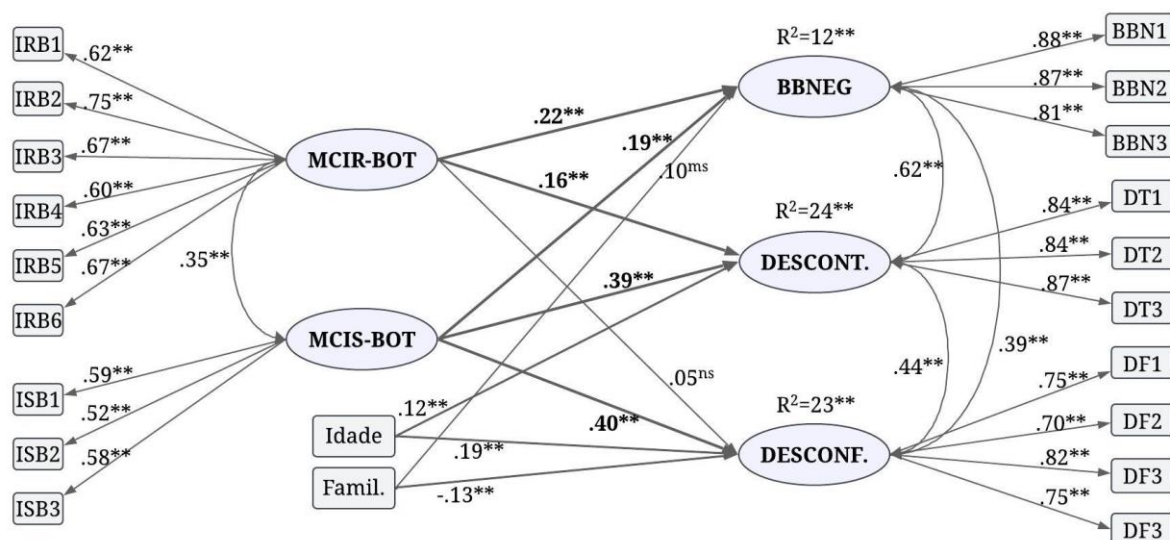
Fonte: elaborada pela autora com base nos dados da pesquisa.

Com base na perspectiva do cliente, os achados evidenciaram que os comportamentos de codestruição de valor associados ao chatbot, representados por MCIR-BOT e MCIS-BOT, desempenham um papel mais relevante na explicação do modelo, com associações significativas com as variáveis de desfecho testadas. Diante disso, optou-se por realizar uma análise de um *modelo reduzido*, considerando apenas os fatores relacionados ao mau comportamento do chatbot. Nesse modelo, também foram testadas, como variáveis de controle, gênero, escolaridade, idade e familiaridade. No entanto, apenas idade e familiaridade foram mantidas, pois apresentaram relações significativas com as variáveis endógenas. As demais foram retiradas por não apresentarem relação estatisticamente significativa.

A abordagem do modelo reduzido visa aprofundar a compreensão sobre a predição dos fatores do comportamento de codestruição de valor do chatbot nas variáveis consequentes, permitindo uma análise mais focalizada e robusta. Os resultados da MEE indicaram um ajuste satisfatório aos dados, com indicadores de qualidade consistentes: $\chi^2/gf = 2,34$, RMSEA = 0,06 (IC90%: 0,05-0,07), CFI = 0,96, TLI = 0,96 e SRMR = 0,06.

Os resultados do modelo reduzido (Figura 5.3) evidenciam que ambos os fatores de codestruição de valor relacionados ao chatbot influenciam as variáveis consequentes, porém de maneira não uniforme. O mau comportamento de interação social do chatbot apresentou influência significativa em todas as variáveis consequentes, destacando-se como o fator de maior impacto nesse aspecto. Por outro lado, o mau comportamento de integração de recursos do chatbot teve efeitos significativos em boca a boca negativo e intenção de descontinuidade de uso, mas não em desconfiança.

Figura 5.3 - Relações entre o comportamento de codestruição de valor do chatbot e variáveis consequentes (modelo reduzido)



Nota: As informações numéricas foram arredondadas para duas casas decimais para facilitar a visualização. Nível de significância: Altamente significativo (** $p < 0.001$), significativo (* $p < 0.001$), marginalmente significativo (^{ms} $0.05 \leq p < 0.10$) e não significativo (^{ns} $p \geq 0.10$). MCIR-BOT – Mau comportamento de integração de recursos do chatbot, MCIR-CLI – Mau comportamento de integração de recursos do cliente, MCIS-BOT – Mau comportamento de interação social do chatbot, MCIS-CLI – Mau comportamento de interação social do cliente, BBNEG – Boca a boca negativo, DESCONT – Descontinuidade de uso, e DESCONF – Desconfiança em relação ao chatbot. As relações não significativas entre idade e familiaridade com as variáveis latentes endógenas não foram representadas no diagrama.

Fonte: elaborada pela autora com base nos dados da pesquisa.

As variáveis de controle idade e familiaridade também exerceram influência sobre as variáveis latentes endógenas. A idade dos usuários apresentou um efeito positivo e significativo

na descontinuidade de uso e na desconfiança, embora não tenha influenciado o boca a boca negativo. Já a familiaridade com o chatbot apresentou um efeito marginalmente significativo no boca a boca negativo, e teve um efeito negativo e significativo sobre a desconfiança. Entretanto, não foi observada uma relação significativa entre familiaridade e descontinuidade de uso.

Ao analisar as cargas fatoriais, verifica-se que todas são superiores a 0,50, indicando que os itens se associam adequadamente às variáveis latentes e as representam bem (Hair, Black, et al., 2019). Além disso, nenhuma das correlações entre variáveis latentes atingiu valores extremamente elevados, o que sugere que elas são estatisticamente distintas entre si (Kline, 2023). Dessa forma, não há evidências de multicolinearidade que possam comprometer a validade do modelo.

Todas as variáveis apresentaram confiabilidade composta, expressa pelo coeficiente *rho de Jöreskog*, acima de 0,70, com exceção da variável MCIS-BOT, cuja confiabilidade composta foi de 0,58, um valor inferior ao considerado ideal (Chin, 1998). No entanto, sabe-se que a confiabilidade composta pode ser influenciada pelo número de itens da escala e pela homogeneidade das cargas fatoriais (Valentini & Damásio, 2016). Considerando que a escala de codestruição de valor desenvolvida está em fase de testes e que se trata de um estudo exploratório em uma temática dinâmica, tais resultados podem ocorrer. Inclusive, em estudos exploratórios, coeficientes de confiabilidade composta abaixo de 0,70 podem ser considerados aceitáveis, desde que haja outras evidências de validade (Hair, Black, et al., 2019). Assim, ressalta-se que há um conjunto de evidências que reforça a validade do instrumento, e a ampliação do número de itens com boa representação do fator tende a mitigar essa limitação.

Os valores de R^2 indicaram a proporção da variância explicada para cada variável endógena do modelo. Os preditores explicam 12% (0,12) da variância do boca a boca negativo, 24% (0,24) da variância da descontinuidade de uso e 23% (0,23) da variância de desconfiança. Valores de R^2 variam dependendo da área de estudo. Em pesquisas comportamentais e sociais, onde os fenômenos são complexos e influenciados por diversos fatores externos, valores mais baixos de R^2 são comuns e ainda podem ser interpretados como relevantes (Hair, Black, et al., 2019). Nessas áreas, um R^2 próximo ou superior a 0,02 indica um efeito pequeno, 0,13 um efeito médio e 0,26 um efeito grande (Cohen, 2013). Com base nesses critérios, o modelo apresenta uma capacidade explicativa moderada para a intenção de descontinuidade de uso e a desconfiança. No caso do boca a boca negativo, a variância explicada é mais baixa, mas ainda indica que a codestruição de valor provocada pelo chatbot influencia esse desfecho.

Os testes de predição do comportamento de codestruição de valor, mais especificamente do comportamento de codestruição de valor do chatbot, influenciando as variáveis endógenas, indicam evidência de validade preditiva, um tipo de validade de critério (American Educational Research Association et al., 2014). E também validade nomológica. Esse tipo de validade diz respeito à capacidade de um construto de se relacionar com outras variáveis de maneira teoricamente consistente (Hair, Black, et al., 2019). Dessa forma, os resultados deste trabalho indicam que os fatores exógenos possuem relações coerentes com desfechos esperados em variáveis endógenas dentro do contexto de interações com chatbots de atendimento.

5.4.3 Resultados dos testes de hipóteses

Considerando que os fatores associados ao mau comportamento de codestruição de valor do chatbot, com base na avaliação dos clientes, demonstraram maior capacidade explicativa sobre as variáveis de desfecho testadas, a análise se concentra, principalmente, nesse comportamento para confirmar ou refutar as hipóteses previamente levantadas.

Os resultados indicaram que apenas o fator mau comportamento de interação social do chatbot apresentou um impacto significativo na desconfiança, enquanto o fator mau comportamento de integração de recursos do chatbot não demonstrou significância estatística. Dessa forma, a H1 foi parcialmente suportada, pois apenas uma dimensão da codestruição de valor por parte do chatbot contribuiu para a desconfiança. Assim, a H1 é confirmada com o seguinte ajuste: "O comportamento de codestruição de valor provocado pelo chatbot de atendimento afeta parcialmente a desconfiança do cliente em chatbots de atendimento"

A análise revelou que os dois fatores da codestruição de valor por parte do chatbot tiveram uma influência significativa no boca a boca negativo. Assim, o resultado corrobora a H2: "A codestruição de valor do chatbot de atendimento afeta positivamente o boca a boca negativo, com base na perspectiva dos clientes". Por último, os resultados demonstraram que a codestruição de valor por parte do chatbot também influencia positivamente a descontinuidade de uso do chatbot na perspectiva dos clientes. Assim, H3 foi suportada: "A codestruição de valor do chatbot influencia positivamente a intenção de descontinuidade de uso do chatbot, com base na perspectiva dos clientes".

5.5 Discussão e implicações

O modelo geral testado indicou que o mau comportamento de clientes exerce influência menor sobre as variáveis endógenas, enquanto os maus comportamentos dos chatbots têm um

impacto mais significativo. Esse achado reforça a tendência dos usuários de responsabilizarem os provedores de serviço pela codestruição de valor, o que está alinhado com estudos prévios que demonstram que falhas atribuídas à empresa influenciam mais fortemente os comportamentos negativos dos clientes (Castillo et al., 2021; Luo et al., 2024). Assim, atitudes como boca a boca negativo, descontinuidade de uso e desconfiança em relação aos chatbots estão diretamente associadas à percepção de mau funcionamento dos próprios sistemas automatizados (Hottat et al., 2023).

Os resultados indicam que ambos os tipos de codestruição de valor oriundos do chatbot levam ao boca a boca negativo, com falhas na integração de recursos exercendo um efeito ligeiramente maior. Isso sugere que problemas técnicos são determinantes para avaliações negativas, pois os clientes esperam eficiência (T. Zhang et al., 2017), respostas adaptadas às suas necessidades (Park et al., 2023) e interações empáticas (Castillo et al., 2021). A necessidade de expressar a frustração gerada por essas falhas (Mostafa et al., 2024), aliada ao desejo de proteger amigos e familiares de experiências negativas (Chao et al., 2021), incentiva o boca a boca negativo, e isso fenômeno amplifica-se quando ocorre em redes sociais e plataformas de avaliação por parte dos clientes e usuários. Além disso, os clientes podem ter um sentimento de vingança, desejando se vingar da empresa por uma vivência problemática que experimentaram (Yeh et al., 2020).

O presente trabalho demonstrou que a codestruição de valor é um fenômeno que exerce influência significativa na intenção dos usuários de descontinuarem o uso de chatbots de atendimento. Na perspectiva do cliente, essa descontinuidade é influenciada por comportamentos de codestruição originados no próprio chatbot, sendo mais fortemente impactada por falhas na interação social do agente autônomo. Estudos anteriores indicam que interrupções no uso são uma consequência da codestruição de valor em serviços (Echeverri & Skålén, 2021) e em interações com IA (Castillo et al., 2021; Huang & Rust, 2021), o que torna os resultados aqui obtidos consistentes com a literatura. Como estratégia de autoproteção, os clientes tendem a evitar novas interações com plataformas que falharam (Luo et al., 2024), o que pode estar relacionado à preferência por atendimento humano. Esse achado merece atenção, pois a codestruição de valor pode impactar não apenas a continuidade do uso dos chatbots, mas também levar os clientes a romperem relações com as empresas, optando por serviços concorrentes.

A desconfiança, por sua vez, está fortemente associada à maneira como o chatbot interage socialmente. Isso sugere que experiências ruins na interação social geram percepções de falta de confiabilidade (Castillo et al., 2021). Além disso, clientes podem perceber riscos,

como a falta de proteção de dados e dificuldades na resolução de problemas, reduzindo a confiança na empresa e nas plataformas de IA (Dogru et al., 2023). Consequentemente, seguindo a noção de ciclos de desconfiança, em interações futuras com chatbots, essa desconfiança obtida após uma experiência ruim pode amplificar aspectos de mau comportamento de integração de recursos e de interação social.

As variáveis de controle, idade e familiaridade, também demonstraram influência sobre as variáveis de desfecho. Usuários de faixas etárias mais elevadas tendem a abandonar o uso do chatbot com maior frequência e a demonstrar níveis mais altos de desconfiança. Ou seja, quanto maior a idade do usuário, maior a propensão à descontinuidade de uso e à desconfiança nas interações com o chatbot. Esses resultados podem estar relacionados à complexidade das interfaces tecnológicas de atendimento (Hong et al., 2023), à dificuldade de utilização do chatbot (Poonpanich & Buranasiri, 2022), ao não atendimento às expectativas de desempenho (Yu & Chen, 2024), entre outras questões.

Diante do exposto, adultos mais velhos tendem a apresentar menor confiança tecnológica na IA em comparação com públicos mais jovens, o que pode explicar o abandono do serviço (Diaz-Asper et al., 2024). A convergência entre os achados da literatura e os resultados desta pesquisa indicam que usuários mais idosos podem ter sua integração de recursos prejudicada, contribuindo, em maior grau, para a codestruição de valor nessas interações, bem como sentirem mais intensamente os efeitos negativos sobre seu bem-estar.

Adicionalmente, verificou-se que maior familiaridade com o uso da tecnologia está associada a níveis mais altos de confiança, enquanto menor familiaridade implica maior desconfiança. Esse resultado indica que a experiência e o uso recorrente reduzem incertezas e aumentam a percepção de previsibilidade nas interações (Horowitz et al., 2024). Tendo em vista a noção de ciclos de desconfiança, usuários com menor familiaridade com o chatbot podem apresentar uma percepção amplificada da codestruição de valor em interações posteriores com o agente de IA.

5.5.1 Contribuições teóricas e práticas

Como contribuição teórica, este estudo distingue os efeitos das dimensões de codestruição de valor nos desfechos negativos testados. Enquanto falhas na integração de recursos afetam principalmente o boca a boca negativo e a intenção de descontinuidade de uso, falhas na interação social influenciam mais fortemente a descontinuidade e a desconfiança. Isso reforça a necessidade de priorizar o desenvolvimento de habilidades sociais em chatbots para minimizar experiências negativas. Além disso, a pesquisa evidencia que as variáveis de

desfecho estão interligadas, ou seja, a codestruição tende a resultar em diversos problemas às organizações e aos usuários.

Este trabalho também contribui com a validação empírica das escalas de boca a boca negativo, intenção de descontinuidade de uso e desconfiança aplicados ao contexto da IA no cenário brasileiro. As escalas apresentaram índices de ajustes adequados e boa confiabilidade composta.

Em termos gerenciais, os achados sugerem que as empresas devem investir na melhoria da interação social dos chatbots, desenvolvendo capacidades como comunicação clara e respostas emocionais adequadas. Além disso, aprimorar a integração de recursos e monitorar indicadores de mau funcionamento das plataformas de chatbots são estratégias essenciais para reduzir boca a boca negativo e descontinuidade de uso. A implementação de treinamento baseado em IA e ajustes contínuos nos fluxos de atendimento pode minimizar impactos negativos, fortalecendo a percepção de valor do serviço, especialmente para faixas etárias com maior idade. Além disso, um dos resultados evidenciados neste trabalho mostrou que após vivenciarem experiências negativas com os chatbots, os clientes manifestaram a preferência expressiva pelo formato de atendimento humano, revelando a necessidade acompanhamento recorrente sobre esse aspecto.

5.6 Conclusão, limitações e pesquisas futuras

Este estudo avança no entendimento sobre codestruição de valor em interações com chatbots de atendimento ao cliente, apresentando um modelo explicativo com fatores da codestruição e três variáveis de desfecho: o boca a boca negativo, a intenção de descontinuidade de uso e a desconfiança no chatbot. Os resultados reforçam a importância das habilidades sociais dos chatbots no impacto sobre percepções negativas. O modelo fornece evidências sólidas sobre os impactos negativos da codestruição de valor em interações com chatbots, destacando a necessidade de melhorias contínuas em suas funcionalidades para minimizar, assim, efeitos adversos aos consumidores. Ainda mais ao considerar que parte expressiva da amostra relatou ter preferência por atendimento humano.

Embora os resultados sejam consistentes, respaldados pela literatura e apresentem índices de ajuste satisfatórios, algumas limitações devem ser consideradas. Primeiramente, apesar de os dados terem sido coletados em locais públicos de três capitais brasileiras e incluírem respondentes de todas as regiões do país, a distribuição amostral não foi suficientemente proporcional para representar, de forma abrangente, diferentes contextos

culturais e organizacionais do Brasil. Além disso, a amostragem por conveniência limita a generalização dos achados, e o desenho transversal adotado impossibilita inferências causais mais robustas. Ainda, como a amostra reflete um público geral, o estudo não considera implicações em função dos diferentes níveis de sofisticação tecnológica.

Pesquisas futuras podem explorar a percepção dos clientes em setores específicos, uma vez que o presente estudo foi conduzido com a população geral. Cumpre destacar que os resultados refletem a dinâmica das interações no Brasil, sendo relevante realizar estudos em outros países para comparar como as relações entre as variáveis se manifestam. Outra possibilidade é a condução de estudos longitudinais, que permitiriam uma análise mais aprofundada da dinâmica temporal da codestruição de valor no uso da IA para atendimento ao cliente. Investigação adicional também poderia incluir outras variáveis, como satisfação, lealdade e intenção de recompra, a fim de verificar se essas variáveis serão influenciadas negativamente pela codestruição de valor. Por fim, variáveis que caracterizam o nível de sofisticação tecnológica dos chatbots podem ser incorporadas como moderadoras, permitindo uma análise mais detalhada dos fatores que ampliam ou atenuam os efeitos da codestruição de valor.

6 Conclusão da Tese

A presente tese teve como objetivo examinar como o comportamento de codestruição de valor ocorre em interações com chatbots de atendimento habilitados por inteligência artificial e como esse fenômeno influencia o boca a boca negativo, a descontinuidade de uso e a desconfiança na perspectiva do cliente. Para isso, foi adotado um formato de compilação de artigos. No primeiro trabalho, foi revisada a literatura sobre cocriação e codestruição de valor em interações de serviços habilitadas por IA. O segundo explorou o marco teórico e o estado da arte da codestruição de valor. Na sequência, o terceiro artigo teve como objetivo obter evidências de validade e confiabilidade científica de uma escala de medição do comportamento de codestruição de valor em interações com chatbots de atendimento habilitados por IA, a partir da perspectiva do cliente. Por último, no quarto trabalho foi testado um modelo conceitual que avaliou os efeitos da codestruição de valor em interações com chatbots habilitados por IA sobre o boca a boca negativo, a descontinuidade de uso e a desconfiança de clientes em relação ao chatbot.

A escala CCV-ChatbotIA-Cliente, proposta para mensurar o comportamento de codestruição de valor em interações com chatbots de atendimento habilitados por inteligência artificial na perspectiva do cliente, apresentou evidências de validade psicométrica. Foram confirmadas evidências de validade de conteúdo, validade da estrutura interna, validade preditiva e validade nomológica.

Os resultados da tese, por meio dos modelos testados, demonstraram empiricamente e estatisticamente que a codestruição de valor é um fenômeno colaborativo, ocorrendo pela atuação das partes envolvidas, seja por mau comportamento de integração de recursos ou por mau comportamento de interação social dos atores. No entanto, os achados revelam que os clientes assumem apenas parcialmente sua responsabilidade no processo e tendem a atribuir maior culpa ao chatbot e, conseqüentemente, ao provedor do serviço. Essa assimetria na percepção de responsabilidade é, especialmente, evidente quando se analisam os comportamentos de interação social, nos quais os clientes reconhecem falhas de comunicação e comportamento inadequado de sua parte, mas, ainda assim, culpam majoritariamente o chatbot pela experiência negativa.

Nesse ponto, é pertinente fazer uma discussão sobre a responsabilidade compartilhada do cliente na construção de uma interação bem-sucedida. Até que ponto a responsabilidade é exclusivamente da empresa? Os clientes estão cientes de que sua participação ativa no processo de serviço também é essencial? A forma como se engajam nas interações pode impactar

significativamente o resultado, influenciando tanto a cocriação quanto a codestruição de valor. Não se pretende aqui minimizar ou reduzir a responsabilidade inerente às empresas no atendimento ao cliente. Entretanto, muitas experiências negativas resultam não apenas de falhas do provedor do serviço, mas também da falta de colaboração do cliente. A literatura, inclusive, destaca a influência dos comportamentos oportunistas dos clientes, evidenciando como tais posturas podem comprometer a experiência de consumo e intensificar a codestruição de valor, tornando a relação entre empresa e consumidor ainda mais desafiadora (Pathak et al., 2020).

A análise do modelo reduzido, que considera apenas o mau comportamento de codestruição do chatbot com base na perspectiva do cliente, demonstrou que esse modelo explica melhor o efeito da codestruição de valor sobre as variáveis de desfecho. Isso reforça que a percepção do cliente sobre esse comportamento do chatbot é um fator determinante para o boca a boca negativo, descontinuidade de uso e desconfiança. O mau comportamento de interação social se destacou como um dos principais fatores explicativos da codestruição de valor, o que indica que futuras melhorias nos chatbots devem considerar não apenas a precisão das respostas, mas também o refinamento das interações sociais para reduzir experiências negativas e possíveis efeitos adversos no relacionamento entre clientes e empresas.

As variáveis idade e familiaridade também exerceram influência nos resultados. Clientes de maior faixa etária apresentaram maior tendência à descontinuidade de uso e à desconfiança nos chatbots, enquanto aqueles com maior familiaridade com as plataformas de atendimento demonstraram menor propensão à desconfiança. Por outro lado, clientes com menor familiaridade mostraram-se mais desconfiados. Esse achado indica que a exposição frequente a interações com chatbots pode reduzir o efeito da codestruição de valor na percepção de desconfiança dos clientes.

Outro aspecto importante identificado foi que as variáveis de desfecho estão correlacionadas entre si, reforçando não apenas a validade preditiva da escala, mas também a dinâmica conjunta da codestruição de valor. Assim como ocorre em interações interpessoais, experiências ruins podem desencadear uma série de reações negativas interligadas. Deste modo, este estudo forneceu evidências empíricas de que esse padrão também se manifesta nas interações entre humanos e IA, reforçando os achados de M. Li e Tuunanen (2022).

Quanto à hipótese geral da tese, confirma-se que a codestruição de valor em interações com chatbots de atendimento habilitados por IA é um construto multidimensional. No entanto, as análises empíricas evidenciaram que as dimensões relacionadas ao comportamento do chatbot explicaram melhor as variáveis de desfecho, de modo que a parte da hipótese referente

ao modelo explicativo foi parcialmente confirmada. Esses resultados indicam que, embora a interação envolva tanto o chatbot quanto o cliente, a percepção negativa sobre a IA tem um impacto mais significativo na experiência do usuário.

No Brasil, algumas empresas já estão promovendo campanhas publicitárias enfatizando que o atendimento é realizado “por pessoas”, o que indica que já se reconhece, mesmo que em pequena escala, as limitações e os problemas associados ao uso exclusivo de robôs de atendimento. Isso demonstra a valorização da dimensão humana no serviço, especialmente em casos que envolvem problemas complexos ou altamente específicos, bem como questões emocionais e sensíveis, nas quais a empatia e a flexibilidade humana se mostram insubstituíveis. Ademais, os resultados desta pesquisa corroboram essa percepção, ao revelar que, após experiências negativas com chatbots, os clientes demonstraram preferência clara pelo atendimento humano. Esse achado reforça a necessidade de se repensar a automação do atendimento, a fim de evitar a codestruição de valor e promover experiências mais positivas.

Reconhecemos que a inteligência artificial está apenas no início da sua evolução, e as projeções indicam que suas capacidades mecânicas, cognitivas e emocionais se desenvolverão de forma ampla (M. H. Huang & Rust, 2021b). Com isso, o atendimento ao cliente tende a avançar para um nível de interação máquina-máquina, sistema-sistema e IA-IA, no qual atores não humanos interagem entre si, ampliando as possibilidades e desafios desse ecossistema digital. Longe de ser apenas uma especulação futurista, esse cenário já está se concretizando: um exemplo recente é a ferramenta Operator, desenvolvida pelo ChatGPT, que promete atuar como um agente autônomo capaz de executar tarefas para os usuários, como planejar viagens, reservar hotéis, comprar passagens e até realizar compras sob demanda. Esse tipo de tecnologia está redefinindo a dinâmica das interações de serviço, pois, ao invés de os clientes realizarem manualmente suas solicitações em plataformas, sites e aplicativos, essas ferramentas operarão de forma independente, conectando-se a múltiplos sistemas e automatizando processos de decisão, o que tende a transformar ainda mais a experiência do consumidor.

Do ponto de vista legal, a crescente automatização do atendimento ao cliente levanta questões importantes sobre a proteção dos direitos dos consumidores, especialmente à luz das normativas do Código de Defesa do Consumidor (CDC) do Brasil. No país, as empresas são obrigadas a oferecer canais de atendimento, garantindo que os consumidores tenham acesso adequado a suporte humano sempre que necessário. Assim, torna-se essencial que instituições públicas e órgãos reguladores atuem para proteger os consumidores, assegurando que a adoção de chatbots não comprometa a qualidade do atendimento, não resulte em práticas abusivas ou negligência no suporte ao consumidor.

Diante da rápida evolução da inteligência artificial, é fundamental que pesquisas futuras acompanhem as mudanças contínuas no comportamento de codestruição de valor em interações com a IA. Como publicado por Dale (2024), “Um ano é muito tempo em IA generativa”, o que evidencia a velocidade com que ela vem impactando os fenômenos teóricos e empíricos. Nesse sentido, futuras investigações podem explorar como o aprimoramento da IA afetará a percepção de valor dos clientes ao longo do seu desenvolvimento, avaliando, por exemplo, se a evolução dos chatbots reduz ou intensifica os comportamentos de codestruição. Além disso, estudos longitudinais poderiam examinar, com precisão, se a familiaridade crescente dos usuários com chatbots modifica suas expectativas e níveis de tolerância a falhas, bem como se a adoção de modelos híbridos de atendimento (humano-IA) influencia a experiência do consumidor. De forma complementar, com a expansão da IA para diferentes setores, novas pesquisas podem comparar a codestruição de valor em distintos contextos de atendimento, analisando se os desafios enfrentados em interações bancárias, de saúde, no turismo ou no e-commerce apresentam dinâmicas semelhantes ou se exigem abordagens diferenciadas para evitar experiências negativas.

De forma geral, esta tese oferece contribuições teóricas ao avançar o entendimento da codestruição de valor, contribuições metodológicas com a validação de uma nova escala, contribuições práticas-gerenciais e contribuições sociais ao orientar estratégias para a melhoria da interação humano-IA no atendimento ao cliente.

Como contribuição teórica, este trabalho focou, prioritariamente, na lente da codestruição de valor para oferecer mais subsídios teóricos e empíricos sobre sua ocorrência, especialmente em contextos tecnológicos contemporâneos. Dessa forma, a tese reforça que o fenômeno da codestruição de valor não pode ser negligenciado. Ao contrário, ele precisa ser mais considerado nas perspectivas teóricas do serviço, especialmente pela Lógica Dominante do Serviço, que se apresenta como uma tentativa sólida de se tornar a teoria dominante da cocriação de valor (Vargo, Wieland, et al., 2023). Apenas ao reconhecer também os aspectos negativos das interações será possível minimizar ou evitar a codestruição de valor, contribuindo para a intenção dessas perspectivas teóricas: a formação de valor positivo para os atores e a ampliação do bem-estar dentro dos ecossistemas de serviços.

Embora a automação com chatbots tenha o potencial de melhorar a eficiência operacional e reduzir custos, os achados desta pesquisa demonstram que falhas na interação podem gerar consequências indesejáveis. Assim, as empresas precisarão investir no desenvolvimento de sistemas mais sofisticados, que consigam equilibrar automatização e personalização, reduzindo barreiras tecnológicas para diferentes perfis de usuários. Os achados

desta pesquisa evidenciam que a insatisfação do cliente com interações automatizadas pode impulsionar a busca por canais de atendimento alternativos, reforçando a necessidade de uma abordagem mais estratégica por parte das organizações. Isso indica que as empresas precisarão repensar formatos de atendimento, combinando soluções de atendimento híbrido (humano-IA) e aprimoramento da personalização dos chatbots (M. H. Huang & Rust, 2022a). Entende-se que a busca por equilíbrio entre automação e qualidade no atendimento será um fator essencial para evitar a migração dos clientes para concorrentes que ofereçam experiências mais satisfatórias e integradas.

A adoção de chatbots e sistemas de IA no atendimento ao cliente é uma estratégia cada vez mais necessária para empresas que buscam inovação, redução de custos e diversificação dos canais de atendimento. No entanto, essa transformação digital representa um desafio para os gestores, que precisam garantir que a automação ocorra de maneira eficaz e centrada no cliente. Os achados desta pesquisa indicam que a codestruição de valor pode comprometer a experiência do consumidor, tornando essencial que as empresas monitorem como seus clientes percebem e interagem com esses sistemas. Dessa forma, gestores devem estar atentos aos níveis de sofisticação da IA adotada, escolhendo plataformas e interfaces que proporcionem interações mais fluidas, personalizadas e resolutivas. Além disso, é fundamental que a digitalização do atendimento seja acompanhada por práticas contínuas de avaliação e aprimoramento, garantindo que a experiência do usuário não seja prejudicada por falhas operacionais ou limitações na comunicação. Conforme Barile (2024), a inteligência artificial deve ser utilizada para aumentar a inteligência dos sistemas de serviços, ampliando suas capacidades e melhorando a experiência do usuário, em vez de gerar frustrações e experiências negativas.

Por fim, como contribuição social, destaca-se a necessidade de um planejamento responsável da automação do atendimento ao cliente, alinhado aos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável (ODS), especialmente ao ODS 8 – Trabalho Decente e Crescimento Econômico, que prioriza a responsabilidade e a igualdade social. A crescente utilização da inteligência artificial tende a impactar o mercado de trabalho, ao transformar ou até substituir determinadas funções humanas. Paralelamente, os resultados da pesquisa indicaram que o nível de familiaridade com tecnologia influencia a experiência com chatbots, o que evidencia barreiras de acesso por parte de determinados grupos. Além disso, pessoas com mais idade demonstraram maior propensão à descontinuidade do uso do chatbot. Esse cenário se relaciona ao ODS 10 – Redução das Desigualdades, ao destacar os riscos de exclusão digital. Assim, torna-se fundamental a adoção de políticas públicas e diretrizes institucionais que

promovam a inclusão e a alfabetização digital, garantindo o acesso equitativo às tecnologias. Ademais, clientes com experiências negativas com o chatbot preferem atendimento humano, o que reforça a importância de promover interações mais acolhedoras e humanizadas nos ambientes digitais, em consonância com os princípios do ODS 10.

Referências

- Agnihotri, A., & Bhattacharya, S. (2024). Chatbots' effectiveness in service recovery. *International Journal of Information Management*, 76, 102679.
<https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2023.102679>
- Akaka, M. A., & Vargo, S. L. (2014). Technology as an operant resource in service (eco)systems. *Information Systems and e-Business Management*, 12(3), 367–384.
<https://doi.org/10.1007/S10257-013-0220-5>
- Ameen, N., Hosany, S., & Tarhini, A. (2021). Consumer interaction with cutting-edge technologies: Implications for future research. *Computers in Human Behavior*, 120, 106761. <https://doi.org/10.1016/J.CHB.2021.106761>
- Ameen, N., Tarhini, A., Reppel, A., & Anand, A. (2021). Customer experiences in the age of artificial intelligence. *Computers in Human Behavior*, 114.
<https://doi.org/10.1016/j.chb.2020.106548>
- American Educational Research Association, American Psychological Association, & National Council on Measurement in Education. (2014). *Standards for educational and psychological testing*. American Educational Research Association.
- Anayat, S., & Rasool, G. (202). Artificial intelligence marketing (AIM): Connecting-the-dots using bibliometrics. *Journal of Marketing Theory and Practice*, 32(1), 114–135.
<https://doi.org/10.1080/10696679.2022.2103435>
- Anderson, E. W. (1998). Customer satisfaction and word of mouth. *Journal of Service Research*, 1(1), 5-17. <https://doi.org/10.1177/109467059800100102>
- Aria, M., & Cuccurullo, C. (2017). bibliometrix: An R-tool for comprehensive science mapping analysis. *Journal of Informetrics*, 11(4), 959–975.
<https://doi.org/10.1016/j.joi.2017.08.007>

Arksey, H., & O'Malley, L. (2005). Scoping studies: Towards a methodological framework.

International Journal of Social Research Methodology, 8(1), 19–32.

<https://doi.org/10.1080/1364557032000119616>

Ashfaq, M., Yun, J., Yu, S., & Loureiro, S. M. C. (2020). I, Chatbot: Modeling the determinants of users' satisfaction and continuance intention of AI-powered service agents. *Telematics and Informatics*, 54, 101473.

<https://doi.org/10.1016/j.tele.2020.101473>

Asparouhov, T., & Muthen, B. (2010). Simple Second Order Chi-Square Correction. *Mplus Technical Appendix*, 1(1), 1-8.

Assiouras, I., Vallström, N., Skourtis, G., & Buhalis, D. (2022). Value propositions during service mega-disruptions: Exploring value co-creation and value co-destruction in service recovery. *Annals of Tourism Research*, 97, 103501.

<https://doi.org/10.1016/j.annals.2022.103501>

Barile, S., Bassano, C., Piciocchi, P., Saviano, M., & Spohrer, J. C. (2021). Empowering value co-creation in the digital age. *Journal of Business & Industrial Marketing*, 39(6). <https://doi.org/10.1108/JBIM-12-2019-0553>

Barile, S., Bassano, C., Piciocchi, P., Saviano, M., & Spohrer, J. C. (2024). Empowering value co-creation in the digital age. *Journal of Business & Industrial Marketing*, 39(6), 1130–1143. <https://doi.org/10.1108/JBIM-12-2019-0553>

Belanche, D., Casaló, L. V., Flavián, C., & Schepers, J. (2020). Service robot implementation: A theoretical framework and research agenda. *The Service Industries Journal*, 40(3–4), 203–225. <https://doi.org/10.1080/02642069.2019.1672666>

Bidar, D. R., Jabbari, D. M., & Luck, D. E. (2024). Value co-destruction in online collaborative networks. *European Management Journal*, 42(1), 98–107.

<https://doi.org/10.1016/j.emj.2022.08.001>

- Bilgihan, A., & Wang, Y. (2016). Technology induced competitive advantage: A case of US lodging industry. *Journal of Hospitality and Tourism Technology*, 7(1), 37–59.
<https://doi.org/10.1108/JHTT-01-2015-0001>
- Bock, D. E., Wolter, J. S., & Ferrell, O. C. (2020). Artificial intelligence: Disrupting what we know about services. *Journal of Services Marketing*, 34(3), 317–334.
<https://doi.org/10.1108/JSM-01-2019-0047>
- Bolton, R. N. (2020). Commentary: Future directions of the service discipline. *Journal of Services Marketing*, 34(3), 279–289. <https://doi.org/10.1108/JSM-02-2020-0067>
- Bolton, R. N., McColl-Kennedy, J. R., Cheung, L., Gallan, A., Orsingher, C., Witell, L., & Zaki, M. (2018). Customer experience challenges: Bringing together digital, physical and social realms. *Journal of Service Management*, 29(5), 776–808.
<https://doi.org/10.1108/JOSM-04-2018-0113>
- Bourhis, J. (2017). Narrative Literature Review. Em *The SAGE Encyclopedia of Communication Research Methods* (p. 1076–1077). SAGE Publications, Inc.
<https://doi.org/10.4135/9781483381411>
- Breidbach, C. F., & Maglio, P. (2020). Accountable algorithms? The ethical implications of data-driven business models. *Journal of Service Management*, 31(2), 163–185.
<https://doi.org/10.1108/JOSM-03-2019-0073>
- Brown, T. A. (2015). *Confirmatory factor analysis for applied research*. Guilford publications.
- Buhalis, D., Andreu, L., & Gnoth, J. (2020). The dark side of the sharing economy: Balancing value co-creation and value co-destruction. *Psychology and Marketing*, 37(5), 689–704. <https://doi.org/10.1002/mar.21344>

- Buhalis, D., Harwood, T., Bogicevic, V., Viglia, G., Beldona, S., & Hofacker, C. (2019). Technological disruptions in services: Lessons from tourism and hospitality. *Journal of service management*, 30(4), 484-506. <https://doi.org/10.1108/JOSM-12-2018-0398>
- Buhalis, D., & Moldavska, I. (2022). Voice assistants in hospitality: Using artificial intelligence for customer service. *Journal of Hospitality and Tourism Technology*, 13(3), 386–403. <https://doi.org/10.1108/JHTT-03-2021-0104>
- Cabiddu, F., Moreno, F., & Sebastiano, L. (2019). Toxic Collaborations: Co-Destroying Value in the B2B Context. *Journal of Service Research*, 22(3), 241–255. <https://doi.org/10.1177/1094670519835311>
- Čaić, M., Mahr, D., & Oderkerken-Schröder, G. (2019). Value of social robots in services: Social cognition perspective. *Journal of Services Marketing*, 33(4), 463–478. <https://doi.org/10.1108/JSM-02-2018-0080>
- Čaić, M., Odekerken-Schröder, G., & Mahr, D. (2018). Service robots: Value co-creation and co-destruction in elderly care networks. *Journal of Service Management*, 29(2), 178–205. <https://doi.org/10.1108/JOSM-07-2017-0179>
- Camilleri, J., & Neuhofer, B. (2017). Value co-creation and co-destruction in the Airbnb sharing economy. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 29(9), 2322–2340. <https://doi.org/10.1108/IJCHM-09-2016-0492>
- Canhoto, A. I., & Clear, F. (2020). Artificial intelligence and machine learning as business tools: A framework for diagnosing value destruction potential. *Business Horizons*, 63(2), 183–193. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2019.11.003>
- Caridà, A., Edvardsson, B., & Colurcio, M. (2019). Conceptualizing resource integration as an embedded process: Matching, resourcing and valuing. *Marketing Theory*, 19(1), 65–84. <https://doi.org/10.1177/1470593118772215>

- Carvalho, P., & Alves, H. (2023). Customer value co-creation in the hospitality and tourism industry: A systematic literature review. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 35(1), 250–273. <https://doi.org/10.1108/IJCHM-12-2021-1528>
- Casidy, R., & Shin, H. (2015). The effects of harm directions and service recovery strategies on customer forgiveness and negative word-of-mouth intentions. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 27, 103–112. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2015.07.012>
- Castellano, S., Khelladi, I., Charlemagne, J., & Susini, J.-P. (2018). Uncovering the role of virtual agents in co-creation contexts: An application to the online wine business. *Management Decision*, 56(6), 1232–1246. <https://doi.org/10.1108/MD-04-2017-0444>
- Castelo, N., Boegershausen, J., Hildebrand, C., & Henkel, A. P. (2023). Understanding and Improving Consumer Reactions to Service Bots. *Journal of Consumer Research*, 50(4), 848–863. <https://doi.org/10.1093/jcr/ucad023>
- Castillo, D., Canhoto, A. I., & Said, E. (2021). The dark side of AI-powered service interactions: Exploring the process of co-destruction from the customer perspective. *Service Industries Journal*, 41(13), 900–925. <https://doi.org/10.1080/02642069.2020.1787993>
- Chadegani, A. A., Salehi, H., Yunus, M. M., Farhadi, H., Fooladi, M., Farhadi, M., & Ebrahim, N. A. (2013). A Comparison between Two Main Academic Literature Collections: Web of Science and Scopus Databases. *Asian Social Science*, 9(5), Artigo 5. <https://doi.org/10.5539/ass.v9n5p18>
- Chandler, J. D., & Vargo, S. L. (2011). Contextualization and value-in-context: How context frames exchange. *Marketing Theory*, 11(1), 35–49. <https://doi.org/10.1177/1470593110393713>

- Chao, R.-F., Fu, Y., & Liang, C.-H. (2021). Influence of servicescape stimuli on word-of-mouth intentions: An integrated model to indigenous restaurants. *International Journal of Hospitality Management*, 96, 102978.
<https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2021.102978>
- Chen, W., Yu, M., Wang, Y., Lu, X., & Hou, J. (2024). Evolutionary analysis of value co-destruction in urban village renovation using SEM-FCM model. *Engineering, Construction and Architectural Management*, ahead-of-print(ahead-of-print).
<https://doi.org/10.1108/ECAM-04-2024-0411>
- Chen, X. M. S., Schuster, L., & Luck, E. (2023). The well-being outcomes of multi-actor inter-organisational value co-creation and co-destruction within a service ecosystem. *Journal of Services Marketing*, 37(5), 606–619. <https://doi.org/10.1108/JSM-03-2022-0082>
- Cheng, C.-F. (2025). Angel or devil? Revisiting antecedents and consequences of WOM toward service robots based on perspectives of consumer and employee. *International Journal of Hospitality Management*, 124, 103991.
<https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2024.103991>
- Chin, W. W. (1998). The partial least squares approach to structural equation modeling. Em *Modern Methods for Business Research*. Psychology Press.
- Chuah, S. H. W., Aw, E. C. X., & Cheng, C. F. (2022). A silver lining in the COVID-19 cloud: Examining customers' value perceptions, willingness to use and pay more for robotic restaurants. *Journal of Hospitality Marketing & Management*, 31(1), 49-76.
<https://doi.org/10.1080/19368623.2021.1926038>
- Churchill, G. A. (1979). A Paradigm for Developing Better Measures of Marketing Constructs. *Journal of Marketing Research*, 16(1), 64.
<https://doi.org/10.2307/3150876>

- Cochran, W. G. (1991). *Sampling Techniques* (3^o ed). Wiley.
- Codá, R. C., & Farias, J. S. (2022). Interactive Value Formation: Exploring the Literature on Dark Side of the Service Experience from the Perspective of Value Co-Destruction (VCD). *Services Marketing Quarterly*, 43(4), 520–540.
<https://doi.org/10.1080/15332969.2021.1997505>
- Coelho, E. C. da S., & Farias, J. S. (2024). Value cocreation and codestruction in artificial intelligence-enabled service interactions: Literature review and research agenda. *Spanish Journal of Marketing - ESIC*, ahead-of-print (ahead-of-print).
<https://doi.org/10.1108/SJME-09-2023-0248>
- Cohen, J. (2013). *Statistical Power Analysis for the Behavioral Sciences* (2^o ed). Routledge.
<https://doi.org/10.4324/9780203771587>
- Corsaro, D., Vargo, S. L., Hofacker, C., & Massara, F. (2022). Artificial intelligence and the shaping of the business context. *Journal of Business Research*, 145, 210–214.
<https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2022.02.072>
- Crolic, C., Thomaz, F., Hadi, R., & Stephen, A. T. (2022). Blame the Bot: Anthropomorphism and Anger in Customer–Chatbot Interactions. *Journal of Marketing*, 86(1), 132–148.
<https://doi.org/10.1177/00222429211045687>
- Damásio, B. F., Dutra, D. de F., & Baptista, M. N. (2021). Análise fatorial exploratória (AFE) e teoria de resposta ao item via software Factor. Em *Tutoriais em análise de dados aplicados à psicometria* (p. 292–319). Vozes.
- Davenport, T., Guha, A., Grewal, D., & Bressgott, T. (2020). How artificial intelligence will change the future of marketing. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 48(1), 24–42. <https://doi.org/10.1007/S11747-019-00696-0>

- De Keyser, A., & Kunz, W. H. (2022). Living and working with service robots: A TCCM analysis and considerations for future research. *Journal of Service Management*, 33(2), 165–196. <https://doi.org/10.1108/JOSM-12-2021-0488>
- Deng, C., Shen, H., & Yan, Q. (2023). Revenge tourism value co-destruction: The role of resilience and altruism. *Tourism Review*, 79(6), 1257–1272. <https://doi.org/10.1108/TR-06-2023-0378>
- Diaz-Asper, C., Chandler, C., & Elvevåg, B. (2024). Promoting user trust in ai: the case of language technologies. *Innovation in Aging*, 8, 280. <https://doi.org/10.1093/geroni/igae098.0912>
- Dieteren, N., & Neuhofer, B. (2024). Transformative event experiences: A multistakeholder value cocreation and codestruction perspective. *Event Management*, 28(8), 1185–1204. <https://doi.org/10.3727/152599524X17135753220138>
- DiMaggio, P. J., & Powell, W. W. (1983). The Iron Cage Revisited: Institutional Isomorphism and Collective Rationality in Organizational Fields. *American Sociological Review*, 48(2), 147. <https://doi.org/10.2307/2095101>
- DiStefano, C., & Morgan, G. B. (2014). A Comparison of Diagonal Weighted Least Squares Robust Estimation Techniques for Ordinal Data. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 21(3), 425–438. <https://doi.org/10.1080/10705511.2014.915373>
- Dodds, S., Russell–Bennett, R., Chen, T., Oertzen, A. S., Salvador-Carulla, L., & Hung, Y. C. (2022). Blended human-technology service realities in healthcare. *Journal of Service Theory and Practice*, 32(1), 75–99. <https://doi.org/10.1108/JSTP-12-2020-0285/>
- Dogru, T., Line, N., Mody, M., Hanks, L., Abbott, J., Acikgoz, F., Assaf, A., Bakir, S., Berbekova, A., Bilgihan, A., Dalton, A., Erkmen, E., Geronasso, M., Gomez, D.,

- Graves, S., Iskender, A., Ivanov, S., Kizildag, M., Lee, M., ... Zhang, T. (2023). Generative artificial intelligence in the hospitality and tourism industry: Developing a framework for future research. *Journal of Hospitality & Tourism Research*, 49(2), 235-253. <https://doi.org/10.1177/10963480231188663>
- Dolan, R., Seo, Y., & Kemper, J. (2019). Complaining practices on social media in tourism: A value co-creation and co-destruction perspective. *Tourism Management*, 73, 35–45. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2019.01.017>
- Dwivedi, Y. K., Ismagilova, E., Hughes, D. L., Carlson, J., Filieri, R., Jacobson, J., Jain, V., Karjaluoto, H., Kefi, H., Krishen, A. S., Kumar, V., Rahman, M. M., Raman, R., Rauschnabel, P. A., Rowley, J., Salo, J., Tran, G. A., & Wang, Y. C. (2021). Setting the future of digital and social media marketing research: Perspectives and research propositions. *International journal of information management*, 59, 102168. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2020.102168>
- Echeverri, P., & Skålén, P. (2011). Co-creation and co-destruction: A practice-theory based study of interactive value formation. *Marketing Theory*, 11(3), 351–373. <https://doi.org/10.1177/1470593111408181>
- Echeverri, P., & Skålén, P. (2021). Value co-destruction: Review and conceptualization of interactive value formation. *Marketing Theory*, 21(2), 227–249. <https://doi.org/10.1177/1470593120983390>
- Edvardsson, B., Tronvoll, B., & Gruber, T. (2010). Expanding understanding of service exchange and value co-creation: A social construction approach. *Journal of the Academy of Marketing Science* 2010 39:2, 39(2), 327–339. <https://doi.org/10.1007/S11747-010-0200-Y>
- Engen, M., Fransson, M., Quist, J., & Skålén, P. (2021). Continuing the development of the public service logic: A study of value co-destruction in public services. *Public*

Management Review, 23(6), 886-905.

<https://doi.org/10.1080/14719037.2020.1720354>

Enholm, I. M., Papagiannidis, E., Mikalef, P., & Krogstie, J. (2022). Artificial intelligence and business value: A literature review. *Information Systems Frontiers*, 24(5), 1709–1734. <https://doi.org/10.1007/s10796-021-10186-w>

Falqueto, J. M. Z, Hoffmann, V. E., & Farias, J. S. (2018). Saturação teórica em pesquisas qualitativas: Relato de uma experiência de aplicação em estudo na área de administração. *Revista de Ciências da Administração*, 40–53.
<https://doi.org/10.5007/2175-8077.2018V20N52P40>

Fang, X., & Xiang, K. (2023). Tourism visual deception in “check-in tourism”: Value co-creation and co-destruction perspectives. *Journal of Hospitality and Tourism Management*, 57, 190–199. <https://doi.org/10.1016/j.jhtm.2023.10.009>

Ferrando, P. J., & Lorenzo-Seva, U. (2018). Assessing the quality and appropriateness of factor solutions and factor score estimates in exploratory item factor analysis. *Educational and Psychological Measurement*, 78(5), 762–780.
<https://doi.org/10.1177/0013164417719308>

Flavián, C., & Casaló, L. V. (2021). Artificial intelligence in services: Current trends, benefits and challenges. *The Service Industries Journal*, 41(13–14), 853–859.
<https://doi.org/10.1080/02642069.2021.1989177>

Flavian, C., Perez-Rueda, A., Belanche, D., & Casalo, L., V. (2022). Intention to use analytical artificial intelligence (AI) in services—the effect of technology readiness and awareness. *Journal of Service Management*, 33(2), 293-320.
<https://doi.org/10.1108/JOSM-10-2020-0378>

- Følstad, A., & Brandtzaeg, P. B. (2020). Users' experiences with chatbots: Findings from a questionnaire study. *Quality and User Experience*, 5(1), 3.
<https://doi.org/10.1007/s41233-020-00033-2>
- Fornell, C., & Larcker, D. F. (1981). Valuating structural equation models with unobservable variables and measurement error. *Journal of Marketing Research*, 18(1), 39–50.
<https://doi.org/10.2307/3151312>
- Gao, B., & Huang, L. (2019). Understanding interactive user behavior in smart media content service: An integration of TAM and smart service belief factors. *Heliyon*, 5(12).
<https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2019.e02983>
- Gao, B., & Huang, L. (2021). Toward a theory of smart media usage: The moderating role of smart media market development. *Mathematical Biosciences and Engineering*, 18(6), 7218–7238. <https://doi.org/10.3934/mbe.2021357>
- Gao, L., Li, G., Tsai, F., Gao, C., Zhu, M., & Qu, X. (2023). The impact of artificial intelligence stimuli on customer engagement and value co-creation: The moderating role of customer ability readiness. *Journal of Research in Interactive Marketing*, 17(2), 317–333. <https://doi.org/10.1108/JRIM-10-2021-0260>
- Goto, H., Belal, H. M., & Shirahada, K. (2022). Value co-destruction causing customers to stop service usage: A topic modelling analysis of dental service complaint data. *Annals of Operations Research*. <https://doi.org/10.1007/s10479-022-05045-z>
- Grégoire, Y., Tripp, T. M., & Legoux, R. (2009). When customer love turns into lasting hate: The effects of relationship strength and time on customer revenge and avoidance. *Journal of Marketing*, 73(6), 18–32. <https://doi.org/10.1509/jmkg.73.6.18>
- Grönroos, C. (2011). Value co-creation in service logic: A critical analysis. *Marketing Theory*, 11(3), 279–301. <https://doi.org/10.1177/1470593111408177>

- Grönroos, C., & Voima, P. (2013). Critical service logic: Making sense of value creation and co-creation. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 41(2), 133–150.
<https://doi.org/10.1007/s11747-012-0308-3>
- Grundner, L., & Neuhofer, B. (2021). The bright and dark sides of artificial intelligence: A futures perspective on tourist destination experiences. *Journal of Destination Marketing and Management*, 19, 100511. <https://doi.org/10.1016/j.jdmm.2020.100511>
- Guan, X., Gong, J., & Huan, T. (2022). Trick or treat! How to reduce co-destruction behavior in tourism workplace based on conservation of resources theory?. *Journal of Hospitality and Tourism Management*, 52, 42-49.
<https://doi.org/10.1016/j.jhtm.2022.05.016>
- Guan, X., Gong, J., Liu, Q., & Huan, T.-C. (2022). Constructing a value co-destruction behavior scale in business-to-customer service context. *Service Industries Journal*, 44(13-14), 949-969. <https://doi.org/10.1080/02642069.2022.2128779>
- Guan, X., Gong, J., Xie, L., & Huan, T. C. (2020). Scale development of value co-destruction behavior in tourism. *Tourism Management Perspectives*, 36, 100757.
<https://doi.org/10.1016/J.TMP.2020.100757>
- Guan, X., Peng, J., & Huan, T. C. (2021). A study on the influencing factors of value co-destruction behavior in tourism interaction from the perspective of customer subjective fitting. *Journal of Travel and Tourism Marketing*, 38(7), 742–757.
<https://doi.org/10.1080/10548408.2021.1985043>
- Guan, X. H., & Xie, L. S. (2019). Value co-destruction: Connotation, research topics and prospect. *Nankai Business Review*, 22(6), 88-98.
- Gummerus, J. K., O’Loughlin, D. M., Kelleher, C., & Koskull, C. von. (2024). All is not well: Value co-destruction and consumer illbeing in service systems. *European*

- Journal of Marketing, ahead-of-print*(ahead-of-print). <https://doi.org/10.1108/EJM-04-2024-0280>
- Gummesson, E. (1995). Relationship marketing: its role in the service economy. *Understanding services management*, 244, 68.
- Gutiérrez, J. L. M. (2023). On actor-network theory and algorithms: ChatGPT and the new power relationships in the age of AI. *AI and Ethics* 2023, 1–14.
<https://doi.org/10.1007/S43681-023-00314-4>
- Haenlein, M., Huang, M. H., & Kaplan, A. (2022). Guest editorial: Business ethics in the era of artificial intelligence. *Journal of Business Ethics*, 178(4), 867-869.
<https://doi.org/10.1007/S10551-022-05060-X>
- Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2019). *Multivariate Data Analysis*. Cengage Learning EMEA.
- Hair, J. F., Gabriel, M. L. D. S., Silva, D. da, & Junior, S. B. (2019). Development and validation of attitudes measurement scales: Fundamental and practical aspects. *RAUSP Management Journal*, 54(4), 490–507. <https://doi.org/10.1108/RAUSP-05-2019-0098>
- Han, X., Praet, C. L. C., & Wang, L. (2021). Tourist–tourist social interaction in the co-creation and co-destruction of tourism experiences among Chinese outbound tourists. *Tourism Planning & Development*, 18(2), 189–209.
<https://doi.org/10.1080/21568316.2021.1873833>
- Harrison McKnight, D., & Chervany, N. L. (2001). Trust and distrust definitions: One bite at a time. In *Trust in cyber-societies: Integrating the human and artificial perspectives* (pp. 27-54). Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/3-540-45547-7_3
- Hauke-Lopes, A., Ratajczak-Mrozek, M., & Wiczerzycki, M. (2023). Value co-creation and co-destruction in the digital transformation of highly traditional companies. *Journal of*

- Business and Industrial Marketing*, 38(6), 1316–1331. <https://doi.org/10.1108/JBIM-10-2021-0474>
- Hernández-Nieto, R. (2002). *Contributions to statistical analysis*. Universidad de Los Andes.
- Hill, J., Randolph Ford, W., & Farreras, I. G. (2015). Real conversations with artificial intelligence: A comparison between human–human online conversations and human–chatbot conversations. *Computers in Human Behavior*, 49, 245–250. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2015.02.026>
- Hippel, W. von, & Trivers, R. (2011). The evolution and psychology of self-deception. *Behavioral and Brain Sciences*, 34(1), 1–16. <https://doi.org/10.1017/S0140525X10001354>
- Hogg, J., Werner, K., & Griesse, K. M. (2021). Conceptualising event value co-destruction and developing a future agenda for events research. *International Journal of Event and Festival Management*, 12(3), 346–363. <https://doi.org/10.1108/IJEFM-01-2021-0006>
- Hong, W., Liang, C., Ma, Y., & Zhu, J. (2023). Why do older adults feel negatively about artificial intelligence products? An empirical study based on the perspectives of mismatches. *Systems*, 11(11). <https://doi.org/10.3390/systems11110551>
- Horowitz, M. C., Kahn, L., Macdonald, J., & Schneider, J. (2024). Adopting AI: How familiarity breeds both trust and contempt. *AI & Society*, 39(4), 1721–1735. <https://doi.org/10.1007/s00146-023-01666-5>
- Hottat, E., Leroi-Werelds, S., & Streukens, S. (2023). To automate or not to automate? A contingency approach to service automation. *Journal of Service Management*, 34(4), 696–724. <https://doi.org/10.1108/JOSM-04-2022-0125>
- Hsu, C. L., & Lin, J. C. C. (2023). Understanding the user satisfaction and loyalty of customer service chatbots. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 71, 103211. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2022.103211>

- Hsu, P. F., Nguyen, T. K., & Huang, J. Y. (2021). Value co-creation and co-destruction in self-service technology: A customer's perspective. *Electronic Commerce Research and Applications*, 46, 101029. <https://doi.org/10.1016/J.ELERAP.2021.101029>
- Hu, L., & Bentler, P. M. (1998). Fit indices in covariance structure modeling: Sensitivity to underparameterized model misspecification. *Psychological Methods*, 3(4), 424–453. <https://doi.org/10.1037/1082-989X.3.4.424>
- Huang, B., & Philp, M. (2021). When AI-based services fail: Examining the effect of the self-AI connection on willingness to share negative word-of-mouth after service failures. *The Service Industries Journal*, 41(13–14), 877–899. <https://doi.org/10.1080/02642069.2020.1748014>
- Huang, M. H., & Rust, R. T. (2018). Artificial intelligence in service. *Journal of Service Research*, 21(2), 155–172. <https://doi.org/10.1177/1094670517752459>
- Huang, M. H., & Rust, R. T. (2021a). A strategic framework for artificial intelligence in marketing. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 49(1), 30–50. <https://doi.org/10.1007/S11747-020-00749-9/TABLES/4>
- Huang, M. H., & Rust, R. T. (2021b). Engaged to a robot? The role of AI in service. *Journal of Service Research*, 24(1), 30–41. <https://doi.org/10.1177/1094670520902266>
- Huang, M. H., & Rust, R. T. (2022a). A framework for collaborative artificial intelligence in marketing. *Journal of Retailing*, 98(2), 209–223. <https://doi.org/10.1016/j.jretai.2021.03.001>
- Huang, M. H., & Rust, R. T. (2022b). AI as customer. *Journal of Service Management*, 33(2), 210–220. <https://doi.org/10.1108/JOSM-11-2021-0425/FULL/XML>
- Huang, M.-H., & Rust, R. T. (2024). The caring machine: Feeling AI for customer care. *Journal of Marketing*, 88(5), 1–23. <https://doi.org/10.1177/00222429231224748>

- Huang, Y. S. S., & Dootson, P. (2022). Chatbots and service failure: When does it lead to customer aggression. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 68, 103044. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2022.103044>
- Jain, N. R. K., Liu-Lastres, B., & Wen, H. (2023). Does robotic service improve restaurant consumer experiences? An application of the value-co-creation framework. *Journal of Foodservice Business Research*, 26(1), 78–96. <https://doi.org/10.1080/15378020.2021.1991682>
- Järvi, H., Kähkönen, A. K., & Torvinen, H. (2018). When value co-creation fails: Reasons that lead to value co-destruction. *Scandinavian Journal of Management*, 34(1), 63–77. <https://doi.org/10.1016/J.SCAMAN.2018.01.002>
- Järvi, H., Keränen, J., Ritala, P., & Vilko, J. (2020). Value co-destruction in hotel services: Exploring the misalignment of cognitive scripts among customers and providers. *Tourism Management*, 77. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2019.104030>
- Jenhaug, L. (2021). Suggestions for Developing Public Service Logic through a Study of Interactive Value Formation. *International Journal of Public Administration*, 44(9), 728–740. <https://doi.org/10.1080/01900692.2021.1900244>
- Jia, G., Yao, Y., & Fan, D. X. F. (2024). Value co-creation and co-destruction through adult child–parent interactions during family vacations: Scale development and validation. *Journal of Travel Research*, 64(5), 1165–1185. <https://doi.org/10.1177/00472875241231271>
- Jia, W., Li, H., Jiang, M., & Wu, L. (2023). Melting the Psychological Boundary: How Interactive and Sensory Affordance Influence Users’ Adoption of Digital Heritage Service. *Sustainability*, 15(5), 4117. <https://doi.org/10.3390/su15054117>

- Jian, J. Y., Bisantz, A. M., & Drury, C. G. (2000). Foundations for an empirically determined scale of trust in automated systems. *International Journal of Cognitive Ergonomics*, 4(1), 53–71. https://doi.org/10.1207/S15327566IJCE0401_04
- Johnson, T. P. (2014). Snowball Sampling: Introduction. *Wiley StatsRef: Statistics Reference Online*. <https://doi.org/10.1002/9781118445112.STAT05720>
- Kaartemo, V., & Helkkula, A. (2018). A systematic review of artificial intelligence and robots in value co-creation: Current status and future research avenues. *Journal of Creating Value*, 4(2), 211–228. <https://doi.org/10.1177/2394964318805625>
- Kamalpour, M., Eden, R., Syed, R. A., Buys, L., Tariq, A., & Watson, J. (2021). What older adults do in online communities when they co-create and co-destruct value. *International Journal of Quality and Service Sciences*, 13(3), 433–455. <https://doi.org/10.1108/IJQSS-03-2020-0043>
- Kerlinger, F. N., & Lee, H. B. (2008). *Foundations of behavioral research* (5. ed.). Harcourt College Publishers.
- Kline, R. B. (2023). *Principles and Practice of Structural Equation Modeling*. Guilford Publications.
- Kondapaka, P., Khanra, S., Malik, A., Kagzi, M., & Hemachandran, K. (2023). Finding a fit between CXO's experience and AI usage in CXO decision-making: Evidence from knowledge-intensive professional service firms. *Journal of Service Theory and Practice*, 33(2), 280-308. <https://doi.org/10.1108/JSTP-06-2022-0134>
- Kong, Y., Kim, W. G., Zhou, X., & Yang, Y. (2024). Customer value co-destruction behaviors in smart service encounters: Scale development and cross-cultural validation. *International Journal of Hospitality Management*, 122, 103854. <https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2024.103854>

- Köseoglu, M. A., & Arici, H. E. (2023). How do we Determine Content Boundaries in Systematic Review Studies of Management Research? *Journal of Scientometric Research*, 12(3). <https://doi.org/10.5530/jscires.12.3.059>
- Koseoglu, M. A., Yee Yick, M. Y., King, B., & Arici, H. E. (2022). Relational bibliometrics for hospitality and tourism research: A best practice guide. *Journal of Hospitality and Tourism Management*, 52, 316–330. <https://doi.org/10.1016/j.jhtm.2022.07.002>
- Kramer, R. M. (1999). Trust and distrust in organizations: Emerging perspectives, enduring questions. *Annual Review of Psychology*, 50(1), 569-598. <https://doi.org/10.1146/annurev.psych.50.1.569>
- Lalicic, L., & Weismayer, C. (2021). Consumers’ reasons and perceived value co-creation of using artificial intelligence-enabled travel service agents. *Journal of Business Research*, 129, 891–901. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2020.11.005>
- Larivière, B., Bowen, D., Andreassen, T. W., Kunz, W., Sirianni, N. J., Voss, C., Wunderlich, N. V., & Keyser, A. D. (2017). “Service Encounter 2.0”: An investigation into the roles of technology, employees and customers. *Journal of Business Research*, 79, 238–246. <https://doi.org/10.1016/J.JBUSRES.2017.03.008>
- Latour, B. (2007). *Reassembling the social: An introduction to actor-network-theory*. Oxford University Press.
- Laud, G., Bove, L., Ranaweera, C., Leo, W. W. C., Sweeney, J., & Smith, S. (2019). Value co-destruction: A typology of resource misintegration manifestations. *Journal of Services Marketing*, 31(7), 866–889. <https://doi.org/10.1108/JSM-01-2019-0022>
- Lee, K.-W., & Li, C.-Y. (2023). It is not merely a chat: Transforming chatbot affordances into dual identification and loyalty. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 74, 103447. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2023.103447>

- Lee, S. E., Ju, N., & Lee, K.-H. (2023). Service chatbot: Co-citation and big data analysis toward a review and research agenda. *Technological Forecasting and Social Change*, 194, 122722. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2023.122722>
- Lehtonen, M. J., Vesa, M., & Harviainen, J. T. (2022). Games-as-a-Disservice: Emergent value co-destruction in platform business models. *Journal of Business Research*, 141, 564–574. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2021.11.055>
- Leone, D., Schiavone, F., Appio, F. P., & Chiao, B. (2021). How does artificial intelligence enable and enhance value co-creation in industrial markets? An exploratory case study in the healthcare ecosystem. *Journal of Business Research*, 129, 849–859. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2020.11.008>
- Leung, R., & Loo, P. T. (2022). Co-creating interactive dining experiences via interconnected and interoperable smart technology. *Asian Journal of Technology Innovation*, 30(1), 45-67. <https://doi.org/10.1080/19761597.2020.1822748>
- Li, M., & Tuunanen, T. (2022). Information technology–supported value co-creation and co-destruction via social interaction and resource integration in service systems. *The Journal of Strategic Information Systems*, 31(2), 101719. <https://doi.org/10.1016/J.JSIS.2022.101719>
- Li, S. Y., Peng, G. C., Xing, F., Zhang, J., & Zhang, B. Q. (2021). Value co-creation in industrial AI: The interactive role of B2B supplier, customer and technology provider. *Industrial Marketing Management*, 98, 105–114. <https://doi.org/10.1016/j.indmarman.2021.07.015>
- Likert, R. (1932). A technique for the measurement of attitudes. *Archives of psychology*. <https://psycnet.apa.org/record/1933-01885-001>

- Liljeroos-Cork, J., & Luhtala, M. (2024). Value co-destruction through misintegration of resources within a public service ecosystem. *Public Management Review*, 27(3), 722-745. <https://doi.org/10.1080/14719037.2024.2366986>
- Lin, I. Y., & Mattila, A. S. (2021). The value of service robots from the hotel guest's perspective: A mixed-method approach. *International Journal of Hospitality Management*, 94, 102876. <https://doi.org/10.1016/J.IJHM.2021.102876>
- Lin, J., Lin, S., Turel, O., & Xu, F. (2020). The buffering effect of flow experience on the relationship between overload and social media users' discontinuance intentions. *Telematics and Informatics*, 49, 101374. <https://doi.org/10.1016/j.tele.2020.101374>
- Liu, H., Perera, S. C., Wang, J.-J., & Leonhardt, J. M. (2023). Physician engagement in online medical teams: A multilevel investigation. *Journal of Business Research*, 157, 113588. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2022.113588>
- Lorenzo-Seva, U., & Ferrando, P. J. (2019). Robust Promin: A method for diagonally weighted factor rotation. *Liberabit*, 25(1), 99–106.
- Luhmann, N. (2018). *Trust and Power*. John Wiley & Sons.
- Lumivalo, J., Tuunanen, T., & Salo, M. (2023). Value co-destruction: A conceptual review and future research agenda. *Journal of Service Research*. <https://doi.org/10.1177/10946705231177504>
- Luo, J., Wang, J., Liu, R., & Li, K. (2024). Value Co-destruction: The Dark Side of Interactions in Online Brand Communities. *Sage Open*, 14(4), 21582440241295808. <https://doi.org/10.1177/21582440241295808>
- Lv, X., Zhang, R., & Li, Q. (2021). Value co-destruction: The influence of failed interactions on members' behaviors in online travel communities. *Computers in Human Behavior*, 122. <https://doi.org/10.1016/J.CHB.2021.106829>

- Ma, L., Zhang, X., Ding, X., & Wang, G. (2019). Risk perception and intention to discontinue use of ride-hailing services in China: Taking the example of DiDi Chuxing. *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour*, 66, 459–470. <https://doi.org/10.1016/j.trf.2019.09.021>
- Mabillard, V., Demartines, N., & Joliat, G. R. (2022). How Can Reasoned Transparency Enhance Co-Creation in Health Care and Remedy the Pitfalls of Digitization in Doctor-Patient Relationships? *International Journal of Health Policy and Management*, 11(10), 1986–1990. <https://doi.org/10.34172/IJHPM.2020.263>
- Makridakis, S. (2017). The forthcoming Artificial Intelligence (AI) revolution: Its impact on society and firms. *Futures*, 90, 46–60. <https://doi.org/10.1016/J.FUTURES.2017.03.006>
- Malhotra, N. K. (2019). *Pesquisa de Marketing: Uma orientação aplicada* (7. ed.). Bookman.
- Mariani, M., Baggio, R., Fuchs, M., & Höepken, W. (2018). Business intelligence and big data in hospitality and tourism: A systematic literature review. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 30(12), 3514–3554. <https://doi.org/10.1108/IJCHM-07-2017-0461>
- Mayer, R. C., Davis, J. H., & Schoorman, F. D. (1995). An integrative model of organizational trust. *The Academy of Management Review*, 20(3), 709–734. <https://doi.org/10.2307/258792>
- Megaro, A., Carrubbo, L., Polese, F., & Sirianni, C. A. (2023). Triggering a patient-driven service innovation to foster the service ecosystem well-being: A case study. *The TQM Journal*, 35(5), 1256–1274. <https://doi.org/10.1108/TQM-02-2022-0072>
- Mele, C., Russo-Spena, T., Marzullo, M. L., & Ruggiero, A. (2022). Boundary work in value co-creation practices: The mediating role of cognitive assistants. *Journal of Service Management*, 33(2), 342–362. <https://doi.org/10.1108/JOSM-10-2020-0381>

- Mele, C., Spena, T. R., Kaartemo, V., & Marzullo, M. L. (2021). Smart nudging: How cognitive technologies enable choice architectures for value co-creation. *Journal of Business Research*, 129, 949–960. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2020.09.004>
- Minina, A., Masè, S., & Smith, J. (2022). Commodifying love: Value conflict in online dating. *Journal of Marketing Management*, 38(1), 98–126. <https://doi.org/10.1080/0267257X.2022.2033815>
- Mobile Time. (2023). *Mapa do ecossistema brasileiro de bots 2023* (No. 08/2023). Mobile Time. <https://www.mobiletime.com.br/pesquisas/>
- Mobile Time, M. (2024). *Mapa do Ecossistema Brasileiro de Bots—Outubro de 2024*. <https://www.mobiletime.com.br/pesquisas/mapa-do-ecossistema-brasileiro-de-bots-2022/>
- Moher, D., Liberati, A., Tetzlaff, J., & Altman, D. G. (2009). Preferred reporting items for systematic reviews and meta-analyses: The PRISMA statement. *BMJ*, 339(7716), 332–336. <https://doi.org/10.1136/BMJ.B2535>
- Mostafa, R. B., & Kasamani, T. (2021). Antecedents and consequences of chatbot initial trust. *European Journal of Marketing*, 56(6), 1748–1771. <https://doi.org/10.1108/EJM-02-2020-0084>
- Mostafa, R. B., Lages, C. R., & Shaalan, A. (2024). The dark side of virtual agents: Ohhh no! *International Journal of Information Management*, 75, 102721. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2023.102721>
- Muthén, B., & Muthén, L. (2019). Mplus: A general latent variable modeling program. *Muthén & Muthén*.
- Muthén, L. K., & Muthén, B. O. (2017). *Mplus user's guide* (8^a ed.). Muthén & Muthén. https://www.statmodel.com/download/usersguide/MplusUserGuideVer_8.pdf

- Nannelli, M., Capone, F., & Lazzeretti, L. (2023). Artificial intelligence in hospitality and tourism. State of the art and future research avenues. *European Planning Studies*, 31(7), 1325–1344. <https://doi.org/10.1080/09654313.2023.2180321>
- Netemeyer, R. G., Bearden, W. O., & Sharma, S. (2003). *Scaling procedures: Issues and applications*. 203.
- Neuhofer, B., Magnus, B., & Celuch, K. (2021). The impact of artificial intelligence on event experiences: A scenario technique approach. *Electronic Markets*, 31(3), 601–617. <https://doi.org/10.1007/s12525-020-00433-4>
- North, D. (1990). *Institutions, institutional change and economic performance*. Cambridge University Press.
- Ogunbodede, O., Papagiannidis, S., & Alamanos, E. (2022). Value co-creation and co-destruction behaviour: Relationship with basic human values and personality traits. *International Journal of Consumer Studies*, 46(4), 1278–1298. <https://doi.org/10.1111/ijcs.12757>
- Ostrom, A. L., Field, J. M., Fotheringham, D., Subramony, M., Gustafsson, A., Lemon, K. N., Huang, M. H., & McColl-Kennedy, J. R. (2021). Service research priorities: Managing and delivering service in turbulent times. *Journal of Service Research*, 24(3), 329–353. <https://doi.org/10.1177/10946705211021915>
- Ostrom, A. L., Fotheringham, D., & Bitner, M. J. (2019). Customer Acceptance of AI in Service Encounters: Understanding Antecedents and Consequences. In *Handbook of service science: Vol. II* (p. 77–103). https://doi.org/10.1007/978-3-319-98512-1_5
- Park, J., Yoo, J. W., Cho, Y., & Park, H. (2023). Examining the impact of service robot communication styles on customer intimacy following service failure. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 75, 103511. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2023.103511>

- Paschen, J., Paschen, U., Pala, E., & Kietzmann, J. (2021). Artificial intelligence (AI) and value co-creation in B2B sales: Activities, actors and resources. *Australasian Marketing Journal*, 29(3), 243–251. <https://doi.org/10.1016/j.ausmj.2020.06.004>
- Pasquali, L. (2010). Testes referentes a construto: Teoria e modelo de construção. Em Pasquali, L. & Colaboradores (Orgs.), *Instrumentação psicológica* (p. 165–198). Artmed.
- Pathak, B., Ashok, M., & Tan, Y. (2020). Value co-destruction: Exploring the role of actors' opportunism in the B2B context. *International Journal of Information Management*, 52, 102093. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2020.102093>
- Paul, J., & Rosado-Serrano, A. (2019). Gradual Internationalization vs Born-Global/International new venture models: A review and research agenda. *International Marketing Review*, 36(6), 830–858. <https://doi.org/10.1108/IMR-10-2018-0280>
- Pavone, G., Meyer-Waarden, L., & Munzel, A. (2023). Rage against the machine: Experimental insights into customers' negative emotional responses, attributions of responsibility, and coping strategies in artificial intelligence-based service failures. *Journal of Interactive Marketing*, 58(1), 52–71. <https://doi.org/10.1177/10949968221134492>
- Payne, E. H. M., Dahl, A. J., & Peltier, J. (2021). Digital servitization value co-creation framework for AI services: A research agenda for digital transformation in financial service ecosystems. *Journal of Research in Interactive Marketing*, 15(2), 200–222. <https://doi.org/10.1108/JRIM-12-2020-0252>
- Payne, E. H. M., Peltier, J., & Barger, V. A. (2021). Enhancing the value co-creation process: Artificial intelligence and mobile banking service platforms. *Journal of Research in Interactive Marketing*, 15(1), 68–85. <https://doi.org/10.1108/JRIM-10-2020-0214>

- Perrig, S. A. C., Scharowski, N., & Brühlmann, F. (2023). Trust issues with trust scales: Examining the psychometric quality of trust measures in the context of AI. *Extended Abstracts of the 2023 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, (pp. 1-7). <https://doi.org/10.1145/3544549.3585808>
- Plé, L. (2016). Studying customers' resource integration by service employees in interactional value co-creation. *Journal of Services Marketing*, 30(2), 152–164. <https://doi.org/10.1108/JSM-02-2015-0065>
- Plé, L., & Cáceres, R. C. (2010). Not always co-creation: Introducing interactional co-destruction of value in service-dominant logic. *Journal of Services Marketing*, 24(6), 430–437. <https://doi.org/10.1108/08876041011072546>
- Plé, L., & Demangeot, C. (2020). Social contagion of online and offline deviant behaviors and its value outcomes: The case of tourism ecosystems. *Journal of Business Research*, 117, 886–896. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2019.06.002>
- Poonpanich, N., & Buranasiri, J. (2022). Factors Affecting Baby Boomers' Attitudes towards the Acceptance of Mobile Network Providers' AI Chatbot . *Jurnal Nasional Pendidikan Teknik Informatika: JANAPATI*, 11(3), 176–182. <https://doi.org/10.23887/janapati.v11i3.53523>
- Prahalad, C. K., & Ramaswamy, V. (2004). Co-creating unique value with customers. *Strategy & Leadership*, 32(3), 4–9. <https://doi.org/10.1108/10878570410699249>
- Prior, D., & Marcos-Cuevas, J. (2016). Value co-destruction in interfirm relationships: The impact of actor engagement styles. *Marketing Theory*, 16(4), 533–552. <https://doi.org/10.1177/1470593116649792>
- Puntoni, S., Reczek, R. W., Giesler, M., & Botti, S. (2021). Consumers and artificial intelligence: An experiential perspective. *Journal of Marketing*, 85(1), 131–151. <https://doi.org/10.1177/0022242920953847>

- Quach, S., & Thaichon, P. (2017). From connoisseur luxury to mass luxury: Value co-creation and co-destruction in the online environment. *Journal of Business Research*, 81, 163–172. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2017.06.015>
- Ranieri, A., Bernardo, I. D., & Mele, C. (2024). Serving customers through chatbots: Positive and negative effects on customer experience. *Journal of Service Theory and Practice*, 34(2), 191–215. <https://doi.org/10.1108/JSTP-01-2023-0015>
- Robayo-Pinzon, O., Rojas-Berrio, S., Rincon-Novoa, J., & Ramirez-Barrera, A. (2023). Artificial intelligence and the value co-creation process in higher education institutions. *International Journal of Human–Computer Interaction*, 0(0), 1–17. <https://doi.org/10.1080/10447318.2023.2259722>
- Robinson, S., Orsingher, C., Alkire, L., Keyser, A. D., Giebelhausen, M., Papamichail, K. N., Shams, P., & Temerak, M. S. (2020). Frontline encounters of the AI kind: An evolved service encounter framework. *Journal of Business Research*, 116, 366–376. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2019.08.038>
- Rosenbaum, M. S., & Russell-Bennett, R. (2021). Viewpoint: When service technologies and human experiences intersect. *Journal of Services Marketing*, 35(3), 261–264. <https://doi.org/10.1108/JSM-03-2021-0096>
- Saviano, M., Prete, M. D., Mueller, J., & Caputo, F. (2023). The challenging meet between human and artificial knowledge. A systems-based view of its influences on firms-customers interaction. *Journal of Knowledge Management*, 27(11), 101–111. <https://doi.org/10.1108/JKM-12-2022-0940>
- Schreiber, J. B., Nora, A., Stage, F. K., Barlow, E. A., & King, J. (2006). Reporting structural equation modeling and confirmatory factor analysis results: A review. *The Journal of Educational Research*, 99(6), 323–338. <https://doi.org/10.3200/JOER.99.6.323-338>

- Scott, W.R. (2013). *Institutions and Organizations: ideas, Interests, and Identities*. Sage Publications, Los Angeles.
- Scutella, M., Plewa, C., & Reaiche, C. (2022). Virtual agents in the public service: Examining citizens' value-in-use. *Public Management Review*, 26(1), 73–88.
<https://doi.org/10.1080/14719037.2022.2044504>
- Siddaway, A. P., Wood, A. M., & Hedges, L. V. (2019). How to Do a Systematic Review: A Best Practice Guide for Conducting and Reporting Narrative Reviews, Meta-Analyses, and Meta-Syntheses. *Annual Review of Psychology*, 70, 747–770.
<https://doi.org/10.1146/ANNUREV-PSYCH-010418-102803>
- Smith, A. M. (2013). The value co-destruction process: A customer resource perspective. *European Journal of Marketing*, 47(11), 1889–1909. <https://doi.org/10.1108/EJM-08-2011-0420>
- Solakis, K., Katsoni, V., Mahmoud, A. B., & Grigoriou, N. (2022). Factors affecting value co-creation through artificial intelligence in tourism: A general literature review. *Journal of Tourism Futures, ahead-of-print*(ahead-of-print). <https://doi.org/10.1108/JTF-06-2021-0157>
- Sonntag, M., Mehmman, J., & Teuteberg, F. (2023). Deriving trust-supporting design knowledge for ai-based chatbots in customer service: A use case from the automotive industry. *Journal of Organizational Computing and Electronic Commerce*, 33(3-4), 178-210. <https://doi.org/10.1080/10919392.2023.2276631>
- Soper, D. S. (2024). *A-priori Sample Size for Structural Equation Models References—Free Statistics Calculators* [Software]. <https://www.danielsoper.com/statcalc/>
- Staphit, E., & Bjørk, P. (2021). Interactive value formation: Drivers and outcomes from Airbnb guests' perspectives. *Scandinavian Journal of Hospitality and Tourism*, 21(2), 129–147. <https://doi.org/10.1080/15022250.2020.1828163>

- Sthapit, E., Garrod, B., Stone, M. J., Björk, P., & Song, H. (2023). Value co-destruction in tourism and hospitality: A systematic literature review and future research agenda. *Journal of Travel and Tourism Marketing*, 40(5), 363–382.
<https://doi.org/10.1080/10548408.2023.2255881>
- Sthapit, E., Prayag, G., Rasoolimanesh, S. M., & Björk, P. (2024). Value co-destruction in Airbnb: Antecedents and outcomes. *Journal of Vacation Marketing*, 13567667231223556. <https://doi.org/10.1177/13567667231223556>
- Sundar, A., Russell-Rose, T., Kruschwitz, U., & Machleit, K. (2024). The AI interface: Designing for the ideal machine-human experience. *Computers in Human Behavior*, 108539. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2024.108539>
- Tabachnick, B. G., & Fidell, L. S. (2019). *Using Multivariate Statistics* (7. ed.). Pearson.
- Timmerman, M. E., & Lorenzo-Seva, U. (2011). Dimensionality assessment of ordered polytomous items with parallel analysis. *Psychological Methods*, 16(2), 209–220.
<https://doi.org/10.1037/a0023353>
- Ukeje, U. E., Lasisi, T. T., Eluwole, K. K., Titov, E., & Oztüren, A. (2021). Organizational level antecedents of value co-destruction in hospitality industry: An investigation of the moderating role of employee attribution. *Current Issues in Tourism*, 24(6), 842–856. <https://doi.org/10.1080/13683500.2020.1763928>
- Um, T., Kim, T., & Chung, N. (2020). how does an intelligence chatbot affect customers compared with self-service technology for sustainable services? *Sustainability*, 12(12), 5119. <https://doi.org/10.3390/su12125119>
- Ursachi, G., Horodnic, I. A., & Zait, A. (2015). How reliable are measurement scales? External factors with indirect influence on reliability estimators. *Procedia Economics and Finance*, 20, 679–686. [https://doi.org/10.1016/S2212-5671\(15\)00123-9](https://doi.org/10.1016/S2212-5671(15)00123-9)

- Vafeas, M., Hughes, T., & Hilton, T. (2016). Antecedents to value diminution: A dyadic perspective. *Marketing Theory*, 16(4), 469–491.
<https://doi.org/10.1177/1470593116652005>
- Valentini, F., & Damásio, B. F. (2016). Variância Média Extraída e Confiabilidade Composta: Indicadores de Precisão. *Psicologia: Teoria e Pesquisa*, 32(2).
<https://doi.org/10.1590/0102-3772e322225>
- van Doorn, J., Mende, M., Noble, S. M., Hulland, J., Ostrom, A. L., Grewal, D., & Petersen, J. A. (2017). Domo Arigato Mr. Roboto: Emergence of Automated Social Presence in Organizational Frontlines and Customers' Service Experiences. *Journal of Service Research*, 20(1), 43–58. <https://doi.org/10.1177/1094670516679272>
- van Klyton, A., Tavera-Mesias, J. F., & Castaño-Muñoz, W. (2021). Value co-creation and co-destruction in the first cashless society in Colombia – A middle range theory approach. *Information Technology & People*, 35(4), 1298-1325.
<https://doi.org/10.1108/ITP-05-2020-0273>
- Vargo, S. L., & Lusch, R. F. (2004). Evolving to a new dominant logic for marketing. *Journal of Marketing*, 68(1), 1–17. <https://doi.org/10.1509/JMKG.68.1.1.24036>
- Vargo, S. L., & Lusch, R. F. (2016). Institutions and axioms: An extension and update of service-dominant logic. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 44(1), 5–23.
<https://doi.org/10.1007/S11747-015-0456-3>
- Vargo, S. L., & Lusch, R. F. (2017). Service-dominant logic 2025. *International Journal of Research in Marketing*, 34(1), 46–67.
<https://doi.org/10.1016/J.IJRESMAR.2016.11.001>
- Vargo, S. L., Maglio, P. P., & Akaka, M. A. (2008). On value and value co-creation: A service systems and service logic perspective. *European Management Journal*, 26(3), 145–152. <https://doi.org/10.1016/J.EMJ.2008.04.003>

- Vargo, S. L., & Morgan, F. W. (2005). Services in society and academic thought: An historical analysis. *Journal of Macromarketing*, 25(1), 42–53.
<https://doi.org/10.1177/0276146705275294>
- Vargo, S. L., Peters, L., Kjellberg, H., Koskela-Huotari, K., Nenonen, S., Polese, F., Sarno, D., & Vaughan, C. (2023). Emergence in marketing: An institutional and ecosystem framework. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 51(1), 2–22.
<https://doi.org/10.1007/s11747-022-00849-8>
- Vargo, S. L., Wieland, H., & O'Brien, M. (2023). Service-dominant logic as a unifying theoretical framework for the re-institutionalization of the marketing discipline. *Journal of Business Research*, 164, 113965.
<https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2023.113965>
- Vieira, A. D., Leite, H., & Volochchuk, A. V. L. (2022). The impact of voice assistant home devices on people with disabilities: A longitudinal study. *Technological Forecasting and Social Change*, 184, 121961. <https://doi.org/10.1016/J.TECHFORE.2022.121961>
- Wang, J., & Wang, X. (2019). *Structural Equation Modeling: Applications Using Mplus*. John Wiley & Sons.
- Wang, X., Wong, Y. D., Teo, C. C., & Yuen, K. F. (2019). A critical review on value co-creation: Towards a contingency framework and research agenda. *Journal of Service Theory and Practice*, 29(2), 165–188. <https://doi.org/10.1108/JSTP-11-2017-0209>
- Wen, H., Zhang, L., Sheng, A., Li, M., & Guo, B. (2022). From “Human-to-Human” to “Human-to-Non-human”—Influence Factors of Artificial Intelligence-Enabled Consumer Value Co-creation Behavior. In *Frontiers In Psychology* (Vol. 13)..
<https://doi.org/10.3389/fpsyg.2022.863313>
- Wirtz, B. W., Weyerer, J. C., & Sturm, B. J. (2020). The dark sides of artificial intelligence: An integrated ai governance framework for public administration. *International*

Journal of Public Administration, 43(9), 818–829.

<https://doi.org/10.1080/01900692.2020.1749851>

Wirtz, J., Patterson, P. G., Kunz, W. H., Gruber, T., Lu, V. N., Paluch, S., & Martins, A.

(2018). Brave new world: Service robots in the frontline. *Journal of Service*

Management, 29(5), 907–931. <https://doi.org/10.1108/JOSM-04-2018-0119>

Wu, A. D., & Zumbo, B. D. (2017). Using Pratt's importance measures in confirmatory factor

analyses. *Journal of Modern Applied Statistical Methods*, 16, 81–98.

<https://doi.org/10.56801/10.56801/v16.i.928>

Xie, L., Liu, C., & Li, D. (2022a). Proactivity or passivity? An investigation of the effect of

service robots? Proactive behaviour on customer co-creation intention. *Em*

International Journal Of Hospitality Management (Vol. 106).

<https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2022.103271>

Xie, L., Liu, X., & Li, D. (2022b). The mechanism of value cocreation in robotic services:

Customer inspiration from robotic service novelty. *Journal of Hospitality Marketing*

& Management, 31(8), 962–983. <https://doi.org/10.1080/19368623.2022.2112354>

Xing, X., Song, M., Duan, Y., & Mou, J. (2022). Effects of different service failure types and

recovery strategies on the consumer response mechanism of chatbots. *Technology in*

Society, 70, 102049. <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2022.102049>

Yang, X. (2023). The effects of AI service quality and AI function-customer ability fit on

customer's overall co-creation experience. *Industrial Management and Data Systems*,

123(6), 1717–1735. <https://doi.org/10.1108/IMDS-08-2022-0500>

Yeh, S. S., Fotiadis, A. K., Chiang, T. Y., Ho, J. L., & Huan, T. C. T. C. (2020). Exploring the

value co-destruction model for on-line deviant behaviors of hotel customers. *Tourism*

Management Perspectives, 33, 100622. <https://doi.org/10.1016/j.tmp.2019.100622>

- Yi, Y., & Gong, T. (2013). Customer value co-creation behavior: Scale development and validation. *Journal of Business Research*, 66(9), 1279–1284.
<https://doi.org/10.1016/J.JBUSRES.2012.02.026>
- Yu, S., & Chen, T. (2024). Understanding older adults' acceptance of Chatbots in healthcare delivery: An extended UTAUT model. *Frontiers in Public Health*, 12.
<https://doi.org/10.3389/fpubh.2024.1435329>
- Zeelenberg, M., & Pieters, R. (2004). Beyond valence in customer dissatisfaction: A review and new findings on behavioral responses to regret and disappointment in failed services. *Journal of Business Research*, 57(4), 445–455.
[https://doi.org/10.1016/S0148-2963\(02\)00278-3](https://doi.org/10.1016/S0148-2963(02)00278-3)
- Zhang, S., Zhao, L., Lu, Y., & Yang, J. (2016). Do you get tired of socializing? An empirical explanation of discontinuous usage behaviour in social network services. *Information & Management*, 53(7), 904–914. <https://doi.org/10.1016/j.im.2016.03.006>
- Zhang, T. (2020). Co-creating tourism experiences through a traveler's journey: A perspective article. *Tourism Review*, 75(1), 56–60. <https://doi.org/10.1108/TR-06-2019-0251>
- Zhang, T., Omran, B. A., & Cobanoglu, C. (2017). Generation Y's positive and negative eWOM: Use of social media and mobile technology. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 29(2), 732–761.
<https://doi.org/10.1108/IJCHM-10-2015-0611>
- Zhang, T., Lu, C., Torres, E., & Chen, P. (2018). Engaging customers in value co-creation or co-destruction online. *Journal of Services Marketing*, 32(1), 57–69.
<https://doi.org/10.1108/JSM-01-2017-0027>
- Zhang, T., & Tong, Q. (2024). The technostress of ChatGPT usage: how do perceived AI characteristics affect user discontinuous usage through ai anxiety and user negative

attitudes? *International Journal of Human–Computer Interaction*, 1–12.

<https://doi.org/10.1080/10447318.2024.2429889>

Zhang, X., Balaji, M. S., & Jiang, Y. (2022). Robots at your service: Value facilitation and value co-creation in restaurants. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 34(5), 2004–2025. <https://doi.org/10.1108/IJCHM-10-2021-1262>

Zhou, T., & Zhang, C. (2024). Examining generative AI user intermittent discontinuance from a CAC Perspective. *International Journal of Human–Computer Interaction*, 1–11. <https://doi.org/10.1080/10447318.2024.2376370>

Zhu, Y., Wang, P., & Duan, W. (2022). Exploration on the Core Elements of Value Co-creation Driven by AI—Measurement of Consumer Cognitive Attitude Based on Q-Methodology. *Frontiers in Psychology*, 13, 791167. <https://doi.org/10.3389/FPSYG.2022.791167>

Apêndice

Apêndice A. Questionário aplicado – Amostra 2

Questionário - Experiência negativa nas interações com chatbots de atendimento

O objetivo deste questionário é investigar o comportamento de codestruição de valor nas interações de clientes com chatbots de atendimento habilitados por inteligência artificial.

Chatbots de atendimento habilitados por inteligência artificial são aqueles programas de computador que permitem conversar de forma natural, como se estivesse falando ou escrevendo para uma pessoa. Isto é, quando você entra em contato com uma empresa/organização por meio de plataformas online como Whatsapp, sites ou aplicativos de empresas, e percebe que está conversando com uma máquina/robô e não com um atendente humano. Os chatbots de atendimento também são conhecidos como robôs de atendimento, agentes ou assistentes virtuais.

- Se você já teve alguma experiência negativa em atendimentos realizados por chatbots habilitados por inteligência artificial, você está apto(a) a responder esta pesquisa. **Solicitamos que você responda ao questionário com base em sua(s) experiência(s) negativa(s) com chatbots de atendimento habilitados por inteligência artificial.**
- Solicitamos sua colaboração e autorização para apresentar os resultados deste estudo em eventos científicos e publicações científicas. Todas as respostas serão anônimas e confidenciais, usadas exclusivamente para fins acadêmicos. Não há identificação dos respondentes em qualquer parte do questionário, assim, sua identidade será preservada em todo momento.
- Não há respostas certas ou erradas, e é importante para precisão da pesquisa que você expresse seus verdadeiros pensamentos e opiniões.
- Esclarecemos que sua participação na pesquisa é voluntária e, portanto, você não será remunerado por suas respostas. Porém, sua participação é muito importante para o desenvolvimento das organizações/empresas. Para cada questionário válido recebido, a pesquisadora doará R\$ 2,00 para a instituição “Todos pela Educação”, como forma de contribuir socialmente pela participação voluntária dos respondentes.

Agradecemos a sua contribuição. Qualquer dúvida ou esclarecimento, solicitamos que encaminhe mensagem para o seguinte endereço de e-mail: elainycoelho@gmail.com

Elainy Cristina da Silva Coelho
Doutoranda (PPGA/UnB)

Profa. Dra. Josivania Silva Farias
Professora orientadora (PPGA/UnB)

1. Diante do exposto, declaro que fui devidamente esclarecido(a) e dou o meu consentimento para participar da pesquisa e para publicação dos resultados.

- ☐ Concordo em participar da pesquisa.
- ☐ Não concordo em participar da pesquisa.

2. Você já teve alguma experiência negativa com chatbots habilitados por inteligência artificial, ou seja, que aceitam o uso de linguagem natural, como se estivesse escrevendo ou falando para uma pessoa?

- ☐ Sim
- ☐ Não

3. Você prefere ser atendido por:

- ☐ Atendente humano
- ☐ Chatbot/robô de atendimento

4. Em qual(is) segmento(s) você já teve experiência negativa com chatbots de atendimento? (Você pode marcar quantas opções forem necessárias)

- | | | |
|---|---|---|
| ☐ Automotivo | ☐ Lojas varejistas | ☐ Serviços públicos e governamentais |
| ☐ Comércio eletrônico | ☐ Saúde e medicina | ☐ Tecnologia e suporte técnico |
| ☐ Delivery e serviços de alimentação | ☐ Seguros | ☐ Telecomunicações |
| ☐ Educação | ☐ Serviços bancários | ☐ Turismo, hotéis e viagens |
| ☐ Entretenimento e mídia | ☐ Serviços de utilidade básica (energia, água, etc.) | ☐ Outro: _____ |

Instruções

- Responda às questões considerando sua(s) experiência(s) negativa(s) com o(s) chatbot(s) de atendimento.
- Nas questões a seguir, quanto mais próximo de 7 for a sua resposta, maior a concordância com a afirmação. Quanto mais próximo de 1, menor a concordância com a afirmação.

1	2	3	4	5	6	7
Discordo totalmente	Discordo muito	Discordo	Nem concordo nem discordo	Concordo	Concordo muito	Concordo totalmente

Sobre a forma de atuação do(s) chatbot(s) de atendimento

	Discordo totalmente				Concordo totalmente			
O chatbot não entendeu o que eu escrevi/falei	1	2	3	4	5	6	7	
O chatbot me forneceu informações desnecessárias ou que não possuíam relação com a minha solicitação	1	2	3	4	5	6	7	
O chatbot respondeu meus questionamentos de forma incompleta	1	2	3	4	5	6	7	
O chatbot forneceu informações incorretas	1	2	3	4	5	6	7	
A minha solicitação não foi atendida pelo chatbot	1	2	3	4	5	6	7	
O tempo de atendimento realizado pelo chatbot foi demorado	1	2	3	4	5	6	7	
O chatbot ficou repetindo respostas excessivamente	1	2	3	4	5	6	7	
O chatbot não me direcionou para atendimento humano quando solicitado	1	2	3	4	5	6	7	
O chatbot falhou em reconhecer que eu estava ficando frustrado(a) ou irritado(a), e continuou com a mesma forma de interação	1	2	3	4	5	6	7	

Sobre a sua forma de atuação com o(s) chatbot(s) de atendimento

	Discordo totalmente				Concordo totalmente			
Tenho pouco conhecimento para lidar com o chatbot	1	2	3	4	5	6	7	
Eu não forneci informações suficientes ao chatbot	1	2	3	4	5	6	7	
Eu não compreendi adequadamente como lidar com o chatbot	1	2	3	4	5	6	7	
Eu não segui as orientações fornecidas pelo chatbot	1	2	3	4	5	6	7	
Eu não expressei claramente as minhas necessidades ao chatbot	1	2	3	4	5	6	7	
Eu forneci intencionalmente informações incorretas ou enganosas ao chatbot	1	2	3	4	5	6	7	
Eu não forneci informações no tempo adequado	1	2	3	4	5	6	7	
Eu não me esforcei para interagir com o chatbot	1	2	3	4	5	6	7	
Eu tratei sobre diferentes assuntos ao mesmo tempo com o chatbot	1	2	3	4	5	6	7	

Sobre os aspectos de interação social do(s) chatbot(s) de atendimento

	Discordo totalmente				Concordo totalmente			
	1	2	3	4	5	6	7	
O chatbot me interrompeu repetidamente, não permitindo que eu terminasse perguntas ou explicações	1	2	3	4	5	6	7	
O chatbot utilizou linguagem desrespeitosa ou rude	1	2	3	4	5	6	7	
A linguagem do chatbot pareceu insensível às minhas emoções	1	2	3	4	5	6	7	
O chatbot utilizou linguagem que considerei agressiva ou ofensiva	1	2	3	4	5	6	7	
O atendimento foi encerrado pelo chatbot de forma repentina ou inesperada	1	2	3	4	5	6	7	

Perguntas sobre você
Qual é o seu gênero?

- ☐ Masculino
☐ Feminino
☐ Outro
☐ Prefiro não dizer

Em qual região do Brasil você mora?

- ☐ Norte
☐ Nordeste
☐ Centro-Oeste
☐ Sudeste
☐ Sul

Agora, sobre o seu comportamento de interação social ao lidar com o(s) chatbot(s) de atendimento

	Discordo totalmente				Concordo totalmente			
	1	2	3	4	5	6	7	
Eu usei linguagem desrespeitosa ou rude durante a conversa com o chatbot	1	2	3	4	5	6	7	
Eu culpei o chatbot pela dificuldade de comunicação	1	2	3	4	5	6	7	
Fiz comentários ao chatbot que poderiam ser interpretados como agressivos ou ofensivos	1	2	3	4	5	6	7	
Eu abandonei a conversa ao ficar frustrado(a) com o chatbot	1	2	3	4	5	6	7	
Eu perdi a paciência com o chatbot	1	2	3	4	5	6	7	

Sobre a desconfiança

	Discordo totalmente				Concordo totalmente			
	1	2	3	4	5	6	7	
O chatbot de atendimento é enganoso	1	2	3	4	5	6	7	
O chatbot de atendimento se comporta de maneira pouco transparente	1	2	3	4	5	6	7	
Eu desconfio do chatbot de atendimento	1	2	3	4	5	6	7	
As ações do chatbot de atendimento terão um resultado prejudicial ou danoso	1	2	3	4	5	6	7	

Agora, sobre o boca a boca negativo e a descontinuidade de uso do chatbot

	Discordo totalmente				Concordo totalmente			
	1	2	3	4	5	6	7	
Eu compartilhei com outras pessoas informações negativas sobre o chatbot de atendimento	1	2	3	4	5	6	7	
Eu contei a outras pessoas sobre a minha experiência ruim de atendimento com o chatbot	1	2	3	4	5	6	7	
Eu falei para outras pessoas não usarem o chatbot de atendimento	1	2	3	4	5	6	7	
Tenho intenção de interromper temporariamente o uso do chatbot de atendimento	1	2	3	4	5	6	7	
Se fosse possível, eu deixaria de utilizar o chatbot de atendimento	1	2	3	4	5	6	7	
Pretendo reduzir a frequência com que utilizo o chatbot de atendimento	1	2	3	4	5	6	7	

Perguntas finais**Qual o seu nível de escolaridade?**

- ☐ Ensino fundamental
- ☐ Ensino médio
- ☐ Graduação (ensino superior)
- ☐ Especialização
- ☐ Mestrado
- ☐ Doutorado

Qual a sua idade?

Menos de 18 anos

18-24 anos

25-34 anos

35-44 anos

45-54 anos

55-64 anos

65 anos ou mais

Qual é a sua renda?

- ☐ Sem renda no momento
- ☐ Abaixo de R\$ 2.000
- ☐ R\$ 2.001 a R\$ 5.000
- ☐ R\$ 5.001 a R\$ 7.000
- ☐ R\$ 7.001 a R\$ 10.000
- ☐ R\$ 10.001 a R\$ 15.000
- ☐ R\$ 15.001 a R\$ 19.999
- ☐ Acima de R\$ 20.000
- ☐ Prefiro não responder

Quão familiarizado você está com os chatbots de atendimento?

Nada

Extremamente

familiarizado

familiarizado

1	2	3	4	5	6	7
---	---	---	---	---	---	---

Muito obrigada pela sua participação! 😊