

UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO

FACULDADE DE ECONOMIA, ADMINISTRAÇÃO, CONTABILIDADE E ATUÁRIA

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO

Análise da preferência do consumidor frente aos atributos de um e-commerce

Luíza de Mattos Baratojo

Orientador: Prof. Dr. José Afonso Mazzon

Co-Orientador: Prof. Dr. Luis Eduardo Pilli

SÃO PAULO

2023

Prof. Dr. Carlos Gilberto Carlotti Júnior
Reitor da Universidade de São Paulo
Profa. Dra. Maria Dolores Montoya Diaz
Diretora da Faculdade de Economia, Administração, Contabilidade e Atuária
Prof. Dr. João Maurício Gama Boaventura
Chefe do Departamento de Administração
Prof. Dr. Felipe Mendes Borini
Coordenador do Programa de Pós-Graduação em Administração

LUÍZA DE MATTOS BARATOJO

Análise da preferência do consumidor frente aos atributos de um e-commerce

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Administração do Departamento de Economia/Administração/Contabilidade da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo, como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Ciências.

Área de Concentração: Administração

Orientador: Prof. Dr. José Afonso Mazzon

Co-Orientador: Prof. Dr. Luis Eduardo Pilli

SÃO PAULO

2023

Catálogo na Publicação (CIP)
Ficha Catalográfica com dados inseridos pelo autor

Baratojo, Luíza.

Análise da preferência do consumidor frente aos atributos de um e-commerce / Luíza Baratojo. - São Paulo, 2023.
94 p.

Dissertação (Mestrado) - Universidade de São Paulo, 2023.
Orientador: José Afonso Mazzon.
Co-orientador: Luís Eduardo Pilli.

1. e-commerce. 2. discrete choice experiment. 3. conjoint analysis. 4. confiança. 5. valor percebido. I. Universidade de São Paulo. Faculdade de Economia, Administração, Contabilidade e Atuária. II. Título.

DEDICATÓRIA

Ao meu pai: Sérgio,

Por me inspirar e ajudar em todos os momentos.

A minha mãe e irmã: Silvia e Mariana,

Por todo o apoio incondicional.

Ao meu amor: Rodrigo,

Por me acompanhar nessa jornada.

AGRADECIMENTOS

Aos meus orientadores, professores Pilli e Mazzon. Por todo o conhecimento compartilhado, disposição em ajudar e acima de tudo paciência e acolhimento nas horas mais difíceis do processo. Vocês foram essenciais para esse trabalho e para a minha evolução como aluna e profissional.

Aos professores Edson Crescitelli, José Mauro da Costa Hernandez e Victor Fossaluzza pelos comentários feitos durante o processo de qualificação, eles contribuíram para que este trabalho chegasse a outro patamar.

Ao meu ex-chefe e amigo Bruno Vinícius Santos, que permitiu e incentivou minha participação nas aulas do mestrado, mesmo essas sendo durante o horário comercial.

Obrigada, Sérgio Baratojo por tirar muitas de minhas dúvidas, pelas discussões de alto nível e por permitir o desenho do questionário e coleta dos dados através da Best Forecast.

Mariana Baratojo, pela assessoria na revisão textual.

E por fim, queria agradecer todos aqueles que cruzaram meu caminho nesses anos e que de alguma forma fizeram parte disso tudo, seja na sala de aula ou fora dela.

RESUMO

Este trabalho tem como objetivo analisar, por meio de uma pesquisa empírica, a preferência do consumidor frente a atributos de um *e-commerce* que representem os constructos teóricos Confiança e Valor percebido.

Por meio de uma revisão literária foi possível identificar lacunas de pesquisa e ao mesmo tempo levantar as principais variáveis que influenciam a escolha do consumidor. Dentre as variáveis, encontraram-se duas mais gerais que caracterizam constructos teóricos, que podem ser representadas pelas demais e que foram testadas conjuntamente na pesquisa empírica, são elas: Confiança e Valor percebido. Após o desenho do questionário e coleta dos dados, foram treinados diferentes modelos para testar as hipóteses levantadas, o escolhido foi um modelo de classes latentes, com três classes e heterogeneidade explicada pelas variáveis categoria de produto e idade do consumidor. A partir dos resultados pode-se concluir que Valor percebido e Confiança são importantes fatores para a preferência do consumidor de modo geral. As variáveis de categoria do produto e idade deixaram evidente a necessidade de se levar em consideração heterogeneidade nos modelos de escolha discreta, visto que diferentes combinações entre elas resultam em diferentes conclusões. A classe latente A, com maior probabilidade de pertencimento de pessoas mais velhas ou categoria de produto mais barata (torradeira), o constructo Valor percebido é mais importante do que Confiança, enquanto o oposto foi observado para a classe latente B. Ou seja, a classe latente com maior probabilidade de pertencimento de pessoas mais novas ou categoria de produto mais cara (celular), o constructo Confiança é mais importante do que Valor percebido.

Os resultados podem ser úteis para gerar *insights* para a tomada de decisão de empresas do setor, além de contribuir para a teoria ao testar algumas lacunas evidenciadas na literatura (como por exemplo, avaliar heterogeneidade na preferência do consumidor e relacionar constructos teóricos normalmente estudados individualmente). Buscou-se, aqui trazer uma visão atual, com novas combinações de fatores que explicam a preferência do consumidor e com o uso de um método pouco utilizado no Brasil: *Discrete Choice Experiment* (DCE).

Palavras-chave: e-commerce; discrete choice experiment; confiança; valor percebido; preferência do consumidor; conjoint analysis;

ABSTRACT

This work aims to analyze, through empirical research, consumer preferences regarding attributes of an e-commerce platform that represent the theoretical constructs of Trust and Perceived Value.

Through a literature review, it was possible to identify research gaps and, at the same time, identify the key variables that influence consumer choice. Among these variables, two broader ones were found that characterize theoretical constructs, which can be represented by others and were jointly tested in the empirical research: Trust and Perceived Value. After designing the questionnaire and collecting data, different models were trained to test the hypotheses raised, and the chosen model was a latent class model with three classes, with heterogeneity explained by product category and consumer age. From the results, it can be concluded that Perceived Value and Trust are important factors for consumer preference in general. The product category and age variables made it clear that it is necessary to take into account heterogeneity in discrete choice models, as different combinations of these variables lead to different conclusions. Latent Class A, with a higher probability of belonging to older individuals or cheaper product categories (toasters), values Perceived Value more than Trust, while the opposite was observed for Latent Class B. In other words, the latent class with a higher probability of belonging to younger individuals or more expensive product categories (cell phones) considers Trust to be more important than Perceived Value.

The results can be useful in generating insights for decision-making in companies in the sector, as well as contributing to the theory by testing some gaps identified in the literature (such as assessing heterogeneity in consumer preference and relating theoretically studied constructs that are typically studied individually). Here, we aimed to provide a current perspective with new combinations of factors that explain consumer preference and the use of a method that is less commonly used in Brazil: Discrete Choice Experiment (DCE).

Keywords: e-commerce, discrete choice experiment, trust, perceived value, consumer preference, conjoint analysis.

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	19
2	REVISÃO DA LITERATURA	23
2.1	DEFINIÇÃO DE E-COMMERCE	23
2.2	RESULTADO DA REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	24
2.3	VARIÁVEIS DA REVISÃO LITERÁRIA	29
2.4	CONSTRUCTOS TEÓRICOS	32
2.5	ESCOLHA DAS VARIÁVEIS	35
2.5.1	<i>Valor percebido</i>	35
2.5.2	<i>Confiança</i>	36
3	MODELO TEÓRICO	38
4	PESQUISA EMPÍRICA	41
4.1	PROBLEMA DE PESQUISA, OBJETIVOS E HIPÓTESES	41
4.2	METODOLOGIA	43
4.2.1	<i>Discrete Choice Experiment (DCE)</i>	44
4.2.2	<i>Amostragem</i>	45
4.2.3	<i>Delineamento do estudo</i>	45
4.3	RESULTADOS	48
4.3.1	<i>Validação dos parâmetros (priori x posteriori)</i>	48
4.3.2	<i>Escolha do modelo</i>	49
4.3.3	<i>Análise descritiva</i>	53
4.3.4	<i>Resultado do modelo</i>	55
4.3.5	<i>Saída do modelo</i>	58
4.3.6	<i>Teste das hipóteses</i>	68
5	CONCLUSÕES, IMPLICAÇÕES, LIMITAÇÕES E DIRECIONAMENTOS FUTUROS	72

LISTA DE TABELAS

Tabela 1- Resultados da revisão bibliográfica.....	24
Tabela 2 - Variáveis da revisão bibliográfica.....	30
Tabela 3 - Desenho das variáveis que vão compor o estudo e seus respectivos níveis.....	38
Tabela 4 - Comparação dos critérios AIC e BIC para cada modelo testado	50
Tabela 5 - Comparação dos critérios AIC e BIC e variáveis significativas de 3 modelos de classes latentes.....	52
Tabela 6 - Saída do modelo final de Classes Latentes	58
Tabela 7- Razão de chances de cada variável e Classe Latente	61

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Modelo teórico para desenvolvimento da pesquisa empírica	38
Figura 2 - Parâmetros a <i>priori</i> para delineamento experimental	46
Figura 3 - Exemplo de cenário para a opção de Celular.....	47
Figura 4 - Exemplo de cenário para a opção de Torradeira.....	47
Figura 5 - Parâmetros a posteriori para validação do delineamento experimental.....	48
Figura 6 - Distribuição de respondentes por Sexo.....	53
Figura 7 - Distribuição de respondentes por Faixa de Idade	53
Figura 8 - Distribuição de respondentes por Escolaridade	54
Figura 9 - Distribuição de respondentes por Classe Social	54
Figura 10 - Distribuição de respondentes por Frequência de compra <i>online</i>	55
Figura 11 - Distribuição de respondentes por Classe Latente e Produto.....	60
Figura 12 - Distribuição de respondentes por Classe Latente e Faixa de Idade	60

1 INTRODUÇÃO

Marketing é um processo administrativo e social pelo qual indivíduos e organizações obtêm o que necessitam e desejam por meio da criação e troca de valor uns com os outros (Kotler & Armstrong, 2008). A empresa oferece algo que atende a uma necessidade do consumidor e o mesmo retribui. Daí surge a importância cada vez maior de entender as necessidades e preferências do consumidor.

A pandemia ocasionou diversas mudanças no modo como firmas agem e consumidores se comportam (Donthu & Gustavsson, 2020) e, conseqüentemente, intensificou certas transformações que vinham ocorrendo de forma gradual nos últimos anos. O isolamento social acelerou, entre diversos fatores, a adoção digital dos indivíduos, o que está levando as pessoas a terem padrões totalmente novos de consumo, exemplo disso, é o crescimento das compras *online* (Donthu & Gustavsson, 2020).

Segundo painel TIC COVID-19 - Edição 1 (2020), que busca coletar informações sobre o uso da Internet durante a pandemia causada pelo novo coronavírus, entre as mudanças observadas, o uso de aplicativos de mensagens instantâneas foi o canal de compras mais usado durante o período. Diante de tantas alterações no comportamento humano, como ficam as relações pós-pandemia?

Sustentando a ideia de que essas mudanças provavelmente irão perdurar, uma pesquisa realizada pela consultoria McKinsey (2020) trouxe alguns pontos importantes e necessários para a retomada dos negócios das empresas. Entre os principais tópicos estão: entendimento das necessidades dos clientes e melhoria da experiência e jornada do cliente, ofertas inteligentes (personalização, fidelidade e CRM), vendas direcionadas por dados e aceleração digital.

Ainda nessa linha de pensamento, o grupo de pesquisa Nets/FEA/USP analisou dados e sintetizou os principais impactos da pandemia no consumo, que são: adoção de canais digitais, consolidação do uso de dados para entendimento do consumidor, consumidor mais empoderado, *superapp*, *livestreaming*, pagamentos por *qr*code e *contactless* (Nets/FEA/USP, 2020).

As compras *online* se tornaram cada vez mais familiares à medida que o isolamento social se intensificava, e em pouco tempo, os indivíduos se adaptaram a esse novo paradigma de consumo. Em 2020 o *e-commerce* representou quase 30% de todas as vendas do varejo, com o maior crescimento *online* nos países emergentes, de acordo com a Conferência das Nações Unidas sobre Comércio e Desenvolvimento. (WGSN & Dafiti Group, 2021)

Confirmando essas tendências, segundo a revista Exame (2021), 7,3 milhões de brasileiros compraram *online* pela primeira vez no primeiro semestre de 2020 e as vendas *online* no Brasil cresceram cerca de 49% nesse ano.

De acordo com pesquisa do WGSN em parceria com a Dafiti (2021), mais da metade dos brasileiros, precisamente 52%, teriam afirmado que pretendem incorporar o comportamento de consumo *online*. Tendo isso em vista, é provável que as transformações do setor continuem a apresentar perspectivas positivas além do período da pandemia. Em pouco mais de um ano, as mudanças no cenário dos *e-commerce* de varejo no Brasil apresentaram alterações significativas: novas funcionalidades, usuários e concorrentes.

A Teoria do Consumidor, especificamente a Teoria da Escolha, é uma teoria microeconômica, que busca descrever como os consumidores tomam decisões de compra e como eles enfrentam os *tradeoffs* e as mudanças em seu ambiente (Vieira, 2004). O estudo dos processos de escolha tem sido um foco de interesse no comportamento do consumidor por mais de 50 anos (Bettman et al., 1998). Muito provavelmente, uma das razões para a investigação sobre os processos de escolha é a naturalidade dessa atividade em qualquer sociedade ou domínio da ação humana (Louviere et al., 2000). As escolhas são os meios dos indivíduos para perseguir seus objetivos (Austin & Vancouver, 1996; Bettman et al., 1998; van Osselaer & Janiszewski, 2012).

Conseguir mensurar os fatores que influenciam a estrutura de preferências do consumidor é um desafio necessário para qualquer organização que seja orientada para o mercado (Bastos, 2010). Erros decorrentes do processo podem resultar em grandes perdas ou redução nos lucros, de forma que, é desejável que as decisões sejam tomadas baseadas em técnicas que reduzam a incerteza (Barquette & Chaoubah, 2007).

Apesar da variedade de modelos de escolha que investigam o processo de escolha, ainda há espaço para contribuições, visto que apenas recentemente a pesquisa começou a abordar a questão de como objetivos do consumidor podem ser incorporados diretamente em modelos de tomada de decisão individual e melhorar nossa compreensão e previsão das escolhas dos indivíduos (Dellaert et al., 2017).

Usualmente, as possibilidades de agir, ou escolher entre diversas opções, são limitadas por fatores que podem estar relacionados aos fatores psicológicos ou por alguma restrição exógena, podendo ser uma decisão mais elaborada, trivial ou até automática. Todas as nossas escolhas são condicionadas por nossa capacidade cognitiva de processar informações, por nossas restrições orçamentárias, por nossa disponibilidade de tempo para decidir ou mesmo pelo desejo social das escolhas que fazemos. Em qualquer domínio de escolha, a liberdade de escolha é condicionada por características pessoais e variáveis contextuais ou situacionais (Pilli, 2017).

Partindo da premissa de que é necessário conseguir mensurar os fatores que influenciam a estrutura de preferências do consumidor, introduzimos o uso de metodologias estatísticas multivariadas de análises de dados que dão embasamento aos estudos em marketing (Preto & Artes, 2009).

Apesar da variedade de modelos de escolha que investigam a heterogeneidade do processo de escolha, ainda há espaço para contribuições nesta disciplina. Como é evidenciado por Dellaert et al. (2017 pág. 2):

Os diferentes objetivos que selecionamos e como os *priorizamos* afetam nosso comportamento e as escolhas que fazemos. No entanto, apenas recentemente a pesquisa começou a abordar a questão de como os objetivos do consumidor podem ser incorporados diretamente em modelos de tomada de decisão individual para testar teorias e melhorar nossa compreensão e previsão das escolhas dos indivíduos.

Questões acerca das mudanças citadas aqui podem ser respondidas a partir de experimentos de escolha discreta (DCE). Segundo Hair Jr. (2014), o DCE é uma técnica multivariada usada especificamente para entender como os respondentes desenvolvem preferências por produtos ou serviços, sendo possível ainda mensurar o impacto de cada uma dessas características sobre a preferência do consumidor. A técnica pode ser aplicada a qualquer tipo de produto ou serviço (Preto & Artes, 2009).

Este trabalho procurou explicar, por meio de um estudo empírico, fatores relevantes que justifiquem a escolha do consumidor de um *e-commerce* em detrimento de outro, em outras palavras, tem por objetivo analisar a preferência do consumidor frente a atributos de um *e-commerce* que representem constructos teóricos e, portanto, pode ser útil para gerar *insights* para a tomada de decisão de empresas do setor quanto a que caminhos podem seguir, além de contribuir para a teoria ao testar algumas lacunas evidenciadas na literatura (como por exemplo, avaliar heterogeneidade na preferência do consumidor e relacionar constructos teóricos normalmente estudados individualmente). Buscou-se, aqui preencher uma lacuna da disciplina de escolha do consumidor, trazendo uma visão atual, que represente também o mercado nacional, com novas combinações de fatores que explicam a preferência do consumidor e com o uso de um método pouco utilizado no Brasil: *discrete choice experiment*. Outro ponto a se considerar é que um estudo do processo de escolha humana e especificamente da heterogeneidade do processo de escolha é, em primeiro lugar, justificável do ponto de vista teórico-metodológico, mas também para desenvolver a gestão estratégica em organizações privadas e públicas e, finalmente, entender a tomada de decisão dos indivíduos no domínio de consumo. Ficou evidente na revisão literária estudos recentes que associam o comportamento e a intenção de compra do consumidor a fatores de um *e-commerce*. Entretanto, em nenhum deles se fez o uso de experimentos de escolha discreta para explicar quais são as variáveis e seus respectivos pesos na preferência do consumidor em relação a atributos de um *e-commerce* e evidenciou o *trade-off* entre os constructos teóricos Confiança e Valor Percebido nesse contexto digital.

Este projeto se desenvolve por meio da seguinte estrutura: inicialmente, são apresentados os resultados de uma revisão literária sobre o tema escolhido. Com base nela conseguiu-se identificar lacunas de pesquisa e ao mesmo tempo levantar as principais variáveis que influenciam a escolha do consumidor e que serão usadas conjuntamente na pesquisa empírica. Em seguida, elaborou-se uma discussão e foi apresentado um modelo teórico que norteou a pesquisa empírica do trabalho, possibilitando a definição do objetivo e das hipóteses deste estudo. Depois, foram introduzidos conceitos necessários para a compreensão do método escolhido, seguido da descrição da pesquisa empírica e seus resultados. Por fim, apresentou-se a conclusão e sugestões para próximos projetos.

2 REVISÃO DA LITERATURA

A fim de entender o cenário atual e o que já se sabe sobre o mercado digital, será apresentada a seguir uma revisão bibliográfica da literatura sobre o tema.

2.1 Definição de e-commerce

O termo *e-commerce* é a abreviação em inglês de *eletronic commerce*, que significa "comércio eletrônico" em português. Trata-se de todo tipo de comercialização de bens comerciais através de dispositivos eletrônicos. Ou seja, uma variedade de transações eletrônicas (Kotler, 2000).

O primeiro *e-commerce* surgiu em 1979 com a criação de Michael Aldrich do “shopping online”, o primeiro sistema de processamento de transações *online* entre empresas e consumidores (B2C) e entre empresas (B2B). A internet chegou no Brasil durante a década de 1990 e se popularizou principalmente no final dos anos 2000 e começo de 2010. Rapidamente, as pessoas passaram a se interessar por compras *online* (Mobiler, 2019). Desde 1995 o comércio eletrônico faz parte da realidade dos indivíduos e vem crescendo cada vez mais com o passar dos anos. E o processo que já estava acelerado, aumentou ainda mais devido a pandemia do COVID-19.

Confirmando essas tendências, como já citado, segundo a revista Exame (2021), 7,3 milhões de brasileiros compraram *online* pela primeira vez no primeiro semestre de 2020 e as vendas *online* no Brasil cresceram cerca de 49%. Em pouco mais de um ano, as mudanças no cenário dos *e-commerce* de varejo no Brasil apresentaram alterações significativas quanto a novas funcionalidades, usuários e concorrentes.

São inúmeras as lojas virtuais existentes no mundo. Neste estudo, consideraram-se os *e-commerces* do setor varejista que atuam no Brasil. Esse recorte foi feito para ser possível comparar as empresas de maneira adequada e explorar as variáveis do marketing mix e seus impactos na escolha de uma empresa em detrimento de outra. Outro filtro considerado foi o recorte de apenas operações B2C, ou seja, transações entre uma firma diretamente com o consumidor.

2.2 Resultado da revisão bibliográfica

Foram selecionados artigos publicados no ano de 2022 em jornais e revistas de impacto, além de documentos do acervo da USP e da CAPES entre os anos de 2019 e 2022.

Os critérios de seleção foram adicionados em etapas até chegar em um volume considerável, com documentos os mais relacionados possíveis ao comportamento do consumidor: o primeiro filtro foi apenas textos contendo “*e-commerce*” ou “*electronic commerce*” como palavras-chave. Os artigos escolhidos através do Scopus estão na categoria de *research articles* da área de *business, management and accounting*. Os requisitos resultaram em 136 publicações, das quais 35 estavam diretamente ligadas à intenção/ experiência de compra do consumidor em um *e-commerce*. No Anexo A encontra-se a matriz detalhada com o que foi identificado: ano de publicação, local publicado, autores, título do artigo e resumo dos resultados de cada estudo. Abaixo, uma visão resumida da mesma tabela:

Tabela 1- Resultados da revisão bibliográfica

Autores	Resultados
Alexander & Kent (2022)	Importância de implementar e integrar tecnologias nas lojas para melhorar a experiência do cliente.
Alnawas & Khateeb (2022)	O instrumento de medição proposto prevê fortemente a satisfação eletrônica e a confiança eletrônica.
Ampadu et al. (2022)	A recomendação da qualidade do produto teve influência positiva na compra <i>online</i> impulsiva e essa relação foi parcialmente explicada pela imagem afetiva e satisfação dos consumidores com os produtos recomendados.
Bataoui (2022)	A hospitalidade de um site comercial impacta as reações emocionais e os comportamentos de aproximação/evitação em relação ao site.
Bonfrer et al. (2022)	Os fatores de escolha do comprador incluem características intrínsecas da família, valor do tempo, objetivos e motivações de compras, localização, variedade, preço e promoção.
Chakraborty et al. (2022)	Valores funcionais, condicionais, epistêmicos e emocionais apresentaram impacto positivo na intenção de adoção de aplicativos de pagamento móvel. Confiança inicial mediou todos os valores de consumo.
Chen et al. (2022)	As incertezas na qualidade do produto e no ajuste do produto têm uma influência negativa na intenção de compra, enquanto o hábito automático está associado positivamente à intenção de compra.

Autores	Resultados
Chopdar et al. (2022)	Impacto significativo da mobilidade, personalização, sortimento de produtos e motivação hedônica na impulsividade, exceto o apelo visual do aplicativo. A intenção comportamental dos consumidores foi um precursor significativo de seu comportamento de uso de vários aplicativos.
Cuesta-Valiño et al. (2022)	A lealdade à loja e as comunicações boca a boca são os principais impulsionadores das atitudes em relação às compras <i>online</i> .
Duan et al. (2022)	A utilidade percebida pelos consumidores dos cupons <i>online</i> ajuda a promover mais vendas e enfraquece a relação entre as avaliações negativas e as vendas.
El Kihal & Shehu (2022)	Boletins informativos, pesquisa paga, catálogos e frete grátis aumentam substancialmente as devoluções de produtos.
Fernández-Bonilla et al. (2022)	O <i>e-trust</i> é um fator determinante no <i>e-commerce</i> .
Gulfraz et al. (2022)	Relação positiva entre as dimensões testadas da experiência de compra <i>online</i> do consumidor e a compra impulsiva <i>online</i> dos mesmos.
Guo et al. (2022)	Tópicos como 'cupom', 'revisão', 'qualidade', 'preço', 'uso' e 'ingrediente' são aspectos considerados elementos competitivos centrais.
Iranmanesh et al. (2022)	A expectativa de desempenho dos sites/ aplicativos tem uma influência na intenção de troca de lojas dos clientes.
Khan (2022)	O vínculo da experiência da marca e as atividades de marketing sociais da marca varia de acordo com a geração de consumidores.
Klaus & Zaichkowsky (2022)	Mudança no comportamento dos consumidores para a dependência de <i>bots</i> de voz domésticos para compra.
Leal (2022)	Incorporar tecnologias desenvolvidas para minimizar os obstáculos das vendas <i>online</i> de moda, gera maior competitividade e cria relações de confiança entre marcas e consumidores.
Li et al. (2022)	O esforço de serviço e o valor do cupom no modelo Showroom são os maiores entre os modelos omnicanal, e o lucro é o menor. No modelo <i>buy-online-pick-up-in-store</i> , o varejista obtém o maior lucro.
Lu et al. (2022)	Uma maneira nova de promover as experiências do consumidor, estimulando os consumidores com diferentes metas de decisão a empregarem diferentes estratégias de decisão.
Luceria et al. (2022)	As compras <i>online</i> são influenciadas por variáveis que refletem a evolução das inovações tecnológicas.

Autores	Resultados
Machado (2022)	Atitude positiva, vantagem percebida e compatibilidade com os valores contribuíram para explicar a intenção de compra no <i>e-commerce</i> .
Molinillo et al. (2022)	A dimensão afetiva tem maior influência e a experiência sensorial supera inclusive a experiência cognitiva.
Nguyen et al. (2022)	Os principais fatores que afetam as escolhas de canal durante a troca são atributos do produto, confiança/incerteza percebida, influência social, características do cliente, cultura de revisão e restrições de tempo.
Ratchford et al. (2022)	O varejo omnicanal tornou-se a norma; O volume e a valência das avaliações estão relacionados às vendas; O frete grátis leva a vendas mais altas; políticas de devolução brandas afetam mais as compras do que as devoluções.
Serravalle et al. (2022)	A adoção de políticas de devolução faz os consumidores se sentir protegidos contra o risco de compras erradas.
Tong et al. (2022)	As promoções monetárias têm um impacto mais forte nas vendas do que as promoções de presentes. O modelo de negócios de <i>marketplace</i> e o comprimento da linha de produtos têm efeitos significativos nas vendas.
Vakulenko et al. (2022)	Para os e-consumidores de áreas residenciais urbanas a diversidade de serviços esteve atrelada a maior satisfação.
Vieira et al. (2022)	A geração e retenção de <i>cashback</i> aumentam a fidelidade do consumidor.
Wang & Ding (2022)	Maiores recompensas monetárias levarão a maiores vendas de produtos em programas de indicação, e esse efeito será atenuado à medida que a estética do produto aumentar.
Yang et al. (2022)	O volume de vendas do produto e o número de comentários negativos de alta qualidade são os fatores expostos nos sites que mais influenciam a tomada de decisão dos consumidores.
Yeo et al. (2022)	O valor emocional, a qualidade e o boca-a-boca <i>online</i> percebidos revelaram uma influência positiva nas decisões de compra de roupas de moda dos <i>Instagrammers</i> .
Yilmaz (2022)	É necessário considerar o processo por trás da seleção do melhor site de compras <i>online</i> . O modelo de ranqueamento proposto leva em consideração algumas variáveis: qualidade do site, métodos de pagamento, variedade de produtos, frete e garantia, recomendação por familiares, experiências de compras passadas, propagandas.
Zerbini et al. (2022)	Os traços culturais têm efeitos nas ligações entre a intenção de compra e alguns de seus impulsionadores.

Autores	Resultados
Zhou et al. (2022)	Um sistema de recomendação atrai consumidores convertendo seus custos de busca nos custos de recomendação do sistema.

Nota-se que variáveis relativas à avaliação e descrição dos produtos e sites, omnicanalidade, modelo de negócios, experiência do cliente, valor percebido, características intrínsecas ao canal de vendas, descontos e promoções, frete, tecnologia, confiança e informações sociodemográficas dos consumidores são amplamente utilizadas nos estudos mais recentes.

Artigos como os do Wang & Ding (2022) e Li et al. (2022) discorrem como recompensas monetárias podem influenciar nas vendas de um lojista. O de Yang et al. (2022) mostra uma associação alta entre o volume de vendas e o número de comentários negativos que influenciam a tomada de decisão dos consumidores. Neste artigo, os autores revelam que o impacto de avaliações negativas nas vendas *online* é moderado pelo preço, sendo os consumidores mais sensíveis a avaliações negativas de produtos de alto valor monetário. Esse mesmo efeito é minimizado pela utilidade percebida pelos consumidores dos cupons *online*. As promoções monetárias são ressaltadas no texto de Tong et al. (2022) e têm um impacto mais forte nas vendas do que as promoções de presentes, enquanto entre as promoções monetárias, as promoções padrão são mais influentes do que as promoções com cupons. Entre as promoções padrão, as promoções diretas e de quantidade são mais eficazes do que as promoções de pacote. A geração e retenção de *cashback* aumentam a fidelidade do consumidor (Vieira et al., 2022).

O volume de vendas também pode ser influenciado pelo número de comentários negativos de alta qualidade influenciando a tomada de decisão dos consumidores (Yang et al., 2022). As avaliações *online* positivas enfraquecem a relação negativa entre as avaliações negativas e o preço do produto (Duan et al., 2022).

Outro fator bastante ressaltado nos artigos da revisão literária foi a omnicanalidade. A omnicanalidade é uma estratégia de marketing e vendas que se concentra em criar uma experiência perfeita e integrada para o cliente, independentemente de como ele escolhe interagir com a empresa, seja por meio de canais físicos, digitais ou móveis. Ela visa proporcionar uma jornada de cliente unificada, eliminando barreiras entre os canais e garantindo que as informações e experiências sejam consistentes em todos os pontos de

contato (Verhoef et al., 2015). As descobertas demonstram a crescente importância de implementar e integrar tecnologias nas lojas para melhorar a experiência do cliente (Alexander & Kent, 2022). Segundo Ratchford et al. (2022), a integração de serviços entre os canais *online* e *offline* se mostrou benéfica, de forma que o varejo omnicanal tornou-se a norma. Como as lojas *offline* oferecem serviços diferentes do *online*, existem potenciais sinergias entre os formatos; a abertura de *showrooms* ou lojas *offline* pode impactar positivamente as vendas *online* de um varejista multicanal. As descobertas demonstram a crescente importância de implementar e integrar tecnologias nas lojas para melhorar a experiência do cliente. Ratchford et al. (2022) também destacam que o frete grátis leva a vendas mais altas, mas também pode incentivar mais devoluções, assim como políticas de devolução brandas afetam mais as compras do que as devoluções.

Outros fatores que se mostraram relevantes na decisão de compra do consumidor são evidenciados por Fernández-Bonilla et al. (2022) ao citar o *e-trust* e Serravalle et al. (2022) com políticas de devolução. As incertezas na qualidade do produto e no ajuste do produto têm uma influência negativa significativa na intenção de compra, enquanto o hábito automático está associado positivamente à intenção de compra (Chen et al., 2022). A lealdade à loja e as comunicações boca a boca (WOM) são os principais impulsionadores das atitudes em relação às compras *online* e como mediadoras da qualidade e imagem da loja (Cuesta-Valiño et al., 2022). O estudo de Yeo et al. (2022), revela uma influência do valor emocional percebido, qualidade percebida e eWOM nas decisões de compra de roupas de *Instagrammers*.

Além disso, alguns resultados indicam que os traços culturais têm efeitos moderadores específicos nas ligações entre a intenção de compra e alguns de seus impulsionadores. Por exemplo, a distância do poder e a evitação da incerteza têm um efeito positivo, enquanto o individualismo, a indulgência e a masculinidade têm um efeito negativo (Zerbini et al., 2022). A análise de Bonfrer et al. (2022) revela evidências substanciais sobre os fatores de escolha do comprador entre formatos, incluindo características intrínsecas da família, fatores de valor do tempo, objetivos e motivações de compras e fatores acionáveis do varejista, como localização, variedade, preço e promoção.

Todos esses resultados serviram de insumo para a escolha das variáveis que fizeram parte da pesquisa empírica e que serão detalhadas nas próximas seções.

2.3 Variáveis da revisão literária

Com base na revisão da literatura citada anteriormente, é possível sintetizar os fatores que apareceram nos estudos da seguinte forma:

Tabela 2 - Variáveis da revisão bibliográfica

Autores	Bloco de variáveis								
	Avaliação do site/ produto	Descontos (cupons/ <i>cashback</i> , etc)	Confiança	Modelo de negócios/ experiência	Omnicanalidade / Frete/ Políticas	Socio - Demográfico/ Cultura	Tecnologia	Tempo	Valor percebido
Alexander & Kent (2022)				x					
Alnawas & Khateeb (2022)			x						
Ampadu et al. (2022)	x								
Bataoui (2022)				x					
Bonfrer et al. (2022)						x		x	
Chakraborty et al. (2022)			x						
Chen et al. (2022)			x						
Chopdar et al. (2022)				x					
Cuesta-Valiño et al. (2022)	x								
Duan et al. (2022)		x							
El Kihal & Shehu (2022)					x				
Fernández-Bonilla et al. (2022)			x						
Gulfraz et al. (2022)				x					
Guo et al. (2022)	x	x							
Iranmanesh et al. (2022)							x		
Khan (2022)						x			

Autores	Bloco de variáveis								
	Avaliação do site/ produto	Descontos (cupons/ <i>cashback</i> , etc)	Confiança	Modelo de negócios/ experiência	Omnicanalidade / Frete/ Políticas	Socio - Demográfico/ Cultura	Tecnologia	Tempo	Valor percebido
Klaus & Zaichkowsky (2022)				x					
Leal (2022)							x		
Li et al. (2022)		x		x					
Lu et al. (2022)				x					
Luceria et al. (2022)							x		
Machado (2022)									x
Molinillo et al. (2022)				x					
Nguyen et al. (2022)			x			x		x	
Ratchford et al. (2022)					x				
Serravalle et al. (2022)			x						
Tong et al. (2022)		x		x					
Vakulenko et al. (2022)						x			
Vieira et al. (2022)		x							
Wang & Ding (2022)		x							
Yang et al. (2022)	x								
Yeo et al. (2022)	x								
Yilmaz (2022)	x			x	x				
Zerbini et al. (2022)						x			
Zhou et al. (2022)				x					

2.4 Constructos teóricos

Junto às principais variáveis evidenciadas pela revisão bibliográfica, encontram-se duas mais abrangentes que caracterizam constructos e que podem ser exemplificadas pelas demais, são elas: Valor percebido e Confiança.

O constructo Valor percebido tem sido amplamente investigado e pode ser definido como um conceito que representa a estimativa global do produto ou serviço com base nas percepções do que foi recebido com o que foi dado em troca (Zeithaml, 1988), ou seja, é a relação entre os benefícios totais obtidos e os esforços exercidos pelos clientes (Hansen et al., 2008).

Rust, Zeithaml e Lemon (2000) entendem que o valor global para o cliente é formado por três tipos de valor, os quais podem atuar em conjunto ou isoladamente. O valor patrimonial, que se refere à percepção do valor quanto a utilidade de um produto (aqui são consideradas as dimensões da qualidade percebida, do preço e da conveniência), o valor da marca, que consiste na reputação acerca de uma marca na visão dos clientes e, por fim, o valor da retenção, que é formado por programas de afinidade, de reconhecimento e de tratamento especial, proporcionado e percebido pelos clientes.

A Confiança é outro constructo amplamente abordado por diversas áreas do conhecimento e, é vista como um dos mais importante em contextos relacionais (Morgan & Hunt, 1994; Doney & Cannon, 1997; Milan, 2004; Mouzas et al., 2007; Gulati & Nickerson, 2008; Jiang et al., 2011).

Na área da Administração, mais especificamente no campo do Comportamento do Consumidor, a Confiança começou a ser estudada entre os anos de 70 e 80 (Zand, 1972; Scott, 1980), examinando seus efeitos nos processos de tomada de decisão (Moliner et al., 2007; Terres, 2011). Brei e Rossi (2005) destacam que a Confiança é constituída pela interdependência entre as partes envolvidas, precisando que todos colaborem para que sejam atingidos os interesses ou benefícios mútuos (Rousseau et al., 1998). No modelo empírico de Agustin e Singh (2002), a Confiança é definida como a convicção que o cliente receberá o serviço conforme prometido. Na maioria das vezes, a Confiança é baseada em experiências passadas ou anteriores (Gefen, 2002). Outra definição seria que ela é entendida como a

aceitação dos riscos associados à profundidade e interdependência entre as partes envolvidas em um relacionamento (Sheppard & Sherman, 1998). A Confiança, portanto, é reforçada pelas avaliações positivas ou negativas, e as experiências satisfatórias, ou não, com os serviços utilizados, visando relacionamentos futuros mais previsíveis e seguros para ambas as partes (Palmatier et al., 2006; Aurier & N'Goala, 2010; Palmatier et al., 2013).

Existem inúmeros estudos envolvendo, conjuntamente ou individualmente, os constructos Valor Percebido e Confiança. Há quem já tenha estudado a relação entre os dois, como no artigo “Which is more important in Internet shopping, perceived price or trust?” (“Qual é mais importante nas compras *online*, percepção de preço ou confiança?”), o qual os autores evidenciam que tanto preço quanto confiança são importantes e influenciam as decisões de compra do cliente pela Internet (Kim et al., 2012), visto que para manter a intenção de compra é necessário que ao menos o consumidor esteja satisfeito com a empresa, tendo um sentimento positivo de confiança e de valor percebido (Sirdeshmukh et al., 2002; Tai & Ho, 2010; Boksberger & Melsen, 2011).

Apesar de resultados relevantes na literatura sobre a interação da Confiança com Valor Percebido pelo cliente, existem ainda, várias lacunas evidenciadas nos artigos. Barry, Dion e Johnson (2008) afirmam que a lacuna de pesquisa existente em relação aos fatores que determinam a retenção de clientes é reforçada por divisões como, por exemplo, o Valor percebido ser mais evidenciados em pesquisas de marketing de serviços, enquanto a Confiança ser mais testada nos estudos de comportamentos interorganizacionais ou relações B2B (Business-to-Business). Outro trabalho que identificou como recomendações futuras o desenvolvimento de novas pesquisas para verificar o comportamento da retenção de clientes foi o de Lin e Wu (2011), sugerindo que as pesquisas devem testar a Confiança e o Valor percebido como determinantes da retenção de clientes para melhor compreender as expectativas dos clientes.

Apesar do artigo de Kim et al. (2012) apresentar resultados acerca do *trade-off* entre os constructos, o mesmo também apresentou lacunas, já que ao classificar os clientes em potenciais ou recorrentes, os autores ignoram que a literatura de marketing de relacionamento (por exemplo, Reichheld & Scheffer, 2000) sugere que os clientes relacionais podem ser menos sensíveis ao preço enquanto isso pode não ser o caso com clientes transacionais. Os

próprios autores sugerem para estudos futuros examinar como os resultados poderiam mudar quando os clientes recorrentes transacionais e relacionais são examinados separadamente. Além disso, os dados foram coletados de clientes coreanos, e nesse caso, a cultura pode influenciar os resultados. Nas culturas coletivistas da Coreia, as pessoas são mais avessas ao risco do que as culturas individualistas, como na América (Kim et al., 2012). Sabe-se também que o efeito da proteção de privacidade no valor percebido é mais forte para pessoas de países com um estado de direito fraco, enquanto pessoas de países com alta identidade nacional dão mais peso à existência de congruência cultural entre o site e eles próprios (Steenkamp & Geyskens, 2006). Percebendo-se a necessidade de pesquisas futuras abordarem a influência da cultura nos resultados desse estudo.

Toufaily, Ricard e Perrien (2013) também realizaram uma meta-análise a partir de uma busca em 1.800 artigos em torno da temática da retenção e da lealdade de clientes, mais especificamente no setor de comércio eletrônico, com a intenção de verificar se os níveis de retenção diminuem a sensibilidade dos clientes em relação ao preço. A síntese desta pesquisa mostra que os estudos já realizados não alcançam uma definição e medição clara da retenção de clientes, e seus determinantes são relativamente negligenciados ou insuficientemente estudados, direcionando assim, a identificação de várias lacunas para o desenvolvimento de pesquisas futuras em torno da temática.

Saindo um pouco do campo de retenção do cliente e olhando para a intenção de compra do mesmo (independentemente de ser a primeira ou uma compra recorrente) tem-se estudos como o de Kin et al. (2008) por exemplo. Nele, os autores testam a relação entre confiança, risco percebido e benefício percebido (neste caso, equivalente a valor percebido, considerando fatores como tempo e dinheiro economizados) e seus efeitos na intenção de compra do cliente. Os resultados do estudo indicam que a confiança do consumidor tem um forte efeito positivo na intenção de compra, bem como um forte efeito negativo no risco percebido pelo consumidor. Este estudo também fornece evidências de que o risco percebido pelo consumidor reduz a intenção de compra, enquanto o benefício percebido aumenta a intenção de compra do consumidor. Embora essa referência traga contribuições significativas para o campo, lacunas evidenciadas pelos autores podem ser exploradas, como a possibilidade de generalização dos resultados e um teste de heterogeneidade no efeito dos constructos na

intenção de compra (os autores levantam a hipótese de que idades distintas dos consumidores possam afetar a relação e intensidade do efeito dos constructos no resultado).

A fim de contribuir com as lacunas evidenciadas, escolheu-se analisar o *trade-off* entre Valor Percebido e Confiança em relação à intenção de compra do consumidor, em um cenário diferente dos demais estudos apresentados, conduzido no Brasil e considerando heterogeneidade no perfil dos respondentes. Para viabilizar o estudo e trabalhar com evidências práticas, selecionou-se variáveis vinculadas ao comércio eletrônico e que apareceram na revisão literária, para representar os dois constructos.

2.5 Escolha das variáveis

A escolha das variáveis que compuseram o estudo levou em consideração a literatura acerca dos dois constructos teóricos identificados acima e a revisão bibliográfica apresentada na primeira seção. Ou seja, com base em estudos já publicados, selecionou-se variáveis passíveis de representação de cada constructo e, em seguida, restringiu-se àquelas que apareceram também na revisão da literatura referente à intenção de compra do consumidor.

2.5.1 Valor percebido

As variáveis escolhidas para representar Valor Percebido são tipos de frete e recompensas, já que ao observar os métodos ou estratégias práticas de marketing das lojas *online*, muitas delas empregam métodos de desconto (por exemplo, sem cobrança de frete, brindes de amostra grátis e descontos de valor), serviço complementar (por exemplo, vários métodos de entrega) e outros incentivos (por exemplo, diversas opções de pagamento) para oferecer valor superior ao consumidor de compras eletrônicas e, assim, aumentar as intenções de recompra dos consumidores (Wu et al., 2014).

Uma das escalas mais utilizadas na literatura para se medir o Valor percebido é a PERVAL, a qual foi desenvolvida por Sweeney e Soutar (2001) e que é estruturada por quatro dimensões que são: percepção do valor do produto (qualidade), preço/valor, emocional e social (Zeithaml, 1988). Quando o assunto é Valor percebido, encontrou-se alguns artigos na literatura representando o constructo através dos tipos de frete oferecidos por um varejista.

Huang, Shen & Liang (2019) examinaram em seu estudo a possível influência nas percepções do consumidor sobre as características da política de frete grátis (ou seja, nível de limite - quantidade mínima de compra para atingir o frete gratuito, taxa de envio e prazo de entrega) e como isso pode influenciar a percepções de valor, o que, por sua vez, afeta as percepções sobre a justiça da política e a disposição de pagar pelo frete quando o limite para frete grátis está fora de alcance. No estudo desses autores um total de 367 respostas *online* foram coletadas e, conforme imaginado, tanto o limiar percebido quanto a pontualidade de entrega contribuem para as percepções de valor dos consumidores.

Outro artigo, cujo objetivo era, entre outros, avaliar o impacto dos benefícios das promoções de vendas no valor percebido pelo consumidor e que utilizou uma amostra de 400 consumidores da Índia para tal, revelou que a categoria do produto modera o valor percebido pelo consumidor para os benefícios hedônicos (associados aos atributos sensoriais e experienciais) e utilitários (que geram economia para o consumidor, por exemplo descontos e *cashback*) das ferramentas de promoção de vendas (Sinha & Verma, 2020).

Büyükdağ et al., (2020) identificaram que padrões específicos de desconto na promoção de preços têm efeito significativo na atratividade percebida do preço e na intenção de compra, e que esta varia significativamente entre o cenário de preço fixo e o cenário de desconto (sendo preço fixo menos aprovado).

2.5.2 Confiança

Quando o objetivo é representar o constructo Confiança, as variáveis propaganda boca a boca (WOM) e omnicanalidade parecem mais aderentes.

Estudos sobre gestão de marcas mostram que a imagem e confiança de uma marca se manifestam através de diversas variáveis determinísticas que variaram ao longo do tempo. Alguns determinantes são Eficácia Publicitária e WOM. (Hassan et al., 2021). Reforçar a comunicação ou propaganda boca a boca positiva, relacionada às recomendações que os clientes recebem de pessoas que já utilizaram o serviço anteriormente, repercute no aumento dos níveis de retenção de clientes (Reichheld, 1993; Reichheld, 1996; Reichheld et al., 2000).

O estudo de Maya & Lod (2021) apresentou resultados que possibilitam a conclusão de que há uma influência positiva e significativa entre boca a boca eletrônico (eWOM) na imagem da marca, na intenção de compra e na confiança da marca. Também é constatado uma influência positiva e significativa entre eWOM e intenção de compra através da confiança na marca.

Em outro estudo levantado, os resultados sugerem que os profissionais de marketing devem se concentrar mais no gerenciamento de avaliações negativas de clientes *online* que têm um efeito prejudicial na confiança da marca (Chang et al., 2013).

A variável omnicanalidade ganha espaço, visto que é uma nova norma de varejo que se concentra em fornecer uma interação perfeita entre varejistas e consumidores. Os resultados mostram que quando as preocupações com a privacidade são baixas, os efeitos da integração do canal e do empoderamento do consumidor na confiança são mais fortes (Cheah et al., 2022).

Para investigar melhor como a experiência de compra *omnichannel* afeta a intenção de compra, a pesquisa de Martinez et al. (2021) propôs que as dimensões *omnichannel* tenham um impacto positivo na confiança da marca, e, portanto, um efeito positivo na intenção de compra do cliente. As hipóteses testadas e comprovadas foram as que a conectividade, a consistência e a personalização influenciam positivamente a confiança na marca, enquanto a confiança na marca apresenta uma relação positiva com a intenção de compra. Resultados são semelhantes aos achados de literatura anterior sobre produtos físicos (Shi et al., 2020).

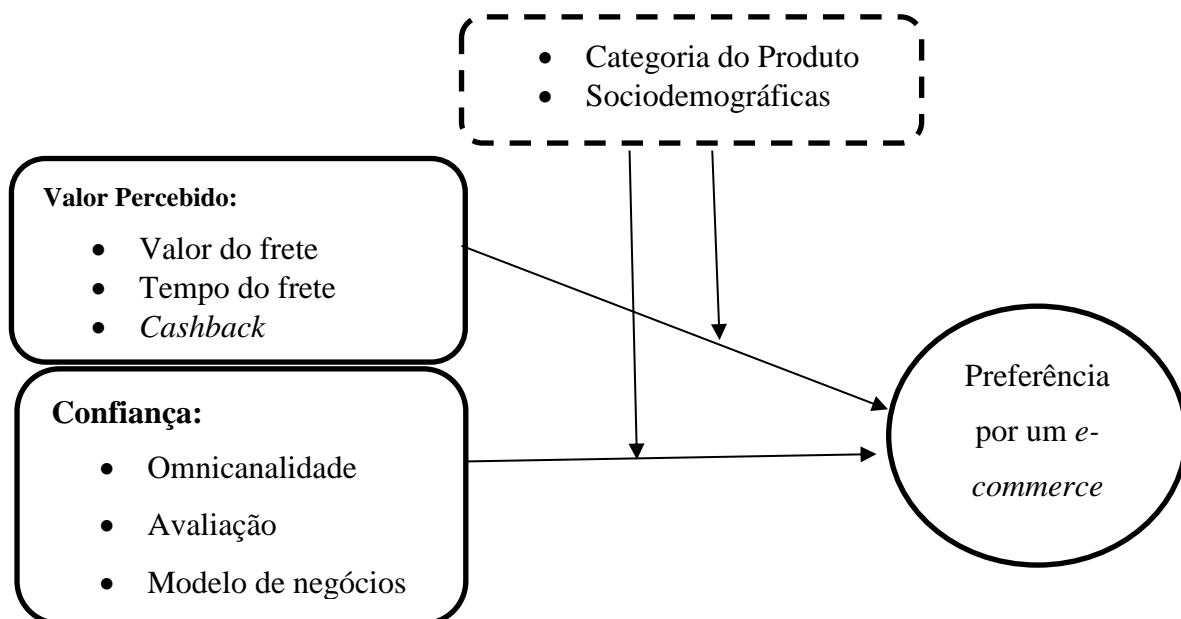
Assim como em estudos anteriores que definem a importância da confiança na marca como um fator positivo, os resultados da intenção de compra (Frasquet et al. 2019) mostraram que a mesma é explicada em alto nível pela variável confiança na marca (Martinez et al., 2021).

Assim, para a pesquisa empírica deste projeto, escolheu-se as variáveis tipo de frete, tempo de entrega e *cashback* para representar o constructo Valor percebido e avaliação do site (boca a boca *online*), modelo de negócios e omnicanalidade para representar o constructo Confiança. Por meio delas será possível avaliar o *trade-off* entre os dois constructos na pesquisa empírica.

3 MODELO TEÓRICO

A revisão literária permitiu que fossem avaliadas as características de compra que influenciam a preferência do consumidor e a partir dela identificou-se constructos teóricos importantes que norteiam esses estudos, assim como fatores que caracterizam tais constructos. Com base no que foi discutido, chegou-se ao modelo teórico, precursor do que foi desenvolvido na pesquisa empírica, representando o objetivo de evidenciar atributos que influenciam a preferência do consumidor através do *trade-off* entre os constructos Confiança e Valor percebido, no contexto de escolha de um *e-commerce*. As variáveis finais que também fizeram parte da pesquisa empírica vão ser ilustradas a seguir.

Figura 1 - Modelo teórico para desenvolvimento da pesquisa empírica



Cada variável selecionada para representar os constructos teóricos apresenta níveis que serão testados. Abaixo, encontra-se a relação desses fatores e seus respectivos níveis.

Tabela 3 - Desenho das variáveis que vão compor o estudo e seus respectivos níveis

Fator	Níveis
Preço do Frete	grátis
	R\$ 7,00

Fator	Níveis
	R\$ 10,00
Tempo de Frete	1 dia útil
	3 dias úteis
	5 dias úteis
<i>Cashback</i>	0%
	1%
	2%
Consistência de valor	não há sabemos se o valor da loja é o mesmo do valor do site
	garantia de que valor do site é igual ao valor da loja
Consistência de opções	não sabemos se as opções de cores da loja são as mesmas opções de cores do site
	garantia de que o site e a loja apresentem as mesmas opções de cores para compra
Avaliação dos clientes	1 estrela
	2 estrelas
	3 estrelas
	4 estrelas
	5 estrelas
Modelo de negócios	opções de comprar na loja e retirar na própria loja OU comprar <i>online</i> e receber em casa
	opções de comprar na loja e retirar na própria loja OU comprar <i>online</i> e receber em casa OU comprar na <i>online</i> e retirar na loja

A partir de um experimento de escolha discreta, testou-se conjuntamente os efeitos de cada um dos aspectos seleccionados na preferência do consumidor na escolha de um *e-commerce*,

levando em consideração a possibilidade de heterogeneidade gerada por aspectos sociodemográficos dos indivíduos e tipo de categoria do produto.

4 PESQUISA EMPÍRICA

Nas seções anteriores, foram explorados estudos recentes que associam o comportamento e a intenção de compra do consumidor a fatores de um *e-commerce*. Entretanto, em nenhum deles se fez o uso de experimentos de escolha discreta para explicar quais são as variáveis e seus respectivos pesos na preferência do consumidor em relação a atributos de um *e-commerce* e evidenciou o *trade-off* entre os constructos teóricos Confiança e Valor percebido nesse contexto digital. Nas próximas páginas, será detalhado o experimento deste estudo.

4.1 Problema de pesquisa, objetivos e hipóteses

A fim de complementar e relacionar os resultados encontrados chegou-se ao problema de pesquisa que esta dissertação visa responder:

Qual é o impacto das variáveis de um *e-commerce* varejista que representam os construtos Confiança e Valor percebido na preferência do consumidor, considerando o efeito de dados sociodemográficos do mesmo e a categoria do produto?

Traduzido em um objetivo geral:

1. Elencar fatores que representem dois constructos teóricos (Confiança ou Valor Percebido) e que possam influenciar a preferência do consumidor, evidenciar a relação entre esses componentes, assim como, medir a intensidade desse efeito na escolha do consumidor de um *e-commerce* varejista.

Com o estudo, espera-se confirmar as seguintes hipóteses que ajudam a preencher as lacunas evidenciadas na revisão bibliográfica e justificadas nas seções anteriores:

Do estudo de Kim et al. (2012) chega-se à conclusão de que tanto preço quanto confiança são importantes e influenciam as decisões de compra do cliente pela Internet; contudo, decidiu-se testar se algum desses fatores apresenta maior impacto na preferência do consumidor:

H0: Valor Percebido tem maior peso do que Confiança na escolha do consumidor.

Kin et al. (2008) sugerem lacunas a serem exploradas como teste de heterogeneidade no efeito dos constructos na intenção de compra; para isso, decidiu-se testar o efeito de dados demográficos e categoria de produto na preferência do consumidor:

H1: Valor percebido apresenta maior peso na escolha de clientes de classe social mais baixa do que de clientes de classe social mais alta.

H2: Para um produto de preço mais alto a Confiança no site importa mais do que o Valor percebido.

H3: Para um produto de preço mais baixo o Valor percebido importa mais do que a Confiança no site.

Segundo Cuesta-Valiño et al. (2022), as comunicações boca a boca (WOM) são os principais impulsionadores das atitudes em relação às compras online. Ratchford et al. (2022) destacam que o frete grátis leva a vendas mais altas. Decidiu-se comparar o efeito inverso dos dois fatores, a fim de compreender qual teria maior impacto na preferência do consumidor:

H4: Menor avaliação do site (1 estrela) tem maior impacto negativo do que maior valor de frete (R\$10,00) na escolha do consumidor.

Yang et al. (2022) mostram uma associação alta entre o volume de vendas e o número de comentários negativos que influenciam a tomada de decisão dos consumidores. Em seu artigo, os autores revelam que os consumidores são mais tolerantes a avaliações negativas de produtos de alto valor monetário. O que motivou a proposição das seguintes hipóteses:

H5: Para produtos com menor preço, o constructo Valor percebido é mais importante na escolha do cliente do que para produtos de maior preço.

H6: Para produtos com menor preço, o constructo Confiança é menos importante na escolha do cliente do que para produtos de maior preço.

Se nas hipóteses H2 e H3 é testado o efeito dos constructos para cada uma das categorias de produto, em H5 e H6 compara-se esses efeitos entre as categorias. Em outras palavras, inicialmente deixa-se evidente qual constructo (Confiança ou Valor percebido) é mais

importante para cada categoria de produto e na sequência avalia-se em qual dessas categorias esse efeito é maior ou menor.

Por fim, artigos como os do Wang & Ding (2022) e Li et al. (2022) discorrem como recompensas monetárias podem influenciar nas vendas de um lojista. As promoções monetárias são ressaltadas também no texto de Tong et al. (2022), nele os autores mostram que as promoções padrão são mais influentes do que as promoções com cupons. Decidiu-se, então comparar entre os fatores escolhidos para representar Valor percebido, qual teria maior impacto:

H7: Valor de frete é mais relevante do que *cashback* na escolha do consumidor.

4.2 Metodologia

A revisão literária permitiu que fossem avaliadas as características de compra que influenciam a preferência do consumidor isoladamente. Neste projeto, desejou-se agregar com novas combinações e método, evidenciando o *trade-off* entre os constructos Confiança e Valor percebido, no contexto de escolha de um *e-commerce* para, através do DCE (*Discrete Choice Experiment*), entender quais variáveis apresentam maior importância na preferência do consumidor. O conjunto final de elementos respeitou as condições necessárias (como número de fatores) para compor os cenários de um experimento de escolha discreta, assim como a importância de uma métrica para cada fator.

Esse trabalho consiste em um estudo quantitativo em que o método utilizado foi o levantamento de dados através de questionário derivado de revisão bibliográfica, aplicação de um modelo de escolha discreta e análise de resultados que serão detalhados nas próximas etapas.

Os experimentos de escolha discreta são destacados aqui uma vez que foram utilizados para a pesquisa empírica desta dissertação. Essa escolha se baseia em 3 pontos: (i) foi usado um modelo adequado para ter foco na previsão, mas também usar de explicações comportamentais realistas para justificar os resultados, (ii) é recente o uso de modelagem de fenômenos que explique a heterogeneidade do processo de escolha, de modo que há lacunas quanto ao conhecimento na área (desejou-se que o resultado da pesquisa levasse em

consideração o efeito de fatores sociodemográficos e da categoria do produto na preferência do consumidor), e (iii) encontrou-se uma escassez na literatura recente de artigos utilizando o método de experimentos de escolha discreta (DCE) para explicar o mercado varejista *online* em todas as suas peculiaridades.

Em um primeiro momento foi identificado e elencado, através de uma revisão literária, quais fatores influenciam a decisão de compra do consumidor em um *e-commerce* atualmente e levantou-se variáveis que representam os constructos teóricos Confiança e Valor percebido. Em seguida, com o uso de experimentos de escolha discreta, simulou-se quais desses elementos apresentariam maior impacto na preferência do consumidor frente a escolha de um *e-commerce* varejista.

4.2.1 Discrete Choice Experiment (DCE)

O termo "análise conjunta" significa decomposição em utilidades de valor parcial ou valores de um conjunto de avaliações individuais, ou escolhas discretas de um conjunto projetado de alternativas de múltiplos atributos. Vários paradigmas diferentes estão agora disponíveis para pesquisadores interessados em aplicar a análise conjunta para estudar as decisões dos consumidores. Apesar de uma confiança comum em técnicas de design experimental para construir combinações de atributos, os vários paradigmas de análise conjunta diferem em (a) modos de resposta usados para obter informações dos sujeitos, (b) métodos de análise e (c) inferências que podem ser feitas sobre comportamento de julgamento ou escolha. (Louviere, 1988)

Em outras palavras, segundo Hair Jr. (2005), a *conjoint analysis* (no caso, referida como experimentos de escolha discreta neste trabalho) é uma técnica multivariada usada especificamente para entender como os respondentes desenvolvem preferências por produtos ou serviços, sendo possível ainda mensurar o impacto de cada uma dessas características sobre a preferência do consumidor. A técnica pode ser aplicada a qualquer tipo de produto ou serviço (Preto & Artes, 2009).

A preferência do consumidor pode variar de acordo com uma combinação desses níveis de atributos, no caso deste projeto, as variáveis escolhidas e listadas anteriormente. O DCE aponta a combinação ideal, dentro das limitações especificadas, da perspectiva e preferência

do usuário. Ou seja, passa a ser possível saber quais níveis e atributos mostrados impactam positivamente ou negativamente nessa percepção. Dessa forma, mediante a avaliação de combinações de níveis, conseguiu-se conhecer a contribuição de cada fator na formação da preferência do consumidor (Bastos, 2010).

O experimento de escolha discreta permite entender as preferências do consumidor e pode ser utilizado para a resolução de uma ampla variedade de problemas de marketing, incluindo estimar a demanda do produto, projetar uma nova linha de produtos e calibrar a sensibilidade/elasticidade do preço do mesmo. O método envolve apresentar aos respondentes um conjunto cuidadosamente projetado de perfis de marcas ou produtos reais ou hipotéticos (definidos pelos níveis especificados dos atributos relevantes) e coletar suas preferências na forma de classificações ou escolhas para esses perfis (Agarwal et al., 2014).

4.2.2 Amostragem

A definição da amostra da pesquisa empírica é de extrema importância para um resultado coeso e sem vieses. No caso deste trabalho, optou-se por fazer uso de painel *online* contratado pela empresa Best Forecast, especializada em análises estatísticas e análise de mercado. Além da coleta, a empresa foi responsável também por programar o questionário desenhado.

O público-alvo escolhido foi pessoas, maiores de 18 anos, na cidade de São Paulo, que tenham realizado ao menos uma compra *online* no último ano em um *e-commerce* varejista (note que neste caso, não foram consideradas compras em *delivery* de restaurantes).

4.2.3 Delineamento do estudo

O questionário elaborado (ANEXO B) consistiu em duas partes: (1) perguntas sociodemográficas e referentes ao comportamento de compra do consumidor no último ano (2022); (2) cenários que compõe as combinações necessárias para rodar o modelo de escolha discreta.

A primeira parte possibilitou a segmentação do público-alvo para avaliar heterogeneidade na escolha do consumidor pautado em idade, sexo, grau de escolaridade, renda e frequência de compras *online*.

A segunda parte foi desenhada a partir de um delineamento ortogonal das variáveis selecionadas e seus respectivos níveis. O tipo de delineamento foi Bayeasiano, com 2 níveis de sobreposição, 10 *subdesigns* e considerando as variáveis no formato *dummy*. Como *priori* do experimento, considerou-se a seguinte ordenação para os parâmetros:

Figura 2 - Parâmetros a *priori* para delineamento experimental

Bayesian priors:

attribute	level	parameter	mean	stdev	correlations
precofrete	precofrete1	base-case	0	n/a	
	precofrete2	1	-0.1	0.05	1
	precofrete3	2	-0.2	0.05	0.5 1
tempofrete	tempofrete1	base-case	0	n/a	
	tempofrete2	3	-0.1	0.05	1
	tempofrete3	4	-0.2	0.05	0.5 1
cashback	cashback1	base-case	0	n/a	
	cashback2	5	0.1	0.05	1
	cashback3	6	0.2	0.05	0.5 1
valor	valor1	base-case	0	n/a	
	valor2	7	0.2	0.05	
opcoes	opcoes1	base-case	0	n/a	
	opcoes2	8	0.2	0.05	
aval	aval1	base-case	0	n/a	
	aval2	9	0.1	0.05	1
	aval3	10	0.2	0.05	0.5 1
	aval4	11	0.3	0.05	0.3 0.5 1
	aval5	12	0.4	0.05	0.1 0.3 0.5 1
modelo	modelo1	base-case	0	n/a	
	modelo2	13	0.2	0.05	
opt-out	none option	14	0.0	0.05	

Ou seja, considerou-se que frete grátis teria um efeito positivo maior na escolha do consumidor do que frete a R\$7,00, enquanto frete a R\$10,00 teria um efeito mais negativo. O tempo de frete mais demorado indica pior efeito na escolha. O mesmo vale para *cashback*, quanto maior o retorno, mais positivo seria o efeito na escolha do respondente. Ter a garantia de valor e opções de cor iguais no site e na loja física, teriam impacto positivo frente a não ter

essas garantias. Naturalmente, considerou-se que quanto menor a avaliação do site, mais negativo seria o impacto na escolha do consumidor. E por fim, a possibilidade de retirar o produto em loja física após uma compra *online* (mais uma opção para o cliente) aumentaria a possibilidade de escolha.

Até o momento, não havia sido especificado o produto para a simulação dos cenários de escolha. No questionário, optou-se por exemplificar o departamento de Telefones e Celulares (preço mais alto), por ser conhecido pela maioria da população e por ser o principal em volume de vendas entre os grandes *players* do mercado varejista de bens de consumo. Para testar as hipóteses, seguiu-se com os mesmos cenários alterando apenas o produto para avaliar se há diferenças significativas na preferência do consumidor quando o preço da compra é menor (heterogeneidade), por isso, coletou-se também respostas referentes a Torradeira (preço mais baixo). Nessa etapa, o exercício para o respondente era selecionar no cenário sorteado entre 3 sites apresentados, aquele ao qual ele seria mais provável a escolher caso desejasse comprar um produto, tendo ainda a opção “preferia não comprar”. Cada respondente repetiu essa tarefa com 10 cenários distintos.

Figura 3 - Exemplo de cenário para a opção de Celular

Site	Frete	Entrega	Cashback	Garantia de que o preço do site é o mesmo ou menor do que na loja física	Garantia de que há as mesmas opções de cores no site e na loja física	Avaliação do site pelos clientes	Opção de comprar online e retirar na loja
Site A	R\$ 10,00	5 dias úteis	2%	✓	✓	☆☆☆☆	Opção de comprar online e retirar na loja
Site B	R\$ 7,00	1 dia útil	1%	✓	✓	☆☆	Opção de comprar online e retirar na loja
Site C	grátis	3 dias úteis	0%	✓	✓	☆☆	Opção de comprar online e retirar na loja

Figura 4 - Exemplo de cenário para a opção de Torradeira



4.3 Resultados

Com o desenho experimental definido e o questionário desenhado, decidiu-se por aplicar, inicialmente, uma primeira pesquisa como estudo piloto para certificar de que as suposições feitas *a priori* ao gerar os cenários de escolha estariam de acordo com a realidade, além de avaliar possíveis ajustes não mapeados e que na coleta dos dados poderiam ser evidenciados.

4.3.1 Validação dos parâmetros (*priori x posteriori*)

A coleta inicial se deu com 100 entrevistas. Fez-se uma análise breve em cima dos resultados, excluindo respostas inválidas (evidenciadas principalmente pelo tempo de resposta). O primeiro modelo mais geral (sem segregações) apresentou a seguinte ordenação:

Figura 5 - Parâmetros a posteriori para validação do delineamento experimental

These outputs have had the scaling used in estimation applied to them.

Estimates:

	Estimate	s.e.	t.rat.(0)	Rob.s.e.
coef_frete_a1	1.2304	0.07892	15.590	0.10633
coef_frete_a2	0.3246	0.08315	3.904	0.08049
coef_tempo_a1	0.4748	0.07648	6.209	0.08030
coef_tempo_a2	0.3623	0.07619	4.755	0.07067
coef_cashback_a1	-0.4391	0.07582	-5.791	0.07528
coef_cashback_a2	-0.3055	0.07727	-3.953	0.06715
coef_valor_a1	0.4109	0.08771	4.685	0.08980
coef_opcoes_a1	0.4310	0.08438	5.108	0.08580
coef_aval_a1	-2.3275	0.11623	-20.025	0.18019
coef_aval_a2	-2.0088	0.10785	-18.626	0.15454
coef_aval_a3	-1.0083	0.09156	-11.012	0.11942
coef_aval_a4	-0.4627	0.08679	-5.332	0.08829
coef_retira_a1	0.1999	0.08633	2.316	0.07368

Ou seja, os resultados confirmam a direção dos *priors* do delineamento original. Quanto mais caro o frete menor o coeficiente, indicando pior efeito na escolha do consumidor. Quanto mais demorada a entrega, mais negativo é esse efeito, quanto maior o *cashback* maior é o coeficiente e, portanto, mais positivo é o efeito na resposta final. Quando existe a garantia de opção e cor, maior o efeito na escolha. Como previsto, quanto maior a avaliação percebida pelo consumidor melhor é a probabilidade de escolha e, por fim, quando tem a opção de retirada em loja o efeito também é positivo.

Dada a confirmação do delineamento *a priori* refletir a realidade, ou seja, houve convergência entre *priors* e estimativas iniciais dos parâmetros a coleta de dados, prosseguiu com o delineamento original. Por fim, foram coletadas 658 respostas ao todo (desconsiderando as exclusões por inconsistência) e foram aplicadas cotas para que a distribuição desses respondentes fosse praticamente a mesma em todos os grupos de tarefas.

4.3.2 Escolha do modelo

Escolhas são meios para que indivíduos e consumidores atinjam seus objetivos. Modelos multinomiais de escolha discreta permitem o uso e teste de teorias comportamentais usando métodos flexíveis e realistas (Pilli, 2017). Caso não seja considerado que o comportamento individual do consumidor é heterogêneo em todo o processo de escolha, serão produzidos modelos falsos, levando organizações a tomarem decisões equivocadas.

As diferenças individuais na tomada de decisão, assim como os processos psicológicos derivados desse tipo de atividade, resultam na heterogeneidade em níveis de preferência do consumidor (Desarbo et al., 1997). Essa é uma definição importante para a estratégia de marketing no que tange a decisões de segmentação, direcionamento e posicionamento, assim como para o marketing operacional, dada a sua importância para a gestão do mix de marketing (Kamakura et al., 1996). Normalmente, as possibilidades de agir, ou escolher entre alternativas, são limitadas por fatores que podem estar relacionados aos possíveis estados psicológicos do consumidor ou por restrições exógenas.

Desde a introdução do DCE na pesquisa de marketing há mais de quatro décadas, uma variedade notável de novos modelos e procedimentos de estimativa de parâmetros foi desenvolvida. Com base nos modelos mais comuns observados na literatura do último ano, decidiu-se fazer uso da biblioteca *Apollo* do software R para rodar três modelos de escolha discreta com os dados coletados, o que teve melhor desempenho, seguindo o critério de menor AIC e BIC, foi o modelo de classes latentes, conforme tabela abaixo:

Tabela 4 - Comparação dos critérios AIC e BIC para cada modelo testado

Tipo do modelo	AIC	BIC
Logit Multinomial	10411,89	10499,79
Mixed Logit Multinomial	9611,63	9787,43
Classes Latentes	9243,62	9466,75

O modelo de classes latentes inicial foi treinado com apenas duas classes latentes e sem nenhuma especificação quanto às variáveis de heterogeneidade. Após apresentar melhor desempenho, testou-se algumas alterações para deixá-lo mais robusto.

Um modelo de classes latentes (LCA) separa indivíduos em subgrupos mutuamente exclusivos a partir de um conjunto de variáveis categóricas observáveis, associadas à variável latente de interesse (Mastella, 2015).

Em um modelo de Classe Latente, a heterogeneidade é acomodada usando classes separadas com diferentes valores para o vetor β em cada classe. Com S classes, temos S instâncias de β , digamos β_1 até β_S , com a possibilidade de alguns elementos permanecerem fixos em algumas classes. Um indivíduo n pertence à classe s com probabilidade $\pi_{n,s}$, onde $0 \leq \pi_{n,s} \leq 1$ para todas as classes e a soma das probabilidades de pertencimento a todas as classes é igual a 1 (Hess et al., 2023).

$P_{i,n,t}(\beta_s)$ representa a probabilidade de o respondente n escolher a alternativa i na situação de escolha t , condicional ao pertencimento de n à classe s , neste caso $P_{i,n,t}$ é especificado como um modelo MNL (Logit Multinomial). Agora existe um corpo substancial de trabalho que utiliza diferentes estruturas de modelo (baseadas em diferentes regras de decisão) em diferentes classes (Hess et al., 2012).

A probabilidade de escolha incondicional (em relação a s) é então dada por:

$$P_{i,n,t}(\beta_1, \dots, \beta_S) = \sum_{s=1}^S \pi_{n,s} P_{i,n,t}(\beta_s)$$

Na presença de dados de escolhas repetidas, é natural realizar a mistura no nível das pessoas individuais, e, nesse caso, a probabilidade da sequência de escolhas/observações para a pessoa n é dada por:

$$L_n(\beta) = \sum_{s=1}^S \pi_{n,s} \prod_{t=1}^{T_n} P_{j^*,t}(\beta_s)$$

onde $\beta = (\beta_1, \dots, \beta_S)$, e onde j^*,t indica a alternativa escolhida pela pessoa n na situação de escolha t (Hess et al., 2023).

Na versão mais básica, as probabilidades de alocação de classe $\pi_{n,s}$ são constantes entre os respondentes, ou seja, $\pi_{n,s} = \pi_s \forall n$. A verdadeira flexibilidade do modelo surge ao relacionar a alocação de classe às características sociodemográficas, onde usamos um modelo de alocação de classe, normalmente com uma estrutura subjacente de Logit, de modo que:

$$\pi_{n,s} = \frac{e^{\delta_s + g(\gamma_s, z_n)}}{\sum_{l=1}^S e^{\delta_l + g(\gamma_l, z_n)}}$$

onde δ_s é um deslocamento, e γ_s é um vetor de parâmetros que captura a influência do vetor de características individuais z_n nas probabilidades de alocação de classe. Para normalização, δ_s é fixo em 0 para uma das S classes, assim como γ_s . Em um modelo com probabilidades de alocação de classe constantes entre os indivíduos, estima-se apenas o vetor de constantes δ (Hess et al., 2023).

Bhatnagar e Ghose (2004) aplicaram modelos de classes latentes para segmentar consumidores com base em seus padrões de compra, e usaram dados demográficos para avaliar uma possível heterogeneidade entre as classes decorrente dessas informações. Neste estudo, foi feito procedimento parecido, mas além de testar dados demográficos para definir a heterogeneidade das classes, utilizou-se também a categoria do produto.

Os critérios de escolha do modelo final foram baseados no tamanho das classes latentes, critérios AIC e BIC e significância das variáveis. Testou-se aumentar o número de classes latentes para 3, 4 e 5 respectivamente e decidiu-se ficar com o modelo de 3 classes latentes por apresentar equilíbrio entre os critérios comentados acima (Tabela 5). A distribuição de classes latentes ficou 235, 112, 311 observações em cada (35,7%, 17,0% e 47,3%), respectivamente, ressaltando que a diferença entre as métricas AIC/BIC para um modelo com 4 classes latentes é menor do que 5%, mas maior quando comparado ao modelo de apenas duas classes latentes. Esse modelo apresentou proporcionalmente mais variáveis significativas do que os demais com mais classes latentes e como o intuito do trabalho é comparar Valor percebido com Confiança, é importante que as variáveis que representem esses construtos sejam interpretáveis no modelo.

Tabela 5 - Comparação dos critérios AIC e BIC e variáveis significativas de 3 modelos de classes latentes

Tipo do modelo	AIC	BIC	% variáveis significativas (0,05) - sem considerar as de heterogeneidade
Classes Latentes - 2 classes	9243,62	9466,75	96%
Classes Latentes - 3 classes	8865,16	9169,43	92%
Classes Latentes - 4 classes	8685,04	9097,50	76%

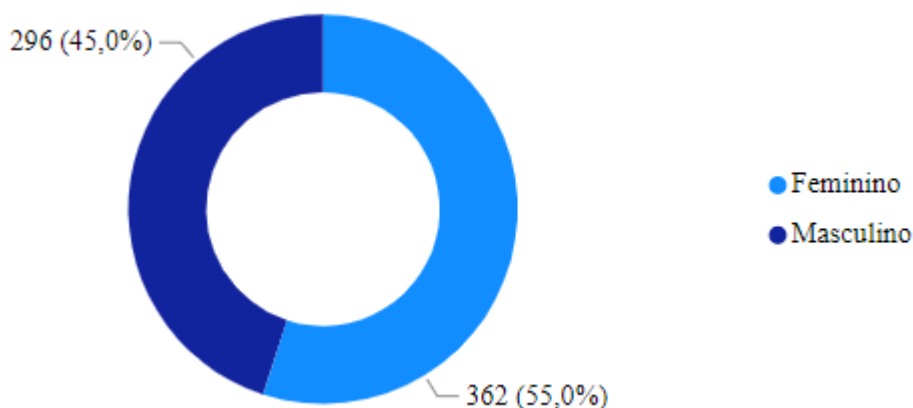
As variáveis de heterogeneidade também foram testadas para a escolha do modelo final. Partiu-se do modelo com todas as variáveis disponíveis: categoria de produto (celular ou torradeira), sexo (feminino ou masculino), frequência de compra (até uma vez por mês ou mais do que uma vez por mês), idade, classe social (A/B1 ou inferior) e nível de escolaridade (até ensino médio completo ou superior/pós graduação *lato sensu*/mestrado/doutorado). Sequencialmente, retirou-se do modelo as variáveis não significativas uma a uma até sobrar somente variáveis de heterogeneidade significativas. Esse resultado melhorou as métricas de ajuste AIC/BIC.

O modelo final ficou então com 3 classes latentes e duas variáveis de heterogeneidade: categoria de produto e idade.

4.3.3 Análise descritiva

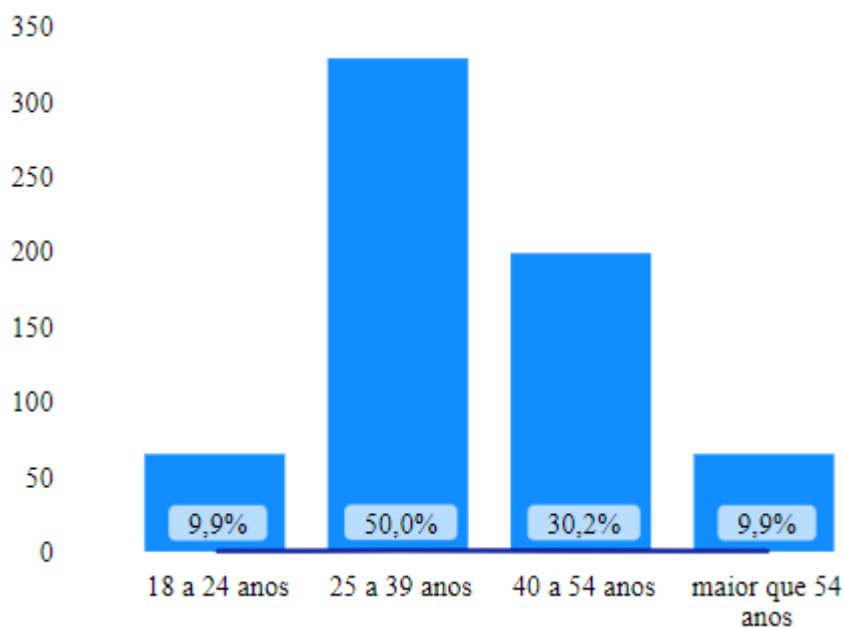
O questionário foi aplicado para 658 respondentes. Para avaliar a composição da amostra, segue detalhes sobre as características socioeconômicas dos entrevistados:

Figura 6 - Distribuição de respondentes por Sexo



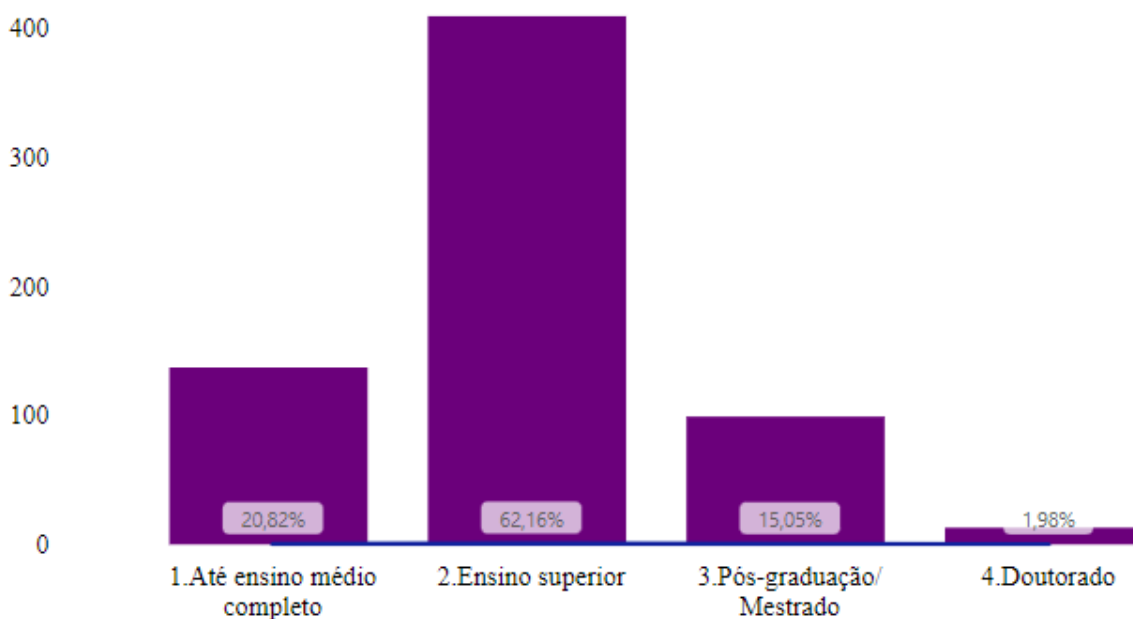
Cerca de 55% dos respondentes se identificam com o sexo feminino contra 45% do sexo masculino.

Figura 7 - Distribuição de respondentes por Faixa de Idade



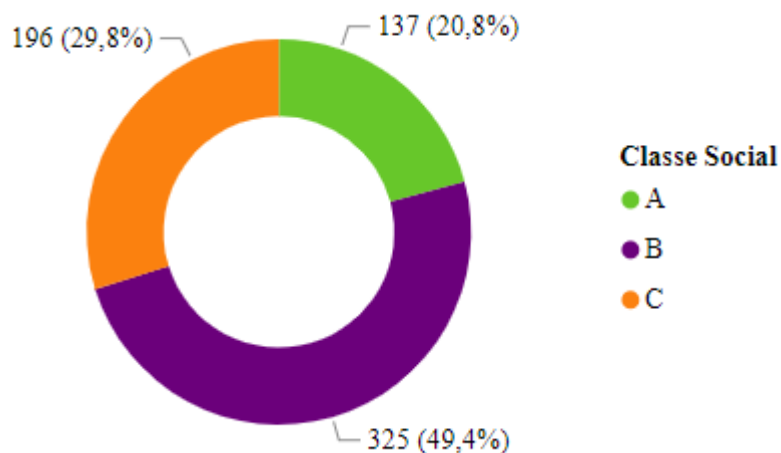
Lembrando que pessoas abaixo de 18 anos não foram entrevistadas, a distribuição de idade segue o comportamento normal, tendo maior concentração entre as idades 25 e 54 anos e diminuindo a proporção de pessoas mais novas do que 25 anos ou mais velhas do que 54 anos.

Figura 8 - Distribuição de respondentes por Escolaridade



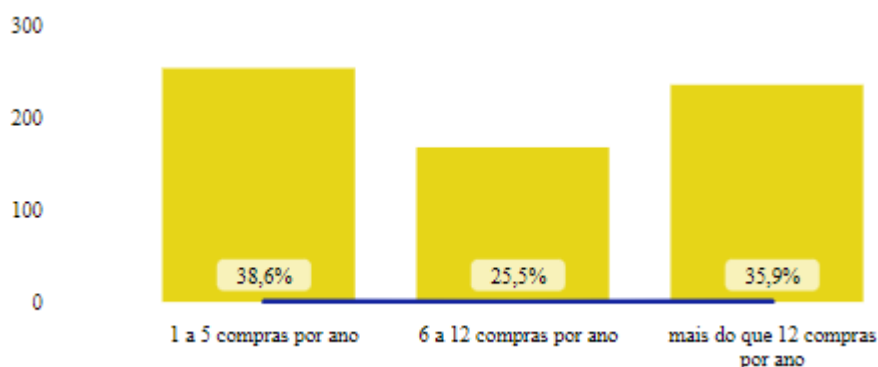
A maioria dos entrevistados iniciou o ensino superior, porém poucos chegaram a pós-graduação e principalmente ao doutorado.

Figura 9 - Distribuição de respondentes por Classe Social



Quando a estratificação é classe socioeconômica, a maioria dos respondentes pertence à classe B (B1 ou B2: 49%), enquanto a minoria pertence à classe A (21%) e o restante à classe C (C1 ou C2: 30%).

Figura 10 - Distribuição de respondentes por Frequência de compra *online*



Ao perguntar sobre frequência de compras *online*, têm-se perfis de compras distintos e relativamente equilibrados. 254 indivíduos compraram menos do que 6 vezes no ano, enquanto quase o mesmo volume (236) compraram com maior frequência, chegando a mais de 12 vezes no ano.

4.3.4 Resultado do modelo

Rodou-se o modelo de escolha discreta de classes latentes através da função “*apollo_mnl*” da biblioteca *Apollo* do software R (versão 0.2.9). O processo foi realizado considerando o fator tipo do produto (*celular versus torradeira*) e idade do respondente para separar as classes latentes, a fim de estudar heterogeneidade na escolha decorrente dessas variáveis.

A seguir, será interpretada a saída do modelo para cada um dos casos comentados. É importante ressaltar que cada coeficiente corresponde a uma variável e nível selecionados anteriormente. O nível da variável que não aparece é o que se denomina de casela de referência (*baseline*), ou seja, é o nível em que será feita a comparação com os coeficientes dos demais níveis de uma específica variável. Na saída do modelo cada coeficiente é seguido das letras “a”, “b” ou “c”, correspondente à respectiva classe latente.

Para a variável valor do frete, tem-se:

- frete_7 = frete a R\$7,00
- frete_10 = frete a R\$10,00

Isso significa que a casela de referência é o nível de frete grátis. Por exemplo, se frete_7 for negativo, significa que a probabilidade de escolha do consumidor quando o frete é R\$7,00 é menor do que a probabilidade de escolha do consumidor quando o frete é grátis.

Para a variável tempo de entrega, tem-se:

- tempo_3 = entrega em 3 dias úteis
- tempo_5 = entrega em 5 dias úteis

Isso significa que a casela de referência é o nível de tempo de entrega em 1 dia útil.

Para a variável *cashback*, tem-se:

- *cashback_1* = *cashback* de 1%
- *cashback_2* = *cashback* de 2%

Isso significa que a casela de referência é o nível *cashback* igual a 0%.

Para a variável consistência de valor e consistência de opção, tem-se:

- valor = garantia de valor igual na loja física e *online*
- opcoes = garantia de mesmas opções de cores na loja física e *online*

Isso significa que as caselas de referência são os níveis sem garantia de valor e sem garantia de cor respectivamente.

Para a variável avaliação, tem-se:

- aval_2 = avaliação igual a duas estrelas
- aval_3 = avaliação igual a três estrelas
- aval_4 = avaliação igual a quatro estrelas
- aval_5 = avaliação igual a cinco estrelas

Isso significa que a casela de referência é o nível de avaliação em 1 estrela.

Para a variável retira, tem-se:

- retira = opção de retirar na loja

Ou seja, nesse caso, a casela de referência é apenas a opção de receber em casa.

As variáveis de heterogeneidade são representadas no final da tabela como delta, categoria e idade. Nota-se que aqui o final “a” não aparece, isso porque a classe latente “a” é referência e não mais o nível da variável.

- delta = intercepto
- categoria = sabendo que para o produto celular foi atribuído código -1 e para torradeira código 1, quando o coeficiente for negativo indica que a probabilidade de pertencer à classe latente indicada (“b” ou “c”) aumenta quando a categoria de produto for celular em relação a classe de referência “a” e diminui caso contrário (ou seja, quando for torradeira). Se o coeficiente for positivo o inverso vale
- idade = quando o coeficiente for positivo indica que quanto mais velho for o respondente maior é a probabilidade de pertencer à classe latente indicada (“b” ou “c”) ao comparar com a classe latente de referência “a” e diminui caso contrário (ou seja, quando o respondente for mais novo)

4.3.5 Saída do modelo

Tabela 6 - Saída do modelo final de Classes Latentes

Maximum Likelihood estimation

BFGS maximization, 7 iterations

Return code 0: successful convergence

Log-Likelihood: -4387.582

45 free parameters

Estimates:

	Estimate	Std. error	t value	Pr(> t)	
frete_7_a	-3.14612	0.28297	-11.118	< 2e-16	***
frete_10_a	-4.76458	0.49320	-9.660	< 2e-16	***
tempo_3_a	-0.71309	0.20510	-3.477	0.000507	***
tempo_5_a	-1.22673	0.23781	-5.158	2.49e-07	***
cashback_1_a	0.15958	0.17081	0.934	0.350193	
cashback_2_a	0.60203	0.17961	3.352	0.000803	***
valor_a	0.39234	0.17173	2.285	0.022337	*
opcoes_a	0.23398	0.19509	1.199	0.230389	
aval_2_a	0.41426	0.22519	1.840	0.065830	.
aval_3_a	0.91324	0.25849	3.533	0.000411	***
aval_4_a	0.95279	0.27660	3.445	0.000572	***
aval_5_a	1.24979	0.27127	4.607	4.08e-06	***
retira_a	0.33734	0.18261	1.847	0.064693	.
frete_7_b	-0.77533	0.09433	-8.219	< 2e-16	***
frete_10_b	-1.34209	0.10350	-12.967	< 2e-16	***
tempo_3_b	-0.16357	0.09466	-1.728	0.083993	.
tempo_5_b	-0.45128	0.08884	-5.080	3.78e-07	***
cashback_1_b	0.21285	0.09698	2.195	0.028185	*
cashback_2_b	0.44833	0.09660	4.641	3.47e-06	***
valor_b	0.42053	0.11068	3.799	0.000145	***
opcoes_b	0.78177	0.10685	7.317	2.55e-13	***
aval_2_b	2.11213	0.45222	4.671	3.00e-06	***
aval_3_b	4.39169	0.46805	9.383	< 2e-16	***
aval_4_b	6.09555	0.50867	11.983	< 2e-16	***
aval_5_b	7.09890	0.53689	13.222	< 2e-16	***
retira_b	0.12123	0.10542	1.150	0.250146	
frete_7_c	-0.46993	0.07898	-5.950	2.68e-09	***
frete_10_c	-0.80618	0.09474	-8.510	< 2e-16	***
tempo_3_c	-0.25111	0.05822	-4.313	1.61e-05	***
tempo_5_c	-0.65222	0.06629	-9.839	< 2e-16	***
cashback_1_c	0.24548	0.06756	3.634	0.000279	***

	Estimate	Std. error	t value	Pr(> t)	
<i>cashback_2_c</i>	0.70650	0.06788	10.408	< 2e-16	***
<i>valor_c</i>	0.54075	0.07416	7.292	3.06e-13	***
<i>opcoes_c</i>	0.41272	0.06929	5.956	2.58e-09	***
<i>aval_2_c</i>	0.30090	0.09072	3.317	0.000910	***
<i>aval_3_c</i>	0.78761	0.10417	7.561	4.01e-14	***
<i>aval_4_c</i>	1.03375	0.11539	8.959	< 2e-16	***
<i>aval_5_c</i>	1.12653	0.12262	9.187	< 2e-16	***
<i>retira_c</i>	0.25801	0.07544	3.420	0.000626	***
<i>delta_b</i>	2.31671	0.41488	5.584	2.35e-08	***
<i>delta_c</i>	1.75049	0.44819	3.906	9.40e-05	***
<i>categoria_b</i>	-0.46204	0.12759	-3.621	0.000293	***
<i>categoria_c</i>	-0.34596	0.13536	-2.556	0.010592	*
<i>idade_b</i>	-0.51950	0.15263	-3.404	0.000665	***
<i>idade_c</i>	-0.36632	0.16169	-2.266	0.023479	*

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Uma forma de interpretar os resultados é a partir dos efeitos marginais de cada variável. O efeito marginal é a mudança adicional em uma variável dependente (geralmente produção, custo, utilidade, etc.) que resulta de uma unidade adicional de uma variável independente (geralmente um fator de produção, insumo, quantidade, etc.), mantendo todos os outros fatores constantes (Kamakura & Mazzon (2013); Mankiw (2014)).

A tabela com os coeficientes do modelo permite uma visão do resultado em uma escala de utilidades, para ser possível interpretar em função da probabilidade de escolha, é necessário a transformação dos coeficientes, exponenciando os mesmos.

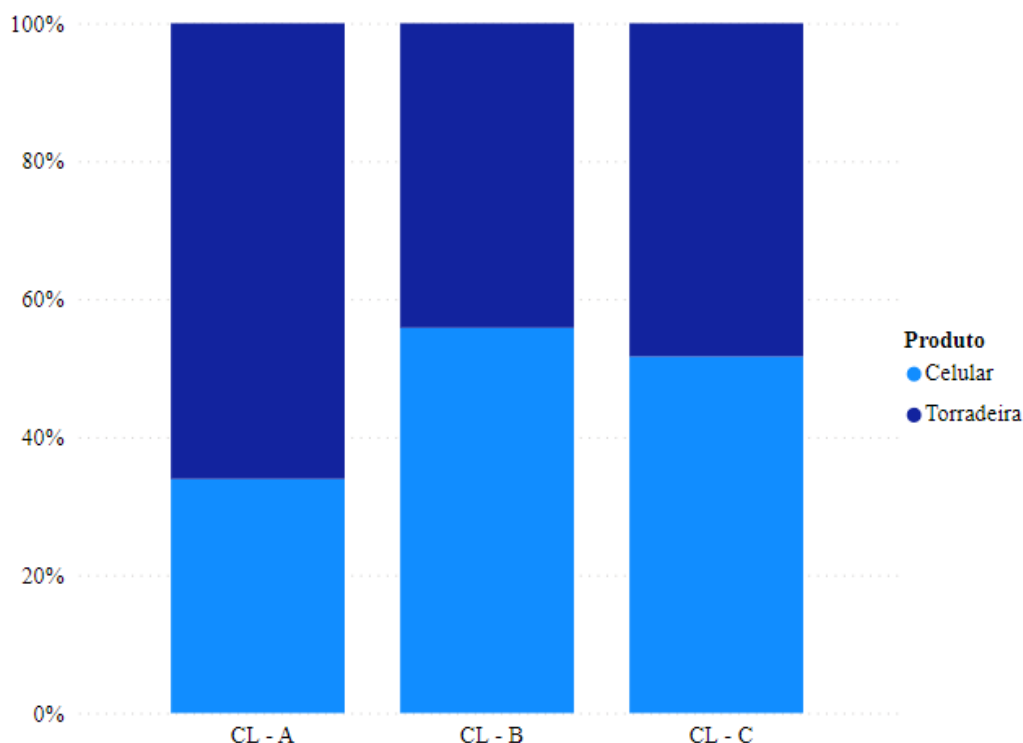
Para os coeficientes que representam a heterogeneidade das classes latentes:

- Os coeficientes negativos de categoria das classes latentes “b” e “c” indicam que a probabilidade de cair nessas classes latentes em comparação à classe latente “a” diminui quando o produto é torradeira e aumenta quando o produto é celular
- Os coeficientes negativos de idade das classes latentes “b” e “c” indicam que a probabilidade de cair nessas classes latentes em comparação à classe latente “a” diminui quando a pessoa é mais velha

- Apesar das classes latentes “b” e “c” apresentarem os mesmos sinais de coeficientes tanto para categoria e idade, os valores são menores para a classe latente B, o que indica que a classe latente C é uma classe latente intermediária entre as outras duas.

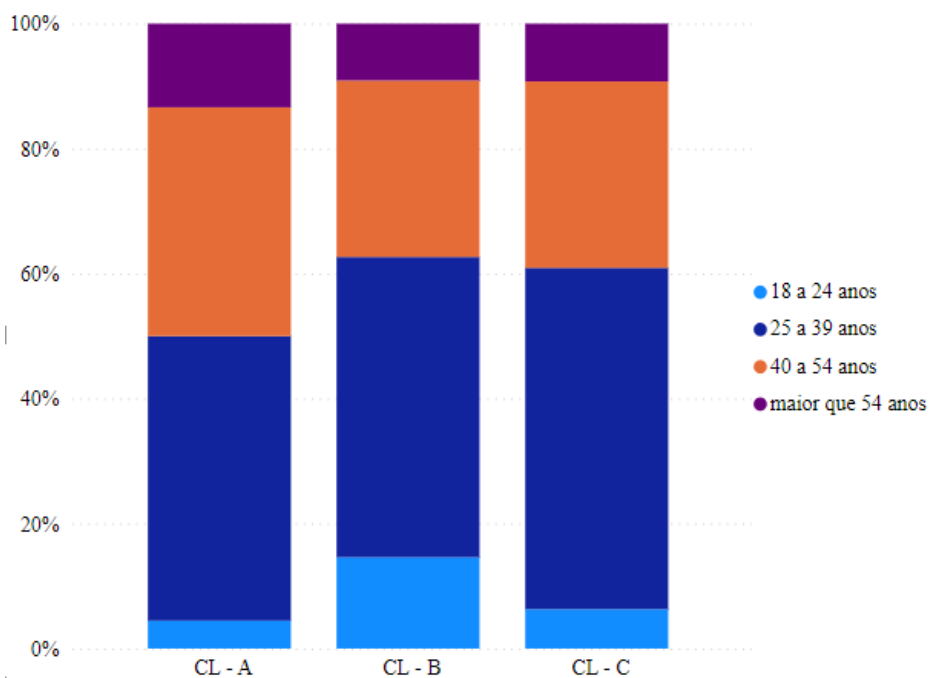
Uma forma gráfica e descritiva da base de dados evidencia as afirmações acima:

Figura 11 - Distribuição de respondentes por Classe Latente e Produto



Visualmente é possível perceber que proporcionalmente a classe latente A apresenta maior concentração do produto torradeira e que a classe latente B apresenta maior concentração do produto celular, enquanto a classe latente C fica entre as duas, apesar de ter maior proporção de celular também.

Figura 12 - Distribuição de respondentes por Classe Latente e Faixa de Idade



Para idade: visualmente é possível perceber que proporcionalmente a classe latente A apresenta maior concentração de pessoas acima de 40 anos e que a classe latente B apresenta maior concentração de respondentes abaixo de 40 anos, enquanto a classe latente C fica entre as duas, com menor concentração de indivíduos entre 18 e 24 anos do que a classe latente B e menor concentração das idades acima de 40 anos do que a classe latente A.

Uma forma de interpretar os demais coeficientes é por meio da razão de chances. A partir da saída do modelo, transformou-se a visão de utilidade em probabilidade (exponenciando os coeficientes) e calculou-se a razão de chances para cada variável de cada classe latente (dividindo a soma dos coeficientes exponenciados em um cenário pelo outro). Ou seja, comparou-se um cenário em que todas as variáveis são constantes, iguais a zero com um cenário em que apenas a variável em questão assume valor 1. Por exemplo: se a casela de referência da variável frete_7 é frete grátis, é comparado um cenário em que o frete é grátis com um em que o frete custa R\$7,00, mantendo todas as demais variáveis constantes com o valor da casela de referência. A razão de chances vai evidenciar a probabilidade de um indivíduo alocado naquela classe escolher um cenário em detrimento do outro. As probabilidades de escolha em relação à casela de referência serão interpretadas abaixo:

Tabela 7- Razão de chances de cada variável e Classe Latente

	Classe Latente A	Classe Latente B	Classe Latente C
frete_7	4,1% ***	31,5% ***	38,5% ***
frete_10	0,8% ***	20,7% ***	30,9% ***
tempo_3	32,9% ***	45,9% **	43,8% ***
tempo_5	22,7% ***	38,9% ***	34,2% ***
cashback_1	54,0% *	55,3% ***	56,1% ***
cashback_2	64,6% ***	61,0% ***	67,0% ***
valor	59,7% ***	60,4% ***	63,2% ***
opções	55,8% *	68,6% ***	60,2% ***
aval_2	60,2% **	89,2% ***	57,5% ***
aval_3	72,4% ***	98,8% ***	68,7% ***
aval_4	72,2% ***	99,8% ***	73,8% ***
aval_5	77,7% ***	99,9% ***	75,5% ***
retira	58,4% **	53,0% *	56,4% ***

Em vermelho são as variáveis não significativas no modelo e amarelo são as variáveis significativas a 90% de confiança. Todas as demais (que não estão coloridas) são significativas a um nível de 95% de confiança.

- frete_7: o percentual apresentado na tabela corresponde à probabilidade do indivíduo alocado naquela classe latente (colunas “Classe Latente A”, “Classe Latente B” ou “Classe Latente C”) escolher um cenário com frete a R\$7,00 em detrimento a frete grátis. Nota-se que, para as 3 classes, o cenário cujo frete é grátis tem maior probabilidade de escolha quando comparado à frete a R\$7,00, porém para a Classe Latente A, essa variável apresenta um impacto muito maior na probabilidade de escolha do que para as demais classes (probabilidade de escolha sendo 4,1% contra 31,5% e 38,5% das classes latentes B e C respectivamente). Isso evidencia que famílias com menor renda permanente (Kamakura & Mazzon, 2013) são mais sensíveis ao pagamento de frete para entrega de produtos;
- frete_10: o percentual apresentado na tabela corresponde à probabilidade do indivíduo alocado naquela classe latente (colunas “Classe Latente A”, “Classe Latente B” ou “Classe Latente C”) escolher um cenário com frete a R\$10,00 em detrimento a frete grátis. Nota-se que, para as 3 classes latentes, o cenário cujo frete é grátis tem maior probabilidade de escolha quando comparado à

frete a R\$10,00, porém para a Classe Latente A, essa variável apresenta um impacto muito maior na probabilidade de escolha do que para as demais classes latentes (probabilidade de escolha sendo 0,8% contra 20,7% e 30,9% das classes latentes B e C respectivamente).

- *tempo_3*: o percentual apresentado na tabela corresponde à probabilidade do indivíduo alocado naquela classe latente (colunas “Classe Latente A”, “Classe Latente B” ou “Classe Latente C”) escolher um cenário com tempo de entrega em 3 dias úteis em detrimento a tempo de entrega 1 dia útil. Nota-se que, para as 3 classes latentes, o cenário cujo tempo de entrega é 1 dia útil tem maior probabilidade de escolha quando comparado com tempo de entrega de 3 dias úteis, porém para a Classe Latente A, essa variável apresenta um impacto maior na probabilidade de escolha do que para as demais classes latentes (probabilidade de escolha sendo 32,9% contra 45,9% e 43,8% das classes latentes B e C respectivamente). Sendo que para a Classe Latente B, a variável não é significativa a um nível de 95% de confiança, o que indica não ter efeito na escolha do consumidor alocado nesse grupo.
- *tempo_5*: o percentual apresentado na tabela corresponde à probabilidade do indivíduo alocado naquela classe latente (colunas “Classe Latente A”, “Classe Latente B” ou “Classe Latente C”) escolher um cenário com tempo de entrega em 5 dias úteis em detrimento a tempo de entrega de 1 dia útil. Nota-se que, para as 3 classes latentes, o cenário cujo tempo de entrega é 1 dia útil tem maior probabilidade de escolha quando comparado com tempo de entrega de 3 dias úteis, porém para a Classe Latente A, essa variável apresenta um impacto maior na probabilidade de escolha do que para as demais classes latentes (probabilidade de escolha sendo 22,7% contra 38,9% e 43,8% das classes latentes B e C respectivamente).
- *cashback_1*: o percentual apresentado na tabela corresponde à probabilidade do indivíduo alocado naquela classe latente (colunas “Classe Latente A”, “Classe Latente B” ou “Classe Latente C”) escolher um cenário com *cashback* de 1% em detrimento a *cashback* de 0%. Nota-se que, para as 3 classes latentes, o cenário cujo *cashback* é de 1% tem maior probabilidade de escolha quando comparado à *cashback* de 0%, porém para a Classe Latente A, essa

variável não é significativa e, portanto, não apresenta efeito na escolha do cliente desse grupo. Para as demais classes, apesar de maior probabilidade para *cashback* de 1%, a diferença ainda é pequena (probabilidade de escolha sendo 54,0% para Classe Latente A, contra 55,3% e 56,1% das classes latentes B e C respectivamente).

- *cashback_2*: o percentual apresentado na tabela corresponde à probabilidade do indivíduo alocado naquela classe latente (colunas “Classe Latente A”, “Classe Latente B” ou “Classe Latente C”) escolher um cenário com *cashback* de 2% em detrimento a *cashback* de 0%. Nota-se que, para as 3 classes latentes, o cenário cujo *cashback* é de 2% tem maior probabilidade de escolha quando comparado à *cashback* de 0%, porém para a Classe Latente C essa probabilidade é ainda maior (probabilidade de escolha sendo 64,6% para Classe Latente A, contra 61,0% e 67,0% das classes latentes B e C respectivamente).
- valor: o percentual apresentado na tabela corresponde à probabilidade do indivíduo alocado naquela classe latente (colunas “Classe Latente A”, “Classe Latente B” ou “Classe Latente C”) escolher um cenário com garantia de que o valor da loja *online* é o mesmo da loja física em detrimento de não existir garantia. Nota-se que, para as 3 classes latentes, o cenário cujo garantia existe tem maior probabilidade de escolha quando comparado à ausência de garantia, para as três classes latentes a probabilidade é bem similar (probabilidade de escolha sendo 59,7% para Classe Latente A, contra 60,4% e 63,2% das classes latentes B e C respectivamente).
- opções: o percentual apresentado na tabela corresponde à probabilidade do indivíduo alocado naquela classe latente (colunas “Classe Latente A”, “Classe Latente B” ou “Classe Latente C”) escolher um cenário com garantia de que as cores do produto da loja *online* é a mesma da loja física em relação à não existência de garantia. Nota-se que, para as 3 classes latentes, o cenário cujo garantia existe tem maior probabilidade de escolha quando comparado à ausência de garantia, porém para a Classe Latente A essa variável não é significativa, ou seja, não apresenta efeito na probabilidade de escolha, enquanto para a Classe Latente B a probabilidade de escolha é mais afetada

(probabilidade de escolha sendo 55,8% para Classe Latente A, contra 68,6% e 60,2% das classes latentes B e C respectivamente).

- **aval_2:** o percentual apresentado na tabela corresponde à probabilidade do indivíduo alocado naquela classe latente (colunas “Classe Latente A”, “Classe Latente B” ou “Classe Latente C”) escolher um cenário com avaliação do site em duas estrelas em detrimento de avaliação do site com uma estrela. Nota-se que, para as 3 classes, o cenário cujo avaliação é de duas estrelas tem maior probabilidade de escolha quando comparado à avaliação de uma estrela, porém para a Classe Latente A essa variável não é significativa a um nível de 95% de confiança, ou seja, não apresenta efeito na probabilidade de escolha, enquanto para a Classe Latente B a probabilidade de escolha é bem maior (probabilidade de escolha sendo 60,2% para Classe Latente A, contra 89,2% e 57,5% das classes latentes B e C respectivamente).
- **aval_3:** o percentual apresentado na tabela corresponde à probabilidade do indivíduo alocado naquela latente (colunas “Classe Latente A”, “Classe Latente B” ou “Classe Latente C”) escolher um cenário com avaliação do site em três estrelas em detrimento de avaliação do site com uma estrela. Nota-se que, para as 3 classes latentes, o cenário cujo avaliação é de três estrelas tem maior probabilidade de escolha quando comparado à avaliação de uma estrela, porém para a Classe Latente B essa probabilidade segue sendo maior, apesar de o maior incremento quando comparado à variável **aval_2** ter sido na Classe Latente A (probabilidade de escolha sendo 71,4% para Classe Latente A, contra 98,8% e 68,7% das classes latentes B e C respectivamente).
- **aval_4:** o percentual apresentado na tabela corresponde à probabilidade do indivíduo alocado naquela latente (colunas “Classe Latente A”, “Classe Latente B” ou “Classe Latente C”) escolher um cenário com avaliação do site com quatro estrelas em detrimento de avaliação do site com uma estrela. Nota-se que, para as 3 classes latentes, o cenário cujo avaliação é de quatro estrelas tem maior probabilidade de escolha quando comparado à avaliação de uma estrela. Para a Classe Latente B essa probabilidade segue sendo maior e as classes latentes A e C se assemelham (probabilidade de escolha sendo 72,2%

para Classe Latente A, contra 99,8% e 73,8% das classes latentes B e C respectivamente).

- *aval_5*: o percentual apresentado na tabela corresponde à probabilidade do indivíduo alocado naquela latente (colunas “Classe Latente A”, “Classe Latente B” ou “Classe Latente C”) escolher um cenário com avaliação do site com cinco estrelas em detrimento de avaliação do site com uma estrela. Nota-se que, para as 3 classes latentes, o cenário cujo avaliação é cinco estrelas tem maior probabilidade de escolha quando comparado à avaliação de uma estrela. Para a Classe Latente B essa probabilidade segue sendo maior e as classes latentes A e C se assemelham (probabilidade de escolha sendo 77,7% para Classe Latente A, contra 99,98% e 75,5% das classes latentes B e C respectivamente).
- *retira*: o percentual apresentado na tabela corresponde à probabilidade do indivíduo alocado naquela latente (colunas “Classe Latente A”, “Classe Latente B” ou “Classe Latente C”) escolher um cenário com a opção de comprar *online* e retirar o produto em loja em detrimento de poder apenas receber o produto em casa. Nota-se que, para as 3 classes latentes, o cenário cujo opção de retirar em loja está disponível tem maior probabilidade de escolha quando comparado à ausência dessa opção, porém para as classes latentes A e B essa variável não é significativa a um nível de significância de 95%, ou seja, não apresenta efeito na probabilidade de escolha do respondente e para a Classe Latente C o impacto é relativamente baixo (probabilidade de escolha sendo 58,4% para Classe Latente A, contra 53,0% e 56,4% das classes latentes B e C respectivamente).

Foi feita a análise horizontal da Tabela 7, olhando para cada variável individualmente. Verificando-se os resultados de forma vertical, para cada classe, também é possível tirar algumas conclusões:

- Para a Classe Latente A, as variáveis correspondentes ao valor de frete são as que apresentam maior impacto na probabilidade de escolha do respondente. As variáveis com menor impacto são as não significativas (*cashback_1*, opções,

aval_2 e retira) seguidas por garantia de que o valor (preço) da loja *online* é o mesmo da loja física.

- Para a Classe Latente B, as variáveis correspondentes à avaliação do site são as que apresentam maior impacto na probabilidade de escolha do respondente. As variáveis com menor impacto são as não significativas (tempo_3 e retira) seguidas por *cashback_1* e garantia de que o valor da loja *online* é o mesmo da loja física.
- Para a Classe Latente C, as variáveis que apresentam maior impacto na probabilidade de escolha do respondente se misturam, sendo as três principais a avaliação do site em 5 ou 4 estrelas e frete a R\$10,00. As variáveis com menor impacto são *cashback_1* e a possibilidade de comprar *online* e retirar o produto em loja física.

Sabendo que a Classe Latente C é uma classe intermediária, a comparação entre as classes latentes A e B deixa mais claro o objetivo do trabalho. Lembrando que a Classe Latente B apresenta maior probabilidade do produto ser celular e menor quando o produto é torradeira, quando comparada à Classe Latente A. Para alocação na Classe Latente B a probabilidade aumenta quando a idade do respondente é mais nova e diminui quando é mais velha quando comparada à Classe Latente A. De forma simplista, pode-se considerar:

- Classe Latente A: torradeira/ pessoas mais velhas
- Classe Latente B: celular/ pessoas mais novas

Retomando os constructos iniciais do estudo: Valor Percebido, representado pelas variáveis valor do frete (frete_7, frete_10), tempo do frete (tempo_3, tempo_5) e *cashback* (*cashback_1*, *cashback_2*) e Confiança, representado pelas variáveis de omnicanalidade (valor, opções), avaliação do site (aval_2, aval_3, aval_4, aval_5) e modelo de negócios (retira), conclui-se que:

- Quanto mais extremo o nível da variável, maior o impacto na probabilidade de escolha comparando com o nível de referência, o que já era esperado.
- Valor percebido e Confiança se mostraram importantes fatores para a escolha do consumidor em ambas as classes, independente se o produto é torradeira ou

celular e independente da idade do indivíduo, porém algumas nuances foram observadas conforme análise apresentada a seguir.

- Como a Classe Latente A tem maior probabilidade de pessoas mais velhas ou torradeira e nessa classe frete foi a variável que apresentou a maior variação na probabilidade de escolha, em outras palavras, maior impacto, tem-se que quanto mais barato o produto (no caso, torradeira) ou mais velho for o indivíduo maior a influência do frete na escolha do cliente, e ainda, o constructo Valor percebido neste caso é mais importante do que Confiança, visto que as variáveis que representam Valor percebido apresentaram maior variação na probabilidade com a casela de referência do que as variáveis que representam Confiança para essa classe latente.
- O oposto é observado com a Classe Latente B. Como a Classe Latente B tem maior probabilidade de pessoas mais novas ou celular e nessa classe a avaliação cinco estrelas foi a variável que apresentou o maior impacto na probabilidade de escolha, tem-se que quanto mais caro o produto (no caso, celular) ou mais novo for o indivíduo maior a influência da avaliação do site na escolha do cliente, destaca-se, ainda, que o constructo Confiança neste caso é mais importante do que Valor percebido, visto que as variáveis que representam Confiança apresentaram maior variação na probabilidade com a casela de referência do que as variáveis que representam Valor percebido para essa classe latente.

4.3.6 Teste das hipóteses

De modo geral, independente do produto (celular ou torradeira), quanto menor o valor do frete, maior a probabilidade de escolha do consumidor. O contrário se aplica para tempo de entrega, quanto maior esse for, menor a probabilidade de escolha do consumidor. Quando se avalia o *cashback*, quanto maior o retorno, maior a inclinação do cliente a escolher o *e-commerce*. As garantias de valor e opções de cor iguais na loja física e *online* também aumentam a probabilidade de escolha. A avaliação do *site* se mostrou grande influenciadora na decisão, quanto menor ela for menos provável o consumidor é de escolher o *site*.

Com a análise feita na seção anterior, é possível confirmar ou rejeitar as hipóteses do estudo:

H0: Valor Percebido tem maior peso do que Confiança na escolha do consumidor.

Essa afirmação é parcialmente verdadeira. Assim como no estudo de Kim et al. (2012), os dois constructos se mostraram importantes influenciadores na intenção de compra do consumidor, porém nessa pesquisa foi possível comparar o efeito dos fatores. O resultado levou em consideração a heterogeneidade no perfil dos respondentes, seja pela idade dos mesmos ou pela categoria de produto apresentada no questionário. Essa variabilidade resultou em conclusões divergentes para diferentes combinações das duas variáveis. Enquanto para categoria de produto com preço mais barato (torradeira) ou idade mais velha, Valor percebido de fato apresentou maior importância na preferência do consumidor, para a categoria de produto mais caro (celular) ou idade mais nova, o constructo Confiança apresentou maior peso na probabilidade de escolha.

H1: Valor percebido apresenta maior peso na escolha de clientes de classe social mais baixa do que de clientes de classe social mais alta.

Não foram encontradas evidências suficientes para sustentar essa afirmação. Apesar de se imaginar que valor de frete (fator que representa o constructo Valor percebido), por exemplo, teria um peso maior quanto mais baixo o nível socioeconômico do consumidor, por conta de quanto isso representa proporcionalmente a renda do indivíduo, não foi uma hipótese conclusiva. Isso porque, classe social não foi uma variável significativa no modelo para determinar heterogeneidade, ou seja, testou-se o efeito do fator no resultado do modelo e o mesmo não influenciou na resposta final.

H2: Para um produto de preço mais alto a Confiança no site importa mais do que o Valor percebido.

H3: Para um produto de preço mais baixo o Valor percebido importa mais do que a Confiança no site.

Essas afirmações (H2 e H3) são verdadeiras e foram justificadas na seção anterior. Kim et al. (2008) testam a relação entre confiança, risco percebido e benefício percebido, porém sinalizam a lacuna de testar heterogeneidade nessa interação, o que é feito aqui levando em consideração a variável categoria de produto (uma de maior preço, celular, e outra de menor preço, torradeira). Para torradeira, categoria de produto com menor preço, Valor percebido foi

o constructo com maior influência na probabilidade de escolha do consumidor, enquanto para celular, categoria de produto com maior preço, este constructo foi Confiança.

H4: Menor avaliação do site (1 estrela) tem maior impacto negativo do que maior valor de frete (R\$10,00) na escolha do consumidor.

Essa afirmação é verdadeira apenas para a Classe Latente B (categoria de produto de maior valor - celular), a qual todas as variáveis referentes à avaliação do site apresentam maior impacto na probabilidade de escolha do que frete a R\$10,00 (para essa classe latente, Confiança é mais importante do que Valor percebido), em outras palavras, a variação de 2, 3, 4 ou 5 estrelas para 1 estrela possui efeito marginal maior do que a variação de frete grátis ou a R\$7,00 para frete a R\$10,00. Para a Classe Latente A é o oposto, todas as variáveis de valor de frete são mais importantes do que as de avaliação do site (Valor percebido é mais importante do que Confiança para essa classe latente). Para a Classe Latente C, quando a avaliação do site é 4 ou 5 estrelas, o impacto é maior do que o do valor de frete R\$10,00, porém a diferença para 2 ou 3 estrelas já é menor, fazendo bem o papel de classe intermediária e evidenciando o *trade-off* entre os constructos. Uma explicação plausível para esse resultado pode ser o valor proporcional do frete em relação ao preço do produto, assim como o risco inerente a um site pouco confiável e o quanto (preço do produto) o cliente poderia perder. Em outras palavras, faz sentido que uma pessoa não queira pagar 10% do valor da compra em frete (supondo que uma torradeira custe R\$100), mas que pague 1% (ilustrando com um celular que custe R\$1000), ao mesmo tempo em que é mais provável arriscar perder um valor de R\$100, mas não dez vezes mais em um site pouco confiável.

H5: Para produtos com menor preço, o constructo Valor percebido é mais importante na escolha do cliente do que para produtos de maior preço.

Essa afirmação é verdadeira e foi justificada na seção anterior. Para categoria de produto mais barato (torradeira), Valor percebido, representado por valor de frete a R\$10,00, por exemplo, teve a probabilidade de escolha inferior a 1% (0,8%), enquanto para categoria de produto mais caro (celular) essa probabilidade ficou em 20,7%. Assim como sugerido na hipótese anterior, é de se esperar que os fatores que representem Valor percebido, como valor do frete, por exemplo, tenham maior peso proporcional nos cenários em que a categoria do produto

com menor preço (torradeira), influenciando assim, mais do que em cenários de categoria do produto com maior preço (celular).

H6: Para produtos com menor preço, o constructo Confiança é menos importante na escolha do cliente do que para produtos de maior preço.

Essa afirmação é verdadeira e também foi justificada na seção anterior. Como já citado, Kin et al. (2008) testam a relação entre confiança, risco percebido e benefício percebido, porém sinalizam a lacuna de testar heterogeneidade nessa interação. Na hipótese H2 e H3 testou-se o efeito dos constructos dentro de cada classe latente com a heterogeneidade explicada pela categoria do produto (mais caro, celular e mais barato, torradeira), H6 testou o efeito do constructo Confiança comparando cada uma dessas classes latentes. Para categoria de produto com maior preço (celular), o constructo Confiança representado por avaliação do site em cinco estrelas, por exemplo, teve a probabilidade de escolha superior a 99% (99,9%), enquanto para categoria de produto com menor preço (torradeira) essa probabilidade ficou em 77,7%. Supõe-se que o risco de perder o valor (preço do produto) ao comprar em um site com pior avaliação, ou seja, menos confiável, seja maior, proporcionalmente, para um produto mais caro do que para um produto mais barato.

H7: Valor de frete é mais relevante do que *cashback* na escolha do consumidor.

Essa afirmação é verdadeira (não se pode rejeitar a hipótese), porque em todos os cenários (independente da classe latente) o valor do frete teve mais impacto na probabilidade de escolha do consumidor do que *cashback*. Artigos como os de Wang & Ding (2022) e Li et al. (2022) discorrem como recompensas monetárias podem influenciar nas vendas de um lojista. Tong et al. (2022) mostram que as promoções monetárias têm um impacto mais forte nas vendas do que as promoções de presentes. E Vieira et al. (2022) provaram que a geração e retenção de *cashback* aumentam a fidelidade do consumidor, porém, até então não se havia comparado o efeito de valor de frete com *cashback* na escolha do consumidor. Concluía-se que ambos eram relevantes, entretanto não se sabia qual apresentava maior impacto.

5 CONCLUSÕES, IMPLICAÇÕES, LIMITAÇÕES E DIRECIONAMENTOS FUTUROS

Neste trabalho, procurou-se explicar, por meio de revisão literária e um estudo empírico, fatores relevantes que representem constructos teóricos e justifiquem a escolha do consumidor de um *e-commerce* em detrimento de outro. Os resultados podem ser úteis tanto para gerar *insights* para a tomada de decisão de empresas do setor quanto para aprofundar o entendimento das necessidades e preferências do consumidor. Além de contribuir para a literatura, ainda que os resultados sejam adstritos aos consumidores da cidade de São Paulo, que pouco explora as funcionalidades de um *e-commerce*, buscou-se, também, instigar novos estudos que possam detalhar ainda mais as variáveis de análise aqui propostas e descobrir as que ainda estão por surgir.

A motivação aumentou quando, durante uma revisão bibliográfica, deparou-se com diversas lacunas acerca do tema, tais quais os impactos da pandemia no consumo, envolvendo o fato de 7,3 milhões de brasileiros terem comprado *online* pela primeira vez em 2020, aumentando em 49% as vendas *online* no Brasil (Exame, 2021), a influência da cultura nos resultados dos estudos e a ausência de testes referentes à heterogeneidade no efeito dos constructos na intenção de compra. Além disso, apenas recentemente a literatura começou a abordar como objetivos do consumidor podem ser incorporados diretamente em modelos de tomada de decisão individual e melhorar a compreensão e previsão das escolhas dos indivíduos (Dellaert et al., 2017).

Ficaram evidentes na revisão literária estudos recentes que associam o comportamento e a intenção de compra do consumidor a fatores de um *e-commerce*. Entretanto, em nenhum deles se fez o uso de experimentos de escolha discreta para explicar quais são as variáveis e seus respectivos pesos na preferência do consumidor em relação a atributos de um *e-commerce* ou evidenciou o *trade-off* entre os constructos teóricos Confiança e Valor Percebido nesse contexto digital.

Escolheu-se, por todos esses motivos elencados, analisar o *trade-off* entre Valor Percebido e Confiança em relação à intenção de compra do consumidor, em um cenário diferente dos demais estudos apresentados considerando heterogeneidade no perfil dos respondentes. Para

viabilizar o estudo e trabalhar com evidências empíricas, selecionou-se variáveis vinculadas ao comércio eletrônico e que apareceram na revisão literária, para representar os dois constructos.

A pesquisa empírica permitiu testar hipóteses detalhadas nas seções anteriores e chegar à conclusão de que Valor percebido e Confiança são importantes fatores para a escolha do consumidor de modo geral. As variáveis de categoria do produto e idade deixaram evidente a necessidade de se levar em consideração heterogeneidade nos modelos de escolha discreta, visto que diferentes combinações entre elas resultam em diferentes conclusões.

O modelo escolhido com 3 classes latentes mostrou que a Classe Latente A, com maior probabilidade de pertencimento de pessoas mais velhas ou categoria de produto mais barata (torradeira), o constructo Valor percebido é mais importante do que Confiança, enquanto o oposto foi observado para a Classe Latente B. Ou seja, nessa classe que apresenta maior probabilidade de pertencimento de pessoas mais novas ou categoria de produto mais cara (celular), o constructo Confiança é mais importante do que Valor percebido. Supõe-se que o efeito proporcional do valor de frete (por exemplo), comparado ao preço do produto faça com que o constructo Valor percebido tenha importância também proporcional à categoria, enquanto que o risco de perda do preço do produto também seja proporcional à Confiança na categoria atrelada.

Sumarizando, em termos de implicações e contribuições, três aspectos podem ser considerados em relativos à sua natureza: teóricos, metodológicos e gerenciais.

Em termos teóricos, o estudo preencheu lacunas evidenciadas na revisão bibliográfica. Trouxe uma visão atual (pós-pandemia) do comportamento do consumidor e foram testadas novas combinações de fatores que explicam a preferência do mesmo. Além disso, foi possível relacionar e evidenciar o *trade-off* entre dois constructos muito estudados de forma individual, mas não conjuntamente: Confiança e Valor percebido.

Em termos metodológicos, Dellaert et al (2017) evidenciaram lacunas no que diz respeito aos modelos de escolha que investigam o processo de escolha, visto que apenas recentemente a pesquisa começou a abordar a questão de como objetivos do consumidor podem ser incorporados diretamente em modelos de tomada de decisão individual e melhorar a

compreensão e previsão das escolhas dos indivíduos. É novidade o uso de um experimento de escolha discreta com heterogeneidade definida por dados sociodemográficos e categoria de produto para explicar quais são as variáveis e seus respectivos pesos na preferência do consumidor em relação a atributos de um *e-commerce* e evidenciar o *trade-off* entre os constructos teóricos Confiança e Valor Percebido nesse contexto digital.

Em termos gerenciais, o estudo pode ser útil para gerar *insights* para a tomada de decisão de empresas do setor quanto a que caminhos podem seguir. Após a aceleração digital provocada pela pandemia do COVID-19, ficou ainda mais evidente a necessidade de entender as preferências do consumidor para a retomada das empresas e sobrevivência no mercado *online*. Ainda, os resultados abrem caminho para uma possível inovação no mercado, cada vez mais demandante de personalizações e diferenciais, se faz possível, caso as empresas passem a utilizar dessa técnica, aplicar promoções personalizadas para cada tipo de cliente, aumentando a satisfação do mesmo e influenciando em sua preferência de escolha, sem precisar alterar o valor final do produto. Por exemplo: é possível ter dois perfis distintos de compradores em um *e-commerce*, aquele que prefere frete grátis e outro que prefira *cashback*. Sabendo disso, seria possível aplicar uma ação promocional diferente para cada um deles e ainda assim manter a mesma margem de lucro da empresa, satisfazendo mais o consumidor.

No que se refere a limitações da pesquisa empírica, destaca-se fundamentalmente a delimitação de seleção de consumidores na cidade de São Paulo. Seria interessante avaliar o efeito em respostas ou até reavaliar a escolha dos níveis de cada atributo para que sejam condizentes com diferentes regiões geográficas.

Apesar dos resultados relevantes dessa pesquisa, ainda existem lacunas a serem preenchidas acerca do tema. Para estudos futuros, seria interessante investigar a interação entre as variáveis explicativas do modelo. Inicialmente, pela complexidade e pouco espaço de tempo, partiu-se do pressuposto de que todos os fatores envolvidos seriam independentes, porém é possível testar se há associação entre as variáveis “valor do frete”, “tempo de entrega” e “possibilidade de retirar em loja”, por exemplo. Outro ponto interessante seria avaliar a heterogeneidade a partir de combinações dos fatores sociodemográficos e outras variáveis.

6 REFERÊNCIAS

- Afonso Vieira, V., Agnihotri, R., de Almeida, M. I. S., & Lopes, E. L. (2022). How cashback strategies yield financial benefits for retailers: The mediating role of consumers' program loyalty. *Journal of Business Research*, *141*, 200–212. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2021.11.072>
- Agarwal, J., DeSarbo, W., Malhotra, N., & Rao, V. (2014). *An Interdisciplinary Review of Research in Conjoint Analysis: Recent Developments and Directions for Future Research*.
- Agustin, C., & Singh, J. (2002). Satisfaction, trust, value and consumer loyalty: curvilinearities in relationship dynamics. *Proceedings of 31st Conference of European Marketing Academy*.
- Alexander, B., & Kent, A. (2022). Change in technology-enabled omnichannel customer experiences in-store. *Journal of Retailing and Consumer Services*, *65*, 102338. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2020.102338>
- Alnawas, I., & Al Khateeb, A. (2022). Developing and validating a multidisciplinary scale of E-retailing website elements. *Journal of Retailing and Consumer Services*, *66*, 102905. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2021.102905>
- Ampadu, S., Jiang, Y., Debrah, E., Antwi, C. O., Amankwa, E., Gyamfi, S. A., & Amoako, R. (2022). Online personalized recommended product quality and e-impulse buying: A conditional mediation analysis. *Journal of Retailing and Consumer Services*, *64*, 102789. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2021.102789>
- Barquette, S., & Chaoubah, A. (2007). *Pesquisa de Marketing*. Saraiva.
- Barry, J. H.; Dion, P.; Johnson, W. (2008). A cross-cultural examination of relationship strength in B2B services. *Journal of Services Marketing*, *22*(2), 114-135.
- Bastos, F. de S. (2010). *Análise conjunta de Fatores Baseada em Escolhas: Estimação e Inferências*. Universidade Federal de Viçosa.
- Bhatnagar, A., & Ghose, S. (2004). A latent class segmentation analysis of e-shoppers. *Journal of Business Research*, *57*(7), 758–767. [https://doi.org/10.1016/S0148-2963\(02\)00357-0](https://doi.org/10.1016/S0148-2963(02)00357-0)
- Bettman, J. R.; Luce, M. F.; Payne, J. W. (1998). Constructive Consumer Choice Processes. *Journal of Consumer Research*, *25*, 187-217.
- Bonfrer, A., Chintagunta, P., & Dhar, S. (2022). Retail store formats, competition and shopper behavior: A Systematic review. *Journal of Retailing*, *98*(1), 71–91. <https://doi.org/10.1016/j.jretai.2022.02.006>
- Brei, V. A.; Rossi, C. A. V. (2005). Confiança, valor percebido e lealdade em trocas relacionais de serviço: um estudo com usuários de Internet Banking no Brasil. *Revista de Administração Contemporânea*, *9*(2), 145-168.
- Brian Ratchford, Gonca Soysal, Alejandro Zentner, & Dinesh K.Gauri. ([s.d.]). Online and offline retailing: What we know and directions for future research. *Journal of Retailing*.
- Büyükdağ, N., Soysal, A. N., & Kitapci, O. (2020). The effect of specific discount pattern in terms of price promotions on perceived price attractiveness and purchase intention: An experimental research. *Journal of Retailing and Consumer Services*, *55*.
- Chakraborty, D., Siddiqui, A., Siddiqui, M., Rana, N. P., & Dash, G. (2022). Mobile payment apps filling value gaps: Integrating consumption values with initial trust and customer

- involvement. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 66, 102946.
<https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2022.102946>
- Chaoubah, A., & Barquette, S. (2007). *Pesquisa de Marketing* (Saraiva, Ed.).
- Cheah, J.-H., Lim, X.-J., Ting, H., Liu, Y., & Quach, S. (2022). Are privacy concerns still relevant? Revisiting consumer behaviour in omnichannel retailing. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 65.
- Chi Zhou, Mingming Leng, Zhibing Liu, Xin Cui, & JingYu. (2022). The impact of recommender systems and pricing strategies on brand competition and consumer search. *Electronic Commerce Research and Applications*.
- Chopdar, P. K., Paul, J., Korfiatis, N., & Lytras, M. D. (2022). Examining the role of consumer impulsiveness in multiple app usage behavior among mobile shoppers. *Journal of Business Research*, 140, 657–669.
<https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2021.11.031>
- Cristina Zerbini, Tammo H.A. Bijmolt, Silvia Maestripieri, & Beatrice Luceri. ([s.d.]). Drivers of Consumer Adoption of e-Commerce: a Meta-Analysis. *International Journal of Research in Marketing*.
- Cuesta-Valiño, P., Gutiérrez-Rodríguez, P., & García-Henche, B. (2022). Word of mouth and digitalization in small retailers: Tradition, authenticity, and change. *Technological Forecasting and Social Change*, 175, 121382.
<https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.121382>
- Dewi, F. M., Sulivyo, L., & Bastaman, A. (2021). Mediating effect of brand image and brand trust between e-wom on smartphone buy interest in Tangerang city. *Russian Journal of Agricultural and Socio-Economic Sciences*, 119(11), 74–80.
<https://doi.org/10.18551/rjoas.2021-11.08>
- Donthu, N., & Gustafsson, A. (2020). Effects of COVID-19 on business and research. *Journal of Business Research*, 117, 284–289. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2020.06.008>
- El Kihal, S., & Shehu, E. (2022). It's not only what they buy, it's also what they keep: Linking marketing instruments to product returns. *Journal of Retailing*, 98(3), 558–571.
<https://doi.org/10.1016/j.jretai.2022.01.002>
- Eberle, L. (2014). *Valor Percebido, Reputação, Confiança e Custos de Troca como Determinantes da Retenção de Clientes*. UCS/PUCRS.
- Fernando Fernández-Bonilla, Covadonga Gijónb, & Bárbara De la Veja. (2022). E-commerce in Spain: Determining factors and the importance of the e-trust. *Telecommunications Policy*.
- Guo, Y., Wang, F., Xing, C., & Lu, X. (2022). Mining multi-brand characteristics from online reviews for competitive analysis: A brand joint model using latent Dirichlet allocation. *Electronic Commerce Research and Applications*, 53, 101141.
<https://doi.org/10.1016/j.elerap.2022.101141>
- Hair Jr., J. F. (2005). *Análise multivariada de dados* (5th ed.). Bookman.
- Hao Chen, Haitao Chen, & Xiaoxu Tian. (2022). The dual-process model of product information and habit in influencing consumers' purchase intention: The role of live streaming features. *Electronic Commerce Research and Applications*.
- Hassan, M., Zahid, S., Nemati, A. R., Yongfeng, C., & Javed, W. (2021). Impact of WOM, advertising effectiveness, and brand image on brand trust: evidence from telecommunication sector in Pakistan. *Journal of Marketing Strategies*, 3(3).
- Hess, S., Stathopoulos, A., Daly, A.J. (2012). Allowing for heterogeneous decision rules in discrete choice models: an approach and four case studies. *Transportation* 39, 565–591.

- Hess, S. (2023). Apollo: a flexible, powerful and customisable freeware package for choice model estimation and application.
- Huang, W.-H., Shen, G. C., & Liang, C.-L. (2019). The effect of threshold free shipping policies on online shoppers' willingness to pay for shipping. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 48, 105–112.
- Iranmanesh, M., Min, C. L., Senali, M. G., Nikbin, D., & Foroughi, B. (2022). Determinants of switching intention from web-based stores to retail apps: Habit as a moderator. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 66, 102957. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2022.102957>
- Jiang, Z.; Henneberg, S. C.; Naudé, P. (2011). The importance of trust vis-à-vis reliance in business relationships: some international findings. *International Marketing Review*, 28(4), 318-339.
- Kamakura, W. A., & Mazzon, J. A. (2013). *Estratificação socioeconômica e consumo no Brasil*. Blucher.
- Khan, I. (2022). Do brands' social media marketing activities matter? A moderation analysis. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 64, 102794. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2021.102794>
- Kim, H.-W., Xu, Y., & Gupta, S. (2012). Which is more important in Internet shopping, perceived price or trust? *Electronic Commerce Research and Applications*, 11(3), 241–252.
- Klaus, P., & Zaichkowsky, J. L. (2022). The convenience of shopping via voice AI: Introducing AIDM. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 65, 102490. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2021.102490>
- Kotler, P., & Armstrong, G. (2008). *Principles of Marketing* (12^o ed).
- Li, Z., Wang, D., Yang, W., & Jin, H. S. (2022). Price, online coupon, and store service effort decisions under different omnichannel retailing models. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 64, 102787. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2021.102787>
- Lin, J. C.; Wu, C. The role of expected future use in relationship-based service retention. *Managing Service Quality*, 21(5), 535-551, 2011.
- Louviere, J. (1988). Conjoint Analysis Modelling of Stated Preferences: A Review of Theory, Methods, Recent Developments and External Validity. *Journal of Transport Economics and Policy*, 22(1), 93–93.
- Louviere, J., Hensher, D., & Swait, J. (2000). *Stated Choice Models: Analysis and Application*. 1.
- Lu, J., Chen, Y., & Fang, Q. (2022). Promoting decision satisfaction: The effect of the decision target and strategy on process satisfaction. *Journal of Business Research*, 139, 1231–1239. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2021.10.056>
- Luceri, B., (Tammo) Bijmolt, T. H. A., Bellini, S., & Aiolfi, S. (2022). What drives consumers to shop on mobile devices? Insights from a Meta-Analysis. *Journal of Retailing*, 98(1), 178–196. <https://doi.org/10.1016/j.jretai.2022.02.002>
- Luming Yanga, Min Xua, & Lin Xing. (2022). Exploring the core factors of online purchase decisions by building an E-Commerce network evolution model. *Journal of Retailing and Consumer Services*.
- Martinez, F. J. G., Calvo, A., & Salgado, L. M. G. (2021). Understanding Omnichannel Customer Experience Through Brand Trust and Its Impact on Shopping Intention: Structured Abstract Understanding Omnichannel Customer Experience Through Brand

- Trust and Its Impact on Shopping Intention: Structured Abstract. Em *EasyChair* (Vol. 5693).
- Mastella, J. O. (2015). *Análise de Classes Latentes: da Teoria à Prática*. Universidade Federal do Rio Grande do Sul.
- Matos, T. O. (2011). *Conjoint Analysis: Uma Aplicação ao Marketing*. Universidade Federal de Minas Gerais.
- Moliner, M. A.; Sánchez, J.; Rodríguez, R. M.; Callarisa, L. (2007). Perceived relationship quality and post-purchase perceived value. *European Journal of Marketing*, 41(11/12), 1392-1422.
- Molinillo, S., Aguilar-Illescas, R., Anaya-Sánchez, R., & Carvajal-Trujillo, E. (2022). The customer retail app experience: Implications for customer loyalty. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 65, 102842. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2021.102842>
- Morgan, R. M.; Hunt, S. D. (1994). The commitment-trust theory of relationship marketing. *Journal of Marketing*, 58(3), 20-38.
- Muhammad Bilal Gulfranz, Muhammad Sufyan, Mekhail Mustak, Joni Salminen, & Deepak Kumar Srivastava. (2022). Understanding the impact of online customers' shopping experience on online impulsive buying: A study on two leading E-commerce platforms. *Journal of Retailing and Consumer Services*.
- Nguyen, A. T. Van, McClelland, R., & Thuan, N. H. (2022). Exploring customer experience during channel switching in omnichannel retailing context: A qualitative assessment. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 64, 102803. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2021.102803>
- Palmatier, R. W.; Dant, R. P.; Grewal, D.; Evan, K. R. (2006). Factors influencing the effectiveness of relationship marketing: a meta-analysis, *Journal of Marketing*, 70(4), 136-153.
- Pilli, L. (2017). Multiple Goals-Based Choice: the evolution from homo economicus to homo aptabilis. *Universidade de São Paulo*.
- Preto, K., & Artes, R. (2009). Análise de Preferência Conjunta: Um estudo sobre Omissão de Atributos. *Revista Brasileira de Estatística*, 70, 7- 31.
- Reichheld, F. F.; Markey Jr., R. G.; Hopton, C. (2000) The loyalty effect: the relationship between loyalty and profits. *European Business Journal*, 12(3), 134-139.
- Rust, R. T., Lemon, K. N., & Zeithaml, V. A. (2004). Return on Marketing: Using Customer Equity to Focus Marketing Strategy. *Journal of Marketing*, 68(1), 109–127. <https://doi.org/10.1509/jmkg.68.1.109.24030>
- Scott, C. L. (1980). The causal relationship between trust and the assessed value of management by objectives. *Journal of Management*, 6, 157-175.
- Sheppard, B. H.; Sherman, D. M. (1998). The grammars of trust: a model and general implications. *Academy of Management Review*, 23(3), 422-437.
- Serravalle, F., Vannucci, V., & Pantano, E. (2022). “Take it or leave it?”: Evidence on cultural differences affecting return behaviour for Gen Z. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 66, 102942. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2022.102942>
- Sinha, S. K., & Verma, P. (2020). Impact of sales Promotion's benefits on perceived value: Does product category moderate the results? *Journal of Retailing and Consumer Services*, 52.
- Soffien Bataoui. (2022). When e-commerce becomes more human by transposing the hospitality concept to merchant websites. *Journal of Retailing and Consumer Services*.

- Sook Fern Yeo, Cheng LingTan, Ajay Kumar, Kim HuaTan, & Jee Kit Wong. (2022). Investigating the impact of AI-powered technologies on Instagrammers' purchase decisions in digitalization era—A study of the fashion and apparel industry. *Technological Forecasting and Social Change*.
- Steenkamp, J.-B. E. M., & Geyskens, I. (2006). How Country Characteristics Affect the Perceived Value of Web Sites. *Journal of Marketing*, 70(3).
- Terres, M. da S. (2011). *A importância do afeto para a confiança em trocas de serviços com conseqüências severas*. Universidade Federal do Rio Grande do Sul.
- Tingting Tong, Xun Xu, Nina Yan, & Jianjun Xu. (2022). Impact of different platform promotions on online sales and conversion rate: The role of business model and product line length. *Decision Support Systems*.
- Toufaily, E.; Ricard, L.; Perrien, J. (2013). Customer loyalty to a commercial website: descriptive meta-analysis of the empirical literature proposal of an integrative mode. *Journal of Business Research*, 66, 1436-1447.
- Voges, T., Jin, Y., Chen, X., & Reber, B. (2022). What drives a tough call: Determining the importance of contingency factors and individual characteristics in communication executives' stance decision-making through a conjoint analysis. *Public Relations Review*.
- Wu, L.-Y., Chen, K.-Y., Chen, P.-Y., & Cheng, S.-L. (2014). Perceived value, transaction cost, and repurchase-intention in online shopping: A relational exchange perspective. *Journal of Business Research*, 67(1), 2768–2776.
- Xia Wang, & Ying Ding. (2022). The impact of monetary rewards on product sales in referral programs: The role of product image aesthetics. *Journal of Business Research*.
- Yilmaz, Z. (2022). Ranking online shopping websites by considering the criteria weights. *Journal of Business Research*, 144, 497–512.
<https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2022.02.018>
- Yongrui Duan, Tonghui Liu, & Zhixin Mao. (2022). How online reviews and coupons affect sales and pricing: An empirical study based on e-commerce platform. *Journal of Retailing and Consumer Services*.
- Yulia Vakulenko, Jassenko Arsenovic, Daniel Hellström, & Poja Shams. (2022). Does delivery service differentiation matter? Comparing rural to urban e-consumer satisfaction and retention. *Journal of Business Research*.
- Zand, D. E. (1972). Trust and Managerial problem solving. *Administrative Science Quarterly*, (17), 229-239.
- Zeithaml, V. A. (1988). Consumers perceptions of price, value, and quality: a means-end model and synthesis of evidense. 52, 2-22.

ANEXO A

Ano	Publicação	Autores	Título	Resultados
2022	Journal of Retailing and Consumer Services	Luming Yanga; Min Xua; Lin Xing	Exploring the core factors of <i>online</i> purchase decisions by building an <i>E-commerce</i> network evolution model	O volume de vendas e o número de comentários negativos de alta qualidade são os fatores mais importantes expostos em sites que influenciam a tomada de decisão dos consumidores, a quantidade de comentários e comentários com fotos são fatores relativamente menores, enquanto o tipo de loja e a apresentação em vídeo do produto têm o menor impacto.
2022	Journal of Retailing and Consumer Services	Yongrui Duan; Tonghui Liu; Zhixin Mao	How <i>online</i> reviews and coupons affect sales and pricing: An empirical study based on <i>e-commerce</i> platform	O impacto negativo de avaliações negativas nas vendas <i>online</i> é moderado pelo preço, e os consumidores são mais tolerantes a avaliações negativas de produtos de alto preço. A utilidade percebida pelos consumidores dos cupons <i>online</i> ajuda a promover mais vendas e enfraquece a relação entre as avaliações negativas e as vendas. As avaliações <i>online</i> positivas enfraquecem a relação negativa entre as avaliações negativas e o preço do produto. O aumento da utilidade percebida dos cupons pelos consumidores incentivará os vendedores a definir um preço mais alto e enfraquecerá a relação negativa entre as avaliações negativas e o preço do produto. Em comparação com o produto de pesquisa, os vendedores consideram as avaliações negativas do produto com atributos de experiência como menos úteis e aplicam a promoção de cupom menos eficaz à resposta a avaliações negativas.

2022	Telecommunications Policy	Fernando Fernández-Bonilla; Covadonga Gijónb; Bárbara De la Veja	<i>E-commerce</i> in Spain: Determining factors and the importance of the <i>e-trust</i>	O <i>e-trust</i> é um fator determinante no <i>e-commerce</i> . A melhoria da educação ajuda no crescimento do comércio <i>online</i> e do <i>e-trust</i> . Por sua vez, o <i>e-trust</i> incentiva o uso de todos os recursos digitais.
2022	Journal of Retailing and Consumer Services	Muhammad Bilal Gulfraz; Muhammad Sufyan; Mekhail Mustak; Joni Salminen; Deepak Kumar Srivastava	Understanding the impact of <i>online</i> customers' shopping experience on <i>online</i> impulsive buying: A study on two leading <i>E-commerce</i> platforms	Os resultados indicam uma relação positiva entre as dimensões testadas do OCSE e a compra impulsiva <i>online</i> dos clientes. Também encontramos um papel mediador da lealdade atitudinal dos clientes e moderação negativa do autocontrole dos clientes.
2022	Journal of Retailing and Consumer Services	Soffien Bataoui	When <i>e-commerce</i> becomes more human by transposing the hospitality concept to merchant websites	A hospitalidade de um site comercial impacta as reações emocionais com valência positiva e negativa e os comportamentos de aproximação/evitação em relação ao site.

2022	International Journal of Research in Marketing	Cristina Zerbini; Tammo H.A. Bijmolt; Silvia Maestripieri; Beatrice Luceri	Drivers of Consumer Adoption of <i>e-commerce</i> : a Meta-Analysis	Os principais impulsionadores das compras <i>online</i> (a) estão de acordo com as teorias TAM e TPB, além de (b) características do site e experiência anterior. Em particular, os múltiplos preditores estão fortemente relacionados às intenções de compra <i>online</i> e ao comportamento de compra, onde a atitude e a conveniência mostram o impacto mais forte. Além disso, as análises dos moderadores indicam que os traços culturais têm efeitos moderadores específicos nas ligações entre a intenção de compra e alguns de seus impulsionadores. Por exemplo, a distância do poder e a evitação da incerteza têm um efeito positivo, enquanto o individualismo, a indulgência e a masculinidade têm um efeito negativo.
------	--	--	---	--

2022	Journal of Retailing	Brian Ratchford; Gonca Soysal; Alejandro Zentner; Dinesh K.Gauri	<i>Online and offline</i> retailing: What we know and directions for future research	<p>Custos de pesquisa e custos de distribuição mais baixos podem dar às lojas <i>online</i> uma vantagem de custo em relação ao <i>offline</i>.</p> <p>A competição entre varejistas <i>online</i> e <i>offline</i> é menos intensa quando um canal tem uma clara vantagem sobre o outro.</p> <p>A concorrência será menos intensa para produtos que tenham atributos sensoriais importantes, para produtos perecíveis, para produtos de nicho, quando os consumidores buscam gratificação instantânea, para clientes cujos gostos são menos propensos a serem atendidos por ofertas <i>offline</i> ou em mercados onde as opções <i>offline</i> são limitadas .</p> <p>A integração de serviços entre os canais <i>online</i> e <i>offline</i> é benéfica. Muitos clientes preferem comprar em uma loja off-line, se houver uma disponível.</p> <p>Como as lojas <i>offline</i> oferecem serviços diferentes do <i>online</i>, existem potenciais sinergias entre os formatos; a abertura de showrooms ou lojas <i>offline</i> pode impactar positivamente as vendas <i>online</i> de um varejista multicanal.</p> <p>Devido a essas sinergias, o varejo omnicanal tornou-se a norma. Os consumidores preferem a pesquisa off-line de itens que exigem inspeção pessoal.</p> <p>O volume e a valência das avaliações estão relacionados às vendas. Os varejistas precisam atender às avaliações <i>online</i> e podem se beneficiar respondendo a avaliações negativas.</p> <p>Usos de big data em CRM.</p> <p>A teoria que indica que os vendedores <i>online</i> têm uma vantagem relativa na venda de itens menos populares (a cauda longa) é mais sutil do que se pensava originalmente.</p> <p>O frete grátis leva a vendas mais altas, mas também pode incentivar mais devoluções.</p> <p>Políticas de devolução brandas afetam mais as compras do que as devoluções.</p>
------	----------------------	--	--	--

2022	Decision Support Systems	Tingting Tong; Xun Xu; Nina Yan; Jianjun Xu	Impact of different platform promotions on <i>online</i> sales and conversion rate: The role of business model and product line length	As promoções monetárias têm um impacto mais forte nas vendas do que as promoções de presentes. Entre as promoções monetárias, as promoções padrão são mais influentes do que as promoções com cupons. Entre as promoções padrão, as promoções diretas e de quantidade são mais eficazes do que as promoções de pacote. O modelo de negócios das plataformas (ou seja, revendedor ou <i>marketplace</i>) e o comprimento da linha de produtos têm efeitos moderadores significativos no impacto das promoções de quantidade nas vendas e na taxa de conversão, enquanto os efeitos moderadores nas promoções diretas são observados apenas em seu impacto nas vendas.
2022	Electronic Commerce Research and Applications	Hao Chen; Haitao Chen; Xiaoxu Tian	The dual-process model of product information and habit in influencing consumers' purchase intention: The role of live streaming features	As incertezas na qualidade do produto e no ajuste do produto têm uma influência negativa significativa na intenção de compra, enquanto o hábito automático está associado positivamente à intenção de compra. O resultado também indica que o hábito modera a relação entre a incerteza da qualidade do produto e a intenção de compra. Além disso, os recursos de transmissão ao vivo podem ativar os dois mecanismos.

2022	Journal of Business Research	Yulia Vakulenko; Jasenko Arsenovic; Daniel Hellström; Poja Shams	Does delivery service differentiation matter? Comparing rural to urban e-consumer satisfaction and retention	Para os e-consumidores de áreas residenciais rurais, a disponibilidade de diferentes opções de entrega não se traduziu em maior satisfação com o serviço de entrega e intenção de reutilização, enquanto para os residentes urbanos, a diversidade de serviços esteve atrelada a maior satisfação.
2022	Journal of Business Research	Xia Wang; Ying Ding	The impact of monetary rewards on product sales in referral programs: The role of product image aesthetics	Maiores recompensas monetárias levarão a maiores vendas de produtos em programas de indicação, e esse efeito será atenuado ou até revertido à medida que a estética da imagem do produto aumentar.
2022	Technological Forecasting and Social Change	Sook Fern Yeo; Cheng LingTan; Ajay Kumar; Kim HuaTan; Jee Kit Wong	Investigating the impact of AI-powered technologies on Instagrammers' purchase decisions in digitalization era— A study of the fashion and apparel industry	O valor emocional percebido, a qualidade percebida e o eWOM percebido revelaram uma influência estatisticamente significativa e positiva nas decisões de compra de roupas de moda dos Instagrammers. Enquanto isso, a análise da matriz de desempenho de importância (IPMA) identificou o valor emocional percebido como o fator mais importante para os Instagrammers, mas o desempenho mais alto foi a qualidade percebida.

2022	Electronic Commerce Research and Applications	Chi Zhou; Mingming Leng; Zhibing Liu; Xin Cui; JingYu	The impact of recommender systems and pricing strategies on brand competition and consumer search	O market share da preferência pela marca dos consumidores afetará a escolha da estratégia de sistema de recomendação e preço diferenciado para a marca. Quando a marca é recomendada, ela deve adotar a estratégia de preço diferenciado e o preço será superior ao da marca nacional. Além disso, quando o market share da preferência pela marca dos consumidores é baixa e a diferença de preço de reserva é alta, a marca pode ganhar vantagem competitiva ao melhorar a força da recomendação. Um sistema de recomendação atrai consumidores convertendo seus custos de busca nos custos de recomendação do sistema.
2022	Journal of Business Research	Jingyi Lu; Yuqi Chen; Qingwen Fang	Promoting decision satisfaction: The effect of the decision target and strategy on process satisfaction	Uma maneira nova e simples de promover as experiências do cliente é estimulando os consumidores com diferentes metas de decisão a empregarem diferentes estratégias de decisão. Para os que compram para si mesmos ou para produtos comumente comprados para si mesmos, os profissionais de marketing podem pedir aos consumidores que removam seus produtos indesejados de um conjunto de opções. Por outro lado, para os consumidores que estão fazendo uma compra para outros ou para produtos comumente comprados para outros, os profissionais de marketing podem pedir para os consumidores escolherem seus produtos desejados.

2022	Electronic Commerce Research and Applications	Yuxuan Guo; Feifei Wang; Chen Xing; Xiaoling Lu	Mining multi-brand characteristics from <i>online</i> reviews for competitive analysis: A brand joint model using latent Dirichlet allocation	Os aspectos que todas as marcas precisam melhorar porque são considerados elementos competitivos centrais são: informações da loja - ‘cupom’, ‘revisão’, ‘qualidade’ e uso do produto - ‘preço’, ‘uso’ e ‘ingrediente’.
2022	Technological Forecasting and Social Change	Pedro Cuesta-Valiño; Pablo Gutiérrez-Rodríguez; Blanca García-Henche	Word of mouth and digitalization in small retailers: Tradition, authenticity, and change	A lealdade à loja e as comunicações boca a boca (WOM) são os principais impulsionadores das atitudes em relação às compras <i>online</i> . Como intermediários, são estabelecidas as variáveis mediadoras da qualidade e imagem da loja. Pequenas lojas devem focar na autenticidade; esta se constrói nas dimensões estabelecidas pela teoria: herança, legitimidade, nostalgia, originalidade e compromisso social. A autenticidade permite que essas lojas se diferenciem de seus concorrentes.
2022	Journal of Retailing and Consumer Services	Seth Ampadu; Yuanchun Jiang; Emmanuel Debrah; Collins Opoku Antwi; Eric Amankwa; Samuel Adu Gyamfi; Richard Amoako	<i>Online</i> personalized recommended product quality and e-impulse buying: A conditional mediation analysis	O RPQ teve influência positiva significativa no EIB A relação RPQ-EIB foi parcialmente explicada pela imagem afetiva e satisfação dos consumidores com os produtos recomendados As relações diretas e indiretas entre o RPQ e o EIB foram sensíveis aos ORS dos consumidores.

2022	Journal of Retailing	Beatrice Luceria; T.H.A.(Tammo) Bijmolt; Silvia Bellini; Simone Aiolfi	What drives consumers to shop on mobile devices? Insights from a Meta-Analysis	As compras <i>online</i> são influenciadas por variáveis que refletem a evolução das inovações tecnológicas e a consequente melhoria da funcionalidade e conveniência dos dispositivos móveis (experiência digital anterior e ubiquidade).
2022	Journal of Retailing and Consumer Services	Francesca Serravalle; Virginia Vannucci; Eleonora Pantano	“Take it or leave it?”: Evidence on cultural differences affecting return behaviour for Gen Z	Quando os varejistas adotam políticas de devolução, os consumidores italianos estão mais interessados em se sentir protegidos contra o risco de compras erradas. As amostras estão muito atentas à eficiência de devolução e reembolso na etapa pós-compra, que são percebidas como dois fatores discriminatórios em termos de recompra dos mesmos varejistas.
2022	Journal of Business Research	Prasanta Kr Chopdar; Justin Paul; Nikolaos Korfiatis; Miltiadis D. Lytras	Examining the role of consumer impulsiveness in multiple app usage behavior among mobile shoppers	Os resultados confirmam o impacto significativo da mobilidade, personalização, sortimento de produtos e motivação hedônica na impulsividade, exceto o apelo visual do aplicativo. A impulsividade foi fortemente correlacionada com a intenção dos usuários de instalar outro aplicativo de compras, enquanto a intenção comportamental dos consumidores foi um precursor significativo de seu comportamento de uso de vários aplicativos. As descobertas informam os gerentes sobre o papel da impulsividade no incentivo à divisão da lealdade entre os compradores <i>online</i> e prescrevem novas estratégias para o uso sustentado das plataformas de compras.
2022	Journal of Retailing and Consumer Services	Sebastian Molinillo; Rocío Aguilar-Illescas; Rafael Anaya-Sánchez; Elena Carvajal-Trujillo	The customer retail app experience: Implications for customer loyalty	Os resultados demonstram que a dimensão afetiva tem maior influência e destacam a importância da experiência sensorial, que supera inclusive a experiência cognitiva. O efeito da dimensão relacional na satisfação do cliente, entretanto, não pôde ser confirmado positivamente.

2022	Journal of Retailing and Consumer Services	Ibrahim Alnawas; Amr Al Khateeb	Developing and validating a multidisciplinary scale of E-retailing website elements	O instrumento de medição para elementos do site de varejo eletrônico é válido e confiável usando os seguintes fatores: elementos hedônicos de design do site, elementos técnicos do design do site, elementos experienciais do site, elementos relacionais do site, elementos relacionados ao produto, elementos relacionados ao pedido, elementos relacionados à segurança e presença na mídia social. O instrumento de medição proposto dos elementos do site de varejo eletrônico prevê fortemente a satisfação eletrônica e a confiança eletrônica.
2022	Journal of Retailing and Consumer Services	Anh Thi Van Nguyen; Robert McClelland; Nguyen Hoang Thuan	Exploring customer experience during channel switching in omnichannel retailing context: A qualitative assessment	Duas novas razões para a troca de canal: a influência de grupos sociais e a autoeficácia percebida do comportamento de troca. Os principais fatores que afetam as escolhas de canal durante a troca são atributos do produto, confiança/incerteza percebida, influência social, características do cliente, cultura de revisão e restrições de tempo.
2022	Journal of Retailing and Consumer Services	Phil Klaus; Judith Lynne Zaichkowsky	The convenience of shopping via voice AI: Introducing AIDM	Os gerentes precisam mudar sua interpretação dos processos de tomada de decisão de seus clientes no novo mercado influenciado pela IA. A mudança no comportamento dos consumidores para a dependência de bots de voz domésticos para compra tem implicações significativas para o setor de varejo.
2022	Journal of Business Research	Valter Afonso Vieira; Raj Agnihotri; Marcos Inácio Severo de Almeida; Evandro Luiz Lopes	How <i>cashback</i> strategies yield financial benefits for retailers: The mediating role of consumers' program loyalty	A geração e retenção de <i>cashback</i> aumentam a fidelidade do consumidor. Em segundo lugar, a fidelidade ao programa é um forte impulsionador da compra média do cliente e das receitas de varejo. Terceiro, os varejistas podem usar a geração e retenção de <i>cashback</i> para aumentar o desempenho da empresa, evocando a fidelidade do consumidor ao programa.

2022	Journal of Retailing and Consumer Services	Mohammad Iranmanesh; Connie Low Min; Madugoda GunaratneSenali; Davoud Nikbin; Behzad Foroughi	Determinants of switching intention from web-based stores to retail apps: Habit as a moderator	O objetivo era examinar os fatores que influenciam a intenção dos clientes de mudar das lojas baseadas na web para aplicativos de varejo. Os resultados mostraram que a expectativa de desempenho tem uma influência significativa na intenção de troca. Além disso, a expectativa de esforço tem um efeito positivo tanto na expectativa de desempenho quanto na intenção de troca e é desencadeada pela complexidade visual e qualidade estética.
2022	Journal of Retailing and Consumer Services	Debarun Chakraborty; Aaliyah Siddiqui; Mujahid Siddiqui; Nripendra P. Ranad Ganesh Dash	Mobile payment apps filling value gaps: Integrating consumption values with initial trust and customer involvement	Os resultados obtidos da análise identificaram valores funcionais (FUV), condicionais (COV), epistêmicos (EPV) e emocionais (EMV) com impacto positivo significativo na intenção de adoção de aplicativos de pagamento móvel (MPAs). Enquanto confiança inicial (INT) mediou todos os valores de consumo, envolvimento do cliente (COI) moderou positivamente a relação de FUV, EPV e EMV com a intenção de adoção.
2022	Journal of Retailing	Siham El Kihal; Edlira Shehu	It's not only what they buy, it's also what they keep: Linking marketing instruments to product returns	Nenhum dos instrumentos de marketing reduz o retorno do produto. Boletins informativos, pesquisa paga, catálogos e frete grátis aumentam substancialmente as devoluções em até 18%. Para frete grátis e catálogos, os efeitos de retorno surgem predominantemente para categorias de moda, enquanto a publicidade <i>online</i> e os boletins informativos aumentam os retornos de produtos de moda e não moda.
2022	Journal of Business Research	Zafer Yilmaz	Ranking <i>online</i> shopping websites by considering the criteria weights	Para satisfazer as demandas dos clientes e atrair a atenção de possíveis futuros clientes, os proprietários de sites de compras <i>online</i> devem considerar o processo por trás da seleção do melhor site de compras <i>online</i> . O modelo de ranqueamento proposto leva em consideração algumas variáveis: qualidade do site, métodos de pagamento, variedade de produtos, frete e garantia, recomendação por familiares, experiências de compras passadas, propagandas.

2022	Journal of Retailing and Consumer Services	Imran Khan	Do brands' social media marketing activities matter? A moderation analysis	Os resultados sugerem um papel essencial do SMMA na condução da experiência da marca, intenção de compra e atitude em relação à marca. Os resultados também estabelecem que o vínculo da experiência da marca SMMA varia de acordo com a geração de consumidores (Millennials vs. Non-millennials) e o nível de engajamento do cliente (alto vs. baixo) com o SMMA da marca.
2022	Journal of Retailing and Consumer Services	Bethan Alexander; Anthony Kent	Change in technology-enabled omnichannel customer experiences in-store	As descobertas demonstram a crescente importância de implementar e integrar tecnologias nas lojas para melhorar a experiência do cliente. A partir deles, dois modelos são desenvolvidos: “experiência do cliente induzida pela tecnologia na loja”; e “jornada de compra do cliente habilitada para tecnologia na loja”.
2022	Journal of Retailing and Consumer Services	Zonghuo Li; Di Wang; Wensheng Yang; Hyun Seung Jin	Price, <i>online</i> coupon, and store service effort decisions under different omnichannel retailing models	O varejista obtém melhoria de lucro quando a compra incremental atinge um grande valor. Além disso, um grande coeficiente de esforço de serviço leva a um alto preço, esforço de serviço e lucro do varejista. O esforço de serviço e o valor do cupom no modelo Showroom são os maiores entre os três modelos omnichannel, enquanto seu lucro é o menor. Por outro lado, embora o varejista invista menos em esforço de serviço e o preço e o valor do cupom não sejam muito grandes no modelo BOPS, o varejista ainda obtém o maior lucro.
2022	Journal of Retailing	André Bonfrer; Pradeep Chintagunta; Sanjay Dhar	Retail store formats, competition and shopper behavior: A Systematic review	A análise revela evidências substanciais sobre os fatores de escolha do comprador entre formatos, incluindo características intrínsecas da família, fatores de valor do tempo, objetivos e motivações de compras e fatores acionáveis do varejista, como localização, variedade, preço e promoção.

2020	Acervo USP - tese de doutorado	Mário Duarte dos Santos Machado	Mobile shopping: o que move a intenção de compra do consumidor para o m-commerce	Os construtos: atitude positiva; vantagem percebida e; compatibilidade com os valores contribuíram significativamente para explicar a variável dependente intenção de compra no m-commerce; a constatação de que, para o ambiente mobile, o construto vantagem percebida é um forte preditor dos construtos, atitude positiva e credibilidade.
2019	Acervo USP - dissertação de mestrado	Dalila Vieira Leal	A implantação do comércio eletrônico no varejo de moda	Incorporar as mais recentes tecnologias desenvolvidas para este mercado, com o objetivo de minimizar os obstáculos das vendas <i>online</i> de moda, gera maior competitividade no setor e cria relações de confiança entre marcas e consumidores.

ANEXO B

Questionário

QUESTÕES SOCIOECONOMICAS

Q1) Como você se identifica? (RU)

Homem	1
Mulher	2
Outro	3
Prefiro não responder	4

Q2) Qual é a sua idade (em anos completos)? (Aberta)

Q3) Qual é seu nível de escolaridade? (RU)

Até o ensino fundamental	1
Ensino médio incompleto	2
Ensino médio completo	3
Ensino superior incompleto	4
Ensino superior completo	5
Pós-graduação/Mestrado incompleto	6
Pós-graduação/Mestrado completo	7
Doutorado incompleto	8
Doutorado completo	9

Q) Classe social (temos o registro pelo painel – não precisa perguntar)

Filtro: ter comprado em algum *e-commerce* nos últimos 12 meses

QUESTÃO DE FILTRO

Q4) Aproximadamente, quantas compras *online* (qualquer produto) você realizou nos últimos 12 meses? (RU) (Se nenhuma, encerrar)

Nenhuma	1
De 1 a 5 compras	2
De 6 a 12 compras	3
Mais de 12 compras	4

CARTÕES DA CONJOINT