

UNIVERSIDADE DE LISBOA  
Instituto de Geografia e Ordenamento do Território



Preços Dinâmicos em Alojamento Local: Um Estudo de Perceção de Justiça do Preço

Flavio Andrew do Nascimento Santos

Orientador(es): Professora Doutora Maria de Lurdes Santana Calisto  
Professor Doutor Eduardo Manuel Dias de Brito Henriques

Tese especialmente elaborada para a obtenção do grau de doutor no ramo de Turismo.

2025



Preços Dinâmicos em Alojamento Local: Um Estudo de Perceção de Justiça do Preço

Flavio Andrew do Nascimento Santos

Orientador(es): Professora Doutora Maria de Lurdes Santana Calisto  
Professor Doutor Eduardo Manuel Dias de Brito Henriques

Tese especialmente elaborada para a obtenção do grau de doutor no ramo de Turismo.

Júri:

Presidente: Doutor Mário Adriano Ferreira do Vale, Professor Catedrático e Presidente do Conselho Científico do Instituto de Geografia e Ordenamento do Território da Universidade de Lisboa

Vogais:

- Doutora Susana Raquel Granito Cró, Professora Auxiliar da Escola de Ciências Sociais da Universidade de Évora;
- Doutor João Carlos Vinagre Ferreira do Rosário, Professor Coordenador da Escola Superior de Comunicação Social do Instituto Politécnico de Lisboa;
- Doutor Jorge Manuel Rodrigues Umbelino, Professor Coordenador Principal da Escola Superior de Hotelaria e Turismo do Estoril;
- Doutora Maria de Lurdes Santana Calisto, Professora Coordenadora da Escola Superior de Hotelaria e Turismo do Estoril (Orientadora);
- Doutor Pedro Porfírio Coutinho Guimarães, Professor Auxiliar do Instituto de Geografia e Ordenamento do Território da Universidade de Lisboa.

## **DECLARAÇÃO DE AUTORIA ORIGINAL**

Eu, Flavio Andrew do Nascimento Santos, declaro que a tese de doutoramento intitulada Preços Dinâmicos em Alojamento Local: Um Estudo de Perceção de Justiça do Preço é o resultado da minha investigação pessoal e independente. O conteúdo é original e todas as fontes consultadas estão devidamente mencionadas na bibliografia ou outras listagens de fontes documentais, tal como todas as citações diretas ou indiretas têm devida indicação ao longo do trabalho segundo as normas académicas.

## **RESUMO**

Esta tese investiga como turistas norte-americanos percebem a justiça dos preços dinâmicos praticados no mercado de Alojamento Local (AL) em Portugal, com foco na influência sobre o consumidor-turista das informações fornecidas pelas plataformas digitais. Com a crescente adoção de estratégias de preços dinâmicos no turismo e no AL, as plataformas digitais, impulsionadas por avanços tecnológicos, ajudaram a popularizar a utilização de preços dinâmicos no turismo. Tais estratégias podem maximizar as receitas, entretanto, também acrescentaram preocupações sobre a percepção de justiça e a transparência da transação, sobretudo com turistas estrangeiros, que normalmente carecem de referências de preços locais. Assim, a pesquisa adota uma abordagem mista. Na fase qualitativa, grupos focais identificaram fatores que influenciam o julgamento de justiça de preços, como transparência, informações sobre custos, avaliações dos outros hóspedes, localização, atributos do imóvel, sustentabilidade e a relação com a comunidade local. Na fase quantitativa, um questionário aplicado a turistas americanos que visitaram Portugal permitiu validar e hierarquizar esses fatores por meio de análises fatoriais e de regressão linear múltipla. Os resultados mostram que a percepção de justiça em preços dinâmicos no AL é fortemente influenciada pela transparência e clareza das informações sobre preços e taxas, comparação de preços entre as plataformas de AL, qualidade percebida e valor agregado do imóvel, avaliações e reputação do anfitrião e, por fim, elementos de sustentabilidade e autenticidade da experiência. A tese contribui para a literatura ao evidenciar que, para o público americano, a aceitação dos preços dinâmicos depende da comunicação transparente e do alinhamento entre preço, valor percebido e expectativas culturais. Do ponto de vista prático, recomenda-se que empresas de AL invistam em estratégias de comunicação clara e em práticas de Revenue Management sensíveis às percepções de justiça dos diferentes mercados emissores, especialmente em destinos turísticos globais como Portugal.

Palavras-Chave: Preços Dinâmicos no turismo, Justiça percebida sobre os preços dinâmicos, Percepção de justiça do turista americano em Portugal, Percepção do método de estabelecimento de preços do Alojamento Local em Portugal.

## **ABSTRACT**

This thesis investigates how North American tourists perceive the fairness of dynamic prices practised in the Short-Term Rental (STR) market in Portugal, focusing on how the information provided by digital platforms influences the tourist-consumer. With the growing adoption of dynamic pricing strategies in tourism and STR, digital platforms, driven by technological advances, have helped popularize the use of dynamic pricing in tourism. Such strategies can maximize revenue; however, they have also raised concerns about the perceived fairness and transparency of the transaction, especially among foreign tourists, who often lack local price references. Thus, the research adopts a mixed approach. In the qualitative phase, focus groups identified factors that influence the judgment of price fairness, such as transparency, cost information, other guests' evaluations, location, property attributes, sustainability, and the relationship with the local community. In the quantitative phase, a questionnaire applied to American tourists who had visited Portugal allowed these factors to be validated and ranked using factor analysis and multiple linear regression. The results show that the perception of fairness in dynamic pricing in LA is strongly influenced by the transparency and clarity of information on prices and fees, price comparison between LA platforms, perceived quality and added value of the property, evaluations, and reputation of the host, and finally, elements of sustainability and authenticity of the experience. The thesis contributes to the literature by showing that, for the American public surveyed, acceptance of dynamic pricing depends on transparent communication and alignment between price, perceived value and cultural expectations. From a practical point of view, it is recommended that STR companies invest in clear communication strategies and Revenue Management practices that are sensitive to the perceptions of fairness of the different source markets, especially in global tourist destinations such as Portugal.

Key-words: Dynamic pricing in tourism, Perceived fairness of dynamic pricing, Perceived fairness of the American tourist in Portugal, Perception of the pricing method of Short-Term Rentals in Portugal.

## Dedicatória

Para a minha família, o meu amor, os meus amigos. Para Portugal, Alemanha e o Brasil, que mais pessoas se interessem por fenómenos de justiça. Para a classe trabalhadora que constrói esse mundo, todos os dias, com muito suor e trabalho duro.

“A injustiça em qualquer lugar é uma ameaça à justiça em todo lugar.”  
Martin Luther King Jr.

## Agradecimentos

Em primeiro lugar aos meus orientadores Prof. Dr. Maria de Lurdes Santana Calisto e Prof. Dr. Eduardo Brito-Henriques pela paciência e por toda orientação durante esse período acadêmico. Também agradecer ao Instituto de Geografia e Ordenamento do Território e a Escola Superior de Hotelaria e Turismo do Estoril e aos seus trabalhadores pela oportunidade, apoio e por ser minha segunda casa durante o período letivo.

Em seguida, a minha eterna professora que sempre me inspirou e motivou a seguir o caminho da educação e a primeira a me orientar sobre questões de injustiça percebida em preços Prof. Dr. Verônica Feder Mayer.

Aos meus colegas, amigos e professores da Berlin School of Business and Innovation que me ajudam e me motivam diariamente a terminar o meu doutoramento Dr. Jan Vero, Dr. Anoma Paksutti, Dr. Benedetta Piccio e Dr. Kamilia Kentra.

Aos meus alunos da BSBI que me ensinam muito e coisas que eles nem imaginam que me ensinam, em especial ao Ilias Karolidis, Matteo Lucchese, Dani Pugen, Melis Çubukcu, Serena Berhe, Ammar Raza, Rubi Ruiz.

Aos meus amigos que a Alemanha me deu de presente e que fazem essa trajetória mais divertida Marco Hentschel, Sangeetha George, Martin & Alberto Pseno, Bruno Froz, Pablo Alves, Rafael Pitoacia, Larissa Freitas, and a special thanks to Tim & Ryan Krog. Vielen Dank.

Aos meus amigos que Portugal me deu de presente Caio Romanholi, Maria Inês, Leandra Benjamin, Nadia Trindade, Renata Sousa, Ricardo Peralta, Livia Alves, João Marques, Liliana Carvalho, Douglas Santos, Daniel Viegas & Sara Larrabure.

Aos meus amigos do Brasil, terra que eu amo e sinto saudade todos os dias do Colégio Rocha, do Centro Federal de Educação Tecnológica, em especial Jéssica Nascimento, da Universidade Federal Fluminense em especial meus amigos “*must be*”, os camaradas de luta do “*vermelho tur*”, e do Apoena Mano, Wesley Müller, do Tambor de Cumba, Cristiano Praxedes, Jessika Maravilha, Leandro Amaro, Michel Sposito, Luiz Cezario.

Meiner großen Liebe und meinem Partner Leonard Couvee, der mich jeden Tag bedingungslos unterstützt, der mich motiviert und mich zu einem besseren Menschen macht. Ich lerne jeden Tag von dir. Danke für so viel! *Stay Forever.*

Por fim, a minha família, aos meus tios, meus primos Carolina Nogueira e Ewerton Nascimento, meu irmão, a Dona Maria e a Dona Flavia, que sempre acreditaram em mim e na educação, mesmo que a vida tenha negado tanto a elas. Esta tese também é vossa.

## ÍNDICE

Lista de quadros.....	II
Lista de tabelas.....	III
Lista de figuras.....	IV
1. Introdução.....	1
1.1 PROBLEMA DE PESQUISA.....	1
1.2 O CONTEXTO TURISTA X CONSUMIDOR.....	7
1.3 OBJETIVOS E PERGUNTA DE PESQUISA.....	9
1.4 DESENVOLVIMENTO DO PROCESSO DE PESQUISA.....	10
1.5 CONTRIBUIÇÕES DA PESQUISA.....	12
1.6 ORGANIZAÇÃO DO ESTUDO.....	13
2. Fundamentação teórica.....	14
2.1 A TEORIA DA JUSTIÇA E A PERCEPÇÃO DE JUSTIÇA EM PREÇOS DE SERVIÇOS TURÍSTICOS.....	14
2.2 A ECONOMIA COMPORTAMENTAL.....	22
2.2.1 Vieses cognitivos e heurísticas.....	24
2.3 PREÇOS DINÂMICOS E PREÇOS DINÂMICOS NA HOSPITALIDADE.....	30
2.3.1 O conceito de preço dinâmico.....	30
2.3.2 A prática de preços dinâmicos.....	36
2.4 PREÇOS DINÂMICOS E O ALOJAMENTO LOCAL.....	47
2.4.1 O alojamento local em Portugal.....	51
2.5 O MERCADO PORTUGUÊS PARA O TURISTA AMERICANO.....	55
3. Metodologia.....	58
3.1 FASE QUALITATIVA.....	58
3.1.1 Análises do estudo qualitativo.....	61
3.2.1 COLETA DE DADOS.....	76
3.2.2 ANÁLISE DOS DADOS.....	77
3.2.3 Análise fatorial exploratória e confirmatória.....	78
3.2.4 Pressupostos para a descrição dos itens procedimentais da análise fatorial.....	79
3.2.5 Resultados da análise fatorial exploratória.....	81
3.2.6 Análise fatorial confirmatória.....	87
3.2.7 Regressão linear.....	87
4. Resultados.....	92
4.1 ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS.....	92
4.2. Resultados da análise fatorial confirmatória.....	96
4.3 Análise de regressão múltipla.....	101
5. Discussão dos resultados.....	106
6. Conclusões.....	112
6.1 SÍNTESE DOS PRINCIPAIS RESULTADOS.....	112
6.2. CONTRIBUIÇÕES PARA A TEORIA.....	114
6.3 CONTRIBUIÇÕES PARA A PRÁTICA.....	115
6.4 LIMITAÇÕES DO ESTUDO.....	118
6.5 SUGESTÕES PARA INVESTIGAÇÕES FUTURAS.....	118
7. Referências.....	120
8. Anexos.....	138
8.1 CARACTERÍSTICAS E GUIÃO DO GRUPO FOCAL.....	138
8.2 ANEXO 1 – QUESTIONÁRIO DE PESQUISA.....	139

8.3 ANEXO 2 – ANÁLISES FATORIAIS .....	149
8.4 ANEXO 3 – ANÁLISES REGRESSÕES .....	157



## LISTA DE QUADROS

Quadro 1 - Antecedentes e Consequências da Percepção de Injustiça em Preços	17
Quadro 2 - Conceitos e definições Yield and Revenue Management	39
Quadro 3 - Condições para adoção do <i>Yield Management</i>	41
Quadro 4 - Critérios encontrados no Focus Group	66
Quadro 5 - Critérios de escolha para o Alojamento Local na literatura	69
Quadro 6 - Variáveis independentes do estudo	71

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – <i>Variância total explicada – solução rotacionada</i>	81
Tabela 2 – <i>Matriz de componentes rotacionados – Rotação Varimax</i>	83
Tabela 3 – <i>Análise descritiva – fatores do instrumento principal</i>	93
Tabela 4 - <i>Medidas de adequação da análise fatorial confirmatória</i>	96
Tabela 5 – <i>Distribuição das cargas fatoriais por fatores (rotação varimax)</i>	98
Tabela 6 – <i>Medidas de ajuste do modelo</i>	99
Tabela 7 – <i>Análise de regressão para a avaliação do preço final</i>	102
Tabela 8 – <i>Análise de regressão para a avaliação do processo de precificação das plataformas</i>	104

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Antecedentes das preferências para planos de preços variantes no tempo	44
Figura 2 - <i>Scree plot – Distribuição dos autovalores e linha da análise paralela simulada – Análise fatorial exploratória</i>	86
Figura 3 - <i>Distribuição dos dados dos fatores em box plot</i>	94
Figura 4 - <i>Distribuição das médias e intervalos de confiança (95%) da média</i>	95
Figura 5 - <i>Estrutura do agrupamento resultante da análise fatorial confirmatória</i>	100

# **1. INTRODUÇÃO**

## **1.1 PROBLEMA DE PESQUISA**

Com os avanços tecnológicos da última década tornou-se possível que os aplicativos de serviços em Alojamento Local adaptem-se aos preços de forma mais eficiente pela estratégia de preços dinâmicos. Algumas dessas aplicações de transportes (ex: Uber, Bolt) foram apresentados nas redes sociais como um exemplo de eficiência, conforto e inovação no setor de serviços. Entretanto, apesar de muitos consumidores defenderem os serviços prestados por essas aplicações, outros começaram a divulgar sua insatisfação provocada pelas mudanças nas regras de preços e, mais especificamente, pelo polêmico multiplicador de tarifas que varia de acordo com a demanda. Esse contexto se agrava com turistas que talvez não tenham conhecimento dos custos de transporte local e teriam mais dificuldade em avaliar os preços cobrados por esses aplicativos.

Ainda nesse contexto, as reações sociais negativas de consumidores e turistas dessas aplicações podem gerar limitações à adoção das práticas de preços com base nas decisões e opiniões dos consumidores, levando a possíveis efeitos desagradáveis e não intencionais às empresas.

Os preços diferenciais ou dinâmicos foram abordados e pesquisados nas áreas de economia, administração, marketing e em outras áreas da perspectiva da gestão (Asadi et al., 2014). Chung & Petrick (2015) enfatizam a relevância de estudos com foco nas estratégias de preços dinâmicos no contexto turístico, uma vez que essa atividade assume características

específicas. Além disso, os autores informam que é necessário ampliar a pesquisa sobre a percepção de justiça em relação aos preços do ponto de vista do consumidor, uma vez que poucos pesquisadores estudaram o tema sob essa perspectiva, sobretudo comparado a grande quantidade de pesquisas sobre estratégia de preços do ponto de vista da gestão.

No caso do turismo, a adoção dos preços dinâmicos é uma realidade há bastante tempo, por exemplo em companhias aéreas e hotéis, com a adoção de preços diferenciais ou dinâmicos. Dada a recente polêmica de debate entre os consumidores sobre a aceitação dos preços dinâmicos no Uber e em outras plataformas, este é um momento adequado e relevante para a discussão sobre as práticas de métodos de preços dinâmicos no contexto de decisão do turista.

É nesse contexto que os preços dinâmicos podem aumentar a preocupação dos consumidores sobre a justiça de preços. Passa a ser ainda mais relevante perceber como os turistas compreendem aos preços dinâmicos no Alojamento Local (AL). Assim, a investigação sobre a percepção de justiça do consumidor sobre os preços praticados pelo AL preenche uma lacuna importante na literatura.

Em uma revisão de literatura sobre a percepção de justiça nos preços do turismo, Andrés-Martínez et al. (2013) identificaram que, além da perspectiva econômica, os preços também apresentam uma percepção de justiça que está relacionada ao contexto social, e pode determinar se um grupo social concorda ou não com determinados preços.

Por exemplo, quando há necessidade de justificativa devido ao aumento do preço de um produto ou serviço. De acordo com os autores Andrés-Martínez et al. (2013), os aumentos de preços podem ser explicados de três maneiras aos consumidores: a primeira utiliza um *racionalismo econômico* que levou ao aumento de preço; já a segunda, indica que esses aumentos foram devidos a forças externas e a empresa não possui controle sobre essas forças; e, por fim, a conscientização do consumidor sobre influências culturais e o que é justo em

determinadas culturas e injusto em outras. O estudo também destaca a importância do conhecimento da percepção do consumidor sob os aspectos do preço como fundamentais para a gestão das empresas.

Outros elementos tornam essencial o estudo da percepção do consumidor relativamente à justiça dos preços. A percepção dos consumidores pode influenciar diretamente a sua intenção de compra e, em simultâneo, desencadear comportamentos negativos que prejudicam as empresas, como migração para empresas concorrentes ou o aumento do número de reclamações. Para além disso, há limites sociais que condicionam até que ponto as empresas podem praticar preços considerados injustos ou recorrer a métodos de definição de preços que sejam percebidos como injustos. Assim, as questões relacionadas com justiça e injustiça nos preços têm vindo a assumir um papel cada vez mais relevante no contexto do Marketing (Malc et al., 2016).

Com isso, há uma expansão do conhecimento no campo de pesquisa de percepção de justiça em preços com implicações práticas e teóricas. Esse crescimento no volume de investigação centrou-se na análise dos antecedentes e das consequências das percepções de justiça no contexto do turismo (Malc et al., 2016).

No que diz respeito à literatura disponível, verifica-se que a maioria das investigações sobre justiça nos preços em serviços turísticos, no âmbito de preços diferenciais, incide predominantemente sobre a aquisição de bilhetes de avião. É preciso, por isso, expandir a análise para outras transações no setor de turismo, como o alojamento local, entre outros serviços (Andrés-Martínez et al., 2013).

Ainda sobre o preço diferencial usado pelas companhias aéreas, alguns termos se popularizaram, como *Yield Management* ou *Revenue Management*, ainda que não sejam utilizados exclusivamente pelas companhias aéreas. Este setor é reconhecido como um dos menos transparentes em relação aos seus preços (Jin Young Chung et al., 2011a). Esses

mecanismos de métodos de preços também passaram a ser chamados de preços dinâmicos, já que utilizam essa forma de precificar os serviços para os consumidores. Esse método levantou questões sobre justiça, não só em relação ao preço final que o consumidor paga, mas também em avaliar os métodos pelos quais esses preços são estabelecidos, para julgar se esses métodos são considerados justos ou injustos (Chung et al., 2011a).

Uma definição amplamente aceita de Revenue Management na literatura científica é apresentada por McGill & Van Ryzin (1999): Revenue Management é a prática de controlar a disponibilidade e o preço de produtos ou serviços perecíveis em diferentes segmentos de mercado ao longo do tempo, com o objetivo de maximizar a receita.

Assim, *Revenue Management* (RM) se destaca como a política tarifária que uma empresa pode possuir para diferenciar o preço e deve ter em consideração o controle do estoque. Do ponto de vista da relação entre turista-consumidor, torna-se pertinente analisar de que forma uma empresa global do setor do turismo pode alcançar vantagens competitivas face ao mercado local, bem como apreender de que modo as empresas de AL aplicam as práticas de Revenue Management. Essa análise permite verificar como as diferentes empresas ao redor do mundo aplicam as estratégias de Revenue Management e como consumidores de diferentes partes do planeta avaliam questões complexas de justiça dessas estratégias. Por fim, os autores também afirmam que a percepção do preço pelos turistas está relacionada com a reputação global dessas empresas, o valor percebido e a qualidade percebida dos serviços (McGill & Van Ryzin, 1999).

Além das diferenças de preços, o uso do canal digital caracteriza outro ambiente que pode aumentar a sensibilidade do turista ao preço, comparativamente aos que usam canais off-line. O motivo pode ser o fato de que esse canal pode ser percebido pelo turista como um canal de preços melhores do que os tradicionais. Esse motivo, aumenta a relevância dos preços e dos

reviews e opiniões de outros usuários durante a avaliação e o processo de tomada de decisão por parte do turista (Andrés-Martínez et al., 2013).

Ainda no contexto digital, existe uma quantidade enorme de informação disponível para os consumidores comparada aos ambientes não digitais, ou *offline*. Isso tem tornado o boca-boca online (*digital word of mouth*) uma informação central para os gestores e outros consumidores e turistas no contexto da decisão. No setor do turismo, plataformas como o TripAdvisor e o Booking.com possuem ferramentas essenciais tanto para gestores como para turistas, permitindo-lhes aceder a informações sobre preços e a outros dados relevantes acerca dos produtos ou serviços disponibilizados. Dessa forma, existem duas formas importantes de informação para os consumidores que são as avaliações e os preços pagos anteriormente por outros consumidores on-line (Book et al., 2015).

Assim, é sobretudo no contexto do turismo e do ambiente digital que os economistas comportamentais defendem que as variações de preços podem ser percebidas como injustas ou inaceitáveis pelos consumidores. Uma das justificações possíveis para esta percepção de injustiça reside no facto de que muitos consideram que o aumento dos preços e dos lucros, sem um acréscimo proporcional dos custos ou da qualidade do serviço – apenas para tirar partido de períodos de elevada procura – constitui uma prática socialmente injusta. Além disso, diferentes preços para um mesmo quarto, porém em plataformas diferentes (por exemplo, Booking.com vs. Expedia), parecem confundir os turistas. Também neste contexto, os argumentos económicos tradicionais que justificam a aplicação de preços diferenciais no turismo não parecem ser suficientes para os consumidores de acordo com um trabalho seminal de Kahneman et al., (1986a, 1986b). Dessa forma, a argumentação utilizada e as informações das empresas direccionadas ao consumidor são fundamentais para a percepção da justiça em preços. Quando os preços não são interpretados apenas como resultado de exploração ou de uma tentativa de

obtenção de lucro adicional, mas sim como uma resposta a uma necessidade concreta ou a um problema relevante para a gestão, tendem a ser considerados mais aceitáveis ou justos pelos consumidores (Kahneman et al., 1986a, 1986b; Tversky & Kahneman, 1974).

Por outro lado, um turista ao encontrar-se fora do seu contexto habitual está disposto a pagar preços mais elevados por determinados serviços com base na perceção de justiça e na confiança depositada em empresas globais. Por exemplo, cadeias hoteleiras internacionais, em detrimento das opções locais disponíveis, nas quais o turista não sente confiança suficiente para optar (Abrate et al., 2019; Nicolau, 2013).

Dessa forma, um exemplo de turistas que estejam fora do ambiente habitual no mercado português pode ser o de turistas americanos. Os EUA posicionaram-se, em 2023, como o 3.º mercado turístico para o destino Portugal aferido pelo indicador de hóspedes (quota de 11,2%) e o 5.º no indicador de dormidas (quota de 8,6%) (Turismo de Portugal, 2025). Este aumento torna o mercado americano particularmente relevante para o estudo dos turistas americanos em Portugal. Além disso, esta tese desenvolve uma descrição sobre a relação entre Portugal e os Estados Unidos da América e o turismo, remontada desde a década de 60 especialmente em Lisboa e no Algarve (Moreira, 2023). Adicionalmente, Portugal tem sido um dos países europeus preferidos pelos turistas americanos segundo dados da European Travel Commission (2023).

Em conclusão, o entendimento da perceção de justiça do preço ao consumidor dos métodos de preços dinâmicos em hospitalidade, mais precisamente no Alojamento Local, é uma maneira relevante de discutir as aplicações dos métodos de preços com base no comportamento dos consumidores (ex.: preços dinâmicos), com potencial para contribuições tanto na literatura quanto nas práticas do setor.

## 1.2 O CONTEXTO TURISTA x CONSUMIDOR

Este estudo enquadra-se na *Behavioral Pricing Research*, focada em questionar a racionalidade do consumidor na tomada de decisões econômicas, incluindo aspetos psicológicos e sociais nas decisões relacionadas com o preço (Mayer et al., 2006).

Deste modo, é possível constatar que os consumidores se inserem num mercado dinâmico, marcado por alterações frequentes nos preços, sendo que por vezes, podem pagar valores distintos pelo mesmo produto ou serviço mesmo tratando-se do mesmo fornecedor. Essa situação é ainda mais frequente no ambiente digital, onde as empresas conseguem ajustar os preços de forma rápida e simples. No entanto, esse contexto não tem sido muito considerado no estudo da percepção de justiça nos preços (Chung & Petrick, 2015b).

Ainda que a análise da percepção de preço constitua uma dimensão importante, esta deve ser considerada em articulação com outros fatores que influenciam a decisão do consumidor, como o valor percebido, a qualidade percebida e a reputação das empresas e dos serviços. Nos setores do turismo, dos transportes e da hotelaria, as estratégias de preços frequentemente adotadas, nomeadamente os preços dinâmicos, reforçam a necessidade de compreender de que forma os consumidores percebem a justiça nos preços (Chung & Petrick, 2015b).

Ainda no que respeita à percepção do consumidor relativamente ao preço e à justiça dos preços, ambas são reconhecidas como determinantes principais no processo de decisão dos turistas. Contudo, a literatura que aborda preços justos e intenções comportamentais tende, em geral, a desconsiderar variáveis relevantes, como o grau de familiaridade do cliente com o processo de compra ou o propósito da viagem (El Haddad et al., 2015; El Haddad, 2015a).

A inovação nas tecnologias de informação tem vindo a criar oportunidades para um controlo de reservas mais abrangente e para uma maior integração com outras funções essenciais

de planeamento e gestão. O êxito do *Yield Management* nas companhias aéreas foi amplamente reconhecido, o que impulsionou o desenvolvimento de sistemas de gestão de receitas para outros setores dos transportes e para o turismo. Acreditava-se então que o Revenue Management continuaria a expandir-se e a consolidar-se nestes setores(eg: McGill & Van Ryzin, 1999).

Com o avanço da tecnologia, os métodos dinâmicos de preços foram adotados por diversos setores, incluindo o Alojamento Local. Três fatores fundamentais contribuíram para este fenómeno no contexto do Alojamento Local: (1) o aumento da disponibilidade de dados relativos à procura turística, (2) a maior facilidade na alteração dos preços proporcionada pelas plataformas digitais e (3) o desenvolvimento de ferramentas de apoio à decisão, que permitem analisar dados de procura e ajustar os preços de forma dinâmica. Estes avanços permitiram que os proprietários de AL adotassem estratégias de preços mais sofisticadas, semelhantes às utilizadas por hotéis e companhias aéreas, maximizando as receitas do AL (Elmaghraby & Keskinocak, 2003).

No contexto hoteleiro, a perceção de justiça dos preços varia consoante o segmento de consumidores. Os viajantes em negócios, que já estão familiarizados com o hotel e com a estrutura de preços praticada, constituem o segmento menos sensível ao preço, apresentando perceções mais favoráveis quanto a justiça do preço cobrado pelo hotel. De outra forma, quem viaja pela primeira vez em lazer possui uma perceção de preço mais sensível, pois investiga as estratégias de preços dos hotéis e julga maior parte dos métodos de preços. A literatura da *Behavioral Pricing Research* no contexto da hotelaria sugere que os preços dinâmicos têm implicações positivas para o hotel nas estratégias de *Revenue Management*. No entanto, os hotéis precisam implementar preços dinâmicos de forma integrada e abrangente, considerando não apenas variáveis de mercado, mas também as diferentes perceções e expectativas dos clientes. Essa abordagem é essencial para diminuir os efeitos negativos de como os diferentes

consumidores percebem se esses preços são justos ou não. Assim, o objetivo deve ser de melhorar a aceitação das estratégias de RM (El Haddad, 2015a).

No caso do mercado de arrendamento de curta duração, Chark (2019) usando um painel on-line, testou os efeitos da percepção da justiça em preços e as consequências comportamentais das escolhas dos consumidores na Economia da Partilha. É importante ressaltar que não há um consentimento de que Airbnb seja parte da economia da partilha por todos os autores na literatura. Os resultados do estudo mostraram que os preços dinâmicos são menos aceitáveis no que os consumidores entendem como economia da partilha, na qual o Airbnb estaria presente, do que na Expedia. E o motivo dessa diferença pode ser a familiaridade com o provedor de serviços, já que a Expedia usa essa estratégia de preços há anos, ou a violação de normas sociais, uma vez que ao na economia da partilha há uma relação mais próxima entre anfitriões e viajantes que não permite a diferenciação de preços nesse mercado.

Por fim, é essencial analisar não só as razões, mas também as circunstâncias que precedem as avaliações de justiça realizadas pelos turistas-consumidores. É igualmente relevante examinar as consequências dessas avaliações e considerar as comparações que os consumidores efetuam com outras opções disponíveis nos destinos turísticos, bem como os resultados das escolhas efetuadas.

### **1.3 OBJETIVOS E PERGUNTA DE PESQUISA**

Considerando o alojamento local uma das esferas do turismo que pratica preços dinâmicos, e não informa dados importantes que ajude a avaliação da percepção de justiça em preços do turista (ex: dados da demanda ou da oferta), a questão que norteia este estudo é: quais

informações disponibilizadas pelas empresas de Alojamento Local podem se relacionar com a percepção de justiça dos turistas americanos sobre os preços dinâmicos?

O principal objetivo deste estudo é analisar como as informações de preços dinâmicos fornecidas pelas empresas de Portugal que utilizam plataformas de arrendamento de Alojamento Local influenciam a percepção de justiça em preços dos turistas americanos. A razão para os contextos escolhidos são as possibilidades de contribuições teóricas e práticas para e a importância do mercado americano para o turismo de Portugal, especialmente pós pandemia COVID-19, além de pouca literatura encontrada sobre justiça em preços no mercado de aluguéis por temporada.

Em apoio ao objetivo geral, os objetivos específicos são:

- 1) Identificar quais as informações são relevantes para o julgamento da percepção de justiça em preços dos turistas no mercado de AL;
- 2) Classificar as informações que influenciam as percepções de justiça em preços dos turistas no mercado de Alojamento Local;
- 3) Discutir os fatores que influenciam a aceitação dos turistas americanos em relação aos preços praticados no mercado de Alojamento Local em Portugal.

#### **1.4 DESENVOLVIMENTO DO PROCESSO DE PESQUISA**

Este estudo iniciou-se em 2019 com os primeiros levantamentos de referências nas bases de dados Scopus e Web of Science sobre o tema percepção de preços e percepção de preços em turismo.

Com base na literatura encontrada e na pergunta de pesquisa, um *focus group* foi elaborado como estudo exploratório para identificar quais fatores que levam os turistas a percepções ou sensações de justiça ou injustiça percebida em preços no mercado de aluguéis por temporada. Esta fase exploratória tem como objetivo identificar e catalogar os fatores que influenciam a avaliação de justiça de preços no Alojamento Local, com base nas discussões dos *focus group* e na revisão da literatura. Os resultados desta fase servirão para assegurar se o questionário utilizado na fase quantitativa (questionário) do estudo seja abrangente e inclua todos os fatores relevantes para os consumidores.

Dado que a avaliação de justiça é um processo de avaliação complexo e as vezes subjetivo, onde as opiniões dos consumidores podem variar significativamente, os grupos focais foram utilizados como uma fase exploratória. Esta abordagem permitiu identificar uma gama abrangente de fatores que influenciam as percepções de justiça de preços no Alojamento Local, assegurando assim que o questionário de pesquisa fosse o mais completo e representativo possível. Com a realização de um debate em que é estimulada a participação de todos os membros, pode-se identificar todos os possíveis conjuntos de informações relativas a preços que sejam relevantes para formar o julgamento de preços dos consumidores no mercado de aluguéis por temporada. Para a segunda fase do estudo, será realizado um inquérito por questionário que tem o objetivo de indicar os fatores que levam os turistas a percepções ou sensações de justiça, ou injustiça percebida em preços no mercado de aluguéis por temporada. A justificativa dessa fase é para apontar os fatores mais importantes para a percepção de justiça em preços para a discussão da tese.

A fase de análise e discussão dos resultados visa realizar uma comparação entre as avaliações dos consumidores no mercado de Alojamento Local. O objetivo desta etapa é identificar quais informações fornecidas pelas empresas sobre os preços se destacam ao 11

as percepções de justiça em preços dinâmicos dos turistas americanos no contexto dos alugéis por temporada. Essa análise permitirá compreender quais dos diferentes fatores, como por exemplo, transparência na comunicação de preços, variações sazonais dos preços e qualidade percebida dos serviços, se conectam com a avaliação da justiça dos preços dinâmicos no AL. A relevância desta análise está em auxiliar um entendimento mais profundo das expectativas dos turistas em relação do Alojamento Local em Portugal.

## 1.5 CONTRIBUIÇÕES DA PESQUISA

Este estudo contribui para a compreensão do processo de tomada de decisão dos turistas no contexto do Alojamento Local, ao identificar as informações que influenciam a percepção de justiça durante as escolhas de reserva. Adicionalmente, a investigação explora os antecedentes da justiça de preços pelos consumidores no mercado de AL, fornecendo *insights* valiosos tanto para a teoria quanto para as práticas do setor.

Para mais, este estudo aplica teorias em subsectores menos estudados, como é o caso do AL, contribuindo para uma melhor compreensão das estratégias de preços dinâmicos das empresas e da percepção de justiça em preços dos consumidores. Do ponto de vista prático, os resultados podem ajudar as empresas de Alojamento Local a identificar as informações que devem ser comunicadas aos turistas para melhorar a percepção de justiça em preços. Assim, pode-se esperar uma maior confiança por parte dos consumidores. Além disso, as conclusões podem oferecer orientações estratégicas para implementação de RM mais transparentes e alinhadas as expectativas dos turistas, que pode auxiliar a tornar o mercado Português competitivo no turismo.

## **1.6 ORGANIZAÇÃO DO ESTUDO**

O presente estudo está organizado em 6 capítulos. O segundo capítulo aborda a temática da percepção de justiça em preços em serviços turísticos. Em seguida são apresentados dois capítulos em que um contém conceitos base da Economia Comportamental e outro de *Behavioral Pricing*. No capítulo seguinte apresenta-se os conceitos de preços dinâmicos e métodos de preços dinâmicos na hospitalidade (Revenue Management). Outro capítulo apresenta a metodologia do estudo e por fim um capítulo de análise e de discussão dos resultados encontrados. Por fim, o último capítulo apresenta as conclusões do estudo.

## **2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA**

O presente capítulo apresenta a fundamentação teórica do estudo com dois grandes eixos teóricos que desenvolvem os temas de percepção de justiça em preços e preços dinâmicos na hospitalidade.

### **2.1 A TEORIA DA JUSTIÇA E A PERCEPÇÃO DE JUSTIÇA EM PREÇOS DE SERVIÇOS TURÍSTICOS**

O conceito de justiça percebida em preços foi apresentado em um trabalho seminal por Zeithaml (1988) como uma avaliação subjetiva daquilo que “é abandonado ou sacrificado para obter um produto”. Em seguida, Bolton et al. (2003) definiu como um preço é razoável e justo quando os clientes decidem pagar por um benefício. De acordo com Xia et al. (2004) a percepção de justiça em preços é definida como uma avaliação do consumidor e emoções associadas de se a diferença (ou falta de diferença) entre o preço de um vendedor e o preço de outra parte comparativa é razoável, aceitável ou justa. Outra definição é apresentada por Beldona & Kwansa (2008) como um julgamento de se um preço e/ou o processo para chegar a um preço é razoável, aceitável ou justo.

Todos os conceitos são bastante influenciados pela teoria da justiça que aborda três dimensões: a justiça distributiva, processual e afetiva. A justiça distributiva possui base em teorias do filósofo Aristóteles que questiona se a “entrada” de um indivíduo em uma troca social corresponde à sua “saída”, em um resultado justo. A justiça processual está relacionada ao processo e métodos para alcançar resultados, em um processo justo. Por fim, a justiça interpessoal ou afetiva que relaciona as emoções e o tratamento pessoal dado aos indivíduos

durante as trocas sociais (Chung & Petrick, 2015b; Muskat et al., 2019; Prayag et al., 2019; Schlereth et al., 2018; Wang et al., 2016).

A teoria da justiça inspirou não só o julgamento de preços entre os consumidores, mas os métodos de estabelecimento dos preços (Monroe, 2002, 2008), em comparações sociais e individuais (Bolton et al., 2003; Bolton & Alba, 2006). Nesse sentido, os consumidores estão normalmente preocupados com os benefícios recebidos pelas transações realizadas por outros consumidores e no turismo, Bolton et al. (2010) indicam que os consumidores também estão atentos a variações em preços relacionados a localizações e culturas diferentes.

Em uma abordagem de preços mais tradicional, o consumidor pode processar o preço, as informações, codificá-lo, lembrá-lo e recuperá-lo sem erro e pode decidir o menor preço sempre em busca da maximização pelo seu sacrifício monetário (*homo economus*). Entretanto, novas abordagens incluem aspectos psicológicos e sociais na decisão do consumidor, o que pode levar a decisões que, em um primeiro momento, podem parecer *irracionais*, ou más decisões do ponto de vista da abordagem tradicional (Monroe, 2002; Parasuraman et al., 1988; Poundstone, 2010).

Quanto à literatura de preços, existem duas principais dimensões da decisão de preços, a econômica e a psicológica. A teoria econômica considera fatores como custos, despesas indiretas, retorno do investimento desejado, demanda e condições de fornecimento dentro de uma indústria (Vaidyanathan & Aggarwal, 2003). Quanto à dimensão psicológica, é possível encontrar diversos aspectos individuais e sociais que influenciam a decisão e o julgamento do ponto de vista do consumidor. Por exemplo, um turista pode considerar justo pagar mais por um apartamento no Alojamento Local em Lisboa com vista para o Rio Tejo, pois associa essa característica a uma experiência de maior valor. Quanto aos aspectos sociais, um exemplo pode ser um turista que julga o preço de um Alojamento Local como justo se os seus amigos ou familiares recomendaram o local e mencionaram o nível de preços anteriormente a ser pago.

Nesse sentido, os preços podem significar mais do que uma informação de custo para uma compra tendo um papel mais complexo no momento da aquisição do produto ou serviço (Mayer & Avila, 2010; Monroe, 2008). Uma revisão extensiva da literatura de preços realizada por Malc et al. (2016) revela dois fluxos de pesquisa principais no campo da pesquisa de justiça de preços em que uma enfoca a identificação dos fatores que influenciam as percepções de justiça de preços (Bolton et al., 2003; Bolton et al., 2010b; Herrmann et al., 2007), enquanto o outro enfoca as consequências de tais percepções em um nível mais conceitual e identifica a *Behavioral Pricing Research* como a principal área de pesquisa sobre o tema (Monroe, 2008; Xia et al., 2004) e a Economia Comportamental como a área de estudos das influências cognitivas, sociais e emocionais observadas sobre o comportamento econômico das pessoas (Ávila et al., 2015; Samson, 2014).

Bom base na literatura da *Behavioral Pricing*, uma lista de antecedentes e consequências da percepção de (in)justiça (Quadro 1) é apresentada por Mayer & Avila (2010), que auxilia na identificação e classificação dos estudos e dos resultados encontrados empiricamente na literatura de comportamento do consumidor, além de melhores estratégias de marketing para os gestores.

É possível identificar no Quadro 1 os antecedentes e consequências de dimensões psicológicas ou sociais, como, por exemplo, o princípio do direito dual e emoções, que auxiliam a *Behavioral Pricing Research* a questionar a racionalidade do consumidor em relação ao julgamento dos preços no momento de uma compra (Kahneman et al., 1986a, 1986b; Thaler, 2008).

Quadro 1 – Antecedentes e Consequências da Percepção de Injustiça em Preços

Antecedentes da percepção de (in)justiça em preços	Inferência de custo <i>versus</i> lucro: princípio do direito dual	Consumidores e empresas têm direitos estabelecidos nos termos da chamada transação de referência. A transação de referência é caracterizada por um preço de referência e por um lucro de referência positivo para a firma. Uma firma não está autorizada a violar o princípio do direito dual para aumentar arbitrariamente seus lucros; no entanto, quando o lucro de referência está ameaçado (por aumentos nos custos, por exemplo), um aumento de preços deverá ser considerado justo ou aceitável.
	Inferência do motivo	Percepções de injustiça em aumentos de preços são influenciadas por atribuições sobre os motivos da empresa para aumentar preços. Quando o consumidor considerar que a empresa teve um motivo negativo (por exemplo, aproveitar-se de uma situação de escassez de um produto para obter lucros adicionais), o aumento de preços será considerado injusto.
	Inferência de Causas e Responsabilidades	Percepções de injustiça em aumentos de preços são influenciadas por atribuições sobre as causas para o aumento (internas ou externas) e sobre o controle da decisão do aumento (controlável pela empresa ou devido a fatores incontroláveis). Aumentos de preços justificados por causas externas e fora do controle da empresa (por exemplo, devido à elevação dos preços internacionais do petróleo) são considerados mais aceitáveis e justos.
	Normas Sociais	A quebra de normas socialmente aceitáveis leva a percepção de injustiça do preço e o contexto social deve influenciar a percepção de injustiça. Normas sociais relacionadas a preços podem variar dependendo do contexto e da comunidade estudada.

	Reputação da empresa	As atribuições em relação a um aumento de preços são influenciadas pela reputação da empresa. As empresas com boa reputação recebem do consumidor o benefício da dúvida.
	Satisfação com o serviço	As atribuições em relação a um aumento de preços são influenciadas pelo nível de satisfação com o serviço. Consumidores satisfeitos tendem a considerar um aumento de preços mais aceitável do que consumidores insatisfeitos.
	Qualidade	Preços mais altos são considerados mais justos quando há melhorias de qualidade correspondentes.
Consequências da percepção de (in)justiça em preços	Satisfação	A satisfação do consumidor é correlacionada com a percepção de justiça e diminui quando há percepção de injustiça nos preços.
	Percepção de Valor	A percepção de injustiça reduz a percepção de valor do produto ou serviço porque aumenta o sacrifício percebido com o preço pago.
	Intenções de compra	Percepções de injustiça em aumentos de preços afetam as intenções de compras futuras. Empresas podem perder parte de sua base de consumidores devido a percepções de injustiça.
	Retaliações	A percepção de injustiça em preços pode gerar boca a boca negativo, reclamações contra a empresa e desejo de punir o vendedor.
	Confiança	A confiança do cliente em relação à empresa é reduzida quando ocorrem percepções de injustiça em preços.
	Emoções negativas	Emoções negativas estão relacionadas a percepção de injustiça em preços

Fonte: adaptado de Mayer & Avila (2010)

Xia et al. (2004) também indicam que as características de outros clientes e de compras anteriores são os fatores mais influentes no processo de formação de percepções de justiça em

preços e que esse processo é sempre comparativo. Ainda sobre as características pessoais, clientes de diferentes idades, contextos (inclusive do turismo) e situações profissionais podem perceber os mesmos preços (sacrifícios monetários) de maneira diferente (Chung & Petrick, 2015b; Xia et al., 2004). Nesse sentido, Malc et al. (2016) indicam que a influência das características socioeconômicas nas percepções de justiça de preços é uma área pouco estudada. Os autores indicam que podem existir inclusive diferenças de gênero na percepção de justiça de preços, observando que as mulheres são mais suscetíveis a tais percepções. Dessa mesma forma, o humor e emoções do consumidor no momento da compra também podem influenciar a percepção de justiça, e não só como consequências de (in)justiça percebida (Nikbin et al., 2011; Nikbin et al., 2016). Os locais de compra também podem influenciar a percepção de justiça em preços em que as empresas podem contratar designers para controlar o clima, música, odor, aparência do trabalhador etc., em um esforço para estimular reações positivas do consumidor. Mudanças nas características da loja física podem alterar o humor, percepções, tempo de compra e satisfação dos consumidores (Babin et al., 2003). Além disso, apesar do avanço da pesquisa de comportamento do consumidor em relação aos preços, ainda não há uma compreensão completa dos fatores que influenciam a justiça percebida, vista a complexidade de compreensão do "o que é justo" para os consumidores (Muskat et al., 2019). Por fim, consumidores que são conscientes dos preços pagos por um determinado produto e serviço podem não possuir nenhum ou muito pouco conhecimento de preços pagos em outras categorias de produtos e serviços (Sinha & Batra, 1999).

Apesar da dificuldade do conceito de justiça relacionada com as diferenças entre consumidores, a investigação no contexto hoteleiro tem apresentado modelos com diferentes componentes comportamentais como justiça percebida, avaliação, valor dos serviços (Chung & Petrick, 2015a) e qualidade percebida (Jin et al., 2016). Outras pesquisas (Oh, 2000, 2003; Oh

& Jeong, 2004a) também indicaram que a justiça em preços influencia o preço percebido e a estrutura de preço, a qualidade e o valor percebido do produto ou serviço.

Também é possível identificar no Quadro 1 que tipo de consequências podem ocorrer a empresas que praticam preços considerados injustos. É importante ressaltar que, mesmo quando o consumidor acredita que o preço é injusto, pode concluir a compra por falta de produtos ou serviços alternativos. Tais percepções influenciam vários fatores importantes do consumidor em relação ao mercado, como apontado na lista do Quadro 1, e as intenções de realizar negócios com as empresas (Campbell, 2007; Kahneman et al., 1986a, 1986b).

De acordo com Petrick (2004, 2002), o *preço comportamental* é definido como o preço não monetário de obtenção de um produto ou serviço como, por exemplo, custos de tempo, pesquisa, esforço. Esse conceito é semelhante ao conceito de *custos de transação* nos modelos económicos clássicos. Entretanto, segundo Chung & Petrick (2015a), o preço monetário indica o preço codificado por um indivíduo como, por exemplo, preços justos, valor percebido, dinheiro, economia, uma boa compra e uma boa negociação.

A comparação também é influenciada pelas comunidades online (Prayag et al., 2019). A internet se tornou um importante espaço de rede em que os consumidores interagem, colaboram, compartilham informações, expressam suas opiniões e atitudes em relação às organizações e suas ofertas. Pesquisas descobriram que recomendações online de usuários anteriores normalmente possuem uma influência positiva nas percepções da marca, embora não sejam necessariamente relacionadas com as informações de preços (Thaler, 2008; Thaler & Sunstein, 2009). As empresas também têm acesso a opiniões dos clientes em relação aos preços, e a todo o produto ou serviço, preços da concorrência e informações gerais do mercado (Kauffman et al., 2010). No turismo, as avaliações online em sites como TripAdvisor, Airbnb, Booking.com,

sobre hotéis, transportes, destinos, alimentação, entre outros, são fundamentais para *o boca a boca eletrônico*, inclusive sobre os preços (Jeong & Jang, 2011; Oh & Jeong, 2004b).

Ainda sobre o turismo, pesquisas de comportamento (Viglia & Abrate, 2014) e de decisão (Abrate et al., 2019) indicam que a injustiça percebida pode ocorrer quando o turista percebe que não há uma uniformidade nos preços. Nesse sentido, os turistas também fazem comparações de dois ou mais preços de referência para o julgamento se acham justos ou injustos o que pagam, mais particularmente em contextos de aumento de preços (Asadi et al., 2014) ou taxas extras (Chung & Petrick, 2013, 2015b).

Além disso, é importante reforçar a diferença entre a disposição a pagar, do inglês *willingness to pay* (WTP), e o preço de referência. A disposição a pagar se trata do preço máximo que o consumidor pode pagar pelo produto ou serviço, enquanto o preço de referência é um parâmetro que o consumidor utiliza com base em preços pagos por outros consumidores ou preços pagos anteriormente, preços de mercado, preços da concorrência, entre outros (Jin Young Chung et al., 2011a).

Por fim, apesar de toda a literatura questionar a racionalidade dos consumidores em momentos de decisão, ainda existe a crença na racionalidade e na maximização do dinheiro e do *homo economicus*, mesmo com a identificação de uma série de vieses e formas de cometer erros (Ariely, 2015; Ávila et al., 2015; Hochman et al., 2015; Samson, 2014). O próximo capítulo descreve teorias da Economia Comportamental e as teorias do turismo.

## 2.2 A ECONOMIA COMPORTAMENTAL

O modo como fazemos escolhas durante as decisões como consumidores é analisado pela Economia Comportamental (EC). Essa área de estudos normalmente utiliza a psicologia para estudar problemas econômicos e desenvolver teorias sobre a decisão do ser humano (Ávila et al., 2015; Samson, 2014).

A primeira teoria para entender os estudos de Economia Comportamental é a de que a racionalidade é limitada (*bounded rationality*). Segundo a teoria econômica tradicional, o ser humano é totalmente racional. Essa afirmação defendia que as pessoas possuem comportamentos e preferências estáveis, visam a utilidade máxima na economia, são egoístas, e buscam resultados ideais para maximizar benefícios e minimizar custos (*homo economicus*) e, conseqüentemente, as suas escolhas também seriam nesse sentido. Entretanto, na virada para o século XX, durante a revolução Neoclássica, houve a tentativa de tornar a Psicologia um campo científico, dado que até então não era considerada como tal. Nesse contexto, a teoria da racionalidade limitada aparece para defender que nem todas as decisões são consideradas boas do ponto de vista econômico, pois as pessoas nem sempre estão interessadas em si mesmas, há limites do conhecimento pessoal, há muita negligência e limitação em ambientes de incerteza, as preferências das pessoas mudam muitas vezes em resposta a mudanças no contexto e à observação das preferências dos outros, e, por fim, existe capacidade limitada de processamento de informação do nosso cérebro (Ávila et al., 2015; Samson, 2014).

Com base na ideia de racionalidade limitada, os psicólogos Kahneman e Tversky (1974) lançam um trabalho seminal sobre a Teoria da Perspectiva ou Teoria do Prospecto e apresentam as heurísticas e vieses que funcionam como "atalhos" mentais durante a decisão. Alguns autores

(Ávila et al., 2015; Samson, 2014; Thaler, 2008) defendem que esse é um dos primeiros trabalhos do que se considera hoje a Economia Comportamental como campo de estudo.

A Teoria da Perspectiva ou Teoria do Prospecto, é um modelo que explica reações a injustiça percebida em preços em contextos de desigualdade de preços que envolvem risco e incerteza. Segundo esse modelo, as pessoas usam um ponto de referência quando pensam a utilidade econômica, as pessoas são avessas ao risco e sentem mais uma perda do que um ganho, mesmo que ambos sejam numericamente equivalentes. Além disso, o efeito *framing* pode alterar a decisão das pessoas de acordo com a forma como as opções e a questão são apresentadas. (Malc et al., 2016; Samson, 2014; Tversky & Kahneman, 1992, 1974).

O efeito *framing* é a forma como a apresentação de uma informação ou questão pode influenciar as decisões e julgamentos das pessoas (Tversky & Kahneman, 1992, 1974). Este efeito ocorre porque os indivíduos não avaliam as opções ou alternativas disponíveis de forma objetiva, mas sim no enquadramento (*framing*) em que essas opções são apresentadas. Um exemplo no contexto da hospitalidade e preços pode ser observado quando um turista recebe uma oportunidade limitada como “reserve agora para garantir este preço especial” ou “preços aumentam após as 20h”. Esses enquadramentos afetam a percepção de justiça dos consumidores e podem levar a decisões e julgamentos diferentes.

Em relação a *loss aversion*, ou aversão à perda, os autores defendem que psicologicamente a dor da perda pode chegar a ser duas vezes maior do que o prazer de ganhar a mesma quantidade financeira. Com isso, as pessoas possuem uma tendência maior de correr riscos do que evitar uma perda (Tversky & Kahneman, 1992). Esse princípio ajuda a explicar o motivo pelo qual penalidades financeiras para mudanças comportamentais são mais eficazes do que recompensas financeiras, e que em contextos em que a comparação social é forte, a comparação de

dissimilaridades na transação é ampliada, aumentando a percepção de injustiça em preços (Abrate et al., 2019; Abrate & Viglia, 2016; Xia & Monroe, 2017).

Quanto às heurísticas e vieses durante a decisão, Kahneman (2011) defende que esses "atalhos mentais" são o resultado de intuições, impressões ou pensamentos automáticos gerados pelo sistema 1 da nossa mente. O autor defende que os seres humanos possuem dois sistemas mentais que ocorrem simultaneamente no nosso cérebro, de acordo com a Teoria do Sistema Dual. O sistema 1 que é o pensamento automático, rápido e não consciente, responsável por atividades e decisões que demandam pouca atenção, entretanto, é considerado o que é suscetível a maior carga de vieses e heurísticas. O sistema 2 é o pensamento controlado, reflexivo, analítico, lento e consciente, que demanda bastante energia e atenção e, por esse motivo, o nosso cérebro tenta ao máximo que as nossas decisões e comportamentos sejam alocados no sistema 1. No próximo tópico há um aprofundamento dos vieses e heurísticas encontrados na teoria que são importantes para o processo de julgamento e escolha e, em seguida, como os estudos do turismo têm se apropriado dessas teorias.

### **2.2.1 VIESES COGNITIVOS E HEURÍSTICAS**

De uma maneira geral, os consumidores podem utilizar vieses cognitivos e heurísticas para simplificar os processos de escolha. Quando, por exemplo, uma empresa aplica descontos, taxas ou promoções, os consumidores costumam ser imprecisos nos cálculos e/ou não calculam o preço final. Dessa forma, os consumidores simplificam seus processos de escolha para formar um julgamento geral (Weisstein et al., 2013).

Segundo Ariely & Jones (2008), vieses cognitivos são erros sistemáticos no pensamento, no sentido de que um julgamento se desvia do que seria considerado desejável da perspectiva das normas aceitas ou corretas na lógica formal. Existem vieses de confirmação, diversificação,

razão, projeção, retrospectiva, otimismo, presente e *status quo*, que serão descritos mais à frente. Já as heurísticas representam um processo de substituição de uma questão difícil por outra mais fácil. Por fim, a heurística pode levar a um viés cognitivo em que há uma busca por racionalidade nas decisões, como, por exemplo, decisões com base em marcas ou preços dos produtos e serviços (Gilovich et al., 2002; Kahneman, 2011; Samson, 2014).

De acordo com Gilovich et al. (2002), existem heurísticas da ancoragem, disponibilidade, representatividade, afeto, reconhecimento e heurística *take-the-best*, que possuem base nas quatro heurísticas identificadas por Kahneman e Tversky (disponibilidade, representatividade, ancoragem e ajuste). Além disso, cada heurística pode ser associada com uma série de vieses com aspectos importantes a serem observados desde o início do estudo. Em primeiro lugar, as heurísticas podem ser distintas dos processos de raciocínio mais normativos, pois são padrões de julgamentos tendenciosos, no entanto, são procedimentos sensatos e não podem ser considerados irracionais. Em segundo lugar, embora as heurísticas gerem soluções rápidas ou atalhos, elas se baseiam em processos mentais que são altamente sofisticados, como, por exemplo, recuperar memórias. Por fim, os processos heurísticos não são respostas a problemas de complexidade excessiva ou uma sobrecarga de informações, mas respostas intuitivas até mesmo às perguntas mais simples sobre probabilidade, frequência e previsão.

Um dos vieses importantes apresentados na literatura é o da confirmação. De acordo com Samson (2014), este viés ocorre quando as pessoas procuram ou avaliam as informações de uma forma que se ajusta ao seu pensamento e preconceitos existentes. Um exemplo frequentemente encontrado na teoria é de clientes que desejam mudar para outra marca de um produto ou serviço e que procuram opiniões favoráveis à marca para confirmar a sua escolha.

Quanto ao viés da diversificação, é indicado que, se as pessoas fizerem uma determinada quantidade de escolhas combinadas de bens para consumo futuro, elas buscariam mais

variedade do que se fizessem escolhas separadas imediatamente antes do consumo. Há, portanto, uma supervalorização das possibilidades de escolha, mas que podem não ser tão ótimas quanto as pessoas estimam (Read & Loewenstein, 1995).

Já o viés da razão estabelece que as pessoas preferem números absolutos ao invés de proporções ou razões. O viés está ligado com o comportamento do sistema dual em que a mente prefere codificar números absolutos e se relaciona com a heurística do afeto e do *framing* (Ávila et al., 2015). Esse viés ocorre, pois o sistema 1, que opera de forma rápida e intuitiva, processa números absolutos mais facilmente, enquanto o sistema 2, mais lento e analítico, precisa de tempo para interpretar proporções. A ligação com a heurística do afeto acontece, pois os números absolutos podem evocar respostas emocionais mais imediatas. Já a relação com o *efeito framing* acontece quando essas informações são apresentadas em termos absolutos para influenciar a decisão e a percepção de justiça.

Em relação ao viés de projeção, indica que as pessoas supõem que seus gostos ou preferências permanecerão iguais durante o tempo. Dessa forma, é possível que um julgamento superestimado positivo ou negativo em planos como, por exemplo, no caso de planos para a poupança de aposentadoria ou uma promoção na carreira (Ávila et al., 2015; Samson, 2014).

O viés de retrospectiva é quando as pessoas percebem o resultado de um julgamento como sendo previsível e quando se recebem novas informações, se alteram as recordações de um pensamento original. Dessa forma, as pessoas podem distorcer as memórias para julgar os conhecimentos que possuem. O viés é bastante discutido em áreas como o direito e na medicina, e é conhecido como o viés do "eu já sabia" e pode ocasionar erros de julgamento nas decisões de consumo.

No viés do otimismo, as pessoas possuem um otimismo *irrealista* de eventos do cotidiano. Assim, há uma tendência a superestimar eventos positivos e/ou subestimar eventos negativos

devido a alguns fatores como autointeresse, bom humor e controle percebido, entre outros. Já no viés do presente é atribuído um peso maior às compensações mais próximas do presente. Por fim, o viés do *status quo* acontece quando as pessoas querem que as coisas continuem do jeito que não estão tomando decisão nenhuma ou mantendo a decisão tomada anteriormente (Ávila et al., 2015; Samson, 2014).

Em relação às heurísticas, a heurística de ancoragem é quando ocorre uma exposição a um número que vai servir como referência para julgamentos posteriores. Um exemplo: quando um turista verifica um preço de hotel e, a partir desse preço, julga os preços dos outros hotéis. A heurística da disponibilidade remete para a disponibilidade de informações na memória. Esse atalho pode levar as pessoas a fazer julgamentos com base na facilidade de ocorrência da memória que possui dos eventos. Assim, uma pessoa pode se recordar de preços baixos para julgar preços de uma loja na totalidade, por exemplo. Relativamente à heurística de representatividade acontece quando as pessoas julgam uma probabilidade de A pertencer a B, sem julgar o grau de semelhança entre as duas classes. Considere o exemplo dos autores Ávila et al. (2015):

*Bob é um fã de ópera que gosta de visitar museus de arte nas férias. Quando menino, gostava de jogar xadrez com parentes e amigos. Qual situação é mais provável?*

*A. Bob toca clarim em uma importante orquestra sinfônica*

*B. Bob é agricultor*

Uma parte significativa das pessoas tende a optar pela alternativa A no problema apresentado, uma vez que a descrição de Bob corresponde ao estereótipo que possuímos acerca de músicos clássicos, e não ao estereótipo associado aos agricultores. Contudo, na realidade, a

probabilidade de a alternativa B ser correta é consideravelmente superior, dado que os agricultores representam uma proporção muito mais elevada da população (Carvalho, 2023). É importante ressaltar que a heurística da representatividade é um dos principais atalhos de uso geral (Ávila et al., 2015; Samson, 2014).

A heurística do afeto é relacionada a sentimentos bons ou ruins em relação aos estímulos durante a escolha em vez dos riscos e benefícios independentemente. Refere-se à tendência das pessoas a basear as suas decisões em emoções imediatas, em vez de analisarem cuidadosamente os riscos e benefícios de uma situação ou contexto. Essa heurística funciona como mais um atalho mental para tomar decisões rápidas e com base em sentimentos positivos ou negativos relacionados ao estímulo recebido pelo consumidor. Já a heurística do reconhecimento, por sua vez, é um atalho que leva as pessoas a confirmar mais em informações que reconhecem facilmente, e, estatisticamente, as suposições das pessoas são melhores em uma área de que elas possuem menos conhecimento do que em uma área que conhecem bem. Curiosamente, os autores (Ávila et al., 2015) indicam que este atalho mental pode levar a melhores decisões em áreas onde se tem menos conhecimento, pois o reconhecimento de informações relevantes pode ser mais preciso do que o conhecimento detalhado sobre algo. Por último, a heurística *take-the-best* é aplicada quando existem duas opções e as pessoas utilizam um atributo que diferencia essas duas opções para "ficar com a melhor". As pessoas tendem a focar-se num único atributo que distingue claramente as duas opções, ignorando as outras características potencialmente relevantes (Ávila et al., 2015; Samson, 2014).

A literatura sobre heurísticas descreve como o cérebro humano simplifica o processo de decisão, em geral, simplificando processos de análise complexos para uma maior eficiência e rapidez. Embora essas decisões possam estar baseadas em erros de julgamento, como, por exemplo, em decisões relacionadas a preços. Em conclusão, os estudos da Economia

Comportamental tiveram bastante influência nos estudos dos preços dinâmicos no turismo e na hospitalidade sob o ponto de vista do consumidor. O próximo capítulo realiza uma discussão desses tópicos.

## 2.3 PREÇOS DINÂMICOS E PREÇOS DINÂMICOS NA HOSPITALIDADE

Os métodos de preços dinâmicos são definidos, em termos econômicos, como a discriminação de preços ao nível individual e tornaram-se mais comuns com o aumento do marketing na internet. Nesse modelo, as empresas devem aumentar os preços quando ocorrer alta demanda, e, assim, evitar a utilização da capacidade máxima ou falta nos estoques. Da mesma forma, as empresas devem diminuir os preços quando houver uma baixa demanda, de modo a encorajar o consumo (He et al., 2009). Entretanto, outra definição apresenta o termo como uma estratégia de preços que variam com o tempo, consumidores e/ou circunstâncias (Haws & Bearden, 2006). Assim, é possível observar que nas definições o consumidor possui um papel no estabelecimento dos preços dinâmicos, seja de modo individual ou em comportamentos de grupo (Chark, 2019). Essa definição será aprofundada a seguir.

### 2.3.1 O CONCEITO DE PREÇO DINÂMICO

O preço é tradicionalmente um importante componente da pesquisa em marketing, pois dos quatro “P”s do marketing (Produto, promoção, “praça” - do inglês *place* e o preço), apenas o preço traz receita para uma organização (Škare & Gospić, 2015; Vaidyanathan & Aggarwal, 2003). Com o desenvolvimento das pesquisas nesse campo, para além da dimensão econômica, do ponto de vista da empresa, uma segunda dimensão foi incorporada nesse campo, a dimensão psicológica, do ponto de vista do consumidor. A teoria econômica leva em consideração fatores como custos, despesas indiretas, retorno sobre o investimento desejado e a demanda e as condições de fornecimento dentro de uma indústria. Quanto à dimensão psicológica na pesquisa de preços, esta centra-se na forma como os consumidores percebem o preço ou uma mudança no preço, como no caso dos preços dinâmicos, articulando essa percepção com aspetos como

qualidade e valor percebido, comportamento de compra e justiça em preços em contextos turísticos e de serviços (Malc et al., 2016; Abrate et al., 2019; Chark, 2019).

As descobertas desses estudos reforçam a ideia de que, se as empresas o desejarem, podem influenciar os consumidores sobre preços e as questões psicológicas envolvidas no julgamento do consumidor. Outros aspectos do preço também foram inseridos no conceito de preço em si, como as questões sociais dos preços, do ponto de vista das empresas, como preços de mercado, e, também, do consumidor, em que a sociedade estabelece uma faixa de preços aceitáveis (por exemplo: preços para energia elétrica) ou normas de preços aceitáveis (por exemplo: preços especiais para estudantes) (Vaidyanathan & Aggarwal, 2003).

Além disso, segundo Haws & Bearden (2006), é importante ressaltar que o conceito de preços dinâmicos, ganhou popularidade na literatura do marketing com a popularização da internet e a utilização dessa prática por diversas empresas e setores, como o turismo e a hospitalidade. Weisstein et al. (2013) também descreveram na literatura que a personalização de preços online foi se tornando bastante comum à medida que a tecnologia avançava rapidamente. Com a ajuda de uma nova geração de algoritmos, as empresas, no contexto online, são capazes de alterar eficientemente os preços do mesmo produto dependendo da demanda e das características individuais dos consumidores, como tempo e frequência de uso do serviço e status de fidelidade.

As pesquisas (Hardesty & Suter, 2005) que fazem ligação entre as tecnologias da informação e a teoria económica da informação sugerem que as percepções de justiça em preços e preços dinâmicos são mais baixas online, logo, a injustiça percebida é maior, pois os consumidores estão mais cientes e conhecedores dos preços dos substitutos off-line. Isto ocorre, pois há uma confiança de que no contexto online há mais acesso à informação sobre preços de diversos vendedores e produtos. Além disso, há a facilidade de comparação de vários

fornecedores online e a transparência nos preços, já que os preços online são mais fáceis de monitorar. Há também mais informações sobre os produtos substitutos e uma expectativa de encontrar preços mais competitivos, ou até menores, na internet do que no mercado tradicional offline (Hardesty & Suter, 2005). Ademais, pesquisas no campo de preços dinâmicos (Abrate et al., 2019) e da computação informam que praticamente todo o agente motivado economicamente terá um componente que está envolvido na negociação de preço e outros atributos dos bens e serviços. Assim, os consumidores buscam sites de comparação de preços ou aplicações para obter as melhores ofertas (ex.: Trivago). Do outro lado, as empresas, em si, implementam algoritmos em tempo real para ajustar os preços de acordo com a demanda e oferta. Com isso, a economia da informação também reafirma que os consumidores farão escolhas estratégicas com base em considerações econômicas e conclui que a negociação sobre o preço e a composição de pacotes de softwares provavelmente se tornará uma aplicação natural para os agentes de software (Kephart et al., 2000). Por fim, os autores Kephart et al. (2000) indicam que alguns softwares são programas informáticos automatizados que são utilizados tanto pelos consumidores quanto pelas plataformas de AL para facilitar negociações e decisões. Um exemplo pode ser a Hostel World ou a Airbnb como ferramenta de comparação de preços.

No turismo, a literatura descreve que a maior eficiência da informação, por exemplo, a maior transparência de preços devido à disponibilidade de novas tecnologias de informação, influencia fortemente as decisões de compra dos consumidores. No caso das viagens, os consumidores tendem a usar agentes de viagens online ou motores de meta-busca que facilitam suas decisões de compra de uma passagem aérea, por exemplo. Além disso, muitas informações extras de preços podem ser convenientemente acessadas através da internet, o que permite aos consumidores comparar preços entre diferentes canais e antecipar um preço como ponto de referência para apoiar a decisão de compra (Lu et al., 2019).

A literatura de marketing (Abrate et al., 2019) continuou a desenvolver o conceito de preços e a dialogar com outros campos de pesquisa. Dessa forma, outros conceitos relacionados ao campo dos preços dinâmicos e da relação de procura-oferta como os conceitos de objetivos de marketing, curva da experiência, excedente do consumidor, etc. apareceram na literatura. Um deles é o *skimming de preços*, ou seja, ‘desnatação’. Esse conceito diz respeito à política em que as empresas inicialmente definem um preço alto e, em seguida, diminuem gradualmente. Já a penetração de mercado é o oposto, em que as empresas inicialmente definem o preço baixo e, em seguida, aumentam gradualmente para ganhar uma fatia alargada do mercado. Apesar de não se tratarem necessariamente de preços dinâmicos, indicam uma estratégia de preços da empresa.

Quanto aos estudos mais relevantes (Kahneman, Knetsch & Thaler, 1986 a; Thaler, 1985), estes analisaram os impactos dos preços de referência na demanda, o "efeito do preço de referência" sugere que quando os preços atuais são menores, ou maiores, do que o preço de referência dos consumidores, e isso modifica a sua sensação de ganho, ou perda, o que, conseqüentemente, aumenta ou diminui a demanda.

Estudos empíricos (Xia, Monroe & Cox, 2004) documentam este efeito propondo que uma diferença positiva entre o preço de referência e o preço real aumenta a demanda por um produto e que, no caso contrário, a demanda diminui. Os pesquisadores que estudam o efeito do preço de referência também observam o seu efeito no marketing, como estratégias de promoção, política de qualidade do produto, publicidade e política de preço. Esses estudos fornecem estratégias eficazes para melhorar os lucros da empresa, compreendendo como o efeito do preço de referência influencia a percepção dos consumidores em contextos de preços dinâmicos.

Por fim, outra linha de pesquisa concentra-se na competição vertical em canais de distribuição descentralizados. Estudos anteriores (Zhang et al., 2014) contribuíram para o

desenvolvimento de estratégias em várias vertentes do negócio, incluindo design de produtos, a partilha de informações e as políticas de devolução e decisões sobre os preços promocionais.

Enquanto isso, pesquisas sobre preços dinâmicos com enfoque na gestão de preços indicam que os estudos podem ser divididos em duas grandes áreas: uma com uma abordagem analítica e outra com uma abordagem sistemática. A primeira abordagem procura definir políticas de preços ótimas com base na curva de procura e no nível de stock ideal, utilizando modelos económicos e métodos de otimização matemática. A segunda abordagem visa desenvolver ferramentas automáticas para estabelecer políticas de preços mais avançadas para os vendedores, recorrendo a técnicas de análise de dados online e inteligência artificial (Lee et al., 2011). É importante ressaltar que a inteligência artificial já era um campo bem estabelecido em 2011, com aplicações práticas em várias áreas, como por exemplo Siri da Apple e Watson da IBM, e tomada de decisões automatizadas desde 1993, em que foi elaborado o primeiro sistema de IA capaz de derrotar um campeão mundial de xadrez.

Em seguida, estudos (Xia et al., 2004; Chung & Petrick, 2015; Kahneman et al., 1986a, 1986b) indicaram que as estratégias de preços dinâmicos foram estudadas por quatro correntes diferentes da literatura (Abrate et al., 2019): 1) discriminação de preços intertemporal, que sugere a cobrança de preços diferentes ao longo do tempo para consumidores-alvo com disposição de pagar diferente, 2) justiça de preços, que investigou principalmente a relação entre variações de preço e preço percebido, 3) controles de estoque, que incorporam a presença de consumidores estratégicos como uma possível ameaça à eficácia de tais estratégias e 4) cultura organizacional, que pode explicar se essas estratégias podem ser implementadas ou não a nível empresarial (Abrate et al., 2019).

Dessa forma, os preços dinâmicos ganharam atenção de outros campos como a economia, comportamento do consumidor e o turismo. Segundo Abrate et al., (2019), a literatura sobre

comportamento do consumidor acrescenta à discussão justamente os conceitos de justiça, afirmando que preços dinâmicos podem aumentar a preocupação em termos de justiça de preços ao consumidor. A literatura de Revenue Management foca a adoção e práticas das empresas e permaneceu relativamente silenciosa sobre a quantificação dos efeitos dos preços dinâmicos relativamente às políticas de preço fixo. Entretanto, experimentos indicam que a percepção de injustiça em preços dinâmicos tem diminuído durante o tempo e que alguns segmentos específicos de consumidores ainda possuem percepções negativas sobre o método de estabelecer os preços (Abrate et al., 2019). Contudo, no passado, havia rigidez na mudança de preços no mercado tradicional devido aos altos custos de transação de coleta de informações do consumidor e monitoramento de seus padrões e comportamentos de compra (Jayaraman & Baker, 2003; Weiss & Mehrotra, 2001). Levaria vários meses para que as empresas com uma grande oferta de produtos ou serviços mudassem os preços por causa do longo sistema de distribuição.

Além disso, a pesquisa em preços dinâmicos também foi influenciada pela modelagem e pela pesquisa gerencial (Lee et al., 2011). As conclusões indicam que a precificação dinâmica pode aumentar os lucros globais das empresas entre 8 e 25%. No entanto, os pesquisadores de preços comportamentais identificam efeitos negativos na justiça percebida pelos consumidores e nas intenções de recompra. E, por fim, também há uma diferença na literatura entre os estudos que comprovam os benefícios econômicos potenciais para as empresas na aplicação de preços dinâmicos e um outro campo da pesquisa que avalia as reações negativas dos consumidores e que levanta uma questão importante sobre a prática dos preços dinâmicos ao longo do tempo (Weisstein et al., 2013). O capítulo a seguir desenvolve as práticas de preços dinâmicos.

### 2.3.2 A PRÁTICA DE PREÇOS DINÂMICOS

Os preços dinâmicos diferenciam-se dos preços fixos na sua abordagem à precificação. Enquanto os preços fixos oferecem um valor constante aos consumidores, os preços dinâmicos adaptam-se às condições do mercado e às características específicas de cada transação. Os fatores considerados pelas empresas ao adotarem os preços dinâmicos podem ser a procura, a oferta, o perfil do cliente e até o horário da transação. Além disso, o preço dinâmico aborda especificamente as variações entre os preços e o quanto os clientes estão dispostos a pagar (*willingness-to-pay*), com base nos perfis dos clientes e dados de comportamento de compras anteriores. Assim, ao extrair o excedente do consumidor e realizar mais negócios, espera-se que a precificação dinâmica auxilie as empresas a aumentar sua lucratividade em até 25% (Li et al., 2018).

Essa componente dinâmica dos preços estabelece que consumidores diferentes podem pagar preços diferentes pelo mesmo produto. A definição de preços dinâmicos assenta na premissa de que os consumidores apresentam características e comportamentos heterogêneos. As evidências demonstram que consumidores diferentes geralmente têm preços máximos diferentes que estão dispostos a pagar (*willingness-to-pay*) por um determinado produto, e isso pode gerar questões de (in)justiça na transação (Li et al., 2018; Lan Xia et al., 2004).

Contudo, sob a perspectiva do consumidor, as reações não são apáticas sobre as ações das empresas. Embora a tecnologia e a internet facilitem aos profissionais de marketing a prática de preços dinâmicos, devido ao volume de informações específicas do consumidor, os consumidores também utilizam a internet como estratégia de busca para pagar preços mais baratos, comparar preços e buscar informações sobre transações similares (ex.: Trivago). Assim,

a informação e as conexões digitais entre os clientes também tornam mais fáceis de detectar discrepâncias de preços por causa dos preços dinâmicos (Li et al., 2018). Diversos sites como o zoom.com.br, no Brasil, ou o kuantokusta.pt, em Portugal, entre outros sites e redes sociais em diversos países, auxiliam os consumidores com informações sobre preços de mercado, preços pagos por outros consumidores, preços pagos no passado, qual a melhor hora para comprar, entre outras informações.

Nesse contexto, as reações das empresas ao perceberem que os consumidores estavam comparando os preços foram de reduzir a similaridade nas transações. Como a percepção de justiça é um fenômeno comparativo, reduzir a intenção de comparação por meio da dissimilaridade da transação torna o método de estabelecer preços dinamicamente mais aceitável e justo. Por exemplo, modificar os recursos ou informações do produto, enquadrar preços (*price framing*) ao oferecer descontos individuais ou informação de descontos por tempo limitado, oferecer uma combinação de pacotes, podem aumentar a dissimilaridade percebida entre as transações e reduzir as intenções de comparação (Li et al., 2018).

Apesar das questões de injustiça, os preços dinâmicos ganharam popularidade e grandes empresas como Amazon, eBay, entre outras, adotaram preços dinâmicos para compras no dia a dia de produtos (Kephart et al., 2000). Em seguida, outros setores com menor tradição em preços dinâmicos, como o setor de energia, farmácia, alimentação e eletrodomésticos, têm seu próprio sistema de gerenciamento de preços dinâmicos com base no comportamento de compra dos consumidores e capacidade de estoque, com diversos relatos no campo acadêmico (Kephart et al., 2000; Wang et al., 2015).

Esses relatos puderam evidenciar que diversas estratégias para preços dinâmicos podem ser adotadas pelas empresas. Por exemplo, diminuição nos preços, descontos, preços de *combos* ou de agrupamento, Revenue Management, entre outros, que auxiliam as empresas a alcançar

seus objetivos de vendas. Assim, essas estratégias podem criar vieses e heurísticas no comportamento dos consumidores, que podem levar a percepções de justiça ou injustiça em relação aos preços (Kahneman et al., 1986a, 1986b; Monroe, 2002; Poundstone, 2010; Thaler, 2008; Xia et al., 2004). Por exemplo, a heurística da ancoragem pode levar um consumidor a julgar um preço com base em informações de preços anteriores. Um outro exemplo é o efeito *framing* influenciando o julgamento de preço por causa de um desconto oferecido na transação. Estas estratégias são base para a abordagem de Revenue Management, que busca aumentar a receita das empresas do Alojamento Local e da hospitalidade e do turismo como um todo. Contudo, essas ferramentas aumentam a dissimilaridade da transação do consumidor, em que diferentes consumidores compram em diferentes momentos de diferentes formas, o que dificulta a comparação com outros consumidores para fins de percepção de justiça em preços. O próximo capítulo desenvolve essa discussão.

### **2.3.3 YIELD MANAGEMENT & REVENUE MANAGEMENT**

Os preços dinâmicos, também chamados de Yield Management ou de Revenue Management, têm sido amplamente praticados nas indústrias de aviação e hotelaria. Embora muitas vezes os conceitos sejam utilizados como semelhantes, e haja muitas similaridades como todos utilizam preços dinâmicos, há algumas diferenças entre os conceitos. Preços dinâmicos, como mencionado, são uma estratégia de definição de diferentes preços, do mesmo vendedor, ajustados com base em diversas variáveis ao longo do tempo. O Yield Management foi utilizado pela primeira vez, em 1987, pela American Airlines, que definiu o método como uma forma de maximizar a receita por passageiro vendendo os assentos certos, aos clientes certos, no tempo certo (Santos et al., 2020). O foco é a maximização da receita das unidades disponíveis (como

quarto de hotel, assentos de avião ou entradas para eventos), ao ajustar preços com base na procura esperada. Já o Revenue Management aborda de forma mais ampla a maximização da receita total, considerando preços, canais de distribuição, segmentação de mercado e estratégia de vendas. Posteriormente, a literatura do turismo identificou diferenças entre Revenue Management e Yield Management, ainda que seja importante destacar que ambas utilizam preços dinâmicos (Quadro 2).

Quadro 2: Conceitos e definições Yield & Revenue Mangement

Conceito	Definição	Autor
<i>Yield Management</i>	Uso de políticas de reserva juntamente com dados de sistemas de informações para aumentar as receitas, combinando capacidade com a demanda. Possui o foco no gerenciamento da oferta para maximizar a receita.	Gallego & Van Ryzin, 1997
<i>Revenue Management</i>	Criação de políticas de tarifas diferenciadas com base no controle e na percebibilidade no inventário de oferta. Possui o foco no inventário para o cliente certo na hora certa.	McGill & Van Ryzin, 1999

Fonte: Santos et al. (2020).

Com o quadro e as definições anteriores, pode-se observar que o Revenue Management é usado quando uma empresa deseja de uma forma mais ampla vender produtos ou serviços que,

de outra forma, não seriam vendidos (Ex.: assentos de avião). Com os preços dinâmicos, o foco está em estabelecer os melhores preços para produtos ou serviços quanto for possível, obtendo o máximo de lucro ao mesmo tempo, cobrando o preço mais alto possível que um cliente individual está disposto a pagar (Škare & Gospić, 2015).

Deste modo, desde a década de 1970, as companhias aéreas começaram a adotar a prática de oferecer tarifas mais baixas, com o objetivo de minimizar a ocorrência de múltiplos lugares vazios em cada voo. Já na década de 80, outras empresas do turismo como a rede Marriott e a Hertz começaram a adotar Revenue Management em seus respectivos setores (Haddad et al., 2015; 2015b).

Ainda em relação a adoção posterior dos preços dinâmicos por outros setores, a literatura identificou e descreveu os requisitos mínimos indispensáveis para que uma empresa possa implementar práticas de Yield Management (Quadro 3). De uma forma geral, a ideia é maximizar a eficiência de uma organização e o uso de seus recursos, afastando-se da precificação em massa e marketing de massa, para o gerenciamento de micromercados (Haddad et al., 2015).

Com a ampla adoção das práticas de preços dinâmicos no turismo, este setor passou a ser percebido como um setor com preços pouco transparentes e injustos (Chung et al., 2011b). Esse contexto levou os consumidores a buscarem mais informações e referências em um ambiente que já é de incerteza, como o caso de viagens. Os turistas normalmente não possuem informações sobre preços ou demanda que são importantes para a avaliação de justiça no destino turístico, o que pode levar a sensações de injustiça.

Quadro 3: Condições para adoção do *Yield Management*

Capacidade fixa	Já que o foco é na alocação eficiente de uma capacidade fixa de oferta, o gerenciamento é adequado para empresas que não podem ou não conseguem adaptar rapidamente a capacidade disponível à demanda existente.
Possibilidade de segmentar o mercado	Para que seja efetivo, o uso do YM deve ser embasado no conhecimento de grupos de clientes bem definidos. No turismo, existe a nítida distinção na sensibilidade ao preço entre turistas de lazer e de negócios, por exemplo.
Estoque perecível	Uma das razões de existência da prática de YM é exatamente a tentativa de evitar a perda de vendas por parte da empresa. Uma vez que em serviços não se pode formar estoques, um quarto ou assento não vendido se torna uma oportunidade perdida.
Venda antecipada	Serviços que envolvem pré-compromisso de compra (reservas) permitem que a empresa se programe e saiba que demanda esperar. Por outro lado, fica a tarefa de especificar que percentual do total de assentos ou quartos deixar para vender à última hora.
Demanda flutuante	Pode ajudar o gestor a estimular a procura em períodos de preços mais baixos e menor ocupação e a maximizar a receita nos períodos de elevada procura.
Baixos custos de vendas	Os custos variáveis tendem a ser reduzidos para uma estratégia de YM eficaz. O custo de adquirir um novo cliente se torna baixo frente à margem de contribuição que a venda tem para o negócio.

Fonte: Adaptado de Santos et al. (2020).

O debate se intensificou há 35 anos e na virada do século com o surgimento das empresas *low cost* nos EUA e na Europa, que chamaram a atenção para novos modelos de estabelecer

preços no setor de aviação civil, que sempre foram motivo de controvérsia. Nesses novos modelos de estabelecer preços, as companhias aéreas tradicionais iniciaram taxas acessórias ou preços *à la carte* para cobranças por serviços que os passageiros costumavam receber e que estavam incluídos no preço, como alimentação, bebidas, bagagem, entre outros. E, nesse contexto, os turistas que costumam viajar nas companhias aéreas tradicionais não estavam dispostos a tolerar um preço caso violasse a estrutura de preços existente (por exemplo, passar a cobrar taxas por serviços de alimentação e bebidas que antes eram fornecidos e estavam incluídos no preço) (Chung & Petrick, 2013; Chung, 2017).

Mais tarde, com a popularização da internet e do e-commerce, *apps* de e-commerce e *online travel agencies* (OTAs) começaram também a utilizar técnicas para melhorar suas decisões de preços e alocação de estoque. A precificação dinâmica ganhou ainda popularidade em plataformas de transportes como a Uber, Bolt e de acomodação como a Airbnb para melhorar o posicionamento de preço com o uso de algoritmos (Abrate et al., 2019; Jumadinova & Dasgupta, 2010; Wijaya et al., 2013), aumentando a elasticidade dos preços (Kowatsch & Maass, 2009). E, apesar da aparente aceitação do mercado consumidor dos métodos de preços dinâmicos, as evidências mostraram que o mercado online é mais competitivo, visto que os consumidores possuem a expectativa de que os preços online são mais baixos do que os preços de mercados tradicionais (Hardesty & Suter, 2005). Essas evidências indicam que o ambiente de compra (ou contexto do local de compra) afeta os consumidores e as expectativas de preço.

Além disso, Garaus et al. (2016) afirmam que ficou mais óbvio que as empresas online podem facilmente empregar estratégias de preços dinâmicas sem custos adicionais substanciais, o que também pode ser uma violação do princípio do direito dual e pode aumentar a percepção de injustiça (De Neys & Glumicic, 2008; Kahneman et al., 1986b; Tversky & Kahneman, 1974).

Outros exemplos de sites que adotaram preços dinâmicos são os leilões da internet, como eBay.com e Ubid.com, sendo reconhecidos como as empresas mais populares a adotarem a estratégia nos seus setores. Do mesmo modo, os mecanismos de preço próprio (*name-your-own-price* ou *pay-what-you-want markets*), como Humble Bundle para jogos digitais, e plataformas como o Twitch em que os espectadores fazem contribuições voluntárias também utilizam métodos de preços dinâmicos (Lee et al., 2011).

Enquanto isso, a literatura sobre Revenue Management foi descrevendo uma série de modelos e estruturas nas quais tentaram explicar as etapas e ferramentas necessárias para a introdução de um sistema RM em um hotel e as relações que existem entre essas etapas e ferramentas. No entanto, os poucos trabalhos existentes indicam uma falta de compreensão do conceito, dado que os modelos eram inadequados e limitados na sua utilidade, já que não foram testados num ambiente hoteleiro dinâmico real para permitir validade externa (El Haddad, 2015a). Além disso, não há um consenso na literatura; alguns autores concluem que os preços dinâmicos possuem um melhor desempenho (Abrate et al., 2019) e outros concluem que os preços fixos possuem um desempenho melhor (McGill & Van Ryzin, 1999; Lan Xia et al., 2004).

Do ponto de vista do consumidor, Schlereth et al. (2018) defendem que os consumidores preferem preços estáticos aos dinâmicos em energia elétrica e em certas condições. Os autores apresentam o primeiro modelo na literatura sobre a aceitação dos consumidores aos métodos de preços dinâmicos (Figura 1).

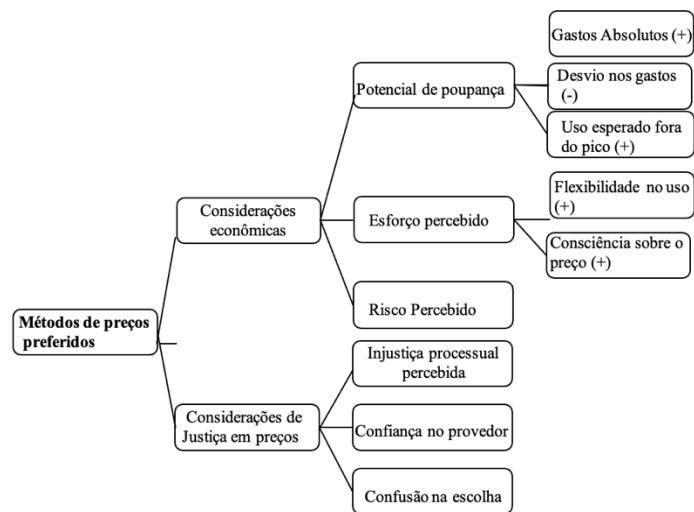


Figura 1 - Antecedentes das preferências para planos de preços variantes no tempo (Schlereth et al., 2018)

O modelo (Schlereth et al., 2018) tem o objetivo de resumir cada antecedente da decisão de justiça em preço dos consumidores e de mudar de um modelo de preços invariante no tempo para um dos modelos de preços variantes no tempo (dinâmicos). A primeira consideração é a econômica, e se refere ao valor máximo que um consumidor pode economizar mudando para outra variante temporal, com o esforço e o risco do consumidor com a mudança. Na consideração econômica, quanto maior o nível de gasto absoluto, tendo em conta um menor desvio nos gastos em anos anteriores, maior é o potencial de poupança, que leva a uma maior probabilidade de mudança. O potencial de economia para uma transação também depende das expectativas sobre o uso do serviço fora do pico para o consumidor, visto que há a relação de utilidade na economia. Dessa forma, há uma expectativa de economia maior em períodos de baixa utilização do serviço. Uma menor probabilidade de mudança ocorreria de forma inversa às variáveis supracitadas.

Em relação ao esforço percebido na transação, à mudança de uso do produto ou serviço é subjetiva ao turista, visto que alguns consumidores estão mais dispostos a pagar para a transação e estão consideráveis para fazer a troca enquanto outros estão dispostos a fazer muito pouco esforço na transação e objetivam economizar monetariamente. De toda forma, ambas são positivas no sentido de que o consumidor deve estar consciente do preço e das diferenças de preços caso existam, e das informações sobre os preços entre os horários de pico e fora de pico (Schlereth et al., 2018).

Já quanto ao risco percebido, o modelo considera que alguns consumidores possuem aversão ao risco, especialmente quando os preços variam em tempo real. Essa aversão normalmente diminui a preferência por planos de preços variantes no tempo (Schlereth et al., 2018).

A justiça é outro fator para a mudança em modelos de preços. A justiça processual, desenvolvida no primeiro capítulo deste trabalho, destaca que os processos para estabelecer os preços precisam ser justos (Muskat et al., 2019; Prayag et al., 2019; Schlereth et al., 2018; Wang et al., 2016).

A confiança, ou desconfiança no provedor do serviço, pode aumentar ou diminuir as hipóteses de adoção de métodos dinâmicos de preços. Os consumidores precisam saber se as empresas não tiram vantagens ou exploram os clientes com os métodos dinâmicos de preços, especialmente em setores menos transparentes sobre os métodos e os preços finais (Schlereth et al., 2018).

Por fim, os consumidores precisam entender de que forma os preços são determinados. Nesse contexto, consumidores podem considerar um preço como injusto se não conseguirem entender como ele foi determinado. Portanto, espera-se que os consumidores continuem usando

um plano de preços invariante no tempo se não conseguirem entender as outras opções disponíveis (Schlereth et al., 2018).

Para além do estudo da aceitação os consumidores, em uma pesquisa seminal, El Haddad et al. (2015) concluem que também é preciso apoio humano para dar *feedback*, suporte e elogios aos trabalhadores que executam atividades de RM. Além disso, é preciso que os gestores tomem decisões para medir o sucesso do sistema de RM. Por fim, é preciso realizar análises constantes da demanda para garantir que as estratégias (como decisões de preços, controles de restrição, procedimentos etc.) sejam implementadas com sucesso. Se possível, deve-se observar a dinâmica do ambiente em tempo real e alterá-la e/ou melhorá-la formulando novas decisões.

Os métodos de preços dinâmicos também têm suas desvantagens. A consideração mais importante está nas possíveis reações negativas dos clientes à sua prática, como uma redução ou perda da fidelidade do cliente à empresa e suas marcas. Além disso, o preço dinâmico aumenta a complexidade da escolha, sobretudo quando o cliente não entende quando, como e porquê o preço de um produto ou serviço muda. Nesse sentido, quando o sistema de preços não é transparente, é possível aumentar o estresse para os clientes e o risco percebido (Škare & Gospić, 2015). Essa situação se agrava em setores não considerados transparentes como o turismo e em recentes adoções por empresas (Chung & Petrick, 2015), como no caso do Alojamento Local. O próximo capítulo desenvolve um pouco mais sobre esse contexto.

## 2.4 PREÇOS DINÂMICOS E O ALOJAMENTO LOCAL

Com a popularização da economia da partilha, ou “economia de plataforma”, o mercado de Alojamento Local sofreu um crescimento (do *short-term rental* na literatura em inglês) (Lima, 2019). Entretanto, há um questionamento quanto a Airbnb ser parte da economia da partilha, visto que existem alojamentos que são utilizados exclusivamente para o fim do AL. Segundo Sarantakou & Terkenli (2019), a maioria dos destinos turísticos não estava preparada para este crescimento e disseminação das formas não institucionalizadas desse tipo de alojamento turístico. Do ponto de vista académico, o AL é definido como uma unidade habitacional que é arrendada por menos de 30 dias (Campbell et al., 2019; DiNatale et al., 2018). Em Portugal, do ponto de vista legal, o Decreto-Lei n.º 128/2014, de 29 de agosto, alterado pelo Decreto-Lei n.º 76/2024, de 23 de outubro, define um regime jurídico específico para o Alojamento Local, considerando como tal os estabelecimentos que oferecem serviços de alojamento temporário, designadamente a turistas, mediante a remuneração, incluindo moradias, apartamentos, estabelecimentos de hospedagem e quartos, desde que não cumpram os requisitos necessários para serem classificados como empreendimentos turísticos (Autoridade de Segurança Alimentar e Económica - ASAE, n.d.).

Embora o AL não seja uma novidade no mercado de alojamento turístico, plataformas como o Airbnb e HomeAway oferecem uma oportunidade para que os residentes no local do destino partilhem seus espaços de moradia ou espaços ociosos por uma troca monetária (DiNatale et al., 2018). O AL segue a tendência do consumidor de “viver como um local” e uma experiência “autêntica” durante suas viagens, contrariando a ideia de turismo de massa (Sarantakou & Terkenli, 2019).

A Airbnb é a plataforma mais popular para o AL (Lima, 2019; Santos & Jesus, 2018). A empresa começou em 2008 em São Francisco e auxiliou a viagem de mais de 400 milhões de hóspedes (Roelofsen, 2018), com mais de 7,7 milhões de propriedades em todo o mundo (Business of Apps, 2025) e um valor de mercado de 30 bilhões de dólares (Roelofsen, 2018). Na Europa, Paris é a capital com o maior número de anúncios no Airbnb, aproximadamente 117.000 propriedades listadas. Em comparação, Lisboa tem cerca de 25.134 propriedades listadas, enquanto o Porto possui aproximadamente 12.000 propriedades listadas (Airbnb, 2025). E que, apesar da posição de liderança, Lisboa e Porto possuem uma presença significativa considerando o tamanho relativo dessas cidades.

O *Revenue Management* passou a ser utilizado pela Airbnb em novembro de 2015 (Emerj, 2021). Anteriormente, as recomendações de preços eram simples e baseadas nas informações básicas sobre a acomodação. Esta ferramenta de *RM* leva em conta as tendências de reserva e visa maximizar a receita. Apesar da facilidade e acessibilidade da ferramenta, nem todos os anfitriões a utilizam para alterar os seus preços com base na demanda (Koh et al., 2020).

Mesmo unidades de alojamento local de pequena escala podem beneficiar de estratégias de Revenue Management, na medida em que são as próprias plataformas, como a Airbnb, que incorporam algoritmos de preços dinâmicos e ajustam automaticamente as tarifas em função da procura, sazonalidade, concorrência e outras variáveis de mercado. Desta forma, mesmo anfitriões individuais com uma única unidade conseguem, ainda que de forma simplificada, aceder a práticas de gestão de receitas que historicamente estavam reservadas a operadores profissionais, beneficiando de uma otimização contínua dos preços sem disporem de conhecimentos técnicos avançados em Revenue Management (Lima, 2019).

Em geral, existem dois tipos de anfitriões Airbnb. Os primeiros são os operadores de unidades múltiplas e os outros são operadores de unidades únicas, e as evidências mostram que

a maneira como ambas operam o negócio de AL é diversa (Kwok & Xie, 2019). Os anfitriões de uma única unidade, isto é, que gerenciam apenas uma listagem na Airbnb, representam a maioria dos anfitriões. Já os que gerenciam mais de uma propriedade aumentaram substancialmente em número, recentemente, porque o modelo de economia da partilha reduz significativamente os custos iniciais e os padrões para as pessoas entrarem no mercado como empreendedoras. A evidência indica que os anfitriões de várias unidades, em comparação com os de uma única unidade, dedicam mais tempo e atenção às operações de seu negócio e, assim, se tornam mais eficazes em servir os hóspedes e atuar com manipulação de preços das propriedades que gerenciam (Kwok & Xie, 2019).

Essa profissionalização do AL, particularmente no contexto da Airbnb, tem sido objeto de estudo crescente. Cocola-Gant et al. (2021) descrevem o surgimento de empresas especializadas na gestão de propriedades de AL e de curta duração. Estas empresas de gestão profissional não só gerem múltiplas propriedades, mas também oferecem uma gama completa de serviços, desde a otimização dos preços, até a manutenção, ou limpeza. Este fenómeno marca uma transição importante de uma economia de partilha para um modelo de negócio corporativo e profissionalizado que possui implicações para o mercado imobiliário e para as comunidades locais (ex.: gentrificação).

O estoque habitacional nas cidades tornou-se o mercado de aluguel de curto prazo, ou Alojamento Local (AL). Nesse contexto, a alta dos preços da habitação e do comércio em algumas cidades como Paris, Barcelona e Lisboa que possuem oferta de AL elevada tem intensificado as consequências negativas do turismo e do AL, como de outros fenómenos como a gentrificação e *overtourism*, em particular nesses locais. Processos esses que somente reforçaram o turismo de massas e a falta de experiências locais nas cidades. Por outro lado, o alojamento local também foi visto como uma saída de momentos de crise e uma oportunidade

de negócio e de reabilitação dos centros antigos e outros locais abandonados das cidades (Higgins-Desbiolles et al., 2019).

Quanto ao funcionamento, a definição dos preços na Airbnb é algo complexa porque, além dos fatores de demanda tradicionais, como mudanças sazonais, eventos locais e localização, cada anúncio do Airbnb exibe características únicas e os anfitriões podem adotar funções extras, como concierge, cozinheiro ou guia turístico. A ferramenta de algoritmo de preços do Airbnb usa *aprendizado de máquina (machine learning)* para fornecer aos anfitriões uma nova sugestão de preços para cada data no futuro em que disponibilizar o anúncio. Assim que os anfitriões recebem uma sugestão de preço, eles podem escolher aumentar preços, baixar preços ou manter o preço. Assim, ao contrário de muitas outras plataformas de economia da partilha, como a Uber, onde o algoritmo – Inteligência Artificial – controla os preços, a Airbnb permite que seus anfitriões decidam se desejam agir de acordo com o conselho da ferramenta ou não. Esse controle individual pelo anfitrião sobre as decisões de preço cria uma situação em que as características e habilidades dos anfitriões são tão importantes quanto as características da propriedade e as características do mercado na determinação do preço (Gibbs et al., 2018). Dessa forma, evidências indicam que a profissionalização dos anfitriões do Airbnb leva a um comportamento de preços eficiente em resultado de uma capacidade adquirida para interpretar informações complexas e incompletas (Oskam et al., 2018). A principal vantagem para os usuários dos preços dinâmicos é poder equilibrar a demanda e a oferta no mercado do AL.

As características funcionais indicadas nas listagens do Airbnb como tipo de propriedade, número de quartos, banheiros, tipo de quarto e número de hóspedes acomodados estão significativamente associadas ao preço cobrado (Shokoohyar et al., 2020). Contudo, a literatura sobre o tema permite mapear uma lista alargada de critérios de escolha dos turistas relativamente ao AL.

Como parte do levantamento, os critérios encontrados na revisão da literatura para a escolha de um apartamento incluem o preço do alojamento (Guttentag, 2016; Mao & Lyu, 2017; Satama, 2014; Tussyadiah & Pesonen, 2016a; Yang & Ahn, 2016), a localização (Li et al., 2017), os comentários anteriores e/ou experiências passadas e/ou comparação com outros clientes (Liu et al., 2020; Sthapit and Björk, 2019; Tussyadiah and Zach, 2015), os atributos do apartamento como, por exemplo, o tamanho do apartamento, comodidades e serviços, regras de aluguel (horários de check-in e check-out, etc), limpeza e segurança (Wang & Nicolau, 2017; Kim, 2019; Lin, 2018), o padrão do apartamento que refere-se à avaliação que o hóspede faz do quarto/casa após a estadia, que o hóspede geralmente dá uma pontuação de 1–5 estrelas (Jeong, 2021), a experiência local, a interação com o anfitrião ou outros habitantes locais (Agapitou et al., 2020; o Guttentag, 2016; Liang, 2015), a possibilidade de evitar *overtourism* ou locais muito turísticos (Agapitou et al., 2020; Lin, 2018), a filosofia da empresa que presta o AL, como por exemplo, a conexão com a marca acima de outros tipos de filosofias de alojamento como o hotel. As pessoas acreditam que a contribuição para a comunidade local é maior do que em um hotel e que no AL a “economia é compartilhada” (Tchorek et al., 2020; Sthapit et al., 2019), e por fim, sustentabilidade (Tussyadiah and Pesonen, 2016a; Hamari et al., 2016).

Por fim, é importante ressaltar que esses estudos estudam os turistas de uma maneira geral e não levam em consideração comportamentos que podem ser específicos de determinada nacionalidade, como turistas americanos, por exemplo, assunto a ser tratado no próximo capítulo.

#### **2.4.1 O ALOJAMENTO LOCAL EM PORTUGAL**

De acordo com Barata-Salgueiro (2017), houve um boom habitacional, em Lisboa, nos anos 1980. Os edifícios de escritórios e a habitação de luxo beneficiaram do impulso proporcionado pela entrada de instituições investidoras no país, num contexto que antecedeu a adesão à União Europeia. Além disso, a liberalização do setor financeiro em Portugal, desde meados da década de 1980, também provocou o aumento dos Fundos de Investimento Imobiliário com tributação favorável.

Assim, as propriedades de Lisboa passaram a ser objeto de investimento e exploração por razões financeiras e não para as necessidades sociais e econômicas da comunidade local (Barata-Salgueiro, 2017; Tulumello, 2016).

Arantes et al. (2002) propõem uma analogia entre cidade e negócio, na medida em que todo o urbanismo e a própria cidade se apresentam como uma empresa, onde a produtividade, a competitividade e a lógica do capital levam a que a cidade seja encarada como um protótipo de empresa privada, tanto ao nível da sua funcionalidade, racionalidade, regularidade como dos seus produtos.

Nesse sentido, segundo uma importante referência no campo de questionamento do ordenamento do território urbano, Lefebvre (1996) propõe que a intervenção política pode impulsionar o desenvolvimento económico, promovendo tanto a expansão do mercado como a concentração de capital. As consequências podem afetar a organização do espaço urbano, a desterritorialização do investimento imobiliário e o crescimento do valor de troca ou ação, com desvantagem do valor de uso. Por fim, a intervenção política no processo económico urbano ajudam a explicar as políticas de incentivo ao investimento imobiliário e ao turismo em Lisboa que têm contribuído para a reconfiguração do espaço urbano. Dessa forma, o surgimento e a

proliferação do Alojamento Local é o resultado de uma orientação estratégica das cidades para o desenvolvimento urbano com princípios mercadológicos – uma valorização econômica do território e reconfiguração do espaço urbano.

Nesse contexto, um trabalho de Cocola-Gant (2018) oferece uma perspectiva crítica adicional sobre o impacto do Alojamento Local, especialmente em Lisboa. O autor argumenta que a expansão do alojamento turístico de curta duração, facilitada por plataformas como a Airbnb, tem contribuído para um processo de gentrificação turística. A gentrificação turística é um fenómeno de transformação de bairros residenciais em espaços predominantemente turísticos, resultando no deslocamento de residentes e na alteração do carácter sociocultural das comunidades. Este fenómeno não só afeta o mercado imobiliário com aumento nos preços e diminuição da oferta de habitação a longo prazo, mas também transforma o comércio local e os serviços para atender principalmente às necessidades dos turistas.

Neste contexto, o AL surge como forma de rentabilidade na área da habitação em alternativa ao contrato de longa duração. Isto permite uma mensalidade superior ao salário médio dos trabalhadores portugueses. Desta forma, muitos alojamentos estão mudando do mercado de aluguel para habitação para o AL, o que influencia o aumento de escassez de moradias e o aumento dos valores de aluguel e, conseqüentemente, a exclusão de muitos indivíduos e famílias de acesso ao mercado. Por fim, é importante reconhecer que o AL tem evoluído e enfrentado novas regulamentações e desafios para limitar os números de AL em Portugal, como o programa Mais Habitação, no entanto, a pressão sobre o mercado de arrendamento permanece (Barata-Salgueiro, 2017).

Após a crise financeira de 2008, foram implementados mecanismos de incentivo e benefícios dirigidos a investidores estrangeiros, nomeadamente através da atribuição do estatuto de residente não permanente e de autorizações de residência para investimento, conhecidos

como vistos *gold*, destinados especificamente a cidadãos oriundos de países terceiros, ou seja, fora da União Europeia. Esta situação aumentou a procura e acarretou um aumento significativo dos preços no mercado imobiliário e no mercado de AL. Paralelamente, o sucesso de Portugal nas últimas edições dos World Travel Awards e alguns investimentos e campanhas promocionais da autarquia aumentaram o número de turistas em Lisboa e no país (Barata-Salgueiro, 2017; Seixas et al., 2019). Paradoxalmente, segundo Blanco-Romero et al. (2018), o governo que estimulou o aumento da atividade turística, ao mesmo tempo cria estratégias para limitar a número de turistas com taxas e limites para o mercado de AL. Em Lisboa, estas limitações aconteceram no Bairro Alto, Madragoa, Castelo, Alfama e Mouraria, onde as pessoas não podem registar um novo número para o seu apartamento no mercado do AL, por exemplo. Esta dinâmica de controle dos números de habitações para o AL e pressão sobre o mercado de arrendamento configuram um cenário atual em constante mudança que é bastante caracterizado pelas flutuações dos preços do mercado e as políticas habitacionais em Portugal.

Este cenário é particularmente relevante quando consideramos o crescente mercado de turistas americanos em Portugal. O próximo capítulo explorará as características específicas deste mercado.

## 2.5 O MERCADO PORTUGUÊS PARA O TURISTA AMERICANO

Um estudo da European Travel Commission indica que houve um aumento de cerca de 79% de chegadas de turistas dos Estados Unidos a Portugal em 2022, com o número de passageiros aumentando em 64,7% e 107% de aumento no número de dormidas, atingindo 95% dos níveis pré-pandemia de COVID-19, sendo um importante avanço para a recuperação do turismo na Europa naquele momento pós-pandemia. Mais recentemente, Portugal posiciona-se no 17.º lugar no total dos fluxos aéreos *outbound* do mercado (Taxa de crescimento +17,2%; quota de 1,4%; 1 110 529 turistas) no período de 22 de janeiro de 2024 a 19 de janeiro de 2025 (Turismo de Portugal, 2025).

O mercado americano tem assumido uma importância crescente para o turismo em Portugal, destacando-se tanto pelo volume como pelo perfil de despesa dos visitantes. Nas últimas décadas, os Estados Unidos consolidaram-se como um dos principais mercados emissores extracomunitários (Turismo de Portugal, 2025), com taxas de crescimento anual expressivas e aumento no número de chegadas, impulsionados pela melhoria das ligações aéreas, pelo reforço da promoção externa e pelo posicionamento de Portugal como destino seguro, autêntico e culturalmente atrativo. Este crescimento traduz-se não só em mais dormidas, mas também num gasto médio por turista superior à média de outros mercados, o que torna o visitante americano especialmente relevante para segmentos urbanos e de alojamento local em destinos como Lisboa e Porto. Além disso, trata-se de um mercado particularmente exposto ao uso de plataformas digitais e a práticas de preços dinâmicos, o que reforça a pertinência de estudar a perceção de justiça dos preços deste grupo específico no contexto do alojamento local em Portugal.

Com base nos dados apresentados no relatório mais recente da European Travel Commission (2024), Portugal destacou-se entre os destinos mais populares na Europa, com um aumento de 26% nas chegadas de turistas internacionais em comparação com 2019. Os Estados Unidos mantiveram-se com mercado de origem de longa distância com o melhor desempenho, contribuindo significativamente para a recuperação do turismo português.

Uma possível explicação para esse aumento encontra-se num estudo de Moreira (2023) em que a autora indica que há um aumento contínuo no número de dormidas em Portugal. De acordo com a autora, este aumento resulta de uma conjugação de fatores históricos e desenvolvimentos mais recentes no setor do turismo. Por exemplo, durante a década de 1960, a expansão das viagens aéreas comerciais contribuiu significativamente para o acréscimo do número de turistas e para a internacionalização da procura turística em Portugal, procura vinda substancialmente do Reino Unido e dos EUA, que se destinava a estabelecimentos hoteleiros de luxo, de 1ª e 2ª classe, devido à má qualidade dos hotéis e pensões de 3ª classe. No que respeita aos destinos mais procurados, observa-se um interesse significativo por Lisboa e pela sua área metropolitana, assim como pelas praias do Algarve e pelas estâncias balneares distribuídas ao longo da costa ocidental portuguesa, regiões estas que tradicionalmente dispunham de uma maior oferta de alojamento. Além disso, a autora lembra que na sequência da adesão de Portugal à Comunidade Económica Europeia em 1986, o investimento em infraestruturas rodoviárias permitiu melhorar as acessibilidades internas e facilitar as viagens dos turistas estrangeiros (Moreira, 2023).

Além disso, a criação da companhia aérea nacional (TAP) em 1945 juntamente com a construção de aeroportos internacionais contribuiu para o crescimento da procura turística e para a internacionalização de Portugal como destino. Em 2024, o Brasil destaca-se como o principal mercado internacional, contudo, os Estados Unidos e o Canadá (América do Norte) registaram

o maior crescimento percentual, com 1,59 milhão de passageiros transportados, um aumento de 8,9% em relação ao ano anterior (TAP Air Portugal, 2024). O Acordo de Céus Abertos entre a União Europeia e os Estados Unidos da América em 2007, revisto em 2010, significou uma abertura total das rotas transatlânticas às companhias aéreas europeias e americanas, apesar de Portugal ser um dos Estados-Membros que já tinha um acordo bilateral com os EUA para isso (Moreira, 2023).

As campanhas promocionais externas privilegiaram sempre os mercados da Europa Central e Ocidental (França, Reino Unido, Alemanha, Países Baixos e Irlanda), os mercados do Sul da Europa (Espanha e Itália), os mercados da Europa de Leste (Polónia e Rússia), e os países nórdicos (Dinamarca, Suécia e Finlândia). Fora da Europa, os mercados-alvo foram os Estados Unidos e o Brasil (Moreira, 2023).

Por fim, de uma forma conclusiva, a European Travel Commission (2023) indica que Portugal é um dos principais países europeus de eleição na escolha dos turistas norte-americanos e que voos diretos e com preços competitivos somados à oferta do país auxiliam o desempenho português no mercado internacional que possui cada vez mais importância no turismo português.

### **3. METODOLOGIA**

Este trabalho recorre a uma estratégia metodológica de natureza mista, iniciando-se com uma etapa qualitativa exploratória, à qual se segue uma fase quantitativa dedicada à recolha e análise dos dados. A primeira fase qualitativa tem como objetivo conceber a ferramenta de pesquisa quantitativa de modo a garantir que todos os elementos, fatores e informações relevantes sejam abrangidos pela referida ferramenta.

A utilização de técnicas qualitativas com base em autores seminais como Morgan (1993) e Saldaña (2015), assim como a revisão da literatura, permitiram explorar e identificar os fatores que motivam ou influenciam os consumidores a optar pelo alojamento local como serviço de hospedagem, bem como avaliar os preços e os métodos de fixação de preços nas plataformas de AL. Esta fase exploratória da pesquisa resultou na construção de um modelo conceitual a ser posteriormente testado na fase quantitativa.

#### **3.1 FASE QUALITATIVA**

A técnica qualitativa recomendada na literatura sobre comportamento do consumidor, para obter informações qualitativas sobre preços, são os grupos focais semiestruturados com perguntas abertas (Monroe, 2002, 2008). Este foi o método adotado nesta fase do estudo. A escassez de pesquisas qualitativas sobre este tema requer a realização de uma fase qualitativa preliminar para explorar a possível existência de fatores adicionais aos encontrados na literatura sobre hospitalidade.

Morgan (1993) defende que a utilização do *focus group* é particularmente adequada para a análise de comportamentos complexos e das respetivas variáveis, permitindo ainda estabelecer ligações com a literatura selecionada durante a revisão bibliográfica do estudo. O autor

recomenda de 6 a 12 membros por grupo, em grupo homogéneo e o registro documental de todo o debate em transcrição e, por fim, que o número de grupos depende da saturação do tópico ou da discussão. Todos os participantes devem ser devidamente informados de que as suas identidades individuais não serão divulgadas, estando salvaguardada a confidencialidade dos dados recolhidos.

Saldaña (2015) propõe que a análise dos dados provenientes dos *focus groups* seja realizada em duas subfases distintas. Na primeira subfase, os diálogos são codificados para alcançar a saturação dos dados. Na segunda subfase, procede-se à comparação dos códigos entre si e com os referenciais teóricos, com o intuito de construir categorias analíticas que permitam uma interpretação mais aprofundada do conteúdo recolhido. Seguindo os objetivos da pesquisa e a complexidade do tópico, Bardin (2010) refere que a análise de conteúdo visa identificar a presença ou ausência de determinadas características no conteúdo ou de um conjunto de atributos num dado fragmento da mensagem. Segundo o autor, este processo desenvolve-se em três etapas fundamentais: a pré-análise, a exploração e, por fim, o tratamento dos resultados. Após a análise dos dados, uma lista de variáveis observáveis será definida para a próxima fase do estudo.

Neste contexto, um critério inicial foi estabelecido para a seleção dos participantes dos grupos focais, com o objetivo de incluir participantes de forma a obter grupos homogêneos (Stewart, et al., 2005; 2017) divididos entre um grupo que utiliza frequentemente plataformas de alojamento local, outro que utiliza moderadamente e por fim, um grupo de turistas que utiliza raramente plataformas de Alojamento Local. A recolha de dados dos três grupos realizou-se entre novembro e dezembro de 2021. Dois grupos decorreram em língua portuguesa e um grupo em inglês, totalizando 19 participantes. A discussão em cada grupo encerrou quando não surgiram mais informações relevantes, e a duração das discussões nos três grupos variou entre

50 minutos e 1 hora. Durante a discussão, foi proposto um debate aberto e dinâmico em que foram estimuladas todas as opiniões possíveis dos membros. O objetivo era identificar todos os possíveis conjuntos de informações relativas a preços que os participantes relacionavam para formar o julgamento de preços do Alojamento Local. Esta abordagem de discussão de um tópico em grupo com base em Morgan (1993) permitiu observar as diferentes perspectivas e fatores relacionados à percepção de justiça nos preços.

Os participantes foram questionados sobre seu conhecimento sobre o Alojamento Local, os principais motivos que os levam a escolher o AL como opção de acomodação e os principais fatores relacionados aos preços que influenciam sua decisão de não optar pelo AL.

Todos os dados obtidos nos grupos focais foram gravados e registrados digitalmente e transcritos, com o consentimento dos participantes. Os contributos dos participantes foram posteriormente analisados, recorrendo ao software Nvivo, por meio da análise de conteúdo. Os conteúdos dos grupos foram organizados em temas, utilizando uma abordagem indutiva com base na semântica presente no conteúdo e na compreensão teórica prévia do fenómeno pelo pesquisador, seguindo também uma abordagem *a priori*. Nessa abordagem, como os dados qualitativos são frequentemente ricos e complexos, a abordagem indutiva permite que padrões e temas emergjam naturalmente dos dados *a priori*, em vez de forçar os dados a se encaixarem em categorias predeterminadas (Ryan e Bernard et al., 2003).

Por fim, a análise resultou na elaboração de um modelo, que será apresentado na secção 3.2, no qual os seguintes fatores foram identificados como influentes na decisão do consumidor em relação aos preços do AL: preços de referência, qualidade percebida, valor percebido, informações de custo do apartamento e preços fornecidas pelo proprietário do apartamento, informações de custo para os visitantes, comparação social (amigos, familiares, concorrência), experiências anteriores, condições de mercado (oferta e demanda), relacionamento com o

proprietário, legalidade da transação, justiça transacional (informações claras e concisas, ausência de pressão ou manipulação), justiça distributiva ("os fins justificam os meios"), promoções, reputação da marca, *timing*-sazonalidade e taxas extras.

### 3.1.1 ANÁLISES DO ESTUDO QUALITATIVO

Durante a discussão dos grupos foi possível observar diversas opiniões que indicavam os antecedentes e as consequências da percepção de justiça em preços.

Ao iniciar pelo tópico de qual seria o processo de decisão do usuário por um apartamento, em viagens, foi possível perceber uma necessidade quase unânime dos participantes em comparação de produtos e preços, que é próxima ao que é indicado pela literatura (Monroe, 2002; 2008).

*J: I look on Hostel World, on Airbnb*

Como o julgamento de justiça em preços é um processo comparativo, é possível perceber que os usuários frequentemente comparam preços e os métodos de preços entre as plataformas de Alojamento Local e que os usuários percebem que há preços dinâmicos em diferentes plataformas. Estes resultados são consistentes com os estudos de Guttentag (2016), Mao & Lyu (2017) e Satama (2014).

*P: "Yeah, I feel challenged to get the lower price. What you can do is (to go to) different websites o find [a lower price] to not feel a little mad".*

Também foi possível observar comportamentos que a teoria indica como *willingness-to-pay* (WTP) em um momento de viagem, como o momento em que o consumidor considera o

montante total da viagem que estaria disposto a pagar ou o montante total do apartamento comparado ao montante total da viagem. Os mesmos comportamentos foram encontrados no estudo de Chung & Petrick et al. (2011a).

*G: "I could spend on the apartment per night, you know, it was like \$50 per night, or it's \$150. It depends on who I'm traveling with, you know? If it's my boyfriend or if it's like a group of friends. So, yeah, I think the most important thing is the budget".*

Em outros momentos, a motivação da viagem também é um aspecto que altera a percepção de preços em viagens. Foi possível observar que há uma expectativa de que é preciso ter um *match* entre os preços, a motivação da viagem e a escolha de um Alojamento Local que esteja de acordo com a intenção da viagem (Jeong & Jang, 2011).

*D: "Quando eu busco Airbnb é quando eu tenho mais tempo para ficar no local então realmente quero ter experiência de um local, de vida, de ter o meu apartamento e não uma experiência de turista num hotel".*

O preço final do apartamento também é motivo de atenção dos usuários, que também demonstraram observar todos os itens compostos por esse preço, para além do preço final. Por exemplo: as taxas, impostos, o método de pagamento e como o turista percebe como o método de preços é estabelecido. Os estudos que apresentam essa discussão são Tussyadiah & Pesonen (2016a) e Yang & Ahn (2016).

Além disso, a localização também foi um fator que influencia a percepção dos preços e que inclui subtópicos como distância a pontos de interesse e a segurança, também encontrados em Li, Pan, & Yang (2016) e Zhang et al. (2017).

*G: "I would say connectivity like the closest metro station. Access to the next closest highway. Airport. If there's a direct, like, line to it or the major central station".*

As avaliações dos usuários também afetam os comportamentos de escolha de AL de acordo com os participantes. Como subtópicos, os participantes indicaram buscar avaliações do anfitrião, da segurança, da limpeza e dos serviços que o AL oferece, como em Liu et al. (2020), Sthapit & Björk (2019) e Tussyadiah & Zach (2015).

*P: "I'm going to read a lot of issues and what people say".*

Ainda nesse sentido, são referidos atributos da propriedade do AL descritos pelos participantes dos *focus group* como arquitetura, opções de entretenimento, design de interiores e exteriores, ano de construção da casa, comodidades de cozinha, amenidades de banho, comodidades do quarto, regras do aluguer (política de cancelamento), sentimento de "estar em casa" ou "sinto-me em casa", descrição da propriedade, ser *pet friendly*, e privacidade da propriedade, tal como na literatura (Kim, 2019; Pearl, 2018; Wang & Nicolau, 2017).

*R: "I normally see which ones have different comments about, like if there's internet and if it's a hostel, for example, and if it has the amenities as well (...) I appreciate the ones that have more like details about place".*

A percepção de valor leva em consideração os padrões do apartamento e a avaliação que o hóspede faz do quarto-casa após a estadia, à qual o hóspede dá uma pontuação de 1 a 5 estrelas. E foi um fator que também apareceu como influenciador do processo de decisão e que leva em consideração os padrões do apartamento e a avaliação que o hóspede faz do quarto/casa após a estadia, a que o hóspede geralmente dá uma pontuação de 1–5 estrelas (Oh, H., 2000; 2003).

R: *“I am also about the ratings.”*

A percepção de valor, a autenticidade, AL que ofereçam uma experiência local ou interação com o anfitrião ou outros habitantes locais, os atributos culturais e históricos do AL, a relação do apartamento com o estilo de vida local, e a experiência que a casa oferece também estiveram nos relatos dos participantes (Agapitou et al., 2020).

*J: “And we chose one, one apartment in which ... this one instead of another, because they have like a pool on the rooftop, so it was kind of like original or new, that we want to have like this kind of thing”.*

Uma preocupação destacada pelos participantes, foi a optar pelo afastamento do AL de locais que estejam saturados pelo turismo. Há, portanto, um aparente interesse em áreas menos turísticas e bairros residenciais para a escolha do apartamento (Guttentag, 2016; Liang, 2015; Pearl, 2018).

Foi interessante observar que também há uma relação entre o interesse em ALs fora das regiões mais turísticas e o preço que será pago pelo AL, no sentido de que pode haver uma expectativa de se pagar menos em locais menos procurados pelos turistas.

*D: Então, eu prefiro estar fora dos centros turísticos que geralmente são onde acontece tudo, por exemplo, aqui em Lisboa, a zona mais histórica é onde acontece tudo, onde tudo fica mais caro.*

Além disso, há usuários que escolhem L por se identificarem com a marca e/ou a filosofia da marca (Airbnb), sobretudo quando comparado com outros tipos de propostas de alojamento. Há também uma crença de que a contribuição para a comunidade local é maior em AL, pois

acredita-se que a “economia da partilha” irá contribuir economicamente de forma direta para a população local (Sthapit et al., 2019; Tchorek et al., 2020).

*L: I really don't like Airbnb, and this is a contradiction, because a hostel is considered a company. Airbnb is not considered a company.*

No comentário acima há uma indicação inicial para questionar o conceito de que “economia da partilha” seria um negócio em que o dono do AL utilizaria o próprio apartamento para partilhar em momentos em que não utiliza o espaço. Nesse contexto, o comentário ressalta o fato de que alguns apartamentos são utilizados exclusivamente para “Airbnb” (ou qualquer AL) e, por isso, não se considera mais uma partilha e sim um negócio de hospedagens tradicional do turismo, como os hostels.

Por fim, aspectos sustentáveis do apartamento também influenciam as decisões dos participantes em aspectos como o consumo de energia do apartamento, o consumo de água, emissões de Co<sub>2</sub>, a relação com a economia local e a responsabilidade social da propriedade (Hamari et al., 2016; Tussyadiah & Pesonen, 2016a).

O quadro abaixo sumariza os critérios que resultaram da análise dos FG, e que os participantes acreditaram que influenciam a escolha do apartamento e a percepção de justiça em preços, aos quais se adicionaram os retirados da literatura.

Quadro 4: Critérios encontrados no Focus Group

<b>Critério</b>	<b>Sub-critério</b>	<b>Contribuições específicas do <i>Focus Group</i></b>	<b>Descrição</b>
Comparações com outras plataformas		<ul style="list-style-type: none"> <li>- Apartamentos diferentes</li> <li>- Diferentes OTAs</li> </ul>	O consumidor não possui muitas referências de preços, por isso é preciso comparar com outras plataformas para buscar referências.
Orçamento e WTP		<ul style="list-style-type: none"> <li>- Orçamento da viagem</li> </ul>	Quanto é que o consumidor (ou o grupo de consumidores) possui disponível para investir no apartamento – <i>Willingness to pay (WTP)</i>
Motivação de viagem		<ul style="list-style-type: none"> <li>- A motivação da viagem está relacionada com a escolha da Airbnb e com o orçamento.</li> <li>- Tempo disponível para a viagem</li> <li>- Aluguer de curta duração para festas- eventos privados</li> <li>- Número de pessoas que viajam</li> <li>- Destino (nacional ou internacional, campo ou cidade, montanha ou praia, inverno ou verão, etc.)</li> </ul>	Tem de haver uma correspondência entre a motivação da viagem, o preço e a escolha do Alojamento Local.
Preço	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Preço final</li> <li>- Taxas</li> <li>- Método de pagamento</li> <li>- Métodos de preços</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Preço e métodos de preços dinâmicos</li> </ul>	O quanto é pago pelo apartamento

Localização	Distância de: <ul style="list-style-type: none"> <li>- Atrações turísticas</li> <li>- Transportes públicos</li> <li>- Supermercados</li> <li>- Lojas;</li> </ul> Segurança nos bairros <ul style="list-style-type: none"> <li>- Evitar o excesso de turismo</li> </ul>		Distância de pontos de interesse e segurança local.  O apartamento está localizado em um bairro residencial não turístico
Avaliações	Sobre os itens: <ul style="list-style-type: none"> <li>- Anfitriões</li> <li>- Segurança do apartamento</li> <li>- Limpeza</li> <li>- Serviços e instalações</li> </ul>		Comentários e experiências anteriores. Comparação com outros consumidores.
Atributos da propriedade	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Arquitetura</li> <li>- Entretenimento</li> <li>- Design de interiores e exteriores</li> <li>- Edifício</li> <li>- Equipamentos de cozinha</li> <li>- Amenidades</li> <li>- Comodidades dos quartos</li> <li>- Regras de aluguer</li> <li>- “Sensação de estar em casa” ou “Parece estar em casa”</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Política de cancelamento</li> <li>- Quantidade de descrição</li> <li>- <i>Pet-friendly</i></li> <li>- Privacidade do alojamento</li> </ul>	Tamanho do apartamento, comodidades e serviços, regras de aluguer (horários de entrada e saída, etc.), limpeza, segurança.
Valor - Conforto	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Qualidade percebida do apartamento: comodidades, mobiliário, tecnologia</li> </ul>		Quantidade de regras do apartamento. Refere-se à avaliação que o hóspede faz do quarto/casa após a estadia, atribuindo-lhe geralmente uma pontuação de 1 a 5.

Autenticidade	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Atributos culturais e históricos (locais)</li> <li>- Estilo de vida</li> <li>- Experiências domésticas do AL</li> <li>- Opções de programas educacionais</li> <li>- Alojamento “único”, diferenciado</li> <li>- Alojamento inovador</li> <li>- Hedónico</li> <li>- Possibilidade de interações sociais</li> </ul>		Experiência local. Interação com o anfitrião ou com outros habitantes locais. Os hóspedes podem aprender fora do apartamento. (por exemplo, ficar numa quinta, na casa de um artista ou num edifício histórico)
Filosofia do AL	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Valores da Airbnb</li> <li>- Familiaridade com a marca</li> </ul>		A ligação à marca é superior à de outros tipos de filosofias de alojamento. A contribuição para a comunidade local é maior. Acredita na “economia de partilha”.
Sustentabilidade	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Consumo de energia</li> <li>- Consumo de água</li> <li>- Resíduos</li> <li>- Co2</li> <li>- Economia local</li> <li>- Responsabilidade social</li> </ul>		Sustentabilidade económica, social e ambiental.

Fonte: Elaboração própria

A análise auxilia a evidenciar os contributos do *focus group* para construção do instrumento de pesquisa, junto com os autores encontrados no Quadro 5. Ambos serviram de auxílio para construir o instrumento de pesquisa da fase quantitativa, tópico do próximo capítulo.

Por fim, o quadro 5 elabora ainda mais os critérios encontrados na tabela anterior sobre a escolha para o AL.

Quadro 5 - Critérios de escolha para o Alojamento Local na literatura

<b>Critério</b>	<b>Sub-critério</b>	<b>Descrição</b>	<b>Autores</b>
Preço	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Preço final</li> <li>- Impostos</li> <li>- Taxas</li> <li>- Método de Pagamento</li> <li>- Método de estabelecer o preço</li> </ul>	O quanto é pago pelo alojamento.	Guttentag, 2016; Mao & Lyu, 2017; Satama, 2014; Tussyadiah & Pesonen, 2016a; Yang & Ahn, 2016.
Localização	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Destinos turísticos</li> <li>- Transporte público</li> <li>- Supermercado</li> <li>- Lojas</li> <li>- Segurança local</li> </ul>	Distância dos pontos de interesse e segurança.	Li et al., 2016; Zhang, Z., Chen, R. J., Han, L. D., & Yang, L, 2017.
Avaliações	<ul style="list-style-type: none"> <li>- <i>Hosts</i></li> <li>- Segurança</li> <li>- Limpeza</li> <li>- Serviços e utilidades</li> </ul>	Comentários anteriores. Experiências anteriores. Comparação com outros consumidores.	Liu et al., 2020; Sthapit and Björk, 2019; Tussyadiah and Zach, 2015.
Atributos da propriedade	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Arquitetura</li> <li>- Opções de entretenimento</li> <li>- Design interior e exterior</li> <li>- Estrutura do prédio</li> <li>- Utensílios de cozinha</li> <li>- Utensílios da casa de banho</li> <li>- Quarto</li> </ul>	Tamanho do apartamento, utensílios, serviços oferecidos, regras do arrendamento (check-in, check-out, horários para check-in e check-out, entre outras regras), limpeza e segurança do apartamento.	Wang and Nicolau, 2017; Kim (2019), Pearl M. C. Lin (2018).

	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Regras do arrendamento</li> <li>- “Sentir-se em casa”</li> </ul>		
Valor Percebido – Conforto	-Percepção de qualidade sobre os utensílios do apartamento, móveis e da tecnologia oferecida.	Padrão do apartamento. Refere-se à avaliação que o hóspede faz do quarto/casa após a estadia, na qual o hóspede geralmente atribui uma pontuação de 1 a 5 estrelas.	Hwa-Young Jeong (2021)
Autenticidade – Atributos que contribuem para uma experiência única que reflete a cultura local.	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Atributos culturais e históricos (locais)</li> <li>- Estilo de vida</li> <li>- Experiência da casa</li> <li>- Educativo</li> <li>- Indistinguível</li> <li>- Inovador</li> <li>- Hedónico</li> <li>- Interações sociais</li> </ul>	Experiência local. Interação com o anfitrião ou outros habitantes locais. Os hóspedes podem aprender fora do apartamento. (por exemplo, ficar numa quinta, na casa de um artista ou num edifício histórico)	Agapitou, C., Liana, A., Folinas, D., & Konstantoglou, A. (2020); Pearl M. C. Lin (2018); o Guttentag (2016), Liang, 2015.
Evitar <i>over-tourism</i>		Locais mais residenciais fora do eixo turístico de massa.	Agapitou, C., Liana, A., Folinas, D., & Konstantoglou, A. (2020); Pearl M. C. Lin (2018).
Filosofia do AL	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Valores que a propriedade possui na Airbnb (literatura foca somente na Aibnb)</li> <li>- Familiaridade com a marca</li> </ul>	<p>Conexão com a marca acima de outras filosofias de alojamento.</p> <p>Acreditar que a contribuição para a comunidade local é maior nesse tipo de alojamento.</p> <p>Acreditar que Airbnb é economia da partilha.</p>	Tchorek et al. (2020); Sthapit et al. (2019);

Sustentabilidade	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Consumo de energia</li> <li>- Consumo de água</li> <li>- Descarte do lixo</li> <li>- Emissão de Co2</li> <li>- Contribuição para a economia local</li> <li>- Responsabilidade Social</li> </ul>	Sustentabilidade nos aspectos econômico, social e ambiental.	Tussyadiah et Pesonen (2016a); Hamari et al. (2016).
------------------	------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------	--------------------------------------------------------------	------------------------------------------------------

Fonte: Elaboração própria

A abordagem exploratória serviu como questões “Q” de referências para o estudo quantitativo posterior (quadro 6) e posteriormente para a análise fatorial.

O objetivo desta parte do estudo é investigar como os diversos fatores motivadores predizem o julgamento da justiça de preços e dos métodos de estabelecer os preços em relação ao Alojamento Local e identificar quais são as variáveis dependentes e independentes do estudo, conforme as relações abaixo.

Quadro 6: Variáveis independentes do estudo

<b>Questão-afirmação</b>
<ul style="list-style-type: none"> <li>• Do you usually agree with the final price of Short-term Rental platforms?</li> </ul>
<ul style="list-style-type: none"> <li>• The pricing method of the Short-term Rental platform was fair</li> </ul>
<ul style="list-style-type: none"> <li>• The price variation from different OTAs for the same property influences my purchase decision.</li> </ul>
<ul style="list-style-type: none"> <li>• The apartment size (m2) influences my purchase decision.</li> <li>• The previous guests' reviews influence my decision on STR.</li> <li>• The STR interior design influences my purchase decision.</li> <li>• The property architecture is relevant to my STR purchase.</li> <li>• The offers towards pedagogical activities (For example, workshops for adults or activities for kids) influence my decision on STR.</li> </ul>

<ul style="list-style-type: none"> <li>• The kitchen item options (For example: Microwave, cooker, etc.) influence my purchase decision.</li> <li>• The furniture item options (For example: sofa, table for home office, etc.) influence my purchase decision.</li> <li>• ‘Feels like home’ idea influences my purchase decision.</li> <li>• The historical-cultural property attributes influence my decision on STR.</li> </ul>
<ul style="list-style-type: none"> <li>• The available security information influences my decision on STR.</li> <li>• The cleaning information influences my decision on STR.</li> </ul>
<ul style="list-style-type: none"> <li>• The service offers inside the STR (For example, Netflix or local trips) influences my decision on the STR.</li> </ul>
<ul style="list-style-type: none"> <li>• The trip budget influences my purchase decision.</li> </ul>
<ul style="list-style-type: none"> <li>• The previous guests’ reviews influence my decision on STR.</li> </ul>
<ul style="list-style-type: none"> <li>• The trip destination influences my decision towards the type of STR.</li> </ul>
<ul style="list-style-type: none"> <li>• The house rules (For example: parties, pets, privacy, etc.) influence my purchase decision.</li> </ul>
<ul style="list-style-type: none"> <li>• The cancellation policy influences my purchase decision.</li> </ul>
<ul style="list-style-type: none"> <li>• The price variation over time on the OTAs influences my purchase decision.</li> <li>• The payment methods accepted by the OTA platforms are important to me.</li> <li>• The cancellation policy influences my purchase decision.</li> </ul>
<ul style="list-style-type: none"> <li>• I only chose a property with an environmental sustainability proposal.</li> </ul>
<ul style="list-style-type: none"> <li>• The final price I will pay for an STR is relevant to my purchasing decision.</li> </ul>
<ul style="list-style-type: none"> <li>• The STR needs to be “unique” and “innovative” for my purchase decision.</li> </ul>
<ul style="list-style-type: none"> <li>• The trip destination influences my decision towards the type of STR.</li> </ul>
<ul style="list-style-type: none"> <li>• The taxes and fees I will pay for an STR influence my purchase decision</li> </ul>

Fonte: Elaboração própria

As relações entre as variáveis dependentes e independentes apresentadas no estudo (relação abaixo) estão diretamente ligadas ao quadro 6 de relações de questões e afirmações do questionário. As variáveis dependentes correspondem às duas primeiras afirmações do quadro e as variáveis independentes (Q11 a Q40) correspondem às demais afirmações do quadro 6. Essas afirmações e variáveis abrangem os mais diversos aspectos que podem influenciar a percepção de justiça nos preços do AL. Vale reforçar que as variáveis foram selecionadas na revisão da literatura e nos resultados da fase qualitativa do estudo.

Relação de Variáveis dependentes:

Q8: Price Fairness

Q9: Pricing Method

Relação de Variáveis independentes:

Q10: Final Price

Q11: Extra fees

Q12: Commissions charged by the platform

Q13: Payment methods accepted

Q14: Price variation over time

Q15: Price variation over OTAs

Q16: Travelers group size

Q17: Trip budget

Q18: Trip Destination

Q19: Public Transportation

Q20: Local commerce – Personal Services

- Q21: Local Security
- Q22: Previous guests' reviews
- Q23: Security Information Available
- Q24: Cleaning Information
- Q25: service inside the STR (For example, Netflix or local trips)
- Q26: pedagogical activities (For example, workshops for adults or activities for kids)
- Q27: Architecture
- Q28: Interior Design
- Q29: Apartment Size
- Q30: kitchen item options (For example, Microwave, cooker, etc.)
- Q31: bathroom item options (For example, hairdryer, amenities, etc.)
- Q32: furniture item options (For example, sofa, table for home office, etc.)
- Q33: House rules
- Q34: Cancellation policy
- Q35: "Feels like home" feeling
- Q36: Previous Experience Rating
- Q37: Historical-cultural property attributes
- Q38: needs to be "unique" and "innovative"
- Q39: Property needs to be outside the tourist areas
- Q40: Environmental Sustainability Proposal

### 3.2 FASE QUANTITATIVA

Para testar empiricamente os itens identificados na Fase 1, foi conduzido um estudo quantitativo, recorrendo à aplicação de um questionário on-line orientado para o mercado dos Estados Unidos, que estudou os fatores que influenciam a percepção de justiça em preços na utilização das plataformas de Alojamento Local pelos turistas desse mercado. O motivo de escolha pelo mercado americano foi que este é o mercado emissor que possui o crescimento mais acentuado para o destino Portugal no período pós pandemia de COVID-19 segundo os dados do Instituto Nacional de Estatísticas de Portugal - INE<sup>1</sup> <sup>2</sup>.

Segundo Monroe (2008), pesquisas em comportamento do consumidor em preços podem medir as variáveis em uma escala ordinal para fazer uma análise fatorial dos aspetos importantes de um tópico. Antes da realização, o questionário foi testado, de modo a testar a clareza, a facilidade de resposta e a ausência de qualquer má interpretação dos respondentes. Por fim, os dados para testar as hipóteses foram submetidos a análises estatísticas com o objetivo de compará-las com os demais resultados e com a literatura.

Para garantir a adequação da amostra, a pergunta filtro incluiu apenas aqueles que viajaram para Portugal nos 12 meses anteriores à pandemia de COVID-19. O motivo da pergunta filtro está em limitar o período em que os turistas retêm experiências na memória e os

---

<sup>1</sup> Fonte de Dados: INE - Inquérito à Permanência de Hóspedes na Hotelaria e outros Alojamentos. [https://www.ine.pt/xportal/xmain?xpid=INE&xpgid=ine\\_tema&tema\\_cod=1713](https://www.ine.pt/xportal/xmain?xpid=INE&xpgid=ine_tema&tema_cod=1713)

<sup>2</sup> Fonte de Dados: PORDATA - Dormidas nos alojamentos turísticos: total e por tipo de estabelecimento. <https://www.pordata.pt/portugal/hospedes+nos+alojamentos+turisticos+total+e+por+tipo+de+estabelecimento-2614-303862>

motivos de escolha no momento de decisão mais recentes possíveis (último ano). Além disso, decidiu-se excluir o período pandêmico, em que outras variáveis (circunstanciais) poderiam afetar as opções dos turistas.

Embora o método de amostragem utilizado não seja probabilístico, calculou-se a dimensão da amostra mínima a obter baseado nos dados do INE, uma plataforma com informações sobre Portugal sobre a permanência de hóspedes na hotelaria e outros alojamentos, que proporcionou a dimensão do universo a estudar, e que resultou numa dimensão mínima de amostra de 385 questionários, considerando um nível de confiança de 95% e uma margem de erro de 5%, e que serviu apenas como referência para determinar um momento adequado para encerrar o inquérito online.

### **3.2.1 COLETA DE DADOS**

A coleta de dados foi realizada por meio da plataforma Qualtrics e a distribuição ocorreu pela plataforma Amazon Mechanical Turk, que, segundo Chan et al. (2016), é uma ferramenta frequentemente utilizada nas *behavioral sciences* para facilitar os processos de pesquisa acadêmica. Apenas os usuários da Amazon Mechanical Turk que atendiam aos critérios das perguntas-filtro foram direcionados para o questionário, e perguntas de teste foram incluídas aleatoriamente para validar e reduzir possíveis vies nas respostas. Essas perguntas-teste são criadas pela plataforma Qualtrics que em um momento, por exemplo, pergunta o ano em que a pessoa nasceu e em outro momento pergunta a idade que a pessoa tem. Além disso, um teste de adequação do inglês do questionário foi conduzido com estudantes do ensino superior cuja língua materna é o inglês, o que levou a ligeiras correções. A coleta de dados ocorreu de janeiro a junho de 2023. Devido ao uso de opções de resposta forçada, os dados não continham valores

ausentes. No total, 663 questionários foram respondidos, dos quais 385 foram considerados válidos. Os questionários excluídos foram aqueles em que o respondente não respondeu corretamente às perguntas teste do Qualtrics, não respondeu a todas as perguntas-filtro do questionário ou abandonou o questionário por algum motivo. Esses procedimentos contribuíram para obter uma qualidade de resposta de 98%, de acordo com a plataforma Qualtrics. As métricas da plataforma são: taxa de conclusão do questionário, tempo de resposta, consistência nas respostas e identificação de respostas duplicadas. Os participantes foram solicitados a indicar o nível de concordância ou discordância em relação aos itens de medição, utilizando uma escala Likert de 5 pontos (Discordo totalmente a Concordo totalmente) para todos os itens.

### **3.2.2 ANÁLISE DOS DADOS**

Foi realizada uma análise fatorial exploratória previamente à confirmatória para identificar a estrutura subjacente aos dados e confirmar estatisticamente como os itens se agregam em fatores. Este procedimento é essencial para explorar as relações entre variáveis e garantir que a estrutura do modelo seja consistente com os dados recolhidos. Quanto à confirmatória, tem o objetivo de validar os fatores identificados e confirmar a adequação do modelo teórico proposto. Em seguida, foi realizada uma regressão linear múltipla para identificar o preditores da percepção de preço justo. Por fim, este processo foi fundamental para refinar o modelo proposto na primeira fase do estudo. A análise de dados começou com a criação e limpeza da base de dados pelo software Qualtrics. Após a limpeza dos dados com a remoção dos questionários que não são válidos, os processos de codificação das variáveis categóricas e o subsequente agrupamento de fatores foram realizados através do software SPSS – versão 26.0. Dessa forma, o SPSS foi utilizado para atribuir códigos numéricos às respostas categóricas

(codificação), facilitando assim a análise estatística. Por exemplo, respostas como “sim” e “não” podem ser codificadas respectivamente como 1 e 0. Isso permitiu a exportação da base de dados em formatos compatíveis com qualquer outro software de análise de dados e a interpretação dos resultados para a criação de grupos ou categorias para análises.

A seguir, a análise baseou-se em três grandes vertentes. Em primeiro lugar, houve a validação do instrumento para perceber o uso do consumidor sobre o Alojamento Local, que consistiu na aplicação das análises de validação por meio da Análise Fatorial Exploratória e Confirmatória, bem como na análise de consistência interna de cada fator.

A segunda vertente de análise foi a descritiva, apresentando tabelas e gráficos que descrevem informações de médias, medianas, valores mínimos e máximos, desvio padrão, frequências e percentagens.

Por fim, a análise concentrou-se na aplicação da regressão linear para identificar os fatores preditores da justiça em preços. Para conduzir essas análises, foram utilizados os softwares SPSS – versão 26.0 para a construção das tabelas descritivas, análises de validação dos instrumentos e análises de regressão; Jasp – versão 0.17.3 e SmartPLS – versão 3 para complementar os testes da análise fatorial confirmatória. Adotou-se um nível de significância de 5% ( $p\text{-valor} < 0,05$ ) e todos os pressupostos estatísticos e critérios éticos foram respeitados.

### **3.2.3 Análise Fatorial Exploratória e confirmatória**

A Análise Fatorial Exploratória (AFE) é uma técnica estatística empregada para identificar a estrutura subjacente de um conjunto de variáveis observadas e extrair os fatores subjacentes que podem explicar a covariância entre essas variáveis. Em outras palavras, a AFE visa reduzir, se necessário, ou excluir itens de um instrumento (Stevens, 2002). Ela aplica-se

para avaliar a qualidade de ajustamento de um modelo de medida (validação do constructo), ou da estrutura da escala original com outra amostra (por exemplo, outra cultura / outro país).

A análise fatorial confirmatória é uma técnica de análise multivariada que tem por finalidade identificar a estrutura fatorial de um conjunto de dados que apresenta correlação entre si. Esta técnica dedica-se a identificar quais variáveis se agrupam para formar fatores capazes de explicar uma determinada informação. A análise fatorial tem uma estrutura multivariada, logo, utiliza a informação de um conjunto de variáveis ao mesmo tempo.

Foram utilizados todos os itens da escala proposta que avalia as questões relacionadas à utilização de plataformas de reservas de Alojamento Local. E, diferentemente da análise fatorial exploratória, onde se utilizam técnicas estatísticas para definir quais fatores serão válidos e permanecerão, neste caso, já se sabe quantos fatores serão aplicados e o objetivo é identificar se o modelo se adequa a essa quantidade de fatores.

#### **3.2.4 PRESSUPOSTOS PARA A DESCRIÇÃO DOS ITENS PROCEDIMENTAIS DA ANÁLISE FATORIAL**

Como pressupostos da análise fatorial, requer-se que a amostra apresente uma distribuição normal, que seja grande o suficiente para a aplicação da técnica (o mínimo é ter pelo menos cinco vezes mais observações do que o número de variáveis ou itens a serem analisados) e que haja correlação entre os itens inseridos no modelo. Todos estes pressupostos orientam a escolha das técnicas de ajustamento e rotação. Caso algum destes pressupostos não seja cumprido, é possível aplicar técnicas estatísticas específicas para compensar essa ausência (Field, 2009).

Para a seleção do método de extração de fatores, que é o critério utilizado para determinar quantos fatores permanecerão no modelo, consideramos o critério de Kaiser, que sugere que devemos extrair apenas os fatores com autovalor maior do que 1. Como os autovalores

representam a quantidade de variação explicada por um fator, ter um autovalor de 1 representa que o fator explica uma quantidade substancial de variação (Matos, 2019).

Como método de rotação utilizou-se o método Varimax, já que este método visa facilitar a interpretação dos fatores extraídos. Uma análise fatorial muitas vezes resulta em fatores que estão correlacionados entre si, o que pode dificultar a interpretação. Por isso, a rotação Varimax, que é uma forma de rotação oblíqua, permite ajustar-se mesmo que os fatores extraídos sejam correlacionados entre si (Matos, 2019).

Para o método de extração de fatores, optou-se por aplicar a técnica de componentes principais, que identifica quais são as combinações lineares das variáveis originais que explicam a maior parte da variância total dos dados. Esta técnica procura encontrar os componentes que mais se aproximam da estrutura de variância ou covariância dos dados originais, permitindo assim reduzir a dimensionalidade do conjunto de dados, mantendo o máximo de informação possível (Matos, 2019).

Primeiramente, foram mensuradas as medidas de ajustamento do modelo à técnica de análise fatorial. Aplicaram-se as medidas de ajustamento do método, a partir das medidas de (Field et al., 2012):

- Teste de Bartlett: indica se a matriz de correlações é estatisticamente diferente de uma matriz identidade, devendo apresentar valores estatisticamente significativos, ou seja,  $p < 0.05$ .
- Teste de Esfericidade de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO): indica a adequação dos dados à aplicação da técnica de análise fatorial, devendo apresentar valores  $> 0.70$ .

Também se mensurou os índices de ajustamento da análise confirmatória, foram consideradas as seguintes medidas (Field et al., 2012):

- Comparative fit index (CFI) e Tucker-Lewis index (TLI): calculam o ajuste relativo do modelo observado, sendo que valores acima de 0,90 indicam ajuste adequado.
- Bentler-Bonnet Non-normed Fit Index (NNFI): é uma medida da qualidade do ajuste de um modelo, que não é afetada pelo número de variáveis no modelo, sendo que valores acima de 0.90 indicam ajuste adequado.
- Root mean square error of approximation (RMSEA): é também uma medida de discrepância, sendo aceitáveis resultados até 0,08.

### 3.2.5 Resultados da análise Fatorial Exploratória

Para validar a adequação do método de análise fatorial, tanto o valor do teste de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO=0,680), que excedeu o valor de referência de 0,7, quanto o valor do determinante, que não atingiu zero, indicam que as extrações fatoriais são viáveis. Além disso, um p-valor inferior a 0,001 para o teste de esfericidade de Bartlett, estatisticamente significativo (<0,05), o que sugere que a análise fatorial é apropriada.

**Tabela 1 – Variância total explicada – solução rotacionada**

Fatores	Autovalor	% de variância explicada	% de variância acumulada
1	13,266	12,6	12,6
2	2,476	12,0	24,5
3	1,501	11,9	36,4
4	1,374	8,7	45,1
5	1,152	7,7	52,9
6	1,071	6,8	59,7

*Notas:* Método de Extração – análise de Componente Principal com rotação Varimax.

Fonte: Elaboração própria

Considerando a referência principal para determinar quantos agrupamentos devem ser realizados na análise fatorial exploratória, o critério de Kaiser, que preconiza que autovalores maiores ou iguais a 1 devem servir como base para determinar quantos fatores devem ser criados a partir da matriz de autovalores (Kaiser, 1960), a análise fatorial exploratória indica a formação de seis fatores. Esses fatores, em conjunto, são capazes de explicar 59,7% da variabilidade total nas variáveis originais, conforme a estrutura proposta pelos fatores extraídos da análise fatorial.

Quanto à análise do fator de Harman, este teste é utilizado para avaliar se há incidência de viés devido ao tipo de instrumento aplicado (questionário autoaplicado) ou método de coleta (uma única coleta de dados: *Cross-section* ou estudo transversal). Ele investiga a incidência de variância comum pelo valor médio de variância explicada acumulada ao extrair um único fator do conjunto de dados. Se esse único fator abranger a maior parte da variância do conjunto (mais de 50%), indica possíveis problemas de viés na estimação dos dados reais (Podsakoff, Mackenzie, Lee, & Podsakoff, 2003). Ao analisar sob esta perspectiva o método de coleta de dados, podemos descartar o risco de viés devido ao instrumento de coleta nos dados deste estudo. Assim, os fatores extraídos são representativos e contribuem significativamente para compreender a estrutura subjacente dos dados. Além disso, a relevância das variáveis analisadas na compreensão da percepção de justiça nos preços no AL e, por fim, fornece uma base sólida para as análises subsequentes do estudo.

**Tabela 2 – Matriz de componentes rotacionados – Rotação Varimax**

Sigla	Componentes						Singularidade
	1	2	3	4	5	6	
Q30	0,749						0,385
Q28	0,706						0,413
Q25	0,687						0,555
Q21	0,677						0,376
Q32	0,592						0,467
Q23	0,555						0,384
Q40		0,954					0,178
Q37		0,793					0,291
Q39		0,788					0,304
Q38		0,761					0,431
Q26		0,500					0,435
Q16			0,703				0,422
Q12			0,668				0,483
Q10			0,634				0,417
Q14			0,582				0,466
Q17				0,786			0,344
Q15				0,665			0,333
Q22					0,752		0,372
Q36					0,665		0,474
Q33						0,72	0,247
Q35						0,574	0,363
Q11							0,397
Q13							0,486

Q18	0,507
Q19	0,542
Q20	0,441
Q24	0,409
Q27	0,464
Q29	0,386
Q31	0,287
Q34	0,441

*Nota:* Método de Extração – análise de Componente Principal com rotação Varimax. Fonte: Elaboração própria

Com base na estrutura proposta pela análise fatorial exploratória, as variáveis podem ser organizadas em seis fatores, conforme apresentado na tabela acima. Foi observado que o fator 1 possui mais itens do que os restantes. Dez itens apresentaram cargas fatoriais inferiores ao valor de referência de 0,500, sendo, portanto, excluídos da análise fatorial confirmatória realizada posteriormente, pois não contribuíram com cargas suficientemente altas para compor qualquer um dos fatores, com valores maiores do que o que explicam isoladamente (singularidade).

Assim, optou-se que o Fator 1 seja denominado “Equipamentos, serviços e segurança” (composto pelos itens Q30 -"As opções de itens de cozinha influenciam a minha decisão de compra", Q28 - "O design de interiores do STR influencia a minha decisão de compra", Q25 - "As ofertas de serviço dentro do STR (por exemplo: Netflix ou passeios locais) influenciam a minha decisão sobre o STR", Q21 -"A segurança local influencia a minha decisão sobre o STR", Q32 -"As opções de itens de mobília (por exemplo: sofá, mesa para escritório em casa, etc.) influenciam a minha decisão de compra" e Q23 -"As informações de segurança disponíveis

influenciam a minha decisão sobre o STR", pois engloba todas as características estruturais, facilidades e serviços oferecidos.

O Fator 2 é denominado “Produto Alargado” (composto pelos itens Q40 - "Eu só escolhi uma propriedade com uma proposta de sustentabilidade ambiental", Q37 - "Os atributos histórico-culturais da propriedade influenciam a minha decisão sobre o STR", Q39 - "A propriedade precisa estar fora das áreas turísticas do destino da viagem", Q38 - "O STR precisa ser 'único' e 'inovador' para a minha decisão de compra" e Q26 - "As ofertas para atividades pedagógicas (por exemplo: workshops para adultos ou atividades para crianças) influenciam a minha decisão sobre o STR", pois engloba as características da oferta de AL que vão além do que é expectável no setor.

O Fator 3, denominado “Preço” (composto pelos itens Q16 - "A variação do preço com base no tamanho do grupo de viagem que está a viajar influencia a minha decisão de compra", Q12 - "Os preços cobrados pelas plataformas para um aluguer de temporada (STR) influenciam a minha decisão de compra", Q10 - "O preço final que pagarei por um aluguer de temporada (STR) é relevante para a minha decisão de compra" e Q14 - "A variação do preço ao longo do tempo nas OTA influencia a minha decisão de compra"), agrupa os itens efetivamente relacionados ao custo da estadia para o hóspede.

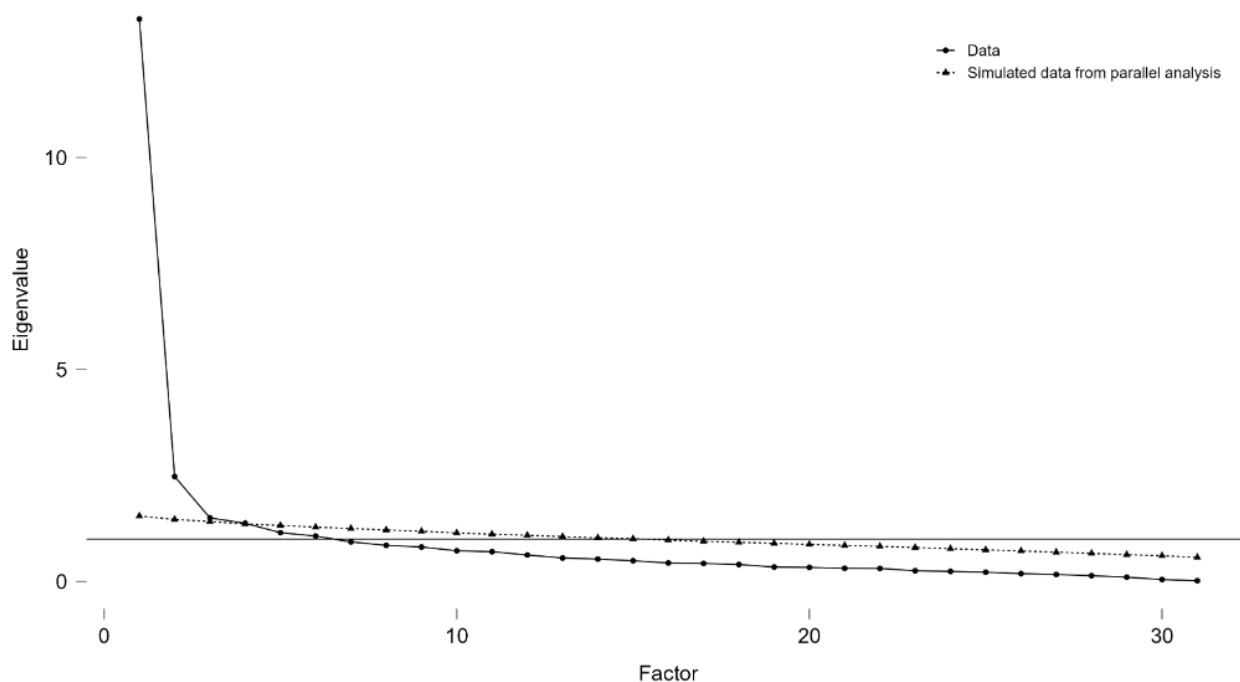
O Fator 4, denominado “Orçamento” (composto pelos itens Q17 - "O orçamento da viagem influencia a minha decisão de compra" e Q15 - "A variação de preço entre diferentes OTA para a mesma propriedade influencia a minha decisão de compra"), é assim denominado por englobar itens relacionados ao orçamento e a procura por minimizar a despesa considerando determinadas opções de alojamento.

O Fator 5 é denominado “Avaliação do AL” (composto pelos itens Q22 - "As avaliações de hóspedes anteriores influenciam a minha decisão sobre aluguer de temporada (STR)" e Q36

-"Como classificaria a sua experiência anterior com aluguer de temporada (STR), em média?").

O valor percebido relaciona-se com as avaliações de outros hóspedes e a experiência pessoal.

O Fator 6 é denominado “Sentir-se em casa” (composto pelos itens Q33 - "As regras da casa (por exemplo: festas, animais de estimação, privacidade, etc.) influenciam a minha decisão de compra" e Q35 - "A ideia de 'sentir-se em casa' influencia a minha decisão de compra").



**Figura 2** - Scree plot – Distribuição dos autovalores e linha da análise paralela simulada – Análise fatorial exploratória

Fonte: Elaboração própria

Por fim, a análise fatorial exploratória identificou de forma robusta os principais fatores que explicam a variabilidade dos dados, corroborando as análises descritivas da primeira fase do estudo. Dessa forma, a análise combinada de boxplots, intervalos de confiança e a análise

fatorial exploratória fornece uma visão abrangente e detalhada da estrutura dos dados, validando a relevância dos fatores estudados e a consistência das avaliações dos respondentes.

A robustez dos fatores extraídos sugere que os entrevistados avaliam de forma consistente e multidimensional a sua experiência de Alojamento Local, considerando não apenas o preço isoladamente, mas um conjunto complexo de atributos que influenciam a sua percepção de justiça. Portanto, para confirmar a validade destes fatores e explorar mais profundamente as relações entre si, o próximo capítulo desenvolve os resultados da análise fatorial confirmatória.

### **3.2.6 ANÁLISE FATORIAL CONFIRMATÓRIA**

A análise fatorial confirmatória é empregada para validar se um modelo teórico específico é apropriado, avaliando o ajuste entre o modelo proposto e os dados observados da amostra coletada. Esta técnica utiliza diversos indicadores de ajuste para avaliar a qualidade do modelo (Byrne, 2012). Nesse sentido, a análise fatorial confirmatória foi aplicada ao instrumento de indicadores do modelo proposto.

### **3.2.7 REGRESSÃO LINEAR**

Entre as técnicas de análise mais avançadas em conceito de capacidade explicatória sobre associações, estão as análises de regressão. A análise de regressão linear foi conduzida em relação a duas variáveis, a Q8 e a Q9 (variáveis dependentes). Inicialmente, os fatores foram testados individualmente como preditores. Posteriormente, foi aplicada a análise de modelo de regressão linear múltiplo, incluindo todos os fatores e retirando hierarquicamente, com base no

maior valor de nível de significância, até manter apenas os coeficientes com valores iguais ou inferiores a 0,200.

A regressão linear múltipla adota a hipótese de que o conjunto de informações das variáveis independentes pode ser um bom preditor para explicar o comportamento da variável de interesse – a dependente.

As hipóteses gerais para a análise de regressão múltipla são:

H0:  $\beta_i = 0$  (não existe regressão, todos os coeficientes são iguais a zero)

H1:  $\beta_i \neq 0$  (existe regressão, há um coeficiente angular diferente de zero no modelo)

A análise de regressão tem algumas especificidades, além dos pressupostos pré-análise, que são itens fundamentais para que se possa realizar a análise (Morettin, 2010). Também há uma série de itens que devem ser analisados após a realização, são itens da análise de resíduos e que também possuem pressupostos (Gujarati & Porter, 2010).

Os pressupostos pré-análise são:

- Linearidade do modelo: para a aplicação de um modelo de regressão linear é necessário que haja uma relação linear.
- As variáveis foram medidas adequadamente, ou seja, não há erro sistemático de mensuração.
- Distribuição normal ou aproximadamente normal da variável dependente.

Os pressupostos para a análise dos resíduos são:

- Homocedasticidade: existe homogeneidade constante na variância da variável dependente para todas as variáveis independentes. Utilizou-se a análise visual por meio do gráfico de distribuição dos valores dos resíduos padronizados por valores preditos padronizados.
- Normalidade da distribuição dos erros/resíduos: os resíduos devem apresentar distribuição normal, e isso foi analisado pelos testes de normalidade de Kolmogorov-Smirnov e Shapiro-Wilk e pela visualização de gráfico de distribuição – histograma para dados de resíduos.
- Independência dos erros: os erros devem ser independentes. Para a análise, aplicou-se a estatística de Durbin-Watson, considerando os valores aceitáveis entre 1 e 3, quanto mais próximo de 2, mais adequado.
- Multicolinearidade: ocorre quando duas ou mais variáveis independentes apresentam altos valores de correlação entre si. Utilizou-se a informação do fator de inflação da variância (VIF), considerando valores menores que 10 ou tolerância maior que 0,1.
- Presença de *outliers*: observações com valores extremos, que podem afetar a qualidade das análises. Análise visual dos gráficos de distribuição das informações de resíduos.

Considerando todos os critérios citados acima, chegamos à construção de um modelo múltiplo que descreve a equação de regressão para a variável dependente, a partir do ajuste da equação padrão:

$$Y_i = \alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + (\dots) + e_i$$

Onde:

$Y_i$  = Observações da variável dependente

$\alpha$  = Coeficiente linear ou intercepto

$\beta_i$  = Coeficiente de inclinação da reta ou angular

$X_i$  = Observações das variáveis independentes

$e_i$  = Erro

Inicialmente, com a análise de regressão, construiu-se um modelo, selecionando as variáveis que pudessem, de maneira significativa, relacionar-se com a variável dependente. Pela análise de resíduos realizada para garantir a qualidade dos modelos, nenhum dos modelos múltiplos apresentou problemas com multicolinearidade, heterocedasticidade das variâncias ou presença de outliers.

A opção pela regressão linear múltipla com variáveis em escala Likert justifica-se pelo objetivo central de explicar a variação contínua da percepção de justiça do preço, tratada como um construto aproximado a uma variável contínua, e não apenas de classificar respostas em categorias dicotômicas (justo/injusto). Neste contexto, uma outra regressão, como por exemplo, a regressão logística, seria mais adequada se o foco estivesse em modelar probabilidades de pertença a grupos (por exemplo, considerar o preço “justo” acima de um determinado ponto de corte), o que implicaria uma perda de informação ao colapsar a variabilidade da escala em classes. Assim, a utilização de regressão linear permite captar nuances na intensidade da percepção de justiça e avaliar de forma mais rica o contributo incremental de cada fator explicativo, mantendo alinhamento com práticas correntes em estudos de marketing e comportamento do consumidor baseados em escalas de avaliação (Hair et al., 2010).



## **4. RESULTADOS**

Este capítulo tem como objetivo apresentar e analisar os resultados do estudo, seguindo a teoria proposta de análise e o auxílio da fase qualitativa do estudo para o instrumento de pesquisa.

### **4.1 ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS**

A caracterização da amostra é constituída por indivíduos com a idade média de 35 anos ( $\pm 0,57$ ), variando entre os 18 e os 70 anos de idade e os anos variam de 1946 a 2004 (somente maiores de 18 anos foram permitidos realizar a pesquisa por serem considerados maiores de idade). No que diz respeito ao agregado familiar, a média de pessoas por lar é de 3,85 (desvio padrão de 1,42). Relativamente à identificação com o género, 58,67% se identificaram como pertencentes ao género masculino enquanto 40,86% dos respondentes se identificaram como pertencentes ao género feminino. Por fim, 0,36% de pessoas não se identificaram como pertencentes a nenhum dos dois géneros ou preferiram não responder à pergunta. Quanto ao nível de escolaridade, o maior grau de escolaridade foi o de 53,21% dos respondentes ao indicar nível superior completo e seguido de 25,42% indicaram ter completado uma pós-graduação. Quanto ao rendimento anual, o maior resultado foi 47,27% dos respondentes com a faixa de 50.000 - 99.999 euros por ano, em segundo lugar com 25,27%, a faixa de 25.000 - 49.999 euros por ano.

Foram apuradas as estatísticas descritivas dos fatores gerados a partir das respostas ao instrumento de análise das características relacionadas com o uso de plataformas de Alojamento Local.

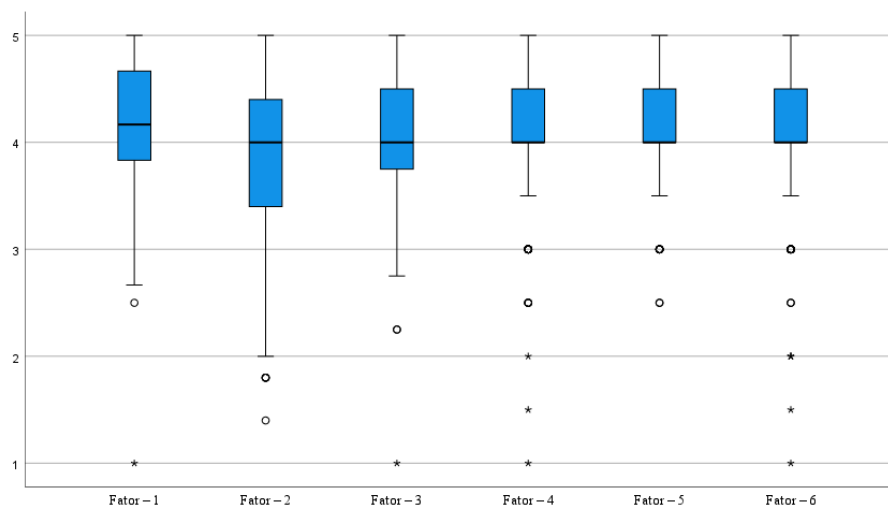
**Tabela 3 – Análise descritiva – fatores do instrumento principal**

	Mínimo	Média	Desvio padrão	Máximo
Fator 1 – Equipamentos, serviços e segurança	1,00	4,14	0,59	5,00
Fator 2 – Produto Alargado	1,40	3,92	0,75	5,00
Fator 3 – Preço	1,00	4,07	0,60	5,00
Fator 4 – Orçamento	1,00	4,14	0,72	5,00
Fator 5 – Avaliação do AL	2,50	4,22	0,57	5,00
Fator 6 – Sentir-se em casa	1,00	4,12	0,70	5,00

Fonte: Elaboração própria

O fator com a maior média é o Fator 5 – Avaliação do AL, com uma média de 4,22 ( $\pm 0,570$ ), seguido do Fator 1 – Equipamentos, serviços e segurança, com uma média de 4,14 ( $\pm 0,59$ ) e o Fator 4 – Orçamento também com média de 4,14 ( $\pm 0,72$ ). Todos os fatores apresentaram variabilidade entre 1 (mínimo) e 5 (pontuação máxima possível), sendo que o Fator 5 – Avaliação do AL apresentou o valor mínimo mais alto, 2,50 e o Fator 2 Produto Alargado possui a menor média.

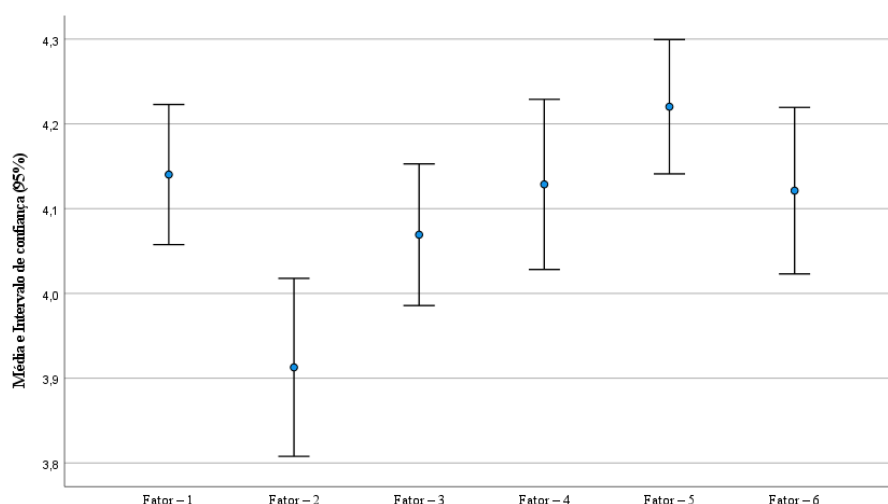
Para visualizar melhor a variabilidade dos fatores, a figura 3 apresenta a distribuição completa em diagrama de caixa (boxplot) para todos os fatores.



**Figura 3 - Distribuição dos dados dos fatores em box plot.**

Fonte: Elaboração própria

Além disso, todas as caixas estão próximas ou acima da linha do valor 4 no eixo vertical. Isso implica que, em geral, a maioria das respostas tende a ser alta (perto do valor máximo da escala), indicando níveis de concordância médios acima de 3.9 em todos os fatores.



**Figura 4 - Distribuição das médias e intervalos de confiança (95%) da média.**

Fonte: Elaboração própria

Verifica-se que o fator 5 apresenta os valores mínimos e máximos de IC (95%) mais altos, isso indica que, em média, os respondentes concordaram com esse fator de maneira muito positiva, e essa avaliação é consistente, visto que o intervalo de confiança é elevado, mas ainda assim concentrado em valores altos. Enquanto isso, o fator 2 apresenta os valores mais baixos para ambas as medidas e isso sugere que, embora ainda positivo, este fator foi considerado de maneira menos favorável em comparação aos outros fatores. Os fatores 3 e 4 são os que apresentam maior proximidade nas suas distribuições de média e IC (95%). Isso implica que os respondentes têm percepções semelhantes em relação a esses fatores, e a consistência dessas percepções é refletida nos intervalos de confiança próximos.

Por fim, essa consistência sugere que o Fator 5, relacionado à avaliação do AL, é um elemento-chave na avaliação dos turistas. É importante também observar que o Fator 2, relacionado ao produto alargado, apresentou os valores mais baixos tanto na média quanto no IC, sugerindo que, embora avaliado positivamente, é percebido como menos relevante em comparação com os outros fatores.

#### 4.2. Resultados da Análise Fatorial Confirmatória

A análise fatorial confirmatória foi aplicada para validar se o modelo teórico específico é apropriado, avaliando o ajuste entre o modelo proposto e os dados observados da amostra coletada. Esta técnica utiliza diversos indicadores de ajuste para avaliar a qualidade do modelo (Byrne, 2012).

**Tabela 4 - Medidas de adequação da análise fatorial confirmatória**

Medidas de adequação	
Medida Kaiser-Meyer-Olkin de adequação de amostragem (KMO)	0,877
	p-valor
Teste de esfericidade de Bartlett	<0,001

*Nota:* \*indica significância estatística (p-valor<0,05).

Fonte: Elaboração própria

Todos os itens relacionados à adequação da aplicação do método de análise fatorial mostraram-se satisfatórios. O valor do teste de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO=0,877) foi superior à referência de 0,5, indicando que as extrações fatoriais são viáveis. Além disso, obtivemos um p-valor menor que 0,001, estatisticamente significativo (<0,05), para o teste de Bartlett, o que sugere que a análise fatorial é apropriada.

Os valores dos componentes indicaram que os itens são apropriados, pois apresentam resultados superiores a 0,500, referência para a medida, o que sugere que todos os itens estão corretamente inseridos no instrumento (Hair et al., 2010).

A análise fatorial confirmatória revelou que os seis fatores apresentam cargas fatoriais significativas, com valores p inferiores a 0,001 para todos os indicadores. Isto sugere que cada

item – equipamentos, serviços e segurança; produto alargado; preço; orçamento; avaliação do AL; sentir-se em casa – contribui significativamente para o respectivo fator.

**Tabela 5 – Distribuição das cargas fatoriais por Fatores (rotação varimax)**

Fator	Indicador	carga	Erro padrão	z-value	p	IC (95%)	
						Inferior	Superior
Fator 1 – Equipamentos, serviços e segurança	Q30	0,486	0,049	9,844	<0,001	0,389	0,583
	Q28	0,596	0,053	11,344	<0,001	0,493	0,699
	Q25	0,462	0,060	7,667	<0,001	0,344	0,580
	Q21	0,542	0,053	10,136	<0,001	0,437	0,647
	Q32	0,509	0,053	9,558	<0,001	0,404	0,613
	Q23	0,614	0,053	11,599	<0,001	0,510	0,718
Fator 2 – Produto Alargado	Q40	0,840	0,062	13,498	<0,001	0,718	0,962
	Q37	0,636	0,051	12,362	<0,001	0,535	0,737
	Q39	0,762	0,065	11,702	<0,001	0,634	0,889
	Q38	0,621	0,065	9,609	<0,001	0,494	0,748
	Q26	0,504	0,052	9,635	<0,001	0,402	0,607
Fator 3 – Preço	Q16	0,489	0,062	7,877	<0,001	0,368	0,611
	Q12	0,516	0,051	10,145	<0,001	0,416	0,615
	Q10	0,560	0,053	10,631	<0,001	0,457	0,663
	Q14	0,558	0,057	9,770	<0,001	0,446	0,670
Fator 4 – Orçamento	Q17	0,653	0,061	10,765	<0,001	0,534	0,772
	Q15	0,392	0,053	7,407	<0,001	0,289	0,496
Fator 5 – Avaliação do AL	Q22	0,499	0,062	8,052	<0,001	0,378	0,621
	Q36	0,486	0,049	9,844	<0,001	0,389	0,583
Fator 6 – Sentir-se em casa	Q33	0,596	0,053	11,344	<0,001	0,493	0,699
	Q35	0,462	0,060	7,667	<0,001	0,344	0,580

*Nota:* Método de Extração – análise de mínimos resíduos com rotação varimax.

Fonte: Elaboração própria

Essas evidências empíricas indicam uma estrutura multidimensional da percepção de justiça nos preços no contexto do alojamento local. Isso sugere que há uma variedade de fatores distintos que os respondentes consideram ao avaliar a justiça de preços no Alojamento Local. Além disso, a significância estatística de todos os indicadores apoia a validade do modelo proposto das variáveis.

**Tabela 6 – Medidas de ajuste do modelo**

		Medidas de ajuste			RMSEA CI (90%)		
$\chi^2$	p-valor	CFI	TLI	SRMR	RMSEA	Inferior	Superior
<b>233,35</b>	<0,001	0,920	0,902	0,054	0,065	0,052	0,078

Notas:  $\chi^2$ : estatística calculada do teste de Qui-quadrado; CFI: *comparative fit index*; TLI: *Tucker-Lewis index*; SRMR: *Standardized Root Mean Square Residual*; RMSEA: *root mean square error of approximation*.

Fonte: Elaboração própria

O teste do qui-quadrado ( $\chi^2$ ) sugere que o modelo não seria capaz de reproduzir suficientemente a covariância da amostra. Como não é a única medida confirmatória nem o melhor índice para análise de ajuste, é recomendável considerar outras possibilidades de análise de ajuste, rotação ou método de extração, ou até mesmo realizar alterações estruturais na análise. Em seguida, serão avaliadas as demais medidas de ajuste, o que é essencial para identificar se há a necessidade de alterações.

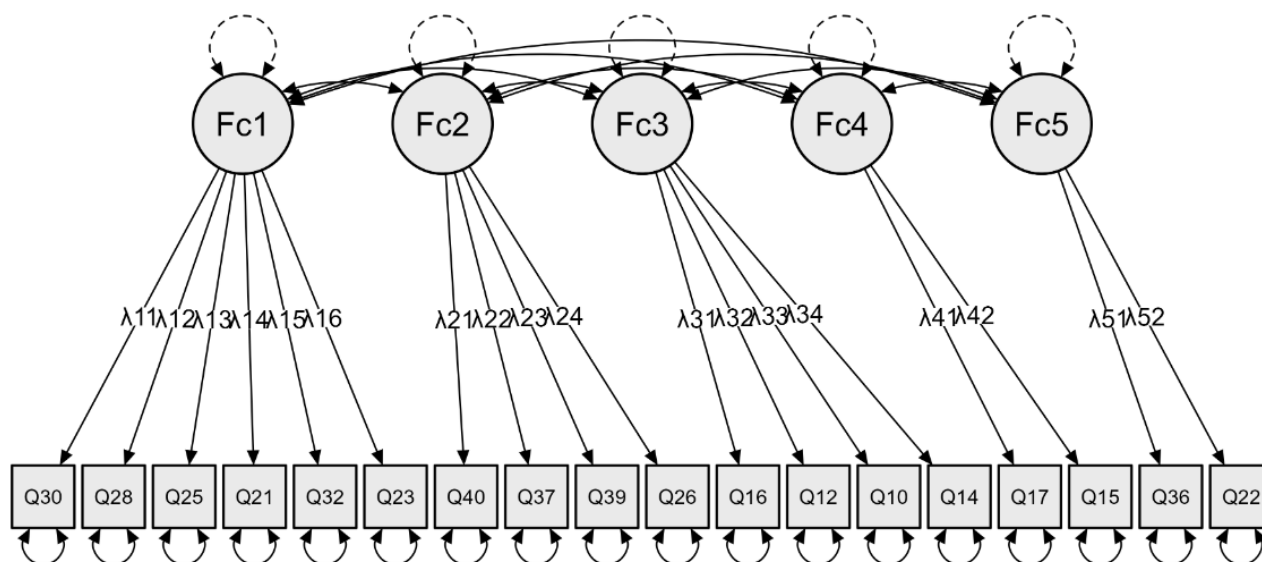
O CFI (Comparative Fit Index), que mede a adequação do modelo em comparação com um modelo padrão com covariâncias zero, apresentou um valor considerado adequado para o instrumento deste estudo. O mesmo padrão de interpretação aplica-se ao TLI (Tucker-Lewis Index), que também mostrou valores adequados.

O SRMR (Standardized Root Mean Square Residual), que é a medida média das correlações não explicadas pelo modelo, apresentou um valor de 0,054, considerado aceitável, menor do que a referência para a medida (0,07 ou menos). Isso indica que o instrumento é adequado aos critérios desta medida.

Quanto ao RMSEA (Root Mean Square Error of Approximation), o valor considerado adequado para validar o instrumento é de 0,06 ou menos para esta medida, segundo Hu e Bentler (1999). O valor médio calculado para o instrumento foi de 0,065, o que pode ser considerado adequado, pois o intervalo do desvio padrão desta medida abrange o valor de referência, não indicando diferença estatística em relação à referência.

Em suma, as medidas de ajuste do modelo indicam que a análise fatorial fornece uma base sólida para entender a estrutura subjacente dos dados relacionados a percepção de justiça nos preços do AL. Esses achados são consistentes com principais estudos sobre a percepção de preços estáticos (Xia et al., 2004; Tussyadiah & Pesonen, 2016a), indicando que os fatores identificados são relevantes para os turistas na escolha do alojamento local.

Os testes demonstraram resultados positivos em relação ao instrumento, indicando que ele atende ao seu propósito e apresenta a validade esperada.



**Figura 5** - Estrutura do agrupamento resultante da análise fatorial confirmatória

Fonte: Elaboração própria

A figura 5 apresenta a estrutura de como aconteceu o agrupamento resultante da análise fatorial confirmatória, revelando os seis fatores principais que influenciam a percepção de justiça nos preços do Alojamento Local. O Fator 1, “equipamentos, serviços e segurança”, engloba elementos como opções de cozinha, design interior e serviços oferecidos. O Fator 2, “produto alargado”, inclui aspetos como sustentabilidade ambiental e atributos histórico-culturais. O Fator 3, “preço”, refere-se a variações de preço e custos para o hóspede. O Fator 4, “Orçamento”,

considera o orçamento da viagem e comparações de preços entre plataformas. O Fator 5, “Avaliação do AL”, baseia-se em avaliações de hóspedes anteriores e experiências pessoais. O Fator 6, “sentir-se em casa”, abrange as regras da casa e a sensação de “sentir-se em casa”. Esta estrutura fornece uma visão mais abrangente dos elementos que os turistas entrevistados consideram ao avaliar a justiça nos preços do Alojamento Local em Portugal. As análises de regressões subsequentes permitirão identificar como estes fatores são preditores da percepção de justiça nos preços e nos métodos de fixação de preços.

### **4.3 ANÁLISE DE REGRESSÃO MÚLTIPLA**

A análise de regressão linear foi conduzida em relação a duas variáveis principais, a primeira relacionada à avaliação do preço final, Q8 – "Você costuma concordar com o preço final das plataformas de aluguer de curto prazo?", e a segunda relacionada à avaliação do método de precificação das plataformas, Q9 – "O método de precificação da plataforma de aluguer de curto prazo foi justo.". Inicialmente, os fatores foram testados individualmente como preditores.

Posteriormente, foi aplicada a análise de modelo de regressão linear múltipla, incluindo todos os fatores e retirando hierarquicamente, com base no maior valor de nível de significância, até manter apenas os coeficientes com p-valores iguais ou inferiores a 0,001.

A tabela abaixo apresenta a análise de regressão simples e múltipla para a variável Q8 (concordância com o preço).

**Tabela 7 – Análise de regressão para a avaliação do preço final**

	Modelo Simples			Modelo Múltiplo		
	Coef. <sup>a</sup>	p-valor <sup>a</sup>	R <sup>2a</sup>	Coef. <sup>b</sup>	p-valor <sup>b</sup>	R <sup>2b</sup>
<b>Fator 1 – Equipamentos, serviços e segurança</b>	0,441	<0,001*	12,8%			31,9%
<b>Fator 2 – Produto Alargado</b>	0,400	<0,001*	17,0%	0,221	<0,001*	
<b>Fator 3 – Preço</b>	0,506	<0,001*	17,3%	0,238	0,004*	
<b>Fator 4 – Orçamento</b>	0,241	0,001*	5,7%			
<b>Fator 5 – Avaliação do AL</b>	0,619	<0,001*	23,1%	0,407	<0,001*	
<b>Fator 6 – Sentir-se em casa</b>	0,312	<0,001*	9,1%			

*Notas:* Coef.: coeficiente mensurado pelo modelo; p-valor: probabilidade exata de erro estimada para o resultado; R<sup>2</sup>:coeficiente de explicação do modelo de regressão; <sup>a</sup>: refere-se a resultados referentes à estimação de modelos simples; <sup>b</sup>:refere-se a resultados referentes à estimação de modelos múltiplos; \*apresenta significância estatística (p-valor<0,05).

Fonte: Elaboração própria

Todas as regressões simples foram estatisticamente significativas quando analisadas individualmente, indicando que os fatores estão associados às perguntas de interesse. Além disso, todos apresentam o mesmo padrão de associação, sendo esta relação positiva. Isso significa que a cada ponto médio adicional obtido nos fatores, espera-se um aumento na pontuação média da medida de interesse.

Com base nos valores obtidos no coeficiente de determinação, o fator com a melhor capacidade explicativa individual para a questão da avaliação do preço final foi o fator 5 – Avaliação do AL, mostrando que informações como as opiniões dos hóspedes e as próprias experiências são os melhores preditores da avaliação do preço final.

Quanto ao modelo múltiplo, o teste foi realizado com todos os fatores e retirados os não significativos para explicar o preço final. Apenas os fatores de Produto Alargado (fator 2), Preço (fator 3) e Avaliação do AL (fator 5) permaneceram significativos. Esses fatores, em conjunto, são capazes de explicar 31,9% da variabilidade das respostas do preço final. Todas as variáveis independentes apresentam associação positiva com a variável dependente, em que, em média, para cada ponto adicional obtido no fator, espera-se um aumento nos valores do desfecho. Todos os fatores apresentaram coeficientes estatisticamente significativos, sendo a Avaliação do AL (fator 5) a de maior contribuição efetiva sobre a pontuação média da avaliação de preço final. Esse comportamento é muito parecido com o julgamento dos consumidores por preços estáticos em que o valor percebido do alojamento é a maior contribuição para o julgamento do preço final (Mao & Lyu, 2017; Tussyadiah & Pesonen, 2016a; Yang & Ahn, 2016).

Ainda sobre o produto alargado (Fator 2), itens como a atratividade do destino, a proximidade a sítios culturais e históricos e a experiência geral da viagem foram identificados como influenciadores significativos da percepção de preços. Além disso, motivos externos ou locais percebidos como de alto valor podem favorecer a aceitação de preços dinâmicos.

Por fim, em relação ao fator 3, a avaliação de preço individual (Preço – fator 3), e a indicação da própria experiência com a utilização das plataformas de reservas – um processo comparativo com outros turistas (Orçamento – fator 4), além de tudo que vai além da estrutura física do local de estadia, englobando a cultura e características da região (Produto Alargado – fator 2), são as características associadas à avaliação referente ao preço final proposto para um local pelas plataformas e que mais influenciam a percepção de justiça em preços.

Nesse sentido, turistas com expectativas moldadas pelos seus contextos (fator 2, 3 e 4) e experiências anteriores em AL e em outros setores exibem reações diretas para a percepção de justiça em preços.

A seguir, serão apresentadas as análises realizadas em função da avaliação do método de precificação Q9 – "O método de precificação da plataforma de aluguer de curto prazo foi justo", incluindo análises de regressão simples e múltipla em função das respostas dos 6 fatores gerados pela análise fatorial exploratória e confirmatória.

**Tabela 8 – Análise de regressão para a avaliação do processo de precificação das plataformas**

	<b>Q9 – O método de precificação da plataforma de aluguel de curto prazo foi justo.</b>					
	Modelo Simples			Modelo Múltiplo		
	Coef. <sup>a</sup>	p-valor <sup>a</sup>	R <sup>2a</sup>	Coef. <sup>b</sup>	p-valor <sup>b</sup>	R <sup>2b</sup>
<b>Fator 1 – Equipamentos, serviços e segurança</b>	0,721	<0,001*	26,4%	0,486	<0,001*	30,1%
<b>Fator 2 – Produto Alargado</b>	0,340	<0,001*	9,5%	0,103	0,153	
<b>Fator 3 – Preço</b>	0,576	<0,001*	17,4%			
<b>Fator 4 – Orçamento</b>	0,512	<0,001*	19,8%	0,269	0,001*	
<b>Fator 5 – Avaliação do AL</b>	0,415	<0,001*	8,0%			
<b>Fator 6 – Sentir-se em casa</b>	0,435	<0,001*	13,6%			

*Notas:* Coef.: coeficiente mensurado pelo modelo; p-valor: probabilidade exata de erro estimada para o resultado; R<sup>2</sup>:coeficiente de explicação do modelo de regressão; <sup>a</sup>: refere-se a resultados referentes à estimação de modelos simples; <sup>b</sup>:refere-se a resultados referentes à estimação de modelos múltiplos; \*apresenta significância estatística (p-valor<0,05).

Fonte: Elaboração própria

Com base nos valores obtidos no coeficiente de determinação, que representam a capacidade de explicar a variabilidade de respostas da variável resposta, o fator com melhor capacidade explicativa foi o Fator 1 – Equipamentos, serviços e segurança, sendo capaz de

explicar 26,4% da variabilidade das respostas dos participantes para a avaliação de justiça aplicada ao método de estabelecer preços realizado pelas plataformas de aluguel (AL).

Na análise realizada para a análise da precificação aplicada pelas plataformas, o modelo múltiplo foi capaz de explicar 30,1% da variabilidade dos resultados da variável resposta, sendo significativas e compondo o modelo apenas pelos fatores de Equipamentos, serviços e segurança (fator 1), Produto Alargado (fator 2) e Orçamento (fator 4) sendo que o fator 2 deixa de ser significativo nesse modelo.

Assim como na análise simples, as características de Equipamentos, serviços e segurança (fator 1) foram o que apresentou a maior contribuição média para elevar os resultados da avaliação do método de precificação aplicado pelas plataformas. É importante destacar que apenas esse fator manteve-se nos modelos múltiplos como preditor para ambas as variáveis de desfecho.

Entendendo essa relação de associação em função da avaliação da precificação aplicada pelas plataformas, quanto à percepção e justiça, as características do local de estadia, como o que o local tem a oferecer fisicamente, assim como o ambiente como um todo, explicadas pelo fator 2 – Produto Alargado, mostraram-se relevantes para os participantes, assim como o que além da estadia o local tem a oferecer, como características ambientais/sustentabilidade, atributos culturais ou históricos, atividades proporcionadas, englobadas pelo fator 2 – Produto Alargado, também são relevantes para essa análise e, por fim, as características do valor total de orçamento da viagem, como a variabilidade do custo de estadia nas plataformas, representadas pelo fator 4 – Orçamento.

## 5. DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

Os resultados das análises reforçam alguns resultados de outros contextos encontrados na literatura especialmente no que se refere aos preços e ao valor percebido (Tussyadiah & Pesonen, 2016a; Yang & Ahn, 2016) como os fatores que mais influenciam a decisão dos turistas americanos em busca de Alojamento Local em Portugal. Os serviços, a estrutura e localização entram em seguida, também reforçando as ideias de Schlereth et al. (2018) sobre preços estáticos em contextos de decisão no turismo, pois a primeira consideração é a econômica, seguida da preocupação com os benefícios percebidos.

Além disso, as percepções foram significativamente moldadas pelo nível de transparência fornecido pelas empresas de AL nas plataformas. Dessa forma, se os modelos de estabelecer os preços não são justificados, ou informações importantes do AL (ex.: Serviços e estrutura) estão omissas, podem levar os turistas a perceber os preços como injustos. Esse resultado reforça a necessidade de uma estratégia empresarial para a comunicação dos métodos de preços das empresas para os turistas-consumidores.

Assim, os resultados do estudo sugerem que os Equipamentos, serviços e segurança destacam-se como o fator mais influente, seguido pelo produto alargado e pelo orçamento. Estes resultados reforçam os aspetos tangíveis na escolha de alojamento turístico como as estruturas físicas e a oferta de serviços complementares. Adicionalmente, a transparência na comunicação dos preços e das características do alojamento revelou-se fundamental para a percepção de justiça nos preços. Dessa forma, fornecer informações detalhadas sobre os serviços e a estrutura e os métodos de estabelecer os preços evita percepções de injustiça. Os Fator 4 e Fator 6 são os que apresentam mais pontos discrepantes. A presença de outliers em Fator 4 – Orçamento e Fator 6 – Sentir-se em casa, sugere que, embora a maioria dos dados esteja concentrada dentro do IQR

(Interquartile Range - IQR), há respostas que se destacam significativamente e, dessa forma, uma necessidade de investigar mais a fundo as razões dessas discrepâncias.

Quanto aos resultados da dispersão dos dados, o Interquartile Range (IQR) possui uma variação que pode ser explicada por Bolton et al. (2010). Estes autores indicam que os consumidores estão atentos às diferenças de preços associadas a distintas localizações e contextos culturais. Tal atenção reflete-se na forma como itens como conforto (Fator 6) e valor (Fator 5) são avaliados em diferentes categorias de preço, por exemplo, quando se comparam apartamentos de 2 estrelas com apartamentos de 5 estrelas. Assim, o IQR evidencia que existe uma diversidade significativa nas avaliações dos consumidores, que consideram não só o preço em si, mas também o conjunto de atributos e a categoria do alojamento ao formar o julgamento sobre a justiça dos preços dinâmicos.

Essa é uma descoberta-chave da pesquisa, em que é observado que há um papel da percepção de valor (Fator 5) nas respostas dos turistas aos preços dinâmicos. Sendo assim, turistas que percebem elevado valor no AL (ex.: pela localização ou pelas comodidades) são mais propensos a aceitar flutuações de preços e métodos de preços dinâmicos. Esses resultados são bastante interessantes no contexto de preços dinâmicos, pois sugerem que a percepção de valor pode moderar a percepção de justiça. Dessa forma, os turistas que reconhecem um valor elevado no AL, seja pela localização privilegiada, comodidades oferecidas ou experiência única, demonstram maior tolerância às flutuações de preços e aos métodos de preços dinâmicos.

Os estudos em hotelaria (Xia et al., 2004) indicam que a percepção de valor também modera a aceitação de preços dinâmicos, como também pode transformar uma estratégia de preços que é considerada potencialmente controversa em uma vantagem competitiva da

empresa. Nesse sentido, as empresas precisam comunicar de forma clara e transparente os benefícios e os atributos da unidade hoteleira.

Quanto à tendência para avaliações positivas, esta pode ser interpretada de várias formas. Primeiramente, pode sugerir que os turistas americanos que escolhem o AL em Portugal têm, em geral, experiências satisfatórias, valorizando diversos aspectos deste tipo de alojamento. Além disso, pode refletir que os fatores selecionados para o estudo são, de facto, altamente relevantes para os utilizadores de Alojamento Local, validando assim a escolha destes fatores na pesquisa. Entretanto, a concentração de respostas na parte superior da escala pode limitar a diferenciação entre os fatores, tornando mais desafiante identificar quais são os aspectos mais influentes na decisão dos turistas.

Para mais, o Fator 2 é o que tem maior amplitude e variabilidade nos seus dados, devido à sua caixa apresentar a maior amplitude entre o início e o fim. Isso pode ser interpretado como uma maior diversidade de opiniões ou percepções dos respondentes sobre os produtos alargados que levam à decisão do consumidor. Esses fatores representam atividades pedagógicas, atributos histórico-culturais, a percepção do turista do AL ser “único” e “inovador” e atributos relativos à sustentabilidade do apartamento, conforme também observado na literatura (Wang & Nicolau, 2017; Kim, 2019; Pearl Lin, 2018) e no focus group da análise qualitativa anterior.

Quanto aos fatores, os resultados diferenciam dos encontrados na literatura para os preços estáticos em que se divide em preços (Mao & Lyu, 2017), localização (Chen, Han, & Yang, 2017), avaliações (Liu et al., 2020; Sthapit and Björk, 2019), atributos da propriedade (Wang & Nicolau, 2017; Kim, 2019), conforto e qualidade (Hwa-Young Jeong, 2021), autenticidade (Agapitou et al., 2020; Pearl Lin, 2018), evitar Overtourism (Pearl Lin, 2018), proposta de economia compartilhada (Tchorek et al., 2020; Sthapit et al., 2019) e

sustentabilidade (Tussyadiah and Pesonen, 2016a; Hamari et al., 2016). Por fim, comparativamente, é importante ressaltar que há uma quantidade menor de fatores no processo de decisão do consumidor em AL comparado aos preços estáticos e que há um espaço maior na percepção de preços e valor dos apartamentos.

Quanto aos resultados da regressão múltipla, indicam que quanto maior o valor percebido pelo turista, em um contexto de custos pagos pelo turista e o quanto de benefícios esse turista percebe ou recebe, maior a probabilidade de considerar o preço final justo. Esses resultados também são encontrados em outros contextos e métodos de preços na literatura, em que o turista realiza um cálculo mental de custos vs benefícios (conceito de valor) para avaliar os preços finais das plataformas de AL e esse método de avaliação é comparativo com outros turistas (Mao & Lyu, 2017; Yang & Ahn, 2016).

No estudo, foi identificado o efeito ancoragem em que os preços iniciais influenciam as reações e expectativas dos turistas pesquisando em outras plataformas como o Trivago ou Booking.com. Da mesma forma, se o preço final tivesse uma variação das expectativas, principalmente sem uma justificativa clara, os turistas percebiam os preços como injustos. É importante ressaltar também que a literatura indica os vieses e heurísticas que essa autoconfiança pode exercer no consumidor. Esses itens podem incluir o preço de referência – heurística de ancoragem (Chung et al., 2011a, Malc et al., 2016; Tversky & Kahneman, 1992, 1974), *loss aversion* ou aversão à perda (Tversky & Kahneman, 1992), e os tradicionais vieses de confirmação, diversificação, razão, projeção, retrospectiva, otimismo, presente e status-quo (Gilovich et al., 2002; Kahneman, 2011; Samson, 2014).

Com base nos valores obtidos no coeficiente de determinação, que expressa a proporção da variabilidade da variável dependente, é possível relacionar essa associação ao facto de que,

se uma boa estrutura e serviços são oferecidos ao hóspede e este consegue reconhecê-los claramente durante a sua escolha na plataforma, essas características podem ser claramente associadas a porque se aplicam aos métodos dinâmicos de estabelecer os preços para locais de estadias. Na literatura de preços estáticos, os atributos do apartamento como, por exemplo, comodidades e serviços, regras de aluguel (horários de check-in e check-out, etc.), limpeza e segurança (Kim, 2019; Pearl M. C. Lin, 2018) também se relacionam quando há uma comparação com os preços.

Por fim, analisando os conjuntos de fatores, observa-se que as características associadas de maneira significativa por esta amostra à avaliação sobre quão justo é o método de estabelecer preços da plataforma de aluguel de curto prazo (AL), percebe-se que houve um bom equilíbrio de características abrangendo tanto o custo em si, a estrutura de forma mais global e uma análise que também leva em consideração características do local de interesse. Resultados esses bem próximos à literatura de turismo por Liu et al. (2020), Sthapit & Björk (2019) e Pearl Lin (2018).

Esse resultado reforça a ideia de uma segmentação mais adequada para atender diferentes tipos de turistas. Um outro resultado relevante deste estudo é que turistas focados em sustentabilidade ou autenticidade local são mais sensíveis a variação nos preços. Além disso, exigem mais informação pelas empresas de AL para variação nos preços.

Os resultados da regressão linear múltipla também evidenciaram uma diferença entre viajantes habituais e não habituais. É possível observar que os coeficientes associados aos fatores explicativos da justiça do preço variam em magnitude e significância consoante o tipo de viajante, indicando que a experiência acumulada, a familiaridade com o destino e com os preços dinâmicos alteram a forma como esses fatores influenciam a avaliação de justiça. Dessa forma, os viajantes habituais mostram-se mais aptos a compreender e aceitar preços dinâmicos,

enquanto os não habituais tendem a apresentar uma resistência maior à prática de preços dinâmicos e à percepção de justiça dos preços finais. Entre viajantes habituais, alguns fatores (como avaliações, produto alargado ou sentir-se em casa) têm um peso explicativo maior na percepção de justiça do preço, quando comparados com viajantes menos frequentes. Isto significa que, para quem viaja com mais regularidade, a experiência acumulada e a familiaridade com preços dinâmicos tornam-nos mais sensíveis a determinados atributos do alojamento local, alterando a forma como esses fatores influenciam a avaliação final do preço como justo ou injusto. Com isso, a segmentação é uma das principais sugestões dos resultados não só para os preços finais, como para os métodos de estabelecer os preços. Essa conclusão também reforça que uma abordagem única para preços dinâmicos, sem levar em conta a segmentação, é uma abordagem que pode ser ineficaz.

## **6. CONCLUSÕES**

### **6.1 SÍNTESE DOS PRINCIPAIS RESULTADOS**

O estudo se propôs a analisar como as informações relativas aos preços dinâmicos fornecidas pelas empresas de Alojamento Local em Portugal influenciam a percepção de justiça dos turistas americanos.

Para dar resposta ao objetivo geral, foram definidos objetivos específicos 1 – identificar as informações relevantes para o julgamento da percepção de justiça em preços dos turistas no mercado de AL; 2 – classificar as informações que influenciam essas percepções; e 3- discutir os fatores que condicionam a aceitação dos turistas americanos em relação aos preços praticados no mercado português de Alojamento Local.

Em relação ao Objetivo específico 1, a identificação das informações relevantes para o julgamento de justiça de preços no mercado de Alojamento Local foi alcançada, em primeiro lugar, através dos grupos focais, que permitiram reunir um conjunto alargado de critérios mencionados espontaneamente pelos participantes, como transparência de preços e taxas, informação sobre custos, avaliações de outros hóspedes, localização, atributos do imóvel, sustentabilidade e relação com a comunidade local. Estes elementos foram depois sistematizados e confrontados com a literatura existente, garantindo que os fatores considerados refletiam simultaneamente preocupações empíricas dos turistas e dimensões conceptuais consolidadas na investigação sobre justiça de preços.

No que respeita ao Objetivo específico 2 e 3, a classificação e hierarquização dessas informações foi concretizada pela análise fatorial e pelas estatísticas descritivas, que permitiram agrupar os itens em seis fatores principais e ordenar a sua importância relativa na percepção de justiça dos turistas americanos, evidenciando, por exemplo, o peso diferenciado da “Avaliação

do AL”, do “Preço” e do “Orçamento” face a dimensões como o “Produto Alargado” ou “Sentir-se em casa”. Esta abordagem quantitativa possibilitou, assim, transformar o conjunto inicial de informações qualitativas em uma estrutura de fatores empiricamente validada, diretamente alinhada com os objetivos específicos definidos para o estudo.

Através de uma abordagem mista, com uma fase qualitativa e uma fase quantitativa, foram identificados e analisados fatores que influenciam a decisão dos consumidores de escolher um alojamento. Os resultados indicam que a percepção de justiça nos preços é moldada por diversos fatores, incluindo Equipamentos, serviços e segurança (Fator 1), Produto Alargado (Fator 2), Preço (Fator 3), Orçamento (Fator 4), Avaliação do AL (Fator 5), Sentir-se em casa (Fator 6). A análise fatorial confirmatória validou a estrutura proposta, enquanto a análise de regressão revelou que o valor percebido e os motivos externos são preditores significativos da avaliação do preço final.

Essa é uma contribuição central deste estudo, visto que a análise fatorial exploratória revelou uma estrutura de seis fatores que influenciam a percepção de justiça nos preços na escolha de um AL pelos turistas americanos em Portugal. Esta estrutura difere da encontrada na literatura de preços estáticos e em outros contextos na hospitalidade, como na hotelaria, apresentando uma menor quantidade de fatores no processo de decisão do consumidor. Os fatores oferecem uma nova perspectiva sobre como os turistas avaliam e tomam decisões no contexto de preços dinâmicos no alojamento local em Portugal.

## 6.2. CONTRIBUIÇÕES PARA A TEORIA

Do ponto de vista teórico, este estudo contribui para aprofundar a compreensão dos mecanismos de percepção de justiça em preços dinâmicos no contexto do AL, um contexto pouco explorado sob esta perspectiva.

A investigação revelou que, ao mesmo tempo que os preços dinâmicos permitem às empresas de AL otimizar as receitas, também apresentam desafios a mediar a percepção de justiça em preços dos consumidores-turistas. Além disso, uma comunicação clara das estratégias de preços e métodos de estabelecer os preços, da transparência da transação e da comunicação clara das informações alinham-se aos contributos de Xia et al. (2004). Assim, sugere-se que a aceitação dos preços dinâmicos depende fortemente da percepção de benefícios e da confiança do fornecedor do serviço.

Outros estudos que dialogam com esses resultados, como Xia et al. (2004) e Chung & Petrick (2015b), enfatizam a natureza comparativa e contextual da percepção de justiça nos preços. Além disto, para a gerência dos alojamentos, a identificação dos fatores no contexto específico de preços dinâmicos para a decisão do consumidor é relevante e crucial para melhores estratégias de preços.

A abordagem de dados qualitativos permitiu auxiliar o instrumento de pesquisa e adicionar fatores de uma forma mais exploratória, e os dados quantitativos proporcionaram uma compreensão mais abrangente da percepção de justiça em preços no AL. Dessa forma, oferecem resultados interessantes sobre as experiências dos turistas e as suas complexidades do ponto de vista do comportamento do consumidor em contextos de AL. Portanto, servem de base para futuras pesquisas nessa área.

Fatores como transparência (Fator 5), percepção de valor (Fator 3) e os antecedentes culturais e psicológicos (Fator 2) dos turistas são importantes na mediação da percepção de justiça em preços dinâmicos. Há, portanto, uma forte indicação de que os preços são considerados injustos quando os métodos ou as mudanças nos preços não são devidamente justificadas ou comunicadas.

### **6.3 CONTRIBUIÇÕES PARA A PRÁTICA**

Esta descoberta tem implicações diretas para os gestores de AL e inicia a discussão das implicações para gestores da área. Nesse sentido, investir na criação e comunicação de valor pode aumentar a percepção de justiça sobre a flutuação nos preços dinâmicos das plataformas de AL.

Dessa forma, uma abordagem de preços que seja segmentada nos valores e preferências específicas que os turistas possuem como referência é essencial para manter positiva a percepção de justiça em preços. Com a implementação de novas tecnologias como Inteligência Artificial e *feedback* em tempo real, é possível estabelecer estratégias de preços segmentados para diferentes comportamentos e demografias dos turistas e que métodos estáticos para todos os segmentos tendem a ser ineficazes. Estas tecnologias podem ajudar as empresas a monitorizar o comportamento dos consumidores, tendências de mercado, e preços dos concorrentes para otimizar as suas estratégias de preços dinâmicos.

O estudo também confirma que a percepção de valor é central para a aceitação dos preços dinâmicos. Nesse sentido, os turistas podem estar dispostos a aceitar maiores variações nos preços se perceberem o valor do AL com um nível de informações adequado e transparente para o julgamento de preços. Isso significa que os consumidores precisam estar informados do

motivo pelo qual os preços flutuam e de como os turistas podem beneficiar dessas flutuações, e não só as empresas.

Com isso, há uma importância destacada da percepção de preços e de valor dos alojamentos, sugerindo que os turistas pesquisados são sensíveis a estes aspectos quando consideram o AL em Portugal. As implicações dessa descoberta indicam que as estratégias de preços e marketing do setor precisam de uma abordagem mais nuançada como informação adequada sobre preços para o consumidor, e que considere estes fatores específicos dos diferentes turistas na percepção de justiça nos preços.

Ainda sobre a relação de nível de informação e percepção de justiça, as implicações práticas significativas para o Alojamento Local indicam que as empresas devem considerar a importância da transparência na comunicação dos preços e das características dos alojamentos, uma vez que isso influencia diretamente a percepção de justiça dos turistas. Além disso, ao entender que fatores como o nível de serviços oferecidos e a experiência percebida impactam a disposição dos turistas em aceitar preços dinâmicos, os gestores podem desenvolver estratégias mais eficazes de marketing ao estabelecer preços.

Diante dessas complexidades associadas à percepção de justiça em preços dinâmicos, é essencial que os gestores do setor estejam atualizados sobre o comportamento do consumidor e como os consumidores julgam os preços. Compreender essas nuances das percepções dos clientes pode capacitar os gestores a tomar decisões informadas que não apenas maximizem receitas, mas também promovam uma experiência positiva para o consumidor.

Outros estudos e alguns autores como Mao & Lyu (2017), Tussyadiah & Pesonen (2016) e Yang & Ahn (2016) destacam o papel de fatores contextuais na formação de percepção de justiça em preços. A localização, o contexto cultural, a natureza e motivação da viagem, também

estão a mediar as percepções. Adicionalmente, o nível de experiência do turista em AL (frequente ou infrequente) também mede a aceitação dos métodos de estabelecer os preços.

Alguns resultados deste estudo apoiam teorias existentes sobre a justiça em preços e o comportamento do consumidor, como as propostas por Kahneman e Tversky (1974) sobre heurísticas e vieses. A forma como os consumidores percebem os preços dinâmicos está intimamente ligada às suas experiências anteriores e a forma como as informações são apresentadas. Isto reforça a necessidade de integrar as teorias da economia comportamental na prática de gestão de receitas na hospitalidade e no turismo.

Sobre a comunicação, há indicação de que uma transparência e comunicação clara nas estratégias de preços auxiliam na percepção de justiça dos preços e dos métodos de estabelecer os preços. Isto oferece sugestões práticas para gestores na implementação dos preços dinâmicos em AL que levem em consideração o feedback em tempo real dos turistas.

Quanto ao serviço, as empresas de AL podem melhorar as percepções de justiça com um aumento da qualidade percebida, oferta de serviços e experiências personalizados e exclusivos, ou comodidades adicionais que melhoram a experiência geral do AL. Também serve de recomendação uma avaliação frequente da percepção de valor comparada aos benefícios oferecidos pelo AL.

É importante ressaltar que há uma crescente digitalização do setor de alojamentos e que trouxe novas dinâmicas a percepção dos preços pelos consumidores. As plataformas online não apenas facilitam o acesso a informação, mas também influenciam as expectativas dos consumidores em relação aos preços. Nesse contexto, o uso eficaz da tecnologia pode ajudar as empresas a comunicar melhor suas estratégias de estabelecer preços e a aumentar a transparência nas informações relacionadas a preços.

Por fim, os resultados da tese têm implicações importantes para os gestores de AL, que devem considerar esses fatores como centrais na avaliação dos clientes em preços dos seus alojamentos.

#### **6.4 LIMITAÇÕES DO ESTUDO**

Uma das limitações deste estudo está em que quantificar dados qualitativos pode ter feito perder parte da flexibilidade do material encontrado na primeira fase da pesquisa. Outro problema associado ao método misto de pesquisa são as possíveis limitações estatísticas de medição de dados qualitativos quando quantificados, visto que esses dados são muito vulneráveis à colinearidade. Além disso, o foco exclusivo nos turistas americanos limita a generalização dos resultados para outros contextos. Assim, o estudo estuda somente uma parcela, de uma nacionalidade, dos turistas que visitam Portugal, logo, as conclusões ficam limitadas a esse grupo pesquisado.

#### **6.5 SUGESTÕES PARA INVESTIGAÇÕES FUTURAS**

Quanto a pesquisas futuras, estudos interculturais podem comparar e revelar diferenças importantes nos diversos segmentos de turistas do AL em diferentes contextos geográficos. Além disso, metodologias observacionais e experimentais podem reduzir os vieses associados aos dados que são autorrelatados. Além disso, recomenda-se a realização de estudos longitudinais, que acompanhem as respostas dos turistas ao longo do tempo. A investigação contínua sobre percepção de justiça é necessária para adaptar estratégias às mudanças nas expectativas dos consumidores. Além disso, os profissionais devem estar atentos às tendências

emergentes no comportamento do consumidor para garantir que suas práticas sejam alinhadas as preferências dos consumidores.

Uma outra sugestão é pesquisar a crescente utilização de inteligência artificial na definição de preços dinâmicos em plataformas de alojamento local e de que forma reforça a complexidade do julgamento de justiça do preço, uma vez que algoritmos aprendem com grandes volumes de dados e ajustam tarifas em tempo real de forma opaca para o consumidor. A inclusão desta dimensão tecnológica ajuda a explicar porque é que percepções de justiça dependem não só de fatores clássicos (como preço e qualidade), mas também da forma como os sistemas algorítmicos processam informação e gerem a discriminação de preços entre perfis de utilizadores.

Finalmente, a justiça em preços dinâmicos é um tema relevante e que merece atenção contínua no campo do turismo e do marketing. À medida que as práticas de estabelecer os preços evoluem, seja com o avanço da tecnologia, ou mudança das expectativas dos consumidores, é crucial que as empresas adotem abordagens éticas e transparentes na definição dos preços. A percepção de injustiça, pode levar a consequências negativas, como a insatisfação do cliente e a danos a reputação da marca. Portanto, garantir que os métodos de precificação sejam, justos e compreensíveis deve ser uma prioridade para as empresas do setor.

## 7. REFERÊNCIAS

- Abrate, G., Nicolau, J. L., & Viglia, G. (2019). The impact of dynamic price variability on revenue maximization. *Tourism Management*, 74, 224–233.  
<https://doi.org/10.1016/j.tourman.2019.03.013>
- Abrate, G., & Viglia, G. (2016). Strategic and tactical price decisions in hotel revenue management. *Tourism Management*, 55, 123–132.  
<https://doi.org/10.1016/j.tourman.2016.02.006>
- Agapitou, C., et al. (2020). Authenticity in the sharing economy: The case of Airbnb. *Academy of Management Discoveries*, 4, 3. <https://doi.org/10.5465/amd.2016.0161>
- Airbnb. (2025). Sobre a Airbnb. *Paris Aluguel por temporada e acomodações - França - Airbnb*. <https://www.airbnb.com.br/paris-france/stays>
- Airbnb. (2025). Sobre a Airbnb. *Porto Aluguel por temporada e acomodações - Airbnb*. <https://www.airbnb.com.br/porto-portugal/stays>
- Andrés-Martínez, M. E., Gómez-borja, M. Á., & Mondéjar-jiménez, J. A. (2013). A review of the price fairness perception concept. *Academia*, 26(4), 318–342.  
<https://doi.org/10.1108/ARLA-06-2013-0067>
- Ansari, F., Jeong, Y., Putri, I., & Kim, S. (2019). Sociopsychological Aspects of Butterfly Souvenir Purchasing Behavior at Bantimurung Bulusaraung National Park in Indonesia. *Sustainability*, 11(6), 1789. <https://doi.org/10.3390/su11061789>
- Arantes, O. B. F., Vainer, C., & Maricato, E. (2002). *A cidade do pensamento único: desmanchando consensos*. Petrópolis: Editora Vozes.
- Ariely, D. (2015). Behavioral economics: an exercise in design and humility. *The Behavioral Economics Guide*. (pp. i-vii). Retrieved from <http://www.behavioraleconomics.com/wp-content/uploads/delightful-downloads/2015/06/BEGuide2015.pdf>

- Ariely, D., & Jones, S. (2008). *Predictably irrational*. Harper Audio New York: NY.
- ASAE. (n.d.). Alojamento Local. Autoridade de Segurança Alimentar e Económica.  
<https://www.asae.gov.pt/perguntas-frequentes1/area-economica/alojamento-local.aspx>
- Asadi, A., Pool, J. K., & Jalilvand, M. R. (2014). The effect of perceived price fairness through satisfaction and loyalty on international tourists' price acceptance of Islamic-Iranian art products. *Education, Business and Society: Contemporary Middle Eastern Issues*, 7(4), 201–215. <https://doi.org/10.1108/EBS-10-2013-0045>
- Ávila, F., Bianchi, A. M., & Motta, L. T. (2015). *Guia de economia comportamental e experimental*. EconomiaComportamental. org.  
<http://www.economiacomportamental.org/guia-economia-comportamental.pdf>
- Babin, B. J., Hardesty, D. M., & Suter, T. A. (2003). Color and shopping intentions: The intervening effect of price fairness and perceived affect. *Journal of Business Research*, 56(7), 541–551. [https://doi.org/10.1016/S0148-2963\(01\)00246-6](https://doi.org/10.1016/S0148-2963(01)00246-6)
- Bardin, L. (2010). Análise de conteúdo.(1977). *Lisboa (Portugal): Edições*, 70, 225.
- Barata-Salgueiro, T. (2017). Alojamentos turísticos em Lisboa. *Scripta Nova: Revista Electrónica de Geografía y Ciencias Sociales*, 21(578).  
<https://doi.org/10.1344/sn2017.21.18587>
- Beldona, S., & Kwansa, F. (2008). The impact of cultural orientation on perceived fairness over demand-based pricing. *International Journal of Hospitality Management*, 27(4), 594–603. <https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2007.07.024>
- Blanco-Romero, A., Blázquez-Salom, M., & Cànoves, G. (2018). Barcelona, Housing Rent Bubble in a Tourist City. Social Responses and Local Policies. *Sustainability*, 10(6), 2043.  
<https://doi.org/10.3390/su10062043>

- Bolton, L. E., Warlop, L., & Alba, J. W. (2003). Consumer perceptions of price (un)fairness. *Journal of consumer Research*, 29(4), 474–491. <https://doi.org/10.1086/346244>
- Bolton, L. E., & Alba, J. W. (2006). Price fairness: Good and service differences and the role of vendor costs. *Journal of Consumer Research*, 33(2), 258–265. <https://doi.org/10.1086/506306>
- Bolton, L. E., Keh, H. T., & Alba, J. W. (2010a). How Do Price Fairness Perceptions Differ Across Culture? *Journal of Marketing Research (JMR)*, 47(3), 564–576. <https://doi.org/10.1509/jmkr.47.3.564>
- Bolton, L. E., Keh, H. T., & Alba, J. W. (2010b). How Do Price Fairness Perceptions Differ Across Culture? *Journal of Marketing Research*, 47(3), 564–576.
- Book, L. A., Tanford, S., & Chen, Y.-S. (2015). Understanding the Impact of Negative and Positive Traveler Reviews: Social Influence and Price Anchoring Effects. *Journal of Travel Research*, 1–15. <https://doi.org/10.1177/0047287515606810>
- Brown, T. A. (2006). *Confirmatory Factor Analysis for Applied Research*. The Guilford Press: New York.
- Business of Apps. (2025). *Airbnb Revenue and Usage Statistics (2025)*. <https://www.businessofapps.com/data/airbnb-statistics/>
- Byrne, B. M. (2012). *A primer of LISREL: Basic applications and programming for confirmatory factor analytic models*. Springer Science & Business Media.
- Carvalho, V. A. B. (2023). *Analistas de investimentos e seus atributos: um estudo da influência de heurísticas e vieses na escrita dos relatórios e na acurácia das projeções individuais do lucro por ação*. Tese de Doutorado, Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade de Ribeirão Preto, Universidade de São Paulo, Ribeirão Preto. <https://doi:10.11606/T.96.2023.tde-08112023-104719>

- Campbell, M. C. (2007). "Says Who?!" How the source of price information and affect influence perceived price (un)fairness. *Journal of Marketing Research*, 44(2), 261–271. <https://doi.org/10.1509/jmkr.44.2.261>
- Campbell, M., McNair, H., Mackay, M., & Perkins, H. C. (2019). Disrupting the regional housing market: Airbnb in New Zealand. *Regional Studies regional Science*, 6(1), 139–142. <https://doi.org/10.1080/21681376.2019.1588156>
- Chan, C., & Holosko, M. J. (2016). An Overview of the Use of Mechanical Turk in Behavioral Sciences: Implications for Social Work. *Research on Social Work Practice*, 26(4), 441–448. <https://doi.org/10.1177/1049731515594024>
- Chark, R. (2019). Price Fairness in the Era of the Sharing Economy. *Cornell Hospitality Quarterly*, 60(3), 200–211. <https://doi.org/10.1177/1938965518790221>
- Chung, J. Y., & Petrick, J. F. (2013). Price Fairness of Airline Ancillary Fees: An Attributional Approach. *Journal of Travel Research*, 52(2), 168–181. <https://doi.org/10.1177/0047287512457261>
- Chung, J. Y. (2017). Price fairness and PWYW (pay what you want): a behavioral economics perspective. *Journal of Revenue and Pricing Management*, 16(1), 40–55. <https://doi.org/10.1057/s41272-017-0078-0>
- Chung, J. Y., Kyle, G. T., Petrick, J. F., & Absher, J. D. (2011a). Fairness of prices, user fee policy and willingness to pay among visitors to a national forest. *Tourism Management*, 32(5), 1038–1046. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2010.08.016>
- Chung, J. Y., Kyle, G. T., Petrick, J. F., & Absher, J. D. (2011b). Fairness of prices, user fee policy and willingness to pay among visitors to a national forest. *Tourism Management*,

- 32(5), 1038–1046. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2010.08.016>
- Chung, J. Young, & Petrick, J. F. (2013). Price Fairness of Airline Ancillary Fees: An Attributional Approach. *Journal of Travel Research*, 52(2), 168–181. <https://doi.org/10.1177/0047287512457261>
- Chung, J. Y., & Petrick, J. F. (2015a). Measuring Price Fairness: Development of a Multidimensional Scale. *Journal of Travel & Tourism Marketing*, 32(7), 907–922. <https://doi.org/10.1080/10548408.2015.1063894>
- Chung, J. Y., & Petrick, J. F. (2015b). Measuring Price Fairness: Development of a Multidimensional Scale. *Journal of Travel & Tourism Marketing*, 32(7, SI), 907–922. <https://doi.org/10.1080/10548408.2015.1063894>
- Cocola-Gant, A. (2018). Tourism gentrification. In *Handbook of gentrification studies* (pp. 281–293). Edward Elgar Publishing: Chicago.
- Cocola-Gant, A., & Gago, A. (2021). Airbnb, buy-to-let investment and tourism-driven displacement: A case study in Lisbon. *Environment and Planning A: Economy and Space*, 53(1671–1688). <https://doi.org/10.1177/0308518X19869012>
- De Neys, W., & Glumicic, T. (2008). Conflict monitoring in dual process theories of thinking. *Cognition*, 106(3), 1248–1299. <https://doi.org/10.1016/j.cognition.2007.06.002>
- DiNatale, S., Lewis, R., & Parker, R. (2018). Short-term rentals in small cities in Oregon: Impacts and regulations. *Land and Use Policy*, 79, 407–423. <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2018.08.023>
- Do Nascimento Santos, F. A., Nunes, M. de O., & Mayer, V. F. (2020). Revenue management and yield management: differential pricing in tourism and challenges of price fairness perception. *PODIUM: Sport, Leisure and Tourism Review*, 9(1), 141–153.

<https://doi.org/10.5585/podium.v9i1.11318>

El Haddad, R., Hallak, R., & Assaker, G. (2015). Price fairness perceptions and hotel customers' behavioral intentions. *Journal of Vacation Marketing*, 21(3), 262–276.

<https://doi.org/10.1177/1356766715573651>

El Haddad, R. (2015a). Exploration of revenue management practices - case of an upscale budget hotel chain. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 27(8), 1791–1813. <https://doi.org/10.1108/IJCHM-08-2013-0390>

El Haddad, R. (2015b). Exploration of revenue management practices – case of an upscale budget hotel chain. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 27(8), 1791–1813. <https://doi.org/10.1108/IJCHM-08-2013-0390>

Elmaghraby, W., & Keskinocak, P. (2003). Dynamic pricing in the presence of inventory considerations: Research overview, current practices, and future directions. *Management Science*, 49(10), 1287–1309. <https://doi.org/10.1287/mnsc.49.10.1287.17315>

Emerj (2021). *Artificial intelligence at Airbnb – Two unique use-cases*. Emerj Artificial Intelligence Research. <https://emerj.com/artificial-intelligence-at-airbnb/>

Gallego, G., & Van Ryzin, G. (2008). A Multiproduct Dynamic Pricing Problem and Its Applications to Network Yield Management. *Operations Research*, 45(1), 24–41. <https://doi.org/10.1287/opre.45.1.24>

European Travel Commission. (2024). *European Tourism: Trends & Prospects (Q3/2024)*. <https://etc-corporate.org/reports/european-tourism-2024-trends-prospects-q3-2024/>

Garaus, M., Wolfsteiner, E., & Wagner, U. (2016). Shoppers' acceptance and perceptions of electronic shelf labels. *Journal of Business Research*, 69(9), 3687–3692. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2016.03.030>

Gilovich, T., Griffin, D., & Kahneman, D. (2002). Heuristics and biases: The psychology of

intuitive judgment. Cambridge university press.

Guttentag, D., Gretzel, U., Yao, L., & Morton, J. (2018). Use of dynamic pricing strategies by Airbnb hosts. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 30(1), 2–20. <https://doi.org/10.1108/IJCHM-09-2016-0540>

Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2022). An analysis of mental wellbeing and mental psychopathology of gifted students by an emotional and social developmental process perspective. In R.-Y. Lin & C.-Y. Lee (Eds.), *The 17th Asia-Pacific Conference on Giftedness: A Decade of Challenge to Giftedness Education in Asia-Pacific Region* (pp. 305–311). Springer.

Hardesty, D. M., & Suter, T. A. (2005). E-tail and retail reference price effects. *Journal of Product and Brand Management*, 14(2), 129–136. <https://doi.org/10.1108/10610420510592626>

Haws, K. L., & Bearden, W. O. (2006). Dynamic Pricing and Consumer Fairness Perceptions. *Journal of Consumer Research*, 33(3), 304–311. <https://doi.org/10.1086/508435>

He, R., Fang, X., & Wu, C. (2009). Dynamic Pricing Based Congestion Control over Wireless Mesh Network. *ICNS: 2009 Fifth International Conference on Networking and Services*, 192–197. IEEE.

Herrmann, A., Xia, L., Kent, M. B., & Huber, F. (2007). The influence of price fairness on customer satisfaction: An empirical test in the context of automobile purchases. *Journal of Product and Brand Management*, 16(1), 49–58. <https://doi.org/10.1108/10610420710731151>

Higgins-Desbiolles, F., Carnicelli, S., Krolikowski, C., Wijesinghe, G., & Boluk, K. (2019).

- Degrowing tourism: rethinking tourism. *Journal of Sustainable Tourism*, 0(0), 1–19.  
<https://doi.org/10.1080/09669582.2019.1601732>
- Hochman, G., Ayal, S., & Ariely, D. (2015). Fairness requires deliberation: the primacy of economic over social considerations. *Frontiers in Psychology*, 6.  
<https://doi.org/10.3389/fpsyg.2015.00747>
- Hu, L. T., & Bentler, P. M. (1998). Fit indices in covariance structure modeling: Sensitivity to underparameterized model misspecification. *Psychological methods*, 3(4), 424–453.  
<https://doi.org/10.1037/1082-989X.3.4.424>
- Hu, L., & Bentler, P. (1999). Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis: Conventional criteria versus new alternatives. *Structural Equation Modeling*, 6(1), 1–55.  
<https://doi.org/10.1080/10705519909540118>
- Jeong, D.-Y., & Kim, S.-M. (2014). The impacts of positive and negative price perceptions on price acceptability in the digital information goods market. *Information (Japan)*, 17(12), 6101–6108.
- Jeong, E., & Jang, S. (Shawn). (2011). Restaurant experiences triggering positive electronic word-of-mouth (eWOM) motivations. *International Journal of Hospitality Management*, 30(2), 356–366. <https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2010.08.005>
- Jin, N., Line, N. D., & Merkebu, J. (2016). The effects of image and price fairness: A consideration of delight and loyalty in the waterpark industry. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 28(9), 1895–1914.  
<https://doi.org/10.1108/IJCHM-03-2015-0094>
- Jumadinova, J., & Dasgupta, P. (2010). Multi-attribute regret-based dynamic pricing. *Lecture Notes in Business Information Processing*, 44 LNBIP, 73–87. <https://doi.org/10.1007/978->

[3-642-15237-5\\_6](#)

Kaiser, H. F. (1960). The application of electronic computers to factor analysis. *Educational and psychological measurement*, 20(1), 141-151.

<https://doi.org/10.1177/001316446002000116>

Kahneman, D. (2011). *Thinking, fast and slow*. Macmillan.

Kahneman, D., Knetsch, J. & Thaler, R. (2004). Chapter Eight. Fairness as a Constraint on Profit Seeking: Entitlements in the Market. In C. Camerer, G. Loewenstein & M. Rabin (Ed.), *Advances in Behavioral Economics* (pp. 252-270). Princeton: Princeton University Press. <https://doi.org/10.1515/9781400829118-011>

Kahneman, D., Knetsch, J. L., & Thaler, R. (1986a). Fairness as a constraint on profit seeking: Entitlements in the market. *The American Economic Review*, 728–741.

Kahneman, D., Knetsch, J. L., & Thaler, R. H. (1986b). Fairness and the assumptions of economics. *The Journal of Business*, 59(4), S285–S300.

<http://www.jstor.org/stable/2352761>

Kauffman, R. J., Lai, H., & Ho, C. T. (2010). Incentive mechanisms, fairness and participation in online group-buying auctions. *Electronic Commerce Research and Applications*, 9(3), 249–262. <https://doi.org/10.1016/j.elerap.2008.11.009>

Kephart, J. O., Hanson, J. E., & Greenwald, A. R. (2000). Dynamic pricing by software agents. *Computer Networks*, 32(6), 731–752. [https://doi.org/10.1016/S1389-1286\(00\)00026-8](https://doi.org/10.1016/S1389-1286(00)00026-8)

Koh, Y., Belarmino, A., & Kim, M. G. (2020). Good fences make good revenue: An examination of revenue management practices at peer-to-peer accommodations. *Tourism Economics*, 26(7), 1108–1128. <https://doi.org/10.1177/1354816619867579>

Kowatsch, T., & Maass, W. (2009). Towards a framework for knowledge-based pricing

- services improving operational agility in the retail industry. *CEUR Workshop Proceedings*, 530. <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-84888112008&partnerID=40&md5=c17b1f0a17d54553c6cb96ff43195374>
- Kwak, Y., Song, S., & Kwak, Y. (2013). The development of forecasting model for Apple's wholesale price at shipment timing support system. *Information (Japan)*, 16(12 A), 8303–8308. <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-84896463732&partnerID=40&md5=d3bda2ad3c2eb267ad70467f29998394>
- Kwok, L., & Xie, K. L. (2019). Pricing strategies on Airbnb: Are multi-unit hosts revenue pros? *International Journal of Hospitality Management*, 82(August 2018), 252–259. <https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2018.09.013>
- Lee, S., Illia, A., & Lawson-Body, A. (2011). Perceived price fairness of dynamic pricing. *Industrial Management and Data Systems*, 111(4), 531–550. <https://doi.org/10.1108/02635571111133533>
- Lefebvre, H. (1996). The right to the city. In E. Kofman & E. Lebas (Eds.), *Writings on Cities* (pp. 63–181). Blackwell Publishers.
- Li, W., Hardesty, D. M., & Craig, A. W. (2018). The impact of dynamic bundling on price fairness perceptions. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 40, 204–212. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2017.10.011>
- Lima, V. (2019). Towards an understanding of the regional impact of Airbnb in Ireland. *Regional Studies, Regional Science*, 6(1), 78–91. <https://doi.org/10.1080/21681376.2018.1562366>
- Lu, S., Oberst, S., Zhang, G., & Luo, Z. (2019). Period adding bifurcations in dynamic pricing processes. *CIFer 2019 - IEEE Conference on Computational Intelligence for Financial*

- Engineering and Economics*, 1-5. IEEE. <https://doi.org/10.1109/CIFEr.2019.8759118>
- Maartje Roelofsen. (2018). Exploring the Socio-Spatial Inequalities of Airbnb in Sofia, Bulgaria. *Erdkunde*, 72(4), 313–327. <https://doi.org/10.3112/erdkunde.2018.04.04>
- Malc, D., Mumel, D., & Pisnik, A. (2016). Exploring price fairness perceptions and their influence on consumer behavior. *Journal of Business Research*, 69(9), 3693–3697. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2016.03.031>
- Mayer, V., & Avila, M. (2010). Desenvolvimento de uma escala para medição de emoções em situações de percepção de injustiça em preços. *Gestão & Planejamento-G&P*, 1–16. <https://revistas.unifacs.br/index.php/rgb/article/viewFile/272/929>
- Mayer, V. F., Avila, M. G., Maxwell, S., Diller, H., & Stamer, H. (2006). Aumentos De Preços: Um Estudo Multicultural Sobre Percepção De Justiça. *II EMA – Encontro de Marketing Da ANPAD*, 1–12. ANPAD.
- McGill, J. I., & Van Ryzin, G. J. (1999). Revenue management: research overview and prospects. *Transportation Science*, 33(2), 233–256. <https://doi.org/10.1287/trsc.33.2.233>
- Moreira, C. O. (2018). “Portugal as a tourism destination”, *Méditerranée* [Online], 130 | 2018, Online since 28 November 2018, Recuperado em 09 de Outubro de 2023. URL: <http://journals.openedition.org/mediterranee/10402>; DOI: <https://doi.org/10.4000/mediterranee.10402>
- Monroe, K. B. (2002). *Pricing: Making Profitable Decisions*. McGraw-Hill Professional.
- Monroe, K. B. (2008). ACR and ME. In Lee, AY and Soman, D (Ed.), *Advances in Consumer Research*, Vol. 35, pp. 13–17.
- Morgan, D. L. (1993). *Successful focus groups: Advancing the state of the art* (Vol. 156). Sage publications.

- Muskat, B., Hörtnagl, T., Prayag, G., & Wagner, S. (2019). Perceived quality, authenticity, and price in tourists' dining experiences: Testing competing models of satisfaction and behavioral intentions. *Journal of Vacation Marketing*, 25(4), 480–498.  
<https://doi.org/10.1177/1356766718822675>
- Nguyen, L. T. V., Conduit, J., Lu, V. N., & Rao Hill, S. (2016). Engagement in online communities: implications for consumer price perceptions. *Journal of Strategic Marketing*, 24(3–4), 241–260. <https://doi.org/10.1080/0965254X.2015.1095224>
- Nicolau, J. L. (2013). Direct versus indirect channels: Differentiated loss aversion in a high-involvement, non-frequently purchased hedonic product. *European Journal of Marketing*, 47(1), 260–278. <https://doi.org/10.1108/03090561311285547>
- Nikbin, D, Ismail, I., Marimuthu, M., & Abu-Jarad, I. Y. (2011). The effects of perceived service fairness on satisfaction, trust, and behavioural intentions. *Singapore Management Review*, 33(2), 58–73. <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-84865966133&partnerID=40&md5=5a8b2c13b056f2f5e59b6c17ea9fe69a>
- Nikbin, Davoud, Marimuthu, M., & Hyun, S. S. (2016). Influence of perceived service fairness on relationship quality and switching intention: an empirical study of restaurant experiences. *Current Issues in Tourism*, 19(10), 1005–1026.  
<https://doi.org/10.1080/13683500.2013.801407>
- Oh, H. (2000). The Effect of Brand Class, Brand Awareness, and Price on Customer Value and Behavioral Intentions. *Journal of Hospitality and Tourism Research*, 24(2), 136–162.  
<https://doi.org/10.1177/109634800002400202>
- Oh, H. (2003). Price fairness and its asymmetric effects on overall price, quality, and value judgments: the case of an upscale hotel. *Tourism Management*, 24(4), 387–399.  
[https://doi.org/10.1016/S0261-5177\(02\)00109-7](https://doi.org/10.1016/S0261-5177(02)00109-7)

- Oh, H., & Jeong, M. (2004a). An extended process of value judgment. *International Journal of Hospitality Management*, 23(4), 343–362. <https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2003.12.005>
- Oh, H., & Jeong, M. (2004b). An extended process of value judgment. *International Journal of Hospitality Management*, 23(4), 343–362. <https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2003.12.005>
- Parasuraman, A., Zeithaml, V. A., & Berry, L. L. (1988). Servqual: A multiple-item scale for measuring consumer perc. *Journal of Retailing*, 64(1), 12.  
<https://www.proquest.com/openview/7d007e04d78261295e5524f15bef6837/1?pq-origsite=gscholar&cbl=41988>
- Oskam, J., van der Rest, J. P., & Telkamp, B. (2018). What’s mine is yours—but at what price? Dynamic pricing behavior as an indicator of Airbnb host professionalization. *Journal of Revenue and Pricing Management*, 17(5), 311–328.  
<https://doi.org/10.1057/s41272-018-00157-3>
- Petrick, J. F. (2004). Are loyal visitors desired visitors? *Tourism Management*, 25(4), 463–470. [https://doi.org/10.1016/S0261-5177\(03\)00116-X](https://doi.org/10.1016/S0261-5177(03)00116-X)
- Petrick, J. F. (2002). Development of a multi-dimensional scale for measuring the perceived value of a service. *Journal of Leisure Research*, 34(2), 119–134.  
<https://doi.org/10.1080/00222216.2002.11949965>
- Podsakoff, P. M., MacKenzie, S. B., Lee, J. Y., & Podsakoff, N. P. (2003). Common method biases in behavioral research: a critical review of the literature and recommended remedies. *Journal of applied psychology*, 88(5), 879.
- Poundstone, W. (2010). *Priceless*. Hill and Wang.
- Prayag, G., Hosany, S., Taheri, B., & Ekiz, E. H. (2019). Antecedents and outcomes of relationship quality in casual dining restaurants: The mediating effects of relationship

- quality and moderating roles of gender. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 31(2), 575–593. <https://doi.org/10.1108/IJCHM-10-2017-0706>
- Read, D., & Loewenstein, G. (1995). Diversification bias: Explaining the discrepancy in variety seeking between combined and separated choices. *Journal of Experimental Psychology: Applied*, 1(1), 34.
- Saldaña, J. (2015). *The coding manual for qualitative researchers*. Sage.
- Santos, D., & Jesus, V. De. (2018). Fique como um gay local: o misterb&b e a acomodação peer-to-peer no rio de janeiro. *Revista Turismo: Estudos e Práticas*, 7(2), 119–138.
- Samson, A. (2014). *The Behavioral Economics Guide*. Foreward by G. Loewenstein and R. Sutherland.
- Sarantakou, E., & Terkenli, T. S. (2019). Non-Institutionalized Forms of Tourism Accommodation and Overtourism Impacts on the Landscape: The Case of Santorini, Greece \*. *Tourism Planning and Development*, 0(0), 1–23.  
<https://doi.org/10.1080/21568316.2019.1569122>
- Schlereth, C., Skiera, B., & Schulz, F. (2018). Why do consumers prefer static instead of dynamic pricing plans? An empirical study for a better understanding of the low preferences for time-variant pricing plans. *European Journal of Operational Research*, 269(3), 1165–1179. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2018.03.033>
- Shokoohyar, S., Sobhani, A., & Sobhani, A. (2020). Determinants of rental strategy: short-term vs long-term rental strategy. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 13(12), 3873–3894. <https://doi.org/10.1108/IJCHM-03-2020-0185>
- SIC Notícias, 2023. Há cada vez mais turistas americanos em Portugal.

<https://sicnoticias.pt/pais/2023-07-15-Ha-cada-vez-mais-turistas-americanos-em-Portugal-7a0ef232>

Sinha, I., & Batra, R. (1999). The effect of consumer price consciousness on private label purchase. *International Journal of Research in Marketing*, 16(3), 237–251.

[https://doi.org/10.1016/S0167-8116\(99\)00013-0](https://doi.org/10.1016/S0167-8116(99)00013-0)

Škare, V, & Gospić, D. (2015). Dynamic pricing and customers' perceptions of price fairness in the airline industry. *Tourism*, 63(4), 515–528.

[https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-](https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-84956608176&partnerID=40&md5=93ab7dfb2ad0615186ee2fe85ed81b01)

[84956608176&partnerID=40&md5=93ab7dfb2ad0615186ee2fe85ed81b01](https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-84956608176&partnerID=40&md5=93ab7dfb2ad0615186ee2fe85ed81b01)

Stevens, J. (2002). *Applied Multivariate Statistics for the Social Sciences* (4th Edition).

Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum Associates.

TAP Air Portugal. (2024). Relatório Anual de Resultados Operacionais.

Thaler, R. (1985). Mental accounting and consumer choice. *Marketing Science*, 4(3), 199–214. <https://doi.org/10.1287/mksc.4.3.199>

Thaler, R. H. (2008). Mental accounting and consumer choice. *Marketing Science*, 27(1), 15–25. <https://doi.org/10.1287/mksc.1070.0330>

Thaler, R. H., & Sunstein, C. R. (2009). *Nudge: Improving decisions about health, wealth, and happiness*. Penguin.

Tulumello, S. (2016). Reconsidering neoliberal urban planning in times of crisis: Urban regeneration policy in a “dense” space in Lisbon. *Urban Geography*, 37(1), 117–140.

<https://doi.org/10.1080/02723638.2015.1056605>

Turismo de Portugal (2023). *Relatório Anual de Turismo*. Recuperado de

<https://www.turismodeportugal.pt/pt/Paginas/homepage.aspx>

- Tversky, A., & Kahneman, D. (1992). Advances in prospect theory: Cumulative representation of uncertainty. *Journal of Risk and Uncertainty*, 5(4), 297–323.  
<https://doi.org/10.1007/BF00122574>
- Turismo de Portugal (2025.). *Estados Unidos. TravelBI*. Recuperado de  
<https://travelbi.turismodeportugal.pt/mercados/estados-unidos/>
- Tussyadiah, I. P., & Pesonen, J. (2016). Impacts of peer-to-peer accommodation use on travel patterns. *Journal of travel Research*, 55(8), 1022-1040.  
<https://doi.org/10.1177/0047287515608505>
- Tversky, A., & Kahneman, D. (1974). Judgment under Uncertainty – Heuristics and Biases. *Science*, 185(4157), 1124–1131. <https://doi.org/10.1126/science.185.4157.1124>
- Unidade de Turismo da Comissão Europeia (2023). *Quem somos*.  
[https://www.turismodeportugal.pt/pt/quem\\_somos/cooperacao-internacional/Paginas/unidade-de-turismo-da-comissao-europeia.aspx](https://www.turismodeportugal.pt/pt/quem_somos/cooperacao-internacional/Paginas/unidade-de-turismo-da-comissao-europeia.aspx)
- Vaidyanathan, R., & Aggarwal, P. (2003). Who is the fairest of them all? An attributional approach to price fairness perceptions. *Journal of Business Research*, 56(6), 453–463.  
[https://doi.org/10.1016/S0148-2963\(01\)00231-4](https://doi.org/10.1016/S0148-2963(01)00231-4)
- Viglia, G., & Abrate, G. (2014). How social comparison influences reference price formation in a service context. *Journal of Economic Psychology*, 45, 168–180.  
<https://doi.org/10.1016/j.joep.2014.09.003>
- Wang, X., Fan, Z.-P., & Liu, Z. (2016). Optimal markdown policy of perishable food under the consumer price fairness perception. *International Journal of Production Research*, 1–18. <https://doi.org/10.1080/00207543.2016.1179810>
- Wang, X., Fan, Z.-P., Wang, Y., & Li, M. (2015). A laboratory exploration for multi-period perishable food pricing. *British Food Journal*, 117(9), 2214–2233.

<https://doi.org/10.1108/BFJ-12-2014-0434>

Weisstein, F. L., Monroe, K. B., & Kukar-Kinney, M. (2013). Effects of price framing on consumers' perceptions of online dynamic pricing practices. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 41(5), 501–514. <https://doi.org/10.1007/s11747-013-0330-0>

Wijaya, T. K., Papaioannou, T. G., Liu, X., & Aberer, K. (2013). Effective consumption scheduling for demand-side management in the smart grid using non-uniform participation rate, 2013. *Sustainable Internet and ICT for Sustainability*. SustainIT 2013.

<https://doi.org/10.1109/SustainIT.2013.6685188>

Xia, L, Monroe, K. B., & Cox, J. L. (2004). The price is unfair! A conceptual framework of price fairness perceptions. *Journal of Marketing*, 68(4), 1–15.

<https://doi.org/10.1509/jmkg.68.4.1.42733>

Xia, Lan, & Monroe, K. B. (2017). It's not all about money: the role of identity in perceived fairness of targeted promotions. *Journal of Product and Brand Management*, 26(3), 327–339. <https://doi.org/10.1108/JPBM-05-2016-1196>

Xia, Lan, Monroe, K. B., & Cox, J. L. (2004). The Price Is Unfair! A Conceptual Framework of Price Fairness Perceptions. *Journal of Marketing*, 68(4), 1–15.

<https://doi.org/10.1509/jmkg.68.4.1.42733>

Zeithaml, V. A. (1988). Consumer perceptions of price, quality, and value: a means-end model and synthesis of evidence. *Journal of Marketing*, 52(3), 2–22.

<https://doi.org/10.1177/002224298805200302>

Zhang, J., Kevin Chiang, W., & Liang, L. (2014). Strategic pricing with reference effects in a competitive supply chain. *Omega (United Kingdom)*, 44, 126–135.

<https://doi.org/10.1016/j.omega.2013.07.002>



## 8. ANEXOS

### 8.1 Características e guião do grupo focal

#### Anexo I - Características do grupo focal

<b>Características gerais:</b>	
Tamanho do Grupo	6 a 10 pessoas
Contexto:	Atmosfera informal, descontraída (consumidores a conversar sobre um serviço)
Duração:	40 a 60 min
Gravação:	Uso de Zoom
Quantidade de sessões:	3
<b>Planejamento:</b>	
Definição inicial:	Observar a opinião do consumidor-turista em relação ao que muda a justiça percebida sobre os preços dinâmicos praticada pelo AL.
Informações Socio-Econômicas	Nome: Identidade de Género (M) (F) Data de nascimento: Grau de escolaridade: Profissão: Telefone/ e-mail: Local de Residência: Quando e para onde foi sua última viagem? Quando foi a última vez que utilizou o AL?
Roteiro semiestruturado de temas:	1) Os fatores que levam em consideração para a escolha de um estabelecimento AL 2) De que forma observam e julgam os preços 3) Qual a opinião sobre a justiça em preços dinâmicos (Sabiam? Achrom justo o método? E os resultados?) 4) Sentimentos e atitudes em relação ao AL e aos preços praticados
Método de análise	Análise de conteúdo no Nvivo

## 8.2 Anexo 1 – Questionário de Pesquisa

### RESEARCH QUESTIONNAIRE

Dear participant, this questionnaire is part of a research study on the Instituto de Geografia de Ordenamento do Território of Universidade de Lisboa. The questionnaire takes around 15 min to complete. The objective of this study is to identify and classify the available Short-Term Rentals information on the booking platform that influences the price fairness perception. The chosen research group participants are consumers-tourists of Short-Term Rentals that use the platforms (Booking.com, Airbnb, etc.) in their trip's contexts. This is an anonymous and voluntary participation. The collected data will be stored in a local place with password. Only the researcher and the supervisors will have access of the data and all the collected information will be used for academic purposes.

Thank you very much for your participation.

---

A. Section: Please indicate the usage level for the Online Travel Agencies (OTAs; ex: booking.com, Airbnb, Expedia, etc.) to make reservations for Short Term Rentals. Please, consider 2019 as reference year for your responses.

1. When you travel, what is the usage frequency of the Online Travel Agencies (OTAs; ex: booking.com, Airbnb, Expedia, etc.) to make reservations for Short-Term Rentals?  
\*

No usage	Once a year	Once Every 6 months	Monthly	Weekly or more
----------	-------------	---------------------	---------	----------------

\*Filter Question. If “No usage” is chosen, please, finish the questionnaire.

2. How many times did you use Short-Term Rentals in 2019? \*

Never	1 to 3 times	4-5 times	6-10 times	More than 6 times
-------	--------------	-----------	------------	-------------------

\*Filter Question. If “Never” is chosen, please, finish the questionnaire.

3. What is the average length of stay of your bookings on OTA in 2019?

1 night	2-3 nights	4-5 nights	6-10 nights	More than 10 nights
---------	------------	------------	-------------	---------------------

4. What is the frequency that you search information regarding the offer of Short-Term Rentals (STR) in 2019?

No Search	Once a year	Once in 6 months	Monthly	Weekly or more
-----------	-------------	------------------	---------	----------------

5. Which device you used the most for bookings of Short-Term Rentals (STR) in 2019?

Desktop (P.c., notebook or similar)	Cellphone (apps)	Cellphone (Calls)	Tablet	Another. Which one?
				(Open question)

6. Which platform you used the most for bookings of Short-Term Rentals (STR) in 2019?

Airbnb	Booking.com	VRBO – HomeAway	Expedia	Another. Which one?
				(Open question)

7. What is the reason you decided for the platform on the previous question? \*It is possible to choose more than one answer.

It was easier than the others.	It is the platform you have the habit to book.	Data security	Payment security	Detailed description of the properties is higher than the other options.	Another reason. Which one?
					(Open question)

B. Section: Decision Criterias (*Focus Group* + Literature Review)

Please, mark the agreement (or disagreement) level you have regarding the sentences below.

B1: Price

8. How do you evaluate the prices and the price methods of the Short-Term Rentals platforms? \*

	Completely Disagree	Partly Disagree	Indifferent	Partly Agree	Completely Agree
The final price was fair					
The pricing method of the platform was fair					

**\*ANSWER IF> “Completely Disagree” and “Partly Disagree” go to C1 section**

	Completely Disagree	Partly Disagree	Indifferent	Partly Agree	Completely Agree
The final price I will pay for a STR is relevant for my purchase decision.					
The taxes and fees I will pay for a STR influence on my purchase decision.					
The prices charged by the platforms (ex: commissions) for a STR influence on my purchase decision.					
The payment methods accepted by the OTAs					

platforms are important for me.					
The price variation over time on the OTAs influence my purchase decision. (ex: Different prices on different days of the week, or months, etc.).					
The price variation from different OTAs for the same property influences my purchase decision. (ex: Different prices on Airbnb or Booking.com for the same property).					
The price variation based on the size of the group that is travelling influences my purchase decision.					
The trip <i>budget</i> influences my purchase decision.					

B2: Location – Regarding tourist attractions.

	Completely Disagree	Partly Disagree	Indifferent	Partly Agree	Completely Agree
The trip destination influences my decision towards the type of apartment of STR.					
The proximity with public transportation influences my decision of STR.					
The local commerce and personal services offer influences my decision of STR.					

The local security influences my decision of STR.					
---------------------------------------------------	--	--	--	--	--

B3: Evaluations

	Completely Disagree	Partly Disagree	Indifferent	Partly Agree	Completely Agree
The previous guests review of influences my decision of STR.					
The available security information influences my decision of STR.					
The cleaning information influences my decision of STR.					
The service offers inside the STR (ex: Netflix or local trips) influences my decision of STR.					
The offers towards pedagogical activities (ex: workshops for adults or activities for kids) influences my decision of STR.					

B4: Short-Term Rentals Attributes.

	Completely Disagree	Partly Disagree	Indifferent	Partly Agree	Completely Agree
The property architecture is relevant for my STR purchase.					

The STR interior design influences my purchase decision.					
The apartment size (m2) influences my purchase decision.					
The kitchen items options (ex: Microwave, cooker, etc.) influences my purchase decision.					
The bathroom items options (ex: hairdryer, amenities, etc.) influences my purchase decision.					
The furniture items options (ex: sofa, table for home office, etc.) influences my purchase decision.					
The house rules (ex: parties, pets, privacy, etc.) influences my purchase decision.					
The cancelation policy influences my purchase decision.					
'Fells like home' idea influences my purchase decision.					

B5: Perceived Value

	Completely Disagree	Partly Disagree	Indifferent	Partly Agree	Completely Agree
--	---------------------	-----------------	-------------	--------------	------------------

Usually, based on your previous experience, do you have a good value for your experiences on STR?					
---------------------------------------------------------------------------------------------------	--	--	--	--	--

B6: Authenticity

	Completely Disagree	Partly Disagree	Indifferent	Partly Agree	Completely Agree
The historical-cultural property attributes influence my decision on STR.					
The STR needs to be “unique” and “innovative” for my purchase decision.					

B7: *OverTourism*

	Completely Disagree	Partly Disagree	Indifferent	Partly Agree	Completely Agree
The property needs to be outside of the tourist areas of the trip destination.					

B8: Sustainability

	Completely Disagree	Partly Disagree	Indifferent	Partly Agree	Completely Agree
I only chose a property with an environmental sustainability proposal.					

C1

1. Considering your answers towards the STR platform prices as unfair, please, choose the probability that you can adopt one of the following behaviors below:

	Mostly unlikely	Unlikely	Indifferent	Probably	Most probably
Change for a concurrent STR.					
Change for a concurrent STR platforms.					
Tell friends and Family members.					
Complain straight with the property.					
Complain straight with the STR platform.					
Complain with an official regulator company. (ex. state regulatory companies)					
Share your experience in a social media (Facebook, Twitter, TripAdvisor, etc.)					
Send an e-mail to one of the following channels: TV, journals or magazines, radio channels.					
To organize or participate in a movement against the company.					
Go on the court against the company.					

2) Considering your answers towards the STR platform prices as unfair, please, choose your emotions or feelings in the moment of the price judgment.

Source: Ekman, P. (1992). An argument for basic emotions. *Cognition & emotion*, 6(3-4), 169-200.

	Mostly unlikely	Unlikely	Indifferent	Probably	Most probably
Angriness					
<i>Stress</i>					
Irritation					
Disappointed					
Sad					
Indignance					
Angstier					
Regret					
Unhappy					
Unsatisfaction					
Another. Which one?					



## 8.3 Anexo 2 – Análises Fatoriais

### Exploratory Factor Analysis

#### Kaiser-Meyer-Olkin Test

MSA	
Overall MSA	0.680
Q10	0.765
Q11	0.828
Q12	0.546
Q13	0.830
Q14	0.891
Q15	0.867
Q16	0.534
Q17	0.827
Q18	0.532
Q19	0.510
Q20	0.678
Q21	0.695
Q22	0.883
Q23	0.678
Q24	0.771
Q25	0.871
Q26	0.873
Q27	0.747
Q28	0.651
Q29	0.522
Q30	0.623
Q31	0.652
Q32	0.836
Q33	0.804
Q34	0.794
Q35	0.616
Q36	0.763
Q37	0.557
Q38	0.408
Q39	0.650
Q40	0.554

Bartlett's Test		
$\chi^2$	df	p
10310.100	465.000	< .001

#### Chi-squared Test

Value	df	p
Model	2723.620 294	< .001

Factor Loadings

	Factor 1	Factor 2	Factor 3	Factor 4	Factor 5	Factor 6	Uniqueness
Q30	0.749						0.385
Q28	0.706						0.413
Q25	0.687						0.555
Q21	0.677						0.376
Q32	0.592						0.467
Q23	0.555						0.384
Q40		0.954					0.178
Q37		0.793					0.291
Q39		0.788					0.304
Q38		0.761					0.431
Q26		0.500					0.435
Q16			0.703				0.422
Q12			0.668				0.483
Q10			0.634				0.417
Q14			0.582				0.466
Q17				0.786			0.344
Q15				0.665			0.333
Q22					0.752		0.372
Q36					0.641		0.474
Q33						0.720	0.247
Q35						0.574	0.363
Q11							0.397
Q13							0.486
Q18							0.507
Q19							0.542
Q20							0.441
Q24							0.409
Q27							0.464
Q29							0.386
Q31							0.287
Q34							0.441

Note. Applied rotation method is promax.

## Factor Characteristics

### Unrotated solution    Rotated solution

	Eigenvalues	SumSq. Loadings	Proportion var.	Cumulative	SumSq. Loadings	Proportion var.	Cumulative
Factor 1	13.266	12.866	0.415	0.415	3.891	0.126	0.126
Factor 2	2.476	2.134	0.069	0.484	3.712	0.120	0.245
Factor 3	1.501	1.086	0.035	0.519	3.690	0.119	0.364
Factor 4	1.374	0.964	0.031	0.550	2.702	0.087	0.451
Factor 5	1.152	0.744	0.024	0.574	2.400	0.077	0.529
Factor 6	1.071	0.704	0.023	0.597	2.104	0.068	0.597

---

## Parallel Analysis

### Real data component eigenvalues    Simulated data mean eigenvalues

Factor 1*	13.266	1.544
Factor 2*	2.476	1.465
Factor 3*	1.501	1.415
Factor 4*	1.374	1.357
Factor 5	1.152	1.322
Factor 6	1.071	1.283
Factor 7	0.934	1.252
Factor 8	0.854	1.215
Factor 9	0.814	1.185
Factor 10	0.726	1.145
Factor 11	0.703	1.116
Factor 12	0.625	1.090
Factor 13	0.555	1.059
Factor 14	0.530	1.029
Factor 15	0.489	1.008
Factor 16	0.438	0.978
Factor 17	0.427	0.946
Factor 18	0.401	0.925
Factor 19	0.341	0.902
Factor 20	0.333	0.876
Factor 21	0.312	0.851
Factor 22	0.309	0.829
Factor 23	0.253	0.801
Factor 24	0.239	0.774
Factor 25	0.220	0.747
Factor 26	0.187	0.721
Factor 27	0.166	0.692
Factor 28	0.137	0.664
Factor 29	0.102	0.632
Factor 30	0.046	0.608
Factor 31	0.019	0.568

**Note.** '\*' = Factor should be retained. Results from PC-based parallel analysis.

## Confirmatory Factor Analysis

### Model fit

---

#### Chi-square test

Model	X <sup>2</sup>	df	p
Baseline model	4502.310	231	

---

Factor model 378.384 194 < .001

**Note.** The estimator is DWLS and the test statistic is scaled, shifted because there are categorical variables in the data. You may consider changing the standard error method to 'robust'.

#### Additional fit measures

---

#### Fit indices

Index	Value
Comparative Fit Index (CFI)	0.920
Tucker-Lewis Index (TLI)	0.902
Bentler-Bonett Non-normed Fit Index (NNFI)	0.949
Bentler-Bonett Normed Fit Index (NFI)	0.916
Parsimony Normed Fit Index (PNFI)	0.822
Bollen's Relative Fit Index (RFI)	0.900
Bollen's Incremental Fit Index (IFI)	0.957
Relative Noncentrality Index (RNI)	0.957

---

**Note.** Except for the PNFI, the fit indices are scaled because of categorical variables in the data.

#### Other fit measures

Metric	Value
Root mean square error of approximation (RMSEA)	0.065
RMSEA 90% CI lower bound	0.052
RMSEA 90% CI upper bound	0.078
RMSEA p-value	0.002
Standardized root mean square residual (SRMR)	0.054
Hoelter's critical N ( $\alpha = .05$ )	157.740
Hoelter's critical N ( $\alpha = .01$ )	168.244
Goodness of fit index (GFI)	0.986
McDonald fit index (MFI)	0.784
Expected cross validation index (ECVI)	

---

**Note.** The RMSEA results are scaled because of categorical variables in the data.

### Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) test

Indicator	MSA
Q30	0.886
Q28	0.812
Q25	0.911
Q21	0.911
Q32	0.916
Q23	0.912
Q40	0.816
Q37	0.827
Q39	0.786
Q38	0.807
Q26	0.881
Q16	0.911
Q12	0.865
Q10	0.901
Q14	0.917
Q17	0.806
Q15	0.836
Q13	0.851
Q22	0.837
Q36	0.713
Q33	0.920
Q35	0.820
Overall	0.857

---

**Bartlett's test of sphericity**  $X^2$        $df$        $p$ 


---

2748.569      231      < .001

R-Squared	
	R <sup>2</sup>
Q30	0.499
Q28	0.602
Q25	0.353
Q21	0.536
Q32	0.550
Q23	0.673
Q40	0.729
Q37	0.689
Q39	0.634
Q38	0.480
Q26	0.623
Q16	0.566
Q12	0.423
Q10	0.513
Q14	0.590
Q17	0.554
Q15	0.597
Q13	0.594
Q22	0.568
Q36	0.564
Q33	0.637
Q35	0.588

### Parameter estimates

#### Factor loadings 95% Confidence Interval

Factor	Indicator	Estimate	Std. Error	z-value	p	Lower	Upper
Factor 1	Q30	0.707	0.022	32.143	< .001	0.664	0.750
	Q28	0.776	0.021	37.668	< .001	0.735	0.816
	Q25	0.594	0.022	27.062	< .001	0.551	0.637
	Q21	0.732	0.022	33.731	< .001	0.689	0.774
	Q32	0.742	0.022	33.917	< .001	0.699	0.784
	Q23	0.821	0.021	38.707	< .001	0.779	0.862
Factor 2	Q40	0.854	0.021	41.117	< .001	0.813	0.895
	Q37	0.830	0.021	40.439	< .001	0.790	0.871
	Q39	0.796	0.020	39.265	< .001	0.756	0.836
	Q38	0.693	0.023	30.211	< .001	0.648	0.738
	Q26	0.790	0.023	34.493	< .001	0.745	0.834
	Q16	0.753	0.026	28.627	< .001	0.701	0.804
Factor 3	Q12	0.650	0.025	26.432	< .001	0.602	0.699
	Q10	0.716	0.026	27.645	< .001	0.665	0.767
	Q14	0.768	0.026	29.713	< .001	0.718	0.819
	Q17	0.744	0.027	28.012	< .001	0.692	0.796
Factor 4	Q15	0.773	0.028	27.744	< .001	0.718	0.827
	Q13	0.771	0.028	27.765	< .001	0.716	0.825
	Q22	0.753	0.043	17.610	< .001	0.670	0.837
Factor 5	Q36	0.751	0.043	17.610	< .001	0.668	0.835

Factor 6	Q33	0.798	0.035	23.119	< .001	0.730	0.866
	Q35	0.767	0.033	23.119	< .001	0.702	0.832

## Factor variances 95% Confidence Interval

Factor	Estimate	Std. Error	z-value	p	Lower	Upper
Factor 1	1.000	0.000			1.000	1.000
Factor 2	1.000	0.000			1.000	1.000
Factor 3	1.000	0.000			1.000	1.000
Factor 4	1.000	0.000			1.000	1.000
Factor 5	1.000	0.000			1.000	1.000
Factor 6	1.000	0.000			1.000	1.000

## Factor Covariances

						95% Confidence Interval		
		Estimate	Std. Error	z-value	p	Lower	Upper	
Factor 1	↔	Factor 2	0.549	0.021	25.677	< .001	0.507	0.591
Factor 1	↔	Factor 3	0.768	0.029	26.322	< .001	0.711	0.825
Factor 1	↔	Factor 4	0.776	0.031	24.912	< .001	0.715	0.837
Factor 1	↔	Factor 5	0.583	0.045	12.937	< .001	0.494	0.671
Factor 1	↔	Factor 6	0.808	0.044	18.540	< .001	0.722	0.893
Factor 2	↔	Factor 3	0.505	0.027	18.948	< .001	0.452	0.557
Factor 2	↔	Factor 4	0.453	0.029	15.575	< .001	0.396	0.510
Factor 2	↔	Factor 5	0.613	0.042	14.493	< .001	0.530	0.696
Factor 2	↔	Factor 6	0.685	0.039	17.393	< .001	0.608	0.763
Factor 3	↔	Factor 4	0.769	0.040	19.329	< .001	0.691	0.847
Factor 3	↔	Factor 5	0.657	0.053	12.417	< .001	0.553	0.760
Factor 3	↔	Factor 6	0.727	0.048	15.019	< .001	0.632	0.822
Factor 4	↔	Factor 5	0.473	0.051	9.302	< .001	0.373	0.573

## Residual variances 95% Confidence Interval

Indicator	Estimate	Std. Error	z-value	p	Lower	Upper
Q30	0.501	0.000			0.501	0.501
Q28	0.398	0.000			0.398	0.398
Q25	0.647	0.000			0.647	0.647
Q21	0.464	0.000			0.464	0.464
Q32	0.450	0.000			0.450	0.450
Q23	0.327	0.000			0.327	0.327
Q40	0.271	0.000			0.271	0.271
Q37	0.311	0.000			0.311	0.311
Q39	0.366	0.000			0.366	0.366
Q38	0.520	0.000			0.520	0.520
Q26	0.377	0.000			0.377	0.377
Q16	0.434	0.000			0.434	0.434
Q12	0.577	0.000			0.577	0.577
Q10	0.487	0.000			0.487	0.487
Q14	0.410	0.000			0.410	0.410
Q17	0.446	0.000			0.446	0.446
Q15	0.403	0.000			0.403	0.403
Q13	0.406	0.000			0.406	0.406
Q22	0.432	0.000			0.432	0.432
Q36	0.436	0.000			0.436	0.436
Q33	0.363	0.000			0.363	0.363
Q35	0.412	0.000			0.412	0.412

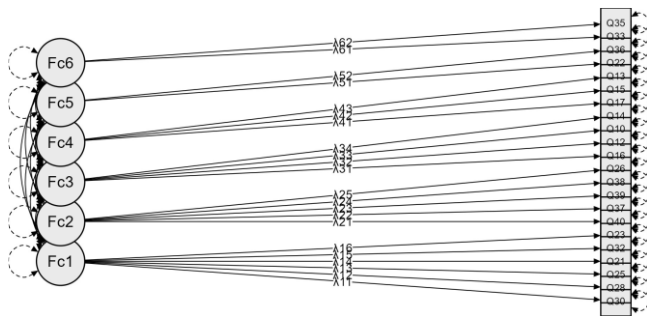
Thresholds								
Indicator	Threshold	Estimate	Std. Error	z-value	p	95% Confidence Interval		
						Lower	Upper	
Q30	t1	-2.579	0.345	-7.467	8.193×10 <sup>-14</sup>	-3.256	-1.902	
	t2	-1.964	0.189	-10.388	0.000	-2.335	-1.594	
	t3	-1.132	0.112	-10.073	0.000	-1.353	-0.912	
	t4	0.302	0.090	3.364	7.687×10 <sup>-4</sup>	0.126	0.479	
Q28	t1	-2.579	0.345	-7.467	8.193×10 <sup>-14</sup>	-3.256	-1.902	
	t2	-1.755	0.161	-10.907	0.000	-2.071	-1.440	
	t3	-0.849	0.101	-8.403	0.000	-1.047	-0.651	
	t4	0.381	0.091	4.201	2.663×10 <sup>-5</sup>	0.203	0.559	
Q25	t1	-2.174	0.227	-9.568	0.000	-2.619	-1.729	
	t2	-1.650	0.150	-11.032	0.000	-1.943	-1.357	
	t3	-0.796	0.099	-8.014	1.110×10 <sup>-15</sup>	-0.991	-0.602	
	t4	0.477	0.092	5.172	2.318×10 <sup>-7</sup>	0.296	0.657	
Q21	t1	-2.579	0.345	-7.467	8.193×10 <sup>-14</sup>	-3.256	-1.902	
	t2	-1.885	0.177	-10.624	0.000	-2.233	-1.537	
	t3	-0.885	0.102	-8.658	0.000	-1.085	-0.685	
	t4	0.302	0.090	3.364	7.687×10 <sup>-4</sup>	0.126	0.479	
Q32	t1	-2.174	0.227	-9.568	0.000	-2.619	-1.729	
	t2	-1.816	0.168	-10.791	0.000	-2.146	-1.486	
	t3	-1.109	0.111	-9.966	0.000	-1.327	-0.891	
	t4	0.395	0.091	4.340	1.427×10 <sup>-5</sup>	0.216	0.573	
Q23	t1	-2.579	0.345	-7.467	8.193×10 <sup>-14</sup>	-3.256	-1.902	
	t2	-1.885	0.177	-10.624	0.000	-2.233	-1.537	
	t3	-0.796	0.099	-8.014	1.110×10 <sup>-15</sup>	-0.991	-0.602	
	t4	0.264	0.090	2.944	0.003	0.088	0.439	
Q40	t1	-1.755	0.161	-10.907	0.000	-2.071	-1.440	
	t2	-1.259	0.119	-10.560	0.000	-1.493	-1.026	
	t3	-0.606	0.095	-6.408	1.475×10 <sup>-10</sup>	-0.791	-0.421	
	t4	0.621	0.095	6.544	5.987×10 <sup>-11</sup>	0.435	0.807	
Q37	t1	-2.579	0.345	-7.467	8.193×10 <sup>-14</sup>	-3.256	-1.902	
	t2	-1.603	0.145	-11.055	0.000	-1.887	-1.319	
	t3	-0.730	0.098	-7.486	7.083×10 <sup>-14</sup>	-0.921	-0.539	
	t4	0.682	0.096	7.085	1.391×10 <sup>-12</sup>	0.494	0.871	
Q39	t1	-1.885	0.177	-10.624	0.000	-2.233	-1.537	
	t2	-1.206	0.116	-10.376	0.000	-1.434	-0.978	
	t3	-0.562	0.094	-5.998	1.998×10 <sup>-9</sup>	-0.745	-0.378	
	t4	0.606	0.095	6.408	1.475×10 <sup>-10</sup>	0.421	0.791	
Q38	t1	-2.058	0.205	-10.054	0.000	-2.459	-1.657	
	t2	-1.481	0.134	-11.015	0.000	-1.744	-1.217	
	t3	-0.730	0.098	-7.486	7.083×10 <sup>-14</sup>	-0.921	-0.539	
	t4	0.505	0.093	5.448	5.094×10 <sup>-8</sup>	0.323	0.686	
Q26	t1	-1.816	0.168	-10.791	0.000	-2.146	-1.486	
	t2	-1.445	0.132	-10.975	0.000	-1.703	-1.187	
	t3	-0.698	0.097	-7.219	5.229×10 <sup>-13</sup>	-0.888	-0.509	
	t4	0.576	0.094	6.135	8.520×10 <sup>-10</sup>	0.392	0.761	
Q16	t1	-2.330	0.264	-8.816	0.000	-2.848	-1.812	
	t2	-1.755	0.161	-10.907	0.000	-2.071	-1.440	
	t3	-1.064	0.109	-9.744	0.000	-1.279	-0.850	
	t4	0.533	0.093	5.723	1.044×10 <sup>-8</sup>	0.350	0.715	
Q12	t1	-1.964	0.189	-10.388	0.000	-2.335	-1.594	
	t2	-1.650	0.150	-11.032	0.000	-1.943	-1.357	
	t3	-0.814	0.100	-8.144	4.441×10 <sup>-16</sup>	-1.009	-0.618	
	t4	0.547	0.093	5.861	4.606×10 <sup>-9</sup>	0.364	0.730	
Q10	t1	-2.579	0.345	-7.467	8.193×10 <sup>-14</sup>	-3.256	-1.902	
	t2	-1.964	0.189	-10.388	0.000	-2.335	-1.594	
	t3	-0.961	0.105	-9.155	0.000	-1.167	-0.755	
	t4	0.491	0.092	5.310	1.096×10 <sup>-7</sup>	0.309	0.672	
Q14	t1	-2.330	0.264	-8.816	0.000	-2.848	-1.812	
	t2	-1.885	0.177	-10.624	0.000	-2.233	-1.537	
	t3	-0.849	0.101	-8.403	0.000	-1.047	-0.651	
	t4	0.562	0.094	5.998	1.998×10 <sup>-9</sup>	0.378	0.745	
Q17	t1	-2.174	0.227	-9.568	0.000	-2.619	-1.729	
	t2	-1.964	0.189	-10.388	0.000	-2.335	-1.594	
	t3	-1.022	0.107	-9.513	0.000	-1.232	-0.811	
	t4	0.328	0.090	3.643	2.694×10 <sup>-4</sup>	0.152	0.505	
Q15	t1	-2.579	0.345	-7.467	8.193×10 <sup>-14</sup>	-3.256	-1.902	
	t2	-1.755	0.161	-10.907	0.000	-2.071	-1.440	
	t3	-0.746	0.098	-7.619	2.554×10 <sup>-14</sup>	-0.938	-0.554	
	t4	0.381	0.091	4.201	2.663×10 <sup>-5</sup>	0.203	0.559	

# Heterotrait-monotrait ratio

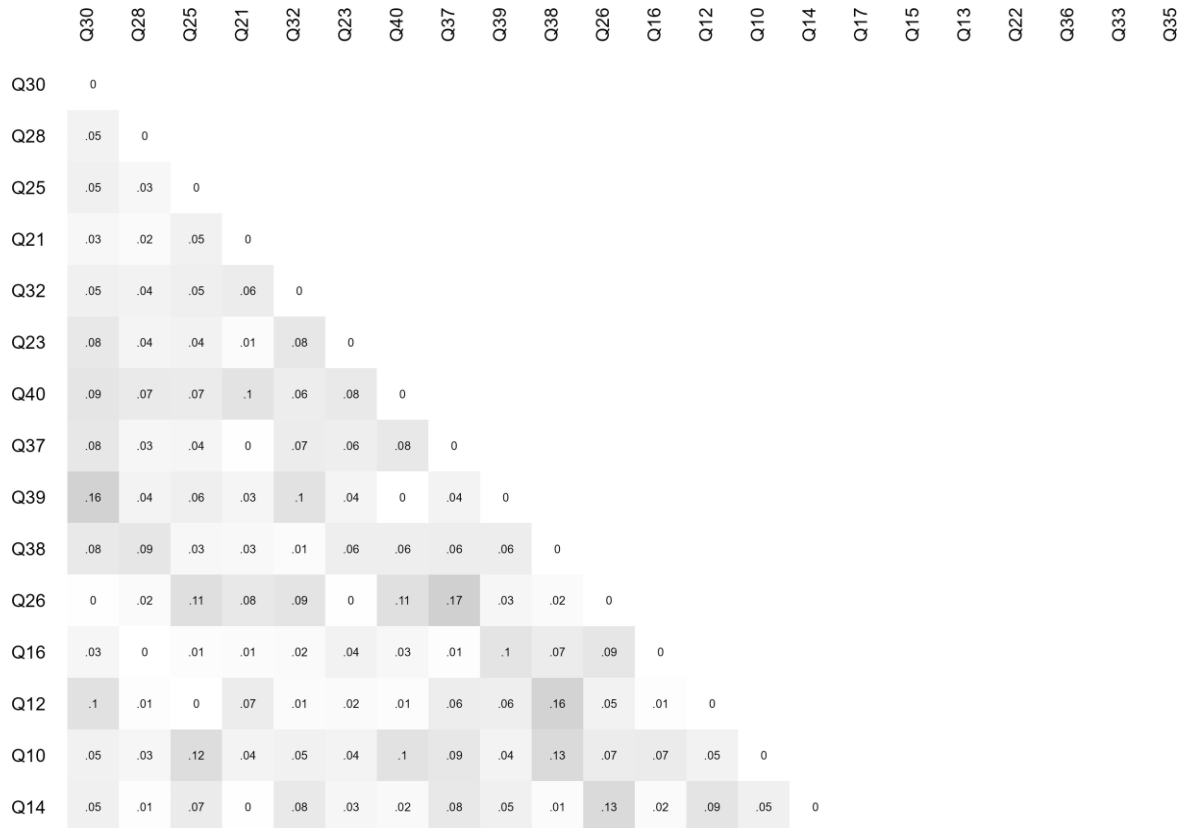
Factor 1	Factor 2	Factor 3	Factor 4	Factor 5	Factor 6
1.000					
0.512	1.000				
0.758	0.393	1.000			
0.733	0.377	0.753	1.000		
0.546	0.461	0.638	0.413	1.000	
0.831	0.641	0.691	0.720	0.476	1.000

## Plots

### Model plot



### Misfit plot



## 8.4 Anexo 3– Análises Regressões

### Tabelas customizadas

	Mínimo	Média	Desvio padrão	Máximo
f1	1,00	4,14	,59	5,00
f2	1,40	3,92	,75	5,00
f3	1,00	4,07	,60	5,00
f4	1,00	4,14	,72	5,00
f5	2,50	4,22	,57	5,00
f6	1,00	4,12	,70	5,00

## Regressão

### Variáveis Inseridas/Removidas<sup>a</sup>

Variáveis Modelo	Inseridas	Variáveis removidas	Método
1	f1 <sup>b</sup>	.	Inserir

Variável Dependente: Q8

Todas as variáveis solicitadas inseridas.

### Resumo do modelo

Modelo	R	R quadrado	R quadrado ajustado	Erro padrão da estimativa
1	,357 <sup>a</sup>	,128	,123	,684

a. Preditores: (Constante), f1

### ANOVA<sup>a</sup>

Modelo	Soma dos Quadrados	df	Quadrado Médio	Z	Sig.	
1	Regressão	13,909	1	13,909	29,732	,000 <sup>b</sup>
	Resíduo	94,969	203	,468		
	Total	108,878	204			

Variável Dependente: Q8

Preditores: (Constante), f1

Modelo	Coefficientes não padronizados B	Erro	Erro	Coefficientes padronizados Beta	t	Sig.
1	(Constante)	2,149	,338		6,349	,000
	f1	,441	,081	,357	5,453	,000

a. Variável Dependente: Q8

Regressão

Variáveis Inseridas/Removidas<sup>a</sup>

Variáveis Modelo	inseridas	Variáveis removidas	Método
1	f2 <sup>b</sup>	.	Inserir

Variável Dependente: Q8

Todas as variáveis solicitadas inseridas.

Resumo do modelo

Modelo	R	R quadrado	R quadrado ajustado	Erro padrão da estimativa
1	,412 <sup>a</sup>	,170	,165	,667

a. Preditores: (Constante), f2

ANOVA<sup>a</sup>

Modelo	Soma dos Quadrados	df	QuadradoMédio	Z	Sig.	
1	Regressão	18,459	1	18,459	41,442	,000 <sup>b</sup>
	Resíduo	90,419	203	,445		
	Total	108,878	204			

Variável Dependente: Q8

Preditores: (Constante), f2

Modelo	Coefficientes não padronizados B	Erro	Erro	Coefficientes padronizados Beta	t	Sig.
1	(Constante)	2,410	,248		9,731	,000
	f2	,400	,062	,412	6,438	,000

a. Variável Dependente: Q8

Regressão

Variáveis Inseridas/Removidas<sup>a</sup>

Variáveis Modelo	inseridas	Variáveis removidas	Método
1	f3 <sup>b</sup>	.	Inserir

Variável Dependente: Q8

Todas as variáveis solicitadas inseridas.

Resumo do modelo

Modelo	R	R quadrado	R quadrado ajustado	Erro padrão da estimativa
1	,416 <sup>a</sup>	,173	,169	,668

a. Preditores: (Constante), f3

### ANOVA<sup>a</sup>

Soma dos Modelos	Quadrados	df	Quadrado Médio	Z	Sig.	
1	Regressão	18,693	1	18,693	41,945	,000 <sup>b</sup>
	Resíduo	89,129	200	,446		
	Total	107,822	201			

Variável Dependente: Q8

Preditores: (Constante), f3

Modelo	Coefficientes não padronizados B	Erro	Erro	Coefficientes padronizados Beta	t	Sig.
1	(Constante)	1,910	,322		5,938	,000
	f3	,506	,078	,416	6,476	,000

a. Variável Dependente: Q8

### Regressão

#### Variáveis Inseridas/Removidas<sup>a</sup>

Modelo	Variáveis inseridas	Variáveis removidas	Método
1	f4 <sup>b</sup>	.	Inserir

Variável Dependente: Q8

Todas as variáveis solicitadas inseridas.

### Resumo do modelo

Modelo	R	R quadrado	R quadrado ajustado	Erro padrão da estimativa
1	,238 <sup>a</sup>	,057	,052	,711

a. Preditores: (Constante), f4

### ANOVA<sup>a</sup>

Soma dos Modelos	Quadrados	df	Quadrado Médio	Z	Sig.	
1	Regressão	6,183	1	6,183	12,223	,001 <sup>b</sup>
	Resíduo	102,695	203	,506		
	Total	108,878	204			

Variável Dependente: Q8  
Preditores: (Constante), f4

Coeficientes não padronizados			Coeficientes padronizados			
Modelo	B	Erro	Erro	Beta	t	Sig.
1	(Constante)	2,980	,289		10,305	,000
	f4	,241	,069	,238	3,496	,001

a. Variável Dependente: Q8

## Regressão

### Variáveis Inseridas/Removidas<sup>a</sup>

Variáveis Modelo	Inseridas	Variáveis removidas	Método
1	f5 <sup>b</sup>	.	Inserir

Variável Dependente: Q8

Todas as variáveis solicitadas inseridas.

## Resumo do modelo

Modelo	R	R quadrado	R quadrado ajustado	Erro padrão da estimativa
1	,480 <sup>a</sup>	,231	,227	,642

a. Preditores: (Constante), f5

## ANOVA<sup>a</sup>

Modelo	Soma dos Quadrados	df	Quadrado Médio	Z	Sig.	
1	Regressão	25,116	1	25,116	60,869	,000 <sup>b</sup>
	Resíduo	83,762	203	,413		
	Total	108,878	204			

Variável Dependente: Q8

Preditores: (Constante), f5

Coeficientes não padronizados			Coeficientes padronizados			
Modelo	B	Erro	Erro	Beta	t	Sig.
1	(Constante)	1,365	,338		4,044	,000
	f5	,619	,079	,480	7,802	,000

a. Variável Dependente: Q8

## Regressão

### Variáveis Inseridas/Removidas<sup>a</sup>

Variáveis Modelo	Inseridas	Variáveis removidas	Método
1	f6 <sup>b</sup>	.	Inserir

Variável Dependente: Q8

Todas as variáveis solicitadas inseridas.

## Resumo do modelo

Modelo	R	R quadrado	R quadrado ajustado	Erro padrão da estimativa
1	,301 <sup>a</sup>	,091	,086	,698

a. Preditores: (Constante), f6

## ANOVA<sup>a</sup>

Modelo	Soma dos Quadrados	df	Quadrado Médio	Z	Sig.	
1	Regressão	9,854	1	9,854	20,200	,000 <sup>b</sup>
	Resíduo	99,024	203	,488		
	Total	108,878	204			

Variável Dependente: Q8

Preditores: (Constante), f6

Coeficientes não padronizados			Coeficientes padronizados			
Modelo	B	Erro	Erro	Beta	t	Sig.
1	(Constante)	2,691	,290		9,280	,000
	f6	,312	,069	,301	4,494	,000

a. Variável Dependente: Q8

## Regressão

### Variáveis Inseridas/Removidas<sup>a</sup>

Modelo	Variáveis inseridas	Variáveis removidas	Método
1	f6, f5, f4, f2, f3, f1 <sup>b</sup>		Inserir

Variável Dependente: Q8

Todas as variáveis solicitadas inseridas.

### Resumo do modelo<sup>b</sup>

Modelo	R	R quadrado	R quadrado ajustado	Erro padrão da estimativa	Durbin-Watson
1	,575 <sup>a</sup>	,330	,310	,609	2,113

Preditores: (Constante), f6, f5, f4, f2, f3, f1

Variável Dependente: Q8

## ANOVA<sup>a</sup>

Modelo	Soma dos Quadrados	df	Quadrado Médio	Z	Sig.	
1	Regressão	35,617	6	5,936	16,032	,000 <sup>b</sup>
	Resíduo	72,205	195	,370		
	Total	107,822	201			

Variável Dependente: Q8

Preditores: (Constante), f6, f5, f4, f2, f3, f1

### Coeficientes<sup>a</sup>

Coeficientes não padronizados			Coeficientes padronizados			
Modelo	B	Erro	Beta	t	Sig.	
1	(Constante)	,426	,389		1,096	,275
	f1	,055	,107	,045	,515	,607
	f2	,222	,068	,230	3,260	,001
	f3	,244	,098	,201	2,479	,014
	f4	-,032	,075	-,032	-,428	,669
	f5	,403	,087	,314	4,616	,000
	f6	-,027	,085	-,026	-,321	,749

### Coeficientes<sup>a</sup>

Modelo		95,0% Intervalo de Confiança para B		Estatísticas de colinearidade	
		Limite inferior	Limite superior	Tolerância	VIF
1	(Constante)	-,341	1,192		
	f1	-,156	,266	,452	2,211
	f2	,088	,357	,693	1,443
	f3	,050	,438	,524	1,907
	f4	-,181	,116	,620	1,613
	f5	,231	,575	,743	1,346
	f6	-,196	,141	,504	1,984

a. Variável Dependente: Q8

Diagnóstico de colinearidade<sup>a</sup>

Modelo	Dimensão1	Autovalor	Índice de condição	Proporções de variância			
				(Constante)	f1	f2	f3
	1	6,916	1,000	,00	,00	,00	,00
	2	,026	16,330	,00	,00	,64	,02
	3	,020	18,788	,12	,01	,03	,00
	4	,013	23,044	,00	,04	,30	,01
	5	,010	26,346	,39	,01	,02	,62
	6	,009	28,497	,42	,07	,01	,10
	7	,007	30,727	,07	,87	,00	,25

## Diagnóstico de colinearidade<sup>a</sup>

### Proporções de variância

Modelo	Dimensão	f4	f5	f6
1	1	,00	,00	,00
	2	,18	,00	,00
	3	,14	,26	,17
	4	,54	,00	,44
	5	,05	,00	,11
	6	,09	,71	,11
	7	,00	,02	,17

a. Variável Dependente: Q8

### Diagnóstico entre casos<sup>a</sup>

Número do caso	Erro Resíduo	Q8	Valor previsto	Resíduo
375	-5,553	1	4,38	-3,379
389	-3,642	2	4,22	-2,216
409	-3,594	1	3,19	-2,187

a. Variável Dependente: Q8

### Estatísticas de resíduos<sup>a</sup>

Mínimo		Máximo	Média	Erro Desvio	N
Valor previsto	2,27	4,77	3,97	,421	202
Resíduo	-3,379	1,773	,000	,599	202
Erro Valor previsto	-4,031	1,908	,000	1,000	202
Erro Resíduo	-5,553	2,914	,000	,985	202

a. Variável Dependente: Q8

## Regressão

### Variáveis Inseridas/Removidas<sup>a</sup>

Variáveis Modelo	inseridas	Variáveis removidas	Método
1	f5, f4, f2, f3, f1 <sup>b</sup>	.	Inserir

Variável Dependente: Q8

Todas as variáveis solicitadas inseridas.

### Resumo do modelo<sup>b</sup>

Modelo	R	R quadrado	R quadrado ajustado	Erro padrão da estimativa	Durbin-Watson
1	,574 <sup>a</sup>	,330	,313	,607	2,103

Preditores: (Constante), f5, f4, f2, f3, f1

Variável Dependente: Q8

### ANOVA<sup>a</sup>

Modelo	Soma dos Quadrados	df	Quadrado Médio	Z	Sig.	
1	Regressão	35,579	5	7,116	19,306	,000 <sup>b</sup>
	Resíduo	72,243	196	,369		
	Total	107,822	201			

Variável Dependente: Q8

Preditores: (Constante), f5, f4, f2, f3, f1

### Coefficientes<sup>a</sup>

Modelo		Coefficients não padronizados		Coefficients padronizados		
		B	Erro Erro	Beta	t	Sig.
1	(Constante)	,420	,387		1,084	,280
	f1	,043	,100	,035	,431	,667
	f2	,215	,065	,223	3,331	,001
	f3	,240	,097	,197	2,464	,015
	f4	-,036	,074	-,036	-,491	,624
	f5	,403	,087	,314	4,633	,000

### Coefficientes<sup>a</sup>

Modelo		95,0% Intervalo de Confiança para B		Estatísticas de colinearidade	
		Limite inferior	Limite superior	Tolerância	VIF
1	(Constante)	-,344	1,183		
	f1	-,154	,241	,515	1,941
	f2	,088	,343	,765	1,306
	f3	,048	,432	,533	1,877
	f4	-,182	,110	,639	1,566
	f5	,232	,575	,743	1,346

a. Variável Dependente: Q8

### Diagnóstico de colinearidade<sup>a</sup>

Modelo	Dimensão	Autovalor	Índice de condição	Proporções de variância			
				(Constante)	f1	f2	f3
1	1	5,929	1,000	,00	,00	,00	,00
	2	,026	15,147	,00	,00	,72	,02
	3	,018	18,369	,12	,01	,21	,00
	4	,011	23,697	,21	,17	,01	,46
	5	,009	25,690	,49	,24	,01	,04
	6	,008	27,676	,18	,58	,04	,48

### Diagnóstico de colinearidade<sup>a</sup>

#### Proporções de variância

Modelo	Dimensão	f4	f5
1	1	,00	,00
	2	,19	,00
	3	,35	,26
	4	,35	,02
	5	,11	,51
	6	,00	,20

a. Variável Dependente: Q8

### Diagnóstico entre casos<sup>a</sup>

Número do caso	Erro Resíduo	Q8	Valor previsto	Resíduo
375	-5,601	1	4,40	-3,400
389	-3,651	2	4,22	-2,217
409	-3,622	1	3,20	-2,199

a. Variável Dependente: Q8

### Estatísticas de resíduos<sup>a</sup>

Mínimo	Máximo	Média	Erro Desvio	N	
Valor previsto	2,26	4,75	3,97	,421	202
Resíduo	-3,400	1,751	,000	,600	202
Erro Valor previsto	-4,055	1,857	,000	1,000	202
Erro Resíduo	-5,601	2,885	,000	,987	202

a. Variável Dependente: Q8

### Regressão

### Variáveis Inseridas/Removidas<sup>a</sup>

Variáveis Modelo	Inseridas	Variáveis removidas	Método
1	f5, f4, f2, f3 <sup>b</sup>	.	Inserir

Variável Dependente: Q8

Todas as variáveis solicitadas inseridas.

### Resumo do modelo<sup>b</sup>

Modelo	R	R quadrado	R quadrado ajustado	Erro padrão da estimativa	Durbin-Watson
1	,574 <sup>a</sup>	,329	,316	,606	2,094

Preditores: (Constante), f5, f4, f2, f3

Variável Dependente: Q8

### ANOVA<sup>a</sup>

Modelo	Soma dos Quadrados	df	QuadradoMédio	Z	Sig.
1	Regressão	35,511	4	8,878	24,186
	Resíduo	72,311	197	,367	
	Total	107,822	201		

Variável Dependente: Q8

Preditores: (Constante), f5, f4, f2, f3

### Coefficientes<sup>a</sup>

Modelo		Coefficientes não padronizados		Coefficientes padronizados	t	Sig.
		B	Erro Erro	Beta		
1	(Constante)	,452	,379		1,193	,234
	f2	,223	,062	,230	3,584	,000
	f3	,254	,092	,209	2,779	,006
	f4	-,026	,070	-,026	-,377	,707
	f5	,408	,086	,318	4,723	,000

## Coeficientes<sup>a</sup>

Modelo		95,0% Intervalo de Confiança para B		Estatísticas de colinearidade	
		Limite inferior	Limite superior	Tolerância	VIF
1	(Constante)	-,295	1,199		
	f2	,100	,346	,825	1,213
	f3	,074	,435	,601	1,663
	f4	-,165	,112	,707	1,414
	f5	,237	,578	,753	1,328

a. Variável Dependente: Q8

## Diagnóstico de colinearidade<sup>a</sup>

Modelo	Dimensão1	Autovalor	Índice de condição	Proporções de variância			
				(Constante)	f2	f3	f4
	1	4,938	1,000	,00	,00	,00	,00
	2	,026	13,871	,00	,76	,03	,23
	3	,017	16,826	,11	,24	,00	,46
	4	,010	22,131	,35	,00	,81	,17
	5	,009	24,056	,53	,00	,16	,14

## Diagnóstico de colinearidade<sup>a</sup>

Proporções .

Modelo	Dimensão	f5
1	1	,00
	2	,00
	3	,25
	4	,00
	5	,75

a. Variável Dependente: Q8

## Diagnóstico entre casos<sup>a</sup>

Número do caso	Erro Resíduo	Q8	Valor previsto	Resíduo
375	-5,533	1	4,35	-3,352
389	-3,648	2	4,21	-2,210
409	-3,647	1	3,21	-2,209

a. Variável Dependente: Q8

### Estatísticas de resíduos<sup>a</sup>

Mínimo		Máximo	Média	Erro Desvio	N
Valor previsto	2,30	4,76	3,97	,420	202
Resíduo	-3,352	1,771	,000	,600	202
Erro Valor previsto	-3,964	1,872	,000	1,000	202
Erro Resíduo	-5,533	2,924	,000	,990	202

a. Variável Dependente: Q8

### Regressão

#### Variáveis Inseridas/Removidas<sup>a</sup>

Variáveis Modelo	inseridas	Variáveis removidas	Método
1	f5, f2, f3 <sup>b</sup>	.	Inserir

Variável Dependente: Q8

Todas as variáveis solicitadas inseridas.

#### Resumo do modelo<sup>b</sup>

Modelo	R	R quadrado	R quadrado ajustado	Erro padrão da estimativa	Durbin-Watson
1	,573 <sup>a</sup>	,329	,319	,605	2,093

Preditores: (Constante), f5, f2, f3

Variável Dependente: Q8

### ANOVA<sup>a</sup>

Modelo	Soma dos Quadrados	df	QuadradoMédio	Z	Sig.	
1	Regressão	35,458	3	11,819	32,340	,000 <sup>b</sup>
	Resíduo	72,363	198	,365		
	Total	107,822	201			

Variável Dependente: Q8

Preditores: (Constante), f5, f2, f3

### Coeficientes<sup>a</sup>

Modelo		Coeficientes não padronizados		Coeficientes padronizados	t	Sig.
		B	Erro Erro	Beta		
1	(Constante)	,418	,367		1,139	,256
	f2	,221	,062	,228	3,572	,000
	f3	,238	,081	,196	2,938	,004
	f5	,407	,086	,317	4,726	,000

### Coeficientes<sup>a</sup>

Modelo		95,0% Intervalo de Confiança para B		Estatísticas de colinearidade	
		Limite inferior	Limite superior	Tolerância	VIF
1	(Constante)	-,306	1,143		
	f2	,099	,343	,831	1,204
	f3	,078	,399	,761	1,314
	f5	,237	,577	,753	1,327

a. Variável Dependente: Q8

### Diagnóstico de colinearidade<sup>a</sup>

Modelo	Dimensão	Autovalor	Índice de condição	Proporções de variância			
				(Constante)	f2	f3	f5
1	1	3,957	1,000	,00	,00	,00	,00
	2	,022	13,273	,05	1,00	,07	,04
	3	,011	18,640	,18	,00	,93	,23
	4	,009	21,005	,77	,00	,00	,73

a. Variável Dependente: Q8

### Diagnóstico entre casos<sup>a</sup>

Número do caso	Erro Resíduo	Q8	Valor previsto	Resíduo
375	-5,468	1	4,31	-3,306
389	-3,671	2	4,22	-2,219
409	-3,702	1	3,24	-2,238

a. Variável Dependente: Q8

### Estatísticas de resíduos<sup>a</sup>

	Mínimo	Máximo	Média	Erro Desvio	N
Valor previsto	2,28	4,75	3,97	,420	202
Resíduo	-3,306	1,744	,000	,600	202
Erro Valor previsto	-4,036	1,855	,000	1,000	202
Erro Resíduo	-5,468	2,885	,000	,993	202

a. Variável Dependente: Q8

### Regressão

#### Variáveis Inseridas/Removidas<sup>a</sup>

Variáveis Modelo	inseridas	Variáveis removidas	Método
1	f1 <sup>b</sup>	.	Inserir

Variável Dependente: Q9

Todas as variáveis solicitadas inseridas.

### Resumo do modelo

Modelo	R	R quadrado	R quadrado ajustado	Erro padrão da estimativa
1	,514 <sup>a</sup>	,264	,261	,715

a. Preditores: (Constante), f1

### ANOVA<sup>a</sup>

Modelo	Soma dos Quadrados	df	Quadrado Médio	Z	Sig.	
1	Regressão	37,253	1	37,253	72,897	,000 <sup>b</sup>
	Resíduo	103,742	203	,511		
	Total	140,995	204			

Variável Dependente: Q9

Preditores: (Constante), f1

### Coeficientes<sup>a</sup>

Coeficientes não padronizados				Coeficientes padronizados		
Modelo	B	Erro	Erro	Beta	t	Sig.
1	(Constante)	1,005	,354		2,842	,005
	f1	,721	,084	,514	8,538	,000

### Coeficientes<sup>a</sup>

		95,0% Intervalo de Confiança para B	
Modelo		Limite inferior	Limite superior
1	(Constante)	,308	1,703
	f1	,555	,888

a. Variável Dependente: Q9

### Regressão

#### Variáveis Inseridas/Removidas<sup>a</sup>

Variáveis Modelo	inseridas	Variáveis removidas	Método
1	f1 <sup>b</sup>	.	Inserir

Variável Dependente: Q9

Todas as variáveis solicitadas inseridas.

### Resumo do modelo

Modelo	R	R quadrado	R quadrado ajustado	Erro padrão da estimativa
1	,514 <sup>a</sup>	,264	,261	,715

a. Preditores: (Constante), f1

### ANOVA<sup>a</sup>

Modelo	Soma dos Quadrados	df	Quadrado Médio	Z	Sig.	
1	Regressão	37,253	1	37,253	72,897	,000 <sup>b</sup>
	Resíduo	103,742	203	,511		
	Total	140,995	204			

Variável Dependente: Q9

Preditores: (Constante), f1

### Coeficientes<sup>a</sup>

Coeficientes não padronizados				Coeficientes padronizados		
Modelo	B	Erro	Erro	Beta	t	Sig.
1	(Constante)	1,005	,354		2,842	,005
	f1	,721	,084	,514	8,538	,000

### Coeficientes<sup>a</sup>

		95,0% Intervalo de Confiança para B	
Modelo		Limite inferior	Limite superior
1	(Constante)	,308	1,703
	f1	,555	,888

a. Variável Dependente: Q9

### Regressão

#### Variáveis Inseridas/Removidas<sup>a</sup>

Modelo	Variáveis inseridas	Variáveis removidas	Método
1	f2 <sup>b</sup>	.	Inserir

Variável Dependente: Q9

Todas as variáveis solicitadas inseridas.

### Resumo do modelo

Modelo	R	R quadrado	R quadrado ajustado	Erro padrão da estimativa
1	,308 <sup>a</sup>	,095	,090	,793

a. Preditores: (Constante), f2

### ANOVA<sup>a</sup>

Modelo	Soma dos Quadrados	df	Quadrado Médio	Z	Sig.	
1	Regressão	13,375	1	13,375	21,275	,000 <sup>b</sup>
	Resíduo	127,620	203	,629		
	Total	140,995	204			

Variável Dependente: Q9

Preditores: (Constante), f2

### Coeficientes<sup>a</sup>

Coeficientes não padronizados			Coeficientes padronizados			
Modelo	B	Erro	Erro	Beta	t	Sig.
1	(Constante)	2,662	,294		9,049	,000
	f2	,340	,074	,308	4,612	,000

### Coeficientes<sup>a</sup>

Modelo		95,0% Intervalo de Confiança para B	
		Limite inferior	Limite superior
1	(Constante)	2,082	3,242
	f2	,195	,486

a. Variável Dependente: Q9

### Regressão

#### Variáveis Inseridas/Removidas<sup>a</sup>

Variáveis Modelo	inseridas	Variáveis removidas	Método
1	f3 <sup>b</sup>	.	Inserir

Variável Dependente: Q9

Todas as variáveis solicitadas inseridas.

### Resumo do modelo

Modelo	R	R quadrado	R quadrado ajustado	Erro padrão da estimativa
1	,417 <sup>a</sup>	,174	,170	,758

a. Preditores: (Constante), f3

### ANOVA<sup>a</sup>

Modelo	Soma dos Quadrados	df	Quadrado Médio	Z	Sig.	
1	Regressão	24,148	1	24,148	42,066	,000 <sup>b</sup>
	Resíduo	114,808	200	,574		
	Total	138,955	201			

Variável Dependente: Q9

Preditores: (Constante), f3

### Coeficientes<sup>a</sup>

Coeficientes não padronizados			Coeficientes padronizados			
Modelo	B	Erro	Erro	Beta	t	Sig.
1	(Constante)	1,643	,365		4,502	,000
	f3	,576	,089	,417	6,486	,000

### Coeficientes<sup>a</sup>

Modelo		95,0% Intervalo de Confiança para B	
		Limite inferior	Limite superior
1	(Constante)	,923	2,363
	f3	,401	,750

a. Variável Dependente: Q9

### Regressão

#### Variáveis Inseridas/Removidas<sup>a</sup>

Variáveis Modelo	inseridas	Variáveis removidas	Método
1	f4 <sup>b</sup>	.	Inserir

Variável Dependente: Q9

Todas as variáveis solicitadas inseridas.

### Resumo do modelo

Modelo	R	R quadrado	R quadrado ajustado	Erro padrão da estimativa
1	,446 <sup>a</sup>	,198	,195	,746

a. Preditores: (Constante), f4

### ANOVA<sup>a</sup>

Modelo	Soma dos Quadrados	df	Quadrado Médio	Z	Sig.	
1	Regressão	27,983	1	27,983	50,266	,000 <sup>b</sup>
	Resíduo	113,012	203	,557		
	Total	140,995	204			

Variável Dependente: Q9

Preditores: (Constante), f4

### Coeficientes<sup>a</sup>

Coeficientes não padronizados			Coeficientes padronizados			
Modelo	B	Erro	Erro	Beta	t	Sig.
1	(Constante)	1,876	,303		6,186	,000
	f4	,512	,072	,446	7,090	,000

### Coeficientes<sup>a</sup>

Modelo		95,0% Intervalo de Confiança para B	
		Limite inferior	Limite superior
1	(Constante)	1,278	2,475
	f4	,370	,655

a. Variável Dependente: Q9

### Regressão

#### Variáveis Inseridas/Removidas<sup>a</sup>

Modelo	Variáveis inseridas	Variáveis removidas	Método
1	f5 <sup>b</sup>	.	Inserir

Variável Dependente: Q9

Todas as variáveis solicitadas inseridas.

### Resumo do modelo

Modelo	R	R quadrado	R quadrado ajustado	Erro padrão da estimativa
1	,283 <sup>a</sup>	,080	,076	,799

a. Preditores: (Constante), f5

### ANOVA<sup>a</sup>

Modelo	Soma dos Quadrados	df	Quadrado Médio	Z	Sig.	
1	Regressão	11,290	1	11,290	17,671	,000 <sup>b</sup>
	Resíduo	129,705	203	,639		
	Total	140,995	204			

Variável Dependente: Q9

Preditores: (Constante), f5

### Coeficientes<sup>a</sup>

Coeficientes não padronizados				Coeficientes padronizados		
Modelo	B	Erro	Erro	Beta	t	Sig.
1	(Constante)	2,245	,420		5,344	,000
	f5	,415	,099	,283	4,204	,000

### Coeficientes<sup>a</sup>

Modelo	B	95,0% Intervalo de Confiança para B	
		Limite inferior	Limite superior
1	(Constante)	1,417	3,073
	f5	,220	,609

a. Variável Dependente: Q9

### Regressão

#### Variáveis Inseridas/Removidas<sup>a</sup>

Modelo	Variáveis inseridas	Variáveis removidas	Método
1	f6 <sup>b</sup>	.	Inserir

Variável Dependente: Q9

Todas as variáveis solicitadas inseridas.

### Resumo do modelo

Modelo	R	R quadrado	R quadrado ajustado	Erro padrão da estimativa
1	,369 <sup>a</sup>	,136	,132	,775

a. Preditores: (Constante), f6

### ANOVA<sup>a</sup>

Modelo	Soma dos Quadrados	df	Quadrado Médio	Z	Sig.	
1	Regressão	19,211	1	19,211	32,023	,000 <sup>b</sup>
	Resíduo	121,784	203	,600		
	Total	140,995	204			

Variável Dependente: Q9

Preditores: (Constante), f6

### Coeficientes<sup>a</sup>

Modelo	B	Coeficientes não padronizados		Coeficientes padronizados		
		Erro	Erro	Beta	t	Sig.
1	(Constante)	2,201	,322		6,846	,000
	f6	,435	,077	,369	5,659	,000

### Coeficientes<sup>a</sup>

Modelo	B	95,0% Intervalo de Confiança para B	
		Limite inferior	Limite superior
1	(Constante)	1,567	2,835
	f6	,284	,587

a. Variável Dependente: Q9

### Regressão

#### Variáveis Inseridas/Removidas<sup>a</sup>

Modelo	Variáveis inseridas	Variáveis removidas	Método
1	f6, f5, f4, f2, f3, f1 <sup>b</sup>		Inserir

Variável Dependente: Q9

Todas as variáveis solicitadas inseridas.

#### Resumo do modelo<sup>b</sup>

Modelo	R	R quadrado	R quadrado ajustado	Erro padrão da estimativa	Durbin-Watson
1	,562 <sup>a</sup>	,316	,295	,698	1,902

Preditores: (Constante), f6, f5, f4, f2, f3, f1

Variável Dependente: Q9

ANOVA<sup>a</sup>

Modelo	Soma dos Quadrados	df	Quadrado Médio	Z	Sig.	
1	Regressão	43,941	6	7,323	15,030	,000 <sup>b</sup>
	Resíduo	95,015	195	,487		
	Total	138,955	201			

Variável Dependente: Q9

Preditores: (Constante), f6, f5, f4, f2, f3, f1

Coeficientes<sup>a</sup>

Modelo		Coeficientes não padronizados		Coeficientes padronizados	t	Sig.
		B	Erro	Beta		
1	(Constante)	,212	,446		,477	,634
	f1	,426	,123	,305	3,467	,001
	f2	,092	,078	,084	1,181	,239
	f3	,111	,113	,081	,986	,326
	f4	,244	,086	,213	2,827	,005
	f5	,065	,100	,045	,649	,517
	f6	-,022	,098	-,018	-,221	,826

Coeficientes<sup>a</sup>

Modelo		95,0% Intervalo de Confiança para B		Estatísticas de colinearidade	
		Limite inferior	Limite superior	Tolerância	VIF
1	(Constante)	-,667	1,091		
	f1	,184	,669	,452	2,211
	f2	-,062	,247	,693	1,443
	f3	-,111	,334	,524	1,907
	f4	,074	,415	,620	1,613
	f5	-,132	,262	,743	1,346
	f6	-,215	,172	,504	1,984

a. Variável Dependente: Q9

### Diagnóstico de colinearidade<sup>a</sup>

Modelo	Dimensão1	Autovalor	Índice de condição	Proporções de variância			
				(Constante)	f1	f2	f3
	1	6,916	1,000	,00	,00	,00	,00
	2	,026	16,330	,00	,00	,64	,02
	3	,020	18,788	,12	,01	,03	,00
	4	,013	23,044	,00	,04	,30	,01
	5	,010	26,346	,39	,01	,02	,62
	6	,009	28,497	,42	,07	,01	,10
	7	,007	30,727	,07	,87	,00	,25

### Diagnóstico de colinearidade<sup>a</sup>

#### Proporções de variância

Modelo	Dimensão	f4	f5	f6
1	1	,00	,00	,00
	2	,18	,00	,00
	3	,14	,26	,17
	4	,54	,00	,44
	5	,05	,00	,11
	6	,09	,71	,11
	7	,00	,02	,17

a. Variável Dependente: Q9

### Diagnóstico entre casos<sup>a</sup>

Número do caso	Erro Resíduo	Q9	Valor previsto	Resíduo
214	-3,124	2	4,18	-2,180

a. Variável Dependente: Q9

### Estatísticas de resíduos<sup>a</sup>

	Mínimo	Máximo	Média	Erro Desvio	N
Valor previsto	1,33	4,80	3,99	,468	202
Resíduo	-2,180	1,813	,000	,688	202
Erro Valor previsto	-5,671	1,743	,000	1,000	202
Erro Resíduo	-3,124	2,598	,000	,985	202

a. Variável Dependente: Q9

### Regressão

### Variáveis Inseridas/Removidas<sup>a</sup>

Variáveis Modelo	Inseridas	Variáveis removidas	Método
1	f5, f4, f2, f3, f1 <sup>b</sup>	.	Inserir

Variável Dependente: Q9

Todas as variáveis solicitadas inseridas.

### Resumo do modelo<sup>b</sup>

Modelo	R	R quadrado	R quadrado ajustado	Erro padrão da estimativa	Durbin-Watson
1	,562 <sup>a</sup>	,316	,299	,696	1,899

Preditores: (Constante), f5, f4, f2, f3, f1

Variável Dependente: Q9

### ANOVA<sup>a</sup>

Modelo	Soma dos Quadrados	df	QuadradoMédio	Z	Sig.
1	Regressão	43,917	5	8,783	18,114
	Resíduo	95,039	196	,485	
	Total	138,955	201		

Variável Dependente: Q9

Preditores: (Constante), f5, f4, f2, f3, f1

### Coefficientes<sup>a</sup>

Modelo		Coefficients não padronizados		Coefficients padronizados	t	Sig.
		B	Erro Erro	Beta		
1	(Constante)	,208	,444		,467	,641
	f1	,417	,115	,298	3,627	,000
	f2	,087	,074	,079	1,173	,242
	f3	,108	,112	,078	,968	,334
	f4	,241	,085	,210	2,838	,005
	f5	,065	,100	,045	,655	,513

## Coeficientes<sup>a</sup>

Modelo		95,0% Intervalo de Confiança para B		Estatísticas de colinearidade	
		Limite inferior	Limite superior	Tolerância	VIF
1	(Constante)	-,668	1,083		
	f1	,190	,643	,515	1,941
	f2	-,059	,233	,765	1,306
	f3	-,112	,329	,533	1,877
	f4	,074	,409	,639	1,566
	f5	-,132	,262	,743	1,346

a. Variável Dependente: Q9

## Diagnóstico de colinearidade<sup>a</sup>

Modelo	Dimensão1	Autovalor	Índice de condição	Proporções de variância			
				(Constante)	f1	f2	f3
	1	5,929	1,000	,00	,00	,00	,00
	2	,026	15,147	,00	,00	,72	,02
	3	,018	18,369	,12	,01	,21	,00
	4	,011	23,697	,21	,17	,01	,46
	5	,009	25,690	,49	,24	,01	,04
	6	,008	27,676	,18	,58	,04	,48

## Diagnóstico de colinearidade<sup>a</sup>

### Proporções de variância

Modelo	Dimensão	f4	f5
1	1	,00	,00
	2	,19	,00
	3	,35	,26
	4	,35	,02
	5	,11	,51
	6	,00	,20

a. Variável Dependente: Q9

## Diagnóstico entre casos<sup>a</sup>

Número do caso	Erro Resíduo	Q9	Valor previsto	Resíduo
214	-3,120	2	4,17	-2,173

a. Variável Dependente: Q9

### Estatísticas de resíduos<sup>a</sup>

Mínimo		Máximo	Média	Erro Desvio	N
Valor previsto	1,33	4,80	3,99	,467	202
Resíduo	-2,173	1,834	,000	,688	202
Erro Valor previsto	-5,688	1,743	,000	1,000	202
Erro Resíduo	-3,120	2,634	,000	,987	202

a. Variável Dependente: Q9

### Regressão

#### Variáveis Inseridas/Removidas<sup>a</sup>

Variáveis Modelo	inseridas	Variáveis removidas	Método
1	f4, f2, f3, f1 <sup>b</sup>	.	Inserir

Variável Dependente: Q9

Todas as variáveis solicitadas inseridas.

#### Resumo do modelo<sup>b</sup>

Modelo	R	R quadrado	R quadrado ajustado	Erro padrão da estimativa	Durbin-Watson
1	,561 <sup>a</sup>	,315	,301	,695	1,911

Preditores: (Constante), f4, f2, f3, f1

Variável Dependente: Q9

### ANOVA<sup>a</sup>

Modelo	Soma dos Quadrados	df	Quadrado Médio	Z	Sig.	
1	Regressão	43,709	4	10,927	22,601	,000 <sup>b</sup>
	Resíduo	95,246	197	,483		
	Total	138,955	201			

Variável Dependente: Q9

Preditores: (Constante), f4, f2, f3, f1

### Coeficientes<sup>a</sup>

Modelo		Coeficientes não padronizados		Coeficientes padronizados	t	Sig.
		B	Erro Erro	Beta		
1	(Constante)	,336	,398		,846	,399
	f1	,425	,114	,305	3,732	,000
	f2	,097	,073	,088	1,330	,185
	f3	,127	,108	,092	1,179	,240
	f4	,240	,085	,209	2,834	,005

### Coeficientes<sup>a</sup>

Modelo		95,0% Intervalo de Confiança para B		Estatísticas de colinearidade	
		Limite inferior	Limite superior	Tolerância	VIF
1	(Constante)	-,448	1,120		
	f1	,201	,650	,522	1,916
	f2	-,047	,240	,796	1,256
	f3	-,085	,340	,571	1,752
	f4	,073	,408	,639	1,565

a. Variável Dependente: Q9

### Diagnóstico de colinearidade<sup>a</sup>

Modelo	Dimensão1	Autovalor	Índice de condição	Proporções de variância			
				(Constante)	f1	f2	f3
1	1	4,942	1,000	,00	,00	,00	,00
	2	,026	13,837	,00	,00	,78	,02
	3	,014	18,869	,48	,00	,17	,04
	4	,010	21,718	,51	,13	,01	,46
	5	,008	24,808	,01	,86	,04	,48

### Diagnóstico de colinearidade<sup>a</sup>

Proporções .

Modelo	Dimensão	f4
1	1	,00
	2	,18
	3	,59
	4	,22
	5	,02

a. Variável Dependente: Q9

## Diagnóstico entre casos<sup>a</sup>

Número do caso	Erro Resíduo	Q9	Valor previsto	Resíduo
214	-3,096	2	4,15	-2,153

a. Variável Dependente: Q9

## Estatísticas de resíduos<sup>a</sup>

Mínimo		Máximo	Média	Erro Desvio	N
Valor previsto	1,30	4,78	3,99	,466	202
Resíduo	-2,153	1,861	,000	,688	202
Erro Valor previsto	-5,752	1,712	,000	1,000	202
Erro Resíduo	-3,096	2,677	,000	,990	202

a. Variável Dependente: Q9

## Regressão

### Variáveis Inseridas/Removidas<sup>a</sup>

Variáveis Modelo	Inseridas	Variáveis removidas	Método
1	f4, f2, f1 <sup>b</sup>	.	Inserir

Variável Dependente: Q9

Todas as variáveis solicitadas inseridas.

### Resumo do modelo<sup>b</sup>

Modelo	R	R quadrado	R quadrado ajustado	Erro padrão da estimativa	Durbin-Watson
1	,558 <sup>a</sup>	,311	,301	,695	1,895

Preditores: (Constante), f4, f2, f1

Variável Dependente: Q9

## ANOVA<sup>a</sup>

Modelo	Soma dos Quadrados	df	Quadrado Médio	Z	Sig.	
1	Regressão	43,860	3	14,620	30,253	,000 <sup>b</sup>
	Resíduo	97,135	201	,483		
	Total	140,995	204			

Variável Dependente: Q9

Preditores: (Constante), f4, f2, f1

## Coefficientes<sup>a</sup>

Modelo		Coeficientes não padronizados		Coeficientes padronizados	t	Sig.
		B	Erro	Beta		
1	(Constante)	,463	,379		1,223	,223
	f1	,486	,105	,346	4,630	,000
	f2	,103	,072	,094	1,436	,153
	f4	,269	,080	,234	3,359	,001

### Coeficientes<sup>a</sup>

Modelo		95,0% Intervalo de Confiança para B		Estatísticas de colinearidade	
		Limite inferior	Limite superior	Tolerância	VIF
1	(Constante)	-,284	1,209		
	f1	,279	,693	,612	1,633
	f2	-,039	,246	,805	1,243
	f4	,111	,427	,708	1,413

a. Variável Dependente: Q9

### Diagnóstico de colinearidade<sup>a</sup>

Modelo	Dimensão	Autovalor	Índice de condição	Proporções de variância			
				(Constante)	f1	f2	f4
1	1	3,953	1,000	,00	,00	,00	,00
	2	,025	12,684	,01	,01	,74	,29
	3	,014	17,046	,70	,01	,19	,49
	4	,009	20,974	,29	,98	,07	,23

a. Variável Dependente: Q9

### Diagnóstico entre casos<sup>a</sup>

Número do caso	Erro Resíduo	Q9	Valor previsto	Resíduo
214	-3,254	2	4,26	-2,262

a. Variável Dependente: Q9

### Estatísticas de resíduos<sup>a</sup>

Mínimo		Máximo	Média	Erro Desvio	N
Valor previsto	1,40	4,75	4,00	,464	205
Resíduo	-2,262	1,885	,000	,690	205
Erro Valor previsto	-5,588	1,639	,000	1,000	205
Erro Resíduo	-3,254	2,711	,000	,993	205

a. Variável Dependente: Q9