



Universidade de Brasília  
Instituto de Psicologia  
Departamento de Processos Psicológicos Básicos  
Programa de Pós-graduação em Ciências do Comportamento

**Efeitos de sistemas de reputação sobre o comportamento do consumidor  
em economia compartilhada**

Andressa Alves Bonafé Pontes

Orientador: Prof. Dr. Jorge Mendes de Oliveira-Castro Neto

Brasília, junho de 2018



Universidade de Brasília  
Instituto de Psicologia  
Departamento de Processos Psicológicos Básicos  
Programa de Pós-graduação em Ciências do Comportamento

**Efeitos de sistemas de reputação sobre o comportamento do consumidor  
em economia compartilhada**

Andressa Alves Bonafé Pontes

Orientador: Prof. Dr. Jorge Mendes de Oliveira-Castro Neto

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação do Departamento de Processos Psicológicos Básicos, Instituto de Psicologia, Universidade de Brasília, como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Ciências do Comportamento.

Brasília, junho de 2018

## **Banca Examinadora**

A Banca Examinadora foi composta por:

---

Prof. Dr. Jorge Mentos de Oliveira-Castro Neto (Presidente)  
Universidade de Brasília – Instituto de Psicologia

---

Profa. Dra. Eileen Pfeiffer Flores (Membro Efetivo)  
Universidade de Brasília – Instituto de Psicologia

---

Profa. Dra. Carla Peixoto Borges (Membro Efetivo)  
Universidade de Brasília - Departamento de Administração

---

Prof. Dr. Rafael Barreiros Porto (Membro Suplente)  
Universidade de Brasília – Departamento de Administração

## **Agradecimentos**

Agradeço a todos que, direta ou indiretamente, contribuíram para a realização deste trabalho. Em especial, ao Professor Jorge Mendes de Oliveira Castro Neto, pela orientação, incentivo e pelos valiosos ensinamentos compartilhados. Agradeço à CAPES pelo apoio financeiro concedido, bem como à Universidade de Brasília por proporcionar uma experiência tão rica de aprendizado.

## Sumário

<b>Lista de tabelas .....</b>	<b>6</b>
<b>Resumo .....</b>	<b>7</b>
<b>Abstract.....</b>	<b>8</b>
<b>Introdução .....</b>	<b>9</b>
Sistemas de reputação na plataforma de hospedagens Airbnb .....	12
Sistemas de reputação e a análise do comportamento do consumidor .....	18
O modelo na perspectiva comportamental.....	22
BPM, reputação e o Airbnb .....	24
Objetivos da pesquisa .....	26
<b>Método.....</b>	<b>27</b>
Amostra.....	27
Procedimento .....	31
<b>Resultados.....</b>	<b>34</b>
Etapa I: regressões múltiplas com cada grupo de variáveis independentes.....	36
Etapa II: regressões múltiplas com a totalidade de variáveis independentes.....	37
<b>Discussão.....</b>	<b>44</b>
<b>Referências .....</b>	<b>51</b>
<b>Apêndice A .....</b>	<b>59</b>
<b>Apêndice B.....</b>	<b>64</b>
<b>Apêndice C .....</b>	<b>66</b>
<b>Anexo A.....</b>	<b>70</b>
<b>Anexo B .....</b>	<b>73</b>

## Lista de tabelas

Tabela 1. Correlações de Pearson e Spearman entre valores coletados e observados.....	30
Tabela 2. Categorias de variáveis independentes.....	34
Tabela 3. Resultados das regressões por grupo de variáveis independentes.....	36
Tabela 4. Regressão em blocos por grupo de variáveis independentes – Log preço final por noite – Jardins.....	38
Tabela 5. Regressão em blocos por grupo de variáveis independentes – Log preço final por noite – Ipanema.....	39
Tabela 6. Regressão em blocos por grupo de variáveis independentes – Log <i>wishlist</i> - Jardins.....	40
Tabela 7. Regressão em blocos por grupo de variáveis independentes – Log <i>wishlist</i> - Ipanema.....	41

## Resumo

A “economia compartilhada” preconiza modelos temporários de consumo, marcados pela predominância do acesso em detrimento da noção de propriedade. Por envolver o compartilhamento direto (*peer-to-peer*) de bens e serviços, a economia compartilhada depende da existência de confiança entre os agentes envolvidos. A partir de uma perspectiva analítico-comportamental, especificamente o *Behavioral Perspective Model*, o presente trabalho estudou os sistemas de reputação, considerados um dos principais elementos fomentadores de confiança em plataformas digitais de economia compartilhada. Com foco na plataforma de hospedagens Airbnb, foram analisados os efeitos de diferentes aspectos da reputação, como a avaliação, o número de comentários e o selo *Superhost*, sobre o preço dos anúncios e o número de usuários que adicionaram as propriedades em suas listas de desejo. Para isso, foram utilizadas duas amostras, totalizando mais de 600 propriedades localizadas em São Paulo e no Rio de Janeiro. As análises revelaram que variáveis reputacionais têm pouco poder explicativo sobre as variações de preço mas são fundamentais para a compreensão de variações no relato de interesse dos usuários.

*Palavras-chave:* reputação, confiança, economia compartilhada, comportamento do consumidor, hospedagem.

### **Abstract**

The “shared economy” consists of temporary models of consumption, in which access prevails over ownership. It involves peer-to-peer exchanges of goods and services and thus requires a significant level of trust amongst its agents. Based on a behavioral-analytic approach, and adopting the Behavioral Perspective Model, the present study analyzed one of the most widespread mechanisms for building trust in the sharing economy, namely, the reputation systems. Focusing on the hospitality platform Airbnb, it targeted the effects of different reputation-related aspects, including reviews, number of comments and the Superhost badge, on renting prices and the number of users that added each accommodation to their wishlists. The dataset included more than 600 accommodations located in São Paulo and Rio de Janeiro. Statistical analyses demonstrated that while reputational variables have little explanatory power over price variations, they are, nonetheless, crucial to understanding variations in the number of users who added the properties to their wishlists.

*Keywords:* reputation, trust, sharing economy, consumer behavior, hospitality.

Defensores da chamada “economia compartilhada” (em inglês, *shared economy*) afirmam tratar-se de um sistema econômico que traz à tona o valor de bens e serviços subutilizados por meio de plataformas que aliam as necessidades de uns à disponibilidade de outros. Dentre as múltiplas propostas de definição de economia compartilhada, o presente trabalho adotará a visão de Belk (2014), que faz referência a um sistema marcado pela predominância de modelos temporários de consumo baseados na ideia de acesso e não de propriedade. Nele, transações são comumente facilitadas por plataformas digitais que permitem o compartilhamento direto (*peer-to-peer*) de bens e serviços em troca de compensações financeiras ou de outra natureza.

A recente consolidação da economia compartilhada é, sobretudo, um fenômeno tecnológico. A ubiquidade do acesso à internet abriu o caminho para a criação de plataformas digitais que viabilizam transações, não apenas reduzindo os custos de coordenação e procura, mas dando aos indivíduos acesso a recursos tradicionalmente restritos às empresas (Horton & Zeckhauser, 2016). Tais desenvolvimentos tecnológicos explicam, mesmo que em parte, o vertiginoso crescimento registrado pelo setor, o qual, segundo dados da consultoria PricewaterhouseCoopers, movimentará cerca de US\$ 335 bilhões em 2025 (Hawksworth & Vaughan, 2014).

Além de simplificar aspectos operacionais, as plataformas de economia compartilhada contribuem de maneira inovadora para a resolução de problemas como o risco moral e a seleção adversa, tornando possível relações de confiança entre estranhos. Nesse sentido, é muito comum a referência à confiança como “combustível” da economia compartilhada, o que se dá devido ao sucesso obtido na superação dos riscos e incertezas tipicamente envolvidos nas transações realizadas pela internet (Botsman & Rogers, 2010). É inegável que a impessoalidade, a separação temporal e espacial, e a assimetria de informações

características do comércio eletrônico configuram um cenário propício ao oportunismo (Ba & Pavlou, 2002). No entanto, a utilização de mecanismos de *feedback*, na forma de sistemas de reputação, tem se mostrado eficaz na dissuasão desse tipo de comportamento, servindo de base para a construção da confiança (Tadelis, 2016).

Faz-se necessário esclarecer que confiança e reputação, apesar de intimamente relacionadas, não são equivalentes. Enquanto a reputação diz respeito à opinião pública que representa a avaliação coletiva de um grupo a respeito de uma pessoa ou entidade (Wang & Vassileva, 2007), a confiança se refere ao “sentimento subjetivo de que a pessoa em que se confia se comportará de determinada maneira, respeitando promessas realizadas implícita ou explicitamente” (Ert, Fleischer & Magen, 2016, p. 10, tradução nossa). Apesar da reputação não ser necessária à confiança (é possível confiar em estranhos), ela pode favorecer sua ocorrência, uma vez que serve de fonte de informação que reduz incertezas e guia a decisão de quando confiar (Kollock, 1999). Conforme aponta Slee (2013), a reputação é apenas um dos possíveis caminhos para se resolver o problema da confiança. Outras potenciais soluções incluem a reciprocidade em relações de longo prazo, regulação, qualificações profissionais, certificações, agências independentes de avaliação, dentre outras.

Assim, sistemas de reputação emergem como instrumentos criados para o compartilhamento de informações entre vendedores ou prestadores de serviços e consumidores a respeito de suas experiências passadas (Wang, Doong & Foxall 2010). Constituem mecanismos bilaterais, informais, descentralizados e movidos pela ideia de comunidade. Utilizando um esquema de *feedback*, tais sistemas funcionam por meio de avaliações públicas (*reviews*) realizadas após cada transação, sejam elas na forma de notas ou comentários. Agem, portanto, como mecanismos de sinalização que “acumulam e disseminam *feedback* sobre comportamentos comerciais passados de compradores e vendedores, ajudando usuários a decidir em quem confiar” (Ba & Pavlou, 2002, p. 9,

tradução nossa). Ao quantificar e agregar informação sobre transações passadas, sistemas de reputação atuam como antecedentes à confiança, ou seja, indicadores de confiabilidade (Teubner, Hawlistchek & Dann, 2017).

No meio eletrônico, sistemas de reputação têm despontado como uma alternativa a mecanismos tradicionais de construção de confiança, tais como a regulamentação governamental e garantias contratuais, cuja a adequação à dinâmica e à escala da economia compartilhada tem sido objeto de debate (Dellarocas, 2003). Tais sistemas preenchem ainda o vazio deixado pela falta de interações repetidas entre atores. Segundo Dellarocas (2003), o escopo global e a imensa quantidade de atores envolvidos nas transações *on-line peer-to-peer* reduzem consideravelmente a probabilidade de interações repetidas entre os mesmos agentes, diminuindo assim os incentivos à cooperação. Estudo realizado em 2001 observou que 89% dos pares comprador-vendedor no eBay realizaram apenas uma transação durante um período de cinco meses (Resnick & Zeckhauser, 2002). Nesse cenário, a inexistência de preocupação com o desenvolvimento de relacionamentos duradouros favoreceria o comportamento oportunista e a busca de benefícios a curto prazo. Essa dinâmica tem sido interpretada a partir da teoria dos jogos, segundo a qual há maior incentivo para cooperação em jogos repetidos do que em transações únicas, uma vez que, quando há repetição, os jogadores devem considerar o impacto de suas ações presentes sobre as ações futuras de seus oponentes. Em um cenário de jogos infinitamente repetidos, a estimativa de recompensa futura supera a recompensa imediata decorrente da não cooperação. Isso ocorre pois a decisão de não cooperar pode ser punida pelos demais jogadores, que passam a recusar qualquer oportunidade futura de cooperação - configurando uma situação de *“tit-for-tat”* (Hermalin, 2000).

A partir dessa visão, as consequências reputacionais introduzidas por mecanismos de *feedback* teriam o poder de transformar vendedores e prestadores de serviços em “jogadores”

de longo prazo. Ao tornar públicas as informações relativas a interações passadas, os sistemas de reputação permitem que ações perpetradas no contexto de um intercâmbio específico tenham consequências que vão muito além dele, podendo afetar o comportamento futuro de potenciais compradores, os quais, mesmo não tendo sido diretamente lesados, são desencorajados a cooperar devido à má reputação do vendedor. Como apontado por Kollock (1999), os potenciais efeitos negativos de se adquirir uma má reputação induzem à cooperação e servem de incentivo para que se aja de maneira confiável. Ba e Pavlou (2002) caracterizam esse tipo de interação como “confiança calculista”, uma vez que não se baseia na familiaridade ocasionada por múltiplas interações, mas na estimativa do custo-benefício para a outra parte de se cooperar ou trapacear.

### **Sistemas de reputação na plataforma de hospedagens Airbnb**

Fundado em 2008, o Airbnb é um dos representantes mais emblemáticos da economia compartilhada. Avaliada em US\$ 31 bilhões (Thomas, 2017), a plataforma de hospedagens está presente em 65 mil cidades e 191 países, contando com mais de 3 milhões de anúncios e 200 milhões de hóspedes (“Quem Somos”, 2017). Nela, usuários de todo o globo criam contas gratuitas utilizadas tanto para anunciar espaços disponíveis quanto alugar propriedades de seu interesse. O Airbnb configura interessante objeto de estudo não apenas por suas dimensões, mas especialmente devido à importância dada à reputação como facilitadora de confiança nas transações realizadas na plataforma. Exemplos dessa postura podem ser encontrados no *website* da empresa, onde se lê “é graças à confiança que funciona” (“Confiança no Airbnb”, 2017) e nas palavras do cofundador Joe Gebbia (2016), segundo o qual “um sistema de reputação bem projetado é essencial para construir confiança”.

O blog do Airbnb definiu de maneira interessante o papel do sistema de reputação ao dizer que, antes de confiar em estranhos, as pessoas precisam de evidências de que estão fazendo um bom negócio. Assim, o sistema “não beneficia especificamente aqueles que

fazem as avaliações, mas sim hóspedes e anfitriões futuros, validando os membros da comunidade Airbnb e facilitando o encontro de usuários compatíveis” (Newman & Antin, 2016, tradução nossa).

O sistema de reputação do Airbnb possui ao menos três elementos principais (Anexo A). O primeiro deles é a avaliação na forma de estrelas (de zero a cinco, com variação unitária de 0,5). Há uma avaliação da experiência geral e seis avaliações com base em critérios específicos, a saber, precisão, comunicação, limpeza, localização, check-in e valor. O número de estrelas do anúncio é uma média das avaliações recebidas, não sendo divulgada a nota atribuída individualmente por cada hóspede. O segundo elemento é composto por comentários - usuários podem escrever comentários sobre suas experiências de hospedagem, os quais são divulgados na página do anúncio (e vinculados ao autor). Finalmente, há o selo *Superhost* criado em 2009 com o objetivo de premiar anfitriões que contribuem para a elevação dos padrões de hospedagem oferecidos pela plataforma. O Airbnb estabelece alguns critérios para a obtenção do selo: taxa de resposta maior ou igual a 90%, ao menos 80% de avaliações 5 estrelas, recepção de pelo menos 10 hóspedes por ano e baixas taxas de cancelamento. Além dos critérios objetivos, a plataforma sublinha ainda fatores menos tangíveis que caracterizariam o anfitrião-modelo. Fala-se, por exemplo, que *Superhosts* devem ter um “estilo único de hospitalidade”, oferecer “mimos exclusivos” e ser “apaixonados pela ideia de tornar a viagem inesquecível” (“O que é um Superhost?”, 2017).

Segundo dados do Airbnb, aspectos reputacionais têm impacto decisivo sobre o comportamento dos usuários da plataforma. Newman e Antin (2016, tradução nossa) apontam que um anfitrião sem avaliações tem quatro vezes menos chances de conseguir uma reserva do que aqueles que têm ao menos uma *review*. Já aqueles que possuem 10 ou mais avaliações têm 10 vezes mais chances de conseguir alugar seu espaço em comparação com um usuário sem *reviews*.

Um número crescente de estudos têm buscado ampliar o conhecimento sobre os efeitos do sistema de reputação do Airbnb, com foco na investigação de seu impacto sobre o valor do aluguel. Questiona-se sobretudo a existência de *price premium* decorrente de uma melhor reputação. Nota-se que o mercado de hospedagens é particularmente interessante para o estudo de precificação, visto que o efeito sobre demanda é limitado, atingindo, no máximo, 365 alugueis por ano. O mercado *peer-to-peer* parece ainda um foco de estudos especialmente relevante, já que os determinantes de preço possuem diferenças fundamentais daqueles tradicionalmente verificados em hotéis, como a classificação institucionalizada por número de estrelas, a filiação a determinada rede, dentre outros (Wang & Nicolau, 2017).

Gutt e Herrman (2015), por exemplo, realizaram uma análise intertemporal de 14 mil propriedades anunciadas na cidade de Nova Iorque entre setembro e outubro de 2014. Os autores verificaram que anfitriões que tiveram suas avaliações tornadas públicas pela primeira vez no período estudado (o que ocorre, segundo as regras da plataforma, apenas após três usuários avaliarem a propriedade) aumentaram seus preços em média 2,69 euros a mais do que aqueles pertencentes ao grupo controle (que não tiveram mudança na visibilidade das avaliações no período) determinado pelo score de propensão (*propensity score matching*). Ikkala e Lampinen (2014) encontraram resultados semelhantes numa pesquisa qualitativa, que revelou que anfitriões comumente elevam preços à medida que acumulam capital reputacional (entendido como aumento do número de avaliações positivas).

Adotando um modelo de precificação hedônica, ou seja, assumindo que o preço reflete o conjunto de atributos do produto ou serviço, Teubner et al. (2017) também verificaram efeitos positivos e estatisticamente significativos da média de avaliações (número de estrelas) sobre o preço de propriedades anunciadas no Airbnb em 86 cidades alemãs. O conjunto de regressões lineares realizadas revelou que o acréscimo de uma estrela estava associado a um *price premium* de 18 dólares em média para uma estadia considerada “típica”

(2 pessoas, 2 noites). Os autores, no entanto, não verificaram efeitos significativos do selo *Superhost* e, surpreendentemente, foi encontrado efeito negativo e estatisticamente significativo do número de avaliações sobre o preço da estadia.

Similarmente, Dogru e Pekin (2107) analisaram mais de 2600 propriedades anunciadas em Boston entre 2015 e 2017 e, utilizando o método dos mínimos quadrados ordinários, encontraram coeficiente positivo e significativo da avaliação (número de estrelas geral) e do selo *Superhost* sobre o preço, os quais, no entanto, foram de ordem mínima. Após controlar estatisticamente a influência das características das propriedades e dos atributos dos anfitriões, Chen e Xi (2017) também encontraram efeito significativo e positivo das avaliações (número de estrelas nas sete categorias) em mais de 5700 propriedades em Austin, Texas. Entretanto, o modelo reputacional explicou apenas 2% da variância de preço, enquanto as características funcionais e os atributos do anfitrião explicaram 53,8% e 13,5% respectivamente.

Os resultados do modelo de precificação hedônica adotado por Ert, Fleischer e Magen (2016), no entanto, não corroboram a relação positiva entre avaliações e preço. A ausência de efeito das avaliações foi atribuída à falta de variação - 95% dos anfitriões, entre os 175 analisados, haviam recebido entre 4,5 e 5 estrelas. O problema da falta de poder discriminativo das avaliações na plataforma devido à predominância de avaliações positivas é recorrente e foi apontado por outros autores (e.g., Ke, 2017). Zervas, Proserpio e Byers, (2015), por exemplo, analisaram mais de 600 mil propriedades anunciadas no Airbnb em diferentes países e verificaram que 95% possuíam avaliações entre 4,5 e 5 estrelas. Entre as causas comumente apontadas para essa concentração estão as “pressões sociais” advindas da interação pessoal com o anfitrião (diferente, por exemplo, do que ocorre em um hotel) e o fato de que as avaliações escritas ficam públicas na plataforma, conectadas ao perfil do usuário que as escreveu. Essa dinâmica, combinada ao fato de que anfitriões podem

selecionar (aprovar ou rejeitar) pedidos de reserva, desencorajaria avaliações negativas devido ao medo de que futuros potenciais anfitriões não queiram hóspedes demasiadamente críticos que coloquem em risco sua reputação (Mulshine, 2015).

A possível falta de poder discriminativo das avaliações em número de estrelas, ressalta a importância de estudos que focalizem outros aspectos do sistema reputacional. Analisando mais de 3800 propriedades anunciadas em Hong Kong, Liang, Schuckert, Law e Chen (2017) verificaram um efeito positivo do selo *Superhost*, sobre o número de avaliações e de estrelas das propriedades. Os autores construíram ainda uma variável de interação entre preço e selo *Superhost*, a qual também teve efeito positivo, sugerindo que “hóspedes estão dispostos a pagar mais por acomodações que possuem o selo de qualidade” (Liang et al., 2017, p. 461, tradução nossa).

Apesar da riqueza de informação gerada por estudos recentes, destacam-se ao menos três lacunas no conhecimento dos efeitos do sistema de reputação sobre o comportamento do consumidor na plataforma Airbnb. A primeira, já tratada, é falta de consenso a respeito do efeito das avaliações (número de estrelas) sobre o preço. Conforme discutido anteriormente, enquanto alguns autores identificaram relações positivas, outros se depararam com um efeito de teto, causado pela predominância de avaliações positivas.

A segunda lacuna, apontada por Teubner et al. (2017), é a necessidade de ir além do preço como variável dependente e estudar como a reputação afeta a demanda. Essa não é uma tarefa fácil, visto que a plataforma não disponibiliza dados a respeito do número de aluguéis realizados. No entanto, os autores sugerem a utilização de *proxies*, como a evolução do número de avaliações ou o número de usuários que salvaram a propriedade em suas *wishlists*. Ke (2017) inaugurou esse tipo de análise em um estudo de larga escala envolvendo 2,3 milhões de propriedades. O autor verificou efeito positivo e estatisticamente significativo do número de estrelas geral, da quantidade de avaliações e do selo *Superhost* sobre o número de

novas avaliações recebidas no período de um mês. Apesar de interessantes, esses resultados são questionáveis, já que o número de avaliações é influenciado pelo recorrente fenômeno de alugueis de longo-prazo, que aponta para a necessidade de se explorar outros *proxies* da demanda.

Finalmente, a terceira lacuna diz respeito à ausência de um arcabouço teórico que permita interpretar e unificar os resultados obtidos. Nota-se que os estudos buscam quantificar efeitos econômicos do sistema de reputação e, por isso, se atêm sobretudo a análises estatísticas, deixando justificativas teóricas em segundo plano. Isso se torna evidente, por exemplo, na caracterização do sistema de reputação. Enquanto alguns autores consideram apenas as avaliações, comentários e selo *Superhost*, outros incluem variáveis como número e qualidade das fotos apresentadas, data de criação do perfil e verificação da identidade pela plataforma (e.g., Teubner et al., 2017; Ert et al., 2016). Um terceiro grupo prefere ainda a utilização de categorias mais amplas que relacionam aspectos reputacionais à “qualidade” e, por isso, incluem variáveis como taxa de limpeza (e.g., Dogru & Pekin, 2017).

Um enquadramento teórico mais abrangente é fundamental ao avanço das pesquisas sobre o efeito de sistemas de reputação sobre o comportamento do consumidor em economia compartilhada. Nesse sentido, destaca-se a pertinência de considerar a abordagem analítico-comportamental, a qual, ao propor a ênfase em aspectos situacionais, permite ir além das variáveis intraindividuais e superar problemas típicos de análises social-cognitivas, como a baixa correlação entre relatos, ou atitudes, e comportamento (Foxall, 1997; 1998). Tal abordagem tem sido promissora na análise de diversos fenômenos tipicamente econômicos, como escolha de produtos, oferta de trabalho (Kagel, Battalio & Green, 1995), elasticidade de demanda (Oliveira-Castro & Foxall, 2016) e outros numerosos aspectos do comportamento do consumidor (Foxall, 2016). As próximas seções apresentarão propostas de aplicação de conceitos da análise do comportamento aos sistemas de reputação em economia

compartilhada, com ênfase no modelo na perspectiva comportamental, o qual servirá de base para as análises propostas.

### **Sistemas de reputação e a análise do comportamento do consumidor**

Adotando um ponto de vista analítico-comportamental, é interessante perceber que sistemas de reputação parecem criar situações de contingências entrelaçadas (Skinner, 1957), nas quais “o comportamento e os produtos comportamentais de cada participante funcionam como eventos ambientais com os quais o comportamento de outros indivíduos interage” (Glenn, 1988, p. 167, tradução nossa) ou ainda “o comportamento de um fornece a situação para que o comportamento de um segundo membro seja reforçado, e assim por diante” (Todorov, 2012, p. 38). Nesse contexto, o comportamento individual é necessário mas não suficiente para garantir o resultado esperado, já que esse só é possível no contexto social. O bom funcionamento de um sistema de reputação é, portanto, um produto agregado, resultante de contingências entrelaçadas envolvendo o conjunto de usuários da plataforma.

Grande parte dos comportamentos que compõem as contingências entrelaçadas de sistemas de reputação são verbais, no sentido proposto por Skinner (1957), na medida em que suas consequências reforçadoras e punidoras são mediadas por outras pessoas. Nesse contexto, uma das variáveis centrais desses sistemas é a correspondência entre comportamento verbal e não verbal. Assim, o fenômeno se relaciona a estudos de correspondência, os quais se atêm à relação entre o que uma pessoa diz e, posteriormente, faz (correspondência dizer-fazer), ou, analogamente, entre o que ela faz e, em seguida, reporta ter feito (correspondência fazer-dizer) (Lima & Abreu-Rodrigues, 2010). Conforme apontado por Beckert, (2005), o estudo da correspondência a partir da perspectiva analítico-comportamental teve início com Risley e Hart (1968) e tem como uma de suas bases a definição de comportamento verbal de Skinner (1957). Segundo o autor, o comportamento verbal, como todo o comportamento operante, se dá na interação com o meio e funciona

numa via de mão dupla - ao mesmo tempo que altera o ambiente, sofre o efeito das modificações ambientais que produz. Assim, tanto operantes verbais quanto não verbais devem ser pensados em termos da tríplice contingência, a qual inclui antecedentes (estímulos discriminativos), respostas e consequentes (reforços ou punições). O comportamento verbal, no entanto, se distingue por possuir caráter social, uma vez que é desenvolvido e mantido por consequências mediadas por outras pessoas, os ouvintes (Barros, 2003; Beckert, 2005).

Sistemas de reputação servem, assim, como sinalizadores da existência (ou inexistência) de correspondência entre o comportamento verbal de vendedores e anunciantes (incluindo aqui descrições de produtos e serviços bem como quaisquer tipos de promessas feitas ao comprador) e seu comportamento não verbal (relacionado, no caso, ao cumprimento de referidas promessas). Sendo assim, as consequências sociais dos comportamentos verbais envolvidos no intercâmbio comercial vão além da transação em si e passam a ter efeitos duradouros, já que a reação de consumidores sobre a correspondência dizer-fazer em vigor servirá de antecedente para o comportamento de potenciais compradores futuros por meio do sistema de reputação.

No que diz respeito aos efeitos de tais sistemas sobre o comportamento do consumidor, é interessante atentar para a literatura de economia comportamental, particularmente na aplicação do conceito de escolhas probabilísticas. A teoria de desconto probabilístico é uma importante contribuição da economia comportamental para o estudo de escolhas em condições de incerteza, cujos resultados dependem de eventos que estão fora do controle do indivíduo que escolhe. Faz-se uso da noção de valor subjetivo, também presente na literatura de desconto temporal, segundo a qual atribui-se valor variável a determinada consequência, de acordo com sua probabilidade de ocorrência. Diversos estudos demonstram que, no caso de consequências positivas, há uma relação direta entre valor subjetivo e

probabilidade. Ou seja, quanto maior a probabilidade de ocorrência de um reforço, maior o valor subjetivo a ele atribuído (Grenn & Myerson, 2004; Kagel et al., 1995).

A questão da probabilidade é particularmente útil no estudo do comportamento de consumo em cenários marcados pela assimetria de informação. Isso ocorre pois o desequilíbrio no acesso à informação transforma o consumo em uma instância de escolha probabilística marcada pela coexistência de ao menos dois resultados possíveis: uma transação bem sucedida, que atende ou supera expectativas, e uma transação mal sucedida, ou seja, aquisição de um produto ou serviço cuja descrição e preço não estão de acordo com suas reais características. Compras *on-line* são um exemplo claro de assimetria de informação, visto que compradores não podem avaliar pessoalmente a qualidade do produto, ficando limitados à descrição oferecida pelo vendedor (Mavlanova, Benbunan & Koufaris, 2012).

Apesar de envolver escolhas sob incerteza, o comércio eletrônico não é uma mera aposta às escuras. Existem diversos elementos que caracterizam o cenário de consumo *on-line* e se destinam a sinalizar a probabilidade de sucesso das transações, ou seja, eventos que adquiriram função discriminativa para comportamentos de compra por associação, no passado, a reforços. Exemplos incluem elementos do *design* da plataforma de venda, a interface de usuário, as ferramentas oferecidas, a disponibilização de fotos, etc. Sistemas de reputação, conforme discutido anteriormente, se destacam como importantes sinalizadores, que têm ganhado especial relevância em mercados *peer-to-peer*. Isso ocorre, ao menos em parte, devido ao caráter direto das transações e à ausência de marcas, as quais, em mercados tradicionais, têm diferentes níveis de reforço informativo e são programadas para sinalizar reputação, qualidade e confiabilidade (Oliveira-Castro, Foxall, James, Pohl & Dias, 2008).

Fagerstrøm, Ghinea e Sydnnes (2016) propuseram um estudo de sistemas de reputação partindo do pressuposto de que avaliações (*on-line reviews*) funcionam como indicativos de

sucesso do comportamento de compra e são, por isso, capazes de influenciar o valor subjetivo atribuído a bens e serviços. Os autores buscaram demonstrar essa hipótese por meio de um experimento que simulou uma situação de compra eletrônica. Os 25 participantes, estudantes universitários, deviam escolher entre duas lojas virtuais nas quais podiam comprar o mesmo *tablet*. Uma delas apresentava avaliações de consumidores anteriores (na forma de porcentagem de *feedback* positivo) e preços mais elevados, enquanto a outra não apresentava avaliações e possuía preços mais baixos. Ao longo diferentes condições experimentais, os autores manipularam duas variáveis, a saber, a proporção de avaliações positivas referentes à confiabilidade da entrega e ao atendimento ao consumidor da loja A e o preço do produto na loja B (mantinham-se constantes o preço em A e a ausência de avaliações em B). Utilizando um procedimento de titulação (*titration*) em sete condições experimentais, foi possível identificar, para cada porcentagem de avaliações positivas e preço, o ponto de indiferença do grupo de participantes, no qual metade preferia a loja A e metade preferia a loja B.

Verificou-se que o grupo demandava menores preços em B à medida que a proporção de avaliações positivas em A aumentava. Por exemplo, quando o escore de A era 70%, o preço em B tinha que ser 25% menor para que houvesse indiferença. Os preços se igualaram apenas quando as avaliações positivas atingiram 50%, situação na qual metade do grupo preferiu A e a outra metade B, mesmo ambas oferecendo o produto pelo mesmo preço.

O estudo concluiu que avaliações têm um considerável impacto sobre as escolhas no comércio eletrônico e que o valor subjetivo do produto diminui quando incertezas referentes à confiabilidade da entrega e ao atendimento ao consumidor aumentam. Os autores sugerem que consumidores esperam preços menores de lojas que não possuem avaliações quando seus competidores apresentam alta proporção de *feedback* positivo. Em outras palavras, apontam que “é possível competir com boas avaliações por meio da redução de preço” (Fagerstrøm et al., 2016, p. 336, tradução nossa).

Contingências entrelaçadas, correspondência dizer-fazer e desconto probabilístico ilustram, portanto, o potencial explicativo de conceitos advindos da Análise do Comportamento no que diz respeito à influência de sistemas de reputação sobre o comportamento do consumidor em mercados eletrônicos. Dentre as possíveis interpretações analítico-comportamentais de tais sistemas, acredita-se que o modelo na perspectiva comportamental (BPM - *Behavioral Perspective Model*) é especialmente promissor, como se buscará demonstrar a seguir.

### **O modelo na perspectiva comportamental**

Proposto por Foxall (1990, 1998), o BPM explica e interpreta o comportamento do consumidor a partir da perspectiva operante, ou seja, através de uma análise funcional que abrange antecedentes e consequentes comportamentais. Segundo o modelo, a resposta de consumo está situada na intersecção do cenário com a história individual, ponto denominado situação de consumo (Oliveira-Castro et al., 2008). O cenário é composto de estímulos discriminativos, sejam eles físicos, sociais, temporais ou regulatórios, que sinalizam diferentes consequências para diferentes respostas de consumo. Tais estímulos ganham significado a partir da exposição a contingências semelhantes de consumo, ou seja, ao longo da história de aprendizagem do indivíduo, os eventos de cenário adquirem a função de sinalizar diferentes consequências, devido ao emparelhamento prévio com tais consequências. Vale ressaltar que o cenário pode apresentar características de abertura ou fechamento, de acordo com o nível de autonomia desfrutado pelo consumidor, no sentido da ausência de controle aversivo e do número de alternativas de respostas que lhe são apresentadas.

Ainda segundo o BPM, o comportamento de consumo gera consequências utilitárias e informativas, as quais podem ser reforçadoras ou punitivas. Consequências utilitárias advêm diretamente da posse ou uso de determinado produto ou serviço e estão relacionadas às suas

características práticas e funcionais (i.e., valor de uso). Já as consequências informativas são mediadas socialmente e têm caráter simbólico, tomando a forma de *feedback* sobre o comportamento de consumo, tais como o nível de prestígio e status que decorrem da aquisição de um determinado produto ou marca. As consequências informativas geralmente advêm de ações e reações, na maioria das vezes verbais, das pessoas do grupo relacionadas ao comportamento de consumo de um dos membros. Referindo-se aos reforçadores utilitários e informativos que influenciam o comportamento de consumo, Oliveira-Castro, Cavalcanti e Foxall (2015, p. 363, tradução nossa) afirmam que

[...] em qualquer mercado existem atributos e características que funcionam como reforçadores utilitários ou informativos para a maioria dos consumidores. Variações de preços indicam tais funções reforçadoras, pois produtos que contêm ou oferecem maior quantidade desses atributos são tipicamente mais caros do que os que oferecem menor quantidade.

Níveis de preço são, portanto, estabelecidos não apenas de acordo com o perfil técnico-econômico do bem ou serviço mas também de seu significado social-psicológico. Nesse contexto, o preço funciona como sinalizador de consequências utilitárias e informativas associadas ao consumo. Assim, a demanda é função não apenas do preço mas também do padrão de reforçamento que acompanha o produto— padrão esse que é sinalizado pelo próprio preço (Foxall, 2016).

O BPM aponta, portanto, para uma relação complexa entre preço e demanda, a qual é marcada pela díade aproximação-afastamento. Ou seja, o preço age ao mesmo tempo como estímulo aversivo – punição - e estímulo discriminativo – sinalizador, ou *proxy*, de determinados padrões de reforçamento. Evidência dessa relação é a disposição de determinados consumidores a pagar mais em busca de maiores níveis de reforço utilitário e

informativo - como maior qualidade do produto, prestígio da marca, etc. Essa lógica explicaria a existência do chamado *price premium* para marcas fortemente diferenciadas.

O BPM tem contribuído para a análise do comportamento do consumidor em diversos contextos, incluindo estudos relacionados à diferenciação de marca (Oliveira-Castro et al., 2008), comportamento de procura (Oliveira-Castro, 2003), elasticidade de demanda (Oliveira-Castro & Foxall, 2016), preservação ambiental (Foxall, Oliveira-Castro, James, Yani-de-Soriano & Sigurdsson, 2006), entre outros. Surpreendentemente, no entanto, o estudo do consumo *on-line* a partir da perspectiva comportamental ainda é uma área relativamente pouco explorada (Sigurdsson, Larsen & Menon, 2016). Apesar disso, a pertinência da utilização do BPM como instrumento de análise do comércio eletrônico é evidente, como se buscará demonstrar por meio do caso do Airbnb.

### **BPM, reputação e o Airbnb**

A ênfase em fatores situacionais e na história de aprendizagem do indivíduo, bem como a integração de aspectos informativos e utilitários coloca o BPM em posição privilegiada para considerar o complexo conjunto de variáveis que podem influenciar o comportamento do consumidor em economia compartilhada. O caso do Airbnb permite ilustrar a adequação do modelo, a partir de uma proposta de criação de três categorias de variáveis às quais o usuário da plataforma é exposto no momento da escolha entre diferentes propriedades. São elas:

1. Variáveis utilitárias: são características de cada propriedade anunciada, no que diz respeito a aspectos físicos e materiais. Advêm diretamente do uso do serviço oferecido, ou seja, da hospedagem, do nível de conforto que oferece, por exemplo. Incluem, portanto, o tipo de acomodação, ocupação máxima, número de quartos, camas e banheiros, bem como as comodidades oferecidas.

2. Variáveis informativas: são variáveis construídas socialmente no âmbito da comunidade Airbnb e incluem comentários, avaliações e o selo *Superhost*. O selo *Superhost* é incluído nesta categoria pois, apesar de ser atribuído pela plataforma, é baseado em critério construído socialmente (i.e., 80% de avaliações 5 estrelas).

Variáveis informativas constituem o que se caracterizou anteriormente como sistema de reputação. Retoma-se aqui a ideia de sinalizadores, ou estímulos discriminativos, que têm caráter social, ou seja, advêm do comportamento de outras pessoas e constroem uma rede de padrões entrelaçados de respostas que se influenciam mutuamente. Em termos concretos, a avaliação de hóspedes anteriores funciona como sinal para alto ou baixo nível de reforço associado a uma propriedade. Nota-se que tais variáveis constituem espécie de “*auto-feedback*” de consumo, uma vez que servem de ocasião para que o usuário avalie sua experiência. Por outro lado, dado seu caráter público, podem servir em si mesmas de consequências informativas, já que o conteúdo ou natureza dos comentários (que são atrelados ao perfil do autor) podem suscitar diferentes reações, possivelmente gerando prestígio e admiração dentro da comunidade.

3. Variáveis transacionais do cenário: são atributos das alternativas que podem ser interpretados como parte do cenário de consumo que aumentam ou diminuem a probabilidade de ocorrer uma compra ou transação (não especificamente relacionadas ao produto ou serviço e de maneira independente às características desses). Optou-se pela denominação “transacionais” pois faz-se referência a aspectos que facilitam ou dificultam a transação comercial (e.g., possibilidade de reserva instantânea, política de cancelamento, taxa de resposta, exigência de um depósito de segurança). Nesse sentido, contribuem para a abertura ou fechamento do cenário de consumo, restringindo ou ampliando a gama de respostas possíveis. O grupo inclui também variáveis que sinalizam as prováveis consequências da transação mas que, diferentemente das reputacionais/informativas, não são

socialmente construídas e sim apresentadas unilateralmente, seja pelo próprio anunciante (e.g., disponibilização de fotos) ou pela plataforma (e.g., verificação de fotos e da identidade do anfitrião, caracterização do anúncio como “novo” e data de cadastro do anfitrião).

### **Objetivos da pesquisa**

Tomando como base o enquadramento teórico proposto pelo BPM, o presente estudo buscou examinar os efeitos de variáveis utilitárias, informativas e transacionais sobre o comportamento do consumidor em plataformas virtuais de economia compartilhada. Mais especificamente, o objetivo foi verificar se, no âmbito da plataforma Airbnb, a reputação do anunciante, interpretada como variável informativa, tem algum impacto sobre duas variáveis dependentes, a saber, o preço dos anúncios e o relato de interesse pelas propriedades anunciadas (*wishlists*<sup>1</sup>).

Conforme previamente exposto, segundo o BPM, o preço permite identificar diferentes padrões de reforçamento em vigor. Assim, parte-se do pressuposto de que a análise dessa variável dependente apontará potenciais correlações entre tais padrões e o perfil reputacional das propriedades estudadas. Ou seja, buscar-se-á responder à seguinte questão: uma melhor reputação prediz um padrão de reforçamento mais elevado (expresso por meio de *price premium*)?

A segunda variável dependente utilizada será o número de usuários que colocaram a propriedade em suas *wishlists*. As chamadas “listas de desejo” são mecanismos comumente utilizados no comércio virtual. No caso do Airbnb, as *wishlists* permitem que usuários salvem e compartilhem propriedades de interesse, facilitando o planejamento de viagens. No momento da coleta de dados, cada página de anúncio continha o número de viajantes que

---

<sup>1</sup> Nota-se que as expressões “*wishlists*” ou “número de *wishlists*” serão utilizadas ao longo do restante do texto para representar o número de usuários que salvaram determinada propriedade em suas listas de desejo e, assim, relataram interesse pelas propriedades anunciadas.

salvaram aquela propriedade em suas listas de desejo. Obviamente, nem todas as pessoas que salvam uma página irão, de fato, alugar a propriedade. No entanto, a *wishlist* pode ser interpretada como relato de interesse, ou conceito disposicional aberto (Ryle, 1949), que prediz comportamento futuro sob uma gama de diferentes condições possíveis (e.g., “se está disponível nas data necessárias, então alugo”; “se conseguir passagens para este destino, então alugo”; etc.) e, por isso, acredita-se estar correlacionado com o comportamento de fato.

A escolha do número de *wishlists* como variável dependente visa a preencher uma lacuna deixada por estudos anteriores, o quais, como previamente exposto, priorizaram a quantificação de efeitos econômicos dos sistemas de reputação, por meio da análise do preço. Assim, buscar-se-á responder à seguinte questão de pesquisa: uma melhor reputação prediz um maior interesse pela propriedade anunciada (expresso por meio de um maior número de inserções em *wishlists*)?

## **Método**

### **Amostra**

Foram analisadas duas amostras de 306 ( $N = 306$ ) propriedades anunciadas na plataforma Airbnb, número máximo de resultados apresentados por busca realizada. As amostras foram delimitadas geograficamente, num esforço de reduzir eventuais diferenças decorrentes da localização. Utilizou-se, para isso, o filtro de busca oferecido pela plataforma contendo, para a primeira amostra, as seguintes especificações: Jardins, São Paulo, SP; a qualquer hora; 1 hóspede. A escolha da região de Jardins, na zona Oeste da capital paulista se justifica por seu caráter simultaneamente turístico e residencial, o que favorece a presença de propriedades para locação de curta temporada. Avaliações dos usuários do *website* TripAdvisor colocaram Jardins como a décima melhor atração da cidade (de um total de 766), devido à elevada concentração de pontos turísticos e serviços (“Jardins (bairro)”, 2017).

Assim como Gilheany, Wang e Xi (2015), buscou-se selecionar uma região com pouca disparidade socioeconômica, de forma a evitar diferenças exacerbadas na qualidade dos locais anunciados. Os Jardins são frequentemente citados entre os bairros de maior renda per capita da capital (Moura, 2017) e o Jardim Paulista foi listado entre os cinco melhores Índices de Desenvolvimento Humano (IDH) da cidade em 2016 (“IDH: Os 20 melhores”, 2016).

Por razões similares, e com vistas à verificação da replicabilidade dos resultados obtidos, foram coletados dados referentes a 306 propriedades localizadas no bairro de Ipanema, no Rio de Janeiro (filtro de busca: Ipanema, Rio de Janeiro, RJ; a qualquer hora; 1 hóspede).

A coleta dos dados foi realizada por *web scrapping*, ou seja, utilizou-se um algoritmo para simular interações de um usuário com a plataforma, por meio da leitura do código HTML para o envio de comandos e extração de informações. O algoritmo foi escrito em Visual Basic for Applications (VBA), uma linguagem de programação da Microsoft que está embutida no pacote Office. Utilizou-se a biblioteca Selenium Webdriver para viabilizar a comunicação e interação com o navegador Google Chrome. Esse conjunto de ferramentas permitiu a realização de buscas automáticas, realizadas entre 22h53min do dia 5 de julho de 2017 e 1h14min do dia 6 de julho de 2017, para as propriedades localizadas na região de Jardins, e entre 8h42min e 12h08min no dia 7 de julho de 2017, para aquelas em Ipanema.

Foram extraídos dados relativos a 31 variáveis, a saber, título do anúncio, descrição do espaço, preço, número de *wishlists*, tipo de acomodação, número de hóspedes, número de quartos, número de camas, número de banheiros, selo *Superhost*, número de comodidades oferecidas, reserva instantânea, valor do hóspede adicional, taxa de limpeza, valor depósito de segurança, política de cancelamento, disponibilidade mínima, número de comentários, número de estrelas geral, número de estrelas para precisão, número de estrelas para

comunicação, número de estrelas para limpeza, número de estrelas para localização, número de estrelas para check-in, número de estrelas para valor, data de cadastro do anfitrião, número de fotos, fotos verificadas, novo, anfitrião verificado e taxa de resposta do anfitrião.

Alguns anúncios não forneciam informações referentes ao número de *wishlists*, valor do hóspede adicional, taxa de limpeza, valor do depósito de segurança, número de comentários, número de estrelas (nas seis categorias). Nesses casos, assumiu-se o valor da variável como zero. Instâncias em que a disponibilidade mínima de noites para aluguel era descrita como variável foram considerados como uma noite. Ademais, foram desconsiderados requisitos de disponibilidade referentes a períodos específicos, como fins de semana, natal e ano novo.

O Apêndice A (Tabelas I a VI) apresenta as características descritivas da amostra. Ressalta-se que todas as análises doravante apresentadas foram realizadas utilizando o software IBM SPSS (versão 23).

Foi realizada verificação aleatória de aproximadamente 25% da amostra de Jardins (76 anúncios), a qual demonstrou a correspondência entre os dados obtidos e as informações disponíveis *on-line*, com exceção de pequenas variações de preço ( $N = 76$ ;  $M = 4,55$ ;  $DP = 2,76$ ) e do número de *wishlists* ( $N = 11$ ;  $M = 0,82$ ;  $DP = 0,98$ ). No caso de Ipanema, semelhante procedimento apontou variações similares, tanto de preço ( $N = 76$ ;  $M = -26,46$ ;  $DP = 48,12$ ) quanto do número de *wishlists* ( $N = 19$ ;  $M = 1,21$ ;  $DP = 1,22$ ).

No caso do número de *wishlists*, pode-se supor que as variações são devidas ao período de tempo entre a extração e a verificação, durante o qual usuários adicionaram ou retiraram algumas propriedades de suas listas de desejo. Já no caso do preço, as variações foram mais recorrentes e sistemáticas, o que gerou inicial estranhamento. Uma pesquisa mais aprofundada permitiu descobrir a causa do fenômeno em questão: desde 2015, o Airbnb

oferece uma ferramenta de “preços inteligentes”, que ajusta valores em tempo real a partir de critérios de preço mínimo, máximo e básico por noite. Uma vez estabelecidos esses parâmetros, os preços variam de acordo com o tipo e a localização da acomodação, a alta ou baixa temporada e a procura por espaços similares. No processo de criação do anúncio, a plataforma apresenta sugestões de valores (mínimos, máximos e básicos) a serem utilizados e sublinha que anfitriões que definem seus preços dentro de 5% das sugestões podem ter até quatro vezes mais chances de receber reservas (Anexo B).

Com vistas a verificar a confiabilidade da amostra, foram analisadas as correlações entre os valores inicialmente coletados e aqueles observados no processo de verificação. Os altíssimos índices encontrados (Tabela 1) combinados à correspondência entre valores coletados e verificados na totalidade das demais variáveis corroboraram a credibilidade dos dados. Em todas as instâncias de variação, foram utilizados os dados originalmente obtidos, de forma a manter a contiguidade temporal da amostra e simular uma busca real, na qual o usuário compararia as propriedades tais como apresentadas nos resultados.

Tabela 1.

*Correlações de Pearson e Spearman entre valores coletados e observados*

Jardins		Ipanema	
	Preço verificado		Preço verificado
Preço coletado	1,00 ** (0,99)**	Preço coletado	0,917** (0,916)**
	<i>Wishlist</i> verificado		<i>Wishlist</i> verificado
<i>Wishlist</i> coletado	1,00** (1,00)**	<i>Wishlist</i> coletado	1,00** (1,00)**

*Nota:* Valores de  $r$  apresentados fora dos parênteses e  $\rho$  entre parênteses. \*\*  $p < 0,01$ .

## Procedimento

Antes de proceder à análise estatística dos dados, foram realizadas algumas transformações, conforme descrito a seguir:

1. Criação da variável “Total de estrelas” - optou-se por criar nova variável que representa a soma dos valores de número de estrelas geral, número de estrelas para precisão, número de estrelas para comunicação, número de estrelas para limpeza, número de estrelas para localização, número de estrelas para check-in e número de estrelas para valor. Assim, no lugar de sete categorias admitindo valores de zero a cinco, tem-se apenas uma, com valores de zero a 35.

2. Criação da variável “Preço final por noite” - apesar de dar destaque ao preço anunciado por noite, o Airbnb oferece ao anunciante diversas oportunidades de estabelecer requisitos que modificam o preço final (e.g., cobrança de taxa de limpeza). Em outras palavras, o preço pago pelo hóspede raramente é aquele apresentado em destaque no anúncio. Assim, com vistas a obter dados mais condizentes com os valores pagos, criou-se uma nova variável que leva em conta não apenas a taxa de limpeza, mas também a disponibilidade mínima de noites para hospedagem e o acréscimo por hóspede adicional.

Alguns anunciantes estabelecem um mínimo de noites para a locação. Ou seja, não é possível alugar por apenas duas noites uma propriedade cuja disponibilidade mínima é de quatro noites. Assim, o primeiro passo na construção da nova variável “Preço final por noite” foi a multiplicação do preço anunciado por noite pela disponibilidade mínima. Em seguida, verificou-se que, apesar de o anúncio dar destaque à ocupação máxima da propriedade, nem sempre a totalidade dos hóspedes está contemplada no preço anunciado. Uma propriedade que acomoda cinco pessoas, por exemplo, pode estabelecer uma taxa de R\$35,00 por hóspede a partir do quarto ocupante (o anúncio apresentaria a frase “Hóspedes adicionais R\$35,00 /

noite após 3 hóspedes”). Assim, caso um grupo de cinco pessoas realize a locação, será pago o valor anunciado por noite mais a taxa extra por dois hóspedes multiplicada pelo número de noites.

Tendo em vista essa configuração, a segunda etapa na criação da nova variável foi a subtração do número de hóspedes contemplados no preço anunciado da ocupação máxima (no exemplo acima, cinco menos três), de forma a obter o número de hóspedes considerados “adicionais”. Em seguida, multiplicou-se esse número pela taxa por ocupante adicional e, finalmente, pela disponibilidade mínima de noites para a locação. Somaram-se então o preço anunciado vezes o número mínimo de noites, a taxa de limpeza e o resultado da multiplicação do número de hóspedes adicionais pela taxa por hóspede pelo número mínimo de noites. Finalmente decidiu-se dividir o valor total obtido pelo número mínimo de noites, de forma a facilitar a comparação entre os anúncios.

O cálculo acima descrito leva em consideração a descrição do preço total da reserva, segundo apresentado pela própria plataforma em sua página de ajuda intitulada “Como o preço da minha reserva é determinado?” (2017). Vale destacar que as taxas de serviço não serão consideradas no estudo por dois motivos. Primeiramente porque a porcentagem cobrada varia (entre 3% e 5%) e não há clareza dos critérios utilizados (“O que são as taxas?”, 2017). E, em segundo lugar, porque o foco do estudo é a relação *peer-to-peer*, entre anfitrião e hóspede, como é próprio da economia compartilhada.

3. Criação da variável “Apartamento inteiro” - utilizando a variável “tipo de acomodação”, optou-se por criar uma variável categórica na qual “não” (zero) compreenderia quartos inteiros e quartos compartilhados e “sim” (um) representaria apartamentos inteiros. A decisão de agrupar quartos inteiros e compartilhados se deve ao número reduzido de quartos compartilhados na amostra.

4. Criação da variável “Depósito de segurança” - foi criada uma variável categórica na qual “não” (zero) representava a ausência do depósito de segurança e “sim” (um) sua presença. O objetivo foi verificar se a mera existência dessa exigência extra teria impacto sobre as variáveis dependentes, independentemente do valor em questão.

5. Criação das variáveis “Cancelamento flexível” e “Cancelamento moderado” - as políticas de cancelamento no Airbnb podem ser flexíveis, moderadas ou rigorosas. Para contemplar esses três tipos de política, foram criadas duas variáveis *dummy*. Na primeira, “cancelamento flexível”, adotou-se o “não” (zero) para as propriedades com políticas moderadas e rigorosas e “sim” (um) para aquelas com políticas flexíveis. Similarmente, na segunda, “cancelamento moderado” adotou-se o “não” (zero) para políticas flexíveis e rigorosas e “sim” (um) para moderadas.

As estatísticas descritivas das novas variáveis podem ser encontradas no Apêndice A (Tabelas VII e VIII).

Além da criação de novas variáveis, decidiu-se pela não utilização das variáveis descritivas (a saber, título do anúncio, descrição do espaço e tipo de propriedade), tendo em vista as dificuldades de categorizar informações discursivas, esforço que está além do escopo de pesquisa proposto.

Assim, foram utilizadas 19 variáveis independentes (o Apêndice B apresenta uma matriz de correlações entre essas variáveis). Com base na teoria previamente exposta, essas variáveis foram divididas em três grupos, conforme o predomínio de associação com aspectos informativos, utilitários ou transacionais (Tabela 2).

Tabela 2.

*Categorias de variáveis independentes*

Variáveis utilitárias	Variáveis informativas	Variáveis transacionais
<ul style="list-style-type: none"> <li>• apartamento inteiro (sim/não)</li> <li>• número de hóspedes</li> <li>• número de quartos</li> <li>• número de camas</li> <li>• número de banheiros</li> <li>• número de comodidades</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• <i>Superhost</i> (sim/não)</li> <li>• número de comentários</li> <li>• total de estrelas</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• número de fotos</li> <li>• fotos verificadas (sim/não)</li> <li>• reserva instantânea (sim/não)</li> <li>• depósito de segurança (sim/não)</li> <li>• cancelamento flexível (<i>dummy</i>)</li> <li>• cancelamento moderado (<i>dummy</i>)</li> <li>• meses de cadastro do anfitrião</li> <li>• anfitrião verificado (sim/não)</li> <li>• taxa de resposta</li> <li>• novo (sim/não)</li> </ul>

**Resultados**

Tendo em vista o objetivo de identificar o efeito de mudanças nas variáveis independentes (i.e., variáveis informativas, utilitárias e transacionais) sobre as variáveis dependentes (i.e., preço e *whishlists*), optou-se pela utilização da regressão linear múltipla.

No entanto, as primeiras tentativas realizadas demonstraram violação de alguns pré-requisitos desse método, no que se refere à estatística dos resíduos (independência, ausência de *outliers*, normalidade de distribuição e homocedasticidade). Por isso, decidiu-se pela transformação logarítmica de algumas variáveis, técnica amplamente utilizada para corrigir distribuições assimétricas (Field, 2009). Foram transformadas as variáveis dependentes e duas variáveis independentes informativas (número de comentários e total de estrelas). Vale destacar que, como o valor dessas variáveis era igual a zero para algumas das observações,

foi necessário criar uma variável intermediária, somando uma unidade aos valores originais, e utilizar o resultado dessa adição na transformação logarítmica.

As transformações foram consideradas bem sucedidas, visto que os modelos obtidos atendem satisfatoriamente aos pressupostos da regressão linear múltipla, de acordo com Field (2009), incluindo tanto critérios numéricos, como os valores de FIV, tolerância e Durbin-Watson, quanto visuais, a saber, normalidade dos resíduos, homocedasticidade e relação linear entre variáveis dependentes e independentes (um resumo dos indicadores numéricos obtidos pode ser encontrado no Apêndice C). Ademais, existem mais de 16 observações por variável independente em cada amostra, o que indica que os resultados obtidos são robustos.

Foram realizadas quatro regressões para cada variável dependente em cada amostra, totalizando dezesseis análises. Inicialmente, considerou-se separadamente a influência de cada grupo de variáveis independentes sobre preço e *wishlist*, de forma a verificar o poder explicativo de variáveis utilitárias, informativas e transacionais isoladamente. Para isso, foi utilizado o método de entrada forçada. Em seguida, foi realizada nova regressão considerando simultaneamente os três grupos de variáveis independentes, os quais foram organizados em blocos em ordem decrescente de magnitude dos coeficientes determinação obtidos nas regressões anteriores. Utilizou-se novamente o método de entrada forçada.

É importante sublinhar que o presente estudo propôs uma abordagem por categorias funcionais amplas, tomando as variáveis independentes de maneira individual como meros exemplos dentro de cada bloco (i.e. utilitárias, informativas, transacionais). Por isso, optou-se por dedicar atenção ao efeito geral das categorias e não às variáveis individualmente, à exceção das variáveis informativas que, por serem fundamentais às perguntas de pesquisa, são analisadas separadamente.

Os resultados para ambas as etapas são apresentados a seguir.

### Etapa I: regressões múltiplas com cada grupo de variáveis independentes

A primeira etapa de análises teve como objetivo identificar o quão bem cada grupo de variáveis independentes era capaz de explicar as variações de preço e *wishlist*. Essa etapa se limitou a estudar os coeficientes de determinação, visto que o intuito era estabelecer uma ordem da capacidade explicativa das categorias. A Tabela 3 apresenta os resultados das regressões realizadas para as variáveis dependentes log preço final por noite e log *wishlist*. Cada uma das análises utilizou um grupo de variáveis independentes - utilitárias, informativas e transacionais. São reportados os coeficientes de determinação ( $R^2$ ) de cada regressão, bem como resultados da ANOVA, a saber, graus de liberdade do modelo ( $gl_M$ ), graus de liberdade dos resíduos do modelo ( $gl_R$ ), razão  $F$  ( $F$ ) e significância ( $p$ ).

Tabela 3.

#### Resultados das regressões por grupo de variáveis independentes

	Resumo do modelo	ANOVA	
	$R^2$	$(gl_M, gl_R) F$	
<b>Variável dependente: log preço final por noite (Jardins)</b>			
Variáveis utilitárias	0,667	(6,299) 99,821	***
Variáveis informativas	0,082	(3,302) 8,998	***
Variáveis transacionais	0,334	(10,295) 14,788	***
<b>Variável dependente: log preço final por noite (Ipanema)</b>			
Variáveis utilitárias	0,580	(6,299) 68,928	***
Variáveis informativas	0,064	(3,302) 6,921	***
Variáveis transacionais	0,193	(10,295) 7,060	***
<b>Variável dependente: log <i>wishlist</i> (Jardins)</b>			
Variáveis utilitárias	0,285	(6,299) 19,882	***
Variáveis informativas	0,802	(3,302) 407,893	***
Variáveis transacionais	0,581	(10,295) 40,852	***
<b>Variável dependente: log <i>wishlist</i> (Ipanema)</b>			
Variáveis utilitárias	0,208	(6,299) 13,125	***
Variáveis informativas	0,879	(3,302) 731,845	***
Variáveis transacionais	0,658	(10,295) 56,749	***

\*\*\* $p < 0,001$

É interessante perceber que, em ambas as amostras (Jardins e Ipanema), a ordem da capacidade explicativa das categorias se manteve. No caso do preço, as variáveis utilitárias tiveram maior poder explicativo (i.e., valor de  $R^2$ ), seguidas das transacionais e, finalmente, das informativas. Já para o número de *wishlists*, em ambas as amostras, variáveis informativas apresentaram os maiores coeficientes de determinação, seguidas de transacionais e, finalmente, utilitárias.

Vale ressaltar que a Etapa I teve como objetivo verificar o poder explicativo dos grupos de variáveis e não de cada variável separadamente e, por isso, os coeficientes não são reportados. No entanto, eles foram compatíveis com os valores e direções obtidas na segunda etapa, conforme se discutirá adiante.

## **Etapa II: regressões múltiplas com a totalidade de variáveis independentes**

A segunda etapa de análises visava simular a decisão do consumidor e por isso considerava os três grupos de variáveis independentes na mesma regressão. Esses grupos foram organizados em blocos em ordem decrescente de magnitude dos coeficientes de determinação encontrados na etapa anterior. As Tabelas 4 a 7 apresentam os resultados obtidos, incluindo coeficientes não padronizados ( $B$ ), erro padrão, coeficientes padronizados ( $\beta$ ), teste  $t$  ( $t$ ) e grau de significância ( $p$ ) para cada variável. São reportados também os coeficientes de determinação ( $R^2$ ) de cada modelo, as alterações nos valores de coeficientes de determinação com a inclusão de cada bloco ( $\Delta R^2$ ), bem como resultados da ANOVA, a saber, razão F ( $F$ ), graus de liberdade do modelo, graus de liberdade dos resíduos do modelo e significância ( $p$ ).

Tabela 4.

*Regressão em blocos por grupo de variáveis independentes – Log preço final por noite - Jardins*

	Modelo 1					Modelo 2					Modelo 3				
	B	Erro padrão	$\beta$	t	p	B	Erro padrão	$\beta$	t	p	B	Erro padrão	$\beta$	t	p
(Constante)	1,782	0,036		49,617	0,000	1,897	0,052		36,150	0,000	1,922	0,054		35,718	0,000
Apartamento inteiro	0,209	0,023	0,390 ***	9,071	0,000	0,183	0,024	0,340 ***	7,745	0,000	0,183	0,023	0,341 ***	7,826	0,000
Hóspedes	0,064	0,011	0,361 ***	5,948	0,000	0,070	0,011	0,396 ***	6,561	0,000	0,073	0,011	0,411 ***	6,835	0,000
Quartos	-0,014	0,021	-0,031	-0,652	0,515	-0,019	0,021	-0,042	-0,904	0,367	-0,016	0,021	-0,035	-0,760	0,448
Camas	0,014	0,014	0,052	0,985	0,325	0,006	0,014	0,021	0,404	0,686	0,004	0,014	0,014	0,258	0,797
Banheiros	0,014	0,019	0,028	0,709	0,479	0,004	0,019	0,009	0,230	0,818	0,001	0,019	0,002	0,066	0,948
Comodidades	0,014	0,002	0,244 ***	6,351	0,000	0,009	0,002	0,161 ***	3,692	0,000	0,009	0,002	0,160 ***	3,684	0,000
Número de fotos						0,001	0,001	0,035	0,779	0,437	0,001	0,001	0,031	0,680	0,497
Fotos verificadas						0,021	0,026	0,031	0,814	0,416	0,033	0,026	0,048	1,242	0,215
Reserva instantânea						0,010	0,018	0,018	0,535	0,593	0,008	0,018	0,014	0,425	0,671
Depósito						0,058	0,022	0,093 *	2,608	0,010	0,051	0,022	0,083 *	2,312	0,021
Cancelamento flexível						-0,083	0,025	-0,154 **	-3,274	0,001	-0,092	0,026	-0,170 ***	-3,575	0,000
Cancelamento moderado						-0,025	0,024	-0,043	-1,036	0,301	-0,032	0,024	-0,055	-1,333	0,184
Meses de cadastro						0,000	0,001	-0,006	-0,171	0,865	0,000	0,001	0,006	0,160	0,873
Verificado						-0,025	0,020	-0,047	-1,261	0,208	-0,028	0,020	-0,052	-1,417	0,157
Taxa de resposta						0,004	0,030	0,004	0,117	0,907	0,007	0,031	0,009	0,233	0,816
Novo						0,006	0,026	0,008	0,217	0,828	-0,015	0,032	-0,020	-0,463	0,644
Superhost											0,057	0,024	0,089 *	2,390	0,017
Log total de estrelas											-0,001	0,024	-0,003	-0,045	0,964
Log número de comentários											-0,039	0,029	-0,092	-1,367	0,173

$$R^2 = 0,667, F(6,299) = 99,821, p < 0,001$$

$$R^2 = 0,697, F(16,289) = 41,563, p < 0,001$$

$$R^2 = 0,705, F(19,286) = 35,938, p < 0,001$$

$$\Delta R^2 = 0,03, \Delta F(10,289) = 2,868, p < 0,001$$

$$\Delta R^2 = 0,008, \Delta F(3,286) = 2,496, p = 0,06$$

Variável dependente: log preço final por noite. \*\*\*  $p < 0,001$  \*\*  $p < 0,01$  \*  $p < 0,05$

Tabela 5.

*Regressão em blocos por grupo de variáveis independentes – Log preço final por noite – Ipanema*

	Modelo 1					Modelo 2					Modelo 3				
	B	Erro padrão	$\beta$	t	p	B	Erro padrão	$\beta$	t	p	B	Erro padrão	$\beta$	t	p
(Constante)	1,918	0,034		56,750	0,000	1,884	0,073		25,895	0,000	1,964	0,073		26,875	0,000
Apartamento inteiro	0,202	0,025	0,380 ***	8,056	0,000	0,173	0,025	0,325 ***	6,804	0,000	0,178	0,025	0,333 ***	7,184	0,000
Hóspedes	0,066	0,013	0,409 ***	4,942	0,000	0,069	0,013	0,427 ***	5,282	0,000	0,074	0,013	0,457 ***	5,882	0,000
Quartos	0,012	0,019	0,035	0,639	0,523	0,026	0,018	0,075	1,414	0,158	0,023	0,018	0,066	1,284	0,200
Camas	-0,012	0,014	-0,061	-0,891	0,373	-0,022	0,014	-0,107	-1,573	0,117	-0,018	0,013	-0,089	-1,359	0,175
Banheiros	0,018	0,022	0,041	0,800	0,424	0,033	0,022	0,075	1,507	0,133	0,023	0,021	0,052	1,088	0,278
Comodidades	0,008	0,002	0,154 ***	3,651	0,000	0,005	0,002	0,097 *	2,192	0,029	0,004	0,002	0,082	1,905	0,058
Número de fotos						0,002	0,001	0,087 *	2,182	0,030	0,001	0,001	0,081 *	2,085	0,038
Fotos verificadas						0,026	0,022	0,047	1,188	0,236	0,039	0,021	0,071	1,851	0,065
Reserva instantânea						0,036	0,021	0,066	1,754	0,081	0,036	0,020	0,066	1,798	0,073
Depósito						0,043	0,021	0,088 *	2,034	0,043	0,046	0,020	0,094 *	2,254	0,025
Cancelamento flexível						-0,065	0,027	-0,106 *	-2,406	0,017	-0,068	0,026	-0,111 *	-2,599	0,010
Cancelamento moderado						0,013	0,030	0,017	0,432	0,666	0,002	0,028	0,003	0,078	0,938
Meses de cadastro						0,000	0,000	-0,021	-0,491	0,624	0,000	0,000	-0,003	-0,060	0,952
Verificado						0,040	0,020	0,077 *	1,979	0,049	0,036	0,020	0,069	1,843	0,066
Taxa de resposta						-0,032	0,067	-0,018	-0,479	0,632	-0,057	0,065	-0,032	-0,876	0,382
Novo						0,007	0,028	0,010	0,239	0,811	-0,074	0,042	-0,106	-1,755	0,080
Superhost											0,089	0,018	0,177 ***	4,815	0,000
Log total de estrelas											-0,025	0,031	-0,064	-0,800	0,424
Log número de comentários											-0,040	0,028	-0,110	-1,428	0,154

$R^2 = 0,580, F(6,299) = 68,928, p < 0,001$	$R^2 = 0,625, F(16,289) = 30,151, p < 0,001$	$R^2 = 0,661, F(19,286) = 29,292, p < 0,001$
	$\Delta R^2 = 0,045, \Delta F(10,289) = 3,469, p < 0,001$	$\Delta R^2 = 0,035, \Delta F(3,286) = 9,884, p < 0,001$

Variável dependente: log preço final por noite. \*\*\*  $p < 0,001$  \*\*  $p < 0,01$  \*  $p < 0,05$

Tabela 6.

*Regressão em blocos por grupo de variáveis independentes – Log wishlist - Jardins*

	Modelo 1					Modelo 2					Modelo 3				
	B	Erro padrão	$\beta$	t	p	B	Erro padrão	$\beta$	t	p	B	Erro padrão	$\beta$	t	p
(Constante)	0,769	0,035		22,232	0,000	0,889	0,085		10,498	0,000	0,769	0,098		7,878	0,000
<i>Superhost</i>	-0,003	0,049	-0,002	-0,065	0,948	-0,007	0,046	-0,004	-0,142	0,887	0,008	0,043	0,005	0,193	0,847
Log total de estrelas	-0,008	0,046	-0,008	-0,186	0,853	-0,053	0,047	-0,052	-1,119	0,264	-0,074	0,043	-0,073	-1,720	0,087
Log número de comentários	1,053	0,055	0,903 ***	19,302	0,000	0,907	0,056	0,778 ***	16,134	0,000	0,893	0,052	0,765 ***	17,191	0,000
Número de fotos						0,003	0,002	0,056	1,834	0,068	0,000	0,002	0,002	0,051	0,959
Fotos verificadas						0,108	0,052	0,058 *	2,089	0,038	0,122	0,048	0,066 *	2,570	0,011
Reserva instantânea						0,072	0,036	0,049 *	2,020	0,044	0,053	0,033	0,037	1,634	0,103
Depósito						0,086	0,043	0,051 *	2,026	0,044	0,051	0,040	0,030	1,271	0,205
Cancelamento flexível						-0,107	0,049	-0,072 *	-2,171	0,031	-0,026	0,047	-0,018	-0,561	0,575
Cancelamento moderado						-0,106	0,047	-0,066 *	-2,242	0,026	-0,058	0,044	-0,036	-1,313	0,190
Meses de cadastro						-0,001	0,001	-0,013	-0,496	0,620	0,000	0,001	-0,008	-0,320	0,749
Anfitrião verificado						-0,073	0,038	-0,050	-1,895	0,059	-0,034	0,036	-0,023	-0,941	0,347
Taxa de resposta						0,126	0,061	0,055 *	2,072	0,039	0,064	0,056	0,028	1,147	0,252
Novo						-0,314	0,063	-0,156 ***	-4,983	0,000	-0,360	0,058	-0,179 ***	-6,217	0,000
Apartamento inteiro											0,250	0,042	0,171 ***	5,896	0,000
Hóspedes											0,017	0,019	0,036	0,894	0,372
Quartos											-0,015	0,037	-0,012	-0,392	0,696
Camas											-0,001	0,025	-0,002	-0,055	0,956
Banheiros											-0,013	0,034	-0,010	-0,392	0,695
Comodidades											0,004	0,004	0,026	0,915	0,361

$$R^2 = 0,802, F(3,302) = 407,893, p < 0,001$$

$$R^2 = 0,841, F(13,292) = 118,632, p < 0,001$$

$$R^2 = 0,870, F(19,286) = 100,444, p < 0,001$$

$$\Delta R^2 = 0,039, \Delta F(10,292) = 7,107, p < 0,001$$

$$\Delta R^2 = 0,029, \Delta F(6,286) = 10,558, p < 0,001$$

Variável dependente: log *wishlist*. \*\*\*  $p < 0,001$  \*\*  $p < 0,01$  \*  $p < 0,05$

Tabela 7.

## Regressão em blocos por grupo de variáveis independentes – Log wishlist – Ipanema

	Modelo 1					Modelo 2					Modelo 3				
	B	Erro padrão	$\beta$	t	p	B	Erro padrão	$\beta$	t	p	B	Erro padrão	$\beta$	t	p
(Constante)	0,683	0,037		18,211	0,000	0,243	0,129		1,879	0,061	0,171	0,120		1,426	0,155
Superhost	-0,050	0,033	-0,030	-1,488	0,138	-0,069	0,033	-0,041 *	-2,059	0,040	-0,072	0,030	-0,044 *	-2,390	0,018
Log total de estrelas	0,224	0,048	0,173 ***	4,701	0,000	0,163	0,057	0,126 **	2,865	0,004	0,090	0,051	0,070	1,754	0,080
Log número de comentários	0,938	0,044	0,789 ***	21,356	0,000	0,926	0,051	0,779 ***	18,160	0,000	0,923	0,046	0,777 ***	20,265	0,000
Número de fotos						0,001	0,001	0,019	0,925	0,356	-0,001	0,001	-0,017	-0,882	0,378
Fotos verificadas						-0,037	0,039	-0,020	-0,934	0,351	-0,024	0,035	-0,013	-0,684	0,494
Reserva instantânea						0,042	0,035	0,023	1,187	0,236	-0,003	0,033	-0,002	-0,106	0,916
Depósito						0,083	0,036	0,051 *	2,318	0,021	0,017	0,033	0,011	0,517	0,605
Cancelamento flexível						0,027	0,047	0,013	0,575	0,565	-0,005	0,043	-0,003	-0,123	0,902
Cancelamento moderado						-0,018	0,051	-0,007	-0,347	0,729	0,017	0,047	0,007	0,356	0,722
Meses de cadastro						0,000	0,001	0,008	0,315	0,753	0,000	0,001	0,007	0,322	0,747
Anfitrião verificado						-0,057	0,036	-0,033	-1,591	0,113	-0,050	0,032	-0,029	-1,559	0,120
Taxa de resposta						0,508	0,121	0,087 ***	4,203	0,000	0,483	0,107	0,083 ***	4,501	0,000
Novo						-0,099	0,077	-0,043	-1,285	0,200	-0,172	0,069	-0,075 *	-2,496	0,013
Apartamento inteiro											0,278	0,040	0,158 ***	6,867	0,000
Hóspedes											-0,001	0,021	-0,003	-0,067	0,947
Quartos											-0,001	0,029	-0,001	-0,034	0,973
Camas											0,003	0,021	0,005	0,151	0,880
Banheiros											0,044	0,034	0,031	1,296	0,196
Comodidades											0,004	0,004	0,022	1,039	0,300

$R^2 = 0,879, F(3,302) = 731,845, p < 0,001$ 
 $R^2 = 0,891, F(13,292) = 183,45, p < 0,001$ 
 $R^2 = 0,916, F(19,286) = 164,507, p < 0,001$

$\Delta R^2 = 0,012, \Delta F(10,292) = 3,168, p < 0,01$ 
 $\Delta R^2 = 0,025, \Delta F(6,286) = 14,359, p < 0,001$

Variável dependente: log wishlist. \*\*\*  $p < 0,001$  \*\*  $p < 0,01$  \*  $p < 0,05$

Chama-se particular atenção à variação dos coeficientes de determinação ( $\Delta R^2$ ) mediante à inclusão de cada bloco de variáveis independentes (bem como à significância dessa mudança). Pode-se notar uma concentração de 87,74% a 95,96% do poder explicativo total nos primeiros modelos, ou seja, nas variáveis utilitárias para preço e nas informativas para *wishlist*.

No caso da variável log preço final por noite na amostra Jardins, nota-se que a regressão contendo apenas variáveis utilitárias (primeiro bloco) teve coeficiente de determinação ( $R^2$ ) de 0,667. A inclusão de variáveis transacionais e informativas aumentaram o poder explicativo da regressão em 0,03 e 0,008, respectivamente. A variação de  $R^2$  foi considerada significativa para a inclusão do segundo bloco e não significativa no caso do terceiro (ressalta-se, no entanto, que o valor de  $p$  foi bastante próximo do nível de significância de 0,05). A regressão final, com a totalidade de variáveis independentes, teve  $R^2$  de 0,705.

Considerando a variável log preço final por noite na amostra Ipanema, nota-se que a regressão contendo apenas variáveis utilitárias (primeiro bloco) teve coeficiente de determinação ( $R^2$ ) de 0,580. A inclusão de variáveis transacionais e informativas aumentaram o poder explicativo da regressão em 0,045 e 0,035, respectivamente. A variação de  $R^2$  foi considerada significativa para a inclusão do segundo e terceiro blocos. A regressão final, com a totalidade de variáveis independentes, teve  $R^2$  de 0,661.

Vale ressaltar que embora haja inegável concentração do poder explicativo no primeiro bloco em ambas as amostras e ordem de magnitude similar, há um maior equilíbrio entre o segundo e terceiro blocos em Ipanema. Em especial, destaca-se o fato do terceiro bloco ter contribuição reduzida ao poder explicativo da regressão no caso de Jardins.

Apesar do foco do estudo ser a análise por categorias funcionais amplas, tomando as variáveis independentes de maneira individual como meros exemplos dentro desses blocos,

como dito anteriormente, listam-se a seguir os coeficientes significativos nas regressões finais.

No caso de Jardins, foram significativos e positivos os coeficientes das seguintes variáveis: apartamento inteiro, número de hóspedes, comodidades, depósito de segurança e selo *Superhost*. A variável cancelamento flexível teve coeficiente significativo porém negativo. Já em Ipanema, foram significativos e positivos os coeficientes das variáveis: apartamento inteiro, número de hóspedes, número de fotos, depósito de segurança e selo *Superhost*. Assim como na amostra anterior, a variável cancelamento flexível teve coeficiente significativo porém negativo.

Ressalta-se a considerável sobreposição dos coeficientes significativos e da direção dos efeitos exercidos nas duas amostras, as únicas exceções sendo o número de fotos, significativo apenas em Ipanema, e comodidades, significativo apenas em Jardins. Vale destacar ainda que não há, entre os coeficientes significativos, diferença no sentido do efeito exercido.

No caso da variável log *wishlist* na amostra Jardins, nota-se que a regressão contendo apenas variáveis informativas (primeiro bloco) teve coeficiente de determinação ( $R^2$ ) de 0,802. A inclusão de variáveis transacionais e utilitárias aumentaram o poder explicativo da regressão em 0,039 e 0,029, respectivamente. A variação de  $R^2$  foi considerada significativa para a inclusão do segundo e terceiro blocos. A regressão final, com a totalidade de variáveis independentes, teve  $R^2$  de 0,870.

Considerando a variável log *wishlist* na amostra Ipanema, nota-se que a regressão contendo apenas as variáveis informativas (primeiro bloco) teve coeficiente de determinação ( $R^2$ ) de 0,879. A inclusão de variáveis transacionais e utilitárias aumentaram o poder explicativo da regressão em 0,012 e 0,025, respectivamente. A variação de  $R^2$  foi considerada

significativa para a inclusão do segundo e terceiro blocos. A regressão final, com a totalidade de variáveis independentes, teve  $R^2$  de 0,916.

A concentração de poder explicativo no primeiro bloco de variáveis é ainda mais acentuada para as análises de log *wishlist*. Nota-se uma inversão na magnitude da contribuição dos segundos e terceiros blocos entre as amostras, ou seja, a inclusão de variáveis transacionais geram maior variação de  $R^2$  do que utilitárias na amostra Jardins, enquanto o contrário se verifica em Ipanema.

No que diz respeito aos coeficientes significativos nas regressões finais, Jardins apresentou como significativos e positivos o log do número de comentários, fotos verificadas e apartamento inteiro. A variável “novo” teve coeficiente significativo e negativo. Já em Ipanema, log do número de comentários, taxa de resposta e apartamento inteiro tiveram coeficientes significativos e positivos, enquanto *Superhost* e “novo” foram significativos e negativos.

Assim como no caso do preço, houve considerável sobreposição entre os coeficientes significativos dos modelos finais nas duas amostras. Exceções são fotos verificadas, significativo apenas em Jardins, taxa de resposta e selo *Superhost*, significativos apenas em Ipanema. Ressalta-se que não há, entre os coeficientes significativos, diferença no sentido do efeito exercido.

## **Discussão**

No que diz respeito à primeira pergunta de pesquisa, ou seja, o efeito da reputação sobre o preço, as análises realizadas permitem concluir que elementos reputacionais, considerados em conjunto, têm fraca relação com os preço anunciados, apresentando poder explicativo menor do que variáveis utilitárias e transacionais. Após controlar estatisticamente o efeito de tais variáveis, aspectos informativos explicaram somente 0,8% e 3,5% das

variações de preço nos Jardins e em Ipanema, respectivamente. Dentre os três elementos do sistema de reputação estudado, apenas o selo *Superhost* apresentou efeito significativo e positivo, o que indica a existência de um *price premium* para anfitriões que possuem tal distinção.

Assim, conclui-se que a reputação tem pouco efeito sobre os padrões de reforçamento expressos no preço, os quais parecem ser decorrentes sobretudo de aspectos utilitários (e alguns transacionais). Essa predominância de fatores utilitários condiz com a literatura baseada no BPM. Ao estudar padrões de compra em supermercados, Oliveira-Castro, Foxall e Wells (2010) verificaram que o efeito de fatores utilitários sobre a quantidade gasta foi maior do que a influência de aspectos informativos ligados, neste caso, às marcas dos produtos. Resultados semelhantes foram encontrados na investigação da elasticidade de demanda para produtos de uma mesma marca versus marcas diferentes, que demonstrou maiores efeitos do reforço utilitário e das promoções de preço do que de aspectos informativos (Oliveira-Castro, Foxall, & Schrezenmaier, 2005).

No entanto, os resultados obtidos vão de encontro a alguns estudos de precificação hedônica, principalmente aqueles que encontraram efeitos positivos e significativos das avaliações (número de estrelas) sobre o preço. Em linha com Ert et al. (2015), acredita-se na existência de um efeito de teto, decorrente da predominância de avaliações positivas, que explicaria a ausência de efeito dessa variável. Ressalta-se que, considerando ambas as amostras, 70% dos anúncios que possuíam alguma avaliação tinham score igual ou maior que 34 e em 94% deles tal score era igual ou maior que 32 (de um total de 35 estrelas). É importante chamar a atenção para a diferença de escala que acompanha a divergência na literatura quanto a esse ponto. Estudos que encontraram efeitos da avaliação sobre o preço analisaram milhares de anúncios, enquanto os que não encontraram (incluindo o presente trabalho) se limitaram às centenas. Uma possível explicação é que, em modelos de regressão

múltipla, o tamanho da amostra influencia os resultados obtidos. Nesse contexto, apesar da importância de dados de larga escala, vale questionar se eles reproduzem de fato a situação de escolha do consumidor, o qual tem acesso a um número limitado de opções.

Passando ao número de comentários, que poderia agir como indicativo da confiabilidade das avaliações, tampouco verificou-se efeito significativo sobre o preço. Teubner et al. (2017), que encontraram relação significativa e negativa entre preço e número de comentários, sugerem uma potencial relação causal inversa, ou seja, menores preços atraem um maior número de hóspedes e aumentam assim o número de comentários, os quais passariam a indicar não uma melhor reputação e sim maior popularidade. Os autores especulam ainda que uma grande quantidade de avaliações poderia indicar uma elevada rotatividade de hóspedes e, conseqüentemente, uma experiência mais impessoal, a qual seria desvalorizada numa plataforma *peer-to-peer*.

Finalmente, o selo *Superhost* teve efeito positivo e significativo sobre o preço, o que permite supor que o poder sinalizador dessa variável é mais intenso que as demais, dado seu caráter mais seletivo. Notadamente, apenas cerca de 30% do total de anfitriões estudados possuíam o selo.

Três aspectos são fundamentais para compreender a relativa apatia do preço em relação a variáveis reputacionais. Em primeiro lugar, sublinha-se que o preço é fator determinante na preferência pelo Airbnb em detrimento de outras formas tradicionais de hospedagem. Ou seja, para muitos usuários, a opção pela economia compartilhada no aluguel de hospedagens se dá devido aos preços reduzidos. Assim, o aumento dos valores cobrados poderia comprometer a principal vantagem competitiva desse mercado alternativo.

Em segundo lugar, a existência de muitas opções de propriedades gera um cenário de grande competição, em que anúncios com preços elevados podem ser facilmente preteridos

por opções semelhantes mais baratas. Finalmente, a utilização da ferramenta de preço inteligente é fator decisivo na padronização de preços. Isso ocorre pois o Airbnb sugere uma faixa de valores cobrados por propriedades semelhantes e ajusta os preços de acordo com aspectos que impactam anunciantes de maneira uniforme (e.g., alta temporada). Apesar de não haver dados disponíveis sobre a proporção de anfitriões que utilizam a ferramenta, acredita-se que esses constituem a maioria, ou mesmo a totalidade, das amostras estudadas (visto que houve variação de preços em todas as instâncias individualmente conferidas).

O pequeno poder explicativo das variáveis informativas sobre variações de preço traz à tona o debate sobre a real importância da reputação na economia compartilhada, levantando questionamentos sobre o verdadeiro papel da confiança nos mercados *peer-to-peer*. Nesse sentido, alguns autores fazem referência a uma crescente profissionalização do Airbnb, que conta com um número cada vez mais elevado de anfitriões “profissionais”, definidos como aqueles que possuem múltiplos anúncios (Chen & Xie, 2017) e, em alguns casos, se identificam por meio de logomarca e nome de empresas (Ke, 2017). Apesar dessas importantes críticas, a resposta à segunda pergunta de pesquisa, ou seja, o efeito de aspectos informativos sobre o relato de interesse, reafirma a importância da reputação e ajuda a esclarecer como funciona sua influência.

Ao considerar o número de *wishlists*, ou seja, número de pessoas que incluíram a propriedade em sua “lista de desejos”, as análises realizadas demonstraram altíssima concentração de poder explicativo nas variáveis informativas (92,18% e 95,96% nos Jardins e em Ipanema, respectivamente). Controladas estatisticamente tais variáveis, os blocos de variáveis utilitárias e transacionais explicaram apenas 6,8% da variação no número de *wishlists* nos Jardins e 3,7% dessa variação em Ipanema.

Ressalta-se, nesse contexto, o elevado coeficiente positivo do número de comentários, os quais são aqui interpretados não apenas como medida da confiabilidade da reputação, como proposto por Teubner et al. (2017), mas como indicação de boa reputação, já que há indícios recorrentes na literatura da predominância de comentários positivos no Airbnb. Uma análise de conteúdo de larga escala realizada por Ke (2017), por exemplo, demonstrou que, em média, comentários da plataforma contêm o dobro de palavras positivas do que aqueles encontrados no *website* de avaliação de estabelecimentos comerciais Yelp.

Além disso, destaca-se, no caso de Ipanema, o surpreendente efeito significativo e negativo, embora de pequena magnitude, do selo *Superhost* sobre o número de *wishlists*. Investigações mais aprofundadas seriam necessárias para esclarecer essa relação inesperada. Contudo, uma hipótese possível seria que anfitriões que possuem o selo de qualidade tendem a cobrar mais caro (como demonstrado anteriormente) e o aumento de custo faria diminuir o interesse relatado pelos usuários. É interessante perceber que essa variável foi significativa apenas em Ipanema, onde foi verificado efeito quase duas vezes maior do selo sobre o preço, se comparado aos coeficientes obtidos para a amostra paulistana.

No caso do número de estrelas, a ausência de efeito em ambas as amostras reforça a hipótese da perda de poder sinalizador dessa variável, que por ser concentrada nos escores mais elevados não contribui para a diferenciação dos anfitriões.

Conclui-se então que a análise do caso do Airbnb corrobora a importância da reputação na economia compartilhada, apresentando, no entanto, uma nuance. Aspectos reputacionais, tratados como consequências informativas (i.e., sociais, mediadas por outras pessoas), parecem fundamentais para uma maior demanda por hospedagem, entendida aqui como relato de interesse (*wishlist*). No entanto, essa reputação não se traduz em um *premium* de preço. Esse cenário parece confirmar a ideia de que a economia compartilhada, graças aos

sistemas de reputação em vigor, funciona como um caso de jogos repetidos. Ou seja, a vantagem de uma melhor reputação está na capacidade de multiplicar interações a longo prazo, mesmo que não se traduza na possibilidade de se cobrar mais caro.

Tendo em vista a relativa padronização dos valores cobrados em decorrência da ferramenta de preços inteligentes, o efeito da reputação sobre *wishlist* pode ser entendido à luz da literatura recente de desconto probabilístico em compras *on-line* (i.e. Fagerstrøm et al., 2016). Ou seja, como não são verificadas diferenças de preços que correspondam às variações de valor subjetivo decorrentes de aspectos reputacionais (à exceção do selo *Superhost*), pode-se supor que exista uma preferência pelas propriedades mais bem avaliadas, o que seria demonstrado pela concentração de relatos de interesse em tais anúncios. Em outras palavras, se não há um desconto monetário que compense as incertezas decorrentes de uma pior reputação, espera-se que usuários dirijam sua demanda às propriedades mais bem avaliadas.

Pesquisas futuras serão necessárias para verificar a generalidade dos resultados obtidos pelo presente estudo. Uma investigação mais profunda do efeito de sistemas de reputação sobre o comportamento do consumidor em economia compartilhada deve incluir análises do conteúdo dos comentários, que constituem uma importante limitação do presente estudo. Infelizmente, a dinamicidade do Airbnb, que realiza recorrentes mudanças de design e conteúdo, pode dificultar o aprofundamento do estudo de algumas variáveis aqui abordadas. No entanto, acredita-se que os achados apresentados podem contribuir para o desenvolvimento de uma abordagem comportamental da reputação em economia compartilhada cuja relevância transcenderá eventuais alterações na plataforma.

Em conclusão, as implicações práticas dos achados aqui apresentados podem ser resumidas em dois pontos. Primeiramente, parece claro que anfitriões que desejam usufruir

de um *premium* de preço devem priorizar aspectos utilitários, aumentando, por exemplo, a ocupação máxima de suas propriedades ou as comodidades oferecidas. Contudo, e em segundo lugar, não se deve negligenciar fatores informativos, pois esses despertam o interesse dos usuários, o que pode ocasionar maior frequência de alugueis. Em especial, incentivar hóspedes a comentarem sobre suas experiências parece ser uma estratégia promissora. Resumindo, fica evidente que, no caso das amostras estudadas, anfitriões bem avaliados não são recompensados com um preço mais alto, mas sim com um maior interesse pela propriedade anunciada e, possivelmente, uma quantidade maior de transações realizadas.

## Referências

- Algan, Y., & Cahuc, P. (2013). Trust, Institutions and Economic Development. *Annual Review of Economics*, 5, 521-549. doi: 10.1146/annurev-economics-081412-102108
- Arrow, K. (1972). Gifts and Exchanges. *Philosophy & Public Affairs*, 1(4), 343-362.  
Recuperado de <http://www.jstor.org/stable/2265097>
- Auchard, E. (2016, 8 de junho). Now roughly equal in value, Uber and Daimler trade gentle blows. *Reuters*. Recuperado de <http://www.reuters.com/>
- Ba, S., & Pavlou, P. (2002). Evidence of the Effect of Trust Building Technology in Electronic Markets: Price Premiums and Buyer Behavior. *MIS Quarterly*, 26(3), 243-268. doi: 10.2307/4132332
- Barros, R. D. (2003). Uma introdução ao comportamento verbal. *Revista Brasileira de Terapia Comportamental e Cognitiva*, 5(1), 73-82.
- Beckert, M. E. (2005). Correspondência verbal/ não-verbal: pesquisa básica e aplicações na clínica. Em J. Abreu-Rodrigues & M. R. Ribeiro (Orgs.), *Análise do comportamento: pesquisa, teoria e aplicação* (Vol. 1, p. 229-244). Porto Alegre: Artmed.
- Belk, R. (2014). You Are What You Can Access: Sharing and Collaborative Consumption Online. *Journal of Business Research*, 67(8), 1595–1600. doi: 10.1016/j.jbusres.2013.10.001
- Botsman, R., & Rogers, R. (2010). *What's Mine is Yours: The Rise of Collaborative Consumption*. Harper Collins e-Books.

- Cabral, L., & Hortaçsu, A. (2010). THE DYNAMICS OF SELLER REPUTATION: EVIDENCE FROM EBAY. *The Journal of Industrial Economics*, 58, 54–78. doi:10.1111/j.1467-6451.2010.00405.x
- Chen, Y., & Xie, K. (2017) Consumer valuation of Airbnb listings: a hedonic pricing approach. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 29(9), 2405-2424 doi: 10.1108/IJCHM-10-2016-0606
- Como o preço da minha reserva é determinado? (2017). Recuperado de <https://www.airbnb.com.br/help/article/125/how-is-the-price-determined-for-my-reservation>
- Confiança no Airbnb. (2017). Recuperado de <https://www.airbnb.com.br/trust>
- Dellarocas, C. (2003). The digitization of word of mouth: Promise and challenges of online feedback mechanisms. *Management science*, 49(10),1407–1424. doi: 10.2139/ssrn.393042
- Dogru, T., & Pekin, O. (2017). What do guests value most in Airbnb accommodations? An application of the hedonic pricing approach. *Boston Hospitality Review* 5(2).
- Ert, E., Fleischer, A., & Magen, N. (2016). Trust and reputation in the sharing economy: The role of personal photos in Airbnb. *Tourism Management*, 55, 62-73. doi: [10.1016/j.tourman.2016.01.013](https://doi.org/10.1016/j.tourman.2016.01.013)
- Fagerstrøm, A., Ghinea, G., & Sydnes, L. (2016) How Does Probability Impact Consumers' Choice? The Case of Online Reviews. *Manage. Decis. Econ.*, 37, 331–336. doi: [10.1002/mde.2720](https://doi.org/10.1002/mde.2720).
- Field, A. (2009). *Descobrendo a estatística com o SPSS*. 2a ed. Porto Alegre, RS: Artmed

- Foxall, G.R. (1990). *Consumer psychology in behavioral perspective*, Routledge: London and New York. (Reprinted 2004: Beard Books: Frederick, MD).
- Foxall, G.R. (1997). *Marketing Psychology: The Paradigm in the Wings*. London: MacMillan.
- Foxall, G. R. (1998). Radical behaviorist interpretation: Generating and evaluating an account of consumer behavior. *The Behavior Analyst*, 21(2), 321-354.
- Foxall, G. R. (2016). Consumer behavior analysis comes of age. Em G. R. Foxall (Ed.), *The Routledge Companion to Consumer Behavior Analysis* (pp. 3-21). London/New York: Routledge.
- Foxall, G. R., Oliveira-Castro, J. M., James, V. K., Yani-de-Soriano, M. M., & Sigurdsson, V. (2006). Consumer behavior analysis and social marketing: The case of environmental conservation. *Behavior and Social Issues*, 15, 101-124. doi: 10.5210/bsi.v15i1.338
- Gebbia, J. (2016, fevereiro). How Airbnb designs for trust. *TED2016*. Recuperado de <https://www.ted.com/>
- Glenn, S. S. (1988). Contingencies and metacontingencies: Toward a synthesis of behavior analysis and cultural materialism. *The Behavior Analyst*, 11(2), 161-179.
- Gilheany, J., Wang, D., & Xi, S. (2015). The Model Minority? Not on Airbnb.com: A Hedonic Pricing Model to Quantify Racial Bias against Asian Americans. *Technology Science*. Recuperado de <https://techscience.org/a/2015090104/>
- Gutt, D., & Herrmann, P. (2015). Sharing Means Caring? Hosts' Price Reaction to Rating Visibility. *ECIS 2015 Proceedings*, 1-13.

- Hawksworth, J., & Vaughan, R. (2014). The sharing economy – sizing the revenue opportunity. *PwC*. Recuperado de <http://www.pwc.co.uk/>
- Hermalin, B. E. (2000). Economics & Corporate Culture. University of California Berkley, Department of Economics working paper. Recuperado de <https://faculty.mu.edu.sa/public/uploads/1360856739.4948organizational%20cult143.pdf>
- Horton, J. J., & Zeckhauser, R. J. (2016). Owing, Using and Renting: Some Simple Economics of the “Sharing Economy”. *NBER Working Paper No. 22029*. doi: 10.3386/w22029.
- IDH: Os 20 melhores e os 20 piores distritos de São Paulo. (2016, 25 de abril). Recuperado de <http://fotos.estadao.com.br/galerias/cidades,idh-os-20-melhores-e-os-20-piores-distritos-de-sao-paulo,24925>
- Ikkala, T., & Lampinen, A. (2014). Defining the Price of Hospitality: Networked Hospitality Exchange via Airbnb. *CSCW' 15 Proceedings*, 173-176.
- Jardins (bairro). (2017). Recuperado de [https://www.tripadvisor.com.br/Attraction\\_Review-g303631-d638779-Reviews-Jardins\\_District-Sao\\_Paulo\\_State\\_of\\_Sao\\_Paulo.html](https://www.tripadvisor.com.br/Attraction_Review-g303631-d638779-Reviews-Jardins_District-Sao_Paulo_State_of_Sao_Paulo.html)
- Kagel, J. H., Battalio, R. C., & Green, L. (1995). *Economic choice theory: An experimental analysis of animal behavior*. Cambridge, England: Cambridge University Press.
- Ke, O. (2017). Sharing Means Renting?: An Entire-marketplace Analysis of Airbnb. *Proceedings of WebSci '17*. doi: 10.1145/3091478.3091504
- Kollock, P. (1999). The Production of Trust in Online Markets. Em E.J. Lawler, M. Macy, S. Thyne, and H.A. Walker (Eds.), *Advances in Group Processes* (Vol. 16). Greenwich, CT: JAI Press.

- Liang, S., Schuckert, M, Law, R., & Chen, C-C. (2017). Be a ‘Superhost’: The Importance of Badge Systems for Peer-to-Peer Rental Accommodations. *Tourism Management* 60, 454–465. doi: [10.1016/j.tourman.2017.01.007](https://doi.org/10.1016/j.tourman.2017.01.007)
- Lima, E. L., & Abreu-Rodrigues, J. (2010). Verbal Mediating Responses: Effects on Generalization of Say–Do Correspondence and Noncorrespondence. *Journal of Applied Behavior Analysis*, 43(3), 411–424. <http://doi.org/10.1901/jaba.2010.43-411>
- Mavlanova, T., Benbunan-Fich, R., & Koufaris, M. (2012). Signaling theory and information asymmetry in online commerce. *Information and Management*, 49(5), 240-247. doi: 10.1016/j.im.2012.05.004
- Moura, P. M. (2017, 1 de junho). Os dez pontos mais valorizados dos Jardins. *Veja São Paulo*. Recuperado de <https://vejasp.abril.com.br/cidades/os-dez-pontos-mais-valorizados-dos-jardins/>
- Mulshine, M. (2015, 18 de junho). After a Disappointing Airbnb Stay, I Realized There’s a Major Flaw in the Review System. *Business Insider*. Recuperado de <http://www.businessinsider.com/>
- Newman, R. & Antin, J. (2016, 29 de março). Building for Trust: Insights from our efforts to distill the fuel for the sharing economy. *Nerds Airbnb*. Recuperado de <http://nerds.airbnb.com/building-for-trust/>
- Oliveira-Castro, J. M. (2003). Effects of base price upon search behavior of consumers in a supermarket: An operant analysis. *Journal of Economic Psychology*, 24(5), 637-652. doi: 10.1016/S0167-4870(03)00006-0

- Oliveira-Castro, J. M., Cavalcanti, P. R., & Foxall, G. R. (2015). What Consumers Maximize: Brand Choice as a Function of Utilitarian and Informational Reinforcement. *Manage. Decis. Econ.*, 37, 360–371. doi: 10.1002/mde.2722.
- Oliveira-Castro, J. M., & Foxall, G. R. (2016). Dimensions of Demand Elasticity. Em G. R. Foxall (Ed.), *The Routledge Companion to Consumer Behavior Analysis* (pp. 121-137). London/New York: Routledge.
- Oliveira-Castro J. M., Foxall, G. R., James, V. K., Pohl, R. H. B. F., Dias, M. B., & Chang, S. W. (2008). Consumer-based brand equity and brand performance. *Service Industries Journal*, 28, 445-461. doi: 10.1080/02642060801917554
- Oliveira-Castro, J. M., Foxall, G. R., & Schrezenmaier, T. C. (2005). Patterns of consumer response to retail price differentials. *Service Industries Journal*, 25, 309–335. doi: 10.1057/9780230596733\_7
- Oliveira-Castro, J. M., Foxall, G. R., & Wells, V. K. (2010) Consumer Brand Choice: Money Allocation as a Function of Brand Reinforcing Attributes. *Journal of Organizational Behavior Management*, 30(2), 161 – 175. doi: 10.1080/01608061003756455
- O que é um Superhost?. (2017). Recuperado de <https://www.airbnb.com.br/help/article/828/what-is-a-superhost>
- O que são as Taxas de Serviço do Airbnb?. (2017). Recuperado de <https://www.airbnb.com.br/help/article/1857/what-are-airbnb-service-fees>
- Quem Somos – Airbnb. (2017). Recuperado de <https://www.airbnb.com.br/about/about-us>
- Resnick, P., & Zeckhauser, R. (2002). Trust Among Strangers in Internet Transactions: Empirical Analysis of eBay’s Reputation System. *Advances in Applied Microeconomics*, 11. doi: 10.1016/S0278-0984(02)11030-3

- Risley, T. R., & Hart, B. (1968). Developing correspondence between the non-verbal and verbal behavior of preschool children. *Journal of Applied Behavior Analysis*, 1(4), 267–281. <http://doi.org/10.1901/jaba.1968.1-267>
- Ryle, G. (1949). *The concept of mind*. London: Hutchinson.
- Sigurdsson, V., Larsen, N.M., & Menon, R. G. V. (2016). Behavior analysis of online consumer behavior. Em G. R. Foxall (Ed.), *The Routledge Companion to Consumer Behavior Analysis* (p. 51-64). London/New York: Routledge.
- Skinner, B. F. (1957). *Verbal Behavior*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall.
- Slee, T. (2013). Some obvious things about internet reputation systems. Recuperado de <http://tomslee.net/>
- Solomon, B. (2016, 13 de julho). Airbnb Confronts Racism As It Hits 100 Million Guest Arrivals. *Forbes*. Recuperado de <http://www.forbes.com/>
- Tadelis, S. (2016). Reputation and Feedback Systems in Online Platform Markets. *Annual Review of Economics*, 8, 321-340. doi: 10.1146/annurev-economics-080315-015325
- Teubner, T., Hawlitschek, F., & Dann, D. (2017). Price Determinants on Airbnb: How Reputation pays off in the Sharing Economy. *Journal of Self-Governance and Management Economics*, 5(4), 53-80. doi: 10.22381/JSME5420173
- Thomas, L. (2017, 9 de março). Airbnb just closed a \$1 billion round and became profitable in 2016. *CNBC*. Recuperado de <http://www.cnbc.com/>
- Todorov, J. C. (2012). Metacontingências e a análise comportamental de práticas culturais. *Clínica & Cultura*, 1(1), 36-45.
- Uncles, M., Ehrenberg, A., & Hammond, K. (1995). Patterns of buyer behavior: regularities, models, and extensions. *Marketing Science*, 14, G71-G78. doi: 10.1287/mksc.14.3.G71

- Wang, H. C., Doong, H. S., & Foxall, G. R. (2010). Consumers' intentions to remain loyal to online reputation systems. *Psychology & Marketing*, 27, 887–897.  
doi:10.1002/mar.20363
- Wang, D., & Nicolau, J. L. (2017). Price determinants of sharing economy based accommodation rental: A study of listings from 33 cities on Airbnb.com. *International Journal of Hospitality Management*, 62, 120-131. doi: 10.1016/j.ijhm.2016.12.007
- Wang, Y., & Vassileva, J. (2007). A review on trust and reputation for web service selection. *27th International Conference on Distributed Computing Systems Workshops. ICDCSW'07*. Recuperado de <http://ieeexplore.ieee.org/>
- Zervas, G., Proserpio, D., & Byers, J. (2015). A First Look at Online Reputation on Airbnb, Where Every Stay Is Above Average. *SSRN Working Paper 2554500*. Recuperado de <https://ssrn.com/abstract=2554500>.

## Apêndice A

Tabela I.

*Estatísticas descritivas da amostra (Jardins) – variáveis contínuas e discretas*

Variável	Média	Desvio padrão	Mínimo	Máximo
Preço	156,02	85,77	34,00	619,00
<i>Wishlist</i>	165,09	300,54	0,00	3188,00
Hóspedes	2,63	1,51	1,00	10,00
Quartos	1,19	0,60	0,00	4,00
Camas	1,54	1,00	0,00	10,00
Banheiros	1,28	0,54	0,00	4,50
Comodidades	14,18	4,74	2,00	28,00
Valor do hóspede adicional	15,69	24,57	0,00	125,00
Taxa de limpeza	70,84	66,21	0,00	300,00
Depósito de segurança	217,12	508,98	0,00	3500,00
Disponibilidade mínima	2,20	2,38	1,00	20,00
Número de comentários	20,08	30,42	0,00	210,00
Estrelas geral	3,34	2,25	0,00	5,00
Estrelas precisão	3,38	2,28	0,00	5,00
Estrelas comunicação	3,39	2,29	0,00	5,00
Estrelas limpeza	3,31	2,24	0,00	5,00
Estrelas localização	3,42	2,30	0,00	5,00
Estrelas check-in	3,40	2,29	0,00	5,00
Estrelas valor	3,30	2,23	0,00	5,00
Meses cadastro	29,14	19,49	0,00	84,00
Número de fotos	19,67	14,35	1,00	99,00
Taxa de resposta	0,86	0,32	0,00	1,00

Tabela II.

*Distribuição das variáveis categóricas dicotômicas (Jardins)*

Variável	Não n (%)	Sim n (%)
Selo <i>Superhost</i>	237 (77,5%)	69 (22,5%)
Reserva instantânea	151 (49,3%)	155 (50,7%)
Fotos verificadas	248 (81%)	58 (19%)
Novo	259 (84,6%)	47 (15,4%)
Anfitrião verificado	137 (44,8%)	169 (55,2%)

Tabela III.

*Distribuição das variáveis categóricas em três níveis (Jardins)*

Variável	n (%)	n (%)	n (%)
	Quarto compartilhado	Quarto inteiro	Apartamento inteiro
Tipo de acomodação	3 (1%)	130 (42,5%)	173 (56,5%)
	Flexível	Moderada	Rigorosa
Política de cancelamento	127 (41,5%)	88 (28,8%)	91 (29,7%)

Tabela IV.

*Estatísticas descritivas da amostra (Ipanema) – variáveis contínuas e discretas*

Variável	Média	Desvio padrão	Mínimo	Máximo
Preço	203,26	104,66	34,00	597,00
Wishlist	322,28	351,85	0,00	2048,00
Hóspedes	3,38	1,52	1,00	10,00
Quartos	1,27	0,72	0,00	4,00
Camas	2,07	1,22	1,00	7,00
Banheiros	1,37	0,57	1,00	5,00
Comodidades	14,34	4,58	0,00	28,00
Valor do hóspede adicional	18,93	28,93	0,00	150,00
Taxa de limpeza	94,61	77,75	0,00	339,00
Depósito de segurança	346,66	724,60	0,00	10184,00
Disponibilidade mínima	1,94	1,20	1,00	10,00
Número de comentários	38,61	43,39	0,00	252,00
Estrelas geral	3,82	1,96	0,00	5,00
Estrelas precisão	3,86	1,98	0,00	5,00
Estrelas comunicação	3,91	2,00	0,00	5,00
Estrelas limpeza	3,80	1,96	0,00	5,00
Estrelas localização	3,95	2,02	0,00	5,00
Estrelas check-in	3,93	2,01	0,00	5,00
Estrelas valor	3,75	1,93	0,00	5,00
Meses cadastro	36,93	22,73	1,00	89,00
Número de fotos	24,44	13,82	1,00	99,00
Taxa de resposta	0,97	0,14	0,00	1,00

Tabela V.

*Distribuição das variáveis categóricas dicotômicas (Ipanema)*

Variável	Não n (%)	Sim n (%)
Selo Superhost	187 (61,1%)	119 (38,9%)
Reserva instantânea	86 (28,1%)	220 (71,9%)
Fotos verificadas	226 (73,9%)	80 (26,1%)
Novo	262 (85,6%)	44 (14,4%)
Anfitrião verificado	98 (32%)	208 (68%)

Tabela VI.

*Distribuição das variáveis categóricas em três níveis (Ipanema)*

Variável	n (%)	n (%)	n (%)
	Quarto compartilhado	Quarto inteiro	Apartamento inteiro
Tipo de acomodação	2 (0,7%)	91 (29,7%)	213 (69,6%)
	Flexível	Moderada	Rigorosa
Política de cancelamento	60 (19,6%)	37 (12,1%)	209 (68,3%)

Tabela VII.

*Estatísticas descritivas das variáveis preço final por noite e total de estrelas*

Variável		Média	Desvio padrão	Mínimo	Máximo
Preço final por noite	Jardins	230,10	133,75	34,00	804,00
	Ipanema	302,02	166,22	60,00	1017,00
Total de estrelas	Jardins	23,54	15,85	0,00	35,00
	Ipanema	27,01	12,80	0,00	35,00

Tabela VIII.

*Distribuição das novas variáveis categóricas*

Variável		Não n (%)	Sim n (%)
Apartamento inteiro	Jardins	133 (43,5%)	173 (56,5%)
	Ipanema	93 (30,4%)	213 (69,6%)
Depósito de segurança	Jardins	232 (75,8%)	74 (24,2%)
	Ipanema	166 (54,2%)	140 (45,8%)
Cancelamento flexível	Jardins	179 (58,5%)	127 (41,5%)
	Ipanema	246 (80,4%)	60 (19,6%)
Cancelamento moderado	Jardins	218 (71,2%)	88 (28,8%)
	Ipanema	269 (87,9%)	37 (12,1%)

## Apêndice B

Tabela 1.

Correlações entre variáveis independentes ( $\tau$  de Kendall) - Jardins

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	
1. Apartamento inteiro																				
2. Hóspedes	0,587**																			
3. Quartos	0,291**	0,487**																		
4. Camas	0,317**	0,587**	0,598**																	
5. Banheiros	0,104	0,256**	0,462**	0,307**																
6. Comodidades	0,392**	0,282**	0,096*	0,099*	0,022															
7. Superhost	0,094	0,026	-0,064	-0,059	-0,013	0,199**														
8. Log número de comentários	0,210**	0,116**	0,020	0,022	0,015	0,310**	0,353**													
9. Log total estrelas	0,024	0,024	-0,004	-0,012	-0,001	0,159**	0,337**	0,510**												
10. Número de fotos	0,318**	0,245**	0,161**	0,092*	0,101*	0,422**	0,243**	0,382**	0,223**											
11. Fotos verificadas	0,121*	0,093	0,127*	0,090	0,095	0,240**	0,078	0,292**	0,162**	0,368**										
12. Reserva instantânea	0,044	0,038	0,007	0,027	-0,018	-0,018	-0,031	-0,091	-0,183**	-0,065	-0,056									
13. Depósito	0,187**	0,102*	0,173**	0,125*	0,147**	0,200**	0,134*	0,125**	0,038	0,235**	0,214**	-0,099								
14. Cancelamento flexível	-0,292**	-0,166**	-0,032	-0,091	-0,018	-0,383**	-0,232**	-0,374**	-0,192**	-0,416**	-0,272**	0,088	-0,274**							
15. Cancelamento moderado	-0,040	-0,059	-0,102	-0,064	-0,063	0,148**	0,175**	0,157**	0,132*	0,127**	0,172**	-0,124*	0,096	-0,535**						
16. Meses de cadastro	0,007	-0,044	-0,072	-0,001	-0,024	0,091*	0,035	0,196**	0,143**	0,118**	0,268**	-0,150**	0,100*	-0,169**	0,141**					
17. Anfitrião verificado	-0,047	-0,030	-0,054	-0,028	-0,082	0,134**	0,171**	0,181**	0,210**	0,129**	0,167**	-0,113*	0,155**	-0,229**	0,195**	0,293**				
18. Taxa de resposta	0,142**	0,069	0,004	-0,004	0,053	0,152**	0,233**	0,227**	0,280**	0,213**	0,048	-0,074	0,070	-0,180**	0,030	0,098*	0,233**			
19. Novo	-0,065	-0,032	0,007	-0,031	0,011	-0,194**	-0,208**	-0,456**	-0,471**	-0,235**	-0,206**	0,112*	-0,156**	0,267**	-0,130*	-0,214**	-0,145*	-0,115*		

Nota: \*  $p < 0,05$  \*\*  $p < 0,01$ . Embora o coeficiente de correlação de Spearman seja mais comumente utilizado na análise de dados não paramétricos, optou-se pelo  $\tau$  de Kendall devido ao grande número de itens em rankings empatados.

Tabela 2.

*Correlações entre variáveis independentes ( $\tau$  de Kendall) - Ipanema*

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	
1. Apartamento inteiro																				
2. Hóspedes	0,526**																			
3. Quartos	0,231**	0,520**																		
4. Camas	0,418**	0,770**	0,480**																	
5. Banheiros	0,235**	0,477**	0,629**	0,424**																
6. Comodidades	0,332**	0,280**	0,214**	0,242**	0,298**															
7. Superhost	0,032	-0,079	-0,003	-0,069	0,074	0,101*														
8. Log número de comentários	0,192**	0,039	-0,072	0,030	-0,011	0,158**	0,083													
9. Log total estrelas	0,148**	0,049	0,007	0,055	0,074	0,141**	0,307**	0,257**												
10. Número de fotos	0,243**	0,244**	0,135**	0,201**	0,164**	0,188**	0,101*	0,178**	0,160**											
11. Fotos verificadas	0,070	-0,005	-0,089	0,000	0,011	0,091	0,029	0,317**	0,154**	0,181**										
12. Reserva instantânea	0,188**	0,073	0,025	0,013	-0,031	0,126**	-0,038	-0,015	-0,031	0,038	-0,091									
13. Depósito	0,293**	0,090	-0,109*	0,107*	-0,035	0,209**	0,061	0,292**	0,163**	0,114*	0,155**	0,078								
14. Cancelamento flexível	-0,103	0,064	0,120*	0,034	0,110*	-0,007	-0,124*	-0,300**	-0,232**	-0,085	-0,088	0,016	-0,387**							
15. Cancelamento moderado	-0,169**	-0,069	0,004	-0,011	0,032	0,046	0,074	-0,051	0,091	-0,078	-0,015	-0,013	-0,079	-0,183**						
16. Meses de cadastro	0,122**	0,004	-0,038	-0,025	0,016	0,052	0,103*	0,415**	0,082*	0,109**	0,217**	-0,003	0,211**	-0,222**	-0,148**					
17. Anfitrião verificado	0,049	-0,003	-0,071	0,040	0,004	0,085	0,117*	0,235**	0,114*	0,119*	0,121*	-0,040	0,138*	-0,173**	-0,003	0,261**				
18. Taxa de resposta	0,060	-0,024	0,012	-0,044	-0,003	0,062	0,285**	0,024	0,239**	0,156**	0,246**	0,038	0,134*	-0,150**	0,013	-0,011	0,012			
19. Novo	-0,134*	-0,045	0,035	-0,036	-0,017	-0,170**	-0,021	-0,485**	-0,505**	-0,146**	-0,244**	-0,055	-0,189**	0,267**	-0,009	-0,227**	-0,178**	0,006		

Nota: \*  $p < 0,05$  \*\*  $p < 0,01$ . Embora o coeficiente de correlação de Spearman seja mais comumente utilizado na análise de dados não paramétricos, optou-se pelo  $\tau$  de Kendall devido ao grande número de itens em rankings empatados.

### Apêndice C

No que diz respeito ao diagnóstico de colinearidade, Field (2009) sublinha a importância de se obter valores do fator de inflação da variância (FIV) menores que 10 e tolerância maior que 0,10. Tratando-se da estatística teste de Durbin-Watson, que testa a independência dos erros, o autor (p. 179) sugere a regra conservadora segundo a qual “valores menores do que 1 ou maiores do que 3 são definitivamente motivos de preocupação.” As tabelas a seguir apresentam valores obtidos nas regressões das etapas I e II.

Tabela 1.

#### *Valores de FIV e tolerância – Etapa I*

		FIV	Tolerância
Etapa I - Jardins	Utilitárias		
	Mínimo	1,322	0,302
	Máximo	3,312	0,756
	Informativas		
	Mínimo	1,204	0,299
	Máximo	3,340	0,831
	Transacionais		
	Mínimo	1,060	0,514
	Máximo	1,947	0,943
		FIV	Tolerância
Etapa I - Ipanema	Utilitárias		
	Mínimo	1,272	0,205
	Máximo	4,878	0,786
	Informativas		
	Mínimo	1,008	0,293
	Máximo	3,411	0,992
	Transacionais		
	Mínimo	1,035	0,713
	Máximo	1,402	0,966

Tabela 2.

*Valores de Durbin-Watson – Etapa I*

	Variáveis independentes	Durbin-Watson
Etapa I – Jardins – Variável dependente: log preço final por noite	Utilitárias	2,099
	Informativas	1,716
	Transacionais	1,915
	Variáveis independentes	Durbin-Watson
Etapa I – Jardins – Variável dependente: log <i>wishlist</i>	Utilitárias	1,637
	Informativas	1,985
	Transacionais	1,694
	Variáveis independentes	Durbin-Watson
Etapa I – Ipanema – Variável dependente: log preço final por noite	Utilitárias	1,942
	Informativas	1,673
	Transacionais	1,525
	Variáveis independentes	Durbin-Watson
Etapa I – Ipanema – Variável dependente: log <i>wishlist</i>	Utilitárias	1,835
	Informativas	2,010
	Transacionais	2.090

Tabela 3.

*Valores de FIV e tolerância – Etapa II*

		FIV	Tolerância
Etapa II – Jardins – Variável dependente: log preço final por noite	Bloco 1		
	Mínimo	1,322	0,302
	Máximo	3,312	0,756
	Bloco 2		
	Mínimo	1,066	0,288
	Máximo	3,471	0,938
	Bloco 3		
	Mínimo	1,109	0,230
	Máximo	4,347	0,902

		FIV	Tolerância
Etapa II – Jardins – Variável dependente: log <i>wishlist</i>	Bloco 1		
	Mínimo	1,204	0,299
	Máximo	3,340	0,831
	Bloco 2		
	Mínimo	1,101	0,235
	Máximo	4,263	0,908
	Bloco 3		
	Mínimo	1,109	0,230
	Máximo	4,347	0,902
		FIV	Tolerância
Etapa II – Ipanema – Variável dependente: log preço final por noite	Bloco 1		
	Mínimo	1,272	0,205
	Máximo	4,878	0,786
	Bloco 2		
	Mínimo	1,092	0,280
	Máximo	5,049	0,916
	Bloco 3		
	Mínimo	1,127	0,197
	Máximo	5,373	0,887
		FIV	Tolerância
Etapa II – Ipanema – Variável dependente: log <i>wishlist</i>	Bloco 1		
	Mínimo	1,008	0,293
	Máximo	3,411	0,992
	Bloco 2		
	Mínimo	1,044	0,192
	Máximo	5,203	0,958
	Bloco 3		
	Mínimo	1,127	0,186
	Máximo	5,373	0,887

Tabela 4.

*Valores de Durbin-Watson – Etapa II*

	Durbin-Watson
Etapa II – Jardins – Variável dependente: log preço final por noite	2,095
Etapa II – Jardins – Variável dependente: log <i>wishlist</i>	1,874
Etapa II – Ipanema – Variável dependente: log preço final por noite	1,853
Etapa II – Ipanema – Variável dependente: log <i>wishlist</i>	2,017

## Anexo A

Figura 1.

*Exemplo de avaliação geral e número de comentários - Airbnb*

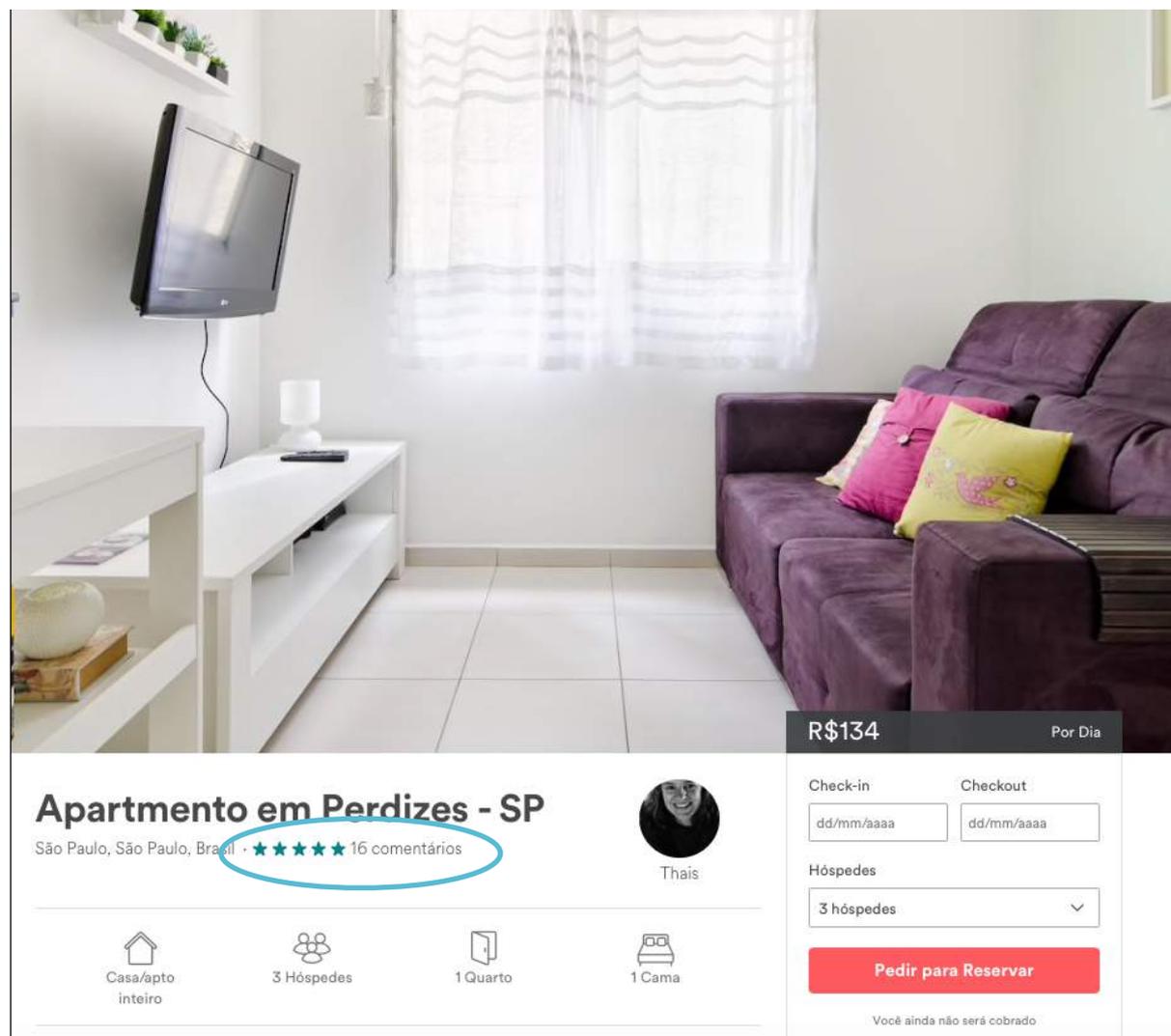


Figura 2.

*Exemplo de avaliação específica - Airbnb*

Precisão	★★★★★	Localização	★★★★★
Comunicação	★★★★★	Check-In	★★★★★
Limpeza	★★★★★	Valor	★★★★★

Figura 3.

*Exemplo de Painele de Comentários - Airbnb*



**Cinara**  
Dezembro de 2016

Apartamento maravilhoso, aconchegante. Ótima localização, com restaurantes e mercado próximo. Anfitriã super simpática e atenciosa.

[Denunciar](#) [Útil](#)

---



**Evellyn**  
Novembro de 2016

O apartamento é muito aconchegante e corresponde exatamente ao que observamos nas fotos. Foi uma experiência incrível que pretendo repetir.

[Denunciar](#) [Útil](#)

---



**Vinicius Figueira**  
Novembro de 2016

Ótima localização, prédio e apartamento! Thais foi super atenciosa! Com certeza retornarei!

[Denunciar](#) [Útil](#)

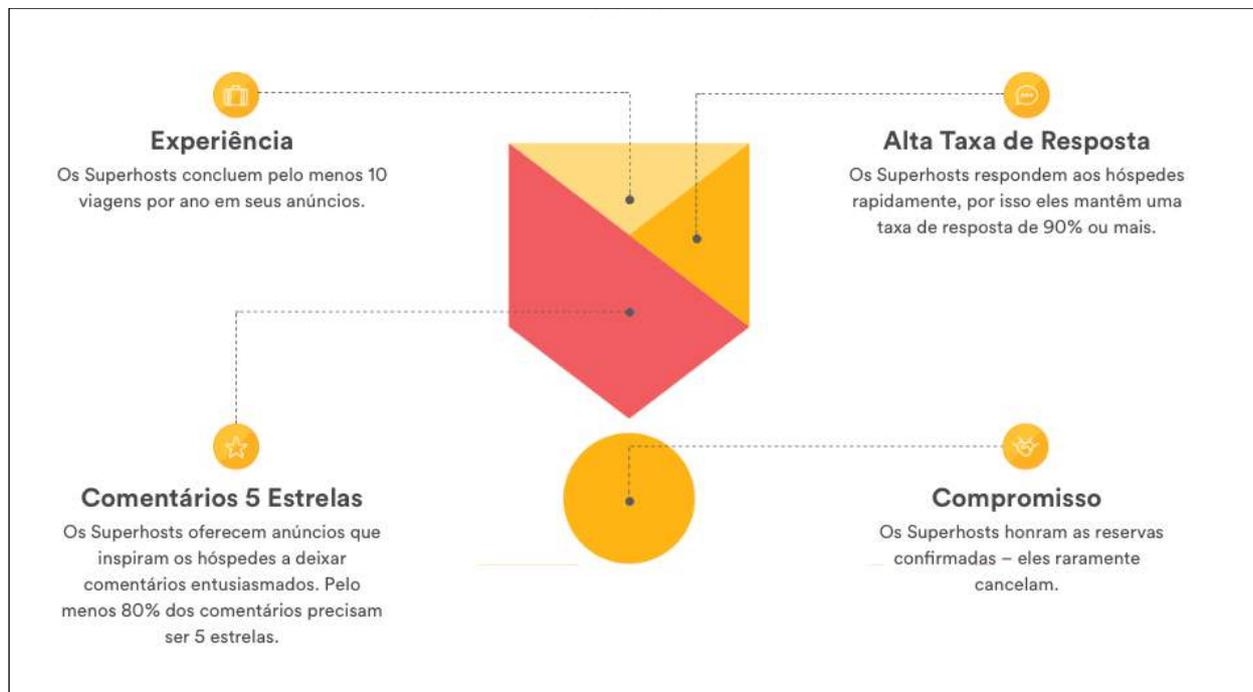
---



**Melina**  
Novembro de 2016

Lugar agradável..muito organizado e limpo... boa localização..

Figura 4.

*Cr terios para Superhosts – Airbnb*

## Anexo B

Figura 1.

### Criação de anúncio – recomendação do “preço inteligente”

Etapa 3: Prepare-se para receber hóspedes

---

#### Como você quer definir seu preço?



**O preço se adapta à procura**

Você é quem diz ao Preço Inteligente para ajustar seus preços automaticamente para acompanhar a procura, mas somente dentro da faixa de preços que você já definiu.

RECOMENDADO



**O preço é fixo**

Defina um preço básico. O Airbnb lhe dará dicas de preço que você pode aceitar ou ignorar.



O preço certo pode mudar à medida que as buscas por acomodações como a sua aumentam ou diminuem. Qualquer que seja a sua escolha, você receberá dicas de preço para ajudar na definição de preços do seu anúncio.

Figura 2.

### Criação de anúncio – dicas de preço

Etapa 3: Prepare-se para receber hóspedes

---

#### Preço básico

Seu preço básico é seu preço por noite padrão.

Preço básico

R\$86 por dia

**Dica:** R\$86 · Definir ?

Os valores das dicas de preço aumentam, para a maioria dos anfitriões, depois da primeira reserva.

Moeda

BRL ▼



**No que as dicas de preço se baseiam?**

As dicas de preço são sugestões de preços por noite que você pode definir para cada dia.

As dicas são baseadas em:

- ✓ dia da semana
- ✓ pesquisas
- ✓ temporada

Figura 3.

*Criação de anúncio – preço mínimo e máximo*

Etapa 3: Prepare-se para receber hóspedes

**Preço Inteligente****Selecione um intervalo de preço**

Defina seu preço para ser automaticamente ajustado de acordo com o intervalo que você definiu.

Mínimo

R\$ por dia

Dica: R\$60 • Definir

Máximo

R\$ por dia

Dica: R\$258 • Definir

**Defina um preço padrão por noite**

Se você decidir desativar o Preço Inteligente, seu preço por noite será o padrão para este valor.

Preço básico

R\$ por dia

Dica: R\$86 • Definir

Os valores das dicas de preço aumentam, para a maioria dos anfitriões, depois da primeira reserva.

[← Voltar](#)[Próximo](#)**Intervalo de preço****Preço Mínimo**

Quando há menos buscas por acomodações como a sua, um preço mais baixo pode ajudar você a conseguir reservas. Ativar o Preço Inteligente ajuda você a ajustar seus preços, que nunca ficarão abaixo do valor mínimo definido por você.

**Preço Máximo**

Quando muitas pessoas estão buscando por acomodações ao mesmo tempo seu espaço pode ficar altamente requisitado. Ativar o Preço Inteligente ajuda a ajustar seus preços, que podem chegar ao valor máximo definido por você.



Figura 4.

## Criação de anúncio – ajuste de preços

Etapa 3: Prepare-se para receber hóspedes

### Preço Inteligente

**Selecione um intervalo de preço**  
Defina seu preço para ser automaticamente ajustado de acordo com o intervalo que você definiu.

Mínimo

R\$ por dia

**Dica: R\$60 · Definir**

Máximo

R\$ por dia

**Dica: R\$258 · Definir**

**Defina um preço padrão por noite**  
Se você decidir desativar o Preço Inteligente, seu preço por noite será o padrão para este valor.

Preço básico

R\$ por dia

**Dica: R\$86 · Definir**

Os valores das dicas de preço aumentam, para a maioria dos anfitriões, depois da primeira reserva.

← Voltar
Próximo

**Cada dia tem seu próprio preço**

Qui	Sex	Sáb
R\$86	R\$95	R\$99

Exemplo de Preço Inteligente

O Preço Inteligente usa automaticamente os preços mais prováveis para aumentar o número de reservas. A ferramenta se baseia em fatores como o número de pessoas que estão buscando por anúncios, reservas passadas e noites vagas em seu calendário.

←
● ● ● ● ●
→