

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE JUIZ DE FORA
FACULDADE DE ECONOMIA
CURSO DE CIÊNCIAS ECONOMICAS**

VICTOR HUGO DA COSTA GUINDANI

**ANTECEDÊNCIA DE RESERVAS E PRECIFICAÇÃO
DINÂMICA NO AIRBNB: UMA ANÁLISE DO MERCADO
DE FLORIANÓPOLIS NO RÉVEILLON**

JUIZ DE FORA

2025

VICTOR HUGO DA COSTA GUINDANI

**ANTECEDÊNCIA DE RESERVAS E PRECIFICAÇÃO
DINÂMICA NO AIRBNB: UMA ANÁLISE DO MERCADO
DE FLORIANÓPOLIS NO RÉVEILLON**

Monografia apresentada ao curso de Ciências
Econômicas da Universidade Federal de Juiz
de Fora, como requisito parcial à obtenção do
título de bacharel em Ciências Econômicas.

Orientador: Prof. Dr. Sidney Martins Caetano

JUIZ DE FORA

2025

Ficha catalográfica elaborada através do programa de geração automática da Biblioteca Universitária da UFJF, com os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

Guindani, Victor Hugo da Costa.

Antecedência de reservas e precificação dinâmica no Airbnb : uma análise do mercado de Florianópolis no Réveillon / Victor Hugo da Costa Guindani. -- 2025.

40 p. : il.

Orientador: Sidney Martins Caetano

Trabalho de Conclusão de Curso (graduação) - Universidade Federal de Juiz de Fora, Faculdade de Economia, 2025.

1. Precificação dinâmica. 2. Antecedência de reservas. 3. Revenue Management. 4. Airbnb. 5. Aluguel por temporada. I. Caetano, Sidney Martins, orient. II. Título.



UNIVERSIDADE FEDERAL DE JUIZ DE FORA
REITORIA - FACECON - Depto. de Economia

FACULDADE DE ECONOMIA / UFJF

ATA DE APROVAÇÃO DE MONOGRAFIA II (MONO B)

NA DATA DE 13/03/2025, A BANCA EXAMINADORA, COMPOSTA PELOS PROFESSORES

- 1 – SIDNEY MARTINS CAETANO - ORIENTADOR; E
2 – WILSON LUIZ ROTATORI CORRÊA.

REUNIU-SE PARA AVALIAR A MONOGRAFIA DO ACADÊMICO **VICTOR HUGO DA COSTA GUINDANI**, INTITULADA: **ANTECEDÊNCIA DE RESERVAS E PRECIFICAÇÃO DINÂMICA NO AIRBNB: UMA ANÁLISE DO MERCADO DE FLORIANÓPOLIS NO RÉVEILLON**.

APÓS PRIMEIRA AVALIAÇÃO, RESOLVEU A BANCA SUGERIR ALTERAÇÕES AO TEXTO APRESENTADO, CONFORME RELATÓRIO SINTETIZADO PELO ORIENTADOR. A BANCA, DELEGANDO AO ORIENTADOR A OBSERVÂNCIA DAS ALTERAÇÕES PROPOSTAS, RESOLVEU APROVAR A REFERIDA MONOGRAFIA.

ASSINATURA ELETRÔNICA DOS PROFESSORES AVALIADORES



Documento assinado eletronicamente por **Sidney Martins Caetano, Professor(a)**, em 18/03/2025, às 20:48, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Wilson Luiz Rotatori Correa, Professor(a)**, em 19/03/2025, às 08:08, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



A autenticidade deste documento pode ser conferida no Portal do SEI-Ufjf (www2.ufjf.br/SEI) através do ícone Conferência de Documentos, informando o código verificador **2300198** e o código CRC **C08B6580**.

VICTOR HUGO DA COSTA GUINDANI

**ANTECEDÊNCIA DE RESERVAS E PRECIFICAÇÃO
DINÂMICA NO AIRBNB: UMA ANÁLISE DO MERCADO
DE FLORIANÓPOLIS NO RÉVEILLON**

Monografia apresentada curso de Ciências
Econômicas da Universidade Federal de Juiz de
Fora como requisito parcial à obtenção do título
de bacharel em Ciências Econômicas.

Aprovada em (dia) de (mês) de (ano)

BANCA EXAMINADORA

Titulação Nome e Sobrenome - Orientador
Universidade Federal de Juiz de Fora

Titulação Nome e Sobrenome
Instituição

Titulação Nome e Sobrenome
Instituição

Dedico este trabalho a toda minha família,
em especial à minha mãe, cuja inspiração e
apoio incondicional foram fundamentais em
toda a minha jornada.

AGRADECIMENTOS

A jornada até a conclusão deste trabalho foi desafiadora, mas também repleta de aprendizado e crescimento. Por isso, expresso minha profunda gratidão a todos que, de alguma forma, contribuíram para que este momento se tornasse possível.

Agradeço à Faculdade de Ciências Econômicas da Universidade Federal de Juiz de Fora, que me proporcionou uma base sólida de conhecimento e desenvolvimento acadêmico. Com destaque para o meu orientador, Sidney Caetano, por sua dedicação, paciência e valiosas orientações ao longo de toda a pesquisa. Seu conhecimento e apoio foram fundamentais para a construção deste estudo.

Aos meus colegas de trabalho na Seazone, meu sincero agradecimento pelo incentivo e troca de experiências. Em especial, agradeço ao Bruno Benetti, que me orientou com valiosos conselhos na monografia e, na condição de representante da Seazone, me forneceu os dados fundamentais para a realização deste estudo.

Por fim, agradeço a minha família por serem o alicerce em toda minha jornada, sempre me apoiando em minhas decisões. Principalmente, à minha mãe, Waldineia, cuja força, amor e incentivos constantes me motivaram a seguir em frente, mesmo diante dos desafios.


A todos mencionados e a muitos outros que, de alguma maneira, fizeram parte desta trajetória, minha sincera gratidão.

DECLARAÇÃO DE AUTORIZAÇÃO E PUBLICIDADE DE DADOS

Florianópolis, 18 de fevereiro de 2025.

Na condição de representante da Seazone Serviços LTDA, na qual o presente trabalho foi realizado, declaro não haver ressalvas quanto ao aspecto de sigilo ou propriedade intelectual sobre as informações contidas neste documento, que impeçam a sua publicação por parte da Universidade Federal de Juiz de Fora (UFJF) para acesso pelo público em geral, incluindo a sua disponibilização online no Repositório Institucional da Biblioteca Universitária da UFJF. Além disso, declaro ciência de que o autor da monografia, na condição de estudante da UFJF, deve depositar este documento no referido Repositório Institucional, conforme as normas vigentes da instituição, e autorizo o uso dos dados contidos neste documento para fins acadêmicos e de pesquisa, em conformidade com as normas e diretrizes estabelecidas pela UFJF.

Por estar de acordo com esses termos, subscrevo-me abaixo.

Documento assinado digitalmente
 BRUNO EDUARDO BENETTI
Data: 18/02/2025 13:30:31-0300
Verifique em <https://validar.it.gov.br>

Seazone Serviços LTDA

RESUMO

Este estudo investiga a relação entre a antecedência das reservas e a precificação dinâmica no mercado de aluguel por temporada via Airbnb, com foco no período de Réveillon de 2021 a 2024 da cidade de Florianópolis, Santa Catarina, Brasil. O objetivo é analisar como a antecedência da reserva impacta os preços praticados, a fim de identificar estratégias de Revenue Management que maximizem a receita dos anfitriões. No trabalho foi utilizado um banco de dados fornecido pela empresa Seazone. A metodologia adotada incluiu a análise estatística descritiva dos dados, a segmentação em clusters de acordo com a antecedência das reservas e a aplicação de gráficos de histograma e dispersão para avaliar a antecedência e variação dos preços ao longo do tempo. Os resultados indicam que a maior parte das reservas ocorre com baixa antecedência, refletindo um possível comportamento de compra imediatista por parte dos consumidores. Além disso, identificou-se que os preços médios das diárias tendem a diminuir conforme a data do check-in se aproxima, contrariando a prática tradicional do setor hoteleiro. Diante desse cenário, o estudo sugere a adoção de estratégias mais estruturadas de gerenciamento de receitas (Revenue Management) pelos anfitriões do Airbnb no setor de aluguel por temporada, visando equilibrar a oferta e a demanda sem a necessidade de reduções bruscas nos preços.

Palavras-chave: Precificação dinâmica; Antecedência de reservas; Revenue Management; Airbnb; Aluguel por temporada.

ABSTRACT

This study investigates the relationship between booking lead time and dynamic pricing in the short-term rental market via Airbnb, focusing on the New Year's Eve period from 2021 to 2024 in Florianópolis, Santa Catarina, Brazil. The objective is to analyze how booking lead time impacts pricing in order to identify Revenue Management strategies that maximize hosts' revenue. The study uses a dataset provided by Seazone. The methodology includes descriptive statistical analysis, clustering based on booking lead time, and the application of histogram and scatter plots to evaluate booking patterns and price variations over time. The results indicate that most reservations occur with short lead times, suggesting a possible impulsive purchasing behavior among consumers. Furthermore, it was observed that average daily rates tend to decrease as the check-in date approaches, contradicting traditional hotel industry pricing practices. Given this scenario, the study suggests the adoption of more structured Revenue Management strategies by Airbnb hosts in the short-term rental sector, aiming to balance supply and demand without the need for abrupt price reductions.

Keywords: Dynamic Pricing; Booking lead time; Advance booking period; Revenue Management; Airbnb; short-term rental.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Vendas do Réveillon por ano em Florianópolis - SC	19
Figura 2 – Código Python: Banco de Dados	21
Figura 3 - Código Python: Definição do intervalo	22
Figura 4 – Comparativo de Técnicas Estatísticas de Histogramas	22
Figura 5 - Histograma de Antecedência Geral de Vendas.....	23
Figura 6 - Tabela de Vendas.....	24
Figura 7 - Frequência Acumulada de Vendas	24
Figura 8 - Histogramas Anuais de Antecedência	27
Figura 9 - Código Python: Geração do Gráfico de Dispersão.....	28
Figura 10 - Gráfico de Distribuição das Vendas por Antecedência	28
Figura 11 - Código Python: Método de Distância Interquartil.....	29
Figura 12 - Distribuição do Delta dos Preços por Antecedência de Vendas.....	30
Figura 13 - Variação Geral dos Preços de Venda.....	31
Figura 14 - Histograma de Antecedência de Vendas (75 a 255 dias).....	33
Figura 15 - Histograma e Tabela de Antecedência de Vendas (0 a 75 ddias).....	35

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Descrição das variáveis do banco de dados.....	19
Tabela 2 – Estatísticas descritivas da antecedência de vendas	21

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

RM – Revenue Management

OTA – Online Travel Agency

SC – Santa Catarina

IQR – Interquartile Range (Intervalo Interquartil)

KDE – Kernel Density Estimate (Estimativa de
Densidade Kernel)

PEIC – Pesquisa de Endividamento e
Inadimplência do Consumidor

SPC – Serviço de Proteção ao Crédito

CNC – Confederação Nacional do Comércio

SUMÁRIO

<u>1</u>	<u>INTRODUÇÃO.....</u>	<u>13</u>
<u>2</u>	<u>REVISÃO DA LITERATURA.....</u>	<u>15</u>
<u>3</u>	<u>ABORDAGEM METODOLÓGICA E BASE DE DADOS</u>	<u>17</u>
<u>3.1</u>	<u>Metodologia.....</u>	<u>18</u>
<u>3.2</u>	<u>Base de dados</u>	<u>19</u>
<u>4</u>	<u>ANÁLISE DESCRITIVA DO BANCO DE DADOS</u>	<u>21</u>
<u>5</u>	<u>ANÁLISE DA ANTECEDÊNCIA DE VENDAS PARA REVEILLON DE FLORIANÓPOLIS</u>	<u>23</u>
<u>6</u>	<u>ANÁLISE DA VARIAÇÃO DO PREÇO DADO A ANTECEDÊNCIA DE VENDA</u>	<u>27</u>
<u>7</u>	<u>CONSIDERAÇÕES FINAIS</u>	<u>36</u>
	<u>REFERÊNCIAS.....</u>	<u>39</u>

1 INTRODUÇÃO

O Airbnb é uma multinacional americana fundada em 2008 que opera no mercado online de hospedagens domiciliares, comumente chamadas de Online Travel Agencies (OTAs). Ao possibilitar a transformação de residências comuns em acomodações temporárias semelhantes a hotéis, o Airbnb provocou uma revolução significativa no mercado de aluguel de curta duração (short-stay). Juntamente com Uber, IFood e outras empresas, o Airbnb faz parte da Economia Compartilhada. As empresas envolvidas nessa economia, são chamadas de facilitadoras, isso porque elas não detêm o produto final. No caso do Airbnb, a empresa não possui nenhum imóvel, ela atua como um intermediário (facilitador) que conecta os donos dos imóveis (produto final) aos consumidores (hóspedes).

Segundo pesquisas da Oxford Economics somente no ano de 2022 o Airbnb e todo seu ecossistema movimentaram cerca de US\$ 5,2 bilhões de dólares no Brasil, isso equivale a 5,2% de toda atividade turística direta do mercado brasileiro. Além disso, a Online Travel Agency (OTA) gerou 115 mil empregos no Brasil, com US\$ 1,4 bilhão de dólares em remunerações¹.

Sob esse contexto, o presente estudo visa analisar as antecedências de vendas com os preços praticados para traçar uma estratégia de precificação sob a ótica da teoria de Revenue Management voltada ao setor de short-stay, especificamente para imóveis do Airbnb.

Pela teoria de Revenue Management, sabe-se que os preços variam conforme uma série de fatores. Dentre eles, vale destacar: as características físicas do imóvel (beleza interna e atrativos de comodidade, a exemplo de jacuzzi, piscinas etc.), a localização do imóvel, a sazonalidade da região e a demanda da região para atividades de short-stay (cidade turística ou não)².

Com base nisso, neste estudo será analisada a antecedência de vendas e a variação do preço ao longo do ano para um evento X na cidade de Florianópolis, Santa Catarina – Brasil. A data escolhida para esse evento X foi o Ano Novo (Réveillon) dos anos de 2021 a 2024, pois, essa data historicamente se apresenta como o pico de vendas e ocupação para o mercado de aluguel por temporada, especialmente em cidades com demandas sazonais de verão, geralmente cidades praianas.

A presente monografia visa contribuir com a área de Revenue Management voltada para a

¹ OXFORD ECONOMICS. Relatório sobre o impacto econômico do Airbnb no Brasil. [S.l.]: Airbnb, 2023. Disponível em: https://news.airbnb.com/wp-content/uploads/sites/4/2023/07/Oxford-Economics_Brasil_2022.pdf. Acesso em: 1 fev. 2025

² HONG, Insu; YOO, Changsok. Analyzing Spatial Variance of Airbnb Pricing Determinants Using Multiscale GWR Approach. [S.l.]: MDPI, 2020. Disponível em: <https://www.mdpi.com/2071-1050/12/11/4710>. Acesso em: 08 fev. 2025.

economia compartilhada do setor de turismo, mais especificamente o Airbnb. O objetivo do estudo é fazer uma análise macro sobre o funcionamento dos preços e antecedência em Florianópolis e através dessa análise identificar diferentes possibilidades de estratégias de preço para maximizar os lucros dado uma antecedência da data de check-in (evento X = Réveillon).

Desse modo, o estudo tem como objetivo fazer uma análise entre a antecedência e a variação dos preços de vendas dos imóveis de Florianópolis para as datas de Réveillon. O trabalho visa analisar os pontos abaixo:

1. Analisar o comportamento macro da antecedência das vendas em Florianópolis durante o período do Réveillon;
2. Avaliar o cenário macro da variação do preço de venda das diárias ao longo do tempo para o Réveillon;
3. Entender a dinâmica do mercado de short-stay de Florianópolis para grandes eventos e feriados.

Estudos sobre Revenue Management (RM), especialmente com foco em economia compartilhada, como o caso do Airbnb, ainda são escassos no Brasil e no mundo. Muitas análises são feitas sob a ótica de RM voltadas para o setor hoteleiro e aviação. Contudo, o mercado de short-stay por meio do Airbnb, como evidenciado na introdução desse trabalho, vem se consolidando como uma principal fonte de renda e motor econômico para turismo, logo, torna-se válido um estudo que analise suas características intrínsecas e peculiaridades desse setor.

Dessa forma, a principal justificativa dessa pesquisa é contribuir com a literatura em construção de Revenue Management para economias compartilhadas com foco na plataforma do Airbnb. Além disso, tem o objetivo de auxiliar melhores estratégias de precificação dos imóveis, o que pode contribuir para maximização dos lucros e propiciar um maior desenvolvimento do setor de turismo brasileiro através da economia compartilhada. A monografia também servirá como paralelo para identificar semelhanças e diferenças entre as literaturas vigentes de Revenue Management para o setor hoteleiro tradicional e o setor de aluguel por temporada de imóveis comuns.

Além desta introdução, a monografia está organizada da seguinte forma: a Seção 2 apresenta a revisão da literatura, contextualizando o tema do estudo. A Seção 3 detalha a base de dados e a abordagem metodológica adotada. Na Seção 4, é realizada uma análise descritiva do banco de dados. As Seções 5 e 6 contêm as análises do estudo, sendo a Seção 5 dedicada à investigação da antecedência das reservas e a Seção 6 à análise da variação de preços em função

dessa antecedência. Por fim, a Seção 7 apresenta as considerações finais do trabalho.

2 REVISÃO DA LITERATURA

A área de Revenue Management (RM) é reconhecida como uma prática de gestão que engloba múltiplas áreas em sua concepção. Incluindo marketing, estratégia, economia, psicologia do comportamento do consumidor, dentre outras. Os primeiros estudos na área de RM são da década de 70, inicialmente voltados para o setor de aviação. O principal objetivo era maximizar o rendimento por assento. À medida que outros setores da economia começaram a adotar as estratégias de RM para maximizar os lucros, surgiram mudanças nos estudos para abranger os conceitos dessas novas áreas.

A pesquisa de Kimes (1989) define RM na indústria hoteleira como “o processo de alocar o tipo certo de capacidade ao tipo certo de cliente, ao preço certo, de modo a maximizar a receita ou o rendimento”. Em outra publicação em 2000, Kimes, inclui à frase a expressão “no momento certo” e posteriormente em 2011, com a internet e a diversificação dos canais de venda, a frase se expandiu novamente para englobar a expressão “através do canal de distribuição certo” no estudo de Hayes e Miller (2011).³

Desse modo, parafraseando as citações acima, podemos definir Revenue Management na área short-stay como: “O processo de alocar a adequada capacidade da hospedagem ao tipo ideal de cliente, no tempo certo, no canal de distribuição correto ao preço apropriado, visando maximizar a receita ou rendimento”. Apesar de originalmente esse conceito ser empregado a empresas hoteleiras, podemos expandi-lo para o contexto do Airbnb dado à similaridade das atividades.

A característica do tempo é muito importante. De acordo com o estudo de Sheryl E. Kimes e Richard B. Chase⁴ sobre estratégias de Revenue Management, um bom gestor deve se preocupar não apenas com o preço e a capacidade do imóvel, mas também em realizar a venda no momento oportuno, para o público adequado, dentro do prazo ideal.

Nesse contexto, uma boa gestão de RM deveria ser capaz de controlar o calendário (antecedência das reservas), o relógio (horário que o serviço fornecido, horas de check-in e check-out), capacidade (quantidade de pessoas que o imóvel comporta) e custo (preço do serviço/produto) visando gerenciar um quinto elemento, a demanda do cliente, e dessa forma

³ GUILLET, Basak Denizci; MOHAMMED, Ibrahim. Revenue management research in hospitality and tourism. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, v. 27, n. 4, p. 526-560, 2015. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1108/IJCHM-06-2014-0295>. Acesso em: 08 fev. 2025.

⁴ Kimes, S. E., & Chase, R. B. (1998). The strategic levers of yield management. *Journal of Service Research*, 1(2), 156–166. Disponível em: <https://doi.org/10.1177/109467059800100205>. Acesso em: 08 fev. 2025.

maximizar o lucro.

O quinto elemento, a demanda do cliente, é o elemento que os “fornecedores” envolvidos no short-stay não podem controlar diretamente. Não se pode forçar o cliente a adquirir o produto, mas posso influenciar comportamento de compra desse cliente adotando diferentes estratégias de venda dos produtos. Um clássico exemplo é o preço.

O estudo de Abrate, Fraquelli e Viglia (2012)⁵ que teve como base de análise os hotéis europeus demonstrou que eles aplicam diferentes estratégias de preços que variam de acordo com tamanho do hotel, renome do hotel, público esperado para o hotel, demanda da região e dias da semana. Em sua conclusão o estudo verificou que, hotéis de renome raramente abaixam seu preço a véspera do check-in. Enquanto pequenos hotéis são mais suscetíveis a essas mudanças.

Além disso, o estudo identificou uma maior redução nos preços em baixa antecedência para dias de semana, quando comparados com os finais de semana. A conclusão do estudo, foi que os clientes de finais de semana são clientes que buscam lazer. Abaixar os preços para um período de curta antecedência seria influenciar um comportamento de espera nos clientes. Isso porque, se a prática de descontos de última hora se tornasse habitual, os clientes sempre esperariam para reservar no último momento a fim de obter esses descontos. Enquanto em dias de semana, a maioria dos clientes estão reservando os hotéis a negócios, logo, é uma reserva de urgência, os clientes não podem esperar os preços abaixarem para reservar. Desse modo, abaixar o preço ante check-in pode fornecer uma chance maior ao hotel de conquistar esses clientes sem interferir no comportamento do consumidor.

Como dito anteriormente, estudos de RM voltados especificamente para Airbnb ainda são escassos. Os poucos estudos existentes apontam que algumas variáveis como localização, sazonalidade, demanda da região, tamanho da acomodação, qualidade do imóvel, e avaliação (estrelas/nota da propriedade) são balizadores de preços tanto para hotéis quanto para imóveis no Airbnb. Onde à medida que esses itens são maiores e/ou melhores o preço aumenta.

Contudo, no Airbnb, de acordo com o estudo de Wang e Nicolau (2017)⁶ e Sánchez e Voltres-Dorta (2020)⁷, existem características específicas que influenciam os preços. Se o

⁵ ABRATE, Graziano; FRAQUELLI, Giovanni; VIGLIA, Giampaolo. Dynamic pricing strategies: evidence from European hotels. *International Journal of Hospitality Management*, v. 31, n. 1, p. 160-168, 2012. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2011.06.003>. Acesso em: 08 fev. 2025.

⁶ WANG, Dan; NICOLAU, Juan L. Price determinants of sharing economy based accommodation rental: a study of listings from 33 cities on Airbnb.com. *International Journal of Hospitality Management*, v. 62, p. 120-131, 2017. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2016.12.007>. Acesso em: 08 fev. 2025.

⁷ VOLTRES-DORTA, A.; SÁNCHEZ MEDINA, A. Drivers of Airbnb prices according to property/room type, season and location: a regression approach. *Journal of Hospitality and Tourism Management*, v. 45, p. 1-21,

produto disponível no Airbnb é um espaço inteiro ou quarto compartilhado influencia positivamente no preço, aumentando na primeira opção. Quantidade de quartos. Localização do imóvel. Sazonalidade da região. Anfitriões com status de “super host” ou outras conquistas na plataforma influenciam o preço positivamente, pois são indicadores de qualidade. Além disso, os “amenities” oferecidos pela acomodação podem influenciar positivamente o preço, tais como: internet, academias, piscinas, jacuzzis, estacionamento etc. Cada um com seu grau de elevação, mas todos significativos e influenciando positivamente.

A antecedência do check-in também é um fator que influencia os preços. No caso dos hotéis, o decréscimo dos preços em relação a antecedência do check-in conforme descrito acima, depende do tipo de hotel (status e como ele se posiciona no mercado), do dia da semana e da demanda da região. Especificamente para o Airbnb, os dados acerca dessas influências ainda são escassos. Portanto, nessa monografia também será possível identificar qual é o modus operante dos anfitriões do Airbnb de Florianópolis em relação a curta antecedência do check-in para um feriado muito importante nacionalmente, ou seja, uma data com pico de demanda.

3 ABORDAGEM METODOLÓGICA E BASE DE DADOS

Essa seção visa apresentar a metodologia que será utilizada no estudo e a base de dados que servirá para a aplicação metodológica.

A análise do estudo será feita através de dados de painel das vendas do Ano Novo ao longo dos anos de 2021 a 2024 para os imóveis na cidade de Florianópolis, SC. A base de dados foi fornecida pela empresa Seazone Serviços LTDA, empresa do ramo de aluguel por temporada, que possui sua sede na cidade de Florianópolis, Santa Catarina - Brasil.

A Seazone é uma proptech líder na gestão de aluguel por temporada pelo Airbnb no Brasil. Proptech são empresas que utilizam tecnologia para inovar no mercado imobiliário. Fundada em 2018, a empresa foi considerada pela Forbes e LinkedIn, em 2023, como uma Top Startup brasileira. Atualmente a Seazone conta com mais de 1700 imóveis sob gestão. Além disso, a empresa possui uma tecnologia de “scraping de dados”, através desse método a empresa consegue obter informações sobre as vendas de diárias dos imóveis no Airbnb em todo Brasil. Essas informações auxiliam o dia a dia da empresa e as tomadas de decisão acerca das precificações dos imóveis que estão sob sua gestão.

Portanto, o estudo irá utilizar os dados de venda de diárias para o Réveillons dos anos de 2021 até 2024 de diversos imóveis, gerenciados por inúmeros anfitriões que estão listados

na cidade de Florianópolis e foram coletados pela empresa Seazone através de sua tecnologia de “scraping”. Dessa forma, sempre que o estudo se referir a venda, se referirá a venda/locação para short-stay especificamente para o Réveillon no Airbnb.

A metodologia utilizada no projeto consiste na análise estatística de dados de painel ao longo dos anos da base de dados. Serão acompanhadas diferentes estratégias de preços para diversos imóveis e os resultados provenientes dessas estratégias. Portanto será uma análise expost aos fatos, visto que, analisaremos dados de venda concretizadas em réveillons passados (período de 2021 a 2024). Importante salientar que na base de dados fornecida não há registro específico dos imóveis, apenas de suas características macro, como bairro e cidade. Desse modo não é possível inferir a partir de nenhum dado, o faturamento exato de um imóvel. Mas através de agregações regionais é possível inferir o faturamento de um bairro, por exemplo.

3.1 Metodologia

A metodologia utilizada no projeto será um estudo observatório analítico que consiste na análise de dados de painel ao longo dos anos para diversos imóveis do Airbnb localizados na cidade de Florianópolis. O estudo consiste em acompanhar diferentes estratégias de preços para diversos imóveis ao longo dos anos da base de dados.

Os imóveis serão agrupados em clusters de acordo com a antecedência de venda do evento X (Réveillon). Com a clusterização será possível segregarmos diferentes imóveis da base de dados. Isso permitirá garantir que as análises sejam feitas sobre imóveis com mesmas características, como, localidade, número de quartos, tipo de imóvel etc.

Todo trabalho será desenvolvido na linguagem de programação do Python através de bibliotecas como “pandas”, “matplotlib”, “seaborn”, “numpy”, “datetime”. Utilizando-se da programação será possível clusterizar (segregar) os imóveis em diferentes grupos, plotar gráficos e tabelas para entender o funcionamento do short-stay para a cidade de análise.

Inicialmente será feita uma análise de toda Florianópolis, para se ter uma noção geral de como funciona a região. Em conjunto também será feita uma análise macro anual, para entender possíveis variações entre os anos. Após isso, os dados serão clusterizados para analisar especificamente a variação de antecedência e preços de vendas dado o número de quartos de um imóvel. O objetivo é analisar se imóveis com mais quartos vendem em maiores antecedências.

O primeiro passo do estudo será uma abordagem agregada anualmente, onde após a clusterização dos imóveis, serão analisadas as variáveis de preço de venda, antecedência dos imóveis dentro do cluster. Após isso, os dados de cada ano serão segregados em um painel

anual para verificar se existem variações entre os anos nas características encontradas no painel macro de todos os anos.

3.2 Base de dados

Os dados serão obtidos de um banco de informações fornecido pela empresa Seazone Serviços Ltda, sediada em Florianópolis, Santa Catarina – Brasil, inscrita no CNPJ: 32.018.829/0001-08. Os dados foram coletados pela própria empresa para fins empresariais, utilizando-se de tecnologia autoral. O banco de dados consiste em 15225 vendas de ano novo, no período de 2021 até 2024 para anúncios do Airbnb na cidade de Florianópolis, Santa Catarina. Abaixo segue uma descrição das principais variáveis do banco de dados:

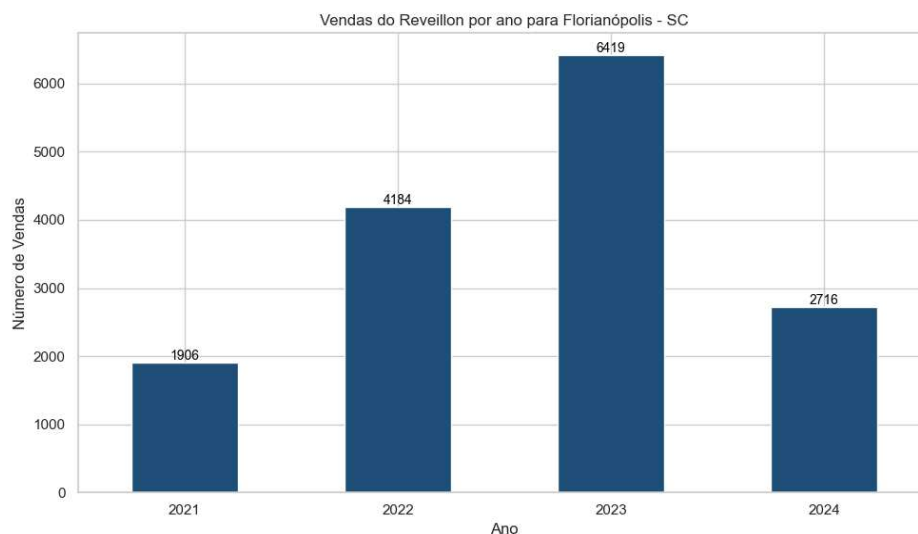
Tabela 1 - Descrição das variáveis do banco de dados

Nome das variáveis	Descrição
date	Data da estadia/ do evento.
first_date_occ	Data da venda dos Réveillons
first_date_aq	Data de abertura do calendário, ou seja, quando ficaram disponíveis para locação dos Réveillons.
fat_booked_price	Preço de venda.
first_price_avlb	Preço de abertura do calendário.
antecedencia_abertura	Diferença de dias entre: date – first_date_aq, refere-se a antecedência de abertura do calendário em relação a data do evento.
antecedencia_venda	Diferença de dias entre: date – first_date_occ, refere-se a antecedência de venda em relação a data do evento
delta_price_occ	Refere-se ao delta do preço de venda em relação ao preço inicial. $(fat_booked_price / first_price_avlb) - 1$
listing_type	Tipo de imóvel: podendo ser apartamento, casa ou hotel.

Fonte: Elaboração própria.

Os dados possuem a seguinte distribuição de venda ao longo dos anos:

Figura 1 - Vendas do Réveillon por ano em Florianópolis - SC



Fonte: Elaboração própria.

Desse modo, o banco de dados consiste em uma tabela que agrega valores de venda e características dos imóveis. É importante ressaltar dois pontos, o primeiro é que todos imóveis considerados são classificados como “Espaços Inteiros” no Airbnb, nessa modalidade o hóspede aluga todo o imóvel. Existe outro tipo de modalidade que se chama “Espaço compartilhado” ou “Quarto compartilhado” onde o hóspede aluga apenas um quarto da propriedade, geralmente, o próprio anfitrião mora na casa em questão, cedendo apenas um quarto para a locação.

Segundo estudo do Wang e Nicolau (2017),⁸ espaços inteiros tendem a ser mais caros do que o aluguel de um quarto. Além disso “espaço inteiro” é a forma mais comum de oferta de imóveis no Airbnb. Para essa monografia será trabalhado apenas imóveis caracterizados como “espaços inteiros”, para evitar que a modalidade “quartos compartilhados” enviesasse o estudo.

A segunda ressalva é que o Réveillon está sendo considerado como o dia 31/12 de cada um dos anos. Logo, os 1906 dados de venda em 2021 referem-se ao último dia do ano de 2021, 31/12/2021, com isso é possível captar as vendas de Réveillon, pois essas pessoas ficaram a virada do ano hospedado no imóvel. Desse modo, quando no trabalho for citado Réveillon do ano X, isso se refere a virada do ano X, para o ano seguinte.

Além disso, cabe uma ressalva sobre o ano de 2024, o número decrescente de vendas de diárias decorre de uma mudança na coleta dos dados feitos pela empresa Seazone. Por questões internas a empresa passou a coletar dados do Airbnb para a cidade de Florianópolis em bairros específicos de onde ela atua, por isso, o número de dados em 2024 decresce em relação a 2023. Portanto, nada se pode inferir sobre o crescimento ou decréscimo do mercado a partir do ano de 2023. Apenas que de 2021 até 2023, as vendas de Réveillon no Airbnb tiveram significativos aumentos, na casa dos 236%. Mostrando uma trajetória de alta na utilização do Airbnb para esses períodos.

Abaixo segue o dataframe chamado de dados, que contém o banco de dados fornecido pela Seazone e será utilizado no estudo. Dataframe é uma estrutura de dados da biblioteca Pandas do Python, semelhante ao Excel ou a um banco de dados SQL. Foram exibidos a fim de exemplo as cinco primeiras e últimas linhas desse dataframe.

⁸ WANG, Dan; NICOLAU, Juan L. Price determinants of sharing economy based accommodation rental: A study of listings from 33 cities on Airbnb.com. *International Journal of Hospitality Management*, v. 62, p. 120-131, 2017. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2017.02.003>. Acesso em: 08 fev. 2025.

Figura 2 – Código Python: Banco de Dados

```
# Exibe o banco de dados (Dataframe)
dados
✓ 0.0s
```

	date	first_date_occ	first_date_aq	fat_booked_price	antecedencia_abertura	delta_price_occ	listing_type
345	2021-12-31	2021-09-06	2021-07-19	572.500	165	14.500000	hotel
346	2021-12-31	2021-10-01	2021-07-18	380.000	166	0.000000	apartamento
347	2021-12-31	2021-10-19	2021-07-18	850.000	166	0.000000	apartamento
348	2021-12-31	2021-10-26	2021-07-19	446.550	165	14.500000	apartamento
349	2021-12-31	2021-11-13	2021-07-19	583.950	165	-2.675000	apartamento
...
15565	2024-12-31	2024-08-11	2024-01-02	1717.500	364	90.833333	casa
15566	2024-12-31	2024-04-27	2024-01-02	342.355	364	14.500000	apartamento
15567	2024-12-31	2024-10-21	2024-01-02	801.500	364	66.979167	casa
15568	2024-12-31	2024-11-25	2024-01-02	745.395	364	553.855263	apartamento
15569	2024-12-31	2024-08-21	2024-07-02	4568.550	182	14.500000	casa

15225 rows × 7 columns

Fonte: Elaboração própria.

4 ANÁLISE DESCRITIVA DO BANCO DE DADOS

Abaixo segue uma tabela de estatística da antecedência de vendas das diárias de todo o banco de dados.

Tabela 2 – Estatísticas descritivas da antecedência de vendas

Estatísticas	Valores de antecedência
Mínimo	1
1° Quartil (Q1)	35
2° Quartil (Q2)/Mediana	74
3° Quartil (Q3)	133
Moda	72
Média	92
Desvio Padrão	76
Intervalo Interquartil	98

Fonte: Elaboração própria.

Com base nas estatísticas acima, observa-se que os dados apresentam uma ampla distribuição, com grande variação na antecedência das reservas. Portanto, é necessário agrupar os dados em clusters para obter uma melhor compreensão da distribuição das reservas. Para isso será feito um histograma. Primeiramente para definir o intervalo do histograma foi utilizado um comparativo entre as técnicas estatísticas de histogramas com distribuição de

classes de Sturges, Freedman-Diaconis e Scott.

Os valores obtidos para as antecedências de reservas agrupadas para todos os anos, foram de intervalos de 24 dias para Sturges, 8 dias para Freedman-Diaconis, e 11 dias em Scott. Esses valores foram obtidos através do seguinte código em Python:

Figura 3 - Código Python: Definição do intervalo

```
def sturges_rule(data):
    n = data.shape[0] # Número de observações no conjunto de dados
    k = 1 + (10/3) * np.log10(n) # Fórmula de Sturges
    k = int(np.round(k)) # Arredonda o valor para o inteiro mais próximo
    return k

def freedman_diaconis_rule(data):
    q75, q25 = np.percentile(data, [75, 25]) # Calcula os percentis 25 e 75 (primeiro e terceiro quartis)
    iqr = q75 - q25 # Calcula o intervalo interquartil (IQR)
    bin_width = 2 * iqr * (len(data) ** (-1/3)) # Calcula a largura do bin usando a fórmula de Freedman-Diaconis
    k = np.ceil((data.max() - data.min()) / bin_width) # Calcula o número de bins
    k = int(np.round(k)) # Arredonda o valor para o inteiro mais próximo
    return k

def scott_rule(data):
    std_dev = np.std(data) # Calcula o desvio padrão dos dados
    bin_width = 3.5 * std_dev * (len(data) ** (-1/3)) # Calcula a largura do bin usando a fórmula de Scott
    k = np.ceil((data.max() - data.min()) / bin_width) # Calcula o número de bins
    k = int(np.round(k)) # Arredonda o valor para o inteiro mais próximo
    return k

stuges = sturges_rule(dados["antecedencia_venda"])
fd = freedman_diaconis_rule(dados["antecedencia_venda"])
scott = scott_rule(dados["antecedencia_venda"])

dias_stuges = 365 / stuges
dias_fd = 365 / fd
dias_scott = 365 / scott

# Exemplo de uso
print(f'Bins (Sturges): {stuges}, isso equivale a intervalo de {dias_stuges:.0f} dias')
print(f'Bins (Freedman-Diaconis): {fd}, isso equivale a intervalo de {dias_fd:.0f} dias')
print(f'Bins (Scott): {scott}, isso equivale a intervalo de {dias_scott:.0f} dias')

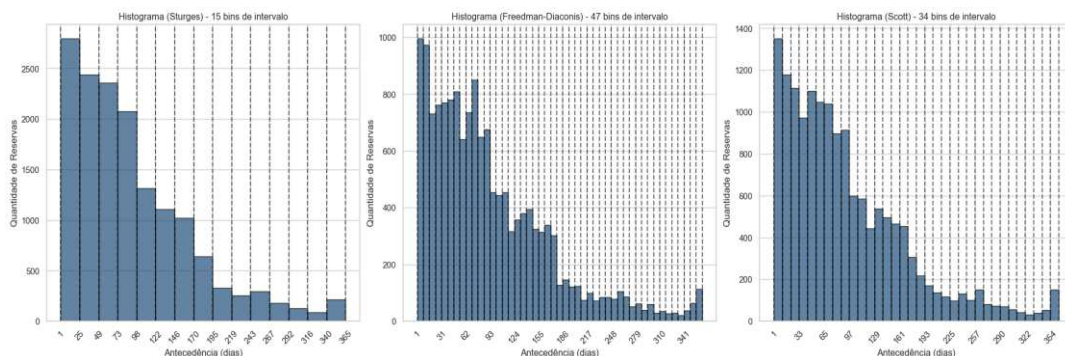
✓ 0.0s

Bins (Sturges): 15, isso equivale a intervalo de 24 dias
Bins (Freedman-Diaconis): 47, isso equivale a intervalo de 8 dias
Bins (Scott): 34, isso equivale a intervalo de 11 dias
```

Fonte: Elaboração própria.

Abaixo segue o gráfico de histograma com cada um desses intervalos.

Figura 4 – Comparativo de Técnicas Estatísticas de Histogramas



Fonte: Elaboração própria.

Analisando as técnicas utilizadas para clusterizar os dados, o histograma que melhor compreende um período mensal é o de Freedman-Diaconis, com intervalos de 7 dias, podendo

ser quebrado em análises semanais. Contudo, a visualização desse histograma se torna um pouco difícil por quebrar os períodos em intervalos pequenos. No histograma de Sturges o efeito é o contrário, ao dividirmos os períodos em clusters de 24 dias perde-se a referência dos ciclos mensais. O intervalo de Scott sugere 11 dias, sendo quase um meio termo entre as duas técnicas anteriores.

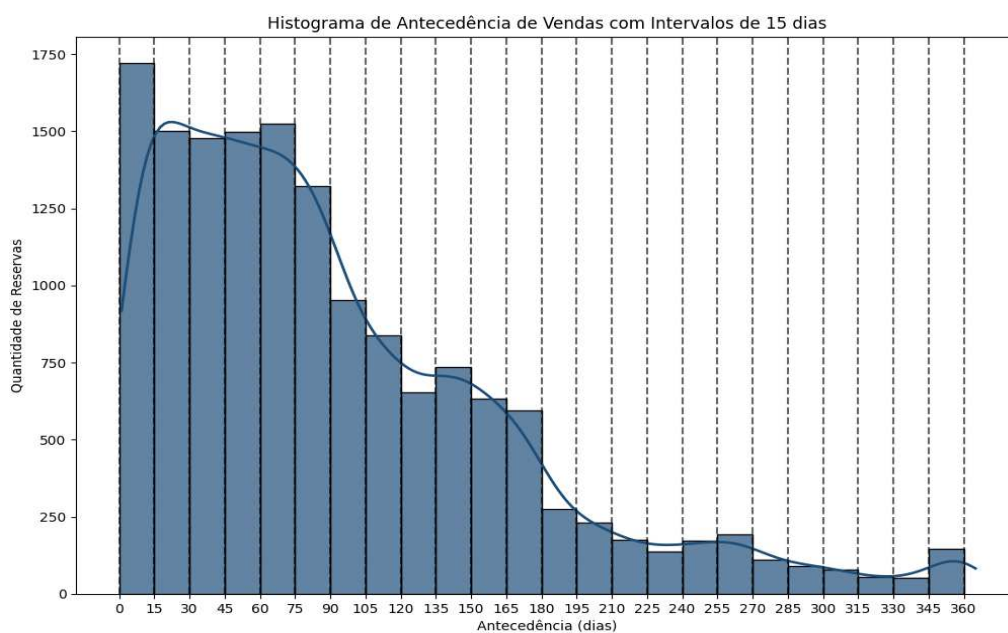
Para esse estudo será utilizado intervalos de 15 dias. Esse intervalo seria um valor próximo do recomendado por Scott, compreende quase duas vezes o intervalo de Freedman-Diaconis e permite a divisão dos meses em duas quinzenas, facilitando a visualização dos ciclos mensais e análise dos dados.

5 ANÁLISE DA ANTECEDÊNCIA DE VENDAS PARA REVEILLON DE FLORIANÓPOLIS

Com o método definido, os dados serão agregados para todos os anos do banco de dados, com isso será possível verificar a antecedência geral das vendas dos Réveillons.

O histograma, com intervalos de 15 dias, inclui uma curva KDE (Kernel Density Estimate), que suaviza os dados e revela padrões de distribuição. O gráfico com a curva KDE foi gerado com a biblioteca Seaborn no Python. Juntamente com as bins (barras dos intervalos) é possível verificar que a distribuição tem calda longa a direita. Ou seja, a maioria dos dados se concentram nos períodos de curta antecedência (a esquerda). Conforme a antecedência se torna maior o número de reserva diminui gradativamente.

Figura 5 - Histograma de Antecedência Geral de Vendas



Fonte: Elaboração própria.

Além do gráfico foi gerado uma tabela de porcentagem de venda por intervalos. A tabela demonstra que cerca de 11,74% das vendas ocorrem nos últimos 15 dias de antecedência do check-in, entre 15 a 75 dias as vendas são quase que constantes para os anos analisados, orbitando próximas aos 10% para cada período quinzenal desse range. No período seguinte de 75 a 90 as vendas começam a decrescer de maneira constante. Após 180 dias de antecedência se estabiliza na casa dos 1% ou menos, sendo o fundo no período de 330 a 345 dias. O gráfico de frequência acumulada demonstra que existe uma curta antecedência das reservas, cerca de 30% são feitas nos últimos 45 dias. E em 90 dias de antecedência do check-in já temos 60% das reservas de todo banco de dados.

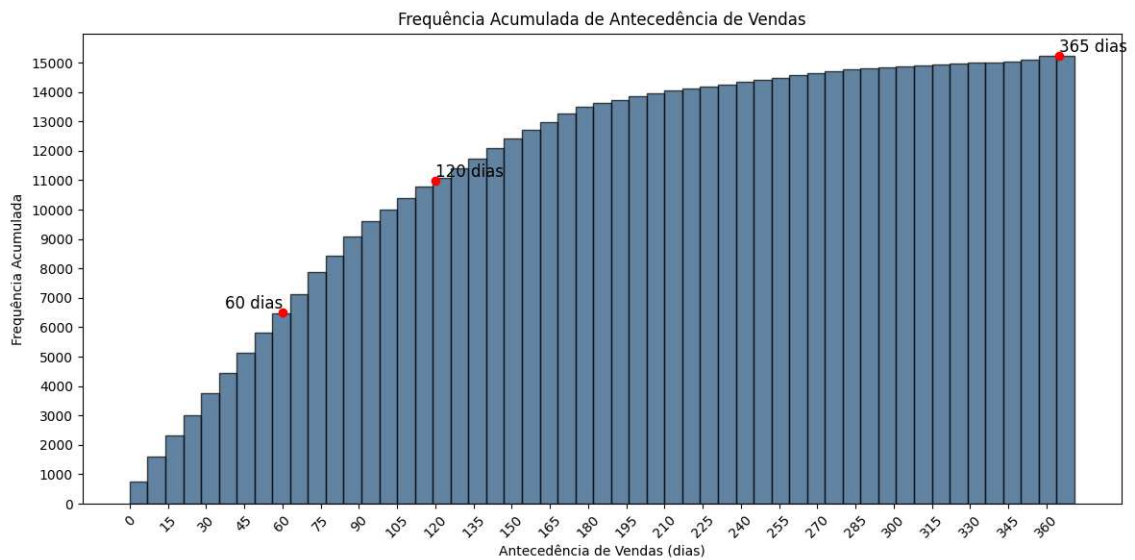
Figura 6 - Tabela de Vendas

Intervalo (dias)	Quantidade de vendas	% Porcentagem	% Acumulada
0-15	1721	11.34%	11.34%
15-30	1500	9.89%	21.23%
30-45	1479	9.75%	30.98%
45-60	1499	9.88%	40.86%
60-75	1525	10.05%	50.91%
75-90	1322	8.71%	59.63%
90-105	952	6.28%	65.90%
105-120	838	5.52%	71.43%
120-135	654	4.31%	75.74%
135-150	735	4.84%	80.58%
150-165	634	4.18%	84.76%
165-180	596	3.93%	88.69%
180-195	274	1.81%	90.50%
195-210	231	1.52%	92.02%
210-225	175	1.15%	93.17%
225-240	136	0.90%	94.07%
240-255	173	1.14%	95.21%
255-270	193	1.27%	96.48%
270-285	111	0.73%	97.21%
285-300	91	0.60%	97.81%
300-315	78	0.51%	98.33%
315-330	56	0.37%	98.69%
330-345	52	0.34%	99.04%
345-360	146	0.96%	100.00%

Fonte: Elaboração própria.

Além disso também é possível traçar um gráfico da frequência acumulada das reservas. Como o gráfico abaixo.

Figura 7 - Frequência Acumulada de Vendas



Fonte: Elaboração própria.

Na figura 7 é importante destacar que o estoque começa no nível máximo, em torno de 15 mil imóveis, e vai diminuindo à medida que a antecedência se aproxima de zero. No entanto, entre 360 e 120 dias de antecedência, apenas 5 mil propriedades foram vendidas ao longo de 240 dias. Nos últimos 120 dias de antecedência, as vendas se intensificam. Entre 120 e 60 dias, por exemplo, houve o mesmo volume de vendas dos 240 dias anteriores, mesmo sendo um período quatro vezes menor (60 dias). Nos últimos 60 dias de antecedência, essa tendência se mantém, com aproximadamente 7 mil imóveis vendidos.

Desse modo, observa-se, com base nos dados que pode existir um perfil de comportamento do consumidor de imediatismo, com compras concentradas em curtas antecedências. Algumas pesquisas e artigos já demonstraram esse padrão do consumidor brasileiro. O Serviço de Proteção ao Crédito do Brasil (SPC) realizou uma pesquisa em 2013 onde já destacava esse comportamento. Essa pesquisa considerou consumidores das 27 capitais brasileiras maiores de 18 anos de todas as classes sociais, ao todo foram analisados 610 casos⁹. A pesquisa foi feita através de uma entrevista onde foram realizadas uma série de perguntas. As conclusões do SPC foram: cerca de 47% dos entrevistados concordam que já compraram um produto por impulso e não chegaram a nem a utiliza-lo. Aproximadamente 62% já pensam em fazer compras antes mesmo de receberem seus salários daquele mês. Além disso, 59% dos entrevistados responderam que já ficaram em dívida por causa de compras ou lazer que não precisava ser realizado. As classes sociais C, D e E são as mais impactadas por este comportamento de consumo imediatista.

Além disso, a pesquisa evidencia uma contradição nas respostas dos entrevistados, muitos deles dizem que se planejam e tem práticas de consumo moderadas. Mas ao mesmo tempo, existe uma grande porcentagem de entrevistados que tiveram problemas financeiros por conta de consumo de produtos supérfluos e do imediatismo no consumo.

Há outros estudos do SPC que relaciona o uso do cartão de crédito com imediatismo e consumo de bens supérfluos.¹⁰ Alinhado a isso, o Brasil possui uma população com altas taxas de endividamento, segundo a Pesquisa de Endividamento e Inadimplência do Consumidor (PEIC) cerca de 78% das famílias brasileiros estão endividadas, dados de agosto de 2024.

⁹ SPC BRASIL. Pesquisa do SPC revela comportamento imediatista do consumidor brasileiro. [S.l.]: SPC Brasil, 2013. Disponível em: https://meubolsofeliz.com.br/wpcontent/uploads/2014/01/spc_brasil_analise_comportamento_consumo_2013.pdf. Acesso em: 8 fev. 2025.

¹⁰ SPC BRASIL. Maioria dos brasileiros usa o crédito para realizar compras imediatistas, aponta relatório do SPC Brasil. [S.l.]: SPC Brasil, 2014. Disponível em: https://www.spcbrasil.org.br/uploads/st_imprensa/release_overview_pesquisas_2014_v8.pdf. Acesso em: 8 fev. 2025.

Desses, cerca de 28,8% apresentam dívidas em atraso e 12% responderam que não terão condições de pagar essas dívidas¹¹.

Em seu estudo para a revista *Griot de Filosofia*¹² o professor e doutor em Filosofia, Cícero Oliveira, também discorre sobre essa tendência do consumismo imediato, o acadêmico analisa grandes filósofos e sociólogos, como Zygmunt Bauman, Daniel Bell, Gilles Lipovetsky, entre outros, para descrever como o capitalismo, por meio da introdução do crédito, mudou a dinâmica de consumo da sociedade. No artigo, o autor conclui que o capitalismo moderno é marcado pela flexibilidade do consumo. A poupança e o planejamento de longo prazo foram substituídos por uma cultura do prazer imediato, e o crédito desempenhou um papel fundamental nessa transformação.

Dessa forma, os resultados obtidos nesse estudo corroboram com as pesquisas do SPC que podem indicar uma certa tendência do comportamento do consumidor brasileiro de consumismo imediato, deixando para última hora a compra de bens e serviços. Uma outra pesquisa do SPC¹³, evidenciou que cerca de 52% da população brasileira, já foram influenciados por campanhas de marketing e descontos promocionais para tomarem suas decisões de consumo impulsivas. Destarte, os gestores de Revenue Management devem estar atentos ao perfil dos seus hóspedes para captar mais clientes e maximizar as receitas. No caso do short-stay brasileiro, ajustes na tarifa e promoções de última hora alinhadas a um marketing digital podem ser um bom atrativo para aumentar a rentabilidade dos imóveis.

Além disso, o comportamento das reservas indica que não precisa de desespero para abaixar os preços em caso de não venda. É importante salientar que esse estudo é um recorte dos casos de sucesso (casos de venda). Sendo assim, cerca de 11% dos imóveis que foram alugados para o Réveillon nos períodos analisados conseguiram ser reservados nos últimos 15 dias. Contudo, mesmo que a tendência de reservas seja voltada para baixa antecedência, manter uma cadência constante de ajuste nos preços, monitoramento da demanda e eventuais promoções são essenciais para um bom desempenho.

Antes de analisar a antecedência e seu efeito no preço, através da variação (delta) do

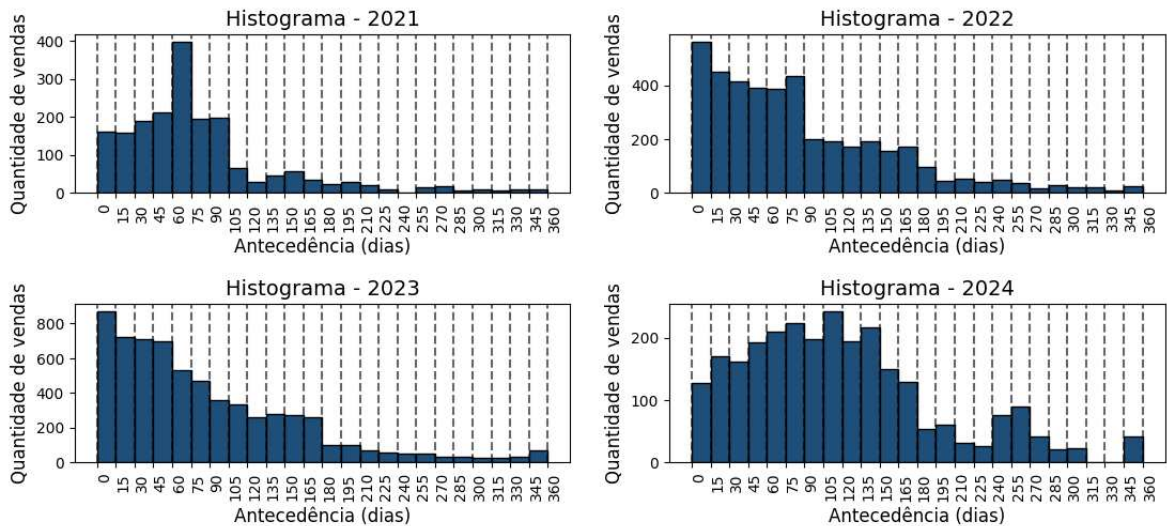
¹¹ CNC. Pesquisa de Endividamento e Inadimplência do Consumidor, agosto 2024 - PEIC. [S.l.]: CNC, 2024. Disponível em: https://portal-bucket.azureedge.net/wp-content/2024/09/Relatorio_Peic_ago24.pdf. Acesso em: 8 fev. 2025.

¹² DA SILVA OLIVEIRA, Cícero Josinaldo. Vida a crédito e consumismo: a procrastinação de cabeça para baixo. *Griot: Revista de Filosofia*, v. 13, n. 1, p. 145-163, 2016

¹³ SPC BRASIL. 52% dos brasileiros fizeram alguma compra por impulso nos últimos três meses, revela SPC Brasil. [S.l.]: SPC Brasil, [s.d.]. Disponível em: https://www.spcbrasil.org.br/uploads/st_imprensa/release_uso_do_credito_comportamento_v8.pdf. Acesso em: 8 fev. 2025.

preço de venda em relação ao preço de abertura do calendário, é importante verificar se esse comportamento de antecedência se replica a todos os anos do banco de dados, ou se existe alguma anomalia que possa estar gerando distorções. Abaixo seguem os histogramas de antecedência de venda de cada Réveillon.

Figura 8 - Histogramas Anuais de Antecedência



Fonte: Elaboração própria.

Com base nos gráficos de cada ano, percebe-se, que a concentração de reservas em baixa antecedência se mantém. No ano de 2021 houve uma anomalia no período de 60 a 75 dias, e em 2024 o gráfico é um pouco mais espalhado. O gráfico geral de antecedência se assemelha muito com 2022 e principalmente com 2023, não coincidentemente são os anos com maior número de dados na base. O gráfico de 2024 é um pouco mais espalhado, mas também possui calda longa a direita.

Desse modo, embora haja uma pequena anomalia em 2021 e 2024 com relação aos demais anos do banco de dados, ela não é significativa para impactar a análise, visto que os anos de 2022 e 2023 juntos possuem cerca de 70% dos dados da base. Além disso, todos os anos possuem uma distribuição de calda longa a direita, evidenciando a baixa antecedência das reservas em maior ou em menor grau a depender do ano, mas sempre presente.

6 ANÁLISE DA VARIAÇÃO DO PREÇO DADO A ANTECEDÊNCIA DE VENDA

Os gráficos anteriores permitiram entender o comportamento do consumidor para a locação do Réveillon em Florianópolis, SC. Contudo, diante desse cenário de baixa antecedência, como se comportam os anfitriões? Eles sobem ou decrescem os preços dados a antecedência? Existem um período ótimo de maximização dos lucros?

Para responder essas perguntas vamos analisar os dados através de um gráfico de dispersão. Isso permitirá entender o cenário macro, além de identificar possíveis outliers em nosso banco de dados.

Para isso primeiro foi criada uma coluna que calcula para cada venda o delta de preço de venda em relação ao preço inicial (abertura do calendário), ou seja, $((\text{preço de venda} / \text{preço abertura}) - 1) * 100$. Após isso, os dados foram agrupados nos clusters de antecedência já pré-definidos em intervalos de 15 dias. Abaixo segue o código e o gráfico gerado por esse código.

Figura 9 - Código Python: Geração do Gráfico de Dispersão

```
# Função para dividir os dados conforme as faixas de antecedência
def classificar_antecedencia(dados):
    """
    Classifica os dados de antecedência em intervalos específicos.
    """
    bins = np.arange(0, 365, 15) # De 0 a 365, de 15 em 15 dias

    # Gerar os labels automaticamente para corresponder aos bins
    labels = [f"{bins[i]}-{bins[i+1]-1}" for i in range(len(bins)-1)]
    dados['intervalo_antecedencia'] = pd.cut(dados['antecedencia_venda'], bins=bins, labels=labels, right=True)
    return dados

# Chama função de classificação dos intervalos
classificar_antecedencia(dados)

# Criando delta de preços de venda
dados['delta_price_occ'] = (dados['fat_booked_price'] / dados['first_price_avlb'] - 1) * 100

# Calcular média e mediana do delta_price diário
media_delta = dados['delta_price_occ'].mean()
mediana_delta = dados['delta_price_occ'].median()

# Gerando o gráfico
# Configurar o estilo do Seaborn
sns.set(style="whitegrid")
# Criar o scatter plot
plt.figure(figsize=(12, 6))
sns.scatterplot(
    x='antecedencia_venda',
    y='delta_price_occ',
    data=dados,
    color='black',
    alpha=0.6 # Transparência para evitar sobreposição excessiva
)
# Adicionar linha de média
plt.axhline(media_delta, color='green', linestyle='--', linewidth=2, label=f'Média = {media_delta:.2f}%')
# Adicionar linha da mediana
plt.axhline(mediana_delta, color='red', linestyle='--', linewidth=2, label=f'Mediana = {mediana_delta:.2f}%')

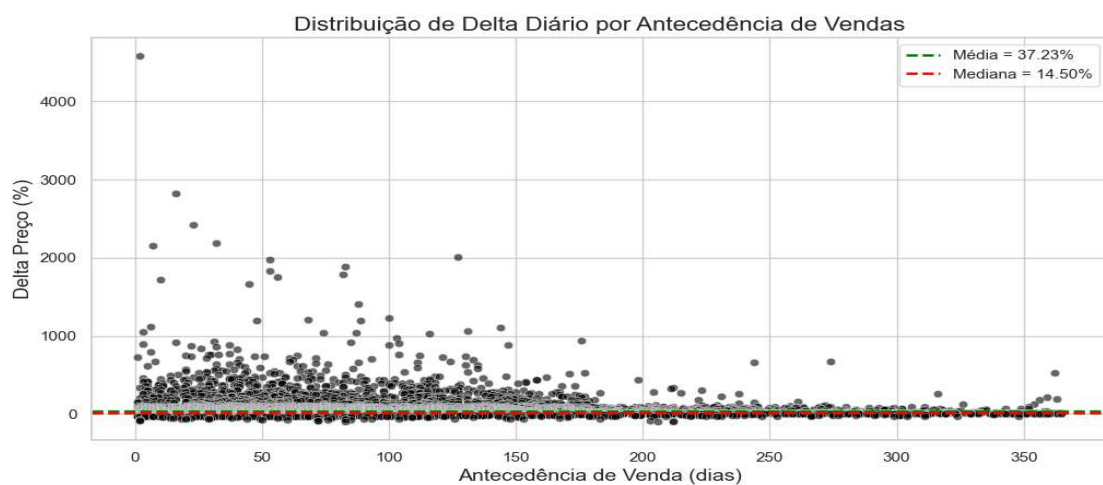
# Adicionar títulos e rótulos
plt.title('Distribuição de Delta Diário por Antecedência de Vendas', fontsize=16)
plt.xlabel('Antecedência de Venda (dias)', fontsize=14)
plt.ylabel('Delta Preço (%)', fontsize=14)

# Adicionar legenda
plt.legend()
# Exibir o gráfico
plt.show()
```

Fonte: Elaboração própria.

Abaixo segue o gráfico de dispersão gerado pelo código acima.

Figura 10 - Gráfico de Distribuição das Vendas por Antecedência



Fonte: Elaboração própria.

O gráfico de dispersão do delta de preços das vendas evidencia dois pontos. O primeiro é a grande concentração de reservas em baixas antecedências, como já discutidos anteriormente. O segundo é que existem muitos outliers que precisam ser tratados para verificarmos a real média do delta de preços.

Como a distribuição segue sendo de calda longa a direita, esses outliers seguem o padrão de antecedência dos demais imóveis, não tendo influência significativa nos dados em relação a antecedência já apresentados.

Contudo a diferença entre seu preço de venda e preço inicial é muito superior a padrões aceitáveis, indicando que devem ser retirados da base. Para retirar esses outliers da análise será utilizado o Método de Distância Interquartil (IQR), que funciona bem com dados assimétricos. No código abaixo, os dados presentes no dataframe chamado de “dados” são limpos pelo método IQR, e após essa retirada dos outliers temos um novo dataframe, chamado de “dados_limpos”.

Figura 11 - Código Python: Método de Distância Interquartil

```

# Calcular quartis e IQR
Q1 = dados['delta_price_occ'].quantile(0.25)
Q3 = dados['delta_price_occ'].quantile(0.75)
IQR = Q3 - Q1

# Definir limites inferior e superior
limite_inferior = Q1 - 1.5 * IQR
limite_superior = Q3 + 1.5 * IQR

# Filtrar os dados dentro dos limites
dados_limpos = dados[(dados['delta_price_occ'] >= limite_inferior) & (dados['delta_price_occ'] <= limite_superior)]

# Exibir resumo dos dados antes e depois da remoção
print(f"Tamanho original: {dados.shape[0]} linhas")
print(f"Tamanho após remoção de outliers: {dados_limpos.shape[0]} linhas")
print(f"Quantidade de dados removidos: {dados.shape[0] - dados_limpos.shape[0]} linhas")

```

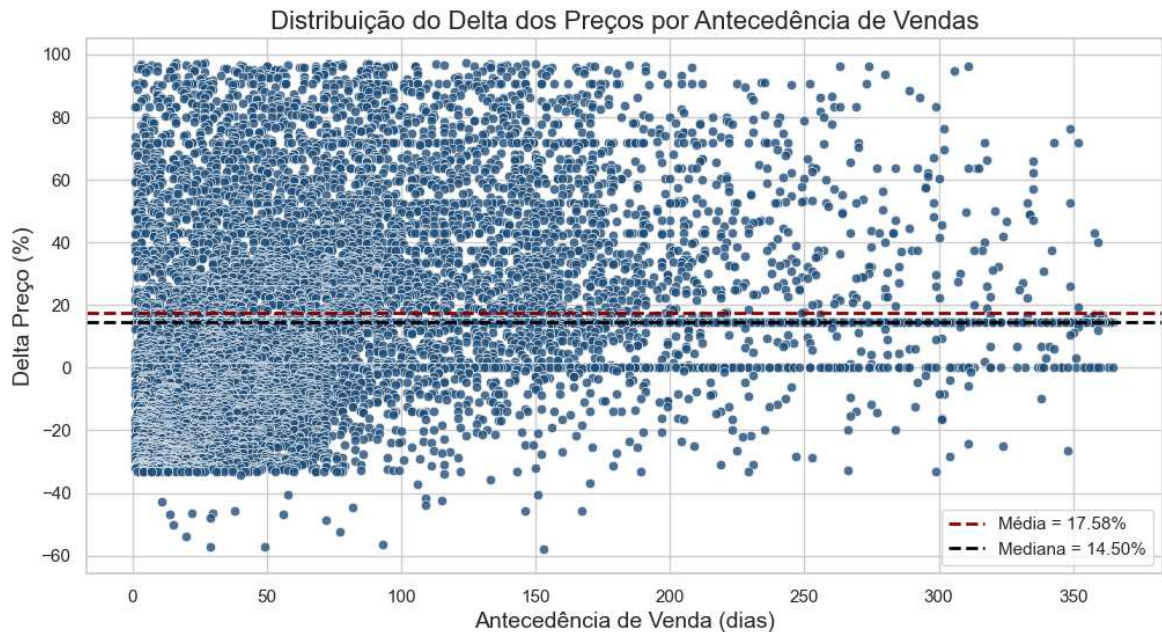
✓ 0.0s

Tamanho original: 15225 linhas
Tamanho após remoção de outliers: 14051 linhas
Quantidade de dados removidos: 1174 linhas

Fonte: Elaboração própria.

Ao todo foram removidos 1174 linhas do dataframe original. Agora pode-se novamente plotar o gráfico de dispersão para verificar se os outliers estavam influenciando na média e mediana dos deltas de preços de vendas.

Figura 12 - Distribuição do Delta dos Preços por Antecedência de Vendas



Fonte: Elaboração própria.

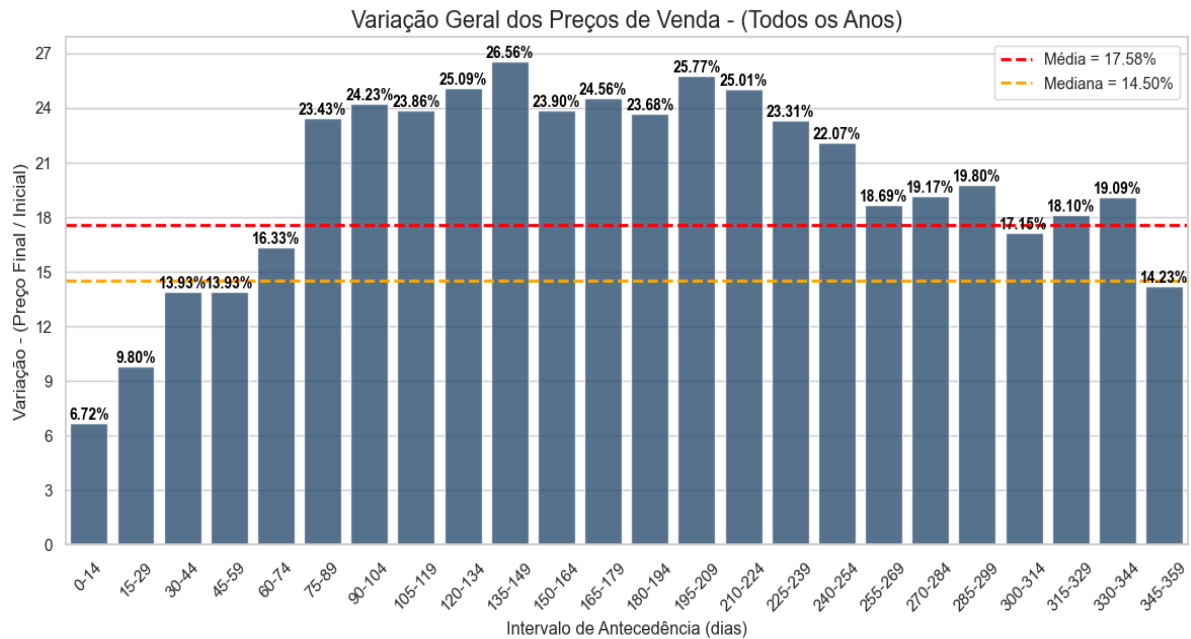
Percebe-se uma clara diferença desse gráfico em relação ao primeiro. No segundo gráfico de dispersão os valores não ultrapassam a barreira dos 100% de valorização do preço de venda em relação ao preço inicial. Enquanto no primeiro alguns valores chegaram até a 4000%. A média também abaixou consideravelmente, saindo de 37,23% para 17,58%. A mediana não variou em nenhum dos dois gráficos. O gráfico demonstra também que em antecedências menores, principalmente nos últimos 50 dias há uma grande concentração de deltas negativos. Indicando que conforme se aproxima da data de check-in do evento os anfitriões tendem a abaixar os preços para aumentar as chances de venda, deixando os preços até menores do que os preços iniciais.

Para entender melhor essa distribuição ao longo dos intervalos, foi plotado o histograma da figura 13. Seguindo as mesmas regras de clusterização do intervalo em 15 dias. O gráfico pega a média de variação do delta de venda em cada um dos períodos. Percebe-se que há uma variação constante e positiva, em média cerca de 17,58% ao longo de todo o período. A mediana fica bem próxima sendo 14,50%. Basicamente em todos os períodos na média os anfitriões conseguem vender maior que seu preço inicial.

Contudo conforme a antecedência se aproxima do período de vendas as variações nos preços tendem a abaixar. Mesmo que sejam positivas em relação ao preço inicial isso demonstra uma tendência de redução nos preços à medida que a antecedência diminui. Existe uma relação inversamente proporcional aos deltas de preços e a antecedência de vendas. O que faz sentido,

esse pode ser um processo que se retroalimenta, pois justamente nos períodos onde se tem maior pico de ocupação (75 dias ou menos) são os períodos onde os preços tendem a ser reduzidos dos patamares de 20% de incremento em relação ao preço inicial.

Figura 13 - Variação Geral dos Preços de Venda



Esse modus operante do mercado de Airbnb em Florianópolis vai contra o processo padrão dos hotéis. Conforme o artigo de Abrate, Fraquelli e Viglia (2012)¹⁴ analisado na revisão de literatura desse projeto, os hotéis tendem a variar menos seu preço em curtas datas de antecedência para não influenciar um comportamento de espera nos hóspedes, principalmente os hotéis maiores e de renome. Além disso no artigo da Brazilian Transportation Planning Society¹⁵, com autoria de Marcus Vinícius Nascimento, publicado no Journal of Transport Literature a lógica encontrada nos hotéis se mantém para o setor de passagens aéreas. No estudo, a conclusão é que maiores antecedências de compras estão associadas a maiores descontos, cerca de 37% para voos de ponte aérea e 24% para voos regionais, podendo sofrer impactos pela variação do dólar e se estiverem em uma data de feriado. Outro fator identificado

¹⁴ ABRATE, Graziano; FRAQUELLI, Giovanni; VIGLIA, Giampaolo. Dynamic pricing strategies: evidence from European hotels. *International Journal of Hospitality Management*, v. 31, n. 1, p. 160-168, 2012. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2011.06.003>. Acesso em: 08 fev. 2025.

¹⁵ NASCIMENTO, Marcus Vinícius. Efeito da antecedência de compra nas variações de preço das passagens aéreas: o caso da região metropolitana de São Paulo. *Journal of Transport Literature*, v. 6, p. 49-59, 2012. Disponível em: <https://www.scielo.br/j/jtl/a/kny7YRH7RjdjvVRknpMCVks/>. Acesso em: 08 fev. 2025.

por Marcus Vinícius Nascimento (2012) é que, na segmentação de usuários que utilizam o serviço "a negócios", os preços tendem a ser mais altos na curta antecedência em comparação à alta antecedência. Esse resultado é semelhante ao encontrado por Abrate, Fraquelli e Viglia (2012) em seu estudo sobre estratégias de precificação dinâmica em hotéis europeus.

No caso desse estudo, estamos analisando um perfil de público que está buscando em sua maioria lazer, dado a data do evento analisado (Réveillon). Essa pode ser uma das explicações para o efeito observado no gráfico de variação dos preços de venda em relação ao preço de abertura do calendário.

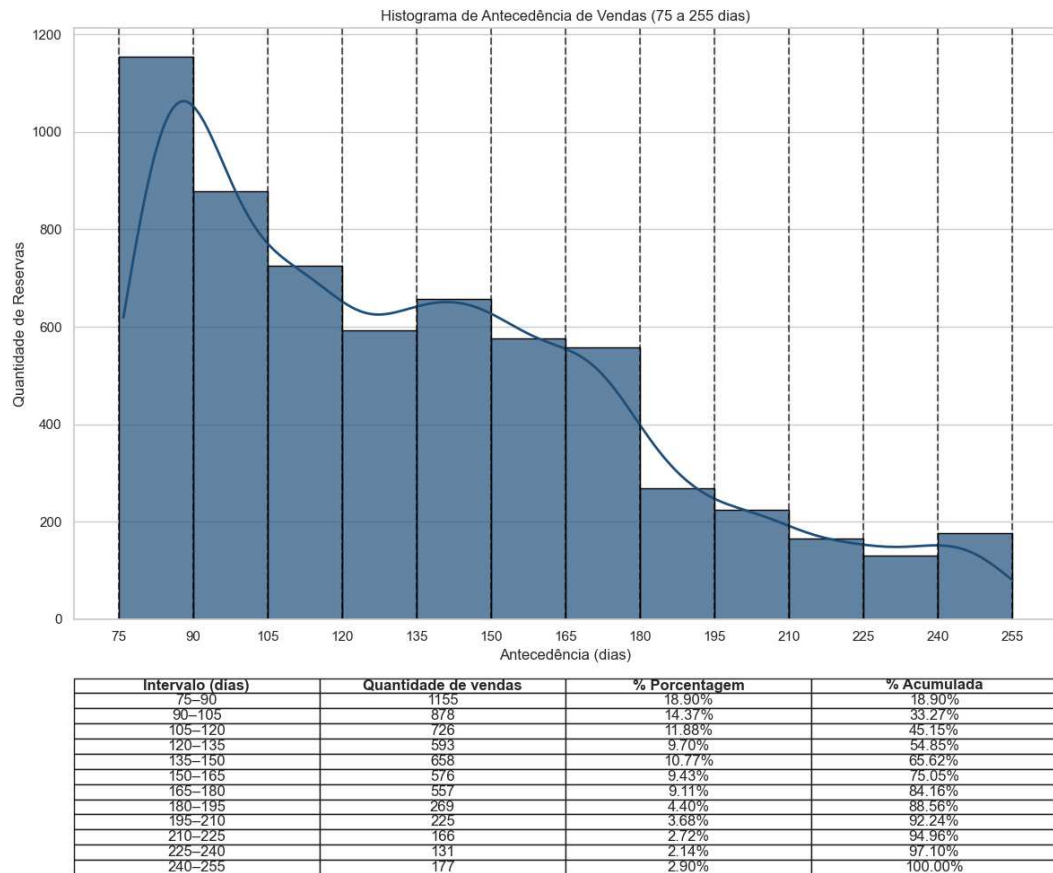
Preços maiores se concentram em antecedência média-alta faixa de 75 a 255, nesse período o delta médio é de 24% enquanto esse período abrange cerca de 43% do total das reservas. O período seguinte de menor antecedência, 0 até 75 dias, corresponde a 51% das reservas, mas detém a menor variação dos preços, cerca de 12% a mais que o preço inicial de venda. Por fim o período de alta antecedência de 255 a 365 dias, corresponde a apenas 5% das vendas e os preços de venda estão em média 17% maiores que os preços iniciais.

Desse modo, é possível verificar que existe uma possibilidade de maximização da receita para os gestores de short-stay do Airbnb na cidade de Florianópolis. Os gestores poderiam segurar seus preços um pouco mais, e esperarem até antecedências mais curtas para abaixarem suas tarifas, visto que no período de 0 a 75 dias de antecedência, quase metade do estoque ainda está disponível.

Além disso, percebe-se que o período de antecedência de 75 a 255 dias, mais especificamente, 75 a 135 corresponde a cerca de 54% das reservas dentro desse recorte. Conforme a figura 14 localizada abaixo. Nesse caso os gestores poderiam criar diferenciação nos preços aumentando ou decrescendo gradativamente conforme o maior fluxo de demanda.

Desse modo, o estudo demonstra que o Airbnb possui características próprias que o diferenciam do setor hoteleiro. A prática de redução de preços para menores antecedências é mais comum no Airbnb do que em hotéis, especialmente em redes consolidadas. Uma possível explicação para esse efeito é que, no Airbnb, grande parte dos anfitriões ainda gerencia seus imóveis de forma amadora, ou seja, são os próprios donos que administram a hospedagem sem possuírem ferramentas ou grandes conhecimentos técnicos de precificação.

Figura 14 - Histograma de Antecedência de Vendas (75 a 255 dias)



Fonte: Elaboração própria.

No artigo “Use of dynamic pricing strategies by Airbnb hosts”¹⁶, Chris Gibbs, chega à conclusão de que: “(...) apesar da importância da precificação na dinâmica para as acomodações e do uso generalizado por hotéis, o estudo conclui que ela não é adotada uniformemente pelos anfitriões do Airbnb (...)”. Desse modo, Gibbs chama atenção que muitos anfitriões do Airbnb não possuem uma estratégia de precificação eficiente conforme os hotéis. O estudo ainda sugere que o Airbnb precisa fornecer mais ferramentas e treinamento para os hosts. Esse estudo, revela que o Airbnb ainda contém um forte grau de amadorismo, e isso pode ter relação com os dados encontrados nessa monografia.

Sendo assim, ao se depararem com uma antecedência curta e com o imóvel não reservado para uma data importante, que ocorre apenas uma vez por ano e pode gerar grandes receitas, os proprietários acabam diminuindo drasticamente os preços por receio de não conseguirem uma reserva. Além do amadorismo já discutidos esse efeito de decréscimo nos

¹⁶ Gibbs, C., Guttentag, D., Gretzel, U., Yao, L. and Morton, J. (2018), "Use of dynamic pricing strategies by Airbnb hosts", *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, Vol. 30 No. 1, pp. 2-20. <https://doi.org/10.1108/IJCHM-09-2016-0540>. Acesso em: 08 fev. 2025.

preços pode estar relacionado a “aversão à perda”, teoria de Kahneman e Tversky (1979)¹⁷, onde os autores sugerem que para os seres humanos a dor de uma perda é mais intensa que o prazer de um ganho equivalente. Assim, não vender o Réveillon seria uma grande perda para os anfitriões; para evitar esse cenário, eles podem optar por reduzir os preços na baixa antecedência para o evento.

Um segundo fator que pode reforçar a relação identificada neste estudo é o fato de que o Airbnb ainda está em um estágio de maturação, operando em um mercado altamente competitivo, podendo-se até se assemelhar com um mercado de concorrência perfeita. Para o hóspede, a percepção de valor no Airbnb está mais relacionada às características do imóvel anunciado do que à reputação do anfitrião, ainda que anfitriões consolidados (superhost) possuam uma vantagem na taxa de conversão de reservas. Essa dinâmica torna o mercado do Airbnb mais suscetível à concorrência, uma vez que, a precificação desempenha um papel determinante na decisão de reserva.

Por outro lado, redes de resorts e hotéis consolidados possuem um “status quo” e um público-alvo bem definido, o que lhes confere maior estabilidade no posicionamento de preços. De acordo com a teoria da precificação dinâmica, essas redes tendem a evitar reduções bruscas de preços em curtas antecedências, pois tal estratégia poderia afetar a percepção de valor da marca. Caso um resort abaixasse frequentemente seus preços na véspera da estadia, os consumidores poderiam antecipar esse movimento e adotar uma postura estratégica de espera. Esse fenômeno poderia comprometer a receita do estabelecimento a longo prazo.

Sendo assim, para preservar sua reputação, manter uma percepção de exclusividade e valor agregado, as redes hoteleiras e resorts costumam adotar ajustes de preços mais sutis e gradativos. Evitando descontos significativos em reservas de última hora. Essa abordagem contribui para a manutenção da fidelidade dos clientes e reduz o risco de condicioná-los a esperar por reduções futuras.

Desse modo, o presente projeto identifica uma janela de oportunidade para os anfitriões do Airbnb maximizarem suas receitas. Um comportamento mais profissional como os das redes hoteleiras ou aviação permitiriam os gestores dos imóveis descenderem menos os preços, controlar melhor a cadência de reservas e demanda do mercado, conseqüentemente, maximizar a receita.

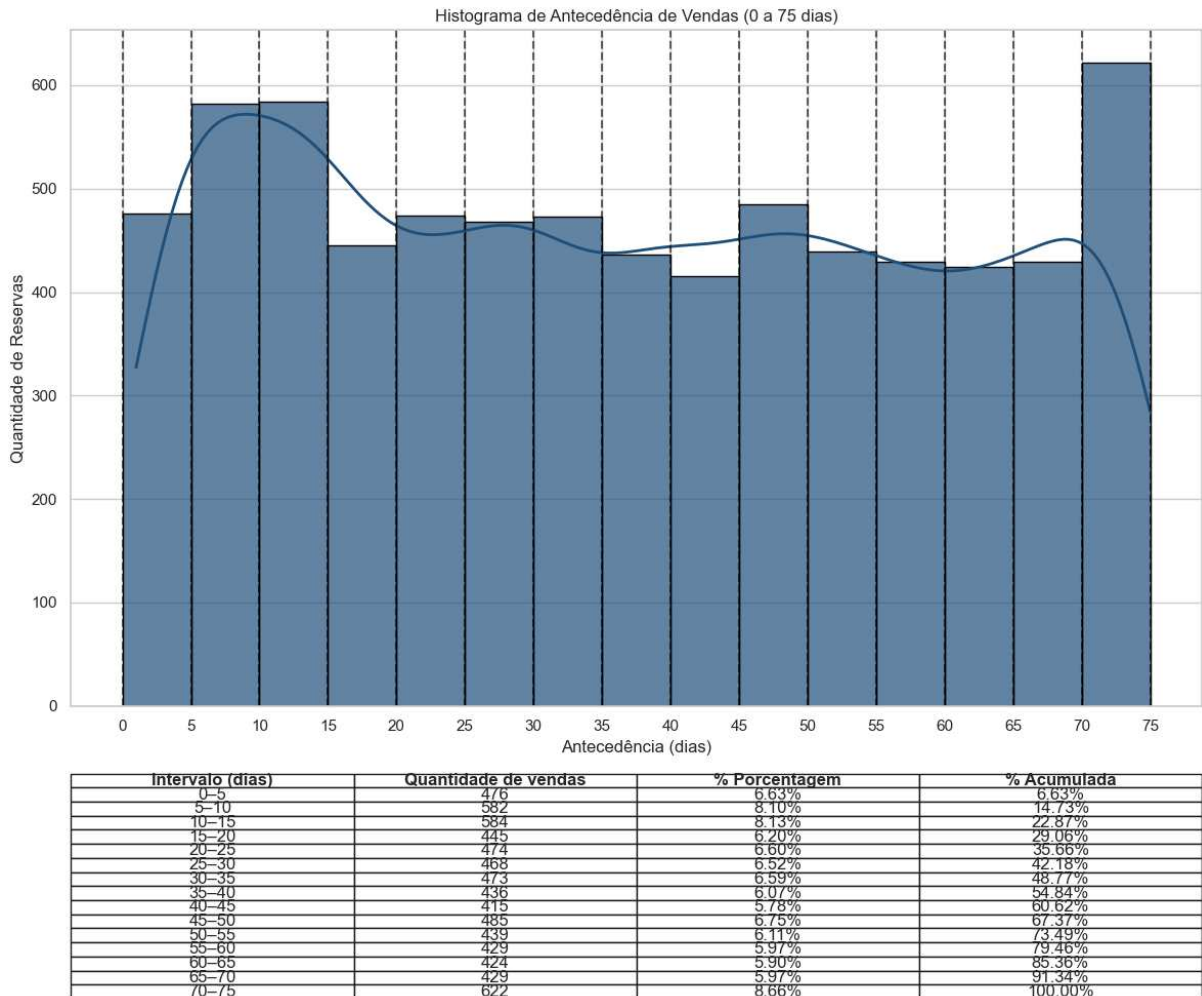
O estudo de Casamatta, Giannoni, Brustein e Jouve da Toulouse School of Economics¹⁸,

¹⁷ KAHNEMAN, Daniel; TVERSKY, Amos. Prospect theory: an analysis of decision under risk. *Econometrica*, v. 47, n. 2, p. 263-291, 1979. DOI: <https://doi.org/10.2307/1914185>. Acesso em: 08 fev. 2025.

¹⁸ CASAMATTA, G.; GIANNONI, S.; BRUNSTEIN, D.; JOUVE, J. Host type and pricing on Airbnb: seasonality and perceived market power. *Tourism Management*, 2022. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2021.104433>. Acesso em: 15 fev. 2025.

analisaram as estratégias de preços de anfitriões do Airbnb para Córsega na França, no estudo foi identificado que gestores profissionais do Airbnb, cobram em média preços 9% mais altos do que os anfitriões ocasionais (amadores). E esse diferencial aumenta significativamente na alta temporada podendo chegar a 24%. Portanto, um controle da demanda aliado a boas práticas de precificação possui um alto potencial de maximização da receita.

Figura 15 - Histograma e Tabela de Antecedência de Vendas (0 a 75 dias)



Fonte: Elaboração própria.

No exemplo desse estudo, no período de antecedência em que ocorre a redução nos preços (0 a 75 dias), os anfitriões poderiam segurar as diárias em patamares mais elevados, até por exemplo, 30 dias de antecedência. Uma vez que de 0 a 75 dias ainda tem cerca de 51% do estoque total de 14051 imóveis (após a limpeza dos outliers) disponíveis. No caso seriam mais de 7000 imóveis que ainda irão vender. Mantendo os preços mais elevados os proprietários continuam possuindo boas chances de vendas e aproveitam melhor a forte dinâmica de ocupação do período. Conforme demonstra o histograma e tabela da figura 15.

7 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Diante do crescente impacto do Airbnb no mercado de aluguel por temporada e turismo brasileiro a presente monografia teve como objetivo incrementar a pouca literatura vigente na área de Revenue Management do mercado de short-stay, especificamente do mercado de locação por temporada pelo Airbnb. Além disso, através das análises de dados e estatísticas aplicadas ao banco de dados fornecidos pela empresa Seazone, foi possível verificar a relação entre antecedência das reservas de Réveillon e a variação dos preços dos imóveis disponibilizados no Airbnb durante o período de 2021 até 2024, para a cidade de Florianópolis, Santa Catarina.

A pesquisa buscou compreender, por meio de uma ampla gama de dados e da teoria de Revenue Management aplicada ao setor de locação de curta duração, o comportamento do cenário macro da demanda e oferta na cidade de análise durante o período especificado. Desse modo, foi analisado como os anfitriões ajustam seus preços dado a antecedência do evento e como os consumidores/hospedes se comportam no mercado.

A análise dos dados revelou padrões significativos tanto no comportamento dos consumidores quanto nas estratégias de precificação adotadas pelos anfitriões do Airbnb. Primeiramente o estudo observou uma predominância de reservas com curta antecedência, abrindo a possibilidade para a existência de um padrão de consumo de última hora do público brasileiro. Através do histograma de antecedência geral e o gráfico de frequência, analisado na seção 5 desse trabalho, foi observado uma de reservas para o Réveillon nos últimos 75 dias antes do evento. Com uma concentração ainda maior nos últimos 30 a 60 dias de antecedência. Esse comportamento pode indicar uma tendência do consumidor brasileiro de adotar uma abordagem imediatista na tomada de decisão, característica já identificada em outros estudos sobre hábitos de consumo no país, como as pesquisas do SPC.

Além disso, o estudo também encontrou alguns resultados que corroboram com outras pesquisas sobre o Airbnb em outros países. Alguns artigos mostravam que o Airbnb detinha uma gestão mais amadora em relação aos hotéis e que os hosts não utilizavam as melhores técnicas de precificação. Seguindo na contramão dos hotéis, o estudo demonstrou, na seção 6, que no Airbnb há uma tendência de redução dos preços conforme se reduz a antecedência do evento. Hotéis e setores de aviação que são mais consolidados no mercado não praticam essa redução nos preços.

A análise também indicou que os preços mais elevados são observados nas reservas feitas entre 75 e 255 dias antes do evento, período onde a dinâmica de ocupação é mais baixa

comparada a outras janelas de antecedência. O pico de valorização média da venda das diárias é de 24% em relação ao preço inicial. No entanto, essa valorização tende a diminuir nos períodos de menor antecedência, chegando a apenas 12% nos últimos 75 dias, e 6% nos últimos 15 dias. Esse padrão sugere que há uma janela de oportunidade para maximização de receita caso os anfitriões ajustem suas estratégias de precificação de forma mais estruturada, evitando reduções precipitadas de preço e adotando um controle mais rigoroso sobre a demanda.

Por fim, os resultados chamam a atenção para uma possível evidência de que o mercado do Airbnb ainda apresenta um forte caráter amador, com muitos anfitriões gerenciando suas propriedades sem aplicar conceitos avançados de Revenue Management. A ausência de uma estratégia consolidada de precificação pode contribuir para a volatilidade dos preços e a dependência de reservas de última hora, tornando o setor mais vulnerável a flutuações de demanda e reduzindo o potencial de receita dos anfitriões.

Sendo assim, o estudo traz uma implicação prática, ou seja, uma abordagem mais eficaz para a gestão dos anfitriões dado o cenário ocupação vs antecedência. A maior concentração de reservas em curta antecedência abre margem para que os anfitriões segurem os preços em patamares mais altos e implemente uma diminuição mais gradual no delta dos preços.

Desse modo, os resultados indicam que a precificação dinâmica no Airbnb pode ser aprimorada com base em estratégias já utilizadas por setores como a hotelaria e a aviação. Práticas como a diferenciação de preços por tipo de imóvel, sazonalidade e comportamento do consumidor podem ser ajustadas para o contexto da economia compartilhada, permitindo uma melhor adaptação do mercado e um aumento na previsibilidade da receita para os anfitriões.

É importante ressaltar que esse estudo é um recorte das vendas de Réveillon para os períodos de 2021 até 2024 na cidade de Florianópolis, Santa Catarina. Portanto, outras regiões podem ter comportamentos completamente diferentes. Além disso, na própria cidade de Florianópolis podem haver comportamentos diferentes a depender do período de análise. Não foram analisados nesse trabalho detalhes específicos de imóveis e regiões. Como se sabe pela literatura vigente, número de quartos, localização, “amenities”, nota do imóvel e do anfitrião podem influenciar os preços e a dinâmica de locação. Por fim, a análise foi baseada em valores praticados ao longo do tempo e não levou em consideração fatores externos que poderiam influenciar os preços durante o período.

Diante das limitações identificadas, há diversas oportunidades para aprofundar o estudo da precificação no Airbnb e no setor de aluguel por temporada. Como sugestão de ampliação do estudo seria realizar as análises comparativas segregando o número de quartos dos imóveis,

bem como outras características que podem influenciar o preço e a demanda. Além disso, há possibilidade de realizar o estudo em cidades com características distintas a de Florianópolis, onde a demanda é menos sazonal e constante. Alguns exemplos de cidades para análise poderiam ser as cidades de São Paulo, Brasília e Goiânia, onde os preços das diárias geralmente se mantêm mais estáveis, uma vez que, essas cidades possuem uma demanda mais constante e grande oferta de imóveis.

Por fim, considerando que o Airbnb é um mercado altamente dinâmico, pesquisas futuras poderiam explorar o impacto de fatores externos na precificação e na demanda, como variações econômicas, mudanças regulatórias ou inovações tecnológicas dentro da plataforma. Com a crescente adoção de algoritmos de precificação automática, entender como essas ferramentas influenciam o comportamento dos anfitriões e a eficiência da precificação no setor pode ser um tema relevante para estudos futuros.

REFERÊNCIAS

- ABRATE, Graziano; FRAQUELLI, Giovanni; VIGLIA, Giampaolo.** Dynamic pricing strategies: Evidence from European hotels. *International Journal of Hospitality Management*, v. 31, n. 1, p. 160-168, 2012.
- CASAMATTA, G.; GIANNONI, S.; BRUNSTEIN, D.; JOUVE, J.** Host type and pricing on Airbnb: Seasonality and perceived market power. *Tourism Management*, 2022.
- CHEN, Y.; ZHANG, R.; LIU, B.** Fixed, flexible, and dynamic pricing decisions of Airbnb mode with social learning. *Tourism Economics*, 2020.
- CNC.** Pesquisa de Endividamento e Inadimplência do Consumidor, agosto 2024 - PEIC. [S.l.]: CNC, 2024. Disponível em: https://portal-bucket.azureedge.net/wp-content/2024/09/Relatorio_Peic_ago24.pdf. Acesso em: 8 fev. 2025.
- DA SILVA OLIVEIRA, Cícero Josinaldo.** Vida a crédito e consumismo: a procrastinação de cabeça para baixo. *Griot: Revista de Filosofia*, v. 13, n. 1, p. 145-163, 2016.
- DING, K.; CHOO, W. C.; NG, K. Y.; ZHANG, Q.** Exploring changes in guest preferences for Airbnb accommodation with different levels of sharing and prices: Using structural topic model. *Frontiers in Psychology*, v. 14, p. 1120845, 2023.
- GIBBS, Chris et al.** Pricing in the sharing economy: A hedonic pricing model applied to Airbnb listings. *Journal of Travel & Tourism Marketing*, v. 35, n. 1, p. 46-56, 2018.
- GIBBS, Chris; GUTTENTAG, Daniel; GRETZEL, Ulrike; YAO, Lan; MORTON, Jym.** Use of dynamic pricing strategies by Airbnb hosts. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, v. 30, n. 1, p. 2-20, 2018.
- HAYES, David K.; HAYES, Joshua D.; HAYES, Peggy A.** *Revenue management for the hospitality industry*. John Wiley & Sons, 2021.
- HONG, Insu; YOO, Changsok.** Analyzing spatial variance of Airbnb pricing determinants using multiscale GWR approach. *Sustainability*, v. 12, n. 11, p. 4710, 2020.
- KAHNEMAN, Daniel; TVERSKY, Amos.** Prospect theory: an analysis of decision under risk. *Econometrica*, v. 47, n. 2, p. 263-291, 1979. DOI: <https://doi.org/10.2307/1914185>. Acesso em: 15 fev. 2025.
- MCMAHON-BEATTIE, U.; YEOMAN, I. (Eds.).** *Yield Management: Strategies for the Service Industries*. London: Continuum, 2000. p. 3-14.
- KIMES, Sheryl E.** A strategic approach to yield management. In: **INGOLD, A.;**
- KIMES, Sheryl E.; CHASE, Richard B.** The strategic levers of yield management. *Journal of Service Research*, v. 1, n. 2, p. 156-166, 1998.
- KIMES, Sheryl E.** The basics of yield management. *Cornell Hotel and Restaurant Administration Quarterly*, v. 30, n. 3, p. 14-19, 1989.

KIMES, Sheryl E. Revenue management: a retrospective. *Cornell Hotel and Restaurant Administration Quarterly*, v. 44, n. 5, p. 131-138, 2003.

KIMES, Sheryl E. The future of hotel revenue management. *Journal of Revenue and Pricing Management*, v. 10, n. 1, p. 62-72, 2011.

MAGNO, F.; CASSIA, F.; UGOLINI, M. Accommodation prices on Airbnb: effects of host experience and market demand. *The TQM Journal*, v. 30, n. 5, p. 608-620, 2018.

MCGILL, Jeffrey I.; VAN RYZIN, Garrett J. Revenue management: Research overview and prospects. *Transportation Science*, v. 33, n. 2, p. 233-256, 1999.

NASCIMENTO, Marcus Vinícius. Efeito da antecedência de compra nas variações de preço das passagens aéreas: o caso da região metropolitana de São Paulo. *Journal of Transport Literature*, v. 6, p. 49-59, 2012.

OXFORD ECONOMICS. Relatório sobre o impacto econômico do Airbnb no Brasil. [S.l.]: Airbnb, 2023. Disponível em: https://news.airbnb.com/wp-content/uploads/sites/4/2023/07/Oxford-Economics_Brasil_2022.pdf. Acesso em: 1 fev. 2025.

SPC BRASIL. Pesquisa do SPC revela comportamento imediatista do consumidor brasileiro. [S.l.]: SPC Brasil, 2013. Disponível em: https://meubolsofeliz.com.br/wp-content/uploads/2014/01/spc_brasil_analise_comportamento_consumo_2013.pdf. Acesso em: 8 fev. 2025.

SPC BRASIL. Maioria dos brasileiros usa o crédito para realizar compras imediatistas, aponta relatório do SPC Brasil. [S.l.]: SPC Brasil, 2014. Disponível em: https://www.spcbrasil.org.br/uploads/st_imprensa/release_overview_pesquisas_2014_v8.pdf. Acesso em: 8 fev. 2025.

SPC BRASIL. 52% dos brasileiros fizeram alguma compra por impulso nos últimos três meses, revela SPC Brasil. [S.l.]: SPC Brasil, [s.d.]. Disponível em: https://www.spcbrasil.org.br/uploads/st_imprensa/release_uso_do_credito_comportamento_v_8.pdf. Acesso em: 8 fev. 2025.

VIVES, Aldric; JACOB, Marta; PAYERAS, Marga. Revenue management and price optimization techniques in the hotel sector: A critical literature review. *Tourism Economics*, v. 24, n. 6, p. 720-752, 2018.

VOLTES-DORTA, A.; SÁNCHEZ MEDINA, A. Drivers of Airbnb prices according to property/room type, season and location: A regression approach. *Journal of Hospitality and Tourism Management*, v. 45, p. 1-21, 2020.

WANG, Dan; NICOLAU, Juan L. Price determinants of sharing economy based accommodation rental: A study of listings from 33 cities on Airbnb.com. *International Journal of Hospitality Management*, v. 62, p. 120-131, 2017.

ZHANG, Zhihua et al. Key factors affecting the price of Airbnb listings: A geographically weighted approach. *Sustainability*, v. 9, n. 9, p. 1635, 2017.